

Polskie Towarzystwo Cybernetyczne

CYBERNETYKA

RYSZARD TADEUSIEWICZ

BIOCYBERNETYKA



Wrocław · Warszawa · Kraków · Gdańsk · Łódź
Zakład Narodowy imienia Ossolińskich
Wydawnictwo Polskiej Akademii Nauk
1988

Komitet Redakcyjny

Jerzy Buratowski, Wiktor Chotkowski, Jan Doroszewski, Jan Figurski, Józef Jagielski, Edward Kącki, Hanna Kępka (sekretarz Redakcji), Antoni Pach, Tadeusz Puchałka, Bernard Rzeczyński, **Robert Staniszewski** (redaktor naczelny)

Rada Redakcyjna

Jerzy Buratowski, Wiktor Chotkowski, Józef Jagielski, Tadeusz Kasprzak, Edward Kącki, Hanna Kępka (sekretarz Rady), Jan Kożuchowski, Edward Kowalczyk (przewodniczący Rady), Antoni Pach, Stanisław Pobis, Bernard Rzeczyński, **Robert Staniszewski**, Bronisław Żurawski

Adres Redakcji

ul. W. Czumy 2 m 63
01-355 Warszawa

Wydano z pomocą finansową Polskiej Akademii Nauk

Okladkę projektował

Ewa Białas Naskow

Redaktorzy Wydawnictwa

Maria Lyko, Krystyna Nasuszny

Redaktor techniczny

Adam Nowak

© Copyright by Zakład Narodowy im. Ossolińskich – Wydawnictwo, Wrocław 1988
Printed in Poland

ISBN 83-04-02890-5

Zakład Narodowy im. Ossolińskich – Wydawnictwo, Wrocław 1988.

Nakład: 820 egz.

Objętość: ark. wyd. 4,50, ark. druk. 4,25, ark. A1-6.

Papier offset kl. III, 80 g, 70 x 100.

Oddano do składania 1987-11-10.

Podpisano do druku 1988-05-17.

Druk skończono w czerwcu 1988.

Wrocławska Drukarnia Naukowa Zam. 556/87. K-16.

Cena zł 140.-

<i>Przedmowa</i>	5
<i>Wstęp</i>	7
Rozdział 1. Modele cybernetyczne systemów biologicznych	9
Obiekty modelowania	9
Ograniczenia wiedzy	10
Cele i środki modelowania	10
Metody modelowania	11
Użyteczność modeli	12
Korzyści praktyczne ze stosowania modeli	13
Kategorie pojęciowe modelowania	14
Zmienne stanu	15
Symulacja komputerowa systemów biologicznych	16
Rozdział 2. Procesy informacyjne w żywych organizmach	19
System nerwowy z cybernetycznego punktu widzenia	19
System hormonalny	24
Integracyjna rola informacji w organizmie	25
Rozdział 3. Biocybernetyczne modele systemu nerwowego	28
Model komórki nerwowej – sygnały dyskretne	28
Funkcje logiczne a model komórki nerwowej	32
Sieci neuropodobne	37
Model komórki nerwowej – sygnał ciągły	45
Rozdział 4. Modele biocybernetyczne systemów percepcyjnych	52
System percepcyjny człowieka	52
Redukcja ilości informacji	54
Modele systemów percepcyjnych	56
<i>Zakończenie</i>	66
<i>Biocybernetics (summary)</i>	67
<i>Биокибернетика (резюме)</i>	67

Biocybernetyka jako dziedzina nauki istnieje od niedawna, a jej cele, zadania i możliwości są przedmiotem licznych kontrowersji – także i wśród specjalistów. Jest to dziedzina fascynująca: penetrując pogranicze biologii i techniki dostarcza biologom nowych formalnych sposobów do opisu i badania żywych organizmów i ich narządów, a technikom umożliwia opieranie nowych konstrukcji maszyn i urządzeń na zasadach „podpatrzonych” w przyrodzie ożywionej. Wszystkie wymienione fakty wskazują na celowość opracowania popularnego wykładu, obejmującego najważniejsze problemy i osiągnięcia biocybernetyki. Z jednej bowiem strony, brak takiego opracowania przyczynia się do powstawania i upowszechniania błędnych sądów na temat tego, czym biocybernetyka jest naprawdę, z drugiej zaś strony, wspomniany interdyscyplinarny charakter biocybernetyki wskazuje na potencjalne istnienie licznej grupy osób wykonujących różne zawody, które mogą bezpośrednio lub pośrednio odnieść korzyść z poznania metod biocybernetyki i z wykorzystania jej wyników. Te wszystkie poważne i rzeczowe argumenty błędą jednak w zestawieniu z osobistym odczuciem autora, że biocybernetyka jest fascynującą przygodą intelektualną, dostarczającą możliwości i okazji do wycieczki w głąb własnej osobowości, pozwalającą lepiej rozumieć siebie, technikę i otoczenie – a tym samym wiedzą, której posiadanie niezmiernie człowieka wzbogaca i rozwija, a której brak jest stratą taką samą, jak niemożliwość obcowania z dziełem sztuki lub podziwiania piękna Natury.

Niniejsza publikacja ma pomagać wszystkim zainteresowanym w „przechadźce” pograniczem biologii i techniki, ma sprzyjać zadumie nad złożonością współczesnych maszyn i nad doskonałością inżynierskiego kunsztu przyrody, ma wreszcie wprowadzać czytelnika w XXI wiek, w którym rola i znaczenie biocybernetyki będą znacznie większe niż dziś – choć być może będzie się ona wówczas zupełnie inaczej nazywała.

Używany do dziś termin bionika utworzył major sił powietrznych USA Jack E. Steele. Na specjalnie zwołanym kongresie w dniach 13–15 września 1960 roku w Dayton (stan Ohio, USA) ponad siedmiuset uczonych i praktyków: biologów, inżynierów, matematyków, fizyków i psychologów przyjęło tę nazwę oraz zgodziło się z podaną przez Steele'a definicją nowej dziedziny nauki. Miała ona traktować o systemach technicznych odtwarzających funkcje żywych organizmów, mających charakterystyki żywych organizmów i budowanych na zasadzie analogii do żywych organizmów.

Drogi bioników niemal natychmiast rozeszły się w różne strony. Jedni podejmowali badania nad mechaniką ruchu kończyn i lokomocją systemów kroczących, mogących poruszać się po nierównym podłożu, inni zajęli się aerodynamiką lotu ptaków i owadów, jeszcze inne grupy analizowały opory ruchu zwierząt wodnych, poszukując własności ich skóry odpowiedzialnych za wygaszanie mikroturbulencji pochłaniających energię. W rezultacie bionika, mająca w zamierzeniach jej twórców integrować badaczy z różnych dziedzin i specjalności, sama rozpadła się na różne specjalizacje, niejednokrotnie tracące wzajemnie ze sobą kontakt koncepcyjny i terminologiczny. Powstały nowe dziedziny – biomechanika, biotechnologia, biomateriały, biocybernetyka ...

Biocybernetycy zajęli się zagadnieniami cybernetycznymi, dotyczącymi sterowania, komunikacji, przetwarzania i gromadzenia informacji w systemach biologicznych i technicznych.

Ujmując sedno problemu najbardziej lapidarnie możemy stwierdzić, że biocybernetyka jest nauką pozwalającą wzorować konstrukcje systemów technicznych na budowie i funkcjach systemów biologicznych. Rozważmy to dokładniej na dwu konkretnych przykładach.

W historii rozwoju aeronautyki miał miejsce okres, kiedy ludzie uświadomili sobie korzyści latania, a nie dysponowali wiedzą ani empirycznym doświadczeniem inżynierów, pozwalającymi zbudować aparat latający cięższy od powietrza. Potrzeby wyprzedzały możliwości, a równocześnie szybujące po niebie ptaki stanowiły wyzwanie. Zaczęto więc – obok innych prac – podejmować próby naśladowania kształtu skrzydeł ptasich i ptasiego sposobu latania. W rezultacie pierwsze aparaty latające Le Brisa, Lilienthala i Adera uderzająco przypominały ptaki. Wprawdzie bardzo szybko empiryczna wiedza pionierów latania wyparła te ptasie analogie; już samoloty braci Wright lub Bleriota bardziej przypominały współczesne płatowce niż ornitologiczne pierwowzory, ale niezaprzeczalny wpływ biologicznych inspiracji na pierwsze

konstrukcje każe nam wracać do tej historii, upatrując w niej potwierdzenia dla współczesnych usiłowań naśladowania natury. Jest to oczywiście historia odległa w skali rozwoju samolotów, chociaż czasowo stosunkowo bliska: od pierwszych udanych lotów minęło niemal dokładnie 100 lat (Le Bris 1868, Ader 1891, Lilienthal 1895, Wright 1903, Bleriot 1909). Dziś jednak klatka z ptakami w pracowni konstruktora naddźwiękowych odrzutowców budzić może jedynie rozbawienie. Powstały i rozwinęły się dziedziny teoretyczne: aeromechanika, aeroelastyczność, dynamika gazów, mechanika lotu, stereomechanika techniczna... To one, wraz z empiryczną wiedzą pokoleń inżynierów, doświadczeniami w aerodynamicznych tunelach i odważnymi wyczynami pilotów oblatywaczy, wyznaczają dziś drogę do nowych konstrukcji lotniczych. Dziś tak, ale sto lat temu?

Analogiczna sytuacja, jak w pionierskim okresie lotnictwa, ma dziś miejsce w problematyce tak zwanej sztucznej inteligencji. Już dziś potrzebujemy systemów, których własności mogą być porównywane z cechami ludzkiego mózgu. Potrzebujemy sprawniejszych, niż posiadane, systemów przetwarzających informacje, chcemy nasze maszyny wyposażać w możliwości rozpoznawania obrazów i rozumienia mowy, wymagamy od nich, by się uczyły, gromadziły informacje w sposób umożliwiający wyciąganie na jej podstawie wniosków, na koniec by sprawnie sterowały swoim zachowaniem w zależności od sytuacji, której szczegółów nie jesteśmy w stanie do końca przewidzieć przy ich budowie. Wszystkiego tego oczekujemy od maszyn, gdyż sami jesteśmy do tego zdolni, tak jak niegdyś ludzie marzyli o lataniu, śledząc wzrokiem tory ptasie w błękitie nieba. Niestety, żadne z wymienionych zadań nie może być w chwili obecnej zadowalająco rozwiązane metodami samej techniki. Potrafimy to robić sami, obserwujemy, że niektóre z wymienionych czynności wykonują prymitywne zwierzęta, a nasze maszyny tego robić nie umieją. Czy nie jest więc celowe, zamiast beczynninie czekać na rozwój — bardzo intensywnie zresztą uprawianej — teorii systemów „sztucznej inteligencji”, oprzeć się już dziś na dostępnych danych i faktach z zakresu biologii i próbować konstruować potrzebne systemy naśladowując żywe organizmy. Jest to rozwiązanie tymczasowe pozwalające już zaspokajać potrzeby i gromadzić doświadczenia, podczas gdy teoria i praktyka inżynierska są na etapie „ząbkowania”. Później przyjdą rozwiązania samodzielne, lepiej dostosowane do własności tworzywa, z którego wykonywane są systemy techniczne, być może pod wieloma względami doskonalsze od biologicznych pierwowzorów. Później ...

Do biocybernetyki należą więc modele systemów informacyjnych i sterujących żywych organizmów oraz wzorowane na nich systemy techniczne, włącza się tu biologiczne i medyczne zastosowania informatyki oraz psychologiczne podstawy sztucznej inteligencji, systemy komunikacji człowieka z maszynami oraz wzorowane na ludzkiej percepcji receptory maszyn. Biorąc pod uwagę nadzieje, jakie towarzyszyły powstaniu bioniki — to bardzo niewiele, biorąc za podstawę złożoność i ważność rozważanych problemów — to bardzo dużo.

MODELE CYBERNETYCZNE SYSTEMÓW BIOLOGICZNYCH

Jak już wspomniano, biocybernetyka stanowić powinna połączenie pomiędzy osiągnięciami i odkryciami biologii a potrzebami i wymaganiami techniki – informacje na temat systemów biologicznych gromadzone są przez biologów w formie werbalnej i graficznej, podczas gdy do wykorzystania w technice lepiej nadają się opisy sformalizowane, w szczególności matematyczne. Istnieje więc różnica języków pomiędzy technikami i biologami, polegająca zarówno na odmiennej terminologii, jak i na odmiennym sposobie wykorzystywania zgromadzonych wiadomości. Różnica ta wymaga zniwelowania i na tym między innymi polega istota badań bionicznych.

Metodą udostępnienia technice osiągnięć biologii może być między innymi modelowanie cybernetyczne. Jest to metodyka postępowania, która potwierdziła swoją przydatność w technice, a także bywa efektywnie wykorzystywana w ekonomii, socjologii, wojskowości i w wielu innych dziedzinach. W największym skrócie można powiedzieć, że polega ona na wykorzystaniu opisu matematycznego badanych obiektów i zjawisk do imitowania dynamiki zachodzących w rzeczywistym systemie procesów i do przewidywania (zwykle z wykorzystaniem maszyny cyfrowej) zachowania tych procesów w interesujących warunkach.

Obiekty modelowania

Przystępując do budowy modelu dokonujemy zawsze kilku zabiegów ograniczających, których skutkiem jest – czy tego chcemy, czy nie – zmniejszona przydatność i użyteczność zbudowanego modelu.

Wybierając obiekt modelowania dokonujemy pierwszego i podstawowego ograniczenia, gdyż z – ciąglej w swojej naturze – rzeczywistości wydzielamy interesujący nas obiekt, wstawiając pomiędzy ten obiekt a pozostałe elementy rzeczywistości, nazywane umownie otoczeniem, granice (których w istocie nie ma). Takie wyrwanie obiektu badań z jego otoczenia stanowi zabieg rutynowo i nieco bez zastanowienia stosowany w każdej niemal dyscyplinie naukowej. „Cosi fan tutte...”, nie jest to jednak żadne usprawiedliwienie, gdyż rzeczywistość jest ciągła, a każdy obiekt jest pod wpływem dziesiątków

oddziaływań i uwikłany jest w dziesiątki współzależności ze swoim otoczeniem, których brutalne przerwanie, arbitralne dzielenie i ignorowanie nie może pozostawać bez wpływu na końcowy wynik prac badawczych, nawet jeśli potem wykorzystujemy najbardziej wyrafinowaną matematykę i najbardziej nowoczesne komputery. Szczególnie ostrożni powinni być stosujący tę, rodem z prosektorium, technikę badawczą do opisu systemów biologicznych, a zwłaszcza najbardziej tajemniczego, najdziwniejszego z nich i najbardziej fascynującego – ludzkiego mózgu. Niestety, dla tej – słusznie napiętnowanej metodyki nie ma chwilowo alternatywy. Nasz umysł i jego plody – metodologia nauk, matematyka, logika, wreszcie najmłodsza – cybernetyka, nie dysponują możliwościami ogarnięcia rzeczywistości w całej jej złożonej postaci. Wydzielanie obiektów badań i ograniczanie pola widzenia są w istocie wyrazem kapitulacji Nauki wobec złożoności świata, który ma badać i opisywać. Nie mogąc poznać całości, próbujemy rozbijać ją na części i wyrażamy niejawną nadzieję, że uda nam się kiedyś te części znowu złożyć w całość. Pozostaje jedynie pytanie: kto i kiedy tego złożenia dokona?

Ograniczenia wiedzy

Omówione ograniczenie jest pierwszym, ale nie jedynym. Kolejny czynnik, wazący na metodyce modelowania, wiąże się z faktem, że modelowaniu (jakąkolwiek, omówioną niżej metodą) poddawany jest nie rzeczywisty obiekt, lecz w istocie nasza wiedza o nim. Wiedza ta jest stale wzbogacana, trudno nazwać ją dziś wąską lub ograniczoną, lecz w stosunku do rzeczywistego obiektu, z jego potencjalnie nieskończoną liczbą różnych własności – jest i zapewne zawsze będzie niepełna. Zwykle w tym miejscu pojawia się argumentacja, że wprawdzie nie wiemy o modelowanym obiekcie wszystkiego, ale ta wiedza, którą dysponujemy, odpowiada naszym potrzebom, odwzorowuje te aspekty funkcjonowania obiektu, które uważamy za ważne, istotne, koncentrujące naszą uwagę. Jest to zawsze „podejrzana” argumentacja, a szczególnie dyskusyjna staje się w odniesieniu do obiektów, którymi zajmuje się biocybernetyka, gdyż w przypadku obiektów biologicznych szczególnie trudno podać naprawdę wyczerpujący wykaz najważniejszych własności – wszak nawet w tym zakresie nasza wiedza biologiczna jest niekompletna i nie rozumiemy do końca, obserwując obiekt biologiczny i badając jego własności, co jest aspektem o zasadniczym znaczeniu, a co mało istotną, przypadkową w gruncie rzeczy własnością.

Cele i środki modelowania

Obok ograniczeń wynikających z podstaw wiedzy, za pomocą której dokonywana jest konstrukcja modeli, występują ograniczenia związane z celami modelowania i używanymi środkami do ich budowy. Na ogół model konstruowany jest z określonym przeznaczeniem – przykładowo, większość

modeli budowanych przez biocybernetyków przeznaczona jest do tego, aby udostępnić zasady funkcjonowania określonych systemów żywego organizmu inżynierom budującym maszyny o podobnym przeznaczeniu. Bywają jednak i inne cele — konstruuje się modele określonych narządów dla celów diagnostycznych lub dydaktycznych w medycynie, buduje się modele ekosystemów dla prognozowania rozwoju sytuacji w określonej populacji lub w całym środowisku, bywają też modele systemów biologicznych służące badaniom biologicznych efektów określonych form oddziaływania — na przykład promieniowania jonizującego. Niezależnie jednak od tego, jaki jest konkretny cel budowy modelu, wpływa on zawsze na dobór faktów uwzględnianych w strukturze modelu oraz takich, które zostają pominięte lub których oddziaływanie opisywane jest w sposób uproszczony, zagregowany lub uśredniony. W praktyce oznacza to, że ten sam obiekt może być w różny sposób modelowany, co oczywiście stanowi kolejny czynnik skłaniający do ostrożności przy wnioskowaniu o działaniu rzeczywistego systemu na podstawie obserwacji poczynionych na modelu.

Metody modelowania

Ostatni diskutowany tu składnik, ograniczający wiarygodność modelowania, wiąże się z używanymi metodami modelowania. Rozróżnić można metody dwojakiego rodzaju — tak jak w procesie konstrukcji modelu wyodrębnić można dwa etapy. Z jednej strony, potrzebne są sposoby formalne, konieczne do budowy matematycznych zrębów modelu. Dostępne są tu rozmaite techniki: analiza wymiarowa, teoria analogii, równania różniczkowe zwyczajne i cząstkowe, teoria aproksymacji, estymacji i interpolacji, teoria systemów, metody dynamiki systemów, teoria grafów — wprost trudno wyliczyć wszystkie te działy matematyki i cybernetyki, które są przydatne przy budowie formalnego opisu obiektu, będącej pierwszym etapem procesu modelowania. Z drugiej strony, mając już gotowy opis matematyczny modelu można go wykorzystywać do budowy modelu symulacyjnego — przy czym pozostają do dyspozycji zarówno analogowe (obecnie częściej hybrydowe) komputery modelujące dynamikę procesów, jak i maszyny cyfrowe, programowane z użyciem całej gamy różnych języków programowania — uniwersalnych i specjalizowanych do różnych typów modeli systemów i różnych trybów symulacji. Nie wdając się w specjalistyczny i — przynajmniej to — dość nudny wykład na temat różnych sposobów modelowania, trzeba z naciskiem odnotować jeden fakt: przyjęta technika modelowania i wybrana metoda rzutuje na strukturę modelu, a nawet nakłada na twórcę modelu tak wiele specyficznych ograniczeń i uwarunkowań, że często myśli się więcej o tym, jak określone struktury wyrazić za pomocą wybranych metod formalnych lub komputerowych komend, niż nad tym, jaka powinna być struktura założonej części modelu, z punktu widzenia właściwego odwzorowania oryginału i poprawnego zmierzania do osiągnięcia założonych celów modelowania. Zatem

metody formalne i techniki informatyczne stanowią kolejne, ostatnie już z wymienianych, źródło niedoskonałości modeli oraz rozbieżności, jakie występują pomiędzy modelowanym obiektem a używanym modelem – szczególnie jeśli obiekt jest określonym systemem biologicznym, a model ma z założenia być użyteczny technicznie.

Użyteczność modeli

Mimo licznych przedstawionych wyżej niedoskonałości, technika modelowania jest bardzo użyteczna, a dla biocybernetyka stanowi ona podstawowy sposób pracy.

Dysponując zbudowanym i pozytywnie zweryfikowanym modelem, możemy osiągnąć za jego pomocą korzyści trojakiemu rodzaju: naukowe, dydaktyczne i praktyczne. Zaczniemy od naukowych, gdyż one dalej będą nas głównie interesowały. Konstrukcja modelu pełni w każdej wiedzy empirycznej rolę porządkującą, komasującą i inspirującą zarazem. Rola porządkująca wynika z faktu, że próba konstrukcji modelu jest najbardziej wszechstronnym, wymagającym i wnikliwym testem kompletności, wewnętrznej niesprzeczności i zupełności posiadanej wiedzy o wybranych aspektach modelowanego obiektu. Werbalna forma prezentacji najważniejszych osiągnięć badawczych w biologii sprzyja powstawaniu – nie zamierzonego niekiedy przez autorów odpowiednich prac – wrażenia kompletności i wewnętrznej spójności posiadanej wiedzy, w sytuacji kiedy obok zagadnień dogłębnie poznanych są problemy nie rozwiązane i wymagające dalszych prac. Próba budowy modelu komputerowego jest w takim przypadku kompetentnym i bardzo rygorystycznym testem kompletności wiedzy. Równocześnie krytyczna ocena materiału faktograficznego przez twórcę modelu pełni nader istotną, inspirującą rolę w stosunku do badaczy, zajmujących się gromadzeniem wiedzy empirycznej – wskazywać bowiem może te niedostrzegane często, mało zbadane obszary, w których trzeba dokonać postępu, aby cały gmach empirycznej wiedzy mógł się rozwijać równomiernie i harmonijnie. Zatem przydatność modelowania na gruncie naukowym zaznacza się głównie w sposób pośredni, jak to wyżej obszernie wykazano.

Bezpośrednie są natomiast korzyści z modelu w dydaktyce. Prezentując wiedzę o określonym systemie trzeba dbać o to, aby przekazać najistotniejsze fakty w najbardziej zwarty sposób. Mało jest natomiast sposobów prezentacji wiedzy, które pod względem zawartości i konkretnej postaci mogą konkurować z dobrze skonstruowanym modelem. W modelu – jeśli się go dobrze zbuduje i poprawnie przedstawi – widać w sposób najbardziej przejrzysty i zwarty zarówno zasadnicze elementy systemu oraz ich funkcje, jak również podstawowe powiązania, kierunki oddziaływań, na koniec wreszcie, całość struktury systemu i jego generalny plan. W dodatku model oferuje coś znacznie cenniejszego, niż sam opis systemu, a mianowicie w przypadku zrealizowania go w formie programu symulacyjnego dla dowolnego komputera możliwe jest

także śledzenie czasowych przebiegów zmian wybranych parametrów, współczynników, zmiennych i sygnałów w symulowanym systemie, w dogodnej postaci i w dogodnym tempie w stosunku do rzeczywistości (możliwe są przyspieszenia i zwolnienia biegu symulowanych wydarzeń, a także prezentacje liczbowe, graficzne, opisowe i dowolne inne wyników i przebiegu symulacji).

Korzyści praktyczne ze stosowania modeli

Przydatność praktyczna modeli różnych systemów: technicznych, ekonomicznych, społecznych, organizacyjnych i wielu innych została potwierdzona na setkach przykładów, a konstrukcja modeli dla tych praktycznych zastosowań stała się zawodową powinnością dużych grup ludzi. Korzyści praktyczne, jakie można osiągnąć posługując się modelem sklasyfikować można w dwu zasadniczych grupach zastosowań – prognostycznych i kontrolnych.

Funkcjonujący model może oddawać nieocenione usługi przy badaniu skutków określonych działań przed ich rzeczywistym podjęciem. Mając model można badać i dokładnie przewidywać następstwa określonego działania sterującego, zmiany struktury lub modyfikacji funkcji określonych elementów systemu. W ten sposób można bezpiecznie wybierać politykę sterowania, optymalny wariant modernizacji systemu, czy wreszcie najlepszą jego strukturę, jeśli jest dopiero w stadium projektów. W odniesieniu do systemów biologicznych, ta prognostyczna funkcja ma największe znaczenie w ekologii, nie można jednak jej nie doceniać także i w innych dziedzinach: zootechnice, rolnictwie, a także w medycynie.

Dysponując modelem zjawiska można w razie potrzeby pozyskiwać informacje o nim za pomocą tego modelu, a nie przez obserwację i pomiary samego rzeczywistego obiektu. Oczywiście postępowanie takie obwarowane być musi wszystkimi zastrzeżeniami i ograniczeniami, wynikającymi z dyskusowanej niedoskonałości samej techniki modelowania oraz z możliwości występowania błędów, których źródłem są niedoskonałości modelu. Jeśli jednak mamy pewność, że model jest poprawnie zbudowany, to wówczas uzyskanie informacji o stanie obiektu przy wykorzystaniu modelu, a nie podczas bezpośredniego doświadczenia prowadzonego na rzeczywistym obiekcie, może być opłacalne. W praktyce omawiany teraz typ zastosowań może być dodatkowo podzielony na technikę interpolacyjną i ekstrapolacyjną – chociaż użycie tych terminów może wydawać się dyskusyjne. Nie wdając się jednak w spory dotyczące nazw, zauważmy, że czym innym jest uzyskanie za pomocą modelu informacji na temat zachowania obiektu w warunkach, które wprawdzie nie były *explicite* dane w momencie konstruowania modelu, lecz które nie odbiegają od tych znanych wartości w sensie przedziałów zmienności parametrów oraz charakteru warunków jego działania, czym innym natomiast jest badanie za pomocą modelu zachowania obiektu w warunkach całkowicie nowych, odmiennych od sytuacji znanych z doświadczenia i stanowiących (stąd

sugerowana nazwa) ekstrapolację posiadanych informacji, a nie ich interpolację. Z oczywistych powodów można mieć znacznie większe zaufanie do wyników interpolacji, uzyskiwanych za pomocą modelu, niż do efektów prób ekstrapolacji, które zawsze muszą być traktowane z daleko posuniętą rezerwą i ostrożnością. Niemniej wygoda i łatwość uzyskiwania odpowiedzi na stawiane pytania za pomocą modelu skłania do możliwie szerokiego zastępowania obserwacji rzeczywistego obiektu estymacjami jego zachowania, branyymi z badań modelu – pod warunkiem zachowania niezbędnej ostrożności i świadomości, że wynik modelowania może, ale nie musi, być zgodny z zachowaniem rzeczywistego obiektu.

Kategorie pojęciowe modelowania

Budowę modelu określonego systemu zaczynamy od konstrukcji matematycznego opisu funkcjonowania wybranego obiektu, przy czym, zależnie od potrzeb, można użyć rozmaitych postaci formalizmu matematycznego: równań różniczkowych, formuł algebraicznych, rachunku operatorowego lub macierzewego. Konkretna postać użytych zapisów matematycznych nie jest jednak tak ważna, jak fakt, że wyróżnia się przy tym określone sygnały.

Wśród sygnałów, stanowiących podstawę pojęciową każdego modelu, wyróżnić można takie, za pomocą których z zewnątrz oddziałuje się na modelowany obiekt. Zapewniają one więc pomiędzy „odciętym”, na wstępie modelowania, obiektem a jego otoczeniem. Nazywa się je zazwyczaj sygnałami sterującymi lub – w sposób ogólniejszy – sygnałami wejściowymi. Sygnały te muszą być podczas modelowania zadawane przez eksperymentującego na modelu badacza, a na ich podstawie obliczane są wszystkie inne sygnały w modelowanym systemie. Dalej zakładając będziemy, że sygnały wejściowe są dla każdego modelowanego obiektu znane z obserwacji biologicznej, na podstawie arbitralnego założenia lub wręcz przyjęte losowo – co nie będzie dla rozważań miało istotnego znaczenia. Przyjmijmy również jednolite oznaczenie: wszystkie sygnały wejściowe oznaczać zawsze będziemy $x_i (i = 1, \dots, n)$.

Więc pomiędzy modelowanym obiektem a jego otoczeniem zachowana jest także i w przeciwnym kierunku. Wyróżniamy mianowicie grupę sygnałów, które pochodzą z modelowanego obiektu i służą do zaznaczenia jego działania na zewnątrz – w szczególności na otoczenie. Zazwyczaj obserwuje się i ocenia działanie modelu na podstawie tych właśnie sygnałów, zatem ich wybór musi odpowiadać celom, dla których model został skonstruowany, a ich wartości powinny rzeczywiście pozwalać na bieżącą orientację w funkcjonowaniu modelu i powinny dostarczać odpowiedzi na pytania (związane na przykład z prognostyczno-kontrolną funkcją modelu), które będziemy w trakcie modelowania stawiali. Sygnały wyjściowe oznaczać będziemy $y_i (i = 1, \dots, m)$.

Sygnały wejściowe i wyjściowe są podstawowymi kategoriami pojęciowymi przy modelowaniu, a zatem stanowią także podstawowe, najważniejsze pojęcie

w biocybernetyce. Każdy obiekt biologiczny może być opisany w kategoriach relacji pomiędzy jego sygnałami wejściowymi i wyjściowymi, a jego model ma za zadanie realizować matematyczne, formalne odwzorowanie tej relacji. Przed przystąpieniem do budowy modelu porządkuje się dostępną wiedzę na temat modelowanego obiektu w formie katalogu typowych koincydencji wejście – wyjście, a w trakcie konstrukcji modelu poszukuje się takich formuł i zależności matematycznych, które zdolne są te zarejestrowane zależności możliwie wiernie odtwarzać. W praktyce dla realizacji takiego opisu matematycznego konieczne okazuje się wprowadzenie do modelu dodatkowych elementów: parametrów i zmiennych stanu. Parametry są to konkretne współczynniki liczbowe, które występują w równaniach modelu odwzorowujących zależności typu wejście – wyjście, zaobserwowane w rzeczywistym systemie. Ich wartości nie są na ogół znane; w momencie konstruowania modelu i jednym z ważniejszych zadań twórcy modelu jest zwykle ustalenie tych wartości przez analizę obserwacji rzeczywistego systemu (bardzo przydatne okazują się przy tym metody analizy statystycznej) lub na podstawie próbnych uruchomień modelu z wykorzystaniem posiadanego komputera, kiedy to zmieniając wartości parametrów usiłuje się znaleźć taką ich konfigurację, która gwarantuje najpełniejszą zgodność przebiegów otrzymywanych z modelu, z danymi dostępnymi z obserwacji rzeczywistego obiektu. Dobór parametrów modelu nazywany bywa identyfikacją, przy czym zależnie od charakteru modelowanego obiektu wyróżnić można identyfikację statyczną oraz dynamiczną, zależnie zaś od zastosowanych metod eksperymentalnych i matematycznych wprowadza się rozróżnienie na identyfikację czynną i bierną.

Zmienne stanu

Obok parametrów, pełniących w równaniach modelu rolę współczynników lub innych elementów liczbowych, wprowadzono tak zwane zmienne stanu. Zmienne te w równaniach modelu odgrywają rolę, taką jak sygnały. W największym skrócie można powiedzieć, że zmienne stanu reprezentują wewnętrzną dynamikę modelu: jeśli sygnały wyjściowe zależą nie tylko od sygnału wejściowego nadchodzącego w danym momencie, lecz od sytuacji, jaka miała miejsce przez jakiś odcinek czasu wcześniej – to w modelu ten efekt „pamięci” odwzorowany jest przez wprowadzenie odpowiednich zmiennych stanu. Liczba wprowadzanych zmiennych stanu jest parametrem decydującym o złożoności modelu. W przypadku obiektów technicznych zmiennym stanu odpowiadają oddzielne, znajdujące się w obiekcie magazyny: energii, masy lub dowolnych innych zasobów (także informacji, na przykład w systemach komputerowych). W modelach matematycznych zmienne stanu wiążą się z rzędem równań różniczkowych stanowiących trzon modelu: jaki rząd równań – tyle można wprowadzić zmiennych stanu. Z punktu widzenia praktyka liczba niezbędnych zmiennych stanu odpowiada liczbie parametrów, które trzeba określić w pewnym ustalonym momencie, aby na ich podstawie

było możliwe określenie zachowania obiektu w dowolnej chwili w przyszłości.

Żywy organizm, czy nawet jego fragment: narząd, tkankę, komórkę charakteryzuje nieskończona liczba zmiennych stanu. W biologii proces uczenia się, adaptacji, dostosowania jest powszechny i wszechobecny. Każdy element organizmu ma zdolność nabywania nowych cech, dostosowywania swojej działalności do okoliczności, swoiście rozumianej plastyczności. Nie da się określić takiego zestawu danych, które pozwolą przewidzieć zachowanie obiektu na dowolnie długi okres. Można mówić jedynie o pewnych prawdopodobieństwach, a odwołanie się w tym kontekście do pojęć statystycznych ma wszelkie znamiona klęski. Mnie, jako pacjenta nie interesuje, jak wielki procent chorych na daną chorobę umiera – dla mnie ważny jest mój własny, jednostkowy, nie statystyczny los, a na ten temat nauka ma zwykle mało pewnych wiadomości. Z powodu takiej właśnie sytuacji, przy modelowaniu systemów biologicznych, biocybernetycy zmuszeni są najczęściej do przyjmowania zmiennych stanu w sposób nieco arbitralny, z pełną świadomością faktu, że ich rzeczywiste wartości i tak nie będą mogły być odczytane w rzeczywistym systemie, a także ze słusznym z reguły przeświadczeniem, że liczba i charakter przyjętych przy realizacji modelu zmiennych stanu odbiega (in minus) od liczby i złożoności rzeczywistych zjawisk adaptacji i uczenia, zachodzących w realnym biologicznym systemie.

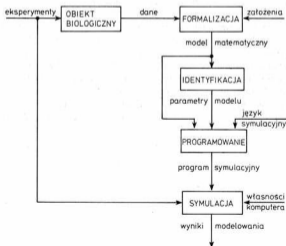
Symulacja komputerowa systemów biologicznych

Zasadniczą cechą każdego niebanalnego modelu systemu biologicznego jest jego złożoność. Opis matematyczny takiego obiektu zawiera typowo kilkadziesiąt równań i nierówności, obejmuje dziesiątki parametrów i jest z tego powodu trudny do bezpośredniej analizy – chociaż jest ona w ogólnym przypadku możliwa. Regułą jest dołączanie do etapu tworzenia modelu matematycznego kolejnej czynności, a mianowicie programowania modelu w postaci algorytmu symulacyjnego dla określonego komputera. Rola maszyny jest przy tym służebna – w istocie jest ona wyłącznie „opakowaniem” dla modelu, jednak bez pomocy komputera możliwość prześledzenia jego zachowania, a tym samym oceny jego przydatności, jest wysoce problematyczna.

Zaprogramowanie gotowego (w sensie równań matematycznych) modelu dla wybranego komputera nazwane zostało czynnością mechaniczną, co jest zgodne z prawdą, ale co nie powinno przesłaniać faktu, że jest czynność wymagająca odpowiednich kwalifikacji oraz pracowitość. Programowanie komputerów w każdej dziedzinie jest zadaniem mozolnym, a modelowanie nie jest niestety od tej reguły wyjątkiem. Warto przy tym również mieć świadomość faktu, że proces programowania (czy też, jak się to niekiedy opisuje – kodowania modelu) może być źródłem błędów. Człowiek jest omylny, a ta jego słabość manifestuje się tym dobitniej, im bardziej złożone zadania trzeba realizować. Program symulacyjny może więc różnić się od zamierzeń twórcy modelu i jest to na ogół główne źródło początkowych niepowodzeń przy

symulacji systemów biologicznych. Prawdopodobieństwo pomyłki można ograniczać, przy czym czynnikiem sprzyjającym eliminacji błędów jest dokładne porozumienie pomiędzy programistą a twórcą modelu matematycznego (najlepiej, jeśli jest to ta sama osoba), używanie specjalnych technik programowania, ułatwiających budowę modelu symulacyjnego i śledzenie jego funkcjonowania, a także rozbitcie modelu złożonego systemu na prostsze moduły, których programy symulacyjne mogą być uruchamiane niezależnie i oddzielnie, a następnie łączone w całość.

Problematyka symulacji komputerowej, czyli wykorzystanie maszyn liczących do prowadzenia obliczeń związanych z modelami określonych systemów – między innymi biologicznych – zyskała sobie obecnie całkiem pokaźny zestaw języków programowania, wyspecjalizowanych dla zadań omawianego typu i oferujących twórcom modelu liczne, wartościowe ułatwienia, przyspieszające proces programowania modelu i pozwalające na dogodną do analizy prezentację wyników symulacji. Warto przy tym dodać uwagę praktyczną: programy symulacyjne przewidują na ogół tak duże ilości obliczeń, a języki symulacyjne są na tyle odległe od kodów komputerowych, że w następstwie obydwu tych faktów czas zajęcia komputera na potrzeby analizy modelu symulacyjnego bywa bardzo długi. W istocie w ośrodkach obliczeniowych pracujących dla środowisk naukowych programy symulacyjne należą do najwolniejszych i najbardziej wymagających – a więc najdroższych. Za wygodę i użyteczność symulacji przychodzi zatem płacić – i to całkiem



Rysunek 1. Etapy budowy cybernetycznego modelu systemu biologicznego

dosłownie – przy czym miarą kosztów jest czas obliczeń i zajmowana pamięć komputera. Naturalnie koszty te są zwykle bez porównania mniejsze niż koszty uzyskania podobnych informacji w rzeczywistym systemie. Fakt ten warunkuje celowość stosowania symulacji oraz jest miarą jej praktycznej użyteczności, jednak nie wolno zapominać, że taniej to niestety nie oznacza za darmo.

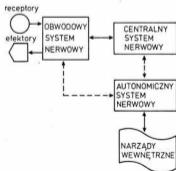
Mając napisany program symulacyjny przystępuje się na ogół do eksperymentów przeprowadzanych z jego udziałem, przy czym ze względu na cel można umownie podzielić te eksperymenty na weryfikacyjne i eksploracyjne. Po sporządzeniu modelu w pierwszej kolejności dokonuje się eksperymentów weryfikacyjnych. Polegają one na uruchamianiu modelu z takimi parametrami i przy takim przebiegu kontrolowanych sygnałów (głównie wejściowych), które odpowiadają łącznie znanym sytuacjom i zachowaniom modelowanego systemu. Pojawienie się na etapie eksperymentu weryfikacyjnego rozbieżności, pomiędzy obrazem rzeczywistym a otrzymanym z modelu przebiegiem, skłania do modyfikacji modelu – który w oczywisty sposób jest w tym przypadku zły. Kolejność wprowadzania modyfikacji winna być odwrotna w stosunku do kolejności budowy modelu. Długa i żmudna to droga, lecz niestety innej nie ma. Wreszcie po wielu trudach eksperymenty weryfikacyjne przynoszą pożądaną zgodność przebiegów w modelu z zachowaniem rzeczywistego systemu. Jest to moment zakończenia prac związanych z tworzeniem modelu i początek kolejnych prac – tym razem związanych z jego eksploatacją. Uruchamiając model w warunkach, w których brak obserwacji realnego systemu zbieramy za jego pomocą wiadomości o przypuszczalnym zachowaniu rzeczywistego systemu – dla celów prognozy, diagnozy, sterowania lub analizy bieżącego funkcjonowania obiektu. Im dłużej model w ten sposób da się wykorzystywać, tym większe zaufanie można mieć do uzyskiwanych wyników. Nieuchronnie jednak nadchodzi moment, kiedy ponownie odnotowany zostaje duży błąd komputerowej prognozy. Model i rzeczywistość przestają sobie odpowiadać, a rozbieżności tej nie udaje się załatać doraźnymi poprawkami parametrów lub odpowiednią interpretacją pomiarów. Po raz tysięczny życie okazuje się bogatsze od matematyki. Zasłużony, spracowany model odesłany zostaje do lamusa historii nauki, a badacz – zaczyna do początku, by po wielu trudach zbudować kolejny, możliwy do użytkowania, dopóki życie nie wystawi mu negatywnej cenzurki.

PROCESY INFORMACYJNE W ŻYWYCH ORGANIZMACH

Cybernetyka, a w ślad za nią biocybernetyka, czyni głównym obiektem swoich zainteresowań procesy informacyjne oraz struktury systemów zaangażowanych w te procesy. Wyrażając to samo nieco precyzyjniej i bardziej szczegółowo, cybernetyka w żywym organizmie interesować mogą drogi i metody zbierania danych o otaczającym świecie (percepcja); sposoby przetwarzania tych danych i procesy wydobywania z nich użytecznej informacji, stanowiącej syntetyczny, przydatny w procesach podejmowania decyzji i sterowania model otoczenia organizmu; procesy gromadzenia informacji oraz jej wydobywania z pamięci w miarę potrzeb w konkretnych sytuacjach; wreszcie procesy sterowania i regulacji, które rozpatrywać można jako wysyłanie informacji od organizmu na zewnątrz.

System nerwowy z cybernetycznego punktu widzenia

System informacyjny żywego organizmu podzielić można na część nerwową i hormonalną. Na początek skoncentrujemy uwagę na systemie nerwowym. Jest on u człowieka bardzo rozbudowany i od wieków fascynuje badaczy jako zbiór aktywnych, introspektywnie penetrowalnych, procesów myślowych,



Rysunek 2. Uproszczony schemat powiązań pomiędzy elementami systemu nerwowego

emocjonalnych czy poznawczych. Mówiąc o systemie nerwowym mamy na myśli w pierwszym rzędzie mózg — największe i najważniejsze skupisko tkanki nerwowej. Nie sam mózg jednak składa się na system nerwowy człowieka i nie on jeden jest przedmiotem badań biocybernetyków. System nerwowy człowieka zawiera bowiem trzy podsystemy, a mózg jest zaledwie fragmentem jednego z tych trzech podsystemów składowych. Podsystemy te to kolejno:

- ośrodkowy (centralny) system nerwowy,
- obwodowy (peryferyjny) system nerwowy,
- autonomiczny (wegetatywny) system nerwowy.

Wszystkie trzy podsystemy są oczywiście anatomicznie i czynnościowo ściśle ze sobą powiązane, lecz ich własności i funkcje są na tyle wyraźnie rozdzielone, że uzasadnione jest ich oddzielne rozważanie — zarówno w literaturze biologicznej i medycznej, jak i na gruncie biocybernetyki.

Centralny system nerwowy

Centralny system nerwowy obejmuje mózg i rdzeń kręgowy. Jest on masywnym skupiskiem gęsto upakowanych komórek nerwowych tworzących złożone węzły, sieci i jądra. Zasadniczą czynnością realizowaną w strukturach centralnego systemu nerwowego jest przetwarzanie informacji, przy czym zależnie od lokalizacji poszczególnych fragmentów procesy przetwarzania dotyczyć mogą sfery percepcji (analiza odbieranych wrażeń zmysłowych), motoryki (formowanie sygnałów sterujących dla mięśni realizujących dowolne ruchy), asocjacji (kojarzenie i integracja różnych informacji), regulacji (nadzór nad stabilizacją parametrów organizmu i funkcjonowaniem narządów wewnętrznych), czy wreszcie najmniej poznanych, wyższych czynności psychicznych z abstrakcyjnym myśleniem włącznie. Przetwarzanie informacji zachodzi w ciałach komórek nerwowych, których miliardy tworzą skupiska w poszczególnych częściach ośrodkowego systemu nerwowego. Ze względu na makroskopowo obserwowany kolor zwykło się, w odniesieniu do tych skupisk, używać terminu „substancja szara” lub — co obiegowo jest w użyciu, lecz nie ma większego sensu — „szare komórki”. Odróżnia to skupiska przetwarzających informację komórek od (zajmujących zresztą znacznie więcej miejsca) włókien i wypustek nerwowych, stanowiących także części komórek, lecz wyspecjalizowanych w kierunku przekazywania sygnałów pomiędzy komórkami.

Substancja biała i substancja szara są w ośrodkowym systemie nerwowym rozmieszczone w formie wyraźnie rozgraniczonych skupisk, przy czym w mózgowiu (a zwłaszcza w półkulach mózgowych oraz w mózdzku) obowiązuje zasada, że substancja szara znajduje się na powierzchni, tworząc charakterystyczną, warstwowo zbudowaną powłokę (korę), natomiast w pozostałej części ośrodkowego systemu nerwowego (rdzeniu kręgowym, rdzeniu przedłużonym i częściowo w pniu mózgu) obowiązuje odwrotne ułożenie: szara substancja zajmuje wnętrze odpowiednich struktur, a substancja biała pokrywa powierzchnię. Oczywiście podanych tu reguł nie należy traktować zbyt sztywno: pod

powierzchnią kory półkul mózgowych czy mózdkowych pojawiają się liczne skupiska szarej substancji, tworzące jądra lub nawet większe twory (na przykład wzgórze), wzdłuż zaś rdzenia kręgowego – chociaż w istocie na zewnątrz od niego – zlokalizowane są drobne skupiska szarej substancji w postaci zwojów rdzeniowych. Jednak generalna zasada: w mózgu na wierzchu szara substancja, wewnątrz biała, a w rdzeniu odwrotnie, jest stale zachowana.

Rozważając ogólne prawidłowości topograficzne w budowie ośrodkowego systemu nerwowego warto wskazać na jeszcze jedną, tym razem wspólną dla mózgowia i dla rdzenia kręgowego. Otóż wyróżniając w rozważanym systemie dwie grupy czynności: odbiór bodźców zmysłowych (czucie) oraz sterowanie funkcjami ciała (skrótowo określa się to zwykle jako komponentę ruchową, chociaż nie jest to zbyt szczęśliwe określenie, ignoruje bowiem wszelkie czynności regulacyjne nie związane z mięśniami, a jest ich bardzo wiele), można przeprowadzić uproszczoną lokalizację wymienionych funkcji w sposób następujący: czynności sterujące (ruchowe) zlokalizowane są w przednim fragmencie odpowiedniej części systemu (mózgowia lub rdzenia), zaś czynności percepcyjne (czuciowe) lokalizować trzeba z tyłu. Płaszczyzna rozgraniczająca obydwie domeny przebiega niemal dokładnie w osi symetrii odpowiedniego narządu, oczywiście w płaszczyźnie czołowej. W prostopadłej do niej płaszczyźnie strzałkowej (dzielącej ciało na prawą i lewą połowę) zachodzi w ośrodkowym systemie nerwowym niemal doskonała symetria, zarówno funkcjonalna, jak i strukturalna. Część elementów tego systemu jest parzysta (na przykład półkule mózgowe lub półkule mózdku), inne, będąc pojedynczymi składnikami (na przykład robak mózdku, pień mózgu i rdzeń kręgowy) zachowują symetrię w budowie wewnętrznej. Funkcje lewej i prawej połowy ośrodkowego systemu nerwowego są w większości identyczne, jedynie obszar ich działania jest podobnie rozgraniczony i obejmuje tylko jedną połowę ciała, przy czym dla większości czynności i większości fragmentów systemu nerwowego obowiązuje schemat skrzyżowany: prawą częścią ciała kieruje część ośrodkowego systemu nerwowego położona na lewo od płaszczyzny symetrii – i na odwrót. Ten w pełni symetryczny schemat jest zaburzany w kilku punktach przez systemy i funkcje nie mające swojego symetrycznego odbicia. Przykładowo, czynności związane z percepcją i artykulacją mowy występują z reguły jedynie jednostronnie, to znaczy odpowiadające im ośrodki w mózgu zlokalizowane są jedynie w jednej, tak zwanej dominującej półkuli (zwykle lewej u osób praworęcznych i w prawej u mańkutów). Wskazuje się na liczne dalsze różnice pomiędzy półkulami mózgowymi, wiążąc je zwłaszcza z funkcjami intelektualnymi i sferą życia emocjonalnego – czyli z tymi działaniami, które stanowią zasadniczą domenę zainteresowań psychologów, ale z punktu widzenia fizjologii mózgu stanowią margines jego działalności. Wyjątki, o których mowa, nie zmieniają ogólnego schematu zdwojonych, symetrycznie rozmieszczonych ośrodków nerwowych zawiadujących poszczególnymi czynnościami w położonej po przeciwnej stronie połowie ciała.

Obwodowy system nerwowy

Kolejny, podlegający omówieniu podsystem systemu nerwowego jest w porównaniu z opisanym urzekająco prosty. Obwodowy system nerwowy, gdyż nim się teraz na krótko zajmiemy, ma też znacznie łatwiejszą funkcję niż system ośrodkowy: jest on w istocie wyłącznie systemem komunikacyjnym, przesyłającym informacje od niezliczonych receptorów od ośrodkowego systemu, gdzie są przetwarzane i analizowane, a także przesyłającym wypracowane w ośrodkowym systemie sygnały sterujące do odbiorników rozkazów, którymi na ogół są mięśnie lub gruczoły rozmieszczone w różnych punktach ciała. Drogi przesyłania informacji składają się z wiązek włókien komórek nerwowych, których ciała (a więc ośrodki przetwarzania i wykorzystania przesłanych informacji) znajdują się w ośrodkowym systemie nerwowym. Wiązki takie, na ogół wzmocnione opłotem tkanki łącznej, nazywane są nerwami, ze względu na kierunek przewodzonych bodźców mogą być one dzielone na czuciowe i ruchowe, co jednak jest podziałem niezbyt szczęśliwym, jako że wiele nerwów zawiera włókna wyprowadzające informacje z ośrodkowego systemu nerwowego i włókna doprowadzające bodźce z receptorów, a także inne, nie wymienione tu, pochodzące z układu autonomicznego (patrz dalej).

Wszystkie nerwy — aferentne i eferentne — biorą swój początek w nerwach rdzeniowych lub nerwach czaszkowych. Zgodnie z nazwą nerwy czaszkowe wychodzą z mózgowia, a rdzeniowe — z rdzenia kręgowego. Wszystkie nerwy są parzyste i opuszczają ośrodkowy układ nerwowy symetrycznie po obydwu stronach ciała, jednak nerwy rdzeniowe są w początkowym odcinku swojego przebiegu dodatkowo zdwojone, opuszczają bowiem rdzeń kręgowy w postaci osobnych, tzw. korzeni brzusznych i grzbietowych, które dopiero później łączą się w nerw rdzeniowy, by ponownie prawie natychmiast się rozdzielić na różnokierunkowo biegnące odgałęzienia, tworzące połączenia, sploty i inne struktury.

Podany schemat przebiegu nerwów rdzeniowych powtarza się regularnie we wszystkich 31 parach nerwów opuszczających rdzeń kręgowy.

Obraz nerwów czaszkowych odbiega znacznie od tej regularności. Jest ich 12 par i przebiegają w różnych kierunkach, opuszczając mózgowie w różnych punktach i służąc różnym celom. Bliższe szczegóły na ten temat znaleźć można w podręcznikach anatomii, my ograniczymy się jedynie do odnotowania kilku podstawowych faktów. Część nerwów czaszkowych związana jest z działaniem dużych systemów percepcyjnych człowieka: wzrokiem, słuchem, powonieniem, zmysłem smaku, a także z czuciem w zakresie całej głowy.

Przebieg nerwów bywa niekiedy bardzo prosty. Przykładowo, w segmentach piersiowych rdzenia gałęzie przednie kolejnych nerwów przebiegają w przestrzeniach międzyżebrowych, unerwiając znajdujące się w pobliżu mięśnie oraz fragmenty skóry. Ten mało skomplikowany, metameryczny schemat unerwiania, będący zapewne dziedzictwem prymitywnych form życia, takich

jak dżdżownice i inne zwierzęta o pierścieniowej, metamerycznej budowie ciała, manifestuje się także na powierzchni ciała w postaci regularnego, pasiastego planu unerwienia czuciowego poszczególnych fragmentów ciała. W rejonie kończyn ten regularny obraz unerwienia zostaje wyraźnie zaburzony, obszary unerwione przez poszczególne segmenty rdzenia mieszają się i przeplatają ze sobą – co świadczy o tym, że na drodze przebiegu odpowiednich nerwów dochodzi do wymieszania, prowadzonych przez nie, włókien nerwowych. Istotnie, bez trudu identyfikujemy odpowiedzialne za to „zamieszanie” twory anatomiczne. Są to tak zwane sploty – skomplikowane sieci wielokierunkowo przebiegających nerwów, które tworzą nerwy obwodowe (głównie biegnące do kończyn) – kompilaty składników pochodzących z gałęzi przednich wielu nerwów rdzeniowych.

Autonomiczny system nerwowy

Pozostając do omówienia ostatni, autonomiczny system nerwowy jest zarówno z anatomicznego, jak i z fizjologicznego punktu widzenia najmniej wdzięcznym obiektem badań. System ten, podzielony na część sympatyczną i parasympatyczną (lub, używając innej terminologii, współczulną i przywspółczulną) charakteryzuje się bardzo dużym rozproszeniem. Ośrodki nerwowe sympatyczne i parasympatyczne współlistnieją i współpracują z innymi systemami: ośrodkowym systemem nerwowym, w którym zlokalizowane są ważniejsze ośrodki systemu autonomicznego, oraz z systemem obwodowym, którego nerwy prowadzą, obok komponent ruchowych i czuciowych, także komponenty sympatyczne i parasympatyczne – szczególnie w zakresie nerwów czaszkowych oraz początkowych odcinków nerwów rdzeniowych.

Czynnościowo układ autonomiczny pełni funkcję regulatora procesów wegetatywnych, toczących się w narządach wewnętrznych, decydujących o funkcjonowaniu całego ciała, a nie kontrolowanych na ogół z poziomu świadomości. Właśnie brak świadomej introspektywnej kontroli procesów sterowania, regulacji i stabilizacji parametrów wewnętrznego środowiska organizmu przez układ autonomiczny powoduje, że te nader istotne, warunkujące życiową aktywność procesy, umykają uwadze i traktowane są – przy dyskusowaniu roli i zadań systemu nerwowego – po macoszemu. Tymczasem zarówno złożoność realizowanych czynności, jak i ich znaczenie biologiczne powinny sprawiać, iż system ten miałby ogromne znaczenie dla biocybernetyki. Nie tworzy on wyraźnie wydzielonych ośrodków podobnych do mózgu lub rdzenia kręgowego, chociaż skupiska substancji szarej występują w nim również i odgrywają istotną rolę koordynacji i synchronizacji pracy ośrodków sympatycznych i parasympatycznych w obrębie całego ciała. Używając terminologii zaczerpniętej ze współczesnej informatyki można powiedzieć, że autonomiczny układ nerwowy realizuje ideę przetwarzania rozproszonego, przy czym stopień rozproszenia jest bez porównania wyższy, niż w jakimkolwiek obecnie istniejącym systemie komputerowym. Fakt ten czyni układ autonomiczny szcze-

gólnie interesującym obszarem obserwacji dla inżynierów zajmujących się nowymi architekturami logicznymi systemów przetwarzania danych, a cel działania systemu autonomicznego, jakim jest regulacja i stabilizacja parametrów fizycznych i chemicznych środowiska wewnętrznego organizmu, stawia go na czele listy obiektów interesujących z punktu widzenia automatyków i specjalistów z zakresu techniki sterowania. Należy więc oczekiwać, że biocybernetyka będzie miała szczególne znaczenie w adaptowaniu na potrzeby techniki wyników obserwacji biologicznych dotyczących systemu autonomicznego, chociaż trzeba również przyznać, że obecnie osiągnięć na tym polu jest szczególnie mało, co tłumaczyć można z jednej strony – stosunkowo słabym rozpoznaniem problematyki funkcjonowania autonomicznego systemu nerwowego w biologii i medycynie, a z drugiej – niemal powszechną fascynacją funkcjonowaniem ośrodkowego i obwodowego systemu nerwowego – ze szkodą dla badań systemu autonomicznego.

System hormonalny

Podobne funkcje, jak system autonomiczny, pełni w organizmie człowieka system hormonalny. Działania systemu nerwowego i hormonalnego w wielu wypadkach uzupełniają się i wspierają wzajemnie, działając w różnej skali czasowej: system nerwowy wywołuje potrzebną reakcję szybko, ale w sposób krótkotrwały, hormony natomiast potrzebują więcej czasu na działanie, jednak ich skutki są długotrwałe i bardziej dogłębne (funkcjonowanie niektórych hormonów sięga aż do poziomu manipulacji informacją genetyczną). Współdziałaniu układu hormonalnego i nerwowego służy między innymi ich ścisła więź anatomiczna – szczególnie widoczna w rejonie podwzgórza.

System hormonalny ma budowę hierarchiczną. Wspomniane podwzgórze stanowi najwyższe piętro tej hierarchii. Wytwarzane tu hormony uwalniające lub hamujące decydują o działalności innych gruczołów wydzielania wewnętrznego, stanowiących kolejne piętra struktury.

Przysadka mózgowa pod wpływem hormonów podwzgórza, a także niezależnie od nich, wydziela własne hormony: jedne sterujące pracą kolejnych gruczołów, inne – wpływające wprost na funkcjonowanie odpowiednich tkanek. Niższe hierarchicznie piętro stanowią gruczoły wydzielania wewnętrznego: nadnercza, tarczyca i gonady. Ich wydzieliny oddziałują regulująco na tkanki somatyczne i powodują, że wszelkie procesy biologiczne w ciele człowieka przebiegają w sposób skoordynowany i harmonijny. Regulacja ta wspomagana jest przez liczne i skomplikowane w swej budowie sprzężenia zwrotne, obejmujące wszystkie piętra naszkicowanej hierarchicznej struktury. System ten, zarówno celowością działania, jak i bardzo odmienną od stosowanych w automatyce strukturą, skupia na sobie uwagę biocybernetyków i może być źródłem bardzo cennych dla praktyki inżynierskiej inspiracji i idei.

Warto zwrócić uwagę na jeszcze jeden gruczoł, interesujący i ważny nie tylko z punktu widzenia systemu hormonalnego, do którego bywa niekiedy

zaliczany, lecz także z punktu widzenia nader istotnej, nie do końca jeszcze zbadanej roli, jaką pełni on w systemie immunologicznym, rządzącym zjawiskami odpornościowymi organizmu. Mowa o grasicy, gruczole szczególnie aktywnym w młodym wieku i zanikającym w latach dojrzałych, którego hormony (tymopoietyna I i II, grasiczy czynnik hormonalny THF, grasiczy czynnik surowiczy PTS, tyrozyna i inne) odgrywają istotną rolę w procesach informacyjnych przebiegających w komórkach odpowiedzialnych za odporność organizmu (głównie w limfocytach). Można uważać, że grasicia w podobnym stopniu integruje funkcje systemu immunologicznego z systemem hormonalnym, jak przysadka mózgowa łączy z nim system nerwowy.

Integracyjna rola informacji w organizmie

Systemy nerwowy i hormonalny ściśle ze sobą współpracują i są anatomicznie oraz czynnościowo powiązane, jednak zachodzą pomiędzy nimi podstawowe różnice, których wyszczególnienie ułatwi późniejszą dyskusję ich modeli. System nerwowy charakteryzuje się ustalonymi drogami przesyłania informacji, wyznaczonymi przez biegnące nerwy i włókna nerwowe. Każdemu przenoszącemu informację impulsowi nerwowemu przypisać można jednoznacznie źródło w postaci ustalonej komórki nerwowej lub niekiedy receptora, a także konkretnego odbiorcę biegnącej informacji: inną komórkę nerwową sieci lub element wykonawczy – mięsień albo gruczoł. Poszukując analogii technicznej najłatwiej porównać system nerwowy z siecią komputerową przystosowaną do tzw. rozproszonego przetwarzania. Procesy informacyjne toczą się w wielu miejscach, rozproszone są także zasoby pamięciowe i elementy łączności z otoczeniem, a komunikacja zachodzi szybko i za pośrednictwem połączeń specjalnie przeznaczonych do tego celu, informujących elementy sieci w sposób ściśle adresowany. Nieco odleglejszą, lecz bardziej popularną analogią może być także sieć telefoniczna, łącząca ze sobą wybiórczo ustalonych abonentów.

Odmienne charakter ma drugi z wymienionych podsystemów, to znaczy układ hormonalny. Jego działanie opiera się na uwalnianiu do płynów ustrojowych (głównie do krwiobiegu) substancji chemicznych zdolnych do oddziaływania na funkcjonowanie różnych komórek i tkanek. Uwolniona substancja (hormon) dociera do wszystkich komórek ciała, nie ma więc specjalnych, wydzielonych dróg, którymi przekaz informacyjny mógłby być kierowany selektywnie do określonego odbiorcy. Podobnie uwalnianie hormonu może zachodzić w kilku miejscach, a w każdym z tych miejsc w produkcji i wydzielaniu hormonu zaangażowane są tysiące komórek. Informacja hormonalna nie ma więc ustalonego nadawcy ani ustalonego odbiorcy – przynajmniej na poziomie pojedynczych komórek. Jednak informacja hormonalna wykorzystywana jest jedynie przez niektóre komórki i tkanki, te mianowicie, które są wyposażone w receptory, pozwalające im reagować na pojawienie się

hormonu. Innymi słowy, w przypadku systemu hormonalnego informacja dociera do wszystkich potencjalnych odbiorców, jednak jedynie nieliczni spośród nich mają wyposażenie niezbędne do dostrzeżenia i wykorzystania przekazanej wiadomości. Co więcej, niekiedy ta sama wiadomość (ten sam hormon docierający do receptorów wrażliwych komórek) może wywoływać w różnych tkankach różne skutki – znaczenie informacji może więc być w tym przypadku uzależnione od cech indywidualnych odbierającego informację. Poszukując analogii technicznej dla systemu hormonalnego musimy więc sięgać do modelu radiofonii lub telewizji: emisja sygnału jest dostępna dla wszystkich, natomiast możliwości odbioru zależą od odbiorcy, podobnie jak jego skutki.

Pomiędzy systemem hormonalnym a systemem nerwowym istnieją dalsze, bardzo istotne różnice, o których nie wspomniano. Można między innymi podkreślić różnice skali czasowej procesu przekazywania informacji oraz jej skutków. W przypadku systemu nerwowego transmisja informacji jest szybka (choć nie tak szybka, jak się to zwykle powszechnie sądzić – o czym była mowa), natomiast skutki przesłanego impulsu nerwowego są krótkotrwałe, zatem jeśli pragniemy utrzymać efekt oddziaływania przez jakiś czas (przykładowo zapewniając długotrwały skurcz mięśnia sterowanego przez nerw) konieczne jest ponawianie sygnałów, w postaci całych salw lub serii impulsów odpowiednio modulowanych w czasie. W systemie hormonalnym zależności czasowe są dokładnie odwrotne: wiadomość emitowana jest wolno i dociera (w postaci koncentracji odpowiedniego hormonu we krwi) do odbiornika także powoli, natomiast skutki oddziaływania są długofalowe, bez konieczności ponawiania sygnałów, a także – na co warto dodatkowo zwrócić uwagę – skutki sterowania hormonalnego są bardziej dogłębne, ingerują w biologię komórek i tkanek na najniższym, molekularnym poziomie, mogą regulować metabolizm, ekspresję informacji genetycznej lub syntezę różnych substancji. Można ewidencjonować wiele różnic pomiędzy systemami informacyjnymi, tak jak wiele można odnaleźć podobieństw i powiązań. Jednak już ta powierzchowna charakterystyka, którą przytoczono, pozwala uzyskać ogólną orientację we własnościach obydwu systemów i skłania do zastanowienia nad technicznymi systemami przekazywania i przetwarzania informacji, które preferują (być może nadmiernie) strukturę i organizację typu „nerwowego” przy zaniedbaniu możliwości, jakie wiążą się z typem działania „hormonalnego”. Warto przy rozważaniu tego zagadnienia pamiętać, że przyroda prawie nigdy nie tworzy rozwiązań zbytecznych, redundancyjnych. Przeciwnie, można wskazać setki przykładów maksymalnie celowego i krańcowo oszczędnego gospodarowania środkami przez „rozwiązania” biologiczne. Może więc dwoistość systemu informacyjnego ma głębszy sens, niż się powszechnie sądzi?

Prowadząc dyskusję systemów informacyjnych żywego organizmu pominięto – ze względu na jego odrębność i wydzielone funkcje – system informacji immunologicznej.

Ze względu na różnicę tworzywa, z którego buduje swoje twory technika, w stosunku do tworzywa biologicznego, obiekty techniczne narażone są na całkowicie odmienne zagrożenia i ewentualne analogie do systemu immunologicznego są dla techniki bardzo odległe (np. można się ich doszukiwać w problematyce ochrony danych w systemach informatycznych), a korzyści z modelowania funkcji systemu immunologicznego są mało prawdopodobne. Tematu tego nie będziemy rozwijali, wykracza on poza ramy tej książki.

BIOCYBERNETYCZNE MODELE SYSTEMU NERWOWEGO

System nerwowy człowieka pełni funkcje przekazywania, przetwarzania i gromadzenia informacji. Funkcje realizowane są przez ten system jako całość, jednak ich działanie jest w istocie uzależnione od poszczególnych czynności, wchodzących w skład systemu komórek nerwowych. Przystępując do modelowania funkcji systemu nerwowego i mając w planie wytworzenie modeli symulujących działanie układów sterowania, realizowanych przez ośrodki nerwowe układów percepcyjnych zbierających informacje z otoczenia organizmu i ośrodków przetwarzających informacje w korze mózgowej, musimy naturalnie zacząć od zbudowania modelu komórki nerwowej.

Model komórki nerwowej – sygnały dyskretne

Podstawowe fakty, użyteczne przy konstruowaniu modelu komórki nerwowej zawarte są w jej morfologii. Komórka posiada ciało, nazywane niekiedy somą lub perikarionem, w którym mieszczą się: jądro komórkowe, siateczka endoplazmatyczna z rybosomami (szczególnie bogato rozbudowana w wielu komórkach nerwowych i opisywana niegdyś jako tzw. tigroid), mitochondria, organy Golgiego itp. elementy charakterystyczne dla większości komórek dowolnych narządów ciała człowieka. W tym zakresie komórka nerwowa nie różni się w sposób znaczący od wielu innych komórek pozostałych tkanek. W odróżnieniu jednak od większości komórek ustroju ludzkiego, neurony (bo tak się skrótowo komórki nerwowe nazywa) charakteryzują się na ogół mnogością otaczających ciało komórki wypustek. Wypustki te prowadzą informacje do komórki i wówczas nazywają się dendrytami oraz wyprawdają wypracowane w komórce sygnały na zewnątrz do tworców będących odbiornikami tych informacji. Taka „wyjściowa” wypustka nerwowa jest zawsze dokładnie jedna i nazywa się aksonem. Akson może się naturalnie rozwidlać, docierając do wielu odbiorników wytworzonej w neuronie informacji, nie zmienia to jednak faktu, że z funkcjonalnego punktu widzenia z neuronu wyprowadzany jest na zewnątrz pojedynczy sygnał.

Z przytoczonego opisu wynika natychmiast ogólna struktura modelu komórki nerwowej: będzie on charakteryzował się licznymi wejściami, zbie-

rającymi informacje z poszczególnych źródeł (najczęściej są nimi inne komórki nerwowe, poprzedzające modelowaną komórkę w sieci nerwowej, niekiedy zaś są to również receptory dostarczające informacji o stanie otaczającego środowiska). Niezależnie jednak od tego, jak liczne wyróżnimy w modelu wejścia, wyjście jest zawsze dokładnie jedno. Z matematycznego punktu widzenia możemy więc powiedzieć, że model neuronu ma postać funkcji wielu zmiennych:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n),$$

gdzie przez x_i ($i = 1, \dots, n$) oznaczono poszczególne sygnały wejściowe, a y jest sygnałem wyjściowym.



Rysunek 3. Elementy modelu komórki nerwowej i ich biologiczne odpowiedniki

Celowe jest skupienie uwagi na naturze sygnałów wejściowych i wyjściowych neuronu. Pomijając sygnały pochodzące od receptorów dostarczających informacje do sieci nerwowej, możemy powiedzieć, że charakter sygnałów wejściowych i wyjściowych rozważanego modelu jest identyczny – sygnały na wejściu naszego modelu pochodzą od innych neuronów i były dla nich sygnałami wyjściowymi, więc brakuje racjonalnych przesłanek, by sądzić, że sygnały różnych komórek mają różnić się czymkolwiek. Są to sygnały elektrycznej natury, mające charakter impulsów.

Impulsy nerwowe

Podstawowym aspektem, który trzeba uwzględnić w naszych rozważaniach, jest fakt elektrycznej polaryzacji błony komórki nerwowej. Przyczyną tej polaryzacji jest różnica koncentracji jonów (głównie potasu i sodu) wewnątrz komórki i w płynie międzykomórkowym. W rezultacie wewnątrz komórki jest spolaryzowane ujemnie w stosunku do środowiska zewnętrznego. Mówiąc prościej, oznacza to obecność napięcia elektrycznego pomiędzy wnętrzem komórki a jej otoczeniem, przy czym uwzględniając miniaturowe rozmiary komórki i wyjątkową cienkość błony komórkowej musimy stwierdzić, że napięcie to jest zdumiewająco duże. W typowych warunkach napięcie osiąga wartość 70 mV, co przy błonie komórkowej o grubości około tysiąca nanometrów daje natężenie pola elektrycznego na granicy pomiędzy wnętrzem komórki a środowiskiem zewnętrznym przekraczające parametry uzyskiwane w najlepszych materiałach izolacyjnych stosowanych w technice wysokich napięć. Nic dziwnego – na grubość błony komórkowej składa się zaledwie rozmiar dwu lub trzech molekul.

Opisany stan spolaryzowanej, a więc będącej pod napięciem, komórki nerwowej dotyczy sytuacji, kiedy komórka jest w stanie spoczynku — nie odbiera bodźców, nie przetwarza informacji, nie wysyła żadnych sygnałów. Jeśli jednak komórka zostanie pobudzona, to przejdzie w stan czynny, wówczas opisany spoczynkowy rozkład potencjału ulegnie gwałtownej zmianie. W czasie około jednej tysięcznej sekundy napięcie polaryzujące błonę komórki zniknie jak zdmuchnięty płomyk, a na jego miejsce pojawi się niewielkie (około 30 mV) napięcie o przeciwnym znaku — po czym natychmiast sytuacja wróci do normy, a napięcie polaryzujące błonę zostanie odbudowane. Jest to impuls nerwowy.

Impulsy, za pomocą których porozumiewają się komórki nerwowe pomiędzy sobą, a także sterujące podlegającymi im efektorami (mięśniami i gruczołami) można utożsamiać z używanymi w komputerach sygnałami cyfrowymi. Analogia ta jest tym bardziej trafna, że kształt impulsu nerwowego nie ma w istocie znaczenia — jest wprawdzie wiernie odtwarzany przez każdą działającą komórkę, lecz wynika to jedynie z natury procesów towarzyszących generacji impulsów. W warunkach eksperymentalnych komórki w sposób identyczny reagują na prawdziwe impulsy pochodzące od innych komórek, jak i na sztuczne impulsy z elektronicznych generatorów, przy czym kształt tych impulsów może być (w pewnych granicach) dowolny: prostokątny, o zboczach będących funkcjami trygonometrycznymi itp. Mózg nie wykorzystuje więc możliwości, jakie wiążą się z przekazywaniem informacji poprzez modulację amplitudy, czasu trwania lub kształtu impulsu. Liczy się wyłącznie obecność lub brak impulsu — jak w komputerze.

Synapsy

W budowanym przez nas modelu komórki nerwowej możemy więc — na razie, bo wkrótce zajdzie potrzeba wzbogacenia modelu — uważać, że sygnały x_i na wszystkich wejściach i sygnał y na wyjściu komórki są sygnałami cyfrowymi, dyskretnymi, o arbitralnie ustalonych wartościach. Przyjmijmy więc, że obecność impulsu oznaczana będzie wartością sygnału wynoszącą 1, a brak impulsu oznaczany będzie jako 0. W tej sytuacji opis funkcjonowania neuronu może być dany funkcją logiczną o argumentach x_i ($i = 1, \dots, n$) oraz o wartości wynoszącej y . Najważniejszym zadaniem jest określenie postaci funkcji wiążącej wszystkie x_i z y , przy czym oczywiste jest, że funkcja ta musi zależeć od pewnych parametrów charakteryzujących daną konkretną komórkę nerwową, gdyż przyjęcie zuniformizowanej postaci zależności pomiędzy sygnałami wejściowymi i wyjściowymi neuronu prowadzi do konieczności pełnienia przez każdą komórkę takiej samej roli w sieci, co jest sprzeczne z intuicją i doświadczeniami biologów.

Kluczem do rozwiązania problemu są punkty styku poszczególnych komórek nerwowych ze sobą, miejsca, w których wędrujący aksonem impuls

jednej komórki ma być wprowadzony jako sygnał wejściowy do kolejnej komórki w sieci. Miejsca takie nazywane są synapsami, a ich działanie w zasadniczy sposób decyduje o procesach informacyjnych zachodzących w poszczególnych komórkach i w całości sieci. Przekazywany z jednej komórki do drugiej impuls nerwowy może mieć różny wpływ na zachowanie komórki odbiorczej. Różnice te mogą być dwojakiego rodzaju. Po pierwsze, niektóre sygnały docierające za pośrednictwem określonych synaps wpływają na komórkę pobudzająco, to znaczy skłaniają ją do wygenerowania impulsu, inne zaś, wprowadzane poprzez odmienne synapsy, hamują proces powstawania impulsów i utrudniają ich wysyłanie. O tym, czy komórka ostatecznie wygeneruje impuls, czy też nie — decyduje wypadkowa pobudzeń i hamowań, swoisty „plebiscyt” pomiędzy dodatnimi i ujemnymi oddziaływaniami poszczególnych wejść. Tak więc z każdą synapsą związać można znak — dodatni dla wejść pobudzających i ujemny dla hamujących. Poszczególne wejścia różnią się nie tylko znakiem, ale i tak zwaną wagą. Jest to pojęcie sztucznie wprowadzone dla opisanego faktu nierównomiernego wpływu poszczególnych wejść na proces pobudzania lub hamowania danego konkretnego neuronu. Sygnały pochodzące z pewnych konkretnych wejść, odpowiadające pewnym ustalonym źródłom sygnału, mają silniejszy wpływ, niż analogiczne oddziaływania pochodzące od innych wejść i innych sygnałów. Mówi się niekiedy, że pewne drogi są „utorowane”, inne zaś są „blokowane” — patrząc na te same zjawiska z innego punktu widzenia można mówić, że oddziaływania pochodzące z pewnych źródeł są ważniejsze, niż te pochodzące z innych — co wiąże się niekiedy z procesami uczenia, tworzenia odruchów warunkowych i kształtowania zachowania. Z punktu widzenia modelu tworzonego na potrzeby dalszych rozważań omówione mechanizmy można skonkretyzować w sposób następujący:

Jeśli przez x_i z odpowiednimi indeksami oznaczymy kolejne sygnały wejściowe, docierające do komórki nerwowej, a przez w_i z takimi samymi indeksami oznaczymy współczynniki („wagi”) odpowiednich synaps, wówczas łączne pobudzenie komórki e może być określone jako „ważona” suma sygnałów wejściowych:

$$e = w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n,$$

przy czym sygnały x_i (zgodnie z przyjętą konwencją) przyjmują wartości 0 lub 1, natomiast współczynniki wagowe w_i mogą przyjmować dowolne wartości (zarówno dodatnie, jak i ujemne).

Działanie komórki zależne jest od stosunku pobudzenia e do progu wyznaczającego pobudliwość komórki p . Jeśli pobudzenie przekracza wartość progu, to sygnał wyjściowy z komórki y przyjmuje wartość 1 (komórka generuje impuls), natomiast przy pobudzeniu podprogowym ($e < p$) sygnał wyjściowy wynosi 0 (komórka nie wysyła impulsu). Przedstawiony sposób działania komórki odpowiada znanej zasadzie „wszystko albo nic” opisywanej

w literaturze fizjologicznej i może być łącznie wyrażony wzorem:

$$y = \begin{cases} 1 & \text{gdy } \sum_{i=1}^n w_i x_i \geq p, \\ 0 & \text{gdy } \sum_{i=1}^n w_i x_i < p. \end{cases}$$

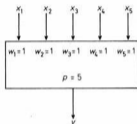
W podanym wyżej wzorze występuje ogółem $n + 1$ parametrów, które mogą przyjmować dowolne wartości, kształtując łącznie zachowanie całej komórki i realizowane przez nią operacje przetwarzania sygnałów. Są to wszystkie współczynniki („wagi”) wejściowe oraz próg określający łączną czułość komórki. Dobierając odpowiednio wskazane współczynniki możemy dowolnie kształtować zachowanie komórki. W ten sposób jeden, pod względem anatomicznym, zunifikowany element może pełnić w sieci rozmaite funkcje – dostosowując swoje działanie zależnie od potrzeb do konkretnych zadań wynikających z pracy całego systemu przez prostą zmianę współczynników. Istnieją dowody na to, że przynajmniej niektóre procesy uczenia zachodzące w systemie nerwowym oparte są na modyfikacjach i zmianach wskazanych parametrów – głównie współczynników synaptycznych. Zakładając, że współczynniki wagowe synaps, po których biegają sygnały w warunkach działania systemu w sposób przynoszący sukces („nagrodę”), zwiększają się (odpowiednie w_i rosną), a tych, w których przewodzone informacje doprowadzające do niepowodzenia w działaniu („kara”), ulegają odpowiedniemu zmniejszeniu, można wykazać teoretycznie i doświadczalnie, że cała sieć nabywa z czasem zdolności do coraz bardziej celowego działania. Mówiąc krótko i treściwie – uczy się, doskonali swoje postępowanie, może gromadzić i wykorzystywać doświadczenia. To bardzo wiele, to w istocie więcej, niż na ogół potrafią najdoskonalsze współczesne komputery, a jednocześnie jakże prostymi środkami jest to osiągnięte.

Parametr, jakim jest próg zadziałania p , ma mniej specyficzny charakter. W rzeczywistej sieci nerwowej jest on modulowany w całym systemie naraz – zwykle pod wpływem uogólnionych sygnałów, często typu hormonalnego, a niekiedy także pod działaniem niektórych substancji chemicznych (np. alkoholu). Wpływ zmian progu na działanie sieci jest niewątpliwie istotny, jednak fakt że dana konkretna pojedyncza komórka ma zwykle próg ustalony na stałym poziomie (lub zmieniany w niewielkim zakresie w sposób zsynchronizowany z innymi komórkami sieci) powoduje, iż będziemy do zmian progu przywiązywać mniejsze znaczenie, niż do zmian wag.

Funkcje logiczne a model komórki nerwowej

Wprowadzony wyżej cyfrowy model komórki nerwowej może służyć do budowy struktur (tak zwanych sieci neuropodobnych) realizujących podobne czynności (np. podzespoły komputerów), które tradycyjnie opisuje się za pomocą funkcji logicznych. Związek pomiędzy funkcjonowaniem komórki

nerwowej (a przynajmniej tymi formami jej zachowania, które były wyżej przedyskutowane i opisane za pomocą wprowadzonych wzorów matematycznych) a formułami logiki matematycznej jest dość oczywisty i łatwy do prześledzenia. Przyjmując przykładowo, że wszystkie wagi wejściowe wynoszą 1 ($w_i = 1; i = 1, 2, \dots, n$) oraz próg zadziałania wynosi również 1 ($p = 1$), otrzymujemy natychmiast funkcję nazywaną w logice alternatywą, jako opis działania rozważanej komórki nerwowej. Istotnie, w alternatywie wynik (czyli wartość funkcji) przyjmuje wartość logiczną „prawdy”, gdy chociaż jeden ze składników alternatywy (argumentów rozważanej funkcji) przyjmuje wartość „prawdy”, natomiast „fałsz” jako wartość logiczna całej funkcji pojawia się jedynie wtedy, gdy wszystkie argumenty przyjmują wartość „fałsz”. Analogia własności tej funkcji logicznej z funkcjonowaniem wskazanej komórki nerwowej jest oczywista w przypadku utożsamienia „prawdy” z sygnałem 1



Rysunek 4. Model komórki nerwowej realizującej funkcję logiczną – koniunkcję

i „fałszu” z sygnałem 0 – istotnie na wyjściu komórki pojawi się sygnał 1, jeśli tylko na przynajmniej jednym wejściu pojawi się sygnał 1; 0 na wyjściu może mieć miejsce wyłącznie wtedy, gdy na wszystkich wejściach równocześnie sygnały wynoszą 0. Tak więc komórka nerwowa może zachowywać się jak funktor logiczny alternatywy, wystarczy jednak zmienić jej parametry, aby mogła stać się tożsamą z inną funkcją logiczną, przy czym jedynie od doboru parametrów zależy, jaka to będzie funkcja. Przykładowo, zwiększając próg zadziałania komórki z $p = 1$ do wartości $p = n$ otrzymujemy zachowanie dające się opisywać funkcją nazywaną w logice koniunkcją: na to, by sygnał wyjściowy z komórki przybrał wartość 1 konieczne jest równoczesne występowanie sygnału 1 na wszystkich wejściach komórki. Zmieniając dodatkowo wartości wag synaptycznych możemy uzyskiwać za pomocą jednej i tej samej komórki nerwowej różne funkcje logiczne, co z technicznego punktu widzenia jest podwójnie interesujące: po pierwsze, jako możliwość tworzenia struktur zmieniających swoje zachowanie poprzez zmianę parametrów (wag i progu) bez konieczności dokonywania przełączeń elementów oraz, po drugie, jako oszczędniejsza forma realizacji funkcji logicznych, które przy wykorzystaniu

tradycyjnych podzespołów elektronicznych wymagają niekiedy kilkunastu lub kilkudziesięciu elementów dla uzyskania tej funkcji, którą poprzez odpowiedni dobór parametrów można zrealizować za pomocą pojedynczej komórki nerwowej lub jej elektronicznego modelu.

W związku z ostatnią cechą komórek nerwowych i ich modeli powstało nader istotne pytanie, czy dowolną funkcję logiczną n -argumentową można zrealizować za pomocą pojedynczej, n -wejściowej komórki nerwowej? Pytanie to na pozór jest bardzo trudne, gdyż liczba możliwych, różnych funkcji logicznych rośnie nadzwyczaj szybko ze wzrostem liczby argumentów n . Odpowiedni wzór określający liczbę możliwych funkcji N ma postać:

$$N = 2^{2^n},$$

a przytoczenie wartości tej funkcji dla kilku wartości n uświadomi skalę trudności:

$n = 2$	$N = 16$
$n = 3$	$N = 256$
$n = 4$	$N = 65536$
$n = 5$	$N = 4 \cdot 10^9$
$n = 6$	$N = 2 \cdot 10^{19}$
$n = 7$	$N = 3 \cdot 10^{38}$
$n = 8$	$N = 1 \cdot 10^{77}$
$n = 9$	$N = 1 \cdot 10^{154}$
$n = 10$	$N = 2 \cdot 10^{308}$

Jak widać, przy dziesięciu zaledwie rozpatrywanych wejściach liczba możliwych funkcji logicznych wyraża się liczbą 308-cyfrową, a przecież w systemie nerwowym występują komórki, które mają kilka tysięcy wejść. Różnych funkcji logicznych możliwych do zrealizowania przez taką komórkę jest niewyobrażalnie wiele — już przy stu wejściach liczba funkcji wyraża się liczbą mającą 10^{29} cyfr — jest to wartość absolutnie przekraczająca wszelkie intuicje, gdyby próbować wypisać te funkcje, to pisząc z szybkością dziesięciu cyfr na sekundę trzeba by spędzić 10^{20} lat na pisaniu — jest to czas o wiele dłuższy niż oszacowana przez kosmologów trwałość naszego Wszechświata — zatem nie będziemy podejmowali tej próby.

Powróćmy jednak do postawionego na wstępie pytania: czy wszystkie te funkcje dadzą się zrealizować za pomocą pojedynczej komórki nerwowej? Że można je zrealizować za pomocą sieci połączonych komórek — to rzecz pewna, można bowiem wykazać, że system złożony z elementów sumująco-progowych jest funkcjonalnie pełny. Lecz pojedyncza komórka?

Łatwo wykazać, że istnieją funkcje logiczne, które nie mogą być zrealizowane za pomocą pojedynczego neuronu — jeśli neuron będzie miał wyłącznie te własności, które dotychczas zostały omówione. Przykładem funkcji tego rodzaju jest funkcja „suma modulo dwa”, kojarzona ze spójnikiem logicznym ALBO (którego nie należy mylić ze spójnikiem LUB,

wyrażającym alternatywę). Funkcja „sumy modulo dwa” ma tę własność, że przyjmuje wartość 1 wtedy i tylko wtedy, gdy jeden z jej dwu argumentów przyjmuje wartość 1, natomiast ma wartość 0 dla obydwu argumentów równych równocześnie 0 lub 1. Takiej funkcji nie da się przy żadnym zestawie wartości wag synaptycznych i wartości progu wygenerować za pomocą pojedynczej komórki nerwowej, zatem odpowiedź na postawione pytanie jest negatywna. Można jednak postawić kolejne pytanie: czy jest sposób na to, by wskazaną niedogodność usunąć? Innymi słowy, czy jest metoda pozwalająca tak wzbogacić opis własności komórki nerwowej, by ta „ulepszona” komórka była już zdolna realizować dowolne funkcje logiczne?

Hamowanie presynaptyczne

Odpowiedź na to pytanie wiąże się z zaskakującą przygodą intelektualną, z mało znanym, a spektakularnym sukcesem biocybernetyki, dlatego warta jest dokładniejszego omówienia. Otóż biocybernetycy badający logiczne własności komórki nerwowej doszli do wniosku, że najprostszym zabiegiem wzbogacającym komórkę nerwową o pożądane własności jest wyposażenie jej na wejściach w swojego rodzaju wyłączniki, to znaczy struktury, za pomocą których jeden sygnał może (jeśli ma wartość 1) nie dopuścić do synapsy innego sygnału (niezależnie od jego wartości). W momencie zaproponowania struktury te były czysto hipotetycznymi, wydumanyimi tworamii, nie mającymi żadnego odpowiednika w ówczesnie znanych elementach morfologicznych komórki nerwowej. Jakież było więc zdziwienie zarówno neurofizjologów, jak i biocybernetyków, kiedy okazało się, że w rzeczywistej komórce nerwowej można zidentyfikować elementy, których funkcja, w ogólnym zarysie, odpowiada postulowanym wyłącznikom. Chodzi o tak zwane synapsy hamowania presynaptycznego, których działanie jest znacznie bogatsze, niż proponowane w biocybernetycznej koncepcji blokowanie dróg jednego sygnału przez inny sygnał, jednak między innymi taki właśnie efekt można za ich pomocą uzyskiwać. Liczne badania prowadzone za pomocą najdelikatniejszych mikroelektrod pozwoliły poznać przebiegi elektryczne w synapsach presynaptycznych i zwyczajnych, a obserwacje prowadzone za pomocą mikroskopu elektronowego pozwoliły dokładnie opisać ich budowę.

Realizacja techniczna

Komórka nerwowa wyposażona dodatkowo w synapsy hamowania presynaptycznego jest w pełni uniwersalnym funktorem logicznym, a więc dysponując komórką o n wejściach można, dobierając we właściwy sposób parametry, konstruować dowolne przetworniki informacji, odpowiadające wszystkim możliwym n -argumentowym funkcjom logicznym. Jest to bardzo interesujące stwierdzenie, jako że dla uzyskania podobnego efektu współczesna elektronika musi odwoływać się do użycia bardzo wielu podzespołów elek-

tronicznych — im większa liczba argumentów n , tym większa musi być na ogół liczba układów logicznych budowanych z tranzystorów lub wytwarzanych w strukturze układu scalonego, których połączenie w odpowiednio przemyślaną strukturę daje pożądaną efekt. Taki sam efekt, jak kilkaset niekiedy elektronicznych podzespołów, daje wobec tego jedna komórka — jakąż więc oszczędność kryje się w bionicznym podejściu do budowy układów logicznych! W dodatku struktura komórki nerwowej jest niezależna od realizowanej przez nią funkcji, co z jednej strony ułatwia produkcję odpowiednich układów na skalę techniczną (seryjna produkcja identycznych elementów jest łatwiejsza i tańsza, niż wyrób szerokiego asortymentu różnych układów), a z drugiej strony możliwe jest budowanie, za pomocą elektronicznych modeli komórek nerwowych, struktur zmieniających swoje własności (w szczególności zależnie od potrzeb zmieniających realizowane funkcje logiczne) bez konieczności dokonywania kłopotliwych przełączeń w schemacie układu, a jedynie zmieniając odpowiednie parametry (współczynniki wagowe synaps oraz progów zadziałania odpowiednich komórek nerwowych). Można sobie doskonale wyobrazić konsekwencje zastosowania takich „adaptacyjnych” lub „uczących się” sieci w technice regulacji automatycznej i informatyce. Być może jest to droga budowy urządzeń, którym będzie można przypisać atrybut „inteligencji” i które będą mogły służyć jako przyszłe „mózgi” doskonalszych, bliższych człowiekowi urządzeń i robotów?

Być może tak będzie, chwilowo jednak realizacja takich ambitnych zamierzeń napotyka poważne trudności. Istnienia tych trudności można było się domyślać od początku prezentowanego wywodu — wszak przy obserwowanym rozwoju techniki cyfrowej byłoby wręcz nieprawdopodobne, że jakaś naprawdę dobra technologia realizacji podzespołów komputerowych mogła być od dawna znana i nie wykorzystana w praktyce. Przecież o logicznych możliwościach komórki nerwowej wiadomo od około 40 lat! Musi istnieć jakaś, nie omówiona do tej pory, ale istotna, trudność. Rzeczywiście, jest taka trudność, przy czym nie polega ona — jak wielu czytelników może podejrzewać — na kłopotach z realizacją technicznego modelu komórki nerwowej. Przeciwnie, w zakresie tych własności komórki, które były omówione, opracowano wiele bardzo pomysłowych i tanich układów elektronicznych, które mogą wiernie naśladować działanie komórki nerwowej, a produkcja seryjna takich „sztucznych neuronów” nie nastęrcza istotnych problemów technologicznych. Kłopot polega jednak na czym innym. Mając ustalone zadanie, jakie chcemy postawić przed określonym systemem cyfrowym, musimy dysponować efektywnym sposobem określenia struktury potrzebnego nam systemu, tak aby po przeprowadzeniu pewnej liczby rutynowych i dobrze opisanych czynności można było uzyskać gotową konstrukcję pożądanego aparatu. Dla klasycznych funkcyj logicznych, używanych przy konstrukcji komputerów, central telefonicznych, automatów i innych systemów cyfrowych, taka efektywna metoda syntezy istnieje i jest stosunkowo łatwa i prosta w użyciu. Wystarczy opisać potrzebne nam działania układu cyfrowego w terminach logiki mate-

matycznej (okazuje się, że w tym języku najłatwiej i najszybciej można taki opis sformułować), a następnie za pomocą prostych przekształceń matematycznych, opartych na tzw. algebrze Boole'a, można dokładnie określić elementy potrzebne do wyprodukowania wymaganego urządzenia oraz jego strukturę. Całość tego procesu jest tak dokładnie opisana i zbadana, a poszczególne etapy postępowania tak logicznie i jednoznacznie wynikają jeden z drugiego, że możliwa jest pełna automatyzacja całego procesu projektowania wraz z opracowaniem dokumentacji i technologicznym przygotowaniem ewentualnej produkcji. O realizacji natomiast operacji logicznych za pomocą sztucznych komórek nerwowych o podobnie wygodnym procesie syntezy potrzebnej sieci nie może nawet być mowy. Istnieją wprawdzie metody (nawet dość liczne) pozwalające w teorii dokonywać syntezy funkcji logicznych za pomocą „elementów logiki progowej”, jak się niekiedy trochę eufemistycznie określa sztuczne neurony w literaturze dotyczącej układów cyfrowych. Jednak już sam fakt, że metod jest wiele (zamiast jednej dobrej), wskazuje na kiepską jakość tych technik, bliższe zaś zapoznanie się z proponowanymi zasadami postępowania dowodzi ich ograniczonej praktycznej przydatności, szczególnie w przypadku zadań związanych z syntezą funkcji logicznych o wielu argumentach – a przecież właśnie dla takich funkcji szczególnie wyraźne są zalety realizacji odpowiednich czynności za pomocą komórki nerwowej. W rezultacie poza prostymi układami logicznymi, dla których konfigurację sieci oraz parametry wchodzących w jej skład komórek nerwowych można „zgadywać”, możliwość realizacji systemów cyfrowych jako układów opartych na sieciach elementów neuropodobnych pozostaje teoretyczna i oderwana od rzeczywistości. Można wyrażać ubolewanie związane z takim stanem rzeczy, zwłaszcza w kontekście dyskutowanych zalet struktur neuropodobnych.

Sieci neuropodobne

Istniały przypuszczenia, że uda się stworzyć sieci neuropodobne, realizujące potrzebne funkcje przetwarzania informacji przez specyficznie rozumianą ewolucję cybernetyczną. Koncepcja ta oparta była na propozycji imitowania naturalnego procesu ewolucyjnego samodoskonalenia poprzez generowanie „propozycji” sieci neuropodobnych przez komputer, na zasadzie mechanizmu losowego oraz automatycznego oceniania rezultatów działania wygenerowanej struktury pod kątem zgodności jej funkcjonowania z założonymi dla niej regułami przetwarzania sygnałów. Warto dodać, że koncepcja taka nie była pozbawiona sensu – można przypuszczać, że w pewnym stopniu podobny proces doprowadził do powstania rzeczywistego systemu nerwowego w toku procesu naturalnej ewolucji biologicznej, a ponadto metoda losowych prób i eksperymentalnej eliminacji nieprawidłowych wyników jest szeroko wykorzystywana w informatyce w tak zwanych metodach Monte Carlo, stosowanych w optymalizacji, całkowaniu numerycznym i sterowaniu. Podobnymi metodami osiąga się niekiedy zadziwiające wyniki w problemie tak zwanej „sztucznej

inteligencji” – przykładowo kompozycje muzyczne uzyskiwane za pomocą komputera tworzone są według podanego schematu.

Jednak w odniesieniu do konstrukcji sieci nerwowych o wymaganych właściwościach, podana metoda nie prowadzi do korzystnych wyników. Przyczyna leży tu w ogromnej złożoności problemu, wyrażającej się liczbą koniecznych do sprawdzenia wariantów zarówno struktury sieci, jak i własności jej elementów. Wspomniano już, jak wiele różnych funkcji logicznych można uzyskać za pomocą pojedynczej komórki o n wejściach, zmieniając wyłącznie parametry, takie jak próg zadziałania oraz wagi synaptyczne. Różnorodność funkcji pojedynczego elementu mnożyć jednak trzeba przez liczbę możliwych struktur, jakie daje się utworzyć łącząc komórki pomiędzy sobą w sieć. Można wykazać, że liczba różnych funkcjonalnie struktur sieci neuropodobnych, możliwych do zbudowania z k elementów, może być wyliczona na podstawie tzw. twierdzenia Polya, określającego liczbę grafów jednospójnych o k węzłach. Zależność liczby możliwych struktur K od liczby komórek (węzłów grafu) k wyraża się nader złożonymi wzorami, których przytaczanie tu mija się z celem. Zamiast tego warto jednak pokazać, jak niesłychanie szybko rośnie wartość K ze wzrostem wartości k . Dla porównania, niżej podano wartości dwu innych, znanych z szybkiego wzrostu funkcji tego samego, całkowitoliczbowego argumentu k , a mianowicie funkcji wykładniczej k^k oraz funkcji „silnia” – $k!$. A oto wybrane wartości:

$k = 3$	$K = 13$	$k! = 6$	$k^k = 27$
$k = 4$	$K = 199$	$k! = 24$	$k^k = 256$
$k = 5$	$K = 9364$	$k! = 120$	$k^k = 3125$
$k = 6$	$K = 1\,530\,834$	$k! = 720$	$k^k = 46\,656$
...
$k = 10$	$K = 3,41 \cdot 10^{20}$	$k! = 3\,628\,800$	$k^k = 10^{10}$
...
$k = 20$	$K = 1,01 \cdot 10^{96}$	$k! = 2,43 \cdot 10^{18}$	$k^k = 1,05 \cdot 10^{26}$

Jeśli brać równocześnie pod uwagę obydwie źródła zmienności, czyli zarówno wyliczane uprzednio N , zależne od liczby wejść komórki n , jak i zestawione wyżej wartości K , zależne od liczby komórek w sieci k , to nawet dla bardzo małych pod względem liczby elementów i prostych w strukturze sieci trzeba przebadać prawdziwie astronomiczne liczby potencjalnie możliwych struktur. Nie jest to możliwe do wykonania przy dysponowanych współcześnie mocach obliczeniowych komputerów.

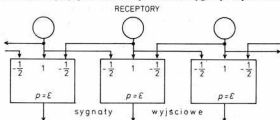
W tej sytuacji można poszukiwać rozwiązań potrzebnych do celów technicznych sieci neuropodobnych przez modelowanie rzeczywistych fragmentów systemu nerwowego.

Hamowanie oboczne

Nie mogąc porywać się od razu na modelowanie systemu nerwowego człowieka, biocybernetycy poszukiwali jako obiektu modelowania zwierzęcia o prymitywnym systemie nerwowym, łatwego do badań i do hodowli

w laboratorium, umożliwiającego dogodne prowadzenie eksperymentów i łatwą interpretację wyników. Bardzo wiele fundamentalnych odkryć zawdzięczamy badaniom prowadzonym na ośmiornicach (tu wykryto podstawowe prawa, rządzące procesem generacji i propagacji impulsu nerwowego w całym neuronie i w jego wypustkach), jednak doświadczenia, które będą opisane przeprowadzono na systemie nerwowym prostego morskiego stawonoga, nazywanego w polskiej literaturze skrzyplocz, ale szerzej znanego pod swoją łacińską nazwą *Limulus*. Korzystną z punktu widzenia badaczy własnością dużego kraba jest prosta budowa jego oka, które w odróżnieniu od oka ludzkiego składa się z dużej liczby oddzielnych lunetek (tzw. fasetek), zawierających, obok prymitywnego układu optycznego, pojedynczy receptor w każdej, oddzielonej optycznie od pozostałych fasetce. W nerwie wzrokowym tego prymitywnego zwierzęcia można więc odnaleźć i zidentyfikować włókna prowadzące sygnały z każdego oddzielnego receptora, z każdej fasetki, a zatem także z każdego segmentu pola widzenia. Operując wąską wiązką światła można zidentyfikować poszczególne włókna nerwowe i ustalić odpowiadające im receptory. W ten sposób, operując małą plamką świetlną i elektrodą rejestrującą impulsy we włóknie nerwowym, można badać zależności pomiędzy wejściowymi i wyjściowymi sygnałami w systemie wzrokowym kraba i wykrywać prawidłowości procesu przetwarzania sygnałów zachodzące w systemie. Początki badań tego typu (prowadzone pierwotnie przez Hartline'a i Ratliff'a, a potem kontynuowane w licznych laboratoriach na całym świecie) nie zapowiadały niczego niezwykłego. Mozolnie, krok po kroku, opisywano strukturę systemu i wykrywano zasady jego działania, po czym — gdy już obraz wydawał się klarowny i całkowicie zrozumiały — nastąpiło zaskakujące i niespodziewane odkrycie, które początkowo zupełnie nie mieściło się w schemacie eksperymentu i dlatego mogło być łatwo przeoczone przy mniej rzetelnym dokumentowaniu wyników badań. Otóż stwierdzono, że przy oświetleniu otoczenia (sąsiedztwa) rozważanej fasetki, impulsacja wysyłana przez odpowiadający jej neuron maleje do zera, mimo nie zmienionego oświetlenia centralnej fasetki. Efekt ten był dziwny, ale jego badanie doprowadziło do wykrycia ważnej i — jak się obecnie wydaje — uniwersalnej reguły przetwarzania informacji w systemie nerwowym zwierząt i człowieka. Reguła ta polega — ujmując to w sposób uproszczony — na konstrukcji połączeń pomiędzy dwoma przekazującymi sobie informację warstwami komórek nerwowych, według zasady pobudzania komórek odbiorczych przez odpowiadające im przestrzennie komórki nadawcze oraz hamowaniu tychże komórek odbiorczych przez komórki nadawcze stanowiące sąsiedztwo komórek pobudzających (ponieważ hamowanie to pochodzi z komórek położonych obok podstawowych komórek nadawczych, rozpowszechniła się nazwa „hamowanie oboczne”). W większości rzeczywistych sieci zarówno komórki nadawcze (w rozważanym przypadku systemu wzrokowego — komórki związane bezpośrednio z receptorami), jak i komórki odbiorcze rozłożone są na pewnych powierzchniach, które jedynie w uproszczeniu można uważać za płaszczyzny. Dla zbadania właściwości rozważanych sieci użyteczne są jednak modele

jeszcze bardziej uproszczone, mające w gruncie rzeczy jedynie znaczenie teoretyczne – i w pewnym stopniu aplikacyjne, z technicznego punktu widzenia. Są to modele liniowe, w których zarówno receptory, jak i komórki nerwowe analizujące bodźce ułożone są wzdłuż linii prostej. W takim uproszczonym modelu, komórki przetwarzające sygnały z receptorów są pobudzone przez odpowiadające im komórki receptorowe z wagą $+1$ i hamowanie z obydwu stron, przez receptory sąsiednie z wagą $-0,5$. Schemat ten oczywiście powtarza się dla wszystkich komórek, co razem tworzy dość złożony, na pierwszy rzut oka, lecz konsekwentny i prosty w istocie, wzorzec połączeń. Przeanalizujmy, jak taka sieć przetwarza sygnały. Wyobraźmy sobie,



Rysunek 5. Struktura układu z hamowaniem obocznym (uproszczona do pojedynczej linii receptorów i neuronów przetwarzających informację)

że wszystkie receptory pozostają nieoświetlone. Wówczas oczywiście wszystkie komórki nerwowe sieci przekazują tę samą informację: ciemność, kompletny brak sygnałów. Jest to logiczne i prawidłowe. Niech teraz pojawi się wąski snop światła, padającego na jeden receptor. Odpowiadająca mu komórka nerwowa zacznie sygnalizować stan 1 i punkt świetlny będzie dostrzeżony. Jest to jednak sytuacja nienormalna, właściwa warunkom laboratoryjnym, ale nie naturalnemu środowisku, w którym żyje krab. Niech więc toń morza zaleje światło słońca, niech będzie pełna jasność, niech wszystkie receptory będą pobudzone. Cóż wtedy widzi krab? Jak wygląda rozkład pobudzeń jego komórek nerwowych? Otóż prosty rachunek pokazuje, że krab nie widzi wtedy nic. Zdumiewające, ale prawdziwe. W dodatku biologicznie uzasadnione: rozświetlona słońcem, pusta toń morza nie zawiera żadnych informacji, które mogą być użyteczne dla kraba. Ani wrogów (będących na ogół dużymi obiektami), ani pożywienia (małe obiekty) – po prostu piękny widok. Niestety, mózg kraba jest zbyt mały i zbyt prymitywny, by mógł sobie pozwolić na oglądanie widoków. Jeść i unikać wrogów – oto sens jego codziennych wysiłków. Do tego natomiast prymitywny system nerwowy skojarzony z okiem na zasadzie schematu hamowań obocznych nadaje się znakomicie. Zauważmy bowiem, dlaczego krab nie widział równomiernie rozłożonego światła: oto każdy neuron był pobudzany z siłą (wagą) 1 ze strony „swojego” receptora i hamowany z siłą $-0,5$ przez jego sąsiadów. Podobna sytuacja ma miejsce,

gdy mamy do czynienia z równomiernym gradientem oświetlenia. Przyjmując na chwilę, że wartości siły bodźca przekazywane od receptora do synapsy komórki nerwowej mogą się zmieniać płynnie w zakresie od 0 do 1 (a nie tylko przyjmować wartości dyskretne 0 lub 1, to znaczy obecność lub brak impulsu – zobaczmy wkrótce, że założenie to jest ze wszech miar uzasadnione), możemy przy równomiernie zmieniającym się oświetleniu przyjąć pewną wartość A jako pobudzenie pochodzące od „własnego” receptora komórki, a pobudzenie ze strony jego sąsiadów wynosić będzie odpowiednio $A+e$ oraz $A-e$. Łatwo policzyć, że także w tym przypadku pobudzenie komórki będzie wynosiło dokładnie 0:

$$1 \cdot A - 0,5(A+e) - 0,5(A-e) = 0.$$

Również równomierne zmiany oświetlenia nie są dla kraba widoczne. Niestety, finezyjne, pastelowe światłocienie są też nie dla niego. Warunek równomierności zmian oświetlenia nie musi być tu traktowany zbyt rygorystycznie. Nawet jeśli zmiana oświetlenia nie jest idealnie równomierna, czyli oddziaływania ze strony sąsiednich receptorów będą wynosiły $A+e_1$ oraz $A-e_2$, to sygnał na wyjściu neuronu analizującego rozkład oświetlenia może być zerowy, jeśli tylko $|e_1 - e_2| < 2p$ (gdzie p jest progiem pobudzenia komórki). Podobnie drobne nierównomierności oświetlenia nie będą przez kraba spostrzegane, jeśli wywołwana przez nie asymetria i hamowanie komórki nerwowej „zmięści się” w tolerancji danej progiem p . W rezultacie faktura tła, rzeźba dna morskiego lub gra światła i cieni wywołana falowaniem morza są dla kraba niewidoczne, w wyniku czego nie rozpraszają uwagi zwierzęcia i nie angażują nader skromnych możliwości „intelektualnych” jego mózgu.

Cóż wobec tego krab widzi? Otóż widzi obiekty – duże i małe, stanowiące zagrożenie lub będące przedmiotem łowów, znajdujące się w jego polu widzenia niezależnie od tego, na jakim są widoczne tle, jakie jest oświetlenie itd. Widzi je zresztą w sposób nader osobliwy, konturowy, jakby oglądał nie rzeczywisty świat, lecz sporządzony na jego podstawie rysunek. Jak się to dzieje? Powróćmy do naszego „liniowego” modelu i zanalizujmy sposób percepcji obiektu, jakim będzie ciemniejszy od tła odcinek. Zgodnie z wcześniejszymi rozważaniami, zarówno te neurony, które odpowiadają obszarowi tła, jak i te, które znajdują się w obszarze cienia, wywołanego przez postrzegany obiekt, są niepobudzone. Natomiast pobudzone – i to maksymalnie – będą te komórki, które odpowiadają granicy pomiędzy obiektem a tłem. Istotnie, jeśli przyjmimy, że oświetlenie w rejonie tła odpowiada pobudzeniu receptorów z siłą 1, a cień odpowiadający spostrzeganiu obiektu sygnalizowany jest pobudzeniem receptorów wynoszącym 0, to pobudzenie komórki analizującej, znajdującej się na granicy pomiędzy światłem i cieniem będzie:

$$1 \cdot 1 - 0,5 \cdot 1 - 0,5 \cdot 0 = 0,5.$$

Wystarczy więc, aby próg pobudzenia komórki spełniał nierówność $p \leq 0,5$, a granice światła i cienia lub, mówiąc ogólniej, kontury postrzeganych obiektów były sygnalizowane celem dalszego postrzegania. Zwróćmy uwagę, że wskazana zasada przetwarzania sygnałów jest bardzo efektywna. Usuwając wszelkie nieistotne szczegóły postrzeganego obrazu koncentruje ona uwagę zwierzęcia na węzłowych punktach spostrzeganego obiektu i pozwala natychmiast określić jego najważniejsze własności: liczbę obiektów w polu widzenia (będzie to liczba pobudzonych neuronów podzielona przez dwa), ich rozmiary (mierzone odległością pomiędzy sąsiednimi pobudzonymi neuronami), lokalizację obiektów w polu widzenia itd. W przypadku sieci analizujących dwuwymiarowe obrazy (a takie oczywiście mogą znaleźć zastosowanie w odniesieniu do modelowania systemu wzrokowego kraba i zastosowanie techniczne przy automatyzacji wszystkich tych procesów, w których człowiek posługuje się swoim wzrokiem) możliwe jest realizowanie przez sieć z hamowaniami obocznymi funkcji przetwarzania informacji o znacznym stopniu specjalizacji i informacyjnego wyrafinowania.

Sieci neuropodobne a przetwarzanie sygnałów

W technice (zwłaszcza przy konstrukcji komputerowych analizatorów obrazów, w sterowaniu robotów przemysłowych, a także w czytnikach przeznaczonych dla poligrafii, w urządzeniach wspomagających niewidomych, w analityce medycznej i w badaniach kosmosu) użyteczne okazują się tak zwane układy CCD, mające formę układów scalonych i będące najczęściej „linijkami” fotoelementów przetwarzających padające światło na zbiór sygnałów elektrycznych określających jasność poszczególnych punktów linijki. Taka analiza, przeprowadzana wzdłuż ustalonego przekroju tego obrazu, może być dokonana szybko i wygodnie przez sieć elementów neuropodobnych, zorganizowanych według omówionego schematu. Ich użycie pozwoli szybko wykrywać, lokalizować i mierzyć, a także zliczać obiekty w polu widzenia, a technologia układów CCD daje tak dużą odporność mechaniczną całego układu, że z powodzeniem można decydować się na umieszczenie kamery rozpoznającej obraz na przykład na ruchomej końcówce ramienia robota. Ani szybko zmieniające się obrazy w czasie ruchu, ani towarzyszące pracy robota przyspieszenie sięgające $10 g$ ($1 g$ odpowiada przyspieszeniu ziemskiemu, a więc sile ciężkości) nie będą dla takiej kamery istotną przeszkodą, obraz zaś przed wprowadzeniem do sterującego robotem mikroprocesora będzie pozbawiany nieistotnych szczegółów. Jest to bardzo ważne, gdyż podobnie jak mózg kraba, komputer sterujący robotem nie dysponuje zazwyczaj zbyt dużymi możliwościami przetwarzania informacji. Redukcja danych dokonywana jest przy tym błyskawicznie, dzięki równoległemu przetwarzaniu informacji w sieci neuropodobnej. Koncepcja ta ma pełne szanse praktycznej realizacji.

Zastosowanie „jednowymiarowych” sieci z hamowaniem obocznym może także dotyczyć innych form przetwarzania sygnałów, nie tylko w systemie

wzrokowym. Zadaniem, które można wiązać z działaniem sieci tego rodzaju, jest wykrywanie maksimów lokalnych analizowanego sygnału. Występuje ono w praktyce, na przykład przy rozpoznawaniu sygnałów dźwiękowych, w szczególności mowy. Można udowodnić, że najważniejsze informacje, pozwalające rozpoznać i poprawnie klasyfikować sygnały dźwiękowe, mieszczą się w amplitudowo-częstotliwościowym widmie sygnału. Chcąc więc rozpoznać fragment sygnału mowy (np. usiłując rozpoznać wypowiedzaną głoskę), wygodnie jest przedstawić sygnał w postaci widma, co można dokonać metodami analogowymi, za pomocą zestawu filtrów pasmowych o odpowiednio dobranych charakterystykach, lub cyfrowo, realizując tak zwany algorytm szybkiej transformacji Fouriera FFT. Jednak niezależnie od sposobu uzyskania, widmo amplitudowo-częstotliwościowe sygnału zawiera nadal bardzo wiele szczegółów, które w większości są z punktu widzenia rozpoznawania nieprzydatne. Najważniejsze informacje tkwią w maksimach lokalnych widma, zatem wyznaczenie położenia tych maksimów jest zadaniem ważnym i pilnym. Można wykazać, że przez odpowiedni dobór własności sieci neuropodobnych z hamowaniem obocznym (które w tym przypadku musi być asymetryczne pod względem wag połączeń) możliwe jest uzyskanie sieci, która bezbłędnie wykrywa i lokalizuje rozważane maksima. Jest to bardzo ważny wynik, znacznie ułatwiający budowę urządzeń analizujących i rozpoznających sygnały dźwiękowe – mało jednak na razie wykorzystywany w badaniach nad sygnałem mowy, ze względu na wzajemne trudności z przenikaniem problemów i rozwiązań pomiędzy środowiskami biocybernetyków i badaczy zajmujących się rozpoznawaniem mowy. Podobnie ciekawe wyniki może dać zastosowanie sieci neuropodobnych z hamowaniem obocznym (jednowymiarowych, wykrywających maksima lokalne) do badań sygnałów biologicznych. Współczesna aparatura elektroniczna pozwala opisywać stan organizmu między innymi na podstawie licznych sygnałów, głównie różnego typu biopotencjałów. Zależnie od źródła rozważanego sygnału i od sposobu jego odbioru i rejestracji wyróżnia się elektrokardiografię, wektokardiografię, elektroencefalografię, elektrystragmografię, elektointestionografię, elektrogastografię, elektrohisterografię i bez liku innych elektro...grafii. Sygnały pochodzące z ciała pacjenta mogą być w rozmaity sposób analizowane oraz badane, niekiedy analizy te prowadzone są w sposób bardzo wyrafinowany, aby uzyskać możliwie czystą informację przydatną z diagnostycznego lub prognostycznego punktu widzenia, odsiewając stosownymi metodami analizy zbyteczne i zaciemniające obraz szczegóły. Obok specjalistycznych metod analizy, wiele technik oceny przebiegu czasowego biopotencjałów opartych jest na lokalizacji i analizie położenia maksimów lokalnych przebiegu, rozmaicie zresztą nazywanych (załamki w EKG, iglice w EEG, fale w ERG itd.). Przydatność sieci neuropodobnych z hamowaniem obocznym do lokalizacji i analizy tych ważnych, z diagnostycznego punktu widzenia, struktur sygnału jest bezsporna, nawet jeśli ograniczymy rozważania do sieci jednowymiarowych.

Zasadniczo nowe i bardzo przydatne wyniki można uzyskać za pomocą

sieci zorganizowanych na zasadzie hamowań obocznych w warstwach dwuwymiarowych. Sieci takie mogą dokonywać przetwarzania rozmaitych informacji dwuwymiarowych, a więc głównie obrazów (np. znaków alfanumerycznych na potrzeby komputerowego czytania maszynopisów lub sterowania procesem fotoskładu w linotypach poligraficznych). Przetwarzanie obrazów dwuwymiarowych, dokonywane przez sieci z hamowaniem bocznym, może wydzielać kontury i wówczas działanie sieci dwuwymiarowej stanowi proste uogólnienie funkcjonowania sieci jednowymiarowej. Możliwe jest również wydzielanie maksimów lokalnych dwuwymiarowych sygnałów (np. śledzenie tzw. formantów w czasowo-częstotliwościowo-amplitudowych charakterystykach sygnału mowy).

Jednak obok tych form przetwarzania, możliwe są dalsze, znacznie bardziej wyrafinowane i skomplikowane. Możliwe jest na przykład, za pomocą sieci omawianego typu, wydzielanie na obrazie tak zwanych punktów informatywnych. Są to te punkty i szczegóły rysunku, które podczas oglądania obrazu przez człowieka stanowią częsty punkt fiksacji jego oczu. Są to naroża figur, skrzyżowania, rozgałęzienia i zakończenia linii, punkty maksymalnej krzywizny łuków, kąty tworzone przez linie itp. Wydzielenie i zlokalizowanie, a w dalszej kolejności wzajemne usytuowanie punktów tego rodzaju stanowi podstawę do rozpoznawania bardzo wielu znaków graficznych (w tym liter i cyfr alfabetu łacińskiego, ideogramów pisma chińskiego lub japońskiego, różnych wykresów i rysunków technicznych itp.), a realizacja procesu wydzielania wskazanych cech przez sieć neuropodobną wydaje się najszybszą i najbardziej efektywną metodą ich otrzymywania, sprawdzoną zresztą w praktyce budowy technicznych systemów rozpoznających (głównie dla znaków alfanumerycznych). To jeszcze nie wszystko, sieci neuropodobne zorganizowane na zasadzie hamowania bocznego (lub odwrotnej do niej, ale koncepcyjnie identycznej, zasadzie pobudzania bocznego) mogą dokonywać filtracji informacji (w szczególności usuwania zakłóceń z obrazów — np. pochodzących z sond kosmicznych lub sztucznych satelitów Ziemi), realizować zadania tzw. szkieletyzacji linii, uciągania linii lub ich wygładzania — zależnie od potrzeb i metod przetwarzania wymaganych w rozważanej dziedzinie zastosowań. Można także dobrać własności sieci neuropodobnej w ten sposób, by wydzielała jedynie punkty o bardzo specyficznej i szczegółowo określonej charakterystyce — na przykład naroża o ściśle określonej orientacji przestrzennej, linie o ustalonym nachyleniu, skrzyżowania o ustalonym kącie przecinania się linii. W ten sposób sieci neuropodobne przestają jedynie wstępnie przetwarzać informacje, lecz dodatkowo stają się analizatorami cech i mogą być utożsamiane ze specyficznymi tworam w korze wzrokowej, opisywanymi w serii prac prowadzonych na kotach przez D. H. Hübela i T. N. Wiesela, lub nawet w ograniczonym zakresie mogą być traktowane jako modele wprowadzonych przez J. Konorskiego jednostek gnostycznych. Bardzo duża, chociaż wciąż mało doceniana i niedostatecznie wykorzystana, jest użyteczność techniczna sieci z hamowaniem bocznym. Wydaje się, że rosnące zrozumienie możliwości

równoległego przetwarzania informacji w systemach multimokroprocesorowych zwiększy także zainteresowanie dla innych metod wielopoziomowego przetwarzania sygnałów – w tym także wzorowanych na strukturze sieci neuropodobnych.

Model komórki nerwowej – sygnał ciągły

Podane przykłady sieci neuropodobnych wykorzystywały model komórki nerwowej, w którym złożone i różnorodne własności komórek sprowadzone zostały do modelu „logicznego” z sygnałami przyjmującymi wyłącznie wartości 0 lub 1 na wejściu i na wyjściu. Propozycja ta stanowi tak daleko idące uproszczenie działania rzeczywistej komórki, że należy wręcz dziwić się, jak za pomocą tak prymitywnych środków można osiągać interesujące i zbliżone z biologicznymi doświadczeniami rezultaty. Nie zadowolając się jednak osiągniętymi wynikami można poszukiwać takich sposobów wzbogacenia uwzględnianych w modelu własności komórki nerwowej, które wiążąc się z niewielkim stosunkowo wzrostem złożoności modelu dostarczają istotnie nowych możliwości w zakresie form przetwarzania sygnałów, realizowanych w sieciach. Wydaje się, że z licznych pominiętych uprzednio własności komórki nerwowej, w pierwszej kolejności warto uwzględnić jej możliwości pracy w reżimie analogowym, a więc z sygnałami wejściowymi i wyjściowymi, mogącymi przybierać wartości z pewnego przedziału, a nie tylko dyskretne wartości 0 i 1. Dla ustalenia uwagi i prostoty dalszych rozważań, przyjmować będziemy, że na wejściu i wyjściu mogą występować dowolne wartości z przedziału zamkniętego od 0 do 1, przy czym jest to w istocie tylko umowa dotycząca jednostek, w jakich będziemy te sygnały wyrażali (inne można przeskalować).

Powstaje problem interpretacji takich płynnie zmieniających się sygnałów, skoro – co było wyżej wielokrotnie podkreślone – komórka może jedynie przyjmować i wysyłać impulsy o jednakowym kształcie, identycznej amplitudzie, tym samym czasie trwania. Jak to pogodzić z postulatem analogowego działania? Otóż kluczem do rozwiązania jest znany fakt, że pojedynczy impuls (lub jego brak) jest zbyt efemerydalnym, zbyt podatnym na zakłócenia i zniekształcenia zjawiskiem zachodzącym w systemie nerwowym, aby można było poważnie uważać, że działanie tak doskonałej i złożonej struktury jak mózg uzależnione jest od przekazywania tak niepewnych sygnałów. W istocie fizjologowie już dawno odkryli, że kodowanie informacji w systemie nerwowym odbywa się na zasadzie generowania, przesyłania i analizowania serii impulsów, a wartości przekazywane są za pomocą częstotliwości tych impulsów (lub odstępów czasowych pomiędzy nimi – co oczywiście to samo znaczy, ale łatwiej pozwala interpretować wyniki doświadczeń).

Model komórki nerwowej uwzględniający wprowadzone mechanizmy nie jest nadmiernie złożony. Podobnie, jak we wcześniej omówionym modelu, podstawową czynnością jest sumowanie pobudzeń docierających do poszczególnych synaps („sumowanie przestrzenne”) z uwzględnieniem wag synaps

oraz faktu, że niektóre z nich mają charakter pobudzający, inne zaś komórkę hamują. Sumę taką nazwiemy łącznym pobudzeniem komórki i oznaczymy przez e . Można więc zapisać zależność:

$$e = \sum_{i=1}^n w_i x_i,$$

przy czym pamiętać należy, że x_i oznaczają tu chwilowe częstotliwości impulsów na poszczególnych synapsach, mogą więc zmieniać się w granicach od 0 do 1 w sposób ciągły. Sygnał wyjściowy komórki, oznaczany y , zależy od pobudzenia e w sposób nieliniowy: jeśli wartość e jest mniejsza od progu komórki p , to sygnał wyjściowy jest zerowy, w zakresie wartości e od progu p do wartości e_{\max} zależność pomiędzy y a e ma charakter rosnący. Można tu przyjąć zależność liniową, można przypuszczać, że jest ona logarytmiczna albo wykładnicza — brak dokładnych danych, aby dokładniej tę sprawę przedstawić, a ponadto komórki nerwowe różnią się pomiędzy sobą i jedynie umownie można mówić o neuronie jako o pojedynczym, zawsze takim samym obiekcie. Charakter zależności pomiędzy y a e w obszarze, w którym wzrost pobudzenia wiąże się ze wzrostem sygnału na wyjściu komórki, jest jednak mniej ważny, niż fakt, że dla sygnałów o wartościach przewyższających wartość maksymalną e_{\max} nie ma już dalszego wzrostu sygnału i następuje zjawisko zwane nasyceniem. Wartość sygnału y , odpowiadająca pobudzeniu wynoszącemu e_{\max} (lub dowolnemu większemu) przyjęta jest, zgodnie z wcześniejszymi ustaleniami, jako równa 1. Tak więc łącznie, zależność pomiędzy sygnałem całkowitego pobudzenia komórki e a sygnałem na jej wyjściu y można zapisać w postaci:

$$y = \begin{cases} 0 & \text{gdy } e < p, \\ \frac{e-p}{e_{\max}-p} & \text{gdy } p \leq e < e_{\max}, \\ 1 & \text{gdy } e \geq e_{\max}. \end{cases}$$

Sieci logiki ciągłej i sieci uczące się

Opis, jak widać, nie jest bardziej skomplikowany, od diskutowanego wyżej opisu komórki „logicznej”, natomiast możliwości „wzbogaconej” komórki są istotnie szersze. Wymieńmy tylko niektóre spośród możliwych do przedstawienia zastosowania udoskonalonego modelu komórki. Po pierwsze, można wykorzystać komórki z ciągłymi sygnałami wejściowymi i wyjściowymi do budowy tak zwanych sieci logiki ciągłej. Koncepcja tego typu logiki, nieco lepiej — jak się wydaje — odpowiadająca naszej intuicji, jest stosunkowo prosta. Pozostawiając mianowicie wartości 1 i 0 jako synonimy absolutnej prawdziwości i fałszywości stosowanych stwierdzeń, logika ciągła dopuszcza używanie dowolnych wartości pośrednich, mieszczących się pomiędzy 0 a 1,

którym mogą odpowiadać takie formy językowe, jak „raczej prawdziwe”, „być może fałszywe” lub stwierdzenia pozbawione wartości logicznej (nie podlegające wartościowaniu w kategoriach prawdziwości lub fałszywości), którym przypisać można wartość 0,5. Logika wielowartościowa, w tym także nieskończenie wielowartościowa logika ciągła, była przedmiotem dociekań naukowych matematyków od wielu lat, gdyż prymitywne ograniczenia klasycznej, dwuwartościowej logiki znane były niemal od momentu jej sformułowania.

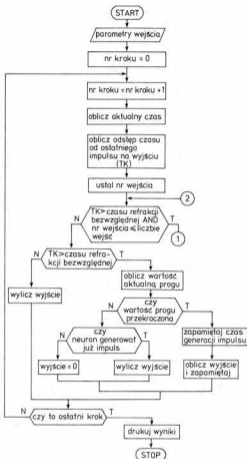
Neurony o ciągłych sygnałach wejściowych i wyjściowych stanowią także podstawę do tworzenia sieci i układów uczących się. Wielokrotnie wspomniano, że procesy uczenia się mogą zachodzić (między innymi) na skutek zmian wartości wag synaptycznych — dalej przedstawiono jeden z klasycznych modeli tego procesu. Zadania uczenia w technice często wiązane są z problemami rozpoznawania obrazów. Słowo „obraz” należy tu rozumieć dość szeroko i elastycznie. Najczęściej są to istotnie obrazy liter, odcisków palców lub preparatów mikroskopowych, jednak z równym powodzeniem można rozpoznawać mowę, stan pogody, stopień zużycia maszyny roboczej lub chorobę w systemie automatycznej diagnostyki medycznej.

Wyobraźmy sobie, że rozpoznawane obiekty opisane zostały za pomocą cech x_1, \dots, x_n , przy czym wartości każdej cechy należą do przedziału $[0, 1]$ (co zawsze można osiągnąć przez odpowiednią normalizację). Przykładowo cechami mogą być dla rozpoznawanych obrazów optycznych jednostki oświetlenia poszczególnych punktów siatkówki. Załóżmy także, że mamy rozpoznać obiekty należące do L klas (na przykład litery polskiego alfabetu), a także przyjmijmy, że dysponujemy N wzorcami obiektów należących do poszczególnych klas, na podstawie których maszyna musi nauczyć się poprawnego rozpoznawania. Zadanie to rozwiązać możemy w sposób następujący.

Wybermy L komórek nerwowych i przypiszmy im (arbitralnie, gdyż inaczej na początku nie można) numery kolejnych klas. Do wejść wszystkich komórek dołączymy linie niosące sygnały o cechach opisujących rozpoznawane obiekty. Każdy neuron otrzymuje więc te same sygnały wejściowe x_1, \dots, x_n , stanowiące zbiór cech opisujących kolejno prezentowane obiekty. Wymagamy, aby po okresie uczenia (którego przebieg zaraz opiszemy), po przedstawieniu obiektu określonej k -tej klasy, sygnał wyjściowy neuronu o numerze k był największy ze wszystkich neuronów, a więc chcemy, by

$$y_k > y_m \quad m = 1, 2, \dots, L, \quad m \neq k.$$

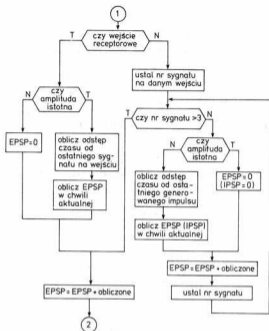
Oczywiście sytuacja taka musi mieć miejsce dla dowolnego obiektu z dowolnej klasy k — zaiste trudno nazwać te wymagania minimalnymi! Są one jednak (przy spełnieniu pewnych założeń) całkowicie realne. Założenia, o których mowa, sprowadzają się do wymagania, aby cechy x_1, x_2, \dots, x_n dostatecznie dobrze opisywały obiekty i pozwalały na skuteczne ich rozpoznawanie, jeśli bowiem klasy nie będą dostatecznie odróżnialne na podstawie ich cech — to żadna nauka nie może przynieść zadowalającego efektu. Najważniejszym problemem w postawionym zadaniu jest oczywiście takie zaprojektowanie



Rysunek 6. Schemat blokowy komputerowego programu symulującego funkcjonowanie komórki nerwowej o sygnałach wejściowych i wyjściowych zmieniających się w sposób ciągły

procesu uczenia, by w jego następstwie dobrane zostały parametry (współczynniki wagowe w_i oraz progi p) wszystkich neuronów zgodnie z przedstawionymi wymaganiami, dotyczącymi sygnałów wyjściowych tych neuronów dla obiektów podlegających rozpoznawaniu należących do wszystkich rozważanych klas. Dokonać tego można tak:

Pokazujemy kolejno obiekty, których przynależność jest znana i które



Rysunek 7. Schemat blokowy fragmentu modelu dotyczący symulacji działania synapsy – połączenie obydwu schematów następuje w punktach oznaczonych na rysunku jako 1 i 2

stanowią wzorce. Wyobraźmy sobie, że w rozważanym kroku procesu uczenia pokazywany jest obiekt opisany cechami x_1, x_2, \dots, x_n , o którym wiadomo, że należy do klasy k . Obserwujemy zachowanie podlegającego uczeniu zbioru L neuronów i zauważamy, że największą wartość sygnału wyjściowego wykazuje neuron o numerze h

$$y_h > y_m, \quad m = 1, 2, \dots, L, \quad m \neq h.$$

Jest to błąd – wszak obiekt należał do klasy k i wobec tego k -ty neuron powinien na swym wyjściu wytworzyć największy sygnał. Należy dokonać korekty parametrów w dwu neuronach – w h -tym (który został omyłkowo „wytypowany” jako właściwy) oraz w k -tym (który powinien być wskazany). Korekta powinna w dodatku dotyczyć głównie tych wejść, do których przykładano sygnały (jeśli któraś z wartości x_i była równa zero, to odpowiadająca jej wartość wagi w_i nie powinna być zmodyfikowana). Zmiana wag

i progów w obydwu wchodzących w grę neuronach dokonywana jest zatem według prostego schematu.

Wagi wejść neuronu h -tego (błędnie wskazanego jako numer klasy, do której należy obiekt opisany cechami x_1, x_2, \dots, x_n) korygowane są zgodnie ze wzorem:

$$w'_i = w_i - x_i, \quad i = 1, 2, \dots, n,$$

gdzie w' oznacza nową wartość wagi po korekcie. Podobna reguła dotyczy wag synaptycznych wejść neuronu k -tego (tego, który powinien być wskazany, a nie został), jednak w tym przypadku znak korekty jest z oczywistych powodów przeciwny:

$$w'_i = w_i + x_i, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

Analogiczne korekty dotyczą progu zadziałania – dla neuronu h -tego (błędnie wskazanego) obowiązuje reguła:

$$p' = p + 1,$$

a dla neuronu k -tego (poprawnego) reguła:

$$p' = p - 1.$$

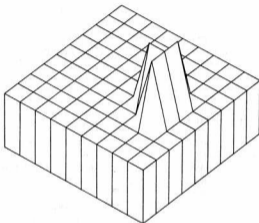
W rezultacie korekty dokonywane zarówno na wagach wejściowych, jak i na progach zadziałania neuronów zmiernają do jednego celu – zwiększenia prawdopodobieństwa poprawnego działania całego układu po korekcie. Istotnie, łatwo się przekonać, że dla neuronu k -tego po korekcie:

$$\sum_{i=1}^n w'_i x_i > \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad \text{oraz} \quad p' < p,$$

w wyniku czego $y'_k > y_k$. Analogicznie można stwierdzić, że $y'_h < y_h$, zatem po korekcie prawdopodobieństwo poprawnego działania układu wzrasta – chociaż nie zawsze osiąga poziom pewności. Można udowodnić (sam dowód oczywiście musi być tu pominięty, chociaż jest bardzo ciekawy i kształcący), że niezależnie od tego, jakie były początkowe wagi w_i oraz progi p wszystkich L użytych neuronów, po odpowiednio długim czasie nauki osiągnięty zostanie stan, w którym obiekty rozpoznawane będą bezbłędnie. Zwróćmy przy tym uwagę, że przy bezbłędnym rozpoznawaniu obiektu opisanego cechami x_1, x_2, \dots, x_n wagi i progi wszystkich neuronów pozostają bez zmian – gdyż w takim przypadku $k = h$ i korekty, opisane przytoczonymi wyżej wzorami będą się wzajemnie znosiły.

Opisany proces uczenia jest stosunkowo prosty. Dla jego skutecznego stosowania należy w dodatku tak dobrać parametr e_{\max} w charakterystykach wszystkich L używanych neuronów, by nigdy nie dochodziło do nasycenia wyjść neuronów (dla wszystkich $i = 1, 2, \dots, L$ musi zachodzić zawsze $y_i < 1$). Jest to w ogólnym przypadku dość kłopotliwe, szczególnie przy dużych zmianach progu p . Jednak wyniki są bardzo efektywne – maszyna infor-

mowana jedynie o tym, czy rozpoznaje prawidłowo, czy popełnia błędy („nagrody” i „kary” według fizjologa) sama jest w stanie doskonalić swoje zachowanie, osiągając w końcu zdolność realizowania postawionego zadania – i to zarówno w odniesieniu do obiektów, które były używane w trakcie procesu uczenia, jak i w stosunku do obiektów podobnych, ale nie identycznych z nimi. Nic dziwnego, że pierwsza maszyna, zbudowana według tej zasady (tzw. perceptron) wywołała duże zainteresowanie wśród naukowców i praktyków, do dziś zresztą zauważalne w literaturze poświęconej problemom rozpoznawania.



WARSTWA 1. $T = 27,8$ MS

Rysunek 8. Symulowany komputerowo sygnał wyjściowy sieci neuropodobnej realizującej proces uczenia się

Można przytoczyć jeszcze bardzo wiele badań, modeli i doświadczeń, wskazujących na możliwość i celowość budowy sieci neuropodobnych na podstawie obserwacji mechanizmów fizjologicznych, występujących w żywym organizmie, przydatnych w różnych zastosowaniach i wskazujących bardzo interesujące własności z technicznego punktu widzenia. Wydaje się jednak, że bardziej celowe będzie w takim przypadku wychodzenie od zadań przetwarzania informacji i wskazywania konkretnych przykładów sieci w konkretnych systemach, czemu poświęcona jest dalsza część książki.

MODELE BIOCYBERNETYCZNE SYSTEMÓW PERCEPCYJNYCH

Do najczęściej wykorzystywanych w praktyce systemów biocybernetycznych należą systemy automatycznej percepcji. Stanowiąc niezbędne „zmysły” dla budowanych komputerów i robotów, systemy te, dzięki naśladowaniu zasad przetwarzania informacji zmysłowej w mózgu człowieka, mogą istotnie polepszyć swoje parametry i właściwości.

System percepcyjny człowieka

Procesy percepcji i narządy zmysłów człowieka są zróżnicowane, rejestracji i analizie podlegać mogą różne wielkości fizyczne, a parametry narządów zmysłów są w znacznym stopniu zależne od tego, z jakim typem bodźca fizycznego ma do czynienia dany zmysł. Tradycyjnie zwykło się dzielić receptory na cztery grupy:

- telereceptory, odbierające dane z dalszego otoczenia (wzrok, słuch, węch, w pewnym zakresie czucie temperatury — promieniowania podczerwonego);

- receptory kontaktowe, zbierające informacje z najbliższego otoczenia organizmu (dotyk, czucie bólu na powierzchni organizmu, czucie wibracji, ucisku, kontaktowa percepcja temperatury, smak);

- receptory stanu narządów ruchu, nazywane często proprioceptorami (czucie mięśniowe, określające stan napięcia jednostek motorycznych i siłę rozwijaną przez mięsień, czucie stawowe określające położenie kończyn i ich fragmentów, czucie równowagi, a dokładniej przyspieszeń kątowych i liniowych rejestrowanych przez receptory błędnikowe);

- receptory danych o stanie organizmu (tzw. czucie wewnętrzne lub głębokie — receptory trzewne: mechaniczne, chemiczne, termiczne, bólowe, a także hipotetyczne receptory wewnątrz-mózgowe, wchodzące w skład układów regulacji temperatury i składu chemicznego płynów ustrojowych, w tym między innymi receptory zawartości tlenu i dwutlenku węgla w krwi zapopatrującej mózg, odgrywające pierwszoplanową rolę w regulacji aktywności serca, oddychania i ciśnienia tętniczego krwi).

Podział na te cztery grupy jest umowny, gdyż pomija oczywiste związki

anatomiczne i czynnościowe, jakie występują na przykład pomiędzy recepto-rami słuchowymi a czuciem równowagi, smakiem i węchem, czuciem tempe-ratury na odległość a czuciem powierzchniowym, dotykiem i bólem trzewnym. Żaden jednak podział nie jest idealny w odniesieniu do elementów obiektu tak zintegrowanego i systemowo działającego, jak żywy organizm, przyjmijmy więc podany tu podział jako podstawowy – dla wnoszonego przezeń uporząd-kowania, a nie dlatego, żeby wydawał się on do końca konsekwentny i całkowicie niesprzeczny. Niezależnie jednak od wszelkich podziałów – takich, które są niewątpliwe dla wszystkich i takich, które mogą być uważane za kontrowersyjne, receptory i związane z nimi systemy percepcyjne mają wiele wspólnych elementów i cech, które można omówić łącznie, ilustrując jedynie konkretnymi przykładami ogólne prawidłowości sformułowane w sposób gene-ralny. Pierwszą z takich ogólnych prawidłowości jest bardzo duża redukcja strumienia informacyjnego, zachodząca pomiędzy receptorem a analizującymi bodźce zmysłowe fragmentami kory mózgowej. Dokładne oszacowanie wcho-dzących w grę strumieni informacyjnych jest bardzo trudne, jednak mozolne wieloletnie doświadczenia fizjologów i psychologów dostarczyły wyników, które mogą być uznane za w miarę pewne. Szacuje się zatem, że łączna ilość informacji, odbieranych przez receptory z otoczenia i z wnętrza organizmu tworzy strumień o objętości 10^9 bitów na sekundę.

Jednak z tej ogromnej ilości „wejściowych” informacji jedynie nieliczne docierają do naszej świadomości. Redukcja ilości rejestrowanych informacji jest znaczna, zaledwie jedna na kilka milionów może uczestniczyć w świa-domych procesach analizy i przetwarzania informacji, zachodzących w tych obszarach kory, które kojarzymy ze świadomym i celowym działaniem naszego intelektu. Na pozór jest to bardzo dziwne – wszak wydaje się nam, że widzimy, słyszymy i czujemy wszystko. Jest to jednak tylko złudzenie. Nasz mózg w tej swojej części, która wiąże się ze świadomym działaniem ma zaskakująco małą wydajność. Psychologowie wykazali, że możemy świadomie rejestrować zaledwie kilkanaście do kilkudziesięciu bitów w ciągu sekundy. Kilkadziesiąt z kilku miliardów! Doprawdy trudno by było znaleźć inny przykład równie radykalnej selekcji.

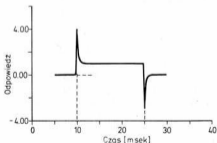
Warto zauważyć, jak ważne i przydatne z punktu widzenia technika jest ewentualne opracowanie zasad i metod, według których działa system percepcyjny człowieka podczas omawianej redukcji informacji zmysłowej. Przecież gdyby system ten naśladować w technice, można by uniknąć jednego z podstawowych ograniczeń związanych z budową oprogramowania dla komputerowego przetwarzania i rozpoznawania sygnałów – ograniczenia związanego z małą (w stosunku do potrzeb) pojemnością dostępnych pamięci, możliwych do wykorzystania w systemach przetwarzania obrazów, oraz z niewystarczającą mocą obliczeniową współczesnych komputerów, które „dławią się” obecnie, wprowadzanym w celu rozpoznawania, sygnałem mowy lub informacjami z kamery telewizyjnej, odwzorowującymi przetwarzane obrazy. Zauważmy, że tysiąckrotna czy nawet stukrotna redukcja objętości

podlegających analizie sygnałów może w tych zagadnieniach stanowić warunek umożliwiający zastosowanie mniejszego (tańszego) komputera, bądź może decydować o możliwości stosowania „maszynowej percepcji” w systemach uwarunkowanych czasowo. W tym ostatnim przypadku redukcja informacji może zapewnić nadążanie komputera za zmienną sytuacją – na przykład w rozpoznawaniu mowy na bieżąco, bez konieczności jej rejestrowania i opóźnienia odpowiedzi maszyny, lub przy orientacji w otoczeniu robota przemysłowego za pomocą obrazu z kamery TV albo specjalnej matrycy CCD. Powtórzmy – efekty te można osiągnąć przy redukcji wejściowego strumienia analizowanych informacji w stosunku 1:100 lub 1:1000, natomiast redukcja zachodząca w systemie nerwowym człowieka wyraża się stosunkiem 1:1000000 lub większym!

Redukcja ilości informacji

O niektórych zbadanych i opisanych regułach redukcji informacyjnego nadmiaru sygnałów pochodzących z receptorów będzie jeszcze dalej, przy omawianiu różnych systemów percepcyjnych (wzrokowego, słuchowego, dotykowego itd.), jednak jeden z podstawowych mechanizmów tej redukcji ma charakter uniwersalny i związany jest z samym receptorem, a nie z systemem nerwowym przetwarzającym informację, przeto można go omówić w tym miejscu, jeszcze przed dyskusją systemów percepcyjnych związanych z głównymi zmysłami człowieka.

Jeśli na wejściu receptora pojawia się bodziec fizyczny (specyficzny dla danego receptora, czyli świetlny dla pręcików lub czopków oka, akustyczny dla komórek rząsatych ucha, chemiczny dla nabłonka węchowego itp.), to receptor przetwarza bodziec na sygnał wysyłany do systemu nerwowego – i na tym polega jego rola w systemie percepcyjnym. Obserwując dokładnie proces przekazywania bodźca przez receptor, wykrywamy jednak ciekawe zjawisko: przebieg czasowy sygnału wysyłanego do systemu nerwowego nie odzwiercied-



Rysunek 9. Wynik komputerowej symulacji pracy receptora. Sygnał wejściowy miał formę krótkotrwałego błysku światła – widoczne są reakcje receptora na zjawisko włączenia i wyłączenia bodźca

ła bynajmniej wiernie przebiegu czasowego fizycznej wartości bodźca. Najsilniejszy sygnał przekazywany do systemu nerwowego wiąże się z pojawieniem bodźca — jego wykrycie sygnalizowane jest bardzo silnym sygnałem, który szybko maleje w miarę upływu czasu, przy czym dla wielu receptorów ustala się pewna wartość sygnału stale informującego system nerwowy o dalszej obecności bodźca i niekiedy także o jego wartości, natomiast dla niektórych receptorów stały, nie zmieniający się w czasie sygnał, po pewnym okresie nie jest w ogóle spostrzegany i odpowiedni sygnał nerwowy znika całkowicie. Jak widać, w systemie nerwowym sygnalizowana jest głównie zmiana, pojawienie się sygnału, a niezmiennie trwanie sygnału nie jest interesujące. Jest to logiczne — ważne informacje wnoszą głównie nowe bodźce, te zaś, które trwają długo i nie zmieniają się, są (na ogół) mniej istotne.

Jest faktem powszechnie znanym, że czułość receptorów ludzkich jest (dla niektórych typów sygnałów) nieprawdopodobnie wielka, a jeszcze dla większości zmysłów zwierzęta górują nad człowiekiem doskonałością swoich systemów percepcyjnych. Przykładowo, wzrok człowieka, a dokładniej pręciki oka zdolne są, po odpowiedniej adaptacji, rejestrować pojedyncze fotony. Dla zadziałania złożonego mechanizmu przemian rodopsyny w oku wystarcza więc prawdopodobnie jeden kwant energii fali elektromagnetycznej. Większej czułości osiągnąć nie można, a większość systemów technicznych znacznie ustępuje biologicznym narządom pod tym względem.

Sama jednak czułość nie daje narządom zmysłów istotnej przewagi nad konstruowanymi systemami rejestracji odpowiednich bodźców z wykorzystaniem środków nowoczesnej elektroniki. Potrafimy już dziś budować fotopowielacze o czułości zbliżonej do czułości oka, mikrofony elektretowe nie ustępujące czułości ucha lub akcelerometry nie mniej wrażliwe od skórnych zmysłów wibracji. Być może spektrometry masowe osiągną wkrótce podobny poziom czułości, jak węch lub smak najwrażliwszych zwierząt, a sensory dotykowe robotów zbliżą się do ideału, jakim jest dotykowa percepcja ręki ludzkiej. Natomiast cechą, która nieprędko zostanie przez techniczne odpowiedniki zmysłów osiągnięta lub uzyskana jest skala mierzonych wartości. Rozpiętość pomiędzy bodźcem progowym (najsłabszym wykrywanym) a bodźcem maksymalnym jeszcze prawidłowo postrzeganym i analizowanym jest dla wielu narządów zmysłów nieprawdopodobnie duża. Stosunek intensywności bodźca maksymalnego do minimalnego osiąga dla receptora wzrokowego człowieka wartość 10^9 (miliard), a dla receptora słuchowego jeszcze więcej (10^{12} do 10^{14} w oszacowaniach różnych autorów).

Wyjaśnienie szerokiego zakresu czułości narządów zmysłów polega na wskazaniu dwu mechanizmów. Z jednej strony, większość systemów percepcyjnych dysponuje możliwościami adaptacyjnymi, które traktować można jak „regulatory wzmocnienia”. Z drugiej — mechanizmem odpowiedzialnym za szeroki zakres zmienności percepowanych bodźców fizycznych jest nieliniowy charakter przetwarzania intensywności sygnału docierającego do receptora na przesyłany do analizy w mózgu sygnał nerwowy. Mechanizmowi temu warto

przypatrzeć się nieco dokładniej, gdyż jest on kolejnym stałym wyróżnikiem charakteryzującym większość procesów przetwarzania informacji, zachodzących w żywym organizmie.

Obserwacje psychologiczne i badania fizjologiczne dowodzą, że intensywność wrażenia zmysłowego R jest uzależniona od intensywności odpowiedniego bodźca fizycznego S w sposób logarytmiczny:

$$R = a \log S + b.$$

Kolejna ogólna własność, którą można wskazać i omówić dla wszystkich receptorów łącznie, zanim jeszcze podjęta będzie próba opisanie modeli najważniejszych systemów percepcyjnych, dotyczy złożonego, analogowo-cyfrowego sposobu przetwarzania informacji zmysłowej. W poprzednim rozdziale wskazano, że działanie systemu nerwowego nosi cechy funkcjonowania cyfrowego: obecność albo brak impulsu lub częstotliwość impulsacji komórek nerwowych można w naturalny sposób porównać z funkcjonowaniem elementów systemu cyfrowego (np. komputera), ma natomiast niewiele wspólnego z procesami analogowymi, ciągłymi w swej naturze, takimi jak lot rakiety czy nagrzewanie pręta. Tymczasem większość bodźców fizycznych, rejestrowanych przez receptory, ma charakter niewątpliwie ciągły. Rejestracji bodźca zmysłowego towarzyszyć musi więc przetwarzanie analogowo-cyfrowe, podobnie jak procesom wprowadzania informacji o sterowanym procesie do maszyny cyfrowej. Komórki nerwowe formujące informacje receptorowe, w postaci akceptowanej dla dalszego przetwarzania w systemie nerwowym, odgrywają zbliżoną rolę jak przetworniki pomiarowe, standaryzujące sygnał z czujników w systemach technicznych, i ta zadziwiająca zgodność struktury technicznych i biologicznych systemów pozyskiwania informacji stanowi kolejny argument, przemawiający za celowością badania i modelowania struktur percepcyjnych traktowanych jako „prototypy” zmysłów robota lub automatu.

Modele systemów percepcyjnych

Po tych ogólnych rozważaniach przejdziemy teraz do skrótowej prezentacji modeli biocybernetycznych dwu największych i najważniejszych (biologicznie i technicznie) systemów percepcyjnych: systemu wzrokowego i systemu słuchowego.

Model systemu wzrokowego

Model systemu wzrokowego rozpocząć trzeba od skrótowego przypomnienia budowy naturalnego analizatora wzrokowego. Postrzegane obrazy rzutowane są przez układ optyczny gałki ocznej na siatkówkę, stanowiącą zbiór elementów rejestrujących i częściowo przetwarzających bodziec świetlny. Obraz rzutowany na siatkówkę rejestrowany jest przez czule na światło receptory, wysielające dno oka. Jak powszechnie wiadomo, są ich dwa

rodzaje: pręciki (czulsze, ale niewrażliwe na barwy i niezdolne do analizy kształtów) oraz czopki. Pręcików jest więcej, około 130 milionów, lecz są one rozmieszczone głównie w peryferyjnych fragmentach siatkówki i odbierają sygnały z obszarów peryferyjnych naszego pola widzenia. Największe zagęszczenie pręcików przypada na obszar położony pod kątem 10° – 40° od punktu fiksacji wzroku — ponieważ pręciki są czulsze na światło od czopków, przeto słabe światło łatwiej dostrzec „kątem oka”, niż patrząc wprost. Czopki grupują się głównie w dołku środkowym (blisko 2 mln), lecz występują także w innych częściach siatkówki, ogółem jest ich około 7 milionów, i to głównie za ich pomocą człowiek poznaje szczegóły oglądanych obrazów.

Włókna nerwowe tworzące nerw wzrokowy niosą informację już stosunkowo dość mocno przetworzoną i zagregowaną — nie jest to bynajmniej, jak można by sądzić — nerwowe odwzorowanie „mapy” pobudzonych i nie pobudzonych obrazów siatkówki, lecz głównie informacje o najważniejszych szczegółach widzianego obrazu, zakodowane informacje o jego węzłowych punktach, konturach i głównych obiektach. Miarą tego procesu jest stosunek liczby aksonów budujących nerw wzrokowy do liczby receptorów: przy stu kilkudziesięciu milionach receptorów wysielających galkę oczną mamy niespełna milion włókien nerwowych w pęczku wzrokowym; oznacza to, że przeciętnie jeden akson przewodzi informację przetworzoną na podstawie rozkładu pobudzenia ponad stu komórek receptorowych. Stopień agregacji informacji jest większy dla pręcików niż dla czopków, jednak w odniesieniu do obydwu typów receptorów zachodzi istotne przetwarzanie zarejestrowanego obrazu.

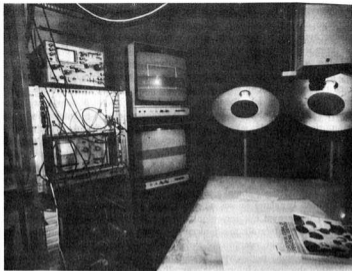
Dalsza droga impulsów nerwowych wytworzonych w siatkówce oka jest dość złożona. Pierwszą strukturą, do której docierają włókna nerwu wzrokowego, jest tzw. skrzyżowanie wzrokowe. Zgodnie z ogólną regułą lewa półkula mózgu zawiaduje czynnościami i czuciem prawej strony ciała i na odwrót — prawa półkula obsługuje lewą część ciała. Wszystkie szlaki nerwowe (z wyjątkami, o których nie warto tu wspominać) krzyżują się na wyższych lub niższych piętrach systemu nerwowego i docierają do przeciwległych części mózgu, zatem sam fakt istnienia skrzyżowania wzrokowego nie budzi zdziwienia. Wydaje się logiczne i naturalne przypuszczenie, że obraz odbierany przez lewe oko trafia do prawej półkuli i vice versa. Jest to jednak przypuszczenie błędne: Przyroda wymyśliła to inaczej i znacznie mądrzej. Podział przebiega mianowicie nie według gałek ocznych, lecz według połówek pola widzenia — obrazy widziane obydwoma oczami w lewej połowie pola widzenia trafiają do prawej półkuli, obrazy zaś z prawej strony do lewej półkuli. Osiągane jest to przez częściowe skrzyżowanie włókien, mianowicie te części nerwu wzrokowego, które prowadzą bodźce z przysrodkowej (nosowej) części siatkówki obydwu gałek ocznych podlegają skrzyżowaniu, natomiast włókna przekazujące bodźce od bocznych (skroniowych) części gałek ocznych skrzyżowaniu nie podlegają. W połączeniu z odwróceniem obrazu, będącym wynikiem optycznych właściwości oka, daje to wspomniane wyżej rozdzielanie

części pola widzenia pomiędzy obie półkule. Warto zwrócić uwagę na operatywność i celowość wskazanego schematu podziału obrazu pomiędzy półkule mózgowe: dzięki takiej właśnie organizacji obraz przedmiotów, którymi można manipulować prawą ręką, trafia do półkuli sterującej ruchami tejże ręki (to znaczy lewej). Podobnie kojarzenie bodźców pochodzących z różnych receptorów jest przy podanej organizacji pola widzenia ułatwione — informacje wzrokowe, słuchowe, dotykowe trafiają do tej samej półkuli i mogą być łatwiej kojarzone i koordynowane.

Po skrzyżowaniu, a właściwie częściowym skrzyżowaniu włókien nerwowych obydwu gałek ocznych, trafiają one do tak zwanego ciała kolankowatego bocznego. Tu bodźce nerwowe podlegają dalszej selekcji i przetwarzaniu, przy czym wydobywane są dalsze cechy charakteryzujące rozpoznawany obraz i dokonywana jest redukcja ilości informacji. Redukcja ta zachodzi jednak w sposób przestrzennie nierównomierny: sygnały z peryferyjnych części siatkówki, dostarczane głównie przez pręciki i opisujące zewnętrzne części pola widzenia (ogółem ponad 90% obserwowanego obszaru) zostają silnie zredukowane, co znajduje wyraz między innymi w zmniejszonym udziale włókien prowadzących informacje o tych fragmentach obrazu do wyższych pięter analizatora wzrokowego. Informacje z rejonu dołka środkowego natomiast, chociaż również głęboko przetwarzane i analizowane, są redukowane w znacznie mniejszym stopniu.

Opis procesów zachodzących w korze wzrokowej jest nadal w wysokim stopniu hipotetyczny, chociaż badania neurofizjologiczne dostarczają nowych danych na ten temat. Wydaje się rzeczą bezsporną, że im wyższe piętro systemu analizatora wzrokowego, tym bardziej abstrakcyjny, uogólniony i syntetyczny jest opis przetwarzanego obrazu. W korze wzrokowej zlokalizowano komórki reagujące na pojawianie się określonych bodźców, niezależnie od tego, w jakim punkcie pola widzenia dany kształt się pojawił, jaki miał kolor, jasność czy rozmiar. Podobnie wykryto i opisano komórki reagujące na ruch — bez względu na kształt poruszającego się przedmiotu, kierunek ruchu i jego szybkość. W rezultacie tych bardzo licznych, chociaż nadal dalekich od kompletności, badań i analiz, wyłania się koncepcja funkcjonowania kory wzrokowej, w której odwzorowanie percepowanych obrazów ma charakter opisu opartego na atrybutach, relacjach i odwzorowaniach. Taki strukturalny opis daje się odwzorować w technice za pomocą gramatyk formalnych, zbliżonych do tych, na podstawie których opracowywane są języki programowania komputerów.

Omówione zasady działania i struktura systemu wzrokowego człowieka mogą być wykorzystane przy budowie komputerowych systemów rozpoznawania obrazów, chociaż obecnie takich prób naśladownictwa jest niewiele. Poza omówionym wcześniej mechanizmem wydzielania punktów informatywnych obrazu (opartym na zasadach hamowania obocznego), wydzielaniem konturów, linii i elementów szkieletowych obrazów, wzorowaniem (ograniczonym zresztą) procedur czyszczenia obrazu i jego przestrzennej filtracji na



Rysunek 10. Komputerowy system analizy i rozpoznawania obrazów CESARO (przy budowie takich systemów wykorzystuje się wiedzę o zasadach przetwarzania informacji w systemie wzrokowym człowieka)

niektórych mechanizmach działania siatkówki oka – niewiele jest prób wykorzystywania metod przetwarzania wykrytych w analizatorze wzrokowym. Wydaje się, że celowe jest upowszechnianie wiedzy na temat możliwości takiego wzorowania i popularyzacja tych osiągnięć fizjologii, których techniczne wykorzystanie jest najbardziej prawdopodobne, a efekty roją największe nadzieje. Między innymi taki jest także cel tej książki.

Model systemu słuchowego

Zarówno pod względem ważności biologicznej i społecznej, jak i pod względem technicznej użyteczności, drugim co do ważności dużym systemem percepcyjnym człowieka jest system słuchowy.

Budowa systemu słuchowego pozwala na wyróżnienie dwu wyraźnie oddzielonych części: mechanicznej i nerwowej. Zasadnicze, interesujące z biocybernetycznego punktu widzenia procesy przetwarzania informacji przebiegają w części nerwowej systemu, jednak dla kompletności obrazu trzeba koniecznie poddać analizie i dyskusji także wstępną, mechaniczną część systemu. W części tej wyróżnić można (zgodnie z powszechnie przyjętymi, anatomicznymi podziałami) ucho zewnętrzne, środkowe i wewnętrzne. Zada-

niem wszystkich tych składowych jest doprowadzenie sygnału dźwiękowego, mającego charakter fali rozprzestrzeniającej się swobodnie w wolnym polu akustycznym wokół głowy, do styku z receptorami słuchowymi, którymi są tzw. komórki rzęskowe w narządzie Cortiego.

Ucho zewnętrzne i środkowe ma jedynie marginalny wpływ na proces percepcji dźwięków: rzeczywiste przetwarzanie sygnału i jego analiza zachodzą natomiast w uchu wewnętrznym, którego zasadniczym elementem jest ślimak. Ten niewielkich rozmiarów narząd, ukryty w głębi masywnej kości nazywanej trafnie częścią skalistą kości skroniowej, jest obszarem zadziwiającej metamorfozy. Fala dźwiękowa, która dociera do przychłonki wypełniającej kanały ślimaka, jako podłużna fala akustyczna, wprawia najpierw w drgania tak zwaną błonę podstawną, rozgraniczającą dwa kanały: schody przedsionka (w których początkowo rozprzestrzenia się fala ciśnieniowa wywołana ruchami strzemiączka w okienku owalnym) i schody bębenka, którymi fala ciśnieniowa powraca ku podstawie ślimaka, zamknięte elastycznym okienkiem. Pomędzy tymi dwoma kanałami mieści się wypełniony śródchłonką (płynem o innym składzie chemicznym niż przychłonka) przewód ślimakowy, w którym zlokalizowany jest przetwornik mechaniczno-nerwowy, zwany narządem spiralnym (Cortiego). Komórki receptorowe zlokalizowane w narządzie spiralnym rejestrują drgania błony podstawnej, przekazując do wyższych pięter (nerwowych) analizatora słuchowego informacje o amplitudzie tych drgań w poszczególnych punktach błony podstawnej. Potencjały wywoływane ruchami błony w komórkach receptorowych (tzw. rzęskowych, ze względu na ich charakterystyczną budowę) przetwarzane są na standardowe sygnały nerwowe przez komórki dwubiegunowe (neurony) zwoju spiralnego, zlokalizowanego u podstawy ślimaka. Dopiero serie impulsów z tego zwoju stanowią użyteczną dla mózgu informację o sygnale dźwiękowym, przy czym zanim dotrą one do kory mózgowej i wezmą udział w procesach kojarzenia, myślenia, wnioskowania i podejmowania decyzji, podlegać będą wielokrotnemu i złożonemu przetwarzaniu w strukturach nerwowych, tworzących drogę słuchową.

Zamiana fali dźwiękowej w przychłonce schodów przedsionka na drgania błony podstawnej jest najważniejszym procesem w mechanicznej części ucha. Błona podstawna ma w swojej długości bardzo zróżnicowane właściwości mechaniczne, co zasadniczo wpływa na postać jej drgań pod wpływem fal dźwiękowych. U podstawy ślimaka błona jest cienka, lekka, sztywna i sprężysta, natomiast w miarę posuwania się w górę ślimaka (łącznie tworzącego 2,75 zwitka na długości około 35 mm) błona staje się grubsza, szersza (co jest paradoksalne, gdyż każdy kojarzy sobie ślimaka z muszlą, której szerokość maleje ku wierzchołkowi), cięższa, bardziej wiotka i mniej sprężysta. W rezultacie fale o różnych częstotliwościach (odpowiadające tonom o różnej wysokości) pobudzają do drgań różne punkty błony. Dźwięki o wysokiej częstotliwości wzbudzają błonę zaraz u wejścia, przy podstawie ślimaka, natomiast im niższy dźwięk, tym dalsze partie błony zostają przezeń pobudzone do drgań.

Ze złożonego przebiegu czasowego, jakim jest sygnał dźwiękowy docierający do ucha, w błonie podstawnej wydobyte zostają składowe o różnych częstotliwościach, a informacja o ich wzajemnych i bezwzględnych amplitudach jest głównym sygnałem przekazywanym do mózgu i podlegającym analizie i rozpoznawaniu w strukturach nerwowych analizatora słuchowego. Nic dziwnego zatem, że w technicznych systemach analizy i rozpoznawania mowy lub w urządzeniach pomiarowych, dokonujących oceny sygnałów dźwiękowych, próbuje się naśladować te przekształcenia, rozdzielając rejestrowane przebiegi na składowe o różnych częstotliwościach za pomocą filtrów (analogowych lub cyfrowych), bądź dokonując przekształcenia Fouriera (np. wykorzystując modny ostatnio algorytm FFT). Pojawia się przy tym jednak pewna trudność. Wiele sygnałów dźwiękowych charakteryzuje się widmem zmiennym w czasie. Przykładowo, sygnał mowy formowany jest w trakcie procesu artykulacji w ten sposób, że ruchy narządów mowy (warg, języka, żuchwy, miękkiego podniebienia) formują widmo dźwięku wytwarzanego przez struny głosowe w tempie, które trudno porównać z jakąkolwiek inną działalnością człowieka. Szybkie zmiany widma analizowanego i rozpoznawanego sygnału wymagają metod analizy pozwalających na wydzielenie poszczególnych składowych o różnych wysokościach dźwięku w sposób szybki, a zarazem precyzyjny. Tymczasem wszystkie znane metody analizy częstotliwościowej sygnałów pozwalają na tworzenie albo precyzyjnego, wysokorozdzielczego widma, albo na szybką (z konieczności mało dokładną) analizę. Związek czasu analizy sygnału i jej dokładności zrosł się tak mocno ze świadomością wszystkich, którzy zajmują się metodami cyfrowego i analogowego przetwarzania sygnałów, że nikt nie próbuje nawet kwestionować jego obiektywnego, koniecznego charakteru. Tymczasem w systemie słuchowym człowieka sprzeczność pomiędzy analizą szybką i dokładną wydaje się nie istnieć. Ucho człowieka potrafi opisywać sygnał dźwiękowy równocześnie dokładnie (rozdzielczość częstotliwościowa ucha jest lepsza niż 0,5%, co oznacza, że przy częstotliwości 1000 Hz wykrywane są zmiany wysokości tonu o 5 Hz), a także bardzo szybko (wykrywane są i poprawnie interpretowane zmiany widma zachodzące w ciągu pojedynczych milisekund). Techniczne analizatory mogą każde z tych osiągnąć z osobna swobodnie przekroczyć: można budować aparaty o rozdzielczości częstotliwościowej rzędu ułamków herca lub układy wykrywające zjawiska trwające milionowe części sekundy. Jednak łączne uzyskanie porównywalnej z uchem selektywności i szybkości działania wydaje się niewykonalne technicznie. Tym bardziej interesujące stają się badania biocybernetyczne, które być może wyjaśnią, jak odpowiednie efekty osiągane są w systemie słuchowym. Na tym etapie prezentowanych rozważań można ustalić jedno: analiza częstotliwościowa dźwięku, zachodząca na błonie podstawnej ucha wewnętrznego jest niewątpliwie szybka (odpowiednie procesy ustalania się drgań błony i nadążania za zmiennym spektrum sygnału zachodzą w czasie tysięcznych części sekundy), jednak jej dokładność pozostawia bardzo wiele do życzenia. Tak zwana dobroć analizy, wyrażająca się stosunkiem

wartości określonej częstotliwości dźwięku do szerokości pasma, wyznaczającego błąd lokalizacji częstotliwości, wynosi dla błony podstawnej zaledwie około 1, co oznacza, że szerokość pasma jest w przybliżeniu równa badanej częstotliwości. W wyniku tego przy częstotliwości 1000 Hz wykrywane są zmiany wynoszące minimum kilkaset herców, co jest jawnie sprzeczne z wcześniej podanymi wynikami. Rozwiązanie problemu wskazanej sprzeczności tkwi w fakcie, że system słuchowy, obok mechanicznego analizatora wysokości odbieranych dźwięków, zlokalizowanego w uchu wewnętrznym, posiada jeszcze komponentę nerwową, przetwarzającą przesyłane do mózgu informacje.

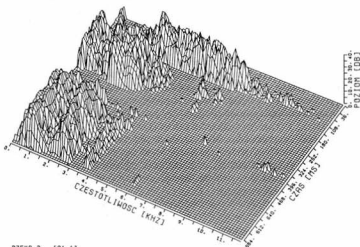
Oczywiście, z technicznego punktu widzenia, bardzo ważne jest wykrycie i określenie zasad przetwarzania sygnału dźwiękowego w nerwowych strukturach wyodrębnionych. Budując techniczne sieci neuropodobne można naśladować procesy polepszania jakości analizy częstotliwościowej ustalone dla systemu słuchowego i można dzięki temu próbować osiągnąć, podobne jak występujące w uchu, parametry analizy – równocześnie szybkiej i precyzyjnej. Wspomniano już kilkakrotnie, że drgania błony podstawnej rejestrowane są przez wyspecjalizowane komórki receptorowe, zgromadzone w narządzie spiralnym (Cortiego). Komórki te, z charakterystycznymi rzęskami, od których pochodzi ich często używana nazwa „komórki rzęskowe”, umieszczone są na błonie podstawnej i drgają wraz z nią, rzęski zaś, stykając się z błoną pokrywającą, podlegają przy tym ugięciu i naprężeniom tnącym, co za pośrednictwem zmian oporności elektrycznej całej komórki transformowane jest na zmienny potencjał elektryczny jej części podstawnej. W przybliżeniu można przyjąć, że im większe ugięcie rzęsek, tym silniejsza depolaryzacja komórek, a tym samym silniejszy sygnał. Elektryczny sygnał komórek rzęskowych (które zresztą grupują się w dwa, wyraźnie oddzielne, zespoły – tzw. komórki zewnętrzne, w liczbie około 3500 sztuk, oraz komórki wewnętrzne, w liczbie ponad 12000) odbierany jest i przetwarzany przez neurony zwoju spiralnego. Neurony te zresztą mogą być także podzielone na dwie grupy – z jednej strony występują komórki, które zbierają i przetwarzają sygnały z kilku zaledwie, blisko siebie położonych, komórek rzęskowych, natomiast obok nich występują komórki, których dendryt przekazuje pobudzenie kilkuset lub nawet kilku tysięcy komórek rozłożonych wzdłuż ślimaka na odcinku dochodzącym do kilku milimetrów. Przypuszcza się, że pierwsze z omawianych komórek, tak zwane ortoneurony, przesyłają informacje o dokładnej lokalizacji częstotliwości dźwięku, natomiast drugie – spironeurony, mają za zadanie szybkie orientowanie wyższych pięt systemy nerwowej o ogólnych cechach docierającego sygnału dźwiękowego. Takie przypuszczenie oparte jest głównie na analizie topograficznej: prawdopodobnie spironeuron za pomocą swojego długiego dendrytu uśrednia bodźce z komórek rzęskowych, natomiast ortoneurony zdolne są do różnicowania pobudzeń w różnych punktach. Są jednak także i odwrotne przypuszczenia, uważa się mianowicie, że w dendrycie spironeuronu może następować swojego rodzaju

interferencja pomiędzy biegnącą falą mechaniczną (o prędkości zależnej od częstotliwości dźwięku), rozprzestrzeniającą się w błonie podstawnej, a falą pobudzenia, rozchodzącą się w dendrycie spironeuronu (o prędkości zależnej od średnicy włókna). Hipoteza oparta na zjawisku interferencji (lub sumowania synfazowego, bo i taka nazwa jest używana) wspomnianych fal przewiduje zwiększenie selektywności spironeuronów w stosunku do ortoneuronów – na podstawie omówionego efektu współbieżności fal mechanicznych i elektrotonicznego pobudzenia dendrytu, przy czym warunkiem podwyższonej selektywności spironeuronów musi być jednakowa prędkość fali mechanicznej i propagacji sygnału nerwowego. Za istnieniem mechanizmu sumowania synfazowego przemawia zestaw doświadczeń fizjologicznych, w których wykazywano znacznie lepszą selektywność analizy sygnałów dźwiękowych przewodzonych nerwem słuchowym (VIII nerw czaszkowy) w stosunku do selektywności obserwowanej na samej błonie podstawnej. Oznacza to, że neurony zwoju spiralnego znacznie dokładniej lokalizują częstotliwości niż receptory w narządzie Cortiego – a jest to efekt paradoksalny z tego również powodu, że wspomniane neurony mają budowę komórek dwubiegunowych i nie można im przypisać żadnych funkcji przetwarzania sygnałów opartych na oddziaływaniu z innymi neuronami. Problem ostatecznego rozstrzygnięcia hipotezy sumowania synfazowego i innych mechanizmów podwyższania selektywności systemu słuchowego pozostaje jednak nadal z biologicznego punktu widzenia otwarty, brak bowiem ostatecznych dowodów eksperymentalnych potwierdzających lub obalających mnożone hipotezy. Nie oznacza to jednak zupełnej jałowości tego tematu z punktu widzenia biocybernetyki. Przeciwnie, tworzone hipotezy – nawet jeśli nie wyjaśniają fenomenu biologicznego – mogą być użytecznym źródłem inspiracji technicznych. Na podstawie hipotezy sumowania synfazowego podejmowano już próby budowy układów zwiększających selektywność analizy spektralnej sygnałów, wprawdzie nie dźwiękowych, lecz geofizycznych – tym bardziej jednak trudnych do badania ze względu na bardzo niskie częstotliwości. Wykorzystanie do rozkładu na komponenty o różnych częstotliwościach propagacji w środowiskach dyspersyjnych z rozłożoną przestrzennie funkcją przetwarzania sygnału (przy użyciu nowoczesnych środków mikroelektroniki) wydaje się bardzo interesujące z punktu widzenia wielu zastosowań.

Dokładniejsza analiza i dalsze zwiększanie selektywności sygnałów dźwiękowych zachodzi w wyższych piętrach nerwowej części systemu słuchowego, która pod względem anatomicznym jest bardziej złożona niż analizator wzrokowy. Sygnały ze zwoju spiralnego trafiają (za pośrednictwem wspomnianego nerwu słuchowego) do zlokalizowanych w moście jąder ślimakowych (grzbietowego i brzuszego), następnie rozdzielają się i część przechodzi do wyższych pięter po tej samej stronie ciała, większość natomiast ulega skrzyżowaniu i przechodzi na przeciwną stronę, aby trafić (zgodnie z ogólną zasadą) do heterolateralnej półkuli mózgowej. Kolejne piętra zawierają jądro oliwki (prawdopodobnie służące między innymi do eliminacji zakłóceń sygnału

przez porównywanie sygnałów docierających do obydwu uszu), wzgórek dolny blaszki czworaczej (być może współdziałający w lokalizacji przestrzennej źródła dźwięku), ciało kolankowate przysrodkowe (tu stykają się drogi dwu głównych analizatorów ciała: wzroku i słuchu), wreszcie kora mózgowa w rejonie płata skroniowego, dokonująca identyfikacji i interpretacji, a także rozpoznawania i ewentualnego zapamiętywania sygnałów.

Trudności analizy procesów zachodzących w nerwowych strukturach analizatora rosną niewspółmiernie z piętra na piętro. Wynika to z trudnej dostępności odpowiednich ośrodków do badań czynnościowych, z wpływu innych dróg i powiązań z licznymi strukturami mózgu, a także z lawinowo rosnącej liczby elementów nerwowych, zaangażowanych w analizę sygnału na kolejnych piętrach. Jak wspomniano, receptorów w uchu wewnętrznym jest kilkanaście tysięcy, jednak neuronów w zwoju spiralnym jest około 30 tysięcy (jak z tego wynika, jeden receptor zaopatruje kilka do kilkunastu neuronów), liczebność neuronów w jądrach ślimakowych i innych strukturach drogi słuchowej, zlokalizowanych w móście, szacuje się na ponad 90 tysięcy, ciało kolankowate i blaszka czworacza to znowu najmniej 400 tysięcy komórek,



RZEKA-3 [21.13]

Rysunek 11. Obraz sygnału dźwiękowego wprowadzonego (w celu rozpoznania) do pamięci komputera. Podany przebieg odpowiada wypowiedzi „rzeka”. Na osi x (przebiegającej z lewa na prawo) odłożone są częstotliwości dźwięku, a na osi y (przebiegającej od tyłu ku przodowi) odkładane są jednostki czasu, oś pionowa odpowiada energii dźwięku. W taki sam sposób odwzorowywany jest sygnał w systemie słuchowym człowieka.

wreszcie w korze mózgowej analizą bodźców słuchowych zajmuje się przynajmniej 10 milionów komórek. Jeśli brać pod uwagę fakt, że liczba połączeń rośnie proporcjonalnie do kwadratu liczby neuronów, to uzasadniona wydaje się teza o tak dużym stopniu złożoności wyższych pięter systemu słuchowego w jego części nerwowej, że nierealne jest oczekiwanie na szczegółowe informacje strukturalne i czynnościowe, nadające się do technicznego wykorzystania. Niewątpliwie kiedyś te struktury i czynności będą znane, nie nastąpi to jednak zbyt szybko – to wydaje się pewne. Jeśli chcemy więc już dziś korzystać z sieci neuropodobnych dokonujących analizy częstotliwościowej podobnie, jak to robi system słuchowy, to musimy się opierać na hipotezach. W poprzednim rozdziale, przy omawianiu sieci zorganizowanych na zasadzie hamowań obocznych, wskazano na możliwość konstruowania sieci o właściwościach zbliżonych do postulowanych tu własności sieci „wyostrzających” rezultaty analizy częstotliwościowej dokonywanej w uchu. Sieci te – przypomnijmy – mogą lokalizować maksima wejściowego sygnału, odznaczającego się łagodnym kształtem obwiedni. W dużej mierze analogiczne zadanie mają sieci polepszające „nicostroy” początkowo kontur widma otrzymanego z zestawu filtrów szerokopasmowych. Można więc, po odpowiednich uzupełnieniach i modyfikacjach, zaproponować sieć „wyostrzającą” w postaci sieci warstwowej z asymetrycznymi hamowaniami obocznymi w poszczególnych warstwach. Sieć taka może być rozważana jako model struktur neuronowych występujących w jądrach ślimakowych, a ponadto jest ona bezpośrednio przydatna do budowy struktur technicznych polepszających funkcjonowanie szybkich i precyzyjnych zarazem analizatorów sygnałów (nie tylko dźwiękowych).

Hipotetyczna struktura sieci z hamowaniem obocznym, realizująca postulowane „wyostrzanie” sygnału dźwiękowego, opisana była w wydanej uprzednio w tej samej serii książce dr Ewy Dudek-Dyduch, tam więc należy skierować bardziej zainteresowanego czytelnika.

Omówienie w tym rozdziale tylko dwu systemów dużych analizatorów wrażeń zmysłowych nie powinno wywoływać odczucia, że tylko te systemy percepcyjne są przedmiotem zainteresowania biocybernetyki. Przeciwnie, badane i modelowane są wszystkie narządy zmysłów, także i te, które są specyficzne wyłącznie dla zwierząt, a mogą być użyteczne technicznie (np. system echolokacji nietoperzy). Jednak ogromne znaczenie systemu wzrokowego i słuchowego dla człowieka i dla budowanych przez niego systemów technicznych zadecydowało o takim, a nie innym wyborze.

W niniejszej publikacji autor zrezygnował z przedstawienia dalszych zagadnień związanych z biocybernetyką. Uważa bowiem, iż zbyt wiele szczegółów nie sprzyja wyrobieniu sobie ogólnego obrazu, a największym niepowodzeniem, na jakie narażony jest popularyzator wiedzy, jest zmęczenie i nuda czytelnika.

Zatem jeszcze tylko rzut oka wstecz na poznane treści, na ciekawe być może idee. Najważniejszy wniosek, jaki można wyciągnąć na podstawie wszystkiego, co dotychczas napisano i przedstawiono jest następujący: możliwe jest i celowe wykorzystanie wiedzy o procesach zachodzących w żywych organizmach do konstrukcji i optymalizacji niektórych systemów technicznych. Pomimo stałego postępu nauki, rozwoju techniki i sukcesów budowniczych rozmaitych urządzeń, czterdzieści milionów lat rozwoju kręgowców i trudny do określenia okres wcześniejszej ewolucji prymitywnych form życia doprowadził do nagromadzenia takiej liczby biologicznych „rozwiązań”, „patentów” i „wzorów użytkowych”, że rezygnowanie z tego dziedzictwa jest zwykłą lekkomyślnością. Nauczmy się więc patrzeć na technikę okiem biologa, a na żywy organizm okiem inżyniera, gdyż zapewne dzięki temu będziemy mogli lepiej rozumieć świat i siebie, a także być może skuteczniej i rozważniej działać. Do takiego właśnie spojrzenia, do takiej zadumy i do takich efektów ma skłaniać ta książka, a wszystko czego nie udało się w niej zmieścić, może częściowo być przeczytane z innych książek, a częściowo powinno być przedmiotem dalszych badań, w których liczy się każda otwarta głowa, każda para rąk i każdy wolny od uprzedzeń, śmiało myślący człowiek. Trzeba tylko chcieć ...

BIOCYBERNETICS

Summary

The book presents in a popular way selected topics of modern biocybernetics which cover the scope of the subject. The roots and the role of biocybernetics in contemporary science is highlighted. Author's personal opinion about future progress in this area as well as view of possible impact on science and technology is expressed. The scope and object of biocybernetics is defined and the frontiers between biocybernetics and related sciences (cybernetics, bionics) are specified.

As the basic tool used in biocybernetics is mathematical modelling (implemented on computers), it is briefly described in the book. Specific problems of modelling of living organisms and their parts as neural system are emphasized. The data processing functions and structure of the discussed systems are presented. A special attention was given to neural system, but other systems performing information processing functions as hormonal or immunological information systems are shown.

As the first step towards more sophisticated structures a single neural cell is described. Next the examples of neuron-like networks for different purposes are presented. Beside basic problems some more advanced subjects connected with learning properties of such systems and its applications to signal processing and pattern recognition are introduced. Further, the models of perceptual systems (particularly of hearing and visual ones) are discussed. Their utility in speech and pattern recognition for industrial applications was stressed.

БИОКИБЕРНЕТИКА

Резюме

Книга содержит общедоступную разработку выбранных проблем входящих в состав биокibernетики, учитывая современный и общий к ней подход. Представлено происхождение биокibernетики и её роль в системе наук XX века. Также представлено мнение автора о будущем значении биокibernетики, научных и технических проблем, которые будут решаться с помощью биокibernетики. Определено сферу биокibernетических исследований и выделено её так на фоне целой кibernетической проблематики, как и на фоне близкой биокibernетике — бионики.

Поскольку основным орудием биокibernетики являются математические (и также компьютерные) модели отдельных систем живого организма, в книге описана в сокращен-

ном виде методика кибернетического моделирования биологических систем с особым учетом тех аспектов и проблем, которые специфичны при моделировании нервной системы и других информационных систем живого организма. На этом фоне рассмотрено биологические системы и дано основная информация об их структуре и основных функциях. Главное внимание уделено нервной системе, которая в дальнейшем описана более подробно но однако также представлено характеристики других информационных систем встречаемых в структуре живого организма — имеется ввиду гормональную систему и систему иммунологической информации.

Для моделирования интересных, с биокрибернетической точки зрения, фрагментов нервной системы описано сначала модель отдельной нервной клетки и затем представлено примеры моделей нервоподобных сетей разного предназначения. Кроме основных проблем представлено также более продвинутое вперед проблемы связанные с моделированием процесса обучения в нервоподобных сетях и описано их применение в области преобразования сигналов и распознавания образов. На этом фоне более подробно обсуждено модели перцепционных систем — особенно слуховой и зрительной системы, и указано на пригодность биокрибернетики в технических проблемах автоматического распознавания речи и при создании визуальных систем для промышленных применений.