

Um Ambiente Evolucionário para Geração de Redes Neurais em Agentes Autônomos

Mauro Roisenberg¹, Jorge M. Barreto¹, Fernando M. de Azevedo²

¹Depto. de Informática e Estatística – CTC - UFSC

²Grupo de Pesquisas em Engenharia Biomédica – CTC - UFSC

E-mails: mauro@inf.ufsc.br, barreto@inf.ufsc.br, azevedo@gpeb.ufsc.br

Abstract

Biological inspiration of animal behavior, nervous systems and natural evolution mechanisms, allow the construction of artificial Autonomous Agents (AAs) that, as animals, could work very well in the real world. This paper uses this inspiration to analyze and simulate evolutionary mechanisms capable of creating and developing different neural network topologies with increased complexity. This complexity is related with the behavior repertoire presented by the network, increasing the survival chances of the agents in a given world.

Here is described a system capable of simulating different environments where the AAs operates. Through the use of evolutionary programming techniques, the system generates different artificial neural networks that connect the animals' sensors to its actuators. We introduce and describe a lot of cost functions associated with the neural network complexity, leading to a multi-objective problem, very difficult to solve.

Different experiments were made in environments with various levels of complexity. The obtained results confirming the hypothesis in a way that, simpler behaviors can be implemented by feedforward neural networks. As the environment becomes more complex, it is necessary more complex behaviors that only can be implemented by using recurrent neural networks

1. Introdução

O estudo das diferentes técnicas e métodos para implementar Agentes Autônomos, quase sempre leva a soluções extremamente complexas e de resultados nem sempre satisfatórios. Por outro lado, ao observar os seres-vivos, principalmente os animais, percebe-se que eles geralmente interagem com o ambiente ao seu redor de uma maneira muito mais eficiente do que qualquer Agente Autônomo Artificial já desenvolvido. Esta observação conduz a acreditar que uma linha de pesquisa extremamente promissora consiste em analisar a Natureza, entender seus mecanismos de funcionamento e então, tentar adaptar e transformar estes mecanismos em técnicas computacionais para o

desenvolvimento de Agentes Autônomos [1][2]. Esta idéia não é nova, o desenvolvimento das aplicações em Redes Neurais Artificiais (RNA) e Computação Evolucionária prova isto. Acreditamos, no entanto, que o estudo e utilização do Comportamento Animal e dos Mecanismos de Evolução sob o aspecto de otimização de recursos, utilizados em conjunto com as Redes Neurais Artificiais e as Técnicas de Computação Evolucionária, podem ser um diferencial extremamente útil para o desenvolvimento de vários trabalhos nesta área [3][4][5].

Para exemplificar este ponto-de-vista, seja um ser vivo extremamente primitivo munido de um sistema sensório-motor muito simples, que supõe-se tenha habitado a Terra em épocas remotas. Os únicos requisitos para a sobrevivência desta criatura, estavam em sentir a presença do alimento e poder se movimentar em sua direção em um ambiente livre de predadores e obstáculos. É fácil provar que este tipo de comportamento simples, puramente reflexivo pode ser implementado por uma rede neural direta (feedforward), que é equivalente a um sistema nervoso com ligações diretas entre os neurônios. A medida em que cresce a população destas criaturas, diminui a disponibilidade de alimentos e o ambiente se torna mais complexo e hostil, de modo que as criaturas com maior grau de aptidão terão maior chance de sobreviver. Acreditamos que através de um processo evolucionário, sistemas nervosos mais complexos foram criados, incluindo ligações recorrentes entre os neurônios, permitindo então comportamentos mais complexos e aumentando as chances de sobrevivência no novo ambiente [2][6]. Estas ligações recorrentes na neuro-anatomia animal marca o início de algo mais complexo do que neurônios formando uma corda espinhal. Isto pode ser encarado como o aparecimento de um cérebro primitivo. Além disso, um fato deve ser enfatizado: com o aparecimento de ligações recorrentes e neurônios com comportamento dinâmico, é possível aparecer existir atividade nervosa mesmo na ausência de um estímulo externo. A criatura é capaz de processar informações e gerar atitudes sem a presença de um sinal de entrada como estímulo, num processo que lembra a atividade de 'pensar'. Podemos então supor que a complexidade crescente do ambiente foi a

responsável pelo aparecimento do processo de pensamento.

Buscando encontrar modelos análogos na área da Inteligência Computacional, os Algoritmos Evolucionários (AEs) podem ser considerados como o modelo computacional que simulam, ainda que de modo bastante simplificado, os processos naturais de reprodução, mutação e seleção que permitem a evolução de estruturas individuais buscando a mais apta a operar em um dado ambiente [7][8]. No que diz respeito à modelagem do comportamento animal, deve-se considerar a abordagem conexionista como uma ferramenta computacional adequada para simular aspectos comportamentais naturais que permitirão a um Agente Autônomo agir no ambiente [1][9].

Para verificar a validade destas hipóteses, foi desenvolvido um sistema chamado EVAG ("Evolutionary Agents Generator"). Este sistema é capaz de simular diferentes ambientes onde Agentes Autônomos virtuais são colocados para operar. Através da utilização de técnicas de Programação Evolucionária (PE), o sistema gera diferentes RNAs que conectam os sensores dos agentes a seus atuadores. Para simular o aspecto teleonômico de complexidade crescente, introduzimos e descrevemos uma série de funções de custo associadas à complexidade da RNA gerada, tentando tratar um problema multi-objetivo, normalmente de difícil solução.

Vários experimentos foram realizados considerando ambientes com diferentes níveis de complexidade. Os resultados obtidos confirmaram a hipótese de que comportamentos puramente reflexivos podem ser implementados através de arquiteturas simples de RNAs diretas com neurônios estáticos. Em outros ambientes, a "sobrevivência" do agente necessita de comportamentos mais complexos, tais como os comportamentos reativos, que se desenrolam mesmo após o haver cessado o estímulo disparador do comportamento. Neste casos, o sistema EVAG foi capaz de gerar estruturas de RNAs mais complexas, do tipo recorrente, essenciais para a introdução de dinâmica e memória no comportamento do agente.

2. Comportamento e Redes Neurais

O Comportamento pode ser visto como o mecanismo que permite a um animal sobreviver em um ambiente. Ele transforma a informação recebida do ambiente em ações, fazendo com que o animal se mantenha longe de situações prejudiciais ou perigosas, aja no sentido de satisfazer as suas necessidades básicas, podendo até mesmo modificar o ambiente próximo [2]. Um comportamento pode ser uma função instantânea dos valores recebidos pelos sensores, ou pode possuir estados ou "memória", o que permite que suas ações em um determinado instante dependam potencialmente de todos os estímulos previamente recebidos. A nomenclatura e divisão entre as diversas

classes de comportamento variam bastante, não existindo ainda um consenso na literatura. É importante ressaltar também que raramente um comportamento ocorre de maneira isolada. O que quase sempre se observa, é uma série de comportamentos agindo simultaneamente, onde normalmente um deles se sobressai. Para o objetivo deste trabalho, procuramos classificar as classes de comportamento em grau crescente de complexidade relacionando-os ao aparato nervoso necessário para sua realização.

A classe mais simples de comportamentos são os chamados comportamentos estereotipados, tais como as taxias e os reflexos. Estes comportamentos se caracterizam por apresentarem uma resposta praticamente instantânea a um dado estímulo disparador e, quando o estímulo cessa, cessa também a ação correspondente. Esta classe de comportamentos simples pode ser modelada como funções booleanas das entradas, e pode ser implementada através de redes neurais diretas, com conexões entre os sensores e os atuadores ou passando por uma camada intermediária de neurônios [1]. Encontra-se na Natureza evidências abundantes de que tais comportamentos são efetivamente implementados através de conexões diretas entre neurônios, bastando observar o sistema nervoso e o repertório de comportamentos de animais existentes no início da escala da série filogenética, tais como os metazoários e os vermes.

Uma classe de comportamentos mais complexos envolve os comportamentos chamados reativos ou sequenciais. Estes comportamentos são normalmente formados por uma sucessão de respostas estereotipadas como reação a um determinado estímulo. O comportamento reativo, assim como o comportamento estereotipado parece ser inato aos animais e transmitido através das gerações como um conjunto de conexões geneticamente pré-determinadas entre os neurônios. Estas conexões foram determinadas provavelmente através de processos evolucionários, não existindo aparentemente nenhum processo de aprendizado envolvido. Pode facilmente demonstrar que o comportamento reativo pode ser modelado através de autômatos de estados finitos e que necessita uma rede neural recorrente, com conexões em ciclo entre os neurônios para ser implementado [1].

3. Programação Evolucionária

Programação Evolucionária (PE) é uma das técnicas de Computação Evolucionária, e que tem como característica fundamental o fato de se basear unicamente no operador de mutação para pesquisar o espaço de busca de soluções [7]. Ela tipicamente considera as diferentes alternativas de solução, codificadas em estruturas, como analogia a espécies distintas que não se cruzam para produzir novos indivíduos ou espécies [8].

A competição pode ser considerada como a conseqüência natural da expansão das populações ou do consumo dos recursos por uma população em um espaço de recursos finitos. A seleção é o resultado inevitável desta competição entre as espécies a medida que elas ocupem o espaço ou consumam os recursos disponíveis. A evolução advém como resultado deste processo e da aplicação de processos estatísticos que alteram as estrutura, e portanto as habilidades, de cada espécie [8].

Normalmente, os AEs procuram criar uma população inicial que se distribua uniformemente sobre o espaço de busca, na esperança de posicionar algum candidato a solução próximo do ótimo global procurado e assim minimizar o tempo de busca. Na Natureza, no entanto, o processo observado não parece ser este. A Natureza parece tentar inicialmente soluções mais simples e o processo evolucionário vai sofisticando estas soluções à medida que isto se torna necessário. Assim, em uma escala evolucionária, primeiramente devem ter aparecido seres primitivos dotados unicamente de comportamentos reflexivos, implementados através de redes de neurônios pequenas e simples. A medida que a tarefa da sobrevivência se tornava mais difícil e competitiva, necessitando comportamentos mais complexos, o processo evolucionário deve ter criado seres cujas redes neurais eram maiores e apresentavam ciclos entre os neurônios, expandindo portanto a complexidade e o repertório de comportamentos. Com redes neurais dotadas de ciclos fechados, temos agora uma nova classe de comportamentos, em que as ações podem ser influenciadas pelas sensações anteriores.

4. O Sistema EVAG

EVAG, que significa “EVolutionary Agents Generator”, é um algoritmo evolucionário que procura simular aspectos relevantes do mecanismo evolucionário que se acredita tenha ocorrido sobre a Terra, e cujo objetivo é gerar a RNA para um Agente Autônomo capaz de “sobreviver” em um determinado ambiente.

O sistema é capaz de simular diferentes ambientes onde os AAs são postos para operar durante um certo espaço de tempo. Ao final deste tempo, uma função de aptidão é calculada e avaliada, e, através de técnicas de PE, o sistema gera diferentes redes neurais, conectando os sensores aos atuadores do agente. Uma série de funções de custo associadas à complexidade da rede neural são utilizadas. Neste trabalho elas serão descritas de modo simplificado através de algumas heurísticas. Assim, tomemos como exemplo a topologia da rede. Parece ser muito mais simples para a Natureza, e portanto também para o sistema, gerar conexões diretas (para a “frente”) entre os neurônios do que conexões recorrentes (para “trás”). Da mesma maneira, parece ser mais simples criar conexões entre neurônios

já existentes do que criar novos neurônios. E assim por diante.

Utilizando estas heurísticas, o sistema EVAG começa sua operação procurando achar arquiteturas de redes neurais simplificadas. Se estas arquiteturas não puderem garantir a operação (“sobrevivência”) do agente no ambiente dado, então as mutações agem no sentido de alterar as redes neurais, criando redes mais complexas, de modo a criar um comportamento emergente que permita ao agente operar no ambiente e assim transmitir a nova arquitetura de rede para as próximas gerações.

Considera-se os sensores (neurônios de entrada) como capazes de sentir todos as classes de objetos presentes no ambiente (exceto, no momento, outros agentes), tais como comida, parede e veneno. O número de sensores é determinado pelo número de classes de objetos diferentes presentes no ambiente e seu valor é de -1 quando o objeto não é detectado e $+1$ quando o objeto é detectado. Os atuadores (neurônios de saída) permitem a agente se mover um passo à frente, virar à esquerda ou virar à direita. A ação é determinada pelo atuador que possuir o maior valor de ativação. Existe também um neurônio de bias, que é implementado como um neurônio de entrada adicional e cujo valor de saída é sempre $+1$. Todos os neurônios utilizam a função de ativação tangente hiperbólica.

O ambiente disponível no EVAG é um grade toroidal bidimensional que pode ser configurada pelo usuário para conter alimentos, paredes e venenos. Cada sensor somente pode detectar a presença de objetos na célula da grade imediatamente à sua frente.

O sistema inicia sem nenhuma conexão entre os sensores e os atuadores. Cada “geração” é composta por 150 “instantes de tempo”. A cada instante, o ambiente é “sentido” pelos sensores e os sinais são propagados através da rede neural do agente. A ação executada é aquela correspondente ao atuador que possuir o maior valor de ativação. Se a ação selecionada levar o agente a uma célula que possua alimento, o alimento é consumido e o nível de energia do agente é aumentado, caso o agente tenha se movido para uma célula contendo veneno, decresce o nível de energia do agente. Caso o agente tenha tentado ocupar uma célula com parede, ele permanece na mesma posição e uma unidade de energia é consumida. Em qualquer outro caso, uma unidade de energia do agente é consumida. A aptidão é definida como a quantidade de energia do agente ao final de uma geração. O número de agentes é fixo e o número de unidades de alimento disponíveis inicia com 1000 e vai decrescendo à medida que vai sendo consumida.

Após uma geração, 50% dos agentes, selecionados como os de maior grau de aptidão são designados para serem os “pais” da próxima geração, enquanto os restantes “morrem”. A geração dos descendentes envolve três passos: cópia do pai, determinação das mutações e finalmente mutação da cópia.

Uma mutação pode alterar o valor de peso de uma conexão já existente na rede neural do agente e é chamada de Mutação Paramétrica; ou pode alterar o número de neurônios intermediários ou ainda a presença de conexões entre neurônios já existentes e é chamada de Mutação Estrutural.

Como já foi mencionado anteriormente existe uma função de custo associada à complexidade da rede neural, e, neste sistema nós simulamos este custo através de funções de distribuição de frequência, de tal modo que as mutações sejam realizadas de acordo com funções de probabilidade.

A probabilidade de ocorrência de uma Mutação Paramétrica é de 80%, enquanto que a probabilidade de Mutações Estruturais é de 20%. Uma vez que o sistema tenha selecionado fazer uma Mutação Estrutural, a probabilidade de criar uma nova conexão é de 75%, enquanto que a chance de criar um novo neurônio é de 25%. Do mesmo modo, a probabilidade de que a nova conexão seja uma conexão recorrente é de apenas 30%.

Estes valores foram obtidos de maneira heurística, através de vários experimentos, entretanto, com eles, o sistema parece ser capaz de criar redes neurais com grau crescente de complexidade estrutural, ao mesmo tempo que a variação dos valores dos pesos permite cobrir porções razoáveis do espaço de busca para uma dada topologia de rede neural.

5. Experiências

Nesta seção serão descritos três experimentos que foram realizados utilizando o sistema EVAG. O objetivo é demonstrar as habilidades do algoritmo para gerar topologias de redes neurais que permitam a um agente operar em um dado ambiente com determinado grau de complexidade.

Como um teste inicial, o ambiente mais simples possível foi selecionado, contendo apenas alimentos aleatoriamente espalhados e onde os agentes eram postos para operar.

O resultado observado foi que apenas duas ou três gerações foram necessárias para que o sistema encontrasse uma solução de rede neural para agentes que operassem neste ambiente. A solução proposta é uma rede neural contendo apenas uma conexão positiva (excitatória) entre o neurônio de bias e o atuador que move o agente para a célula a sua frente, como mostrado na Figura 1. O comportamento implementado pela rede neural e que permite ao agente “sobreviver” neste ambiente, é apenas “caminhar em frente”. Uma vez que o ambiente é toroidal, este comportamento permite ao agente percorrer todas as células, coletando os alimentos eventualmente presentes.

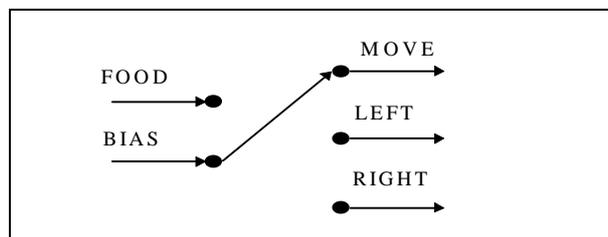


Figura 1. Rede Neural Direta que permite ao agente percorrer o ambiente coletando alimentos

Em um segundo experimento, um ambiente um pouco mais complexo foi criado. Neste caso, além de alimentos, também o veneno foi aleatoriamente espalhado pelo ambiente. Quando os agentes eram postos para operar, o comportamento das primeiras gerações era o mesmo apresentado no primeiro experimento, o que fazia com que os agentes consumissem alimentos e venenos indistintamente. Após quatro ou cinco gerações, as mutações foram capazes de produzir soluções mais interessantes, tais como conexões inibitórias entre o sensor de veneno e o atuador que move para a frente, como mostrado na Figura 2a, ou conexões excitatórias entre o sensor de veneno e o atuador de virar a esquerda ou virar a direita, como na Figura 2b, ou ainda uma solução mais complexa, como a encontrada após 30 gerações, com conexões excitatórias entre o sensor de alimento e o atuador de mover para a frente e entre o sensor de veneno e o atuador de virar a esquerda e uma conexão inibitória entre o sensor de alimento e o atuador de virar a esquerda, como pode ser visto na Figura 2c. Estas soluções implementam o comportamento reflexivo de percorrer o ambiente coletando alimentos ao mesmo tempo que evita entrar em células contendo veneno.

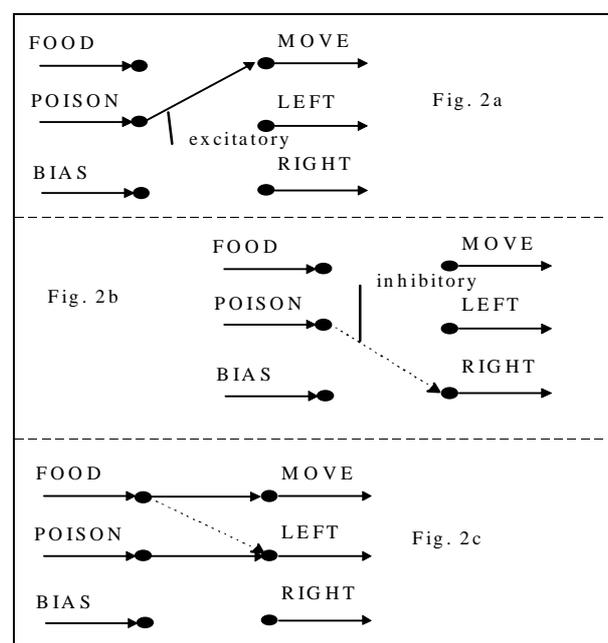


Figura 2. Algumas soluções encontradas pelo EVAG para evitar veneno e coletar alimentos ao mesmo tempo

No terceiro experimento, desejamos demonstrar que a medida que o ambiente se torna mais complexo, o repertório de comportamentos puramente reflexivos não pode mais garantir a sobrevivência e um sistema nervoso que permita a emergência de comportamentos mais sofisticados deve ser gerado.

Neste experimento, o veneno é retirado e as bordas do ambiente são completamente envolvidas por uma parede. Quando um agente se move para a frente, ele fatalmente acaba batendo na parede, onde fica imobilizado. Para continuar a se alimentar, ele deve sair da parede e voltar para o centro do ambiente, onde são maiores as chances de encontrar alimento. No entanto, “sair da parede” requer um comportamento reativo, no sentido de que, uma vez que ele sinta a presença da parede, deve virar a esquerda ou a direita e então se “lembrar” que estava saindo da parede, virando mais uma vez na mesma direção, de modo a fazer um giro de 180°, podendo então novamente andar para a frente a procura de alimento. Este comportamento dinâmico não pode ser implementado por redes neurais apenas com conexões diretas entre os neurônios, de modo que o sistema deve gerar uma rede neural recorrente.

O sistema EVAG encontra uma solução para este problema após um número médio de 180 gerações. A rede neural gerada pelo algoritmo implementa o comportamento descrito acima. Outras soluções eventualmente encontradas pelo sistema são: virar a esquerda ou a direita ao detectar uma parede, andar para a frente uma célula e então virar novamente na mesma direção; ou ainda, virar 180° ao detectar uma parede e virar 90° após consumir um alimento. Este comportamento é implementado pela rede neural recorrente mostrada na Figura 3 e foi gerada pelo EVAG em um dos experimentos após apenas 30 gerações.

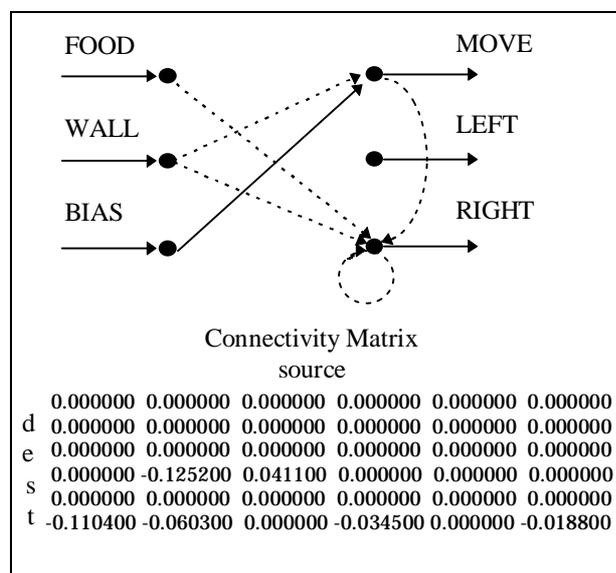


Figura 3. Uma Rede Neural Recorrente evoluída pelo EVAG para o ambiente do terceiro experimento

6. Conclusões

Este trabalho utiliza a inspiração biológica como uma fonte de idéias e mecanismos capaz de auxiliar na implementação de Agentes Autônomos cujo grau de inteligência e recursos computacionais (quantidade de neurônios e topologia das conexões) são otimizados para a operação em um dado ambiente. Mostramos que as classes de comportamentos estão relacionados com a estrutura do sistema nervoso e sugere-se seu modo de geração através de mecanismos evolucionários.

Para demonstrar como a evolução simulada pode ser utilizada para desenvolver AAs capazes de operar em diferentes ambientes, o sistema EVAG foi descrito, bem como alguns experimentos realizados. Os primeiros resultados obtidos nos permitem afirmar que nossas idéias apresentam coerência e que a Programação Evolucionária é uma boa alternativa para gerar RNAs adequadas para diferentes tarefas.

Como sugestão para trabalhos futuros, coloca-se a necessidade de realização de mais experimentos, com ambientes mais complexos e mais e melhores sensores. Pensamos também que a tentativa de extrair a máquina de estados finitos que modela o comportamento implementado pela rede neural gerada pelo EVAG, pode ser uma área de pesquisa bastante promissora.

Referências

- [1] M.Roisenberg, J.M.Barreto and F.M.de Azevedo. Biological inspirations in neural network implementations of autonomous agents. In Borges, D.L. and Kaestner, C. (eds.), Lecture notes in computer science; vol 1159. Springer Verlag. 1996, 211-220.
- [2] M.Roisenberg, J.M.Barreto and F.M. de Azevedo. Implementing Behaviors with Artificial Neural Networks. WRI'97 - Workshop on Intelligent Robotics, Brasília, Aug, 1997, 34-45.
- [3] T.L.Anderson, M.Donath. Animal Behavior as a Paradigm for Developing Robot Autonomy. In. P.Maes (ed.) Designing Autonomous Agents. Theory and Practice from Biology to Engineering and Back. MIT. 1991, 145-168.
- [4] R.D.Beer et al. A Biological Perspective on Autonomous Agent Design. In. P.Maes (ed.) Designing Autonomous Agents. Theory and Practice from Biology to Engineering and Back. MIT Press. 1991, 169-186.
- [5] R.A.Brooks. Elephants Don't Play Chess. In. P.Maes (ed.) Designing Autonomous Agents. Theory and Practice from Biology to Engineering and Back. MIT Press. 1991, 3-15.
- [6] J.M.Barreto. Conexionismo e resolução de problemas, Tese de Concurso para Titular, Univ. Fed. S. Catarina, 1996.
- [7] P.J.Angeline. Evolutionary Algorithms and Emergent Intelligence, Ph.D. Thesis - Ohio State University. USA. 1993. pp. 172.
- [8] D.B.Fogel. Evolutionary Computation. Toward a New Philosophy of Machine Intelligence. IEEE Press. 1995.
- [9] J.Vaario. An Emergent Modeling Method for Artificial Neural Networks. Doctor Dissertation of Engineering - The University of Tokyo. Japan. 1993.