

1º Congresso Brasileiro de Redes Neurais

Escola Federal de Engenharia de Itajubá
Itajubá, 24 a 27 de outubro de 1994

ALGORITMOS GENÉTICOS E REDES NEURAIS APLICADOS AO PROBLEMA DA ORIENTAÇÃO VISUAL EM ROBÔS MÓVEIS.

R.Glauco de Souza Rodrigues
FFCLRP - USP

CIDRA - Depto. de Física

No caso dos perceptrons, foi considerado um sistema predador-presa confinado em um ambiente bidimensional limitado. Tanto o predador quanto a presa são modelados por perceptrons. Esse ambiente foi simulado na tela de um PC, e a aprendizagem pode ser visualizada simultânea e interativamente. O software desenvolvido em C++ para Windows permite observar na tela, o comportamento de "criaturas" que "lutam" pela sobrevivência.

Assumimos aqui, que o leitor tenha familiaridade com as idéias básicas da retro propagação (*backpropagation*) e dos algoritmos genéticos (*GA*)⁽³⁾.

O uso de algoritmos genéticos para compor a estrutura de perceptrons constitui um campo de pesquisa que oferece muitos caminhos. Parâmetros como momento, razão de aprendizagem, número de sinapses, valor inicial das sinapses, alimentação para frente (*feed-forward*)⁽⁴⁾⁽⁵⁾ e outros podem ser codificados geneticamente.

Nesse trabalho, foram codificados: razão de aprendizagem, momento, número de camadas escondidas, número de neurônios por camada escondida, parâmetros da função de transferência e semente do gerador de números pseudo-aleatórios.

Os perceptrons foram avaliados dois a dois num esquema predador-presa. Tanto o predador como a presa foram modelados por perceptrons, sendo um treinado para caçar, e outro para escapar. Se o predador "come" a presa num dado intervalo de tempo, ele permanece e a presa é eliminada, e uma nova presa surge segundo sua probabilidade de seleção dada

Este trabalho tem por objetivo discutir a combinação de Algoritmos Genéticos com técnicas de retro propagação de erros para otimizar o problema da orientação visual em robôs móveis. A evolução genética de perceptrons multi-camadas (*perceptrons multi layers*) (GANNET)⁽¹⁾ foi estudada, e mostrou-se útil no projeto de perceptrons. Foi estudada também uma estrutura de retro propagação de erros, ou retroprojeção para aqueles familiarizados com os conceitos da tomografia. Chamamos essa estrutura de *Tomotron*.

RESUMO

INTRODUÇÃO

Os algoritmos genéticos, introduzidos por Holland na década de 70⁽²⁾, foram aplicados no presente trabalho, ao problema da orientação em robôs móveis. Duas formas de aplicação foram abordadas: a evolução genética de perceptrons multi-camadas e o *Tomotron* sugerido nesse trabalho.

pelo algoritmo genético. Porém, se a presa manter-se "viva" nesse período, o predador "morre de fome", e surge um novo predador. Deve-se observar a evolução dos perceptrons na ação de caçar e fugir, à medida que o tempo passa.

O tomotron foi inspirado na técnica de reconstrução de imagens tomográficas por retroprojeção.

Padrões visuais representados por funções de distribuição luminosa emitidas por objetos do ambiente do tomotron, são discretizados e retroprojetados sobre uma matriz W , segundo a direção dada pela reta que liga a posição do tomotron com a posição do objeto que produziu o padrão visual num dado referencial. Dessa maneira o tomotron constrói uma representação interna de sua vizinhança. Dada uma direção arbitrária, o tomotron é capaz de reproduzir, a partir de sua estrutura interna, o padrão visual associado com aquela direção. Isso será possível se houver condições para a convergência. Cada direção está associada, ao mesmo tempo, com um padrão visual e com a utilidade ou medida da performance (*fitness*) relacionada com aquele padrão no contexto da sobrevivência do tomotron naquele ambiente.

Nesse trabalho, o tomotron é designado para atingir alvos fixos dentro de seu ambiente. Dentre os vários objetos na sua vizinhança, ele caminhará na direção do maior ou do mais brilhante. Isto é implementado usando-se a área sob a curva de distribuição luminosa como medida da performance daquela direção.

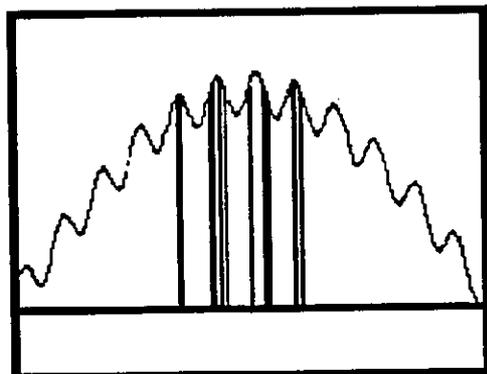


fig 1 : Equilíbrio estocástico. Se o critério de *fitness* mudar, o sistema é capaz de readaptar-se.

É possível também associar uma "rotina diária" necessária ao tomotron para suprir suas "necessidades" (por exemplo: "comer", "beber", "dormir", etc), com o equilíbrio estocástico dado pelo algoritmo genético.

Nosso interesse no tomotron deve-se ao seu potencial no que diz respeito à capacidade de armazenar um grande número de padrões. Muito deve ser feito para que essa método apresente robustez.

PADRÕES VISUAIS

Consideramos padrões visuais do tipo mostrado na figura 2.

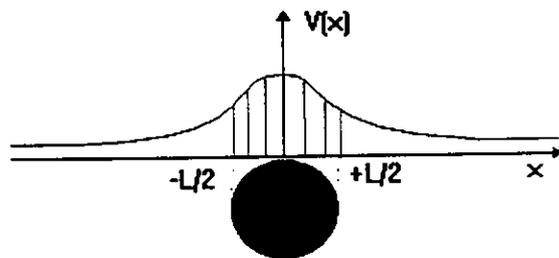


fig 2 - Função de distribuição luminosa. Quando discretizada, num intervalo fechado, transforma-se no vetor padrão visual V . No caso de um padrão visual bidimensional (imagem), V seria uma matriz.

discretizando a função de distribuição luminosa no intervalo mostrado na figura 2, obtemos o *vetor padrão visual*, assim podemos escrever:

$$V_i = [V_0, V_1, \dots, V_{N-1}, V_N]$$

V é dado como padrão de entrada para os perceptrons e tomotrons.

Sendo L a largura do campo visual, o intervalo de amostragem é dado por:

$$I = \frac{L}{N}$$

onde N é o número amostras. Tanto a largura do campo visual quanto o intervalo de amostragem podem ser designados por um algoritmo genético. Assim é possível otimizar a resolução em função do tipo de

padrão a ser aprendido, economizando tempo de processamento e memória.

ALGORITMO GENÉTICO

Uma população de números inteiros é gerada pseudo-randômicamente, de maneira que cada inteiro, quando convertido em uma *string* binária, contém informações sobre a arquitetura da rede (no caso dos perceptrons). Codificar em uma *string binária* é necessário para que se possa aplicar os operadores genéticos usuais:

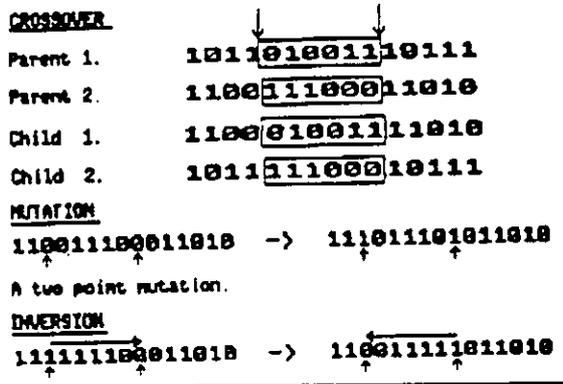


fig 3 : Operadores Genéticos Padrão.

A mutação e a inversão podem ser encaradas como uma forma de introduzir ruído para fugir da convergência prematura:

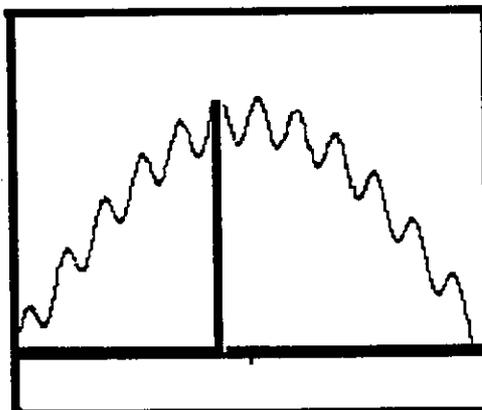


fig 4 : Convergência Prematura. O sistema não é capaz de evoluir para o máximo global.

No caso dos perceptrons, foi codificada a sua estrutura. Cada inteiro da população é convertido em uma *string* binária. Cada

parâmetro do perceptron é representado por um conjunto de bits ou genes ($g=1, 0$) na *string*. Esses conjuntos de genes, convertidos em inteiros separadamente vão dar os valores dos parâmetros necessários para construir a rede. Isso está ilustrado na figura 5 :

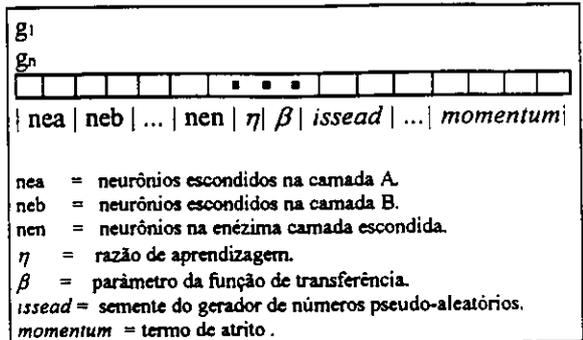


fig 5 : Codificação Genética Utilizada. Os genes assumem valor 1 ou 0. Foram usados quatro genes (bits) para cada parâmetro

Os perceptrons são avaliados dois a dois em uma caçada.

A medida da performance (v) do predador deve ser inversamente proporcional ao tempo gasto para capturar a presa, ou seja, mais apto será o predador que captura a presa no menor tempo.

A medida da performance da presa deve ser diretamente proporcional ao tempo que ela consegue fugir.

Quanto mais rápido o predador come, mais ele reproduz, quanto mais tempo vive a presa mais ela reproduz.

Se V_i é a utilidade (*fitness*) do i ésimo perceptron da população, e F o número máximo de filhos por reprodução, a probabilidade de seleção e o número de filhos que ele terá serão respectivamente:

$$P_i = \frac{V_i}{\sum_i V_i}$$

$$NF_i = \sum_i \frac{V_i}{V_i} \cdot F$$

Estes critérios de seleção e reprodução também é aplicado ao tomotron.

O tomotron "olha" nas direções designadas pelo ângulo θ que é

selecionado na população segundo sua probabilidade de seleção. A utilidade de cada θ é feita diretamente proporcional à área sob a curva de distribuição luminosa.

PERCEPTRONS

As redes implementadas tinham perceptrons simples como estrutura mínima (sem nenhuma camada escondida) e perceptrons de três camadas escondidas com 8 neurônios em cada uma como estrutura máxima. O algoritmo genético seleciona estruturas dentro desta faixa e computa sua utilidade possibilitando um critério para selecionar a rede que melhor resolve o problema da perseguição "visual".

As posições relativas horizontal e vertical, associadas com o padrão visual correspondente foram dadas como entrada para a rede.

Através das posições relativas, calculamos com a função arco-tangente o ângulo que especifica a direção para o predador atingir a presa, esse ângulo é usado como saída desejada (*target*).

Foi usada uma tangente hiperbólica ($\tanh(\beta x)$) como função de transferência. Seu parâmetro β foi modificado pelo algoritmo genético.

TOMOTRON

O tomotron é uma estrutura capaz de armazenar padrões visuais, e associar a cada um deles, uma utilidade. Quanto maior é a utilidade de um padrão, mais ele aparecerá na solução de um dado problema.

Através de um sistema de referência com origem no centro da matriz W , construímos um leque de retas, que gira e possibilita o cálculo das posições dos elementos da matriz, associados com cada projeção.

Para o caso bidimensional, consideramos a seguinte estrutura geométrica:

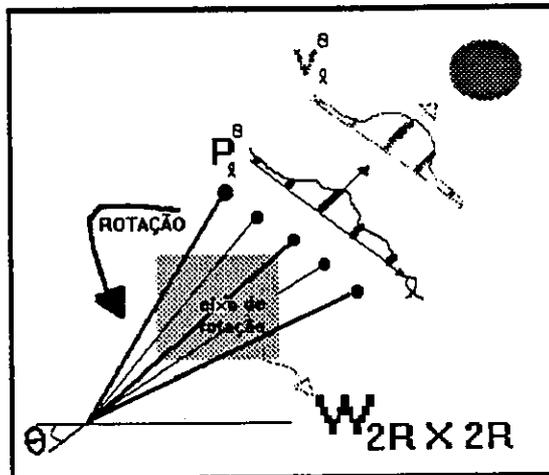


fig 6 : A matriz W é a memória do tomotron. Somando seus elementos nas direções das retas definidas pelo leque de retas da figura, obter-se o vetor de saída P_1^θ . Durante a aprendizagem, a matriz W corrigida. Ao final de um tempo t , espera-se que P_1^θ convirja para padrão visual original V_1^θ .

A equação do leque de retas é dada por:

$$y = (x - c) \cdot \text{tg}\alpha$$

$$\alpha \in [-L\pi/360, +L\pi/360]$$

onde c é uma constante que deve ser maior que $2R\sqrt{2}$ (diagonal da matriz W), para que todas as projeções atravessem a matriz por completo. L como já foi dito, é a largura do campo visual, e deve pertencer ao intervalo :] 0 , 180 [.

Através da rotação do leque de retas sobre a matriz W , segundo um ângulo θ , obtém-se as posições dos elementos de matriz que devem ser atualizados. Estas posições são:

$$i = R + \text{int}(x \cdot \cos\theta + y \cdot \text{sen}\theta)$$

$$j = R - \text{int}(-x \cdot \text{sen}\theta + y \cdot \cos\theta)$$

$$x \in [-R, +R]$$

$$\theta \in [0, 2\pi]$$

De posse das projeções :

$$P_l^\theta = \sum_{ij} w_{ij}$$

o tomotron as compara com os valores do vetor padrão visual V_l^θ relacionados com a direção designada por θ conforme a figura 6.

A regra de modificação da matriz W consiste em encontrar o desvio entre o padrão visual V_l^θ e a representação interna do tomotron, dada pela projeção P_l^θ , para o θ associado com aquele padrão.

Se considerarmos a distância euclidiana d entre os vetores P_l^θ e V_l^θ , para um θ em particular como uma norma para o erro, e ϵ o maior valor aceitável do erro, podemos considerar o padrão visual aprendido quando

$$d < \sqrt{\sum_I (P_l^\theta - V_l^\theta)^2}$$

Abaixo, construímos uma função erro conveniente a partir da distância euclidiana, e usamos o método do Gradiente Descendente para minimizar esta função :

$$E = \frac{1}{2} (\sum_I (P_l^\theta - V_l^\theta)^2)$$

A correção dos elementos da matriz W é

$$w_{ij} = w_{ij\text{antigo}} + \Delta w_{ij}$$

com

$$\Delta w_{ij} = \eta \cdot \frac{(V_l^\theta - p_l^\theta)}{\Gamma_l}$$

onde η é a razão de aprendizagem e Γ_l é o comprimento de caminho associado com o elemento de projeção na posição l .

O método introduz um ruído na matriz W . Esse ruído pode ser filtrado. Dessa forma é possível adotar um ϵ pequeno, aumentando a fidelidade de reprodução dos padrões visuais originais.

No instante t_0 , W é uma matriz nula, conseqüentemente $P_l^{\theta_0}$ é um vetor nulo. Dessa forma :

$$\Delta w_{ij} = \eta \cdot \frac{V_l^\theta}{\Gamma_l}$$

é a regra de atualização de W no instante t_0 .

CONCLUSÃO E FUTUROS TRABALHOS

Os Algoritmos Genéticos constituem uma importante ferramenta no projeto de perceptrons.

Chegamos à conclusão de que variar apenas o número de unidades escondidas, sem modificar a estrutura de conexões, não produz modificações significativas.

Pretendemos agora concentrar esforços no estudo da evolução de perceptrons não convencionais (veja fig. 7) onde as interconexões não seguem um padrão definido.

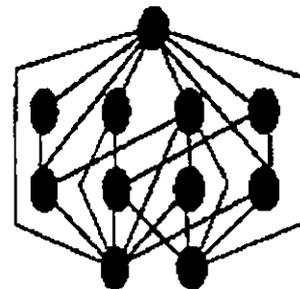


fig. 7 : Solução do problema do turno de uma espiral (), (razão de aprendizagem = 0.0625; momentum = 0.75) (1)

O padrão de conexão pode ser codificado geneticamente da forma mostrada na figura 8.

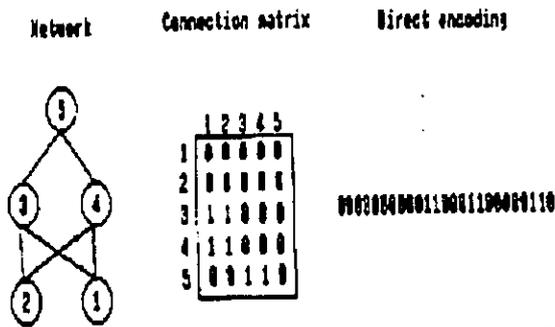


fig. 8 : Codificação genética das conexões de um perceptron. Se o valor da matriz é 1, a conexão é feita, se é zero ela não é feita.

Pretendemos implementar um tomatron tridimensional a fim de poder trabalhar com imagens.

BIBLIOGRAFIA

G.E.Robins, M.D. Plumbley, J.C. Hughes, F. Fallside e R. Prager ; Generation and Adaptation of Neural Networks by Evolutionary Techniques (GANNET); Neural Comput. and Applic (1993) 1:23-31.

Holland J.H.; Adaptation in natural and artificial systems. University of Michigan Press, Ann Arbor, MI, 1975.

Goldberg D.E.; Genetic algorithms in search, optimisation and machine learning. Addison-Wesley, New York, NI, 1989.

Jones A.J.; Genetic algorithms and their applications to the design of neural networks; Neural Comput. and Applic (1993) 1:32-45.

Radcliffe J.R.; Genetic set recombination and it's application to neural network optimization.; Neural Comput. and Applic. (1993) 1:67-90