

*Mariusz Świącicki**

INTELIGENTNY SYSTEM W WYBRANEJ KLASIE DYNAMICZNYCH ŚRODOWISK DECYZYJNYCH

1. Wstęp

Pod koniec naszego stulecia możemy zaobserwować rewolucje w dziedzinie przetwarzania informacji. Obecnie jesteśmy świadkami wzrostu ilości danych, którymi człowiek posługuje się w swoim codziennym życiu, jak też zwiększania możliwości przetwarzania danych. Możemy łatwo stwierdzić, że powyższe zjawiska są nie tylko od siebie uzależnione, ale również wzajemne na siebie oddziałują. W sytuacji szybkiego wzrostu zarówno ilości informacji, jak też mocy obliczeniowej można postawić pytanie w jaki sposób można usprawnić naszą percepcję rzeczywistości mając do dyspozycji takie zasoby. Do tej pory człowiek w procesie poznania otaczającego go świata posługiwał się metodami, których podstawy były opracowane w końcu zeszłego stulecia, dzięki nim dysponował procedurami numerycznymi, które mogły zostać wykorzystane między innymi w takich dziedzinach jak rozpoznawanie mowy, rozpoznawanie obrazów do sterowania systemami w pewnych wąsko specjalizowanych klasach zagadnień. Niezależnie od tego były prowadzone w wielu laboratoriach naukowych badania nad sztuczną inteligencją. Dzięki результатам tych prac możliwe było stworzenie różnego rodzaju systemów ekspertowych i predykcyjnych, które oparte były na rachunku symbolicznym, albo też wykorzystywały techniki numeryczne. Do ograniczeń tego typu systemów można zaliczyć: użycie ustalonych procedur numerycznych, małe możliwości realizacji procesu uczenia, a właściwie samouczenia, a także brak uniwersalnej architektury systemu do rozwiązywania problemów z różnych dziedzin. W ten sposób dochodzimy do zagadnień, które będą przedmiotem tego artykułu.

W ostatnich dekadach naszego stulecia zostały zapoczątkowane badania nad systemami A.I., jednak w badaniach tych możemy zaobserwować odmienne podejście od prezentowanego do tej pory. Głównymi celami obecnie przeprowadzanych badań jest: po pierwsze zrozumienie istoty zjawiska inteligencji, po drugie próba konstrukcji systemów sztucznej inteligencji, które oparte byłyby na budowie systemów, występujących w przyrodzie.

* Katedra Automatyki, Akademia Górniczo-Hutnicza, Kraków

Cele te są na tyle złożone, że w badaniach tych biorą udział przedstawiciele różnych dziedzin nauki. Na przykład jednym z ważniejszych zagadnień w pracach nad A.I. jest poznanie mechanizmów uczenia się oraz szeroko rozumianego poznania, w których uczestniczą przedstawiciele z zakresu neurobiologii, neuropsychologii, psychologii behawioralnej, psychologii ewolucyjnej, socjologii społecznej, kończąc na przedstawicielach filozofii.

Jedną z tendencji w badaniach nad zdecentralizowanymi systemami A.I., jest zastosowanie modelu agenta do modelowania tego typu systemów. Są to systemy na tyle złożone, że klasyczne metody opisu ich dynamiki stają się niewystarczające. Jednym z możliwych sposobów opisu jest zastosowanie pojęcia agenta, który stanowi niezależny byt, posiada swoją listę celów, posiada umiejętność oddziaływania na swoje środowisko oraz adaptacji do zmian zachodzących w środowisku [19, 20, 25]. Wydaje się, że model autonomicznego agenta jest modelem uniwersalnym obliczeniowo i mogącym mieć bezpośrednio zastosowanie w wielu dziedzinach.

W pracy została podjęta próba adaptacji cybernetycznego modelu autonomicznego systemu na grunt systemów z dziedziny A.I. Model, który wykorzystano został opracowany przez M. Mazura [16, 17] i był oparty na zjawiskach o charakterze psychologiczno-biologicznych, które występują w każdym żyjącym organizmie co świadczy o jego uniwersalności obliczeniowej. Wydaje się, że model ten będzie mógł być wykorzystany bezpośrednio w różnego typu środowiskach, gdzie wymagane są systemy z dziedziny A.I. W opisie systemu, przytoczone zostały podstawowe pojęcia z dziedziny psychologii takie jak: pojęcie inteligencji, pojęcie procesu „uczenia się” z punktu widzenia psychologii behawioralnej. Te metody zostaną później przystosowane do uczenia systemu. Następnie została omówiona uniwersalna architektura systemu A.I. wraz z procesem planowania działań tego typu systemów. Implementacja tego systemu została zrealizowana w środowisku obliczeniowym MATLAB i SIMULINK korzystając z teorii sztucznych sieci neuronowych i algorytmów genetycznych. W zakończeniu omówiono rezultaty zachowania modelu oraz wskazano na kierunki jego rozbudowy. Wspomnieć tu trzeba, że w dalszym ciągu pracy pojęcia autonomicznego systemu, autonomicznego agenta, inteligentnego systemu będą używane w ich równoważnym znaczeniu.

2. Pojęcie inteligentnego systemu

W rozdziale tym podejmiemy próbę wspólnego zdefiniowania pojęcia inteligentnego systemu, następnie zastanowimy się z jakich bloków funkcjonalnych powinien on być zbudowany, aby mógł realizować funkcje, które do niego przynależą. Na koniec tego rozdziału zastanowimy się nad metodami uczenia takiego systemu.

2.1. Pojęcie „inteligencji”

Wprowadzenie do literatury pojęcia „inteligencja” przypisuje się Cyceronowi [18, 25], który używając tego słowa opisywał zjawisko, które dziś określibyśmy jako uzdolnienia intelektualne. Na podstawie obserwacji zachowania się ludzi w różnych sytuacjach codziennych bez trudu stwierdzamy, że pod względem skuteczności rozwiązywania problemów życiowych, występują wyraźne różnice pomiędzy osobami. Oznacza to, że w sytuacjach problemowych jedni radzą sobie lepiej niż pozostali, co przejawia się np. w szybkości oraz ja-

kości osiąganych rezultatów, których nie można wytłumaczyć ani poziomem wykształcenia, ani też doświadczeniem, które człowiek zdobywa w ciągu swojego życia. Jak widać dokładna definicja tego pojęcia jest niezwykle trudna.

2.1.1. Przegląd stanowisk rozumienia pojęcia „inteligencji”

Na początku badań nad inteligencją wyodrębnił się nurt traktujący inteligencję jako specyficzną zdolność adaptacyjną. Według tych stanowisk inteligencja to ogólna zdolność adaptacji do nowych warunków i do realizacji w nowych warunkach zadań. Zdolność ta, choć była rozumiana w kategoriach psychologicznych, które są właściwe człowiekowi może zostać również odniesiona do zwierząt jak też do systemów, które są wytworem umysłu ludzkiego. W tej koncepcji traktuje się jako zdolność adaptacyjną, która ma zapewnić przetrwanie danego gatunku.

2.1.2. Przegląd rozumienia pojęcia „inteligencji”

Rozumienie inteligencji uwzględniające również właściwości adaptacyjne danego obiektu (człowiek, zwierze, sztuczny wytwór człowieka) oferują przedstawiciele kierunków behawiorystycznych w psychologii. Reprezentanci tych kierunków definiują inteligencję jako zdolność uczenia się. Psycholog amerykański G.A. Ferguson (1954) [7, 11, 18, 26] zaproponował, aby przez inteligencję rozumieć nabyty przez jednostkę repertuar uogólnionych technik uczenia się. Miarą zdolności uczenia się jest łatwość i szybkość, z jaką dany system nabywa określone zachowania. Te modele inteligencji przedstawione powyżej możemy nazwać modelami adaptacyjnymi tego pojęcia.

Dość rozpowszechniony jest pogląd, zgodnie z którym *inteligencję* należy rozumieć jako właściwość psychiczną, która przejawia się w względnie stałej, charakterystycznej dla danej jednostki, efektywności wykonywania zadań angażujących procesy intelektualne, takie jak wnioskowanie i rozumowanie.

Pewną odmianą w ujmowaniu inteligencji w kategoriach procesów, a nie właściwości stanowi pogląd, zgodnie z którym *inteligencja* to zdolność do przetwarzania informacji. Pogląd taki głoszą badacze, którzy nawiązują w swoich koncepcjach do teorii informacji, jak np. jeden z głównych reprezentantów takiego rozumienia inteligencji, amerykański psycholog E. Hunt (1980) [18, 25]. Taki pogląd posiada niewątpliwie korzyści ponieważ pozwala mówić o inteligencji w kategoriach dynamicznych oraz ułatwia zrozumienie zachodzących zmian w zachowaniu danego systemu.

Na koniec naszego przeglądu dotyczącego pojęcia *inteligencji* należy wspomnieć o dosyć specyficznym stanowisku rozumienia inteligencji ponieważ wiąże się ona z kierunkiem filozoficznym, zwanym operacjonizmem, który definiuje pojęcia za pomocą operacji określających ich zastosowanie. Psycholog amerykański reprezentujący powyższy pogląd filozoficzny E.G. Boring [18, 26], zdefiniował inteligencję jako zjawisko, które mierzą testy inteligencji. Posługując się taką definicją mamy pewność, że mówimy o ściśle określonym zjawisku.

2.1.3. Definicja pojęcia „inteligencji”

Pojęcie inteligencji można zdefiniować biorąc pod uwagę fakt jej pochodzenia. W tym przypadku jednak poglądy różnią się od głoszących, że inteligencja jest wyłącznie wyni-

kiem oddziaływania środowiska, a więc w pełni nabyta do poglądów traktujących inteligencję jako zdeterminowaną genetycznie. Biorąc pod uwagę powyższą różnorodność opinii D.O. Hebb (1949) [18, 26] wprowadził definicję inteligencji, w której została uwzględniona zarówno jej geneza jak też oddziaływanie środowiska. Według Hebba pojęcie *Inteligencji* możemy podzielić na inteligencję A oraz inteligencję B. Inteligencja A stanowi potencjał intelektualny np. organizmu zdeterminowany jego budową (w przypadku żywych organizmów jego wyposażeniem genetycznym). Z kolei inteligencja B to zdolności intelektualne, przejawiające się na zewnątrz w zachowaniu. Stanowi ona wynik interakcji pomiędzy inteligencją A a szeroko rozumianym środowiskiem danego systemu.

Kończąc rozważania dotyczące, pojęcia inteligencji możemy stwierdzić, że zwykłyśmy jej przypisywać efektywność działań umysłowych, której nie potrafimy wytłumaczyć ani zasobami wiedzy danego systemu, ani jego doświadczeniem. Tak pojęta inteligencja posiada wiele cech wspólnych z naukowym rozumieniem tego pojęcia. Jedne z powyżej przedstawionych definicji podkreślają funkcje adaptacyjne systemu bądź dopatrują się istoty tego zjawiska w efektywności działań. Inne z kolei akcentują fakt, że stanowi ona względnie stałą właściwość procesów umysłowych, które są zaangażowane w rozwiązywanie różnego typu problemów. Dalej w pracy mówiąc o „inteligentnym systemie” będziemy głównie posługiwali się definicją tego pojęcia, która została zaproponowana przez kierunki psychologii behawioralnej oraz neobehawioralnej, ale także będziemy myśleli o zdolnościach adaptacyjnych systemu oraz o jego efektywności realizowanych przez niego zadań.

2.2. Ogólny opis struktury inteligentnego systemu

2.2.1. Mechanizm działania systemu

Działanie większości systemów możemy opisać w kategoriach typu Bodziec-Reakcja (*Stimulus-Response*). Za pomocą tego modelu (*S-R*) są wyjaśniane motywacje podejmowanych różnego typu działań bądź to przez ludzi w określonej sytuacji, bądź przez zwierzęta. Modelem tym posługuje się głównie psychologia behawioralna. Psychologia behawioralna uważa, że mechanizm (*S-R*) jest podstawą do wyjaśnienia wszelkiej aktywności. Więc możemy również przyjąć, że mechanizm zaproponowany przez psychologię behawioralną do opisu zachowań ludzi lub zwierząt będzie wystarczający do przedstawienia działania inteligentnego systemu.

2.2.2. Elementy systemu

System inteligentny powinien mieć możliwość adaptacji swoich celów do aktualnych warunków występujących w jego środowisku, z tej przyczyny musi być wyposażony w elementy, które zapewnią mu możliwość komunikacji ze środowiskiem. Elementy, dzięki którym system odbiera bodźce ze środowiska nazywamy receptorami, a cały układ, który jest odpowiedzialny za przetwarzanie sygnałów wejściowych układem percepcji systemu natomiast elementy dzięki, którym system oddziaływa na środowisko (odpowiada na bodźce ze strony środowiska) nazywamy efektorami. Oprócz tych elementów, które są odpowiedzialne tylko za komunikacje ze środowiskiem, system musi posiadać układy realizujące niezbędne funkcje:

- układ zapewniający korelację pomiędzy aktualnie odbieranymi bodźcami,

- układ przechowujący cele systemu oraz zapewniający ich modyfikacje, jeżeli zaistnieje taka konieczność,
- układ, który pamięta reakcje systemu, które były dla niego korzystne,
- układ dokonujący wyboru odpowiedniej reakcji, na podstawie danych z poprzednich układów.

Oprócz tych wszystkich wymienionych układów system powinien być wyposażony w mechanizm, który zapewni w prosty sposób uczenie się właściwych zachowań w jego środowisku.

2.2.3. Mechanizm uczenia się systemu

Na wstępie tego paragrafu zastanowimy się co będziemy rozumieli przez uczenie się, następnie przedstawimy na ten temat poglądy przedstawicieli psychologii behawioralnej, a na koniec odniesiemy to do modelu inteligentnego systemu.

Pojęcie procesu „uczenia się”

Człowiek w znacznie mniejszym stopniu niż jakikolwiek inny organizm zwierzęcy dysponuje gotowymi, wrodzonymi instynktowymi formami zachowania. Zachowanie instynktowne zapewnia wielu żywym organizmom zwierzęcym natychmiastowe, tzn. bez uprzedniego uczenia się, przystosowanie do różnych warunków środowiska, w którym egzystują. Jednakże przystosowanie to jest bardzo mało elastyczne i obejmuje ściśle określony repertuar zachowań związany z utrzymaniem danego gatunku przy życiu. Terminu „uczenie się” używa się zazwyczaj w dosyć szerokim znaczeniu. Termin [5, 7, 11, 16, 17, 18, 26] będziemy traktować jako proces prowadzący do modyfikacji zachowania systemu w wyniku ich uprzednich doświadczeń. Uczenie się milcząco zakłada konieczność istnienia pamięci, czyli zdolności funkcjonalnej układu nerwowego (w przypadku żywych organizmów) do tworzenia i magazynowania bodźców i reakcji. Powyższa definicja uczenia się została wprowadzona przez Stefana Baleya.

Zmiana zachowania systemu

Przyjmując, że uczenie przejawia się w zmianach zachowania, można zastanowić się nad rodzajami zachowań, a następnie nad wynikającymi z podziału zachowań rodzajami uczenia, które zostały rozróżnione przez J. Altmana w pracy [11, 18, 26].

- Zachowanie sztywne, które nie ulega żadnym modyfikacjom pod wpływem nowych doświadczeń. Można je głównie zaobserwować u niższych zwierząt [11]. Zachowania, które mają głównie na celu utrzymanie organizmu lub gatunku przy życiu.
- Zachowania, które ulegają modyfikacji w pewnym stopniu do realizacji potrzebny jest pewien udział doświadczenia. Do tej kategorii możemy zaliczyć wiele zachowań instynktownych, jak np. formy zachowania związane z poszukiwaniem pożywienia czy obrony terytorium.
- Zachowania, które ulegają znacznej modyfikacji w procesie uczenia się w kontakcie ze środowiskiem; są to formy zachowań kształtujące się w wyniku indywidualnych doświadczeń danego systemu.

Poglądy przedstawicieli psychologii behawioralnej

Badania nad uczeniem się zapoczątkował Pawłow, według którego proces uczenia polega na powstaniu w korze mózgowej danego organizmu nowych połączeń pomiędzy ogniskami

podbudzeń [26], które zostały wywołane przez bodźce pochodzące z zewnątrz i z wewnątrz organizmu. Pawłow twierdził, że warunkiem podstawowym wytworzenia odruchu warunkowego jest zbieżność w czasie, bodźca obojętnego z bodźcem bezwarunkowym. (Ta metoda uczenia zostanie dokładnie przedstawiona w następnym rozdziale). W tym przypadku mamy do czynienia z asocjacją pomiędzy bodźcami. Natomiast inni przedstawiciele nurtu psychologii behawioralnej przyjmowali, że mechanizm procesu uczenia polega na korelacji bodźca oraz odpowiedniej dla niego reakcji. (Mechanizm ten został wykorzystany do opracowania metody warunkowania instrumentalnego, o którym będzie mowa w następnym rozdziale).

Nauka reakcji złożonych według psychologii behawioralnej

Jak możemy się domyślać behawiorysty traktują uczenie się jako zmianę zachowania danego systemu, przy czym zachowanie należy rozumieć jako reakcje lub sekwencję reakcji w odpowiedzi na dany bodziec. Na podstawie prawidłowości wykrytych w badaniach nad powstawaniem pojedynczych odruchów dokonali uogólnień na bardziej skomplikowane formy uczenia się, zakładając, że złożone zachowania stanowią jedynie ciągi pojedynczych reakcji warunkowych. Najczęściej u ludzi jak i zwierząt mamy do czynienia z zachowaniem złożonym. Zdaniem behawiorystów uczenie się tego typu zachowań może mieć dwójaki charakter: uczenie sensomotoryczne, czyli nabywanie reakcji ruchowych pod kontrolą zmysłów, oraz uczenia się werbalnego, które w procesie uczenia wykorzystuje reakcje bezwarunkowe lub też reakcje warunkowe, które zostały wytworzone przy pomocy reakcji bezwarunkowych. Z powyższych rozważań wynika, że oba rodzaje procesu uczenia się znacznie różnią się między sobą.

2.2.4. Zjawisko wzmocnienia

Pojęcie wzmocnienia zostało wprowadzone przez Pawłowa i stało się podstawowym pojęciem wielu teorii uczenia się rozwijanych na gruncie psychologii behawioralnej. O znaczeniu zjawiska wzmocnienia dotyczy także znane „prawo efektu” [7, 11, 18, 26] sformułowane przez E.L. Thorndike’a (1898) [18, 26]. Zgodnie z tym prawem istnieje duże prawdopodobieństwo, iż działanie prowadzące do pożądanego efektu będzie się powtarzać w podobnych okolicznościach. Jakkolwiek sformułowanie tego prawa podlegało wielu modyfikacjom, stanowi ono dobry funkcjonalny opis warunków koniecznych do uczenia się. Chodzi tu bowiem o uczenie się zależności i związków między działaniem a rezultatem działania.

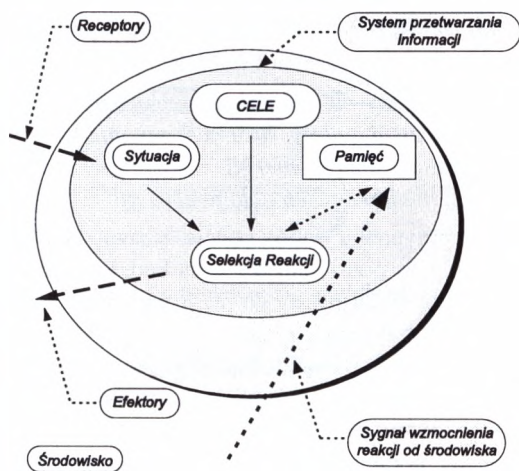
Zjawisko wzmocnienia w procesie uczenia się systemu

Zjawisku określanemu mianem wzmocnienia nadawano podstawowe znaczenie w procesie uczenia się. Ogólnie jednak można stwierdzić iż prawie wszystkie znane teorie, uwzględniające znaczenie wzmocnienia w sposób pośredni lub bezpośredni, odwoływały się do wpływu jaki ono wywiera na sferę motywacji uczącego się podmiotu. Według przedstawicieli psychologii behawioralnej, gdy wystąpieniu pewnej reakcji w obecności określonego bodźca towarzyszy zredukowanie jakiegoś popędu (nagroda), wówczas wzrasta prawdopodobieństwo wykonania tej reakcji w sytuacji ponownego pojawienia się takiego samego bodźca. Te reakcje, które przyczyniają się do redukcji popędów lub też możemy powiedzieć przyczyniają się do nagradzania systemu zostają utrwalone tzn. skojarzone z właściwym bodźcem, inne zanikają. Reakcje można uporządkować zgodnie z kryterium prawdo-

podobieństwa ich wystąpienia w danej sytuacji bodźcowej, tworząc w ten sposób tzw. hierarchię reakcji, w której pierwsze miejsce zajmuje reakcja mająca największą szansę pojawienia się.

Wykorzystanie zjawiska wzmocnienia do uczenia się inteligentnego systemu

Wracając do modelu inteligentnego systemu zastanowimy się w jaki sposób powinien funkcjonować mechanizm wzmocnienia, aby system był zdolny do uczenia się. Jeżeli system podejmie akcje przy pomocy efektorów w określonej sytuacji bodźcowej, a akcja będzie korzystna to system powinien dostać nagrodę czyli reakcja systemu powinna ulec wzmocnieniu i zgodnie z prawem Thorndike'a wystąpią niezbędne warunki do uczenia się systemu. Przy czym należy zaznaczyć, że nagroda może pochodzić bezpośrednio lub pośrednio od środowiska. Mówiąc, że nagroda pochodzi pośrednio od środowiska mamy na myśli, że system aktualnie osiągnął stan, który jest dla niego z wewnętrznych przyczyn korzystny.



Rys. 1. Ogólny schemat systemu inteligentnego

Omówiony model inteligentnego systemu został przedstawiony na rys. 1 [5]. W następnym punkcie rozdziału tej pracy zajmiemy się procesem planowania, który występuje w trakcie adaptacji celów systemu inteligentnego do zmiennych warunków środowiska.

2.3. Proces adaptacji celu do warunków w środowisku

Aby agent mógł samodzielnie oraz racjonalnie planować swoje działanie prowadzące do osiągnięcia celu lub celów, powinien być wyposażony w wiedzę. Wiedzę posiadaną przez agenta możemy podzielić na następujące kategorie [14].

2.3.1. Wiedza o środowisku

Wiedza (*Structural knowledge*) [14], która zawiera opis środowiska agenta oraz problemów, które agent ma rozwiązać. Najczęściej w rzeczywistości będzie zachodziła sytuacja, w której

informacje agenta o środowisku będą miały charakter niepewny oraz niepełny. Pojęcie niepewności można np. wyrazić przez określenia typu: prawdopodobny, możliwy, konieczny, wyobraźalny, wiarygodny. Do reprezentowania oraz przetwarzania tego typu wiedzy można zastosować teorie Dempster-Shafera, teorie zbiorów rozmytych. W przypadku kiedy mamy do czynienia z wiedzą o charakterze niepełnym można zastosować np. logikę niemonotoniczną, logikę wielowartościową, oraz w ograniczonym zakresie logikę formalną.

2.3.2. Wiedza o planowaniu

Wiedza o planowaniu i podejmowaniu decyzji (*Decision making knowledge*) [14]. Aby decyzje podejmowane przez agenta były w pełni racjonalne oraz uzależnione od zmian zachodzących w jego środowisku agent powinien być zaopatrzony w zbiór procedur. Procedury te będą umożliwiały agentowi w czasie planowania scenariusza podejmowanych działań „zrozumienie celu”. Proces planowania realizowany jest przez tzw. moduł planera [25]. Dla przybliżenia powyższego zwrotu korzystnym będzie posłużenie się następującym przykładem [25]:

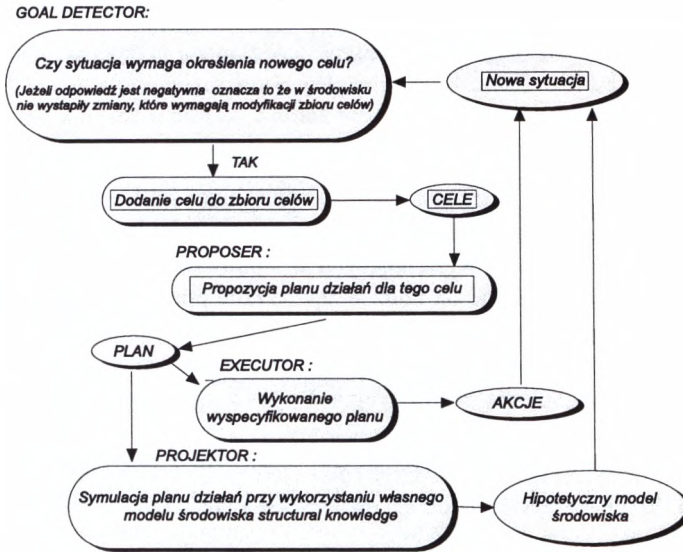
Przypuśćmy że za utrzymanie pracy elektrowni jądrowej odpowiedzialny jest robot. Gdzie przez utrzymanie pracy elektrowni należy rozumieć np. niedopuszczenie do przegrzania rdzenia reaktora, utrzymanie produkcji energii elektrycznej na odpowiednim poziomie, ochrona instalacji elektrowni niedopuszczenie do pożaru itp.

Jeżeli agent, a w naszym przypadku robot będzie rozwiązywał postawiony przed nim problem w sposób tradycyjny to przez dłuższy czas będzie on oczekiwał na wystąpienie zdarzenia np. pożaru i nie będą interesowały go przyczyny wystąpienia tego zdarzenia. Natomiast w naszym przypadku robot będzie planował swoje działanie na długi czas przed zaistnieniem konkretnej sytuacji. Plan działań robota będzie uwzględniał przyczyny wystąpienia danego zdarzenia. Na przykład pożar mógł być spowodowany przegrzaniem rdzenia reaktora lub też atakiem terrorystycznym na instalacje elektrowni. W każdym z wymienionych przypadków działania podejmowane przez agenta mogą posiadać odmienny charakter. Równocześnie agent planując swoje działanie powinien uwzględniać skutki, które mogą powstać w wyniku tych działań. W tym przypadku też można posłużyć się następującym przykładem [25]:

Celem agenta A jest jak najszybszy przyjazd do miasta X. Agent A podróżując samochodem zaobserwował dużo patroli policyjnych oraz dużo znaków ograniczających prędkość jazdy.

Z przykładu wynika że celem agenta A jest jak najszybszy dojazd do miasta X. Zbudowany przez agenta A scenariusz działań może wyglądać następująco: aby osiągnąć cel należy zwiększyć prędkość jazdy. Ale przy realizacji tego planu mogą wystąpić uboczne konsekwencje wykonania tego planu w postaci otrzymania mandatu za przekroczenie prędkości (patrole policyjne) lub niebezpieczeństwa wypadku (ograniczenia prędkości), czyli cel może być w ekstremalnym przypadku nieosiągalny. W takim przypadku agent a właściwie planer [25] powinien mieć możliwość wyboru innego scenariusza, który zapewni osiągnięcie celu (w tym przypadku przyjazd na czas do miasta X). W rzeczywistości może się zdarzyć przypadek, że nie będzie alternatywnego scenariusza (planu), wtedy cel zostanie porzucony. Porzucenie celu przez agenta może oznaczać, że zdecydował się, dojechać do miasta X spóźniony. Wszystkie te własności powinien posiadać planer [25], który jest odpowiedzialny za proces planowania akcji mających

doprowadzić agenta do osiągnięcia celu. Planer taki przedstawiony jest przez R. Wilenskiego w pracy [7], a zaprezentowanym na rys. 2. Teraz przejdziemy do omówienia poszczególnych elementów tego układu.



Rys. 2. Schemat blokowy modułu planowania

2.3.3. Logiczna struktura modułu planowania

Goal detector

Jest to algorytm odpowiedzialny za generowanie nowego celu:

- na podstawie zaobserwowanych zmian w środowisku które mogą być konsekwencją realizacji planu danego systemu lub też innych systemów istniejących w jego środowisku,
- na podstawie zmian, które będą miały miejsce w wyniku realizacji planu danego agenta (symulacja planu).

Propser

Jest algorytmem, którego podstawową funkcją jest generowanie planu (scenariusza) dla konkretnego celu. Jeżeli istnieje taka możliwość to generowanych jest kilka alternatywnych scenariuszy dla konkretnego celu.

Projector

Podstawową funkcją Projektora jest symulowanie zbudowanego planu przy zastosowaniu hipotetycznego modelu środowiska (*structural knowledge*) jaki posiada agent. Projector więc umożliwia przewidywanie stanu środowiska w jakim się środowisko znajdzie po wykonaniu planu zbudowanego przez danego agenta. Mechanizm ten umożliwi Goal-Detectorowi detekcje stanu środowiska, który być może będzie wymagał dodania nowego celu do zbioru celów.

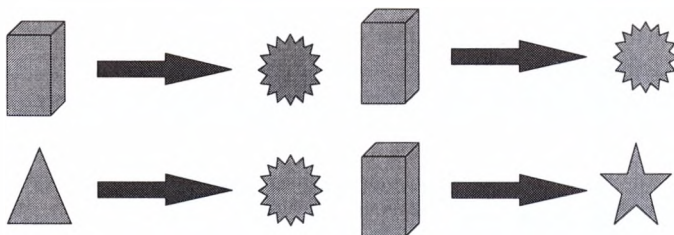
Wykonuje sekwencje akcji, które są zawarte w planie agenta. Przy wykonaniu części planu może mieć miejsce sytuacja, która będzie wymagała modyfikacji planu działań. Przyczyną tego mogą być zmiany w środowisku, które są spowodowane egzekucją planów innych agentów występujących w środowisku.

3. Metody uczenia

Obserwując dowolny system, który występuje w naturalnym środowisku musimy pamiętać, że środowisko to podlega dynamicznym zmianom. O systemie, który był w stanie przystosować się do nowych warunków występujących w środowisku możemy powiedzieć że nauczył się prawidłowo odpowiadać na bodźce zewnętrzne pochodzące od środowiska. Musiało zatem ulec zmianie jego zachowanie (reakcje). Zmianę zachowania danego systemu możemy uznać za jeden z obiektywnych aspektów procesu uczenia się danego systemu, tak przynajmniej uważa psychologia behawioralna. W psychologii behawioralnej proces uczenia się danego organizmu jest więc interpretowany jako zmiana zachowania na bodźce zewnętrzne. Zależność tę obrazował schemat *S-R*, w którym litera *S* (*stimulus*) reprezentowała bodziec, a litera *R* zachowanie (rys. 3). Według psychologii behawioralnej w zachowaniu ludzi oraz pozostałych organizmów żywych występują całe łańcuchy powiązań pomiędzy bodźcami a reakcjami, określanymi mianem nawyków. Z tych przesłanek wynika, że podstawowym zadaniem psychologii ma być badanie tych związków. Przyjmowano że podstawowe związki pomiędzy bodźcami, a reakcjami są kształtowane w procesie uczenia się, dlatego też metody uczenia stały się centralnym zagadnieniem psychologii behawioralnej.

Reagowanie na nowe bodźce

Wytwarzanie nowych reakcji



Rys. 3. Przejawy „uczenia się” systemu

Sprecyzujemy teraz co będziemy rozumieli przez zmianę zachowania systemu, a następnie omówimy podstawowe metody uczenia się, które są stosowane w psychologii behawioralnej (warunkowanie instrumentalne, warunkowanie klasyczne), na koniec omówimy różne prawidłowości wykryte w badaniach na warunkowaniu.

3.1. Reagowanie na nowe bodźce

Podstawą pierwszego typu zmian jest to, że dany obiekt dzięki doświadczeniu poznaje nowe bodźce i coraz więcej czynników nabiera dla niego określonego znaczenia. To, co dawniej nie wywoływało reakcji, a z tych czy innych względów okazuje się nieobojętne dla danego podmiotu, zaczyna je wywoływać. Przejawem uczenia się jest coraz lepsza orientacja w środowisku, umożliwiająca doskonalsze przystosowanie. Jako model takiego typu uczenia się można traktować odruch warunkowy (będzie omówiony w następnym punkcie), wytwarzający się wówczas, gdy dany podmiot zaczyna reagować na bodziec dawniej obojętny jeżeli nabiera dla niego określonego znaczenia. Nowość dotyczy wtedy nie reakcji, lecz bodźca na który podmiot reaguje. W tym przypadku repertuar reakcji nie ulega wzbogaceniu, zwiększa się natomiast liczba bodźców wywołujących reakcje.

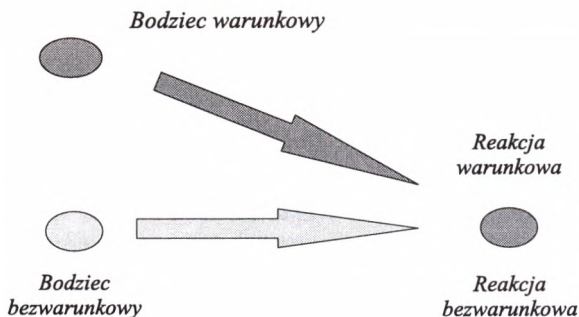
3.2. Wytwarzanie nowych reakcji

Druga ze zmian zachowań danego organizmu, polega na wytwarzaniu nowych reakcji. Wyraża się ona w pojawianiu się i utrwaleniu zachowań, które dawniej w danej sytuacji nie miały miejsca. Do nowych zachowań może dochodzić w różny sposób, z mniejszym lub większym, udziałem inwencji podmiotu. Często zdarza się tak, że nowe reakcje mogą wystąpić w sposób przypadkowy, a zostaną utrwalone na skutek tego, że nowe zachowanie jest korzystne dla danego obiektu. Prostym modelem tego rodzaju zachowań może odruch instrumentalny. Podsumowując niniejsze rozważania możemy stwierdzić, że w działaniu danego organizmu pojawiają się nowe reakcje, wzbogaca się repertuar jego zachowań. Coś czego dawniej nie było, staje się w wyniku własnego doświadczenia podmiotu elementem jego działania i nabiera określonego znaczenia. Sytuacje mogą wcale nie różnić się od poprzednich, modyfikacji ulega tylko zachowanie, bodźce są te same, zmieniają się tylko reakcje.

Za elementarne rodzaje uczenia się uważane jest warunkowanie klasyczne oraz warunkowanie instrumentalne. Poniżej przedstawimy skrótowy opis tych dwóch rodzajów warunkowania, ponieważ są one szeroko omówione w dostępnej literaturze [7, 11, 18, 26].

3.3. Warunkowanie klasyczne

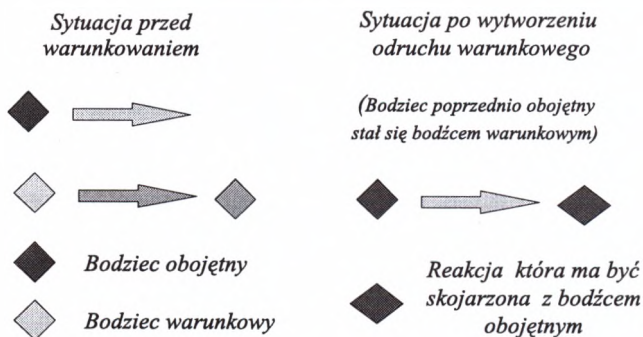
Eksperymenty nad warunkowaniem jako pierwszy przeprowadził P. Pawłow [7, 11, 18, 26]. Stwierdził on, że podawanie psu pokarmu wywołuje u niego wydzielanie śliny. Reakcję tę Pawłow nazwał odruchem lub reakcją bezwarunkową, ponieważ występuje ona bez uczenia się, w sposób niezmienny, utrwalony genetycznie. W tym przypadku pokarm jest bezwarunkowym bodźcem dla tej reakcji. Następnie zaobserwował, że jeżeli bezpośrednio przed podaniem psu pokarmu zadzwoni dzwonek, to po kilku próbach na sam dźwięk dzwonka pies zaczyna wydzielać ślinę. Przed eksperymentem dzwonek nigdy nie wywoływał reakcji wydzielania śliny u psa, a więc pies nauczył, że bodziec, który zawsze pojawia się przed jedzeniem, jest jego sygnałem. Tego typu bodziec Pawłow nazwał bodźcem warunkowym, a wydzielanie śliny na dzwonek reakcją warunkową (rys. 4). Reakcja taka wytwarza się dzięki wielokrotnemu łączeniu się dźwięku dzwonka z pokarmem, co Pawłow określił jako wzmocnienie bodźca warunkowego (poprzedni obojętny) przez bodziec bezwarunkowy (widok pokarmu).



Rys. 4. Warunkowanie klasyczne

3.4. Warunkowanie instrumentalne

Dzięki procesom warunkowania klasycznego nowe, dotychczas obojętne bodźce stają się sygnałami bodźców bezwarunkowych, a tym samym sygnałami reakcji dla pojawienia reakcji bezwarunkowej [7, 11, 18, 26]. W toku warunkowania instrumentalnego organizm uczy się tego, że osiągnięcie (lub uniknięcie) bodźca bezwarunkowego jest możliwe dopiero po wykonaniu pewnej określonej reakcji, niezależnej od reakcji bezwarunkowej. Badania nad tym rodzajem warunkowania wywodzą się z dwóch laboratoriów polskich fizjologów [7, 11, 18, 26] J. Konarskiego i S. Millera oraz psychologa amerykańskiego B.F. Skinnera. Poniżej omówimy w sposób bardzo skrótowy eksperyment Skinnera [7, 11, 18, 26]: głodnego szczura umieszcza się w zamkniętej skrzynce, w której z jednej z wewnętrznych ścian wystaje dźwignia. Szczur obwąchuje skrzynkę i wykonuje szereg przypadkowych ruchów podczas, których naciska dźwignię, która jest połączona z mechanizmem wprowadzającym do wnętrza skrzynki zasobnik z pokarmem. Po wielu próbach szczur uczy się, że naciśnięcie dźwigni powoduje pojawienie się pokarmu. Reakcja instrumentalna zazwyczaj wykonywana jest z reguły w sytuacji bodźcowej. Reakcjami instrumentalnymi danego organizmu mogą być tylko te reakcje, które występują w jego repertuarze ruchowym [7, 11, 18, 26], por. rys. 5.



Rys. 5. Warunkowanie instrumentalne

W obu przedstawionych typach warunkowania wytwarzają się nowe związki między bodźcami i reakcjami, czyli dokonuje się modyfikacja zachowania danego organizmu. Porównując obydwa typy warunkowania, należy zwrócić uwagę, że w warunkowaniu klasycznym bodziec nieobojętny działa niezależnie od tego czy wystąpiła reakcja warunkowa. Natomiast w warunkowaniu instrumentalnym nagrodę otrzymuje osobnik tylko wtedy (lub unika kary) gdy wystąpiła u niego pożądana reakcja warunkowa [7, 11, 18, 26].

4. Model systemu autonomicznego

W punkcie tym zostanie przedstawiony model systemu autonomicznego w odniesieniu do autonomicznego agenta, który został zaprezentowany w pracy profesora Mariana Mazura [16, 17]. W dalszej części tego rozdziału przejdziemy do przedstawienia elementów systemu autonomicznego z uwzględnieniem interakcji pomiędzy nimi

Agenta możemy utożsamić albo z jakimś określonym bytem fizycznym lub też abstrakcyjnym. Np. jeżeli w przypadku bytu fizycznego agenta możemy uważać za robota, który ma swoją listę zadań do zrealizowania. Realizacje swoich zadań powinien on uzależnić od środowiska, w którym on obecnie egzystuje oraz od swojego stanu wewnętrznego, który np. możemy powiązać z zasobami energetycznymi (np. stan baterii) naszego robota, które są niezbędne do jego dalszej egzystencji w środowisku. Robot taki nie powinien podjąć się realizacji zadań, które mogłyby uniemożliwić jego dalszą egzystencję w środowisku. Natomiast w przypadku bytu abstrakcyjnego może to być np. program, który będzie spełniał rolę systemu ekspertowego.

O systemie, który posiada: zdolność sterowania oraz zdolność przeciwdziałania utracie zdolności sterowania możemy powiedzieć że jest systemem autonomicznym [16, 17]. Wobec tego taki system autonomiczny musi być wyposażony w następujące elementy:

- **Efektory** czyli organy służące do oddziaływania na otoczenie. I tak w przypadku robota mogą to być jego manipulatory, natomiast w przypadku systemu ekspertowego będzie to odpowiedź na postawione pytanie. Z tego wynika że, efektorów powinny dopływać informacje określające, które z możliwych oddziaływań na środowisko mają w danym czasie wystąpić.
- **Receptory** służące do pobierania informacji z otoczenia.
- **Korelator** jest to podsystem, który jest odpowiedzialny za przetwarzanie oraz przechowywanie informacji. Jeżeli prezentowany system porównalibyśmy z organizmami występującym w środowisku naturalnym, to odpowiednikiem bloku korelatora, byłby zapewne blok układu kognitywnego, ponieważ jest on odpowiedzialny za uczenie się danego organizmu.

Do efektorów powinna dopływać energia umożliwiająca wykonywanie pracy niezbędnej w oddziaływaniach na środowisko, ale do tego niezbędny jest następny tor zwany torem energetycznym składający się z następujących elementów:

- **Alimentatory** są to organy służące do pobierania energii z otoczenia. W przypadku robota rola tego elementu jest dosyć oczywista, ale w przypadku systemu ekspertowego należy to wyjaśnić. I tak w przypadku systemu ekspertowego mamy do czynienia z bytem abstrakcyjnym, więc z tego też powodu możemy przyjąć że do swojej egzystencji nie potrzebuje on energii w sensie potocznego znaczenia tego słowa.

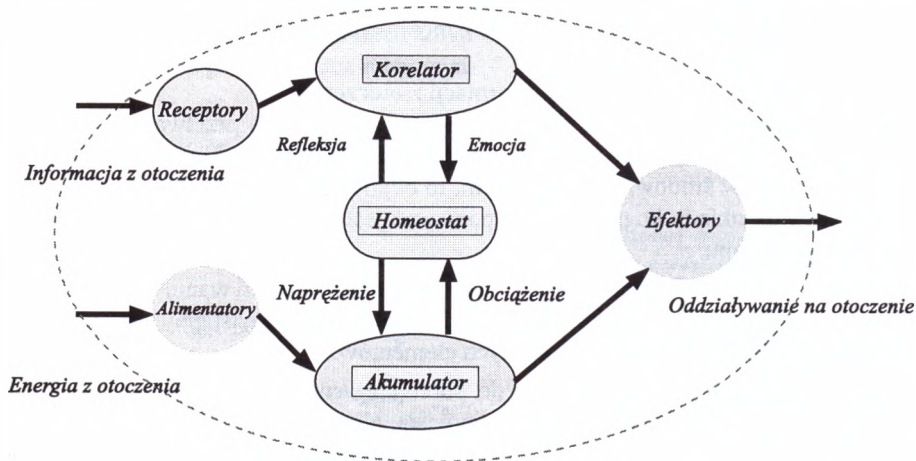
W przypadku systemu ekspertowego pojęcie „energii” możemy interpretować z informacjami mającymi bardziej elementary charakter w stosunku do informacji, które są odbierane przez receptory systemu.

– **Akumulator** – blok odpowiedzialny za przechowywanie oraz magazynowanie energii.

System autonomiczny powinien być wyposażony w blok, który będzie zapewniał sprzężenie pomiędzy torem informacyjnym (receptory, korelator), a torem energetycznym (alimentator, akumulator) systemu. Jeżeli będziemy szukać bliskich analogii w środowisku naturalnym, to taki blok możemy porównać z układem nagrody, w który są wyposażone wszystkie organizmy żywe. Układ nagrody jest odpowiedzialny za rozróżnianie „dobrego” i „złego” dla danego organizmu. Przejawem działania tego układu może być np. odczuwanie przyjemności (nagroda) bądź też bólu (kara), którego zadaniem jest utrzymanie systemu autonomicznego w równowadze funkcjonalnej [7].

– **Homeostat** jest to organ służący do przeciwdziałania przepływowi informacji i energii zmniejszający możliwość oddziaływania systemu na otoczenie.

Schemat tego typu systemu autonomicznego został przedstawiony na rys. 6. Receptory, alimentatory i efekторы są organami zapewniającymi kontakt systemu ze środowiskiem, w którym on egzystuje, przy czym receptory i alimentatory są wejściami systemu, efekторы zaś jego wyjściami. Korelator, akumulator i homeostat są wewnętrznymi organami systemu autonomicznego. Zdobywanie informacji w otoczeniu polega na wykryciu różnic [16, 17] między oddziaływaniem elementów otoczenia na receptory. Do wykrycia określonego oddziaływania jest potrzebny receptor wrażliwy na taki właśnie rodzaj oddziaływania, a nie wrażliwy na inne rodzaje bodźców. Do określonego oddziaływania na otoczenie jest potrzebny efektor. Im więcej jest efektorów, tym więcej możliwości interakcji z otoczeniem. Gromadzenie informacji w korelatorze oraz gromadzenie energii w akumulatorze umożliwia wykorzystanie ich niezależnie od czasu pobierania.



Rys. 6. Model Systemu Autonomicznego wg M. Mazura

4.1. Homeostat

Sterowanie systemu autonomicznego w otoczeniu opiera się na sprzężeniu zwrotnym, czego wynikiem jest występowanie zmian nie tylko w otoczeniu, lecz również w samym systemie autonomicznym. Zmiany w systemie autonomicznym nie powinny być ani tak duże, ani tak małe żeby utracił on możliwość sterowania. Niebezpieczeństwo utraty sterowania jest najmniejsze, gdy stan systemu autonomicznego jest odległy od obu granic. Stan taki określamy jako stanem równowagi funkcjonalnej [16, 17]. Zadaniem homeostatu jest właśnie utrzymywanie systemu autonomicznego w równowadze funkcjonalnej. Na powstanie i usuwanie zakłócenie równowagi funkcjonalnej wpływ mają następujące procesy:

Im większa zmiana wystąpi w otoczeniu, tym większe będzie jego oddziaływanie na system autonomiczny za pośrednictwem receptorów i alimentatorów. Tym większe będzie oddziaływanie akumulatora oraz korelatora na homeostat. A zatem zakłócenie równowagi funkcjonalnej jest pośrednio spowodowane zmianami w otoczeniu systemu, natomiast bezpośrednio działaniem akumulatora oraz korelatora. Homeostat nie posiada bezpośredniego kontaktu ze środowiskiem, z tego też wynika że zakłóceniem dla niego jest wszystko to co jest na jego wejściu od korelatora oraz akumulatora, wobec tego zakłócenia te mogą być usunięte przez homeostat poprzez jego bezpośrednie oddziaływanie na akumulator oraz korelator. Przykładowo jeżeli oddziaływanie korelatora wzrasta i akumulatora wzrasta na homeostat, wówczas oddziaływanie homeostatu na korelator oraz akumulator będzie maleć (i odwrotnie). Na skutek takich działań równowaga funkcjonalna systemu zostaje przywrócona. Z tych rozważań wynika że pomiędzy homeostatem a korelatorem oraz homeostatem a akumulatorem występuje ujemne sprzężenie zwrotne. Ponieważ wiele różnych procesów może odbywać się jednocześnie, więc homeostat musi być organem złożonym z wielu obwodów sprzężeń powiązanych między sobą, dzięki temu powstanie w jednych obwodach sprzężeń rozbieżnych przeciwdziałają sprzężenia zbieżne w innych obwodach.

4.2. Tor informacyjny systemu

Torem informacyjnym systemu autonomicznego jest tor obejmujący receptory, korelator, efektory oraz sprzężenie pomiędzy korelatorem, a homeostatem.

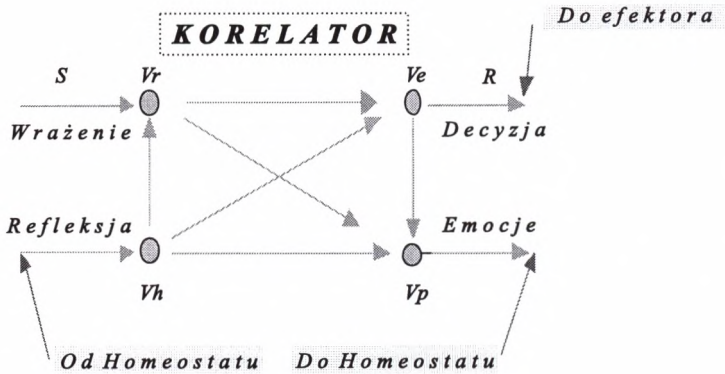
Na rys. 6 widać, że korelator jest wyposażony w dwie grupy wejść oraz dwie grupy wyjść:

Sygnal receptorowy (V_r)	wprowadzany przez receptor do korelatora [16, 17],
Sygnal efektorowy (V_e)	wprowadzany przez korelator do efektorów [16, 17],
Sygnal perturbacyjny (V_p)	wprowadzany przez korelator do homeostatu [16, 17],
Sygnal homeostatyczny (V_h)	wprowadzany przez homeostat do korelatora [16, 17].

Bez względu na stopień komplikacji każdego korelatora powinien on realizować następujące funkcje:

- uzyskiwać informacje,
- przechowywać informacje,
- przetwarzać przechowywane.

Jeżeli pierwsze dwa punkty są dosyć oczywiste, to w przypadku punktu ostatniego należy wyjaśnić na czym mianowicie polega w korelatorze przetwarzanie informacji. Powstanie interakcji między elementami korelacyjnymi jest nazywane skojarzeniem [16, 17] tych elementów, a pośrednio wartości sygnałów występujących na tych elementach. Uwzględniając wszystkie cztery podstawowe typy sygnałów korelatora można wyróżnić w ten sposób typy skojarzeń, występujące w korelatorze, które poniżej zostaną przedstawione (tak jak to przedstawiono na rys. 7).



Rys. 7. Ogólny schemat korelacji

4.2.1. Skojarzenia wejście – wejście

1. Jeżeli wrażenie (V_r) bodźca jest wystarczające do spowodowania decyzji i reakcji, to skojarzenie z nim (V_r) innego bodźca może okazać się również wystarczające do spowodowania takiej samej decyzji. Np. klasyczne doświadczenie przeprowadzone przez Pawłowa, które zostało już opisane w innym miejscu tej pracy.
2. Jeżeli wrażenie (V_r) bodźca jest wystarczające do spowodowania decyzji oraz reakcji, to również refleksja (V_h), prowadząca do wyobrażenia tego bodźca może również okazać się wystarczająca do spowodowania takiej samej decyzji i reakcji jak (V_r).

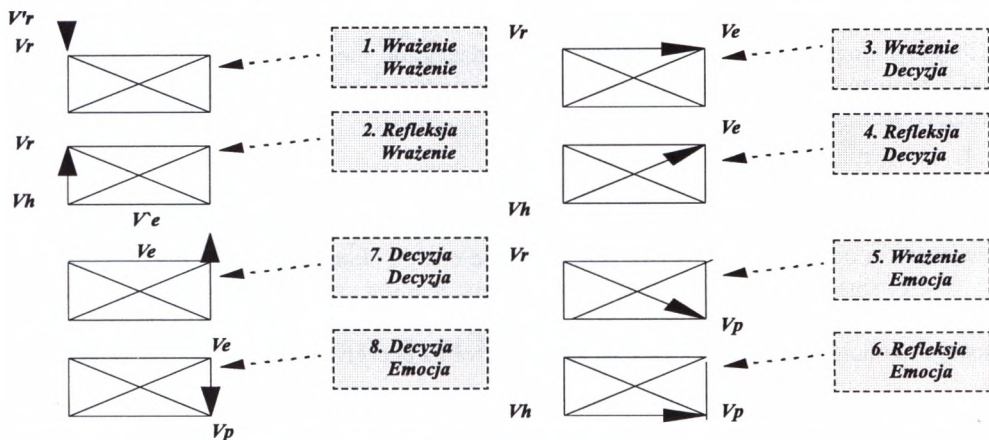
4.2.2. Skojarzenie wejście – wyjście

3. Wrażenie (V_r) bodźca powoduje skojarzoną z nim decyzje (V_e) i reakcję.
4. Refleksja (V_h) wywołuje skojarzoną z nią decyzje (V_e) oraz reakcję.
5. Wrażenie (V_r) bodźca powoduje skojarzoną z nim emocje (V_p).

4.2.3. Skojarzenie wyjście – wyjście

6. Jeżeli wrażenie bodźca jest wystarczające do spowodowania decyzji (V_e) i reakcji, to może okazać się wystarczające również do spowodowania skojarzonej z nią decyzji (V_e),
7. Jeżeli wrażenie bodźca jest wystarczające do spowodowania decyzji (V_e) oraz reakcji, to może również okazać się wystarczające do spowodowania skojarzonej z nią emocji (V_p).

Na rys. 8 przedstawiono wszystkie możliwe rodzaje skojarzeń, które mogą mieć miejsce w korelatorze. Podsumowując rozważania na temat przetwarzania informacji w korelatorze możemy powiedzieć, że generalnie przetwarzanie informacji polega na interakcjach pomiędzy wejściami, wyjściami układu.



Rys. 8. Możliwe typy interakcji pomiędzy wejściami, a wyjściami korelatora

Jak widać na rys. 8 w korelatorze zawierającym tylko jeden receptor oraz jeden efektor jest możliwych aż osiem typów skojarzeń. Przy uwzględnieniu, że liczby elementów korelacyjnych, a więc odpowiednio receptorów i efektorów mogą być duże, liczba możliwych skojarzeń jest bardzo duża. Na potrzeby opisu tego modelu została wprowadzona następująca terminologia definiująca zależności pomiędzy sygnałami wejściowymi oraz wyjściowymi korelatora:

- Emocja jest to oddziaływanie korelatora na homeostat [16, 17]. W szczególności możemy rozpatrywać dwa podstawowe przypadki:
 - Awersja czyli emocja polegająca na wzrastaniu sygnału perturbacyjnego (V_p) [16, 17];
 - Atrakcja czyli emocja polegająca na zmniejszaniu się sygnału perturbacyjnego (V_p) [16, 17].
- Refleksja jest to oddziaływanie homeostatu na korelator [16, 17]:
 - Dezaprobatna refleksja polegająca na zmniejszaniu się sygnału homeostatycznego (V_h) [16, 17];
 - Aprobatna refleksja polegająca na wzrastaniu sygnału homeostatycznego (V_h) [16, 17].

4.3. Tor energetyczny systemu

Obszar energetyczny systemu autonomicznego obejmuje pobieranie energii z otoczenia przez alimentatory przy współdziałaniu homeostatu oraz wydawanie energii do otoczenia za pośrednictwem efektorów. W obszarze energetycznym tego systemu zachodzą interakcje

między akumulatorem oraz homeostatem. Akumulator oddziałuje na homeostat wprowadzając do niego sygnał, który jest określany jako obciążenie [16, 17] (rys. 6), przy czym mogą tu mieć miejsce następujące przypadki:

- przeciążenie, czyli zwiększanie obciążenia;
- odciążenie, czyli zmniejszanie obciążenia.

Homeostat oddziałuje na akumulator wprowadzając do niego sygnał, który jest określany jako naprężenie [16, 17] i podobnie jak w poprzednim przypadku mogą tu wystąpić dwie możliwości:

1. sprężenie, czyli zwiększanie naprężenia;
2. odprężenie, czyli zmniejszanie naprężenia.

Naprężenie jest sygnałem wpływającym na akumulowanie energii, przy czym sprężenie zwiększa, a odprężenie zmniejsza przetwarzanie energii akumulowanej w energię przydatną do wydawania przez system autonomiczny. Obciążenie jest sygnałem powstającym pod wpływem czerpania energii akumulowanej, przy czym przeciążenie powstaje wskutek wzrastającego, a odciążenie wskutek malejącego wydawania energii przez system autonomiczny.

4.4. Interakcje pomiędzy torem energetycznym a torem informacyjnym systemu

Po przedstawieniu toru informacyjnego oraz energetycznego wraz z zachodzącymi w nich interakcjami możemy przejść do przedstawienia wpływu procesów informacyjnych na procesy energetyczne oraz wpływu procesów energetycznych na procesy informacyjne, czyli generalnie możemy powiedzieć że będziemy zajmować się zachowaniem systemu autonomicznego. Fakt, że homeostat jest organem wspólnym dla obu obszarów, pociąga następujące konsekwencje. Po pierwsze za pośrednictwem homeostatu procesy informacyjne wywierają wpływ na procesy energetyczne, a procesy energetyczne wywierają wpływ na procesy informacyjne. W szczególności możemy rozróżnić następujące przypadki [16, 17]:

- refleksja jest zależna nie tylko od emocji, lecz również od sygnału, który jest wprowadzany przez akumulator do homeostatu czyli od obciążenia;
- naprężenie jest zależne nie tylko od obciążenia ale również do procesów informacyjnych zachodzących w korelatorze, a konkretnie od sygnału perturbacyjnego (V_p) czyli od emocji;
- emocja wywiera wpływ nie tylko na refleksję, ale również na naprężenie;
- obciążenie wpływa nie tylko na naprężenie, ale również wywiera wpływ na refleksję.

Wzajemne oddziaływanie procesów informacyjnych oraz energetycznych jest określone przez zasady współdziałania homeostatu z korelatorem oraz akumulatorem.

- Homeostat odwraca oddziaływanie. Jeżeli potencjał wejściowy homeostatu wzrasta to potencjał wyjściowy homeostatu maleje. Jeżeli potencjał wejściowy homeostatu maleje to potencjały wyjściowy wzrasta;
- Korelator oraz akumulator przenoszą oddziaływania. Jeżeli potencjał wejściowy wzrasta to również będzie wzrastał potencjał wyjściowy;
- Homeostat oddziałuje na korelator oraz akumulator w jednakowy sposób tzn. wprowadza do obydwóch bloków sygnały zwiększające się lub zmniejszające się.

Na podstawie przedstawionego opisu interakcji można wyróżnić cztery podstawowe typy tych interakcji pomiędzy systemem informacyjnym, a systemem energetycznym [16, 17].

- Atrakcja (inf.) powoduje aprobatę (inf.) i przyspieszenie decyzji (inf.) oraz sprężenie (en.) i wzmoczenie reakcji (en.);
- Awersja (inf.) powoduje dezaprobatę (inf.) i powstrzymanie decyzji (inf.) oraz odprężenie (en.) i osłabienie reakcji (en.);
- Odciążenie (en.) powoduje sprężenie (en.) i wzmoczenie reakcji (en.) oraz aprobatę (inf.) i przyspieszenie decyzji (inf.);
- Przeciążenie (en.) powoduje odprężenie (en.) i osłabienie reakcji (en.) oraz dezaprobatę (inf.) i powstrzymanie decyzji (inf.).

Po omówieniu systemu autonomicznego [16, 17] oraz po omówieniu jego wszystkich elementów oraz interakcji jakie mają miejsce możemy przejść do przedstawienia neuronowej implementacji tego typu systemu.

5. Implementacja systemu autonomicznego

W tym rozdziale pracy zajmiemy się omówieniem implementacji systemu autonomicznego. Na marginesie należy zaznaczyć, że przedstawiany model został zaimplementowany przy zastosowaniu środowiska programowego MATLAB v.4.0. oraz SIMULINK v.2.0. Przedstawimy wszystkie bloki funkcjonalne oraz omówimy jaką funkcję one pełnią w modelu systemu. Omówimy również w jaki sposób w tym modelu zrealizowane zostały metoda uczenia systemu, o której była mowa w rozdziale pt. „METODY UCZENIA” tej pracy.

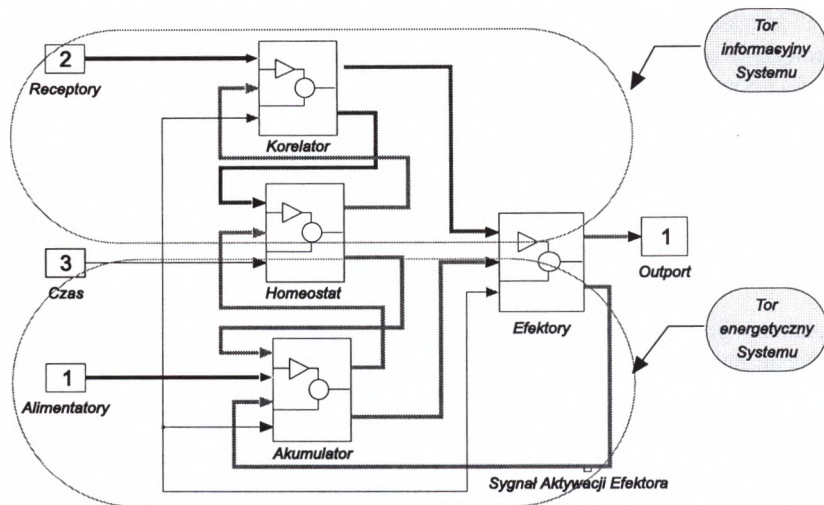
Zanim jednak przejdziemy do omawiania poszczególnych bloków system należy zaznaczyć, że niektóre z nich dokładniej zostaną omówione w następnych rozdziałach pracy, a będą dotyczyły badania zachowań systemu w różnych środowiska o charakterze decyzyjnym, przedstawienie ich roli jaką pełnią w oderwaniu od specyficznego charakteru danego środowiska mogłoby spowodować pewne zamieszanie w prezentacji modelu.

5.1. System autonomiczny

W tym rozdziale dokonamy ogólnego omówienia implementacji wszystkich elementów systemu możliwościami prostych modyfikacji. Następnie przejdziemy do przedstawienia interakcji zachodzących pomiędzy dwoma torami systemu, a mianowicie pomiędzy torem informacyjnym, a torem energetycznym systemu.

Z rysunku 9 wynika, że system jest wyposażony we wszystkie elementy zaproponowane w pracy M. Mazura [16, 17]. System przedstawiony na rys. 6 również posiada elementy, które są odpowiedzialne za pobieranie oraz przetwarzanie informacji ze środowiska, oraz blok Homeostatu, który tak jak już omówionym modelu również w tym modelu systemu jest odpowiedzialny za zapewnienie równowagi funkcjonalnej systemowi. Także ten system posiada efekторы, które jak poprzednio zostało powiedziane służą do oddziaływania na środowisko systemu. Jedyną różnicą, którą można dostrzec na rys. 9 w porównaniu z rys. 6 jest, że wszystkie elementy systemu są zależne od czasu, co nie było zaznaczone w poprzednim modelu w sposób jawny. Celem tej modyfikacji było w sposób jawny zaznaczyć, że również model tak jak wszystkie inne systemy występujące w środowisku

naturalnym jest w sposób bezpośredni zależny od czasu. Tak samo jak w poprzednim przypadku tak i teraz działanie systemu polega na odbieraniu bodźców od środowiska oraz podejmowaniu odpowiednich reakcji. Reakcje mają być uzależnione od stanu energetycznego systemu oraz od doświadczenia jakie zostało nabyte przez system w trakcie jego egzystencji w jego środowisku, czyli jest to wszystko zgodne co zostało do tej pory powiedziane w rozdziale dotyczącym ogólnej definicji inteligentnego systemu.



Rys. 9. System autonomiczny

5.1.1. Elementy systemu

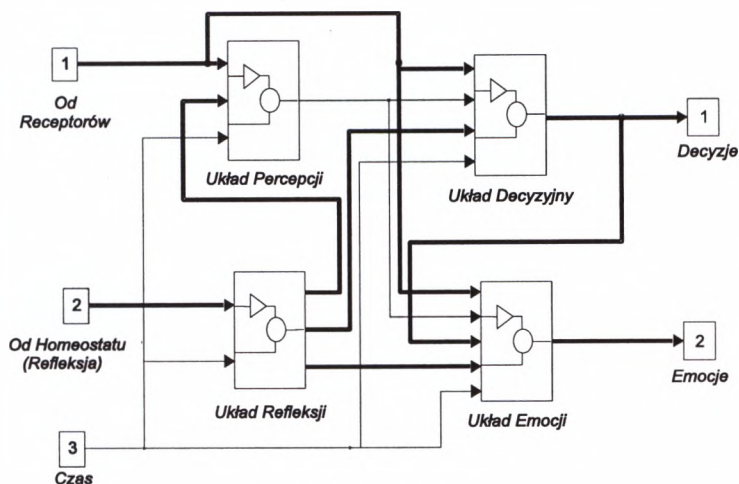
Receptory

Zadaniem receptorów jest odbiór bodźców ze strony środowiska. Mamy na myśli ekstra receptory. Jeżeli receptory mają zadanie odbierać bodźce pochodzące z wnętrza systemu, wówczas mówimy o intoreceptorach. W przypadku implementacji systemu blok receptorów jest przedstawiony przy pomocy bloku wejściowego, ponieważ chcemy w ten sposób uniknąć omawiania budowy receptorów, których konstrukcja może być ściśle uzależniona po pierwsze od charakteru środowiska w jaki będzie egzystował system, a po drugie może być uzależniona od charakteru odbieranych bodźców. W przypadku bardziej ogólnym możemy mieć do czynienia z sytuacją np. jakiejś formy współpracy pomiędzy systemami. Wówczas sygnały wyjściowe jednego systemu mogą być przekazywane bezpośrednio na wejście drugiego systemu.

Korelator

Podstawowym zadaniem korelatora (rys. 10) jest przetwarzanie informacji, jak powiedzieliśmy w poprzednich rozdziałach pracy. Zadanie to polega na korelacji sygnałów pochodzących zarówno od receptorów systemu jak też sygnałów pochodzących od homeostatu i dopiero na tej podstawie wysłanie sygnału decyzyjnego do efektorów oraz sygnału do homeostatu.

Wszystkie możliwe typy interakcji pomiędzy wejściami i wyjściami korelatora zostały dokładnie przedstawione na i rys. 8 w rozdziale 5 tej pracy. Praktyczna realizacja bloku korelatora powinna zapewnić powyższą własność korelatora.



Rys. 10. Korelator

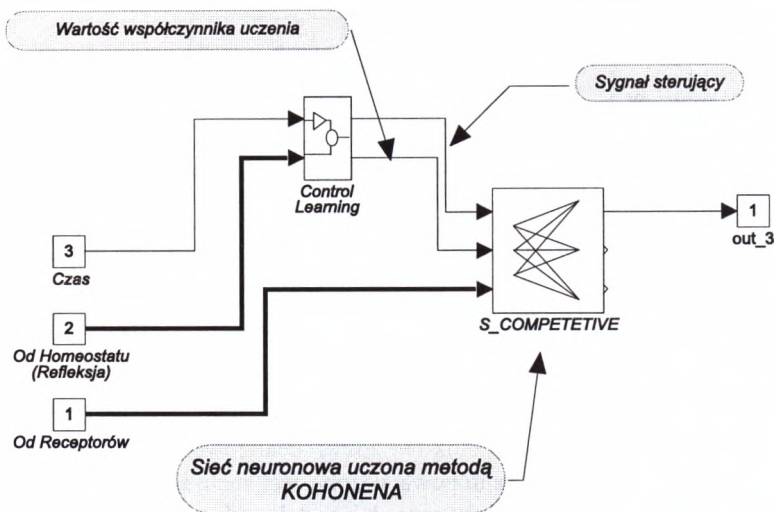
Z tych przyczyn blok korelatora został podzielony na cztery podstawowe bloki.

1. Blok percepcji

Blok percepcji jest odpowiedzialny za przetwarzanie sygnałów pochodzących z receptorów systemu. W naszym przypadku blok ten został zrealizowany przy pomocy jednowarstwowej sieci neuronowej. Sieć neuronowa uczona jest metodą bez nauczyciela (reguła Hebba, reguła instar), albo metodą Kohonena. Jak w dalszych rozdziałach tej pracy pokazano układ percepcji będzie zawierał wiele warstw sieci neuronowej, które również będą uczone przy zastosowaniu powyższych metod uczenia. W tym miejscu należałoby zadać następujące pytanie: Dlaczego sieci neuronowe wchodzące w skład bloku percepcji uczone są właśnie tymi metodami?. Ponieważ kiedy zastosowaliśmy inne metody uczenia sieci neuronowych wówczas straciliśmy jedną z podstawowych własności systemu, a mianowicie system nie był w stanie kojarzyć bodźców między sobą. Przy opisie systemu inteligentnego w poprzednim rozdziale oraz przy prezentacji modelu profesora M. Mazura zachodzi jedna z podstawowych własności jaką system powinien posiadać.

Należy zaznaczyć, że blok reprezentujący sieć neuronową został zrealizowany jako S-funkcja w systemie SIMULINK ze stałą próbką czasu. Takie reprezentowanie sieci neuronowej przy pomocy S-funkcji posiada wiele zalet lecz jednakże należy być świadomym, że tego typu S-funkcja wprowadza opóźnienie pomiędzy wyjściem, a wejściem. W ten sposób na pewno ten model staje się bardziej realistyczny, ale opóźnienie wprowadzane przez tego typu układy później w naszym modelu muszą być kompensowane przez różnego typu układy kompensujące, wtedy kiedy czas trwania opóźnienia nie jest pomijalny w porównaniu do czasu trwania danego bodźca oraz czasu opóźnień innych układów, które wchodzą

w skład systemu. W przeciwnym przypadku kiedy opóźnienia wprowadzone przez poszczególne bloki funkcjonalne nie będą wyrównywane wówczas może okazać się, że system nie uczy się. Z układu percepcji, który został zamieszczony na rys. 11 możemy stwierdzić, że nie występują interakcje pomiędzy sygnałem z homeostatu (sygnałem refleksji), sygnałami pochodzącymi od receptorów systemu. Jest to zabieg świadomy mający na uwadze uproszczenie prezentowanego modelu systemu, który w dalszych rozdziałach pracy będzie ulegał znacznej rozbudowie. Natomiast sygnał pochodzący z homeostatu może być również wykorzystywany do kontroli uczenia sieci neuronowej jak to zostało pokazane na rysunku. Widzimy również, że proces uczenia jest uzależniony od czasu. W tym przypadku z wpływem czasu maleje wartość współczynnika uczenia sieci neuronowej.



Rys. 11. Układ percepcji

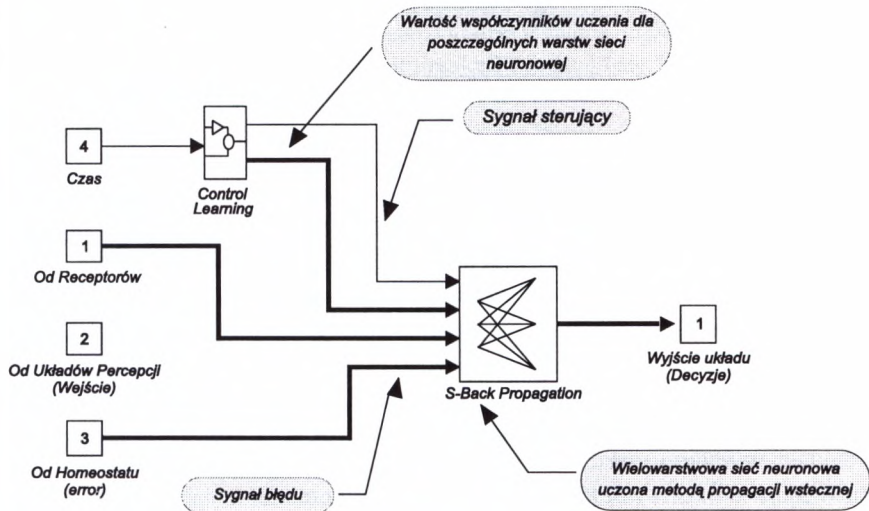
2. Blok refleksji

Podstawowym zadaniem układu refleksji jest przetworzenie sygnału pobranego z wyjścia homeostatu. Następnie sygnał z jest doprowadzany do wejść każdego z pozostałych bloków korelatora. Takie sprzężenie układu refleksji ma nam zapewnić występowanie wszystkich interakcji pomiędzy wejściami i wyjściami układu korelatora Jednakże czasami możemy świadomie zrezygnować z pewnego rodzaju interakcji, wówczas sygnał bloku refleksji w tym układzie nie będzie wykorzystywany.

3. Blok decyzyjny

Zadaniem układu decyzyjnego jest doprowadzenie sygnału decyzyjnego do efektorów systemu. Jeżeli wartość sygnału aktywacji efektora zostanie przekroczona wówczas system podejmie akcje przy użyciu tych efektorów, dla których amplituda sygnału decyzyjnego przekroczyła wartość sygnału aktywacji danego efektora. W naszym przypadku układ decyzyjny jest reprezentowany przez sieć wielowarstwową, gdzie liczbę warstw układu, a także liczbę wejść można określić w dowolny sposób. Układ decyzyjny jest uczonej metodą pro-

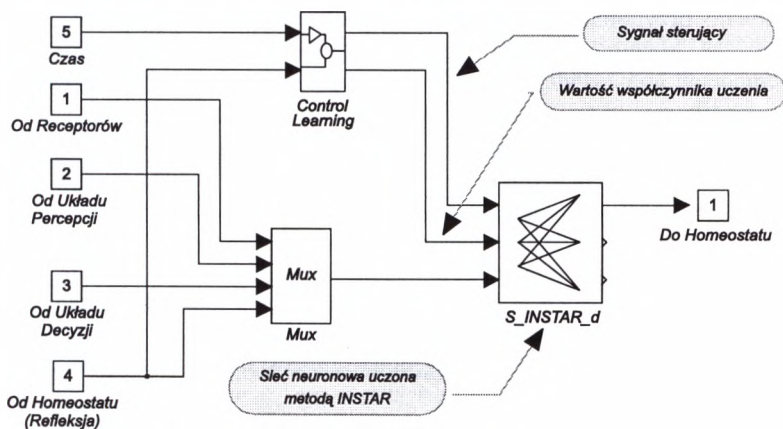
pagacji wstecznej. W tym przypadku (co pokazano na rys. 12) sygnałem błędu dla sieci będzie sygnał pochodzący z układu refleksji. Również tutaj także możemy świadomie zrezygnować z pewnych interakcji pomiędzy wejściami korelatora, jak to się stało w przypadku sygnałów pochodzących od układu percepcji.



Rys. 12. Układ decyzyjny

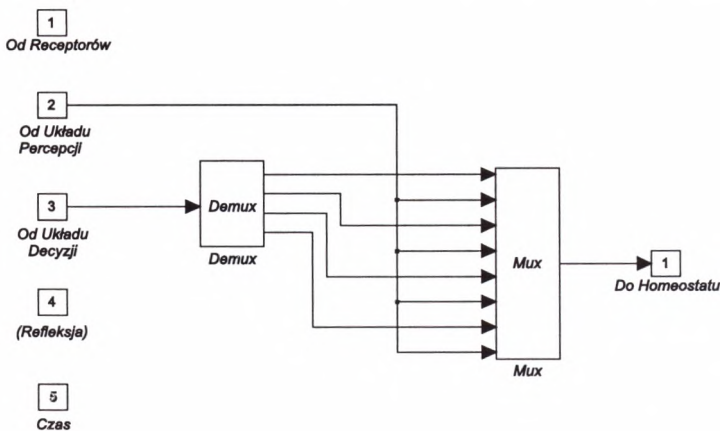
4. Blok emocji

Układ emocji zapewnia sprzężenie pomiędzy korelatorem, a homeostatem. Sygnał ten jest wykorzystywany przez homeostat do oceny poprawności podjętych lub nie podjętych ostatnio decyzji. W ogólnym przypadku układ emocji będzie wyglądał jak to pokazano na rys. 13.



Rys. 13. Ogólny schemat układu emocji

Ale dla uproszczenia modelu zrezygnowaliśmy z większości możliwych interakcji mogących zachodzić w korelatorze. Przyjeliśmy, że na wartość sygnału emocji będzie tylko wpływał sygnał z układu decyzyjnego oraz układu percepcji tak jak to zostało przedstawione na rys. 14.



Rys. 14. Realizacja uproszczonego układu emocji

Na tym właściwie można zakończyć opis elementów korelatora. Należy pamiętać o dwóch sprawach; po pierwsze układ korelatora, który tutaj został przedstawiony może podlegać dowolnej modyfikacji, przy której należy pamiętać o interakcjach zachodzących w korelatorze oraz a także o tym, że każde wprowadzenie bloku reprezentującego neuronową sieć będzie powodowało opóźnienie pomiędzy wejściem, a wyjściem korelatora. Układ korelatora, który został przedstawiony opierał się na założeniu, że czas trwania bodźca jest znacznie większy od tego jaki potrzebuje korelator na obliczenie odpowiedzi.

Homeostat

Jednak zanim przejdziemy do szczegółowej analizy bloków wchodzących w skład homeostatu powinniśmy przypomnieć sobie jakie własności homeostat musi posiadać według modelu profesora M. Mazura. Istotnym zagadnieniem, które należy poruszyć przed omówieniem implementacji homeostatu, jest problem w jakiej relacji pozostają reakcje warunkowe, reakcje bezwarunkowe, oraz zjawisko wzmocnienie do modelu systemu.

W punkcie tym również zajmiemy się krótkim przedstawieniem oraz zasada działania systemów klasyfikujących opartych na algorytmach genetycznych, ponieważ będzie nam to pomocne do zrozumienia zasady działania funkcjonowania niektórych elementów homeostatu.

Podstawowa idea homeostatu

Podstawową funkcją tego bloku jest utrzymywanie systemu autonomicznego w równowadze funkcjonalnej [16, 17]. Spełnienie tego warunku zapewni systemowi zdolność do dalszej egzystencji w środowisku. Mówiąc ogólnie homeostat powinien zawsze wiedzieć co jest „dobre”, a co jest „złe” dla danego systemu (np. żywego organizmu). Według I.P. Pawłowa, każdy organizm żywy rodzi się z niewielką liczbą odruchów bezwarunkowych [12, 26], które są odpowiedzialne za funkcjonowanie organizmu, doszedł on do takiego wniosku na podstawie wieloletnich badań nad działaniem układu nerwowego u zwierząt.

Do odruchów bezwarunkowych zaliczał on między innymi: odruchy obronne, odruchy orientacyjne, skurcze mięśni, praca serca oraz szereg różnych odruchów związanych z jedzeniem [12, 26]. Dopiero na bazie tych odruchów powstają różne reakcje wyuczone (reakcje warunkowe), które z czasem mogą ulegać generalizacji na podobne bodźce. Te wyuczone reakcje są tworzone zgodnie ze schematem warunkowanie klasycznego opracowanego przez Pawłowa lub warunkowanie instrumentalnego. Dla przykładu do wytworzenia nowych związków pomiędzy bodźcami jest wykorzystywana reakcja źrenicy na światło [12, 26]. Metoda ta polega na warunkowaniu reakcji zwężenia się źrenic, reakcja taka występuje na działanie światła, jest więc ono bodźcem bezwarunkowym. W badaniach wyprzedza je zwykle sygnał dźwiękowy jako bodziec warunkowy.

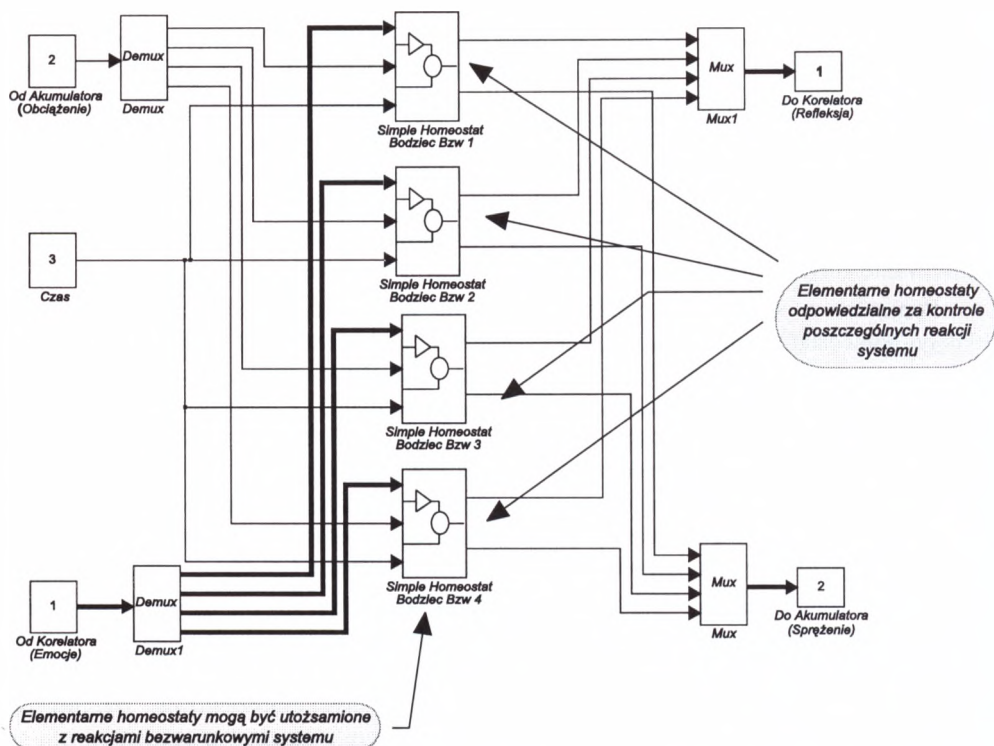
Nawiązując do odruchów bezwarunkowych możemy powiedzieć że w pewnym sensie są one odpowiedzią homeostatu danego organizmu na bodźce bezwarunkowe. Takie założenie na pewno jest słuszne na początku egzystencji każdego systemu autonomicznego, ponieważ po pewnym czasie zostaną wytworzone nowe związki pomiędzy bodźcami (warunkowanie klasyczne) na skutek egzystencji w danym środowisku.

Ponieważ w środowisku może oddziaływać na system wiele różnych procesów, dlatego homeostat powinien być organem złożonym z elementarnych homeostatów, dzięki temu powstaniu w jednych obwodach sprzężeń rozbieżnych przeciwdziałają sprzężenia zbieżne w innych obwodach. Tak więc możemy powiedzieć, że homeostat oscylujący pomiędzy niedomiarami a nadmiarami funkcjonuje jako stabilizator procesów zachodzących w systemie autonomicznym. Każdy z tych homeostatów ma pod swoją kontrolą jedną z reakcji bezwarunkowych autonomicznego systemu. Jeżeli tak, to nasz homeostat możemy sobie wyobrazić jako zbiór niezależnych od siebie elementarnych homeostatów, które składają się na blok homeostatu, tak jak to zostało przedstawione na rys. 15.

Z tego wynika bardzo ważna konsekwencja dotycząca metod uczenia homeostatu bloku homeostatu jako całości. Z faktu że wszystkie elementarne homeostaty wchodzące w skład homeostatu są od siebie niezależne wynika mogą one być uczone niezależnie od siebie wcześniej dowolną metodą, lub też mogą one być reprezentować podstawową wiedzę co dla systemu jest „dobre” lub inaczej możemy je utożsamić z początkowymi celami systemu, a ich działanie może być porównane do elementarnych odruchów bezwarunkowych w jaki każdy system jest wyposażony. W implementacji modelu zostało przyjęte, że każdy elementarny homeostat jest odpowiedzialny za kontrolę jednej reakcji systemu, która z kolei jest związana z jednym efekтором systemu, co zresztą jest zgodne z modelem M. Mazura. W zależności od tego w ile efektorów nasz system jest wyposażony, tyle też będzie posiadał elementarnych homeostatów.

Architektura modelu inteligentnego systemu powinna być na tyle uniwersalna, aby możliwe było jej wykorzystanie do pracy w dowolnym środowisku podlegającym dynamicznym zmianom. System powinien się charakteryzować dwiema cechami: powinien być konserwatywny w swoim zachowaniu w pewnych sytuacjach, a równocześnie ciągle poszukiwać takiego zachowania, które zapewni mu lepsze dostosowanie do środowiska. W świecie przyrody te dwie siły przeciwnie skierowane przejawiają się jako potrzeba trwałości, czyli korzystanie z reakcji, które są odpowiedzią na bodźce pojawiające się w przeszłości i te reakcje danego systemu są dla niego korzystne drugą cechą każdego inteligentnego systemu jest potrzeba, którą możemy opisać jako „ciekawość systemu”, a jej przejawem jest

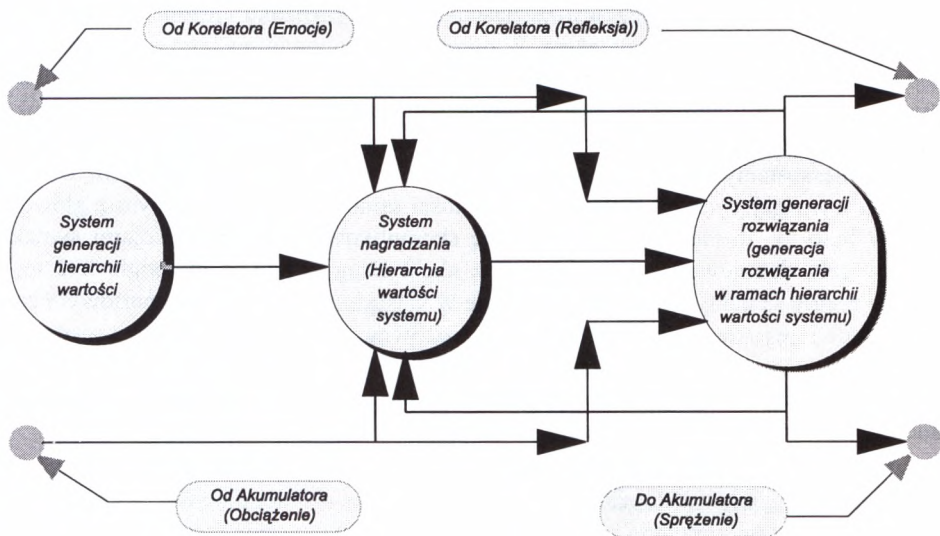
zmiana hierarchii „wartości” przez homeostat co ma wpływ bezpośrednio zmianę zachowania systemu poprzez generowanie nowych odpowiedzi na bodźce. Jej zadaniem jest potrzeba bardziej optymalnego przystosowania systemu do środowiska, a jest ona realizowana. Architektura elementarnego homeostatu powinna zapewnić realizację tych funkcji.



Rys. 15. Ogólny schemat homeostatu

Na rys. 16 został przedstawiony schemat blokowy, który oddaje idee funkcjonowania takiego elementarnego homeostatu. Jak widać układ ten składa się z trzech bloków, a mianowicie z bloku który jest odpowiedzialny za generację sygnałów wyjściowych homeostatu (*Sprężenie, Refleksja*) z uwzględnieniem sygnałów wejściowych (*Obciążenie, Emocje*); blok ten możemy nazwać blokiem, który generuje poprawne rozwiązanie danego problemu uwzględniając przy tym swoje doświadczenie z przeszłości. Następnym systemem, który wchodzi w skład elementarnego homeostatu jest system oceniający ostatnio wygenerowane rozwiązania przez system generacji rozwiązania w oparciu o wartości o aktualne wartości sygnałów wejściowych i wyjściowych homeostatu uwzględnieniem swojego zbioru hierarchii wartości. Ostatnim blokiem należącym do homeostatu jest blok, który jest odpowiedzialny za generację reguł, za pomocą których oceniane są „rozwiązania” generowane

przez System generacji rozwiązań. Blok ten nie jest blokiem niezbędnym do działania systemu, ponieważ system, a właściwie jego homeostat może być wyposażony w zbiór hierarchii wartości, który nie ulega zmianie w czasie, bądź też hierarchia wartości danego systemu jest zdeterminowana poprzez jego strukturę wewnętrzną.



Rys. 16. Idea funkcjonowania elementarnego homeostatu

Na marginesie tych rozważań dotyczących architektury elementarnego homeostatu należy dodać, że do tej pory bloki elementarnych homeostatów były od siebie niezależne, lecz w przyszłości można również wziąć pod uwagę takie rozwiązania, w których system będzie posiadał zcentralizowany układ nagradzania lub układ generacji hierarchii wartości.

Przy implementacji takiego elementarnego homeostatu, którego funkcjonowanie byłoby oparte na powyższych założeniach można posłużyć się z powodzeniem teorii systemów klasyfikujących oraz algorytmów genetycznych. W następnym punkcie przedstawimy elementarne własności systemu klasyfikującego współdziałającego z algorytmem genetycznym. Przedstawienie bardziej szczegółowo systemów klasyfikujących oraz algorytmów genetycznych doprowadziłoby, że znacznie odeszlibyśmy od tematu tego rozdziału, a każdy zainteresowany może z powodzeniem skorzystać z ogólnie dostępnych licznych na ten temat publikacji.

Idea układu klasyfikującego

System klasyfikujący jest to system, który uczy się prostych syntaktycznie reguł. Reguły te zwane są również klasyfikatorami. Systemy klasyfikujące są zazwyczaj zbudowane z trzech podstawowych układów:

1. układu, którego zadaniem jest przetwarzanie komunikatów;
2. układu oceniającego;
3. algorytmu genetycznego.

Układ przetwarzania komunikatów w systemie jest systemem produkcji. Reguły przypisania systemu produkcji mają następującą postać

Jeżeli < Warunek > to < Akcja >.

Interpretacja reguły przypisania jest w następującym przypadku: jeżeli „warunek” jest spełniony, to może zostać podjęta akcja. W pierwszym spojrzeniu na tego typu system produkcji można odnieść wrażenie, że nie jest to mechanizm zbyt silny obliczeniowo, jednakże znakomita większość systemów ekspertowych wykorzystuje tego typu system produkcji. Mimo dużego rozwoju systemów w latach osiemdziesiątych bieżącego stulecia, okazało się że tradycyjne systemy doradcze nie cieszyły się równie dużym powodzeniem w zastosowaniach wymagających od systemu umiejętności samo uczenia się. Jednym z głównych powodów było to, że reguły posługiwały się skomplikowanymi konstrukcjami syntaktycznymi w celu definiowania warunków oraz akcji. Drugim powodem mogło być to, że wszystkie reguły są uaktywniane sekwencyjnie w klasycznym systemie ekspertowym co na pewno stanowi „wąskie gardło” systemu, uniemożliwiając w ten sposób wzrost wydajności uczenia systemu. W tego typu systemach doradczych wartość określonej reguły w stosunku do zbioru pozostałych reguł zostaje ustalona przez programistę na podstawie ocen eksperta z danej dziedziny, której wiedzę system ma za zadanie emulować.

Natomiast w przypadku systemów klasyfikujących sytuacja przedstawia się całkiem inaczej, ponieważ po pierwsze dopuszczane są reguły jedynie o stałej długości, wszystkie ciągi symboli z których zbudowane są reguły są poprawnymi syntaktycznie regułami. Po drugie reprezentacja słów w postaci o określonej długości umożliwia łatwą adaptację operacji typu genetycznego. Dzięki temu powstaje możliwość do poszukiwania optymalnego rozwiązania w przestrzeni dopuszczalnych reguł. Po trzecie w systemach klasyfikujących wszystkie reguły są uaktywniane równolegle w jednym cyklu uzgadniania. W przypadku systemu klasyfikującego system, sam musi nadać względne wartości poszczególnym regułom.

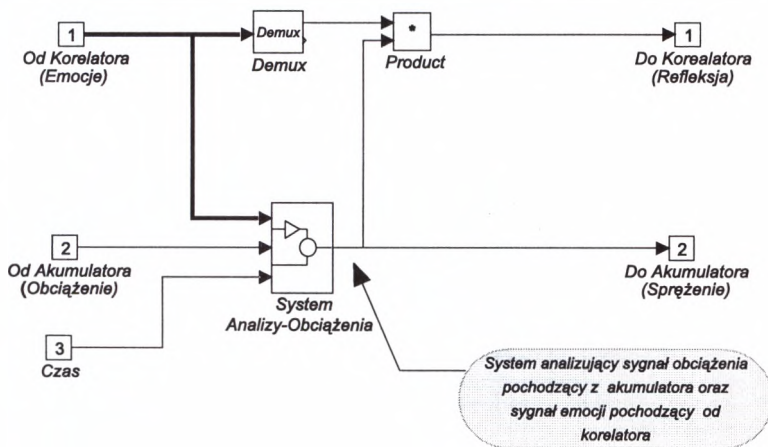
Układ przetwarzania komunikatów stanowi podstawę systemu klasyfikującego. W wielkim skrócie działanie układu przetwarzania komunikatów możemy opisać w następująco: bodźce ze środowiska oddziałują na system za pośrednictwem detektorów, które z kolei produkują komunikaty. Te komunikaty umieszczane są z kolei na liście komunikatów. Następnie komunikaty mogą powodować uaktywnienie reguł czyli naszych klasyfikatorów. Po uaktywnieniu dany klasyfikator umieszcza swój komunikat na liście komunikatów, co z kolei może powodować uaktywnienie innych klasyfikatorów lub doprowadzić do wygenerowania odpowiedzi przez system.

Natomiast rolą algorytmu genetycznego jest zasilanie systemu klasyfikującego nowymi regułami i zastępowanie tych reguł, których przydatność w danym środowisku okazała się mała czyli wymianie podlegają reguły najgorzej przystosowane. Ocenianiem przystosowania poszczególnych reguł zajmuje się układ oceniający w ogólnym przypadku może to być środowisko. W przypadku homeostatu będzie to układ nagradzania.

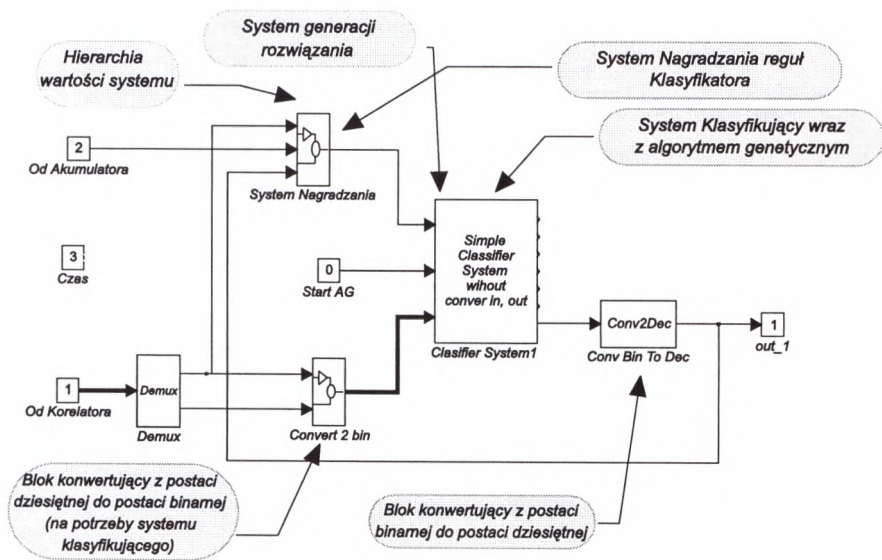
Implementacja elementarnego homeostatu

Na rys. 17 i rys. 18 została przedstawiona praktyczna implementacja bloku elementarnego homeostatu. Działanie tego układu zostało oparte na założeniach, które przedstawiliśmy w jednym z powyższych punktów tego rozdziału. Jak widzimy układ ten zawiera system

generacji rozwiązania, który w tym przypadku zrealizowany jest przy pomocy systemu klasyfikującego, który został z kolei zintegrowany z algorytmem genetycznym. Zadaniem algorytmu genetycznego jest zasilanie systemu klasyfikującego nowymi regułami. Praktyczną przydatność w danym środowisku reguł jest oceniana przez system nagradzania. Jedyną różnicą pomiędzy tym systemem, a blokiem elementarnego homeostatu mówionym wcześniej jest brak układu generującego zbiór hierarchii wartości. W tym przypadku hierarchia wartości danego systemu jest zdeterminowana poprzez jego wewnętrzną strukturę.



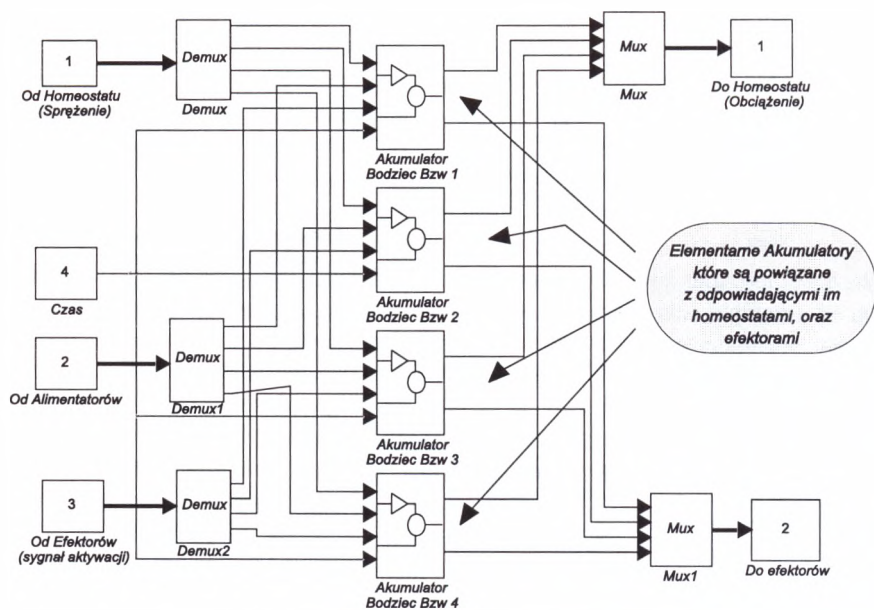
Rys. 17. Wygląd bloku reprezentującego pojedynczy homeostat



Rys. 18. Realizacja bloku analizy obciążenia

Akumulator

Blok akumulatora podobnie jak blok homeostatu został podzielony na zbiór elementarnych akumulatorów, których z kolei zadaniem jest „zasilanie” poszczególnych efektorów systemu. W tym przypadku system został wyposażony w cztery efekty więc z tych powodów posiada on cztery elementarne akumulatory. Wcześniej powiedzieliśmy przy omawianiu modelu systemu M. Mazura, że każdy autonomiczny system powinien być wyposażony w elementy przy pomocy, których będzie mógł pobierać „energię” z otoczenia oraz w pewien sposób ją przechowywać. W prezentowanym systemie za pobieranie energii z otoczenia odpowiedzialne są alimentatory Natomiast za magazynowanie energii poszczególne elementarne akumulatory. Na rys. 19 został przedstawiony ogólny widok bloku akumulatora.



Rys. 19. Wygląd ogólny akumulatora

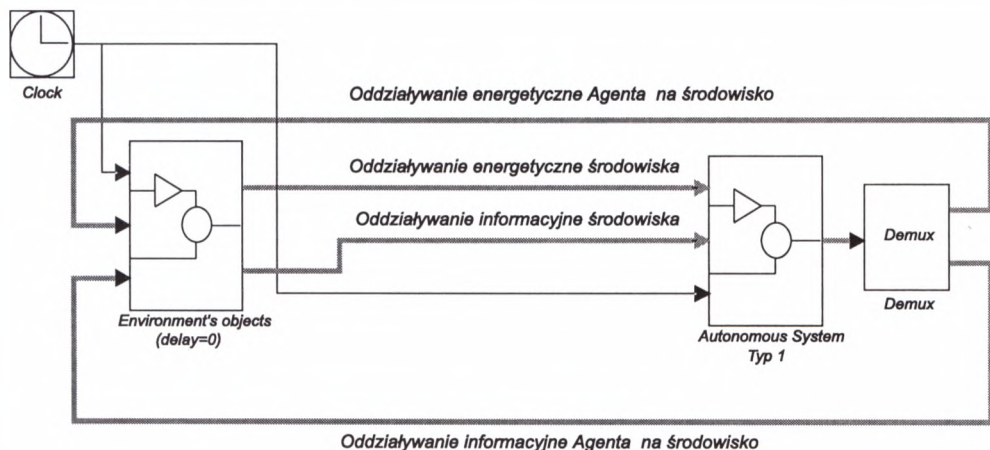
6. Implementacja modelu środowiska

W rozdziale tym omówimy implementację modelu środowiska, w którym omawiany model systemu będzie egzystował. Na początek omówimy sygnały jakie są generowane przez środowisko w kierunku systemu, następnie przejdziemy do opisu obiektów oraz ich własności podstawowych występujących w środowisku.

6.1. Typy torów informacyjnych w modelu środowiska

W modelu środowiska dokonaliśmy podziału informacji na dwa podstawowe ich typy. Informacje, które będą posiadać bardzo elementarny charakter (podstawowy) będziemy nazywać syg-

nałami o charakterze energetycznym, natomiast informacje posiadające wyższy poziom abstrakcji będziemy nazywać sygnałami o charakterze informacyjnym. Przyczyną tego podziału jest przyjęty model systemu przedstawiony w poprzednich rozdziałach tej pracy. System ten interpretuje rzeczywistość za dobrą jeździ z bodźcami o charakterze informacyjnym kojarzone są bodźce o charakterze energetycznym, które z kolei są dla niego korzystne. Natomiast co dla niego jest korzystne w danym momencie czasowym decyduje jego homeostat. Reasumując to co dotychczas powiedzieliśmy o środowisku: w środowisku mamy do czynienia z dwojakiego typu oddziaływaniem (oddziaływanie informacyjne, oddziaływanie energetyczne). Na tych dwóch torach zachodzą interakcje pomiędzy agentem, a jego środowiskiem, co ilustruje rys. 20.



Rys. 20. Ogólny schemat interakcji zachodzących w środowisku

6.2. Obiekty występujące w środowisku

W środowisku może występować dowolna liczba obiektów, które mogą oddziaływać na system poprzez tor informacyjny oraz tor energetyczny.

6.2.1. Tor energetyczny

W przypadku toru energetycznego problem przedstawia się następująco. Wyobraźmy sobie, że kupiliśmy jakiś produkt. Decyzja o zakupie została podjęta na wskutek reklamy (oddziaływanie informacyjne) oraz okazało się że dany produkt zaspokoił lub też nie zaspokoił naszych potrzeb. Tego typu sytuacje możemy skojarzyć z oddziaływaniem energetycznym środowiska. Oddziaływanie energetyczne może więc być identyfikowane jako pewien rodzaj sygnału wzmocnienia wysłanego przez środowisko (konsekwencje podjętych przez system decyzji). O występowaniu zjawiska wzmocnienia oraz o jego roli jaką ono pełni mówiliśmy w rozdziale poświęconym ogólnemu pojęciu inteligentnego systemu oraz metod uczenia. Podsumowując oddziaływanie w tym przypadku należy utożsamić z nagrodą lub karą jaką system otrzyma od środowiska.

6.2.2. Tor informacyjny

Dla wyjaśnienia tego problemu najlepiej będzie jeżeli posłużymy się następującym przykładem: w środowisku występuje wiele obiektów, które wpływają na naszą percepcję, poczynając od przedmiotów codziennego użytku, które informują nas o swoim istnieniu między innym poprzez swój wygląd, informacje pochodzące ze środków masowego przekazu, a kończąc na reklamie różnego rodzaju produktów. To wszystko w środowisku możemy nazywać oddziaływaniem informacyjnym środowiska na naszą osobę, tak samo należy rozumieć oddziaływanie informacyjne środowiska na naszego agenta i odwrotnie.

6.2.3. Wygląd obiektu

Przez wygląd obiektu będziemy rozumieć wszystkie bodźce jakie są przez niego generowane zarówno przez tor energetyczny jak też informacyjny. Może on w dowolny sposób zależeć: od przeszłości, od czasu, od procesu stochastycznego, oddziaływania na niego przez system, itd.

6.2.4. Stany wewnętrzne obiektów

W modelu środowiska w danym momencie czasowym może być aktywny tylko jeden obiekt występujący w środowisku, co oznacza że w danej chwili również system będzie odbierał bodźce pochodzące tylko z jednego obiektu. Z tego też względu każdy występujący obiekt w środowisku ma cztery podstawowe stany wewnętrzne:

1. *Obiekt nie jest aktywny i nie występują próby oddziaływania na obiekt ze strony systemu*

W tym przypadku system rozpoznaje obiekty występujące w środowisku prawidłowo, ponieważ nie próbuje wykonywać akcji na obiektach w środowisku, które w tej chwili nie występują. W tej sytuacji brak jakichkolwiek interakcji pomiędzy środowiskiem, a systemem.

2. *Obiekt nie jest aktywny i występują próby oddziaływania na obiekt ze strony systemu*

Przypadek ten świadczy, że system nie prawidłowo rozpoznaje swoją rzeczywistość. Środowisko oddziałuje na system korzystając z toru energetycznego

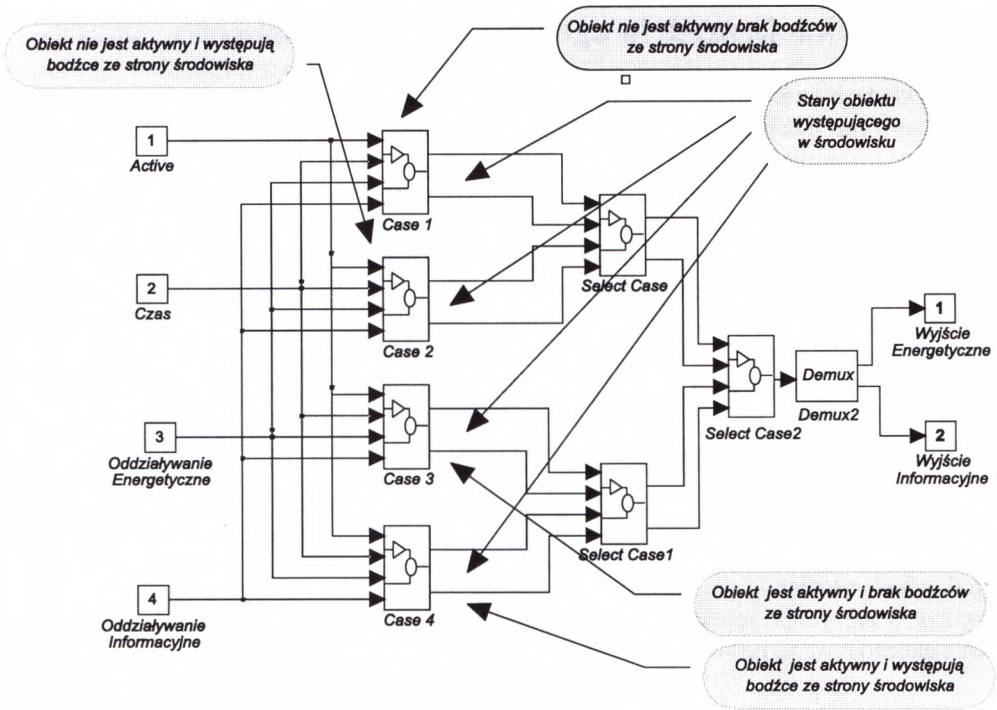
3. *Obiekt jest aktywny nie występują próby oddziaływania na obiekt ze strony systemu*

Brak jakichkolwiek interakcji pomiędzy środowiskiem, a systemem.

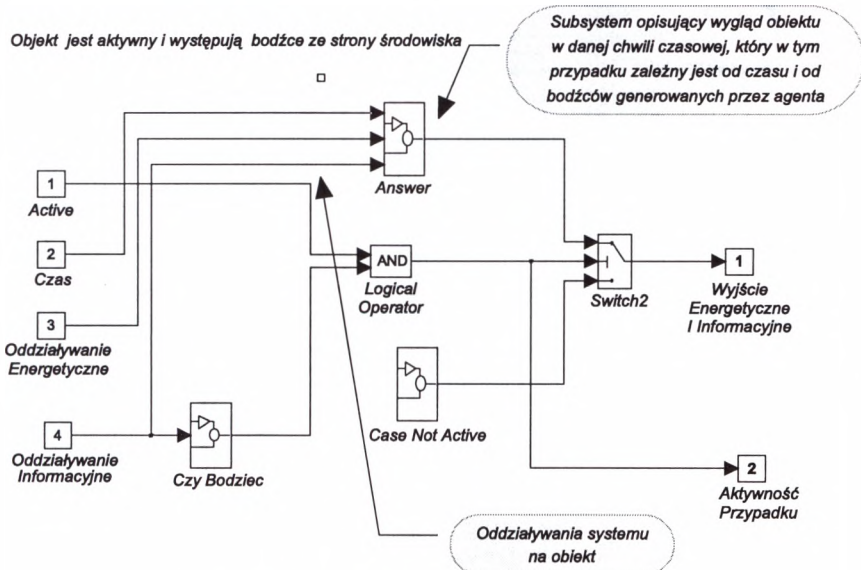
4. *Obiekt jest aktywny występują próby oddziaływania na obiekt ze strony systemu*

System oddziałuje na obiekt, który z kolei oddziałuje na obiekt bądź to na torze energetycznym bądź informacyjnym. W tym przypadku obiekt może oceniać reakcje systemu, czyli również obiektem w środowisku może też być inny system autonomiczny.

Wszystkie możliwe stany obiektu występującego w środowisku zostały przedstawione na rys. 21. Funkcję generującą odpowiedź obiektu pokazano na rys. 22.



Rys. 21. Stany obiektu występującego w środowisku



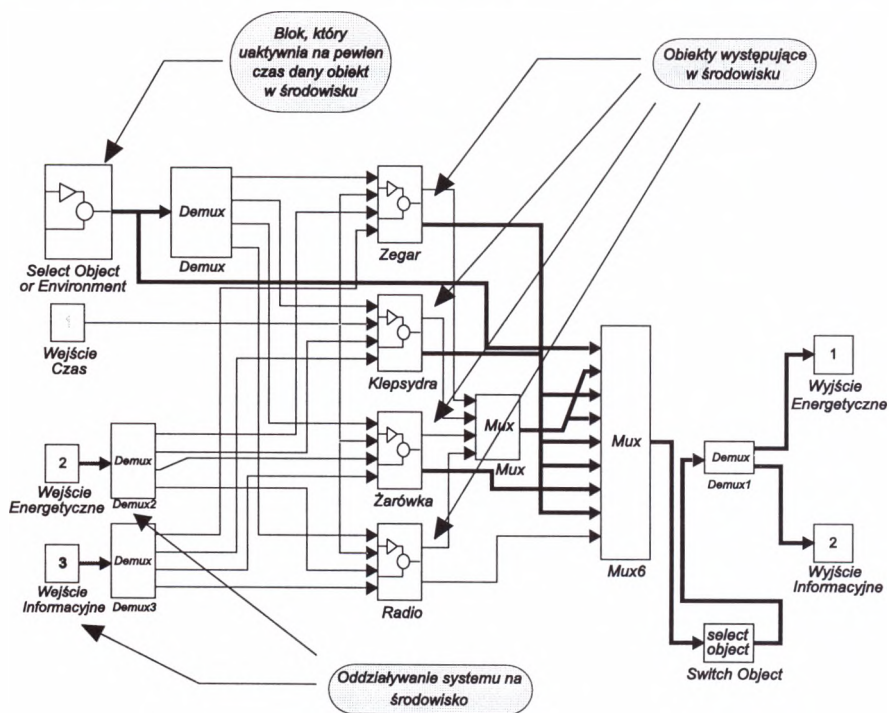
Rys. 22. Funkcja generująca odpowiedź obiektu

7. Weryfikacja modelu agenta

W przykładach, które zostaną przedstawione agent będzie pełnił rolę sprzedawcy towarów. Podstawowym zadaniem agenta będzie sprzedaż zapewniająca zysk. Egzystencje agenta będziemy rozpatrywać w różnych środowiskach. Należy jednak nadmienić, że prezentowane tutaj przykłady opierają się na bardzo znaczących uproszczeniach w stosunku do rzeczywistości. Dotyczy to głównie definicji środowiska oraz liczby decyzji jakie agent będzie mógł podjąć. Z drugiej strony przyjęcie bardziej rzeczywistego modelu środowiska nie wpłynęło znacząco na zachowanie agenta, a z pewnością utrudniło by interpretację otrzymanych rezultatów. Ponieważ celem prezentacji tych przykładów jest pokazanie, że można zbudować model autonomicznego agenta w sposób przedstawiony w poprzednich punktach tego artykułu oraz stosując metody uczenia zapożyczone z psychologii behawioralnej, agent będzie zdolny do efektywnej adaptacji w dowolnie określonym środowisku. Teraz przejdziemy do krótkiego opisu modelu autonomicznego agenta oraz definicji środowiska.

7.1. Środowisko

Środowisko oddziałuje na agenta poprzez receptory, w które agent jest wyposażony (por. rys. 23). W naszym przypadku dostarcza agentowi informacji o aktualnie obowiązującej na rynku cenie danego towaru, po której może być sprzedany przez agenta.



Rys. 23. Układ środowiska wykorzystany do weryfikacji modelu systemu

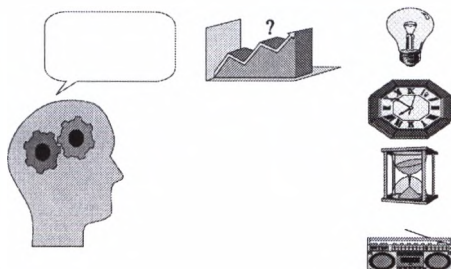
W przykładach, które zostaną poniżej przedstawione ceny poszczególnych towarów mogą być niezmiennie, bądź też mieć charakter rosnący lub malejący, oscylacyjny lub też będzie podlegał powolnym zmianom.

7.2. Agent

Celem agenta jest sprzedaż towarów w danym środowisku, gdzie sprzedaż powinna być prowadzona w taki sposób, aby przynosiła zysk (rys. 24). Agent przy pomocy receptorów, w które został wyposażony będzie pozyskiwał informacje ze środowiska na temat obiektów. Agent został wyposażony w trzy receptory. Receptory te będą odpowiedzialne za:

1. identyfikację przedmiotu (towaru),
2. rozpoznawanie ceny danego towaru aktualnie obowiązującej w środowisku,
3. rozpoznawanie ceny danego towaru powyżej, której sprzedaż przyniesie zysk.

Agent będzie oddziaływał na środowisko przy pomocy efektorów. Z każdym obiektem występującym w środowisku skojarzony jest jeden efektor agenta. System może tylko podjąć decyzje o sprzedaży danego przedmiotu lub się powstrzymać od sprzedaży w określonej chwili. Z tym każdym efekтором systemu skojarzony jest homeostat. Oceny Homeostatu będą w tym przypadku zdeterminowane strukturą układu oceniającego oraz zawartością reguł, które posiada w swojej dyspozycji system klasyfikujący.



Rys. 24. Agent jako sprzedawca

7.3. Weryfikacja modelu

A. Przykład – środowisko statyczne

W przykładzie tym ceny, które są generowane przez środowisko są stałe. Na rys. 25 został przedstawiony poziom cen, które są obowiązujące w tym środowisku, oraz poziom cen powyżej których agent może dokonać sprzedaży nie ponosząc przy tym straty.

Jak widzimy w przykładzie tym tylko relacja ceny odbiornika radiowego oferowanej przez środowisko do ceny agenta jest niekorzystna dla agenta. W tym przypadku agent powinien nauczyć się sprzedawać towary, dla których relacje cenowe są korzystne dla niego (*żarówka, zegar, klepsydra*), a nie sprzedawać towarów pozostałych (*odbiornik radiowy*). Jest to najprostszy przypadek ze wszystkich możliwych przypadków z jakimi możemy się spotkać w tego typu środowiskach.

ŚRODOWISKO

- Ceny na poszczególne towary są stałe w czasie

Ceny

– ŻARÓWKA	4
– ZEGAR	6
– KLEPSYDRA	7
– RADIO	3

ZADANIA AGENTA

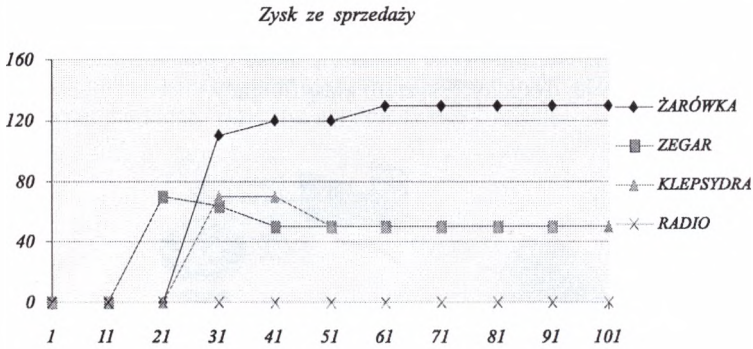
- Zwiększyć zyski

Ceny

– ŻARÓWKA	2
– ZEGAR	5
– KLEPSYDRA	6
– RADIO	7

Rys. 25. Przykład A

Na rys. 26 zostały przedstawione wyniki agenta w tak zdefiniowanym środowisku. Jak wiadać agent nauczył się sprzedawać tylko te towary, których sprzedaż zapewniała mu jakikolwiek zysk (żarówka, zegar, klepsydra). Natomiast towary, dla których relacja cen panująca w środowisku była niekorzystna dla agenta, nie były przez niego sprzedawane.



Rys. 26. Przykład A – Rezultat

B. Przykład – środowisko stacjonarne

Cel agenta pozostaje bez zmian, jedyną różnicą w stosunku do poprzedniego przykładu jest to, że ceny na poszczególne towary, które obowiązują w środowisku mają charakter zmienny (rys. 27). W tym przypadku zadanie agenta jest trochę trudniejsze niż w poprzednim przykładzie, ponieważ agent musi brać pod uwagę zmienność cen obowiązujących w środowisku. W naszym przykładzie do symulowania zmian cen zachodzących w środowisku wykorzystano następujące funkcje:

- **ŻARÓWKA** – $\sin(0.5 * \text{Czas}) * \sin(0.5 * \text{Czas})$,
- **ZEGAR** – $\cos(0.5 * \text{Czas}) * \sin(0.5 * \text{Czas})$,
- **KLEPSYDRA** – $\sin(0.6 * \text{Czas}) * \sin(0.5 * \text{Czas})$,
- **RADIO** – $\cos(0.5 * \text{Czas}) * \cos(0.5 * \text{Czas})$.

Na rys. 28. przedstawiono wyniki ze symulacji przykładu drugiego. Tak jak poprzednio agentowi udało się przystosować do tak zdefiniowanego środowiska.

ŚRODOWISKO

- Ceny oscylują wokół wartości średniej

Średnie ceny

- ŻARÓWKA	4
- ZEGAR	6
- KLEPSYDRA	7
- RADIO	3

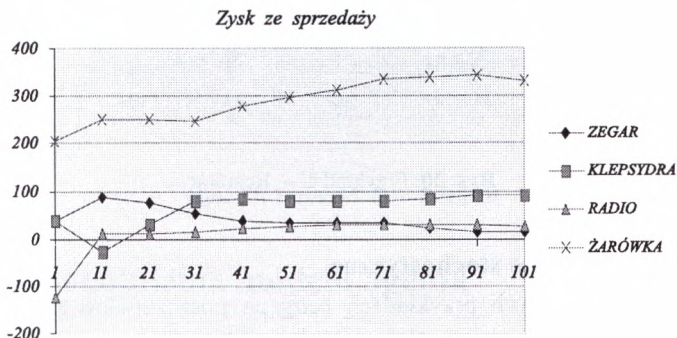
ZADANIA AGENTA

- Zwiększyć zyski

Ceny

- ŻARÓWKA	2
- ZEGAR	5
- KLEPSYDRA	6
- RADIO	7

Rys. 27. Przykład B



Rys. 28. Przykład B – Rezultat

C. Przykład – środowisko podlegające ewolucyjnym zmianom

W przykładzie tym ceny wszystkich towarów, które agent ma za zadanie sprzedać w środowisku mają tendencje spadkową (rys. 29). Zadanie agenta jest takie samo jak w poprzednich przykładach, lecz w tym przypadku agent powinien zaprzestać sprzedaży tych towarów, dla których relacja cen będzie relacją niekorzystną dla niego. Do symulacji spadku cen na poszczególne towary zostały użyte poniższe funkcje:

- **ŻARÓWKA** – $\exp(-0.01 * \text{Czas}) * \sin(0.5 * \text{Czas}) * \sin(0.5 * \text{Czas})$,
- **ZEGAR** – $\exp(-0.01 * \text{Czas}) * \cos(0.5 * \text{Czas}) * \sin(0.5 * \text{Czas})$,
- **KLEPSYDRA** – $\exp(-0.01 * \text{Czas}) * \sin(0.6 * \text{Czas}) * \sin(0.5 * \text{Czas})$,
- **RADIO** – $\exp(-0.01 * \text{Czas}) * \cos(0.5 * \text{Czas}) * \cos(0.5 * \text{Czas})$.

ŚRODOWISKO

- Ceny na poszczególne ulegają ciągłemu spadkowi

Ceny

- ŻARÓWKA	4
- ZEGAR	6
- KLEPSYDRA	7
- RADIO	3

ZADANIA AGENTA

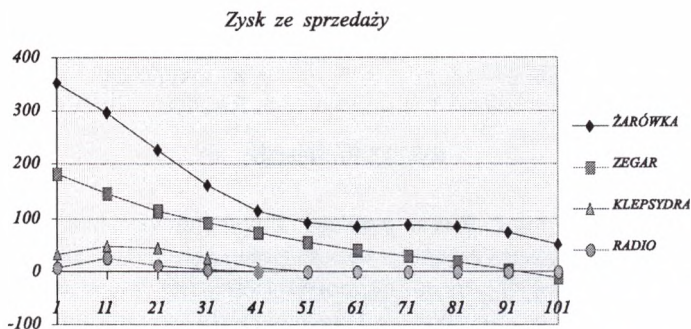
- Zwiększyć zyski

Ceny

- ŻARÓWKA	2
- ZEGAR	5
- KLEPSYDRA	6
- RADIO	7

Rys. 29. Przykład C

Poniżej został zamieszczony wykres (rys. 30), który obrazuje rezultat zachowania agenta w powyżej opisanym środowisku. Jak widać w większości agent w odpowiednim czasie zrezygnował z dalszej sprzedaży przedmiotów (*KLEPSYDRA*, *RADIO*) jeżeli tylko okazało się, że prowadzenie dalszej sprzedaży tych towarów w tym stanie środowiska wiązałoby się ze stratami.



Rys. 30. Przykład C – Rezultat

D. Przykład – środowisko stochastyczne

W dotychczas prezentowanych przykładach ceny na poszczególne towary generowane przez środowisko albo miały ustalone stałe wartości, albo też były zmienne wg z góry określonej funkcji (Przykład B, Przykład C). Takie przyjęte założenie powoduje, że model środowiska jest bardzo daleki od rzeczywistości. Jedną z wielu możliwości, która przybliży nas do rzeczywistego modelu środowiska, jest przyjęcie założenie, że ceny na towary w środowisku są uzależnione od procesu stochastycznego (rys. 31). Pozostałe elementy naszego modelu środowiska oraz agenta pozostawiamy bez zmian.

W naszym przypadku przyjęliśmy, że ceny na towary są uzależnione od rozkładu normalnego w sposób następujący:

- **ŻARÓWKA** - $4 + 1.5 * N(0,1)$,
- **ZEGAR** - $6 + 1.5 * N(0,1) + 4 + 0.5 * N(0,1)$,
- **KLEPSYDRA** - $7 + 1.5 * N(0,1)$,
- **RADIO** - $3 + 1.5 * N(0,1)$.

ŚRODOWISKO

- Cenami na poszczególne towary rządzi proces stochastyczny

Ceny średnie

- ŻARÓWKA 4
- ZEGAR 6
- KLEPSYDRA 7
- RADIO 3

ZADANIA AGENTA

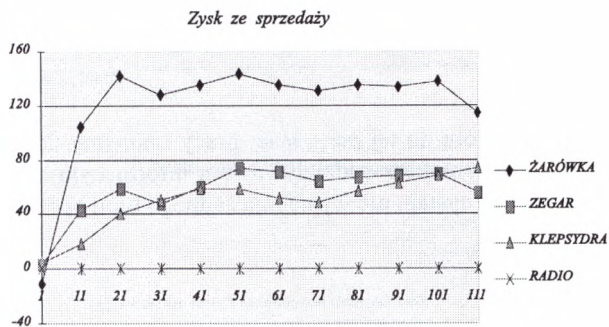
- Zwiększyć zyski

Ceny

- ŻARÓWKA 2
- ZEGAR 5
- KLEPSYDRA 6
- RADIO 7

Rys. 31. Przykład D

Na rys. 32 został przedstawiony wynik tej symulacji. Wynik możemy porównać z rezultatem symulacji z przykładu pierwszego, z tego względu że agent w obydwu przypadkach miał identyczne zadanie do zrealizowania w podobnie określonym środowisku. Możemy zauważyć, że w tym przypadku podobnie jak też w przykładzie pierwszym agent nauczył się sprzedawać tylko te towary, dla których relacja cen była korzystna dla niego.



Rys. 32. Przykład D – Rezultat

8. Możliwe uogólnienia modelu agenta

Dotychczas w artykule przedstawiliśmy model autonomicznego systemu, przedstawiliśmy jego implementacje przy zastosowaniu sztucznych sieci neuronowych oraz algorytmów genetycznych, jak też przedstawiony został model środowiska, w którym nasz agent egzystuje. Następnie dokonaliśmy poprawności zachowań modelu agent w prostym środowisku decyzyjnym. Środowisko to w niektórych przypadkach ulegało dynamicznym zmianom, a nasz system miał za zadanie dostosować swoje zachowanie do zmian środowiska zachodzących w środowisku biorąc pod uwagę swoje cele. Teraz można się zastanowić nad kierunkami rozbudowy tego modelu oraz nad jego próbą uogólnienia.

Jak się wydaje rozbudowa tego modelu powinna podążać w trzech podstawowych kierunkach, które ze względu na szerokość zagadnienia zostaną potraktowane tutaj w sposób hasłowy.

8.1. Model agenta w środowisku z opóźnieniami czasowymi

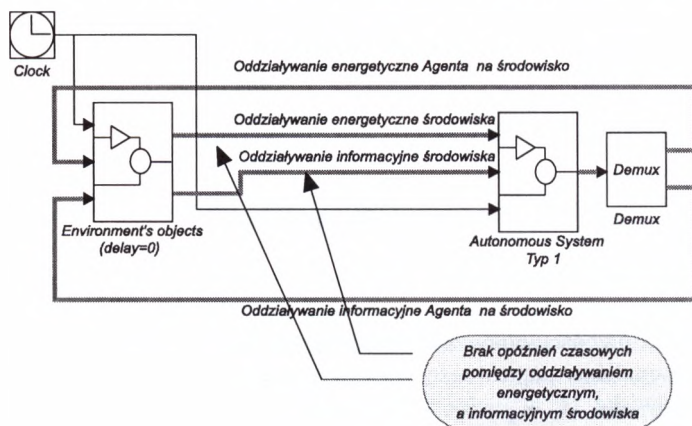
W naszym modelu środowiska, który został omawiany w poprzednich rozdziałach. Młcząc zakładaliśmy, że pomiędzy bodźcem jaki otrzymuje od środowiska, który przez niego jest interpretowany jako sygnał wzmocnienia nie występują opóźnienia czasowe. Oznacza to, że nasz system w tym przypadku zakłada otrzymuje nagroda lub karę od środowiska, co jest konsekwencją jego ostatniej reakcji, która z kolei była odpowiedzią na dany bodziec. Jest to sytuacja bardzo wyidealizowana, ponieważ w rzeczywistości taka sytuacja ma miejsce bardzo rzadko.

W modelu środowiska, który omawialiśmy występowały dwojakiego rodzaju oddziaływania środowiska na system, a mianowicie występowało oddziaływanie informacyjne oraz oddziaływanie energetyczne. Oddziaływanie energetyczne środowiska jest trakto-

wane jako bardziej podstawowe w stosunku do oddziaływania informacyjnego przez agenta. Agent na podstawie tego oddziaływania stwierdza czy aktualnie bodziec informacyjny odbierany przez receptory jest dla niego korzystny czy też nie. W prezentowanym modelu zostało poczynione jeszcze jedno milczące założenie, a mianowicie przyjęto, że czas trwania bodźca pochodzącego od środowiska jest znacznie dłuższy od reakcji na niego tak jak to się dzieje w przypadku organizmów żywych. Problem tego typu możemy podzielić na cztery podstawowe klasy.

8.1.1. Klasa 1

Jest to klasa środowiska, z którą do tej pory w tej pracy mieliśmy do czynienia. W klasie tej, jak widzimy na rys. 33, pomiędzy oddziaływaniem informacyjnym, a oddziaływaniem energetycznym środowiska na system nie występują żadnego typu opóźnień czasowe.



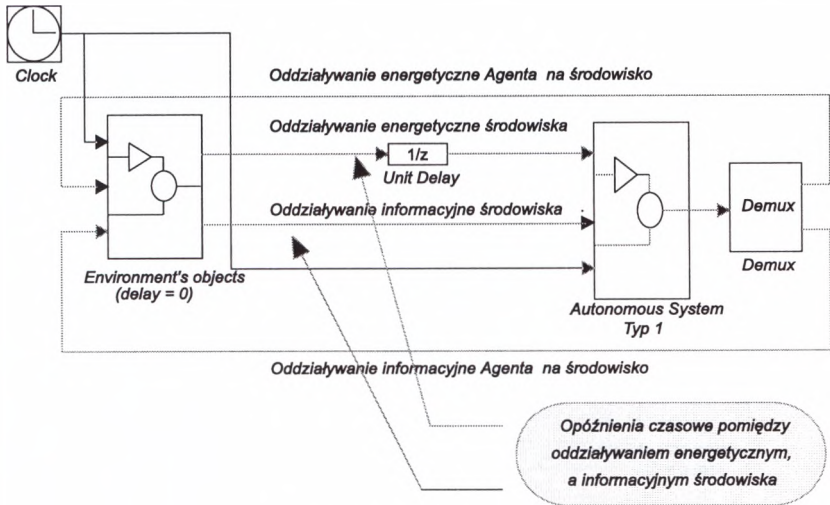
Rys. 33. Klasa 1 środowiska

Przypadek, z którym mamy do czynienia w świecie rzeczywistym spotykamy bardzo rzadko. Jeżeli odniesiemy to do sytuacji z naszego codziennego życia mało kiedy występuje sytuacja, aby informacje, na podstawie których podejmujemy decyzje były znane wraz z ich możliwymi konsekwencjami (oddziaływanie energetyczne), jeżeli oczywiście decyzje zostaną przez nas podjęte.

8.1.2. Klasa 2

Do tej klasy środowisk decyzyjnych należą te środowiska, w których sygnały informacyjne wyprzedzają sygnały energetyczne tak jak to zostało przedstawione na rys. 34.

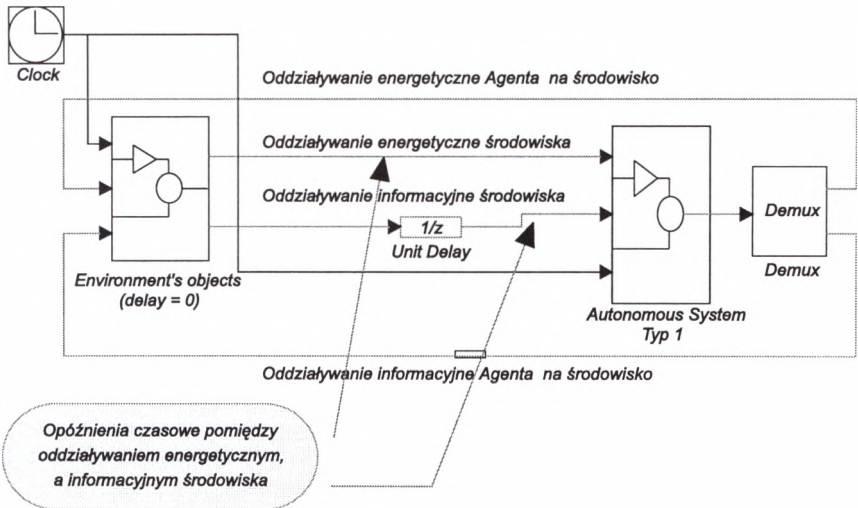
Jest to prawie modelowa sytuacja z jaką przychodzi nam się zmierzyć w codziennym życiu. Zazwyczaj podejmujemy decyzje na podstawie informacji (bodźców informacyjnych), które do nas docierają różnymi drogami. Natomiast konsekwencje podjętych przez nas decyzji oceniane są przez środowisko po pewnym czasie (oddziaływanie energetyczne). Na przykład z takim przypadkiem spotykamy przy procesie inwestowania w jakieś dobra. Czy nasze inwestycje okazały się trafne okaże się dopiero po upływie pewnego czasu.



Rys. 34. Klasa 2 środowiska

8.1.3. Klasa 3

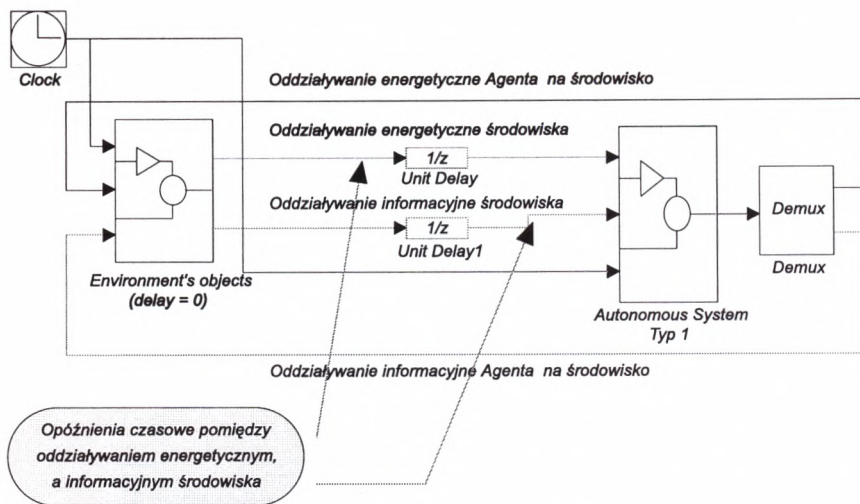
Klasa tego środowiska została przedstawiona na rys. 35. W tym przypadku oddziaływania energetyczne środowiska wyprzedzają oddziaływania informacyjne. Jest to klasa środowisk, która jest daleka od przypadków występujących w rzeczywistości. Być może z takim modelem mamy do czynienia w medycynie, gdzie zazwyczaj najpierw występują oddziaływania energetyczne, a dopiero później oddziaływania informacyjne. Może okazać się jednak, że klasa tych środowisk jest tylko przypadkiem abstrakcyjnym.



Rys. 35. Klasa 3 środowiska

8.1.4. Klasa 4

Na koniec została nam do przedstawienia ostatnia klas środowisk decyzyjnych. W klasie tej opóźnieniu ulegają zarówno sygnały informatyczne jak też sygnały energetyczne odbierane przez agenta. Jest to najbardziej ogólny model środowiska decyzyjnego (rys. 36).



Rys. 36. Klasa 4 środowiska

Do tej pory dokonaliśmy podziału środowisk decyzyjnych na cztery podstawowe przypadki, ale żeby nie komplikować tego podziału nie mówiliśmy o naturze opóźnień, które mogą występować w tego typu środowiskach. I tak opóźnienia (informacyjne bądź energetyczne) występujące w środowisku mogą być następujące:

- stałe dla wszystkich bodźców, które są generowane przez konkretne środowisko,
- zależne od konkretnego bodźca,
- zależne od czasu,
- zależne od przeszłości,
- zależne od procesu dynamicznego, który może mieć charakter stacjonarny, albo też stochastyczny.

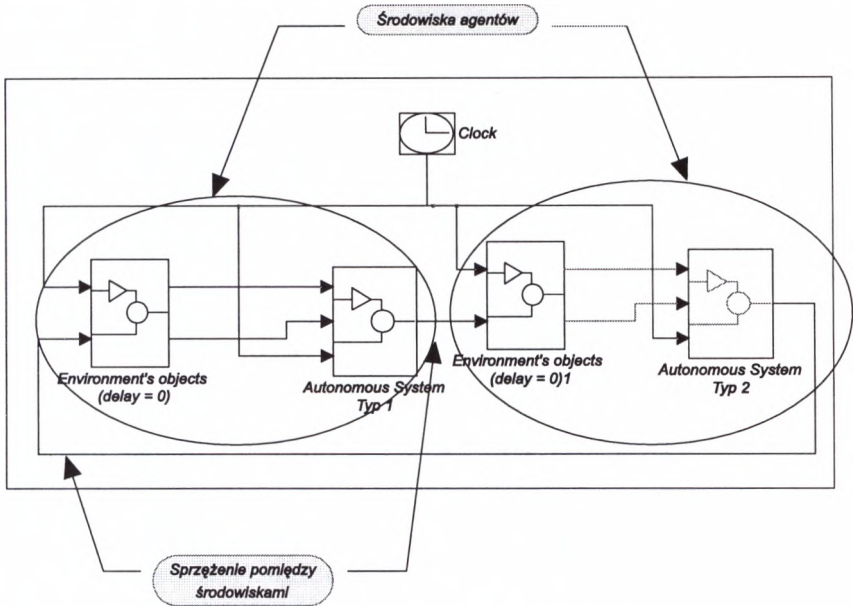
Aby model systemu można było z powodzeniem zastosować w szerokiej klasie problemów decyzyjnych należy poddać weryfikacji jego zachowanie w tego typu środowiskach i określić jego ograniczenia. Z pewnością będzie się to wiązało z modyfikacją pewnych bloków systemu, mamy tu na myśli głównie blok korelatora oraz homeostatu.

8.2. Formy współpracy między systemami

Następnym kierunkiem, w którym należałoby podążać w rozwoju tego modelu jest rozpatrzenie jakiejś formy współpracy pomiędzy tego typu systemami. Jest implementacja modelu współpracy pomiędzy agentami. Można rozważać tutaj różne kombinacje połączeń pomiędzy agentami a środowiskiem. Na tego typu model można patrzeć poprzez pryzmat np.

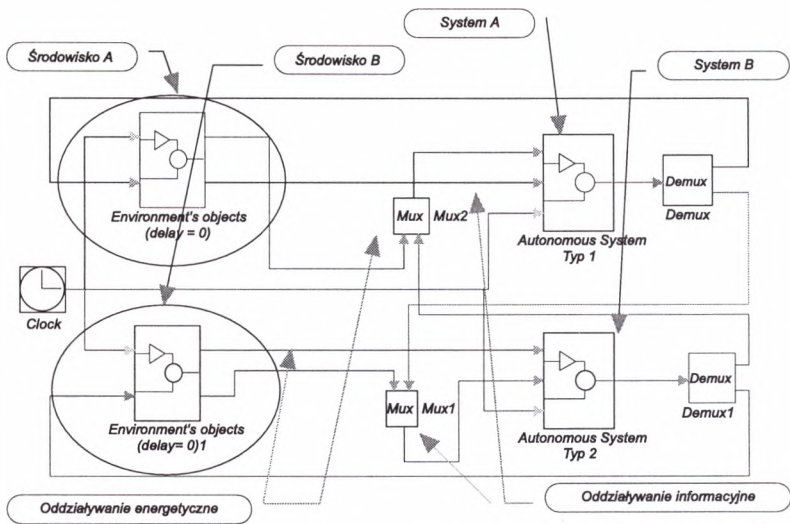
systemów ekspertowych. Należy to rozumieć w następujący sposób. Każdego agenta można utożsamiać z pewnego typu systemem ekspertowym, który samodzielnie pozyskuje ze swoje dziedziny, a następnie oddziałują na inne środowisko, w którym z kolei egzystuje inny agent, który z kolei oddziałuje na środowisko pierwszego agenta.

Model ten został przedstawiony na rys. 37, lecz tego typu połączeń można przedstawić znacznie więcej, ale w naszym przypadku chodzi jednak tylko o oddanie idei ewentualnego kierunku rozwoju.



Rys. 37. Kooperacja pomiędzy systemami

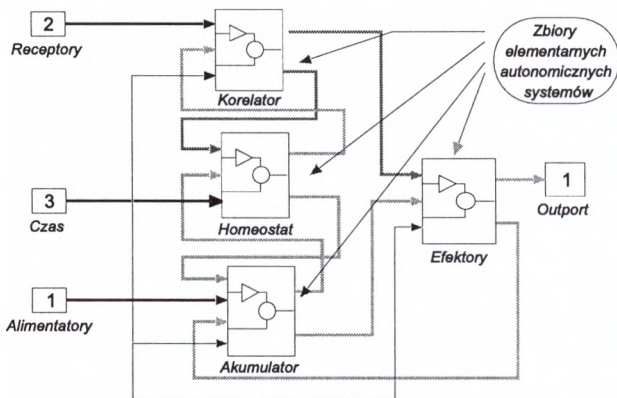
Na koniec przedstawimy jeszcze jeden przykład, który jest dosyć interesującym przykładem współpracy pomiędzy systemami. Przypuśćmy, że posiadamy dwa różne środowiska A i B, w których występują różnego typu obiekty oraz mamy również dwóch agentów A i B. Z punktu każdego agenta w każdym środowisku występują dwojakiego typu informacje, a mianowicie informacje mające charakter elementarny (oddziaływanie energetyczne) oraz informacje na wyższym poziomie abstrakcji od poprzednich (oddziaływanie informacyjne). Zadaniem agenta A oraz B jest zdobywanie informacji o swoich środowiskach w taki sposób, że agent A uzależnia swoje reakcje od reakcji agenta B. W tym przypadku reakcje agenta B traktowane są przez agenta A jako oddziaływanie energetyczne. Podobna sytuacja zachodzi w drugim przypadku tzn. reakcje agenta B są uzależnione od oddziaływania jego środowiska jak też od reakcji agenta B, które z kolei w tym przypadku są traktowane przez agenta B jako oddziaływanie na wyższym poziomie abstrakcji (oddziaływanie informacyjne). Tego typu sprzężenie systemów można odnieść do pewnego typ hierarchicznego systemu ekspertowego, w którym wiedza z jednej dziedziny A wpływa na wiedzę B, a ta z kolei wywiera wpływ na wiedzę z dziedziny A. Tego typu sytuacja została przedstawiona na rys. 38.



Rys. 38. Dialektyczny typ współpracy między systemami

8.3. Agent jako element wielkiego systemu

W poprzednich punktach tej pracy nasze rozważania były koncentrowane na modelu agenta, który albo wchodził w interakcje z ogólnie pojętym środowiskiem, albo też współpracował z innymi systemami, które należały albo do tego samego środowiska lub też do środowisk, które były rozłączne między sobą. Czyli inteligentny system, czy też agent był traktowany w swoim środowisku jako byt na najwyższym poziomie abstrakcji. Teraz można się zastanowić nad podejściem trochę innym od omówionego poprzednio. Można potraktować dotychczasowy nasz model jako podstawowy element konstrukcji innego, znacznie większego od niego systemu. Czyli dotychczas omawiany system został by elementarnym składnikiem super systemu czy też wielkiego systemu według teorii systemów (por. rys. 39).



Rys. 39. Agent jako element Wielkiego Systemu

Tego typu model ma daleko idące korelacje biologiczne, jak również socjologiczne. Ponieważ tak jak w przypadku żywych organizmów, które są zbudowane z wielu setek milionów żywych komórek, a każda z tych komórek potrafi reagować na elementarne bodźce w sposób taki aby było dla niej maksymalnie korzystne w danej sytuacji. Dlatego generalnie możemy powiedzieć, że repertuar reakcji oraz układ percepcji elementarnej komórki biologicznej nie jest bardziej skomplikowany od zestawu reakcji jakie może posiadać elementarny system. Implementacja tego typu systemu mogłaby się okazać interesująca nie tylko z teoretycznego punktu widzenia. Ten kierunek ewentualnego rozwoju systemu autonomicznego może okazać się dosyć interesujący.

9. Zakończenie

W tym artykule została podjęta próba definicji inteligentnego systemu oraz również samego pojęcia „inteligencji”. Następnie przedstawiono model tego typu systemu, który był wzorowany na zjawiskach o charakterze psychiczno-biologicznych, które występują w żywych organizmach. W końcu została przedstawiona implementacja tego systemu. Implementacja została zrealizowana w środowisku obliczeniowym MATLAB i SIMULINK z wykorzystaniem metod sztucznych sieci neuronowych i algorytmów genetycznych. W tej pracy omówiliśmy też metody uczenia się stosowane w psychologii behawioralnej (warunkowanie klasyczne, warunkowanie instrumentalne), które następnie zaadoptowaliśmy do uczenia naszego autonomicznego agenta. Na koniec dokonaliśmy weryfikacji poprawności zachowań modelu agenta w prostym środowisku decyzyjnym. Środowisko to w niektórych przypadkach ulegało dynamicznym zmianom, a system miał za zadanie dostosować swoje zachowanie do zmian zachodzących w środowisku biorąc pod uwagę swoje cele.

W poprzednim rozdziale przedstawione zostały ewentualne kierunki, którymi należy podążać przy dalszej rozbudowie tego systemu. Wydaje się, że model tego systemu może okazać się modelem uniwersalnym mogącym obliczeniowo mieć zastosowanie w wielu środowiskach o charakterze decyzyjnym.

Literatura

- [1] Ashby W.: *Wstęp do cybernetyki*. Warszawa, PWN 1961
- [2] Bateson G.: *Umysł i przyroda*. Warszawa, Państwowy Instytut Wydawniczy 1996
- [3] Corkhill D.D.: *Hierarchical planning in distributed environment*. Proceedings of the Sixth international Joint Conference on Artificial Intelligence, Vols 1 and 2, Tokyo, 1979, Los Altos, CA: Morgan Kaufmann, 168–175.
- [4] Demazeau Y., Müller J.: *Decentralized Artificial Intelligence*. In Demazeau Y. (Ed.) *Decentralised AI*. Proceedings of The First European Workshop on Modeling Autonomous Agents in a Multi-Agent World, Cambridge, England, 1989
- [5] Fritz W.: *Intelligent Systems*. New Horizons Press 1996
- [6] Goldberg D.E.: *Algorytmy genetyczne i ich zastosowanie*. Warszawa, WNT 1995
- [7] Grabowska A., Budohoska F., Koziński J.: *Percepcja. Myślenie. Decyzje*. Warszawa, PWN 1995

- [8] Greniowski H.: *Cybernetyka niematematyczna*. Warszawa, PWN 1969
- [9] Hertz J., Krogh A., Palmer R. G.: *Wstęp do teorii obliczeń neuronowych*. Warszawa, WNT 1995
- [10] Huhns M.N. (Ed.): *Distributed Artificial Intelligence*. Morgan Kaufmann 1987
- [11] Korbicz J., Obuchowski A., Uciński D.: *Sztuczne sieci neuronowe podstawy i zastosowania*. Warszawa, Akademicka Oficyna Wydawnicza PLJ 1994
- [12] Kurcz I.: *Pamięć. Uczenie się. Język*. Warszawa, PWN 1995
- [13] Lizotte M., Moulin M.: *A Temporal Planning For Modelling Autonomous Agents*. In Demazeu Y. (Ed.) Decentralized AI. Proceedings of The First European Workshop on Modelling Autonomous Agents in a Multi-Agent World, Cambridge, England, 1989
- [14] Martial F.: *Interactions Among Autonomous Planning Agents*. In Demazeu Y. (Ed.) Decentralized AI. Proceedings of The First European Workshop on Modelling Autonomous Agents in a Multi-Agent World, Cambridge, England, 1989
- [15] Maruichi T., Tokoro M.: *Modeling Autonomous Agents and Their Groups*. In Demazeu Y. (Ed.) Decentralized AI. Proceedings of The First European Workshop on Modelling Autonomous Agents in a Multi-Agent World, Cambridge, England, 1989
- [16] Mazur M.: *Cybernetyczna teoria układów samodzielnych*. Warszawa, PWN 1966
- [17] Mazur M.: *Cybernetyka i charakter*. Warszawa, AULA 1996
- [18] Strelau J.: *Temperament i Inteligencja*. Warszawa, Wydawnictwo Naukowe PWN 1996
- [19] Świącicki M.: *Autonomiczni agenci oraz wzajemne oddziaływania pomiędzy planami agentów*. Kraków, Zeszyty Naukowe AGH, Elektrotechnika 3/1996
- [20] Świącicki M.: *Typy współpracy w środowisku autonomicznych agentów*. Kraków, Zeszyty Naukowe AGH, Elektrotechnika 2/1997
- [21] Tadeusiewicz R.: *Sieci neuronowe*. Warszawa, Akademicka Oficyna Wydawnicza RM 1993
- [22] Wajs W., Świącicki M.: *Neuron model of an autonomous agent*. Proceedings of the Third Conference Neural Networks and Their applications and Summer School on Neural Networks Applications to Signal Processing, KULE 97, Częstochowa, Poland
- [23] Wajs W., Świącicki M.: *Neural Network Model of Autonomous Agent for Decision Support System*. International Congress on Modeling and Simulation MODSIM 97, AUSTRALIA
- [24] Werner E.: *Distributed cooperation Algorithms*. In Demazeu Y. (Ed.) Decentralized AI. Proceedings of The First European Workshop on Modelling Autonomous Agents in a Multi-Agent World, Cambridge, 1989 England
- [25] Wilensky R.: *Planning and understanding*. Massachusetts, Addison-Wesley, Reading, 1983
- [27] Włodarski Z.: *Psychologia uczenia się*. Warszawa, PWN 1996
- [28] Żurada J., Barski M., Jędruch W.: *Sztuczne sieci neuronowe podstawy teorii i zastosowanie*. Warszawa, PWN 1996

Recenzent

prof. dr hab. inż. Ryszard Tadeusiewicz