

Nonograms

Danilo Souza Hugo Santos Iago Medeiros
Welton Araújo

¹Universidade Federal do Pará

14 de Maio de 2013

1 Nonograms

2 AG

- Princípios básicos
- População Inicial
- Avaliação
- Seleção
- Reprodução
- Mutação
- Resultados

3 Simulated Annealing

- Explicando o SA
- Modelagem do SA
- Resultados

4 Conclusões

Nonograms (Hanjie ou Griddlers)

- No problema é dada uma matriz com um certo número de linhas e colunas. Deve-se preencher a matriz de acordo com os números sugeridos em cada linha e matriz.
- Os números sugeridos são chamados de pesos. Haverá pesos em cada linha e cada coluna. No nosso exemplo, só há uma solução possível para o nosso problema.

Sobre os Pesos

- Então, se em uma linha está escrito os pesos (2 3), significa que naquela linha, teremos duas e três células preenchidas respectivamente com, pelo menos, uma célula em branco (não preenchida) entre elas.
- Dessa forma, cada distribuição de peso informada nas linhas e colunas matriz, renderá uma solução única (uma imagem única).

Nonograms em outras mídias

- Começou a ser publicado em revistas japonesas a partir de 1987. No Brasil, foi publicado pela editora Coquetel na revista chamada Logic Pix.
- Nos videogames, teve mais sucesso. Foram lançados várias versões para o Gameboy e Snes. Entre elas o Mario Picross. Posteriormente, o NDS recebeu os jogos Picross DS e Picross 3D.

Modelando AG para o problema

- Indivíduo é a matriz.
- População inicial é gerada randomicamente, com a linha certa e coluna errada
- Taxa de crossover: 75%
- Pais são escolhidos por torneio
- Nova população é composta pelos pais e por seus filhos. População antiga é descartada
- Solução ideal: quem tiver aptidão média máxima.

Definições básicas

- Indivíduo: matriz 9x8
- Codificação: binária
- Função de aptidão: porcentagem certa
- Reprodução: troca de linhas

Processo

- Gera-se uma quantidade de indivíduos que se mantém de geração em geração
- As linhas são geradas de forma aleatória, porém os critérios das linhas são sempre respeitados

População Inicial

Exemplo

	0	1	1	1	0	0	0	0		3	
	1	1	0	1	0	0	0	0		2	1
	0	1	1	1	0	1	1	0		3	2
	0	0	1	1	0	1	1	0		2	2
	0	0	1	1	1	1	1	1		6	
	1	0	1	1	1	1	1	0		1	5
	1	1	1	1	1	1	0	0		6	
	0	0	0	0	1	0	0	0		1	
	0	0	0	1	1	0	0	0		2	
	1	3	1	7	5	3	4	3			
	2	1	5	1							

Processo

- Cada indivíduo é avaliado de acordo com a sua porcentagem de aproximação da resposta
- A nota é particionada por coluna e também por elemento certo na coluna
- Cada coluna retorna uma avaliação, corresponde a $1/8$ do valor da avaliação do indivíduo
- Uma média ponderada com a avaliação de cada coluna é a avaliação de um indivíduo

Exemplo 1 - 2 grupos esperados e 2 grupos achados

0	1	1	1	0	0	0	0	3		
1	1	0	1	0	0	0	0	2	1	Grupo de 1
0	1	1	1	0	1	1	0	3	2	
0	0	1	1	0	1	1	0	2	2	
0	0	1	1	1	1	1	1	6		
0	1	0	1	1	1	1	1	1	5	
1	1	1	1	1	1	0	0	6		Grupo de 1
0	0	0	0	1	0	0	0	1		
0	0	0	1	1	0	0	0	2		

1 3 1 7 5 3 4 3

2 1 5 1

Avaliação parcial da matriz

$0.5 + 0 = 0.5$

Exemplo 2 - 2 grupos esperados e 3 grupos achados

0	1	1	1	0	0	0	0	3		
0	1	1	0	1	0	0	0	2	1	Grupo de 1
0	1	1	1	0	1	1	0	3	2	
0	0	1	1	0	1	1	0	2	2	
0	1	1	1	1	1	0	1	6		
0	1	0	1	1	1	1	1	1	5	Grupo de 1
1	1	1	1	1	1	0	0	6		
0	0	0	1	0	0	0	0	1		
0	1	1	0	0	0	0	0	2		Grupo de 1
1	3	1	7	5	3	4	3			Avaliação parcial de matriz
2	1	5	1							$0.33 + 0 + 0 = 0.33$

Processo

- Realizada por torneio
- O escolhido é marcado para não poder ser escolhido novamente dentro de um novo torneio
- Caso o vencedor de um torneio seja alguém que já tenha sido escolhido, o segundo colocado é escolhido. Caso o segundo também tenha sido, o terceiro é escolhido.
- Metade da população da próxima geração é selecionada no torneio

Processo

- Cruza-se dois indivíduos aleatórios da população selecionada por torneio
- Podem cruzar ou não, depende da taxa de crossover
- Crossover de ponto único escolhido aleatoriamente
- A parte 1 vem do pai 1 e parte 2 vem do pai 2, ou vice-versa
- Há cruzamentos até que a próxima geração tenha o mesmo número de indivíduos da geração atual

Processo

- A mutação é feita em apenas uma linha da matriz, selecionada aleatoriamente
- A mutação altera apenas um grupo de 1's
- A mudança ocorre movendo o grupo para a direita ou esquerda
- É necessário mapear a matriz para saber se mutação é possível

Mapeamento

- O mapeamento é realizado colocando-se em um vetor auxiliar todos os 1's da linha em que ocorre a mutação
- Ao lado de cada grupo de 1's não selecionado, marca-se com o número 2, indicando que não é possível chegar naquele campo

	1	1				1	1
--	---	---	--	--	--	---	---

- Nesta linha foi selecionado o primeiro grupo de 1's com 3 casas para a direita

Mapeamento

- O mapeamento deste exemplo fica da seguinte forma:

	1	1			2	1	1
--	---	---	--	--	---	---	---

- O grupo que não foi selecionado tem um 2 no campo logo anterior ao grupo
- É realizada uma tentativa de mutação com 3 casas para a direita, como isto não é possível, então este número é decrescido de 1 e a mutação é realizada

			1	1	2	1	1
--	--	--	---	---	---	---	---

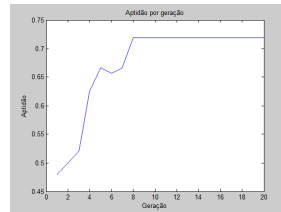
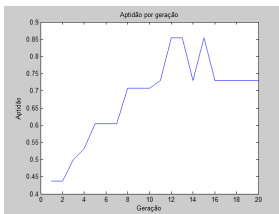
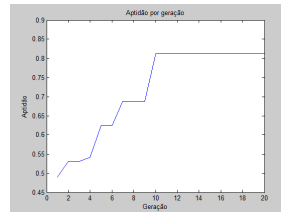
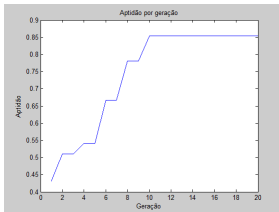
Mapeamento

- Por último os números 2 da matriz são zerados

			1	1		1	1
--	--	--	---	---	--	---	---

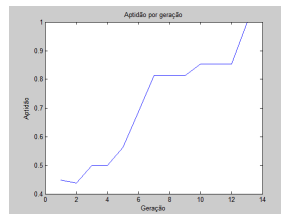
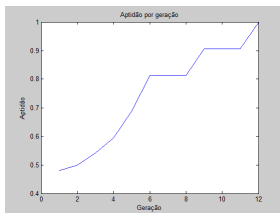
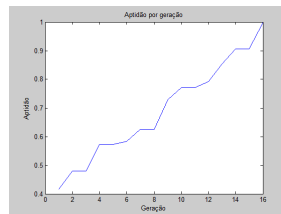
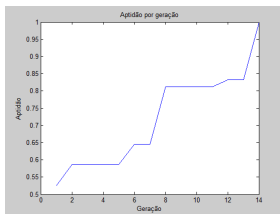
- Se após várias verificações, o número de casa for decrescido até chegar a zero, a mutação não é realizada

Simulações sem solução



Resultados

Simulações com solução



Simulated Annealing (SA)

- Também chamado de recozimento simulado.
- Simula o processo físico de recozimento de metais e o problema de otimização
- Está classificado na categoria de algoritmo metaheurístico.

Princípio da Mecânica Estatística

- SA se baseia nos princípios da mecânica estatística
- É uma área interessada em estudar o comportamento termodinâmico dos materiais
- O algoritmo foi proposto por Scoot Kirkpatrick (1983), baseado no algoritmo de Metropolis (1953)

Explicando a teoria do recozimento

- Nesse problema, busca-se encontrar uma solução ótima para o processo de fabricação de metais
- O sólido é aquecido além do seu ponto de fusão (temperatura altíssima) e depois é resfriado gradualmente até uma temperatura desejada (ou estável)

Sobre o resfriamento

- O resfriamento devagar garante uma estrutura cristalina livre de imperfeições (baixa energia interna)
- Se o resfriamento for feito de forma muito rápida (ou descuidada), teremos uma estrutura com cristais defeituosos ou que a estrutura se torne vidro (que é uma solução apenas ótima localmente).

Sobre a variação de Energia

- Um dos conceitos fundamentais para o recozimento simulado é o cálculo da energia interna no material.

$$P(\Delta E) = e^{\frac{-\Delta E}{k_b T}} \quad (1)$$

- Essa exponencial também é chamada de Critério de Metropolis

Sobre a variação de Energia e Temperatura

- A cada passo do algoritmo, verifica-se se o novo estado é de energia menor (menos custoso) que o estado atual (mais custoso).

Se sim, troca.

Se não, mantém.

- O custo, no nosso exemplo, é simbolizado pelo inverso da aptidão média da matriz.
- Podemos usar várias equações para a taxa de resfriamento
 - $T = \alpha T$
 - $T = \frac{T}{(1+\beta T)}$
 - $T = \frac{c}{[\log(1+k)]}$

Modelando SA para o problema

- Indivíduo é a matriz.
- Variação da temperatura inicial: $t_{inicial} = 2^{n_{temperatura}}$
- Taxa de resfriamento adotada: $T = \alpha T$ com $\alpha = 0.8$ e $\alpha = 0.95$.
- Número de iterações com a mesma temperatura (N_t): 10, 100 e 1000
- Algoritmo trocará o indivíduo atual por um novo, se o novo for menos custoso (maior aptidão média).
- Escolha da solução inicial
- Escolha do vizinho
 - Método 1: Aleatória
 - Método 2: Escolhe aleatoriamente uma linha ou coluna da matriz para corrigir

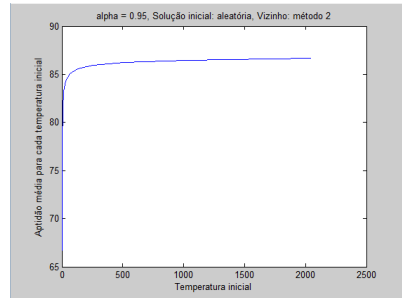
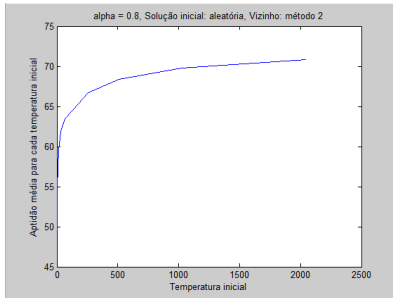
O Programa

- Definir uma solução inicial
- Escolher um vizinho
- Comparar os custos
 - Média das linhas (aptidao_lin_avg)
 - Média das colunas (aptidao_col_avg)
 - Média da matriz (aptidao_avg_final)
 - Custo = 1/Média da matriz
- Termina um ciclo de resfriamento

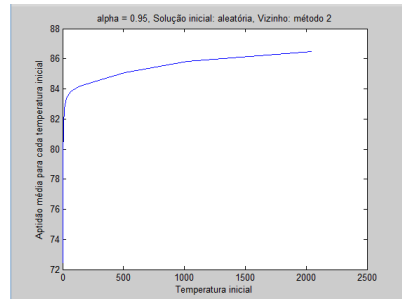
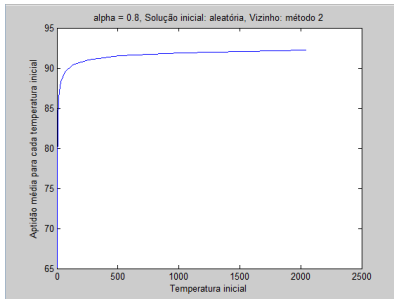
A simulação

- Cria um loop que varia a temperatura inicial
- Temperaturas máximas simuladas: 2048 e 131072
- Calcula a aptidão média de cada temperatura (vet_resultado_aptidao)
- Armazena a aptidão média de cada temperatura (vet_resultado_avg_aptidao)

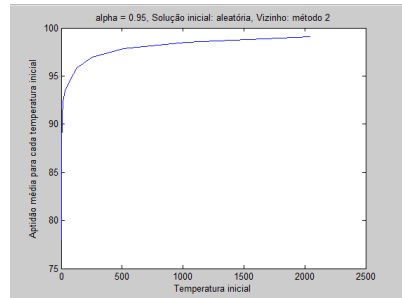
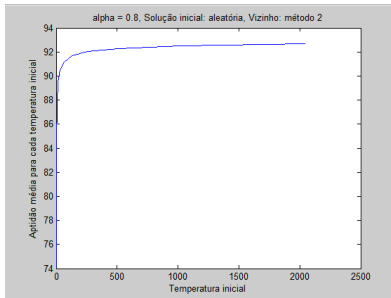
Resultados

Resultados SA - $T_{\text{max}} = 2048$ e $N_t = 10$ 

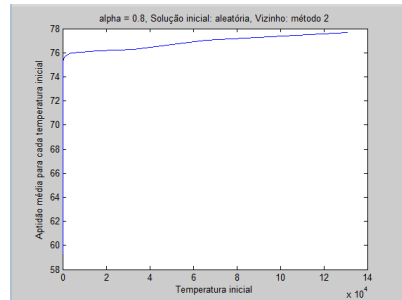
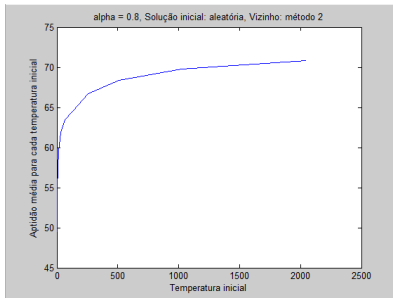
Resultados

Resultados SA - $T_{\text{max}} = 2048$ e $N_t = 100$ 

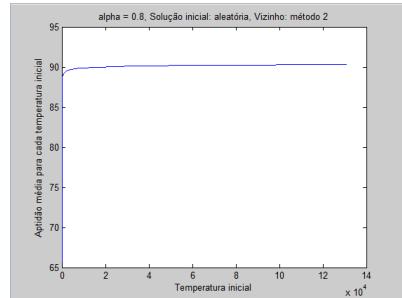
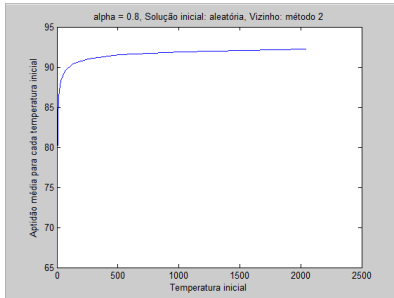
Resultados

Resultados SA - $T_{\text{max}} = 2048$ e $N_t = 1000$ 

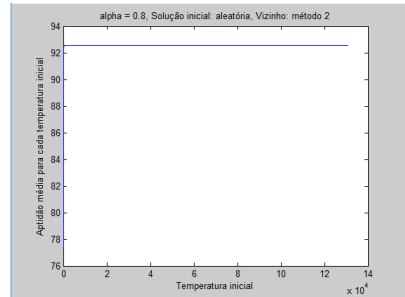
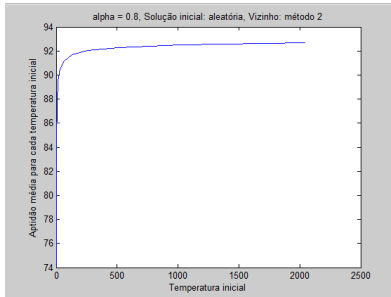
Resultados

Resultados SA - $N_t = 10$ e $\alpha = 0.8$ 

Resultados

Resultados SA - $N_t = 100$ e $\alpha = 0.8$ 

Resultados

Resultados SA - $N_t = 1000$ e $\alpha = 0.8$ 

- Sobre o AG
 - O AG mostrou-se uma boa forma de se resolver o problema proposto
 - Mostrou-se mais rápido que o SA e ainda achou a solução
 - Mutações teve um papel de destaque
 - Tempo de execução baixo
- Sobre o SA
 - Temperaturas muito altas não convergem para uma solução ótima
 - Quanto mais lento for o resfriamento melhor
 - O número de iterações com a mesma temperatura é um fator importante