

Inteligência Artificial, Otimização Combinatória: Uma Apresentação

Claudio Cesar de Sá¹

Departamento de Ciência da Computação Centro de Ciências e Tecnológias Universidade do Estado de Santa Catarina



Agenda

- 1 Um sobrevôo na IA
- **2** O que é complexidade computacional?
- 3 Um sobrevôo em otimização
- 4 Um exemplo: modelagem, código e resultados
- 6 Tendências

Complexidade Origens da Inteligência Artificial Medindo a Complexidade Otimização Combinatória Um Exemplo de Problema Dificil: Cabo de Guerra Conclusões



Caos + Complexidade + Inteligência . . . = Comportamento Emergente

Agradecimentos e Referências



Figura: Comportamento emergente, inteligente, complexo ou caótico?



Caos no Cotidiano

- Crescimento das cidades
- Mudanças ambientais (em parte previsível)
- Desastres ecológicos Katrina
- Poluição, lixo, ..., etc
- Comunicação Social:



Caos no Cotidiano

- Crescimento das cidades
- Mudanças ambientais (em parte previsível)
- Desastres ecológicos Katrina
- Poluição, lixo, ..., etc
- Comunicação Social:
- Há uma aleatoriedade embutida nestes eventos!



Caos no Cotidiano

- Crescimento das cidades
- Mudanças ambientais (em parte previsível)
- Desastres ecológicos Katrina
- Poluição, lixo, ..., etc
- Comunicação Social:
- Há uma aleatoriedade embutida nestes eventos!
- Embora computáveis, alguns distantes de terem uma prática!

Complexidade

Origens da Inteligência Artificial Medindo a Complexidade Otimização Combinatória Um Exemplo de Problema Dificil: Cabo de Guerra Conclusões Agradecimentos e Referências



Complexo = Difícil (achar a cifragem do Enigma)



Figura: Precisamos de uma máquina que calcule sobre outra máquina!



- Sim, foi logo após a morte de Alan Turing (1954)
- Motivação: máquinas que apresentassem comportamentos inteligentes. Exemplo: jogo de xadrez



- Sim, foi logo após a morte de Alan Turing (1954)
- Motivação: máquinas que apresentassem comportamentos inteligentes. Exemplo: jogo de xadrez
- Máquinas que provassem teoremas (verdades matemáticas)
- Usassem um senso-comum de um ser humano (as lógicas)



- Sim, foi logo após a morte de Alan Turing (1954)
- Motivação: máquinas que apresentassem comportamentos inteligentes. Exemplo: jogo de xadrez
- Máquinas que provassem teoremas (verdades matemáticas)
- Usassem um senso-comum de um ser humano (as lógicas)
- Logo, há um mix de áreas: psicologia, matemática, lógica (há lugares tratado apenas pela filosofia), ..., e computação!



- Sim, foi logo após a morte de Alan Turing (1954)
- Motivação: máquinas que apresentassem comportamentos inteligentes. Exemplo: jogo de xadrez
- Máquinas que provassem teoremas (verdades matemáticas)
- Usassem um senso-comum de um ser humano (as lógicas)
- Logo, há um mix de áreas: psicologia, matemática, lógica (há lugares tratado apenas pela filosofia), ..., e computação!
- Há uma complexidade nisto tudo!



Motivações aos Toys-Problem

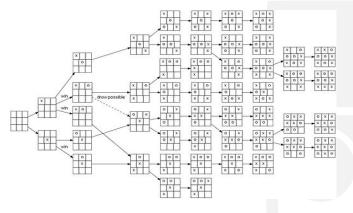


Figura: Problemas que usassem uma habilidade de pensar do ser humano, reproduzir este conhecimento em uma máquina!



Principais Áreas da IA

- Lógica: visa automatizar a cognição humana
- Redes Neurais: reproduz o comportamento neurônios
- Aprendizagem de Máquinas: adquire um conhecimento e exibe o que foi aprendido
- Raciocínio Incerto: visa inferir uma valoração ao conhecimento
- Agentes: estabeleceu paradigmas de autonomia e inteligência
- Robótica: tudo embarcado em um hardware que faça algo
- Ferramentas: como implementar tudo isto. Linguagens de programação: LISP (1960) e PROLOG (197X)
- Sim ... mas há muito mais!



Principais Áreas da IA

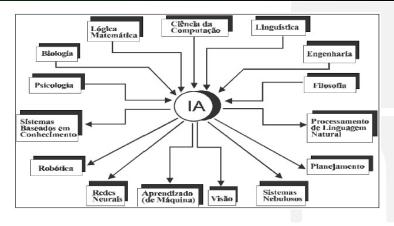


Figura: Observe o sentido das setas !





Figura: Teoria publicada em 1986 ... Sojourner (a esquerda) 1996





Figura: Carro da Google – Sucesso de Marketing





Figura: Dava-se um fato ou a resposta, a idéia era encontrar a pergunta certa!





Figura: Impulsão bélica: os drones!



Outros Sucessos da IA

- Mineração de Dados: aprendizagem a partir de dados Exemplos: Google, Facebook, etc.
- Reconhecimento de Padrões: imagens, voz, movimentos
- Sistemas de Segurança: Biometria



Computação Natural ⊃ IA

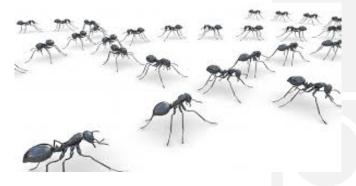
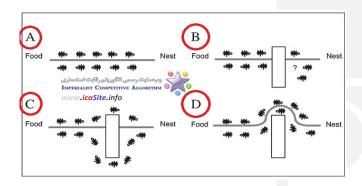


Figura: Computação Inspirada em Seres Biológicos (sua evolução *Darwiniana*)

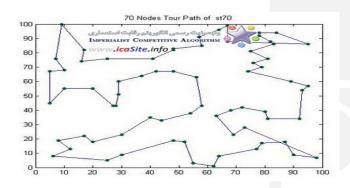


Computação via Colônia de Formigas





Aplicação 1: TSP, um problema difícil





Aplicação 2: encontrar um ponto de maior ganho!

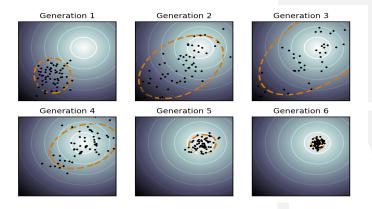


Figura: Computação Inspirada em Seres Biológicos (a evolução *Darwiniana*)



$\mathsf{IA} imes \mathsf{Otimiza}$ ção Combinatória (OC)

IA ⇔ OC:

- Ambas as áreas abordam problemas complexos!
- IA: diversas direções e muitos paradigmas
- Otimização Combinatória (OC): usa modelos como a IA, rígidos, espaços definidos ...
- A área de Otimização tem uma divisão: Discreta ou Combinatória e Contínua ou Numérica (não é o foco – funções deriváveis)
- Atacar problemas difíceis! Contudo, o que é difícil?
- Vamos definir uma medida de complexo



Definindo uma Medida Complexidade

- Na área de CC tem uma medida clássica
- Classificar os problemas em polinomiais e exponenciais
- Assim, os problemas **exponenciais** são os mais intrigantes ...
- O que é isto?



Problema da Satisfatibilidade

Fórmulas Lógicas

Seja uma fórmula $\varphi_1(x)$ sobre o domínio $\{0,1\}$, temos a sua interpretação dada Tabela Verdade abaixo:

$$\begin{array}{c|c} x & \varphi_1(x) \\ \hline 1 & \mathbf{1} \\ 0 & \mathbf{0} \end{array}$$



Árvore semântica

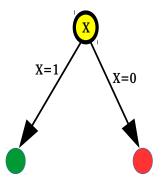


Figura: Representando as validades da função $\varphi_1(x)$



Fórmulas Lógicas

Seja uma fórmula $\varphi_2(x,y) = (\sim x \land y) \lor (x \land \sim y)$ sobre o domínio $\{0,1\}$, temos a sua interpretação dada Tabela Verdade abaixo:

$\varphi_2(x,y)$	<i>y</i>)	\neg	\wedge	(x	\vee	<i>y</i>)	\wedge	X	(¬	У	X
0	1	0	0	1	0	1	0	1	0	1	1
1	0	1	1	1	1	0	0	1	0	0	1
1	1	0	0	0	1	1	1	0	1	1	0
0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0



Sua árvore semântica é dada por:

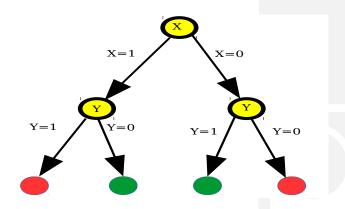


Figura: Representando as validades da função $\varphi_2(x,y)$



Fórmulas Lógicas

Seja uma fórmula $\varphi_3(x,y,z) = (\sim x \lor y) \land (\sim y \lor z)$ sobre o domínio $\{0,1\}$, sua tabela verdade:

X	У	Z	(¬	X	\vee	<i>y</i>)	\wedge	(¬	У	\vee	z)	$\varphi_3(x,y,z)$
1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1
1	1	0	0	1	1	1	0	0	1	0	0	0
1	0	1	0	1	0	0	0	1	0	1	1	0
1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0
0	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
0	1	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0
0	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1	1	1
0	0	0	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1



Sua árvore semântica:

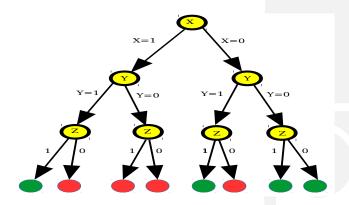


Figura: Representando as validades da função $\varphi_3(x,y,z)$





- Claro, o mesmo domínio: $\{0,1\}$
- O número de linhas cresceu

- Claro, o mesmo domínio: $\{0,1\}$
- O número de linhas cresceu
- Sim, o número de linhas cresceu e exponencialmente: 2ⁿ onde é o número de variáveis
- Quanto a base 2 veio tamanho do domínio: {0,1}



- Claro, o mesmo domínio: $\{0,1\}$
- O número de linhas cresceu
- Sim, o número de linhas cresceu e exponencialmente: 2ⁿ onde é o número de variáveis
- Quanto a base 2 veio tamanho do domínio: {0,1}
- E quando este número de variáveis e domínio forem maiores?



- Claro, o mesmo domínio: $\{0,1\}$
- O número de linhas cresceu
- Sim, o número de linhas cresceu e exponencialmente: 2ⁿ onde é o número de variáveis
- Quanto a base 2 veio tamanho do domínio: {0,1}
- E quando este número de variáveis e domínio forem maiores?
- Isto mesmo, temos $|D|^n$, uma exponencial!



O que temos em comum entre $\varphi_1(x)$, $\varphi_2(x,y)$ $\varphi_3(x,y,z)$?

- Claro, o mesmo domínio: $\{0,1\}$
- O número de linhas cresceu
- Sim, o número de linhas cresceu e exponencialmente: 2ⁿ onde é o número de variáveis
- Quanto a base 2 veio tamanho do domínio: {0,1}
- E quando este número de variáveis e domínio forem maiores?
- Isto mesmo, temos $|D|^n$, uma exponencial!
- Logo, problemas que tenham uma ordem maior ou igual a $2^{O(n)}$ são exponenciais, consequentemente, difíceis!



Classe de Problemas e o interesse da IA

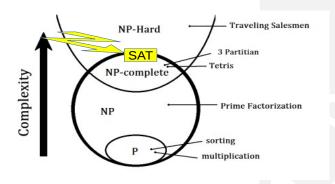


Figura: Problemas e suas complexidades

Complexidade
Origens da Inteligência Artificial
Medindo a Complexidade
Otimização Combinatória
Um Exemplo de Problema Dificil: Cabo de Guerra
Conclusões
Agradecimentos e Referências



Introdução à Otimização





Classes de Problemas

Problemas de otimização são geralmente divididos em dois tipos: otimização combinatorial (discreta) e otimização numérica (contínua)

Combinatorial Problemas definidos em um espaço de estados finito (ou infinito mas enumerável)

Numérica Definidos em subespaços infinitos e não enumeráveis, como os números reais e complexos



Elementos de uma Otimização

Min ou Max

Sujeito a

$$h_k(x) = 0$$

$$g_j(x) \ge 0$$

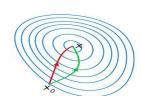
$$g_j(x) \ge 0$$
 $j = 1, ..., J$ $x_i^{(U)} \ge x_i \ge x_i^{(L)}$ $i = 1, ..., N$

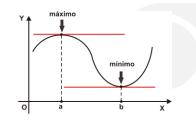
$$k = 1, ..., K$$

$$j=1,...,J$$

Tipos de Variáveis:

- Contínua
- Combinatória/Discreta
- Mista





Mínimo/Máximo: Local x Global



Otimização Combinatorial - Exemplo

Figura: Atribuição ou designação de trabalhos



Otimização Numérica - Exemplo

Minimizar a função
$$f(x) = (x-1)^2 + 3$$
.





As técnicas:

Combinatória:

- Busca Local
- Métodos Gulosos: busca tipo subida a encosta (hill-climbing), recozimento simulado (simulated annealing), busca tabu, etc
- Programação Dinâmica
- Programação por Restrições
- Redes de Fluxo
-

Numérica:

- Descida do Gradiente
- Gauss-Newton
- Lavemberg-Marquardt
-



Um Problema NP-Difícil: Cabo de Guerra





Critério de escolha do times: por peso



Figura: O mais pesado tem mais força!



Especificando o problema

Que seja feita a divisão:

$Joao_1$	$Pedro_2$	$Manoel_3$	 Zeca _n
45	39	79	 42

- Divisão por peso
- Respeitar critérios como: $|N_A N_B| \le 1$

- Todos devem brincar
- Bem, esta simples <u>restrição</u> ($|N_A N_B| \le 1$), de nosso cotidiano tornou um simples problema em mais uma questão combinatória. Um arranjo da ordem de $\frac{n!}{(n/2)!}$. Casualmente, nada trivial para grandes valores!



Estratégia de Modelagem

Variável de Decisão \Rightarrow análogo há um caminho na árvore de SAT

Modelando:

Nomes:	Joao ₁	Pedro ₂	Manoel ₃	 Zecan
Peso (p_i) :	45	39	79	 42
Dec. Binária (x_i) :	<i>x</i> ₁	<i>x</i> ₂	<i>X</i> 3	 Xn
Dec. Binária (x_i) :	0/1	0/1	0/1	 0/1

- $x_i = 0$: n_i fica para o time A
- $x_i = 1$: n_i fica para o time B



Modelagem das Restrições

• $N_A \approx N/2$, $N_B \approx N/2$ e $|N_A - N_B| \le 1$

Agradecimentos e Referências

- O peso total é a soma de todos os pesos: $\sum_{i=1}^{n} p_i$
- Quanto ao peso do time B:

$$P_B = \sum_{i=1}^n x_i p_i$$

pois define-se que quando $x_i = 1$ é do time B

- Peso total do time $A(P_A)$ é dado por: $P_A = P_{total} P_B$
- Ou $P_A = \sum_{i=1}^n p_i \sum_{i=1}^n x_i p_i$
- ullet Finalmente, aplicar uma minimização na diferença: $|P_A-P_B|$



Uma Estratégia de Implementação

Um vetor binário de *n* posições representando a escolha de cada um no time:

$$x_1: 0/1 \mid x_2: 0/1 \mid x_3: 0/1 \mid x_4: 0/1 \mid \dots \mid x_n: 0/1$$

- Uma solução = um caminho escolhido da raiz até uma das folhas da árvore de SAT
- Basta encontrar qual é a de melhor solução (eis a otimização)!



Uma árvore SAT com muitos caminhos ...

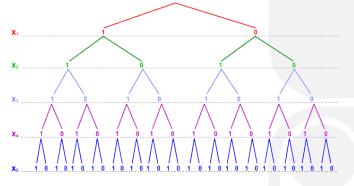


Figura: Se $x_i = 0$, então n_i segue para o time A, caso $x_i = 1$, então n_i vai para o time B. Basta avaliar todos os caminhos e descobrir qual é o melhor!



Implementação em Minizinc I

```
1 %%%% CABO DE GUERRA
  int: n = 8; %% total de pessoas
3
  %%% quantidade de pessoas e seu peso
5 array[1..n] of int : peso;
  peso = [77, 97, 120, 45, 57, 96, 100, 59];
7
  %% Quantas pessoas em cada lado
9 var int: NA:
10 var int: NB;
11
12 %% Variavel de decisao BINARIA
13 array[1..n] of var 0..1 : V DEC;
14 var int: PESO_TOTAL;
15 var int: PA;
16 var int: PB;
17
```



Implementação em Minizinc II

```
18 %%% Ilustrando uma função em MINIZINC
19 function var int: metade( int: n) = n div 2 :
  %% quantos em cada lado
  constraint
     NA == metade(n) /\ \%\% and
23
     NB == (n - NA): \%\% LOGO: NB >= NA
24
25
  constraint %% B ... selecionados
    NB == sum( i in 1..n ) ( V_DEC[i] );
27
28
  constraint
29
    PESO_TOTAL = sum([peso[i] | i in 1..n]);
30
31
  constraint
32
    PB = sum([V_DEC[i]*peso[i] | i in 1..n]);
33
34
```



Implementação em Minizinc III

```
35 constraint
    PA == (PESO TOTAL - PB);
36
37
  % minimizar a diferenca entre os PESOS -- F OBJETIVO
  solve minimize abs(PA - PB):
40
  output [
41
    " Peso Total: ", show(PESO_TOTAL), "\t PA : ", show( PA ),
42
    "\t PB : ", show( PB ),
43
    "\n Vetor de pesos: ", show(peso),
44
    "\n V_BIN_TIMES B/1 A/0: ", show(V_DEC )] ++
45
    ["\n TIME A: ".
46
     show([peso[i] | i in 1..n where fix(V_DEC[i]) == 0 ])
47
    ] ++ ["\n TIME B: ",
48
     show([V_DEC[i]*peso[i] | i in 1..n where fix(V_DEC[i]) == 1 ])
49
    ];
50
```

Agradecimentos e Referências



Resultados e Análise

Finished in 50msec

```
Compiling cabo_de_guerra.mzn
Running cabo_de_guerra.mzn
Peso Total: 651 PA: 312 PB: 339
Vetor de pesos: [77, 97, 120, 45, 57, 96, 100, 59]
V_BIN_TIMES B/1 A/0: [1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0]
Peso Total: 651 PA: 332 PB: 319
Vetor de pesos: [77, 97, 120, 45, 57, 96, 100, 59]
V_BIN_TIMES B/1 A/O: [0, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0]
Peso Total: 651 PA: 324 PB: 327
Vetor de pesos: [77, 97, 120, 45, 57, 96, 100, 59]
V_BIN_TIMES B/1 A/0: [1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0]
TIME A: [120, 45, 100, 59]
TIME B: [77, 97, 57, 96]
```



Resultados e Análise

Números aleatórios aos pesos: 1 a 150

Usando um solver médio do Minizinc (G12 lazyfd) padrão:

n	tempo	P_A	P_B	
5	40msec	276	278	
10	46msec	518	519	
25	98msec	1198	1197	
50	411msec	2290	2291	
75	2s 485msec	3133	3133	
100	470msec	4142	4142	
125	7s 2msec	4992	4992	
150	605msec	5823	5823	
175	642msec	6777	6778	
200	> 10min	_	_	

Reflexões

■ Enfim, este problema é uma variação de clássicos NPs, mais especificamente o *sub-set-sum*

Leia-se: Problema da Mochila

■ Implemente este problema usando Programação Dinâmica (PD)



Finalizando estes exponenciais

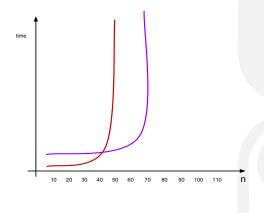


Figura: O limite dos NPs



Empurrando o muro dos exponenciais

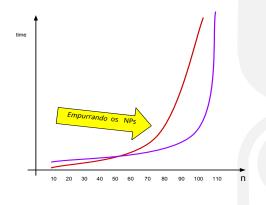


Figura: Empurrando o limite dos NPs



 A área computação evolucionária tem apresentado resultados expressivos, são resultados quase-ótimos, mas magnetudes acima das demais técnicas;



- A área computação evolucionária tem apresentado resultados expressivos, são resultados quase-ótimos, mas magnetudes acima das demais técnicas;
- O hardware com IA embarcada sempre foi um paradigma da construção de uma inteligência



- A área computação evolucionária tem apresentado resultados expressivos, são resultados quase-ótimos, mas magnetudes acima das demais técnicas;
- O hardware com IA embarcada sempre foi um paradigma da construção de uma inteligência
- Os rápidos, baratos e velozes, agora formam um sociedade de agentes inteligentes



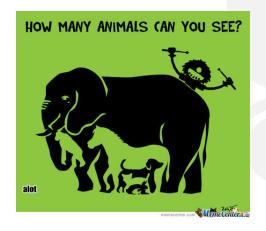
- A área computação evolucionária tem apresentado resultados expressivos, são resultados quase-ótimos, mas magnetudes acima das demais técnicas;
- O hardware com IA embarcada sempre foi um paradigma da construção de uma inteligência
- Os rápidos, baratos e velozes, agora formam um sociedade de agentes inteligentes
- Os problemas solucionados com a combinatória tem sido colocados em prática há muitos anos, e ao que parece, devem continuar,



- A área computação evolucionária tem apresentado resultados expressivos, são resultados quase-ótimos, mas magnetudes acima das demais técnicas;
- O hardware com IA embarcada sempre foi um paradigma da construção de uma inteligência
- Os rápidos, baratos e velozes, agora formam um sociedade de agentes inteligentes
- Os problemas solucionados com a combinatória tem sido colocados em prática há muitos anos, e ao que parece, devem continuar,
- Mas, a nível de Brasil, estamos tímidos!



Perguntas e Referências I





Perguntas e Referências II

- http://www.joinville.udesc.br/coca/
- https://github.com/claudiosa
- Email: claudio.sa@udesc.br
- Thank you so much!