

Inteligência Artificial II

Engenharia de Computação

Computação Evolucionária

Algoritmos Genéticos

Prof. Anderson Luiz Fernandes Perez Email: anderson.perez@ufsc.br



Sumário

- Introdução
- Fundamentos dos Algoritmos Genéticos
- Operadores Genéticos
- Métodos de Seleção



Introdução

- Método fraco de resolução de problemas baseado na evolução natural das espécies.
- Implementam mecanismos de evolução natural incluindo cruzamento, mutação e aptidão para sobrevivência.
- Trabalha com populações de indivíduos.
- Os indivíduos são submetidos a um processo de evolução.



Introdução

- Inspirada nos processos subjacentes à evolução:
 - Moldar uma população de indivíduos através da sobrevivência de seus membros mais ajustados.
 - Pressões seletivas não surgem apenas do ambiente externo, mas também de interações entre membros de uma população.



Fundamentos dos AGs

- Os algoritmos genéticos produzem soluções para problemas com capacidade crescente, operando sobre populações de soluções candidatas para o problema.
- Algoritmos Genéticos (AGs) são métodos computacionais de busca baseados nos mecanismos de evolução natural e na genética.
- Em AGs, uma população de possíveis soluções para o problema em questão evolui de acordo com operadores probabilísticos concebidos a partir de metáforas biológicas, de modo que há uma tendência de que, na média, os indivíduos representem soluções cada vez melhores à medida que o processo evolutivo continua.



Fundamentos dos AGs

- Foram desenvolvidos por John Holland, University of Michigan (1970's) com o objetivo de:
 - Entender os processos adaptativos dos sistemas naturais, e
 - Projetar sistemas artificiais (software) que possuíssem a robustez dos sistemas naturais.
- Provê em uma técnica eficiente e efetiva para otimização e aplicações de aprendizado de máquina.
- Largamente utilizados em negócios e problemas científicos e de engenharia.

- Um problema a resolver, e ...
- Técnica de codificação
 - gene, cromossomo
- Procedimento de Inicialização
 - genesis

Santa Catarina

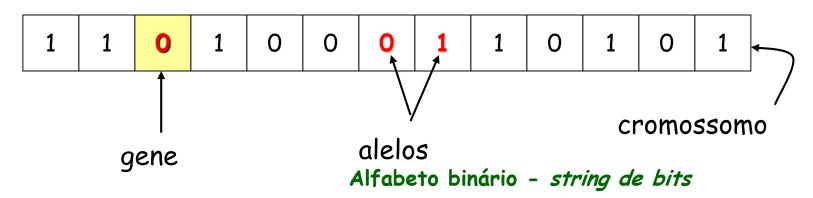
- Função de Avaliação
 - meio ambiente
- Seleção de pais
 - reprodução
- Operadores Genéticos
 - Mutação e recombinação
- Ajuste de Parâmetros
 - prática e arte



- AGs operam numa população (conjunto) de pontos, e não a partir de um ponto isolado.
- AGs operam num espaço de soluções codificadas, e não no espaço de busca diretamente.
- AGs necessitam somente de informação sobre o valor de uma função objetivo para cada membro da população, e não requerem derivadas ou qualquer outro tipo de conhecimento.
- AGs usam transições probabilísticas, e não regras determinísticas.



- Para poder aplicar AGs deve-se primeiramente representar cada possível solução x no espaço de busca como uma sequencia de símbolos s gerados a partir de um dado alfabeto finito A.
- Geralmente usa-se o alfabeto binário A={0,1}, mas no caso geral tanto o método de representação quanto o alfabeto dependem de cada problema.
- Cada sequencia s corresponde a um cromossomo.
- Cada elemento de s é equivalente a um gene.





- Outras representações:
 - com números reais: (43.2 -33.1 ... 0.0 89.2)
 - Strings simbólicas: ⊚ ₩ ❖ ❖ ❖ · ...
 - Permutações de elementos (E11 E3 E7 ... E1 E15)
 - Listas de regras (R1 R2 R3 ... R22 R23)
 - Programas (para programação genética)
 - Qualquer estrutura de dados



- Na maior parte dos AG assume-se que cada indivíduo seja constituído de um único cromossomo.
- A grande maioria dos AG propostos na literatura usam uma população de número fixo de indivíduos, com cromossomos também de tamanho constante.



- Para cada problema, encontrar uma representação cromossômica conveniente é sempre o primeiro passo.
- Usa-se um vetor binário para representar cada ponto no espaço de busca.
- Como há um número infinito de pontos no intervalo de interesse, a dimensão deste vetor ou sequencia binária depende da precisão requerida para o problema.



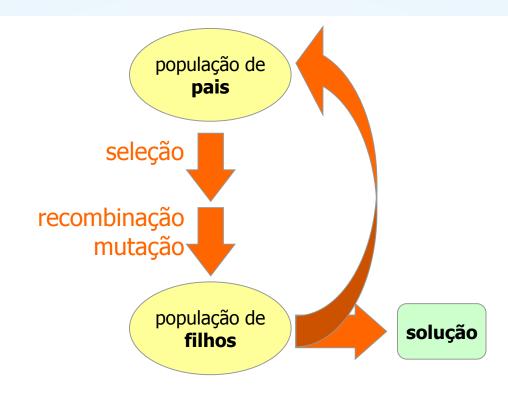
- Assumamos, como exemplo, uma precisão de 4 casas com um espaço de busca entre os números -2 até +2.
- Tal precisão significa que o processo de busca deve distinguir pelo menos 4 x 10.000 = 40.000 pontos.
- Como resultado, seqüências binárias (cromossomos) de 16 bits são necessários, uma vez que 40.000 < 216 = 65.536.
- Divide-se assim, o intervalo de busca em 65.536 partes iguais.



- Assim, cada possível solução x será representada por uma sequencia s=[b15, b14, ..., b2, b1, b0] onde cada b ∈ {0,1}.
- Primeiro converte-se o valor do cromossomo para um valor em base 10.
- Em seguida, o número é mapeado de volta ao espaço de busca de acordo com:

$$x = -x_{\min} + \frac{x_{\max} - x_{\min}}{2^{16} - 1} x$$





□ Implementações específicas do algoritmo particularizam esta estrutura de diferentes maneiras.



Inicialização

- Geralmente a população inicial de Mindivíduos é gerada aleatoriamente ou através de algum processo heurístico.
- É importante que a população inicial cubra a maior parte possível do espaço de busca.



- Avaliação e Adequabilidade
 - AGs necessitam da informação do valor de uma função objetivo para cada membro da população, que deve ser um valor não negativo.
 - Nos casos mais simples, usa-se o próprio valor da função que se quer maximizar.
 - A função objetivo dá, para cada indivíduo, uma medida de quão bem adaptado ao ambiente ele está.
 - A avaliação de cada indivíduo resulta num valor denominado de fitness.
 - Quanto maior o fitness, maiores são as chances do indivíduo sobreviver e se reproduzir.



Seleção

- Emula os processos de reprodução assexuada e seleção natural.
- Em geral, gera-se uma população temporária de N indivíduos extraídos com probabilidade proporcional ao *fitness* relativo de cada indivíduo no população.
- A probabilidade de seleção de um cromossomo S é dada por:

$$P_{sel}(s) = \frac{f(s)}{\sum_{j=1}^{|\mathbf{P}|} f(s_j)}$$



• Exemplo: Seleção dos pais

Chromosome	Chromosome	Evaluation	% of Total
	Value	(fitness)	
1	10111	201	51
2	11001	136	35
3	11110	20	5
4	00010	34	9
Total:		391	100

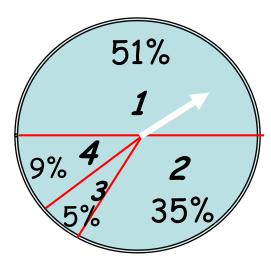


Seleção

- Neste processo, indivíduos com baixo fitness (adequabilidade) terão alta probabilidade de desaparecerem da população (serem extintos).
- Indivíduos adequados terão grandes chances de sobreviverem.
- Como a seleção é probabilística, membros fracos recebem menores probabilidades, mas não são diretamente eliminados.
- É importante que alguns candidato menos aptos sobrevivam, pois eles podem ainda conter algum componente essencial de uma solução.



- Exemplo: Seleção dos pais
 - A seleção dos pais é realizada usando-se uma roleta com tamanhos de setores de acordo com os valores obtidos na avaliação dos cromossomos.





- Recombinação (crossover)
 - É um processo sexuado ou seja, envolve mais de um indivíduo.
 - Emula o fenômeno de "crossover", a troca de fragmentos entre pares de cromossomos.
 - Na forma mais simples, é um processo aleatório que ocorre com probabilidade fixa prec que deve ser especificada pelo usuário.
 - O ponto de divisão pode ser ajustado aleatoriamente ou mudado durante o processo de solução.

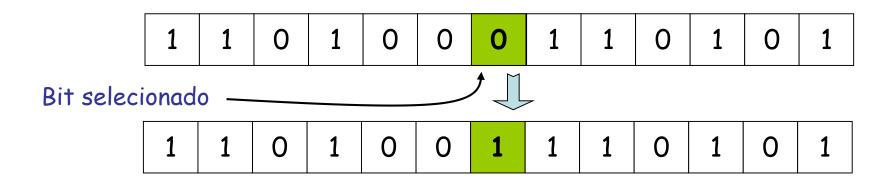


 Recombinação (crossover) Ponto de Crossover O O O



Mutação

- O processo de mutação é equivalente à busca aleatória.
- Seleciona-se uma posição num cromossomo e muda-se o valor do gene correspondente aleatoriamente para um outro alelo possível.
- O processo é geralmente controlado por um parâmetro fixo pmut que indica a probabilidade de um gene sofrer mutação.





Mutação

- É um processo importante, pois a população inicial pode excluir um componente essencial da solução.
- O processo de reprodução, após uma série de iterações, tende a um equilíbrio estático. A mutação tende quebrar a estacionariedade, incorporando aspectos de criatividade no AG.
- Se a mutação não gerar um bom resultado, a probabilidade de reprodução será bastante pequena, porém, sendo bom poderá trazer mudanças radicais no processo de busca da solução.
- O mecanismo de mutação pode levar a resultados, que possivelmente não eram esperados.



- Condições de Término
 - Como normalmente estamos tratando de problemas de otimização, o ideal seria que o algoritmo terminasse assim que o ponto ótimo fosse descoberto.
 - Pode haver situações onde todos ou o maior número possível de pontos ótimos sejam desejados.
 - Na prática, raramente, pode-se afirmar se um determinado ponto ótimo corresponde a um ótimo global.



- Condições de Término
 - Normalmente usa-se o critério de número máximo de gerações ou um tempo limite de processamento para parar um AG.
 - Outro critério usa a ideia de estagnação, ou, seja, para-se o algoritmo quando não se observa melhoria da população depois de várias gerações.



