

PSI4372

Sistemas Inteligentes II

Sistemas Adaptativos
Sistemas Evolucionários
Sistemas Aprendizes
Algoritmos Genéticos
Paradigmas Biológicos

ESCOLA POLITÉCNICA DA USP
Engenharia de Sistemas Eletrônicos

Ênfase
Eletrônica e Sistemas
Sistemas Inteligentes
2019

Prof. Dr. Marcio Lobo Netto

Programa

Parte I – Prof Hae

Parte II – Prof Emilio

Parte III – Prof Marcio

- Sistemas evolutivos
- Algoritmos genéticos
- Deep Learning
- Outras estratégias

Programa

Parte III

8 aulas (dois temas)

- sistemas evolutivos
- deep learning & outras estratégias

1 prova (partes dos profs Emilio e Marcio)

Programa

TEMA 1: Computação Evolucionária / Algoritmos Genéticos

14out Computação Evolucionária

- princípios (adaptativa, evolucionária, aprendizagem)

15out Computação Evolucionária

- ferramentas de otimização - classe de problemas típicos

21out Algoritmos Genéticos

- fundamentos: conceito / modelo / operadores
- aplicações: exemplos / simulações / vídeos
- (modelagem do individuo)
- exemplos: woxbot / genpolis

22out Algoritmos Genéticos

- discussão de formas de aplicação de AG a problemas propostos (modelagem em grupo)
- exercício em aula – modelagem de problemas
 - WOXBOT
 - Mobilidade Urbana

TEMA 2: Deep Learning (outras aplicações) / Outras Técnicas

29out Experiencia Projeto Mobilidade Urbana

04nov Deep Learning

- Modelagem / Arquiteturas / Ferramentas
- Apresentação e Discussão de Casos
- Outras aplicações (mobilidade, SIGGRAPH)

05nov Outras Técnicas Inteligência Computacional

- Exercício em aula – modelagem de um problema de transito
- Inferência (correlação de informações)

11nov Outras Técnicas Inteligência Computacional

- Inteligência Artificial / Computação Cognitiva
- Autômatos Celulares

PROVA

18nov (PROPOSTA) Segunda !

- Partes dos Profs Emilio & Marcio

E-Disciplinas

PSI3472 2019

Desativar edição

Editar

Adicionar uma atividade ou recurso

Informações Gerais

Editar

As aulas do prof. Hae serão na sala de computadores C1-10. As aulas dos professores Emilio e Márcio serão na sala B2-09. Para acompanhar esta disciplina, é altamente recomendável que o aluno conheça o conteúdo ensinado em PSI3471 Fundamentos de Sistemas Eletrônicos Inteligentes.

Segundas-feiras 9:20-11:00	Terças-feiras 7:30-9:10
05/08 - Hae 1	06/08 - Hae 2
12/08 - Hae 3	13/08 - Hae 4
19/08 - Hae 5	20/08 - Hae 6
26/08 - Hae 7	27/08 - Hae 8
02/09 - Sem. Pátria	03/09 - Sem. Pátria
09/09 - Emilio 1	10/09 - Emilio 2
16/09 - Sem. de provas	17/09 - Sem. de provas
23/09 - Emilio 3	24/09 - Emilio 4
30/09 - Emilio 5	01/10 - Emilio 6
07/10 - Emilio 7	08/10 - Emilio 8
14/10 - Márcio 1	15/10 - Márcio 2
21/10 - Márcio 3	22/10 - Márcio 4
28/10 - Func. Público	29/10 - Márcio 5
04/11 - Márcio 6	05/11 - Márcio 7
11/11 - Márcio 8	12/11 - Semana de provas (INCLUI PSI3472)
18/11 - Semana de provas (INCLUI PSI3472)	19/11 - Semana de provas (INCLUI PSI3472)



Contato

Preferencialmente via e-disciplinas

Sala: A2-53

Email: marcio.netto@usp.br



Background

Engenharia Eletrônica / Computação

Computação Gráfica & Processamento de Alto Desempenho

Ciência Cognitiva & Vida Artificial

Inteligência Computacional

TEMA 1

Aula 1

TEMA 1

Computação Evolucionária

Aula 1

14out

- princípios (adaptativa, evolucionária, aprendizagem)

Computação Evolucionária

Sistemas Evolutivos Artificiais: Paradigmas Biológicos

Paradigmas de computação baseados em biologia

- Vida
 - Vida Artificial
 - Simulação computacional de sistemas vivos
- Inteligência
 - Inteligência Artificial
 - Simulação computacional de sistemas inteligentes

Computação Evolucionária

Sistemas Evolutivos Artificiais: Paradigmas Biológicos

Sistemas adaptativos e evolutivos

- Algoritmos evolucionários e genéticos

Outros paradigmas matemáticos p simulação de sistemas adaptativos

Autômatos celulares e autômatos finitos

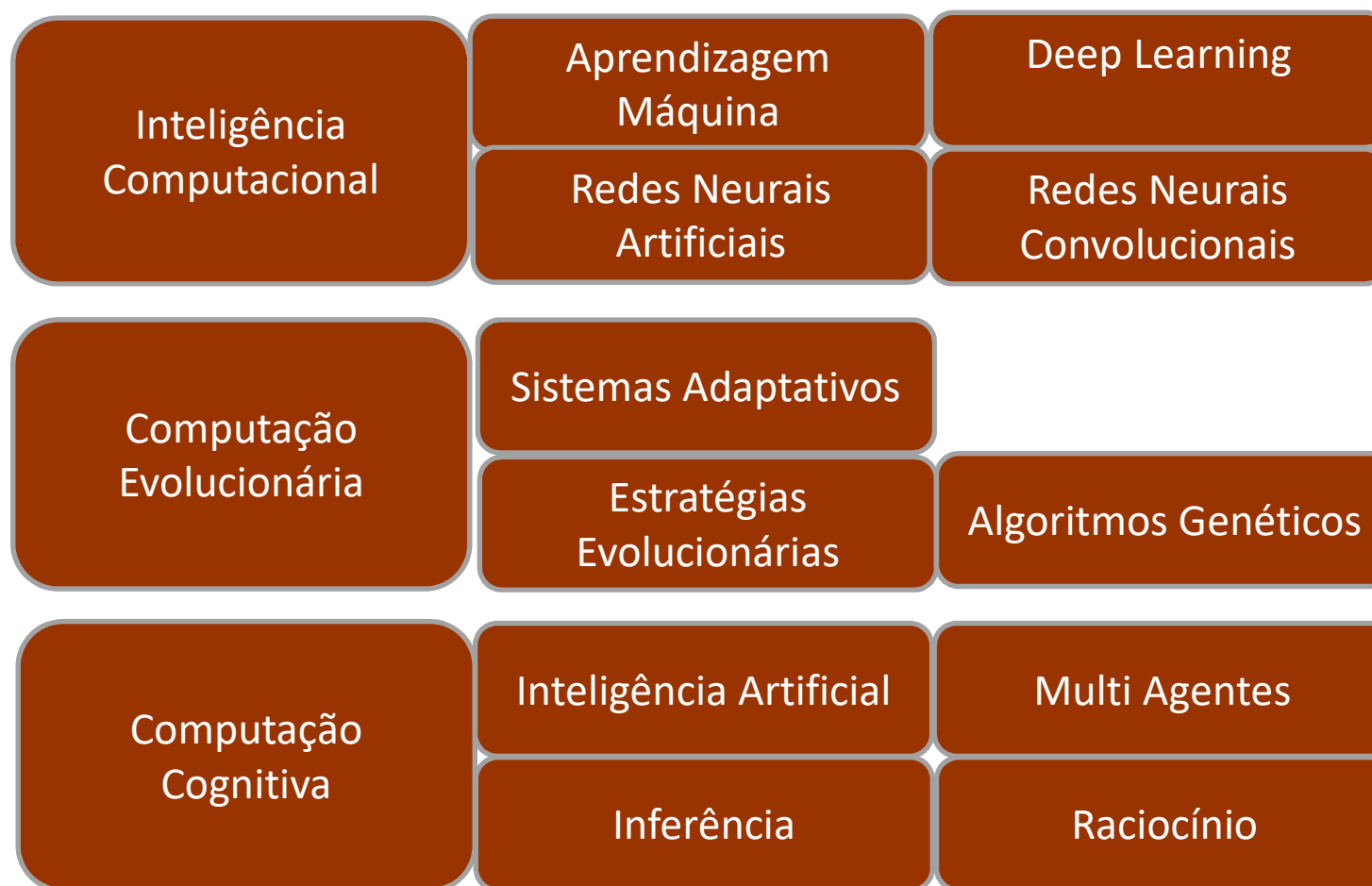
Computação Evolucionária

Sistemas Evolutivos Artificiais: Paradigmas Biológicos

Inteligência Computacional

- Computação neural – indutiva
 - consenso progressivo a partir de experiências diversas
 - métodos estatísticos
- Inteligência artificial simbólica (lógica) - dedutiva
 - lógica dedutiva
 - Lógica Fuzzy (nebulosa)
- Soluções híbridas em inteligência computacional

Contextualização



Contextualização

Sistema Inteligente

Sistemas inteligentes

- Tem a capacidade de resolver certos problemas para os quais foram concebidos
- Comportamento inteligente se manifesta
 - Procedendo segundo a inteligência que lhes foi imputada, ou
 - Seguindo os padrões de convergência das ações passadas
- Permitindo assim desempenhar bem seus propósitos
- Automato (FSM)
- Programa Computacional
- Rede Neural treinada

Contextualização

Sistema Adaptativo / Computação Adaptativa

Sistemas adaptativos

- Tem a capacidade de se modificar, assumindo formas e comportamentos mais adequados para desempenhar bem seus propósitos
- Automato Adaptativo
- Programa Computacional aperfeiçoando sua base de conhecimento (usada para suas ações)
- Rede Neural sendo treinada

Contextualização

Sistema Adaptativo / Computação Adaptativa

Sistemas adaptativos

- Inspiração na natureza e particularmente em sistemas biológicos
 - Evolutivo (com capacidade de aperfeiçoamento)
 - Propriedade da espécie
 - Avanços acumulados ao longo de gerações
 - A natureza conduz a evolução (externa)
 - Exemplos
 - Computação Evolutiva
 - Algoritmos Genéticos

Contextualização

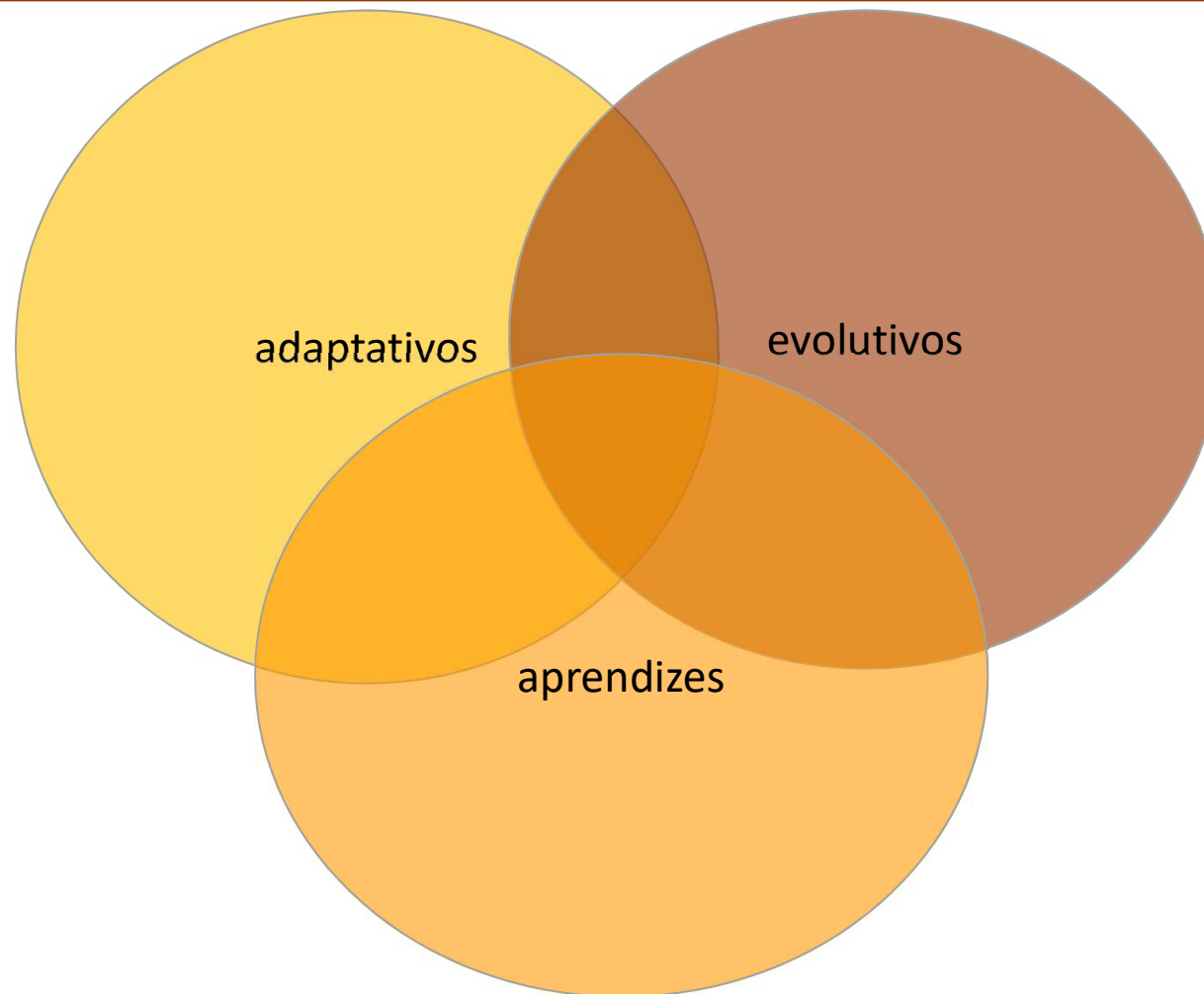
Sistema Adaptativo / Computação Adaptativa

Sistemas adaptativos

- Inspiração na natureza e particularmente em sistemas biológicos
 - Aprendiz (com capacidade de aprendizado)
 - Propriedade do indivíduo
 - Conhecimento adquirido pelo indivíduo
 - O indivíduo conduz o aprendizado (interna)
 - Exemplos
 - Inteligência Artificial Simbólica (IAS ou IA)
 - Rede Neural Artificial (RNA ou RN)

Contextualização

Sistema Adaptativo / Computação Adaptativa



Contextualização

Sistema Adaptativo / Computação Adaptativa

Capazes de se ajustar

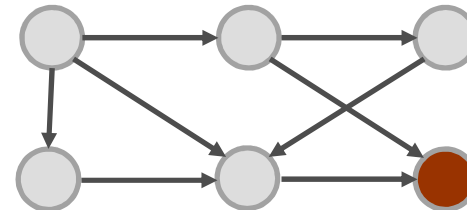
- Controle adaptativo (sistemas)
 - Auto adaptativo (autônomo)
- Automata adaptativos (computação)
 - A: Maquinas capazes de realizar uma tarefa
 - A²: Maquinas capazes de se ajustar para melhor realizar uma tarefa
 - De forma supervisionada
 - De forma autonoma

Contextualização

Sistema Adaptativo / Computação Adaptativa

Automato

- MEF capaz de realizar procedimentos inteligentes
 - A inteligência é incorporada ao autômato pelo seu criador
 - Refletida na função (comportamento) embutida na estrutura desta máquina
 - A sequência de estados visitados depende das condições externas (entradas)



Contextualização

Sistema Adaptativo / Computação Adaptativa

Automato

- Condições observadas (entradas)
- Estados ou Ações (saídas)

Evolução temporal

sequência de estados visitados em função das entradas

- M1 s0/e1:s2 s2/e3:s2 s2/e4:s1 s3/e1:s4 s4/e3:s1
- M1 s0/e1:s2 s2/e2:s1 s1/e5:s4 s4/e1:s3 s3/e4:s1
- M2 s0/e1:s3 s3/e3:s2 s2/e1:s3 s3/e1:s2 s2/e1:s3
- M2 s0/e1:s3 s3/e2:s3 s3/e5:s2 s2/e1:s3 s3/e4:s1

Contextualização

Sistema Adaptativo / Computação Adaptativa

Automato

Tabela de transições

sequência de estados visitados em função das entradas

- M1
- $s_0/e_1:s_2$ $s_2/e_3:s_2$ $s_2/e_4:s_1$ $s_1/e_0:s_3$ $s_3/e_1:s_4$ $s_4/e_3:s_1$

si/e:sf	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4
• 0	0	2	3	4	0	0	2	3	4	0
• 1	3	2	3	3	4	3	2	3	3	4
• 2	2	4	2	3	1	2	4	2	3	1
• 3	3	4	1	4	1	3	4	1	4	1
• 4	1	2	4	1	2	1	2	4	1	2

Contextualização

Sistema Adaptativo / Computação Adaptativa

Automato

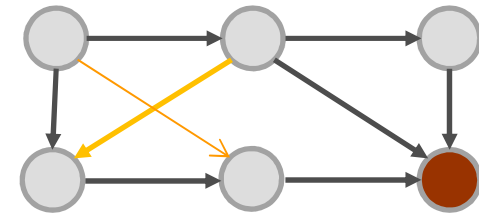
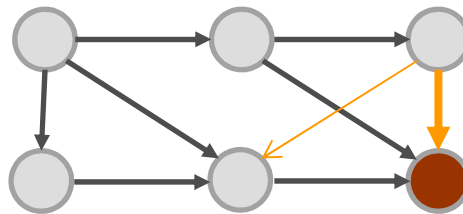
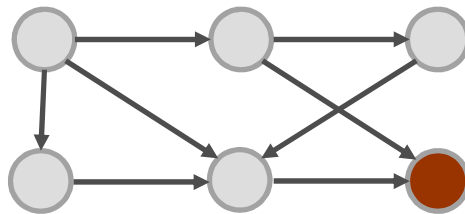
- É possível ajustar a MEF para que ela tenha um comportamento condizente com certas expectativas
 - Cujas sequências de saídas em função das entradas estejam em conformidade com expectativas dos projetistas
 - Isso pode ser feito explicitamente pelo projetista
 - Ou de forma automática (adaptativa) a partir de ajustes sucessivos

Contextualização

Sistema Adaptativo / Computação Adaptativa

Automato Adaptativo

- Avanço (alteração) sucessivo da estrutura com reflexos na função (comportamento) nela embutido
- Novos comportamentos podem se manifestar



Contextualização

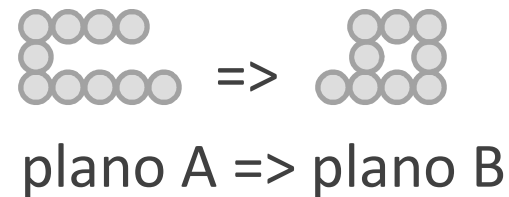
Sistema Evolucionário / Computação Evolucionária

- Quando a adaptação ocorre por processos evolucionários
- Capaz de evoluir e assim sucessivamente refinar sua capacidade para corresponder a um objetivo
 - Se conformar para resolver um problema (ou encontrar uma forma / solução adequada para o problema)
 - Otimização – encontrar uma boa solução num universo imenso de possibilidades
 - Ex: Algoritmo Genético (AG)

Contextualização

Sistema Evolucionário / Computação Evolucionária

- Capazes de evoluir
 - Modificação sucessiva de
 - um objeto
 - forma/estrutura: proteína
 - função: plano semafórico
 - um comportamento
 - como no caso anterior: FSM



Contextualização

Sistema Evolucionário / Computação Evolucionária

- Capazes de evoluir
 - Tem a capacidade de evoluir (se aperfeiçoar), assumindo formas e comportamentos mais adequados para desempenhar bem seus propósitos
 - Normalmente pressupõe um incremento de complexidade
 - Inspiração na natureza e particularmente em sistemas biológicos
 - Evolução das espécies

Contextualização

Sistema Evolucionário / Computação Evolucionária

- Capazes de evoluir
 - Emergência
 - Característica de sistemas dinâmicos complexos
 - Surgimento de novos comportamentos não previstos
 - Auto Organização
 - Capacidade intrínseca de sistemas adaptativos complexos
 - Sucessivos ajustes contrapondo evolução e balanceamento

Contextualização

Sistema Evolucionário / Computação Evolucionária

- Sistemas evolutivos
 - Algoritmos evolucionários
 - Exploram algum paradigma evolucionário para transformar o sistema permitindo sua evolução (genérico)
 - Algoritmos genéticos
 - Exploram um modelo de codificação genética para representar sistemas que evoluem em decorrência de operações realizadas no domínio genético

Contextualização

Sistema Aprendiz / Aprendizagem Computacional

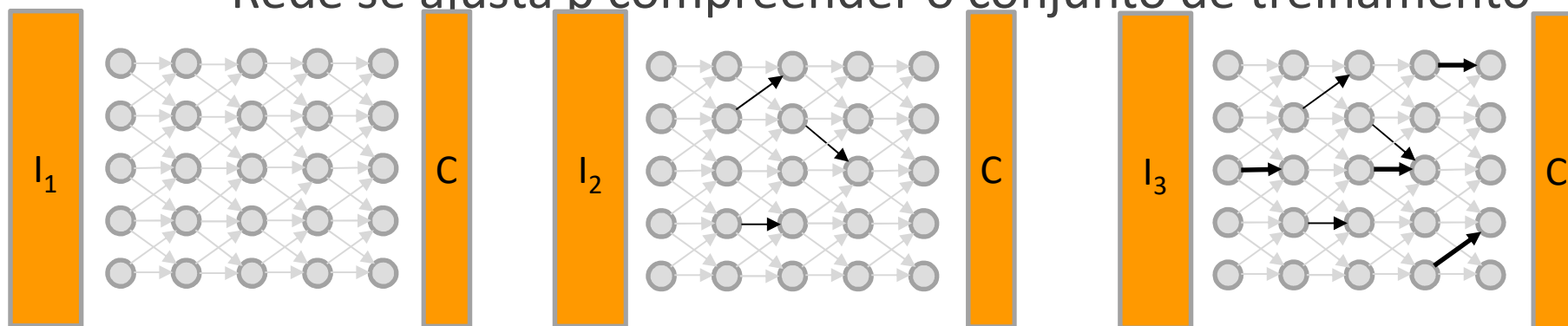
- Capazes de aprender
 - adquirir algum conhecimento/informação
 - mudar seu comportamento em função do que foi adquirido
 - se ajustar para efetuar algum procedimento
 - Ex: reconhecimento de uma classe de padrões
 - Ex: Redes Neurais Artificiais (ANN)

Contextualização

Sistema Aprendiz / Aprendizagem Computacional

Aprendizagem Computacional

- RNA
 - Implícita (escondida na importância das conexões)
 - Base de treinamento ($I_1, I_2, I_3, \dots$)
 - Ajustes sucessivos (backpropagation)
 - Rede se ajusta p compreender o conjunto de treinamento

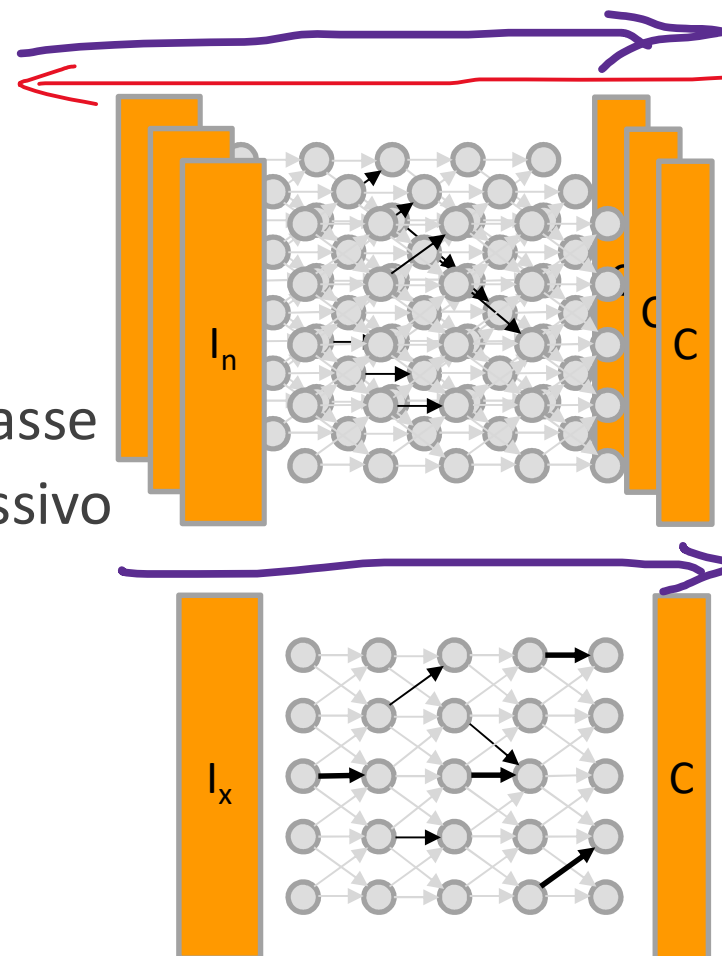


Contextualização

Sistema Aprendiz / Aprendizagem Computacional

Aprendizagem Computacional

- RNA
 - Fase 1:
 - Treinamento
 - Vasto conjunto de imagens da classe
 - Ajustes de refinamento sucessivo
 - Fase 2:
 - Reconhecimento
 - Classificação



Contextualização

Sistema Aprendiz / Aprendizagem Computacional

- Sistema aprendiz
 - Possuem capacidade de aprendizado
 - Inferir novos conhecimentos a partir de outros já adquiridos
 - Aprendizado por ensinamento (professor)
 - Aprendizado por observação (autonomo passivo)
 - Aprendizado por experimentação (autonomo criativo)
 - Permitem a expansão da base de conhecimento
 - Mantem portanto um registro do seu conhecimento
 - De forma implícita (RNA) ou explícita (IAS)

Contextualização

Sistema Aprendiz / Aprendizagem Computacional

- Sistema aprendiz
 - Diferentes formas de aprendizado
 - Inteligencia Artificial Simbolica (IAS / IA)
 - Tem dentre seus temas de interesse a questão do aprendizado
 - Aprendizado em agentes inteligentes
 - » A questão da expansão do conhecimento
 - » Agregação de novas informações
 - Aprendizado em multi-agentes
 - » Aprendizado distribuido
 - » Conhecimento comunitário (swarm computing)

Contextualização

Sistema Aprendiz / Aprendizagem Computacional

- Sistema aprendiz
 - Diferentes formas de aprendizado
 - Rede Neural Artificial (RNA)
 - A questão do aprendizado é intrínseca às RNAs
 - Conhecimento fica distribuído na rede
 - » “Holografia” (cada parte tem contribuição para o todo)

Computação Evolucionária

Problemas

- Existem problemas cuja solução é encontrada seguindo uma estratégia (sequencia de etapas)
 - Final é desconhecido, mas estratégias para cada etapa são conhecidas
 - Ex: Jogo xadrez (10^{120} possíveis combinações)

Computação Evolucionária

Problemas

- Existem problemas cuja solução é encontrada testando sua validade / nível de adequação
 - Sabe-se o que se procura, mas não como chegar lá
 - Destino é conhecido, mas não o percurso para atingi-lo
 - Síntese de medicamentos (síntese molecular)
 - Verifica quão apropriada a molécula é para o que se procura
 - Acoplamento estrutural (quão bom é o encaixe)
 - Combinação de boas moléculas tem mais chance de levar a moléculas ainda melhores

Computação Evolucionária

Possibilidades

- Sistemas criativos
 - tentativa e erro, com refinamento sucessivo
 - defina regras e condições de contorno
 - deixe o sistema experimentar !
 - Propor / Analisar / Refinar (iterativamente)
- Aplicações (*Evolutionary Design by Computer*)
 - Composição musical
 - Projetos arquitetônicos
 - Solução de problemas gerais

Computação Evolucionária

Evolução Natural

- Aquela observada na natureza
- Darwin
- Sucessivas (pequenas) alterações nos indivíduos
 - Mutação e reprodução (diversificação)
 - Seleção natural (adaptação)

TEMA 1

Aula 2

TEMA 1

Computação Evolucionária

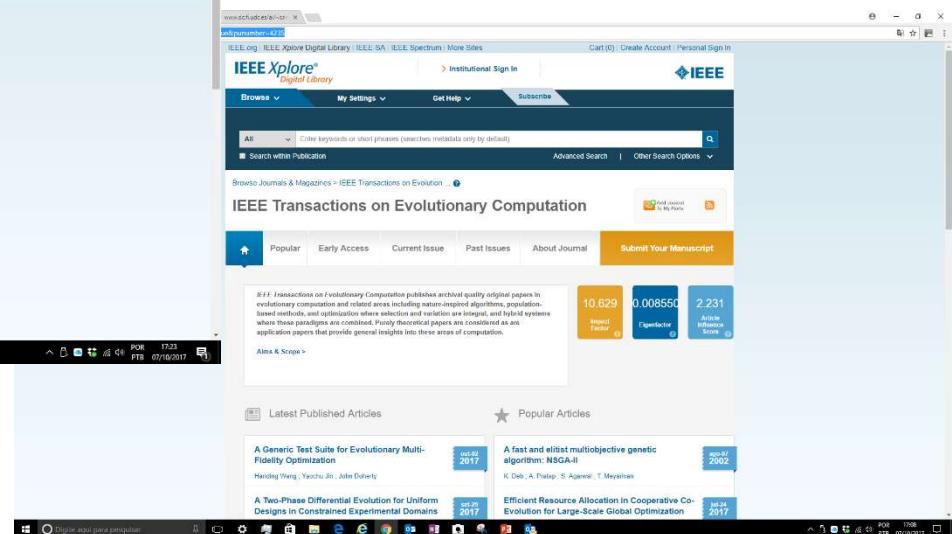
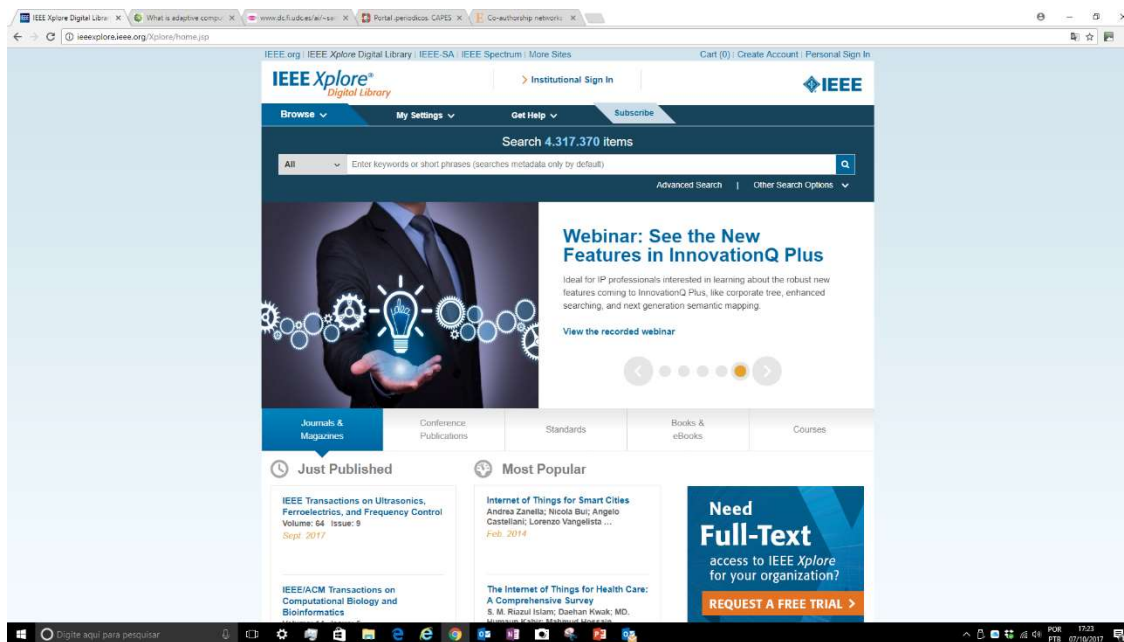
Aula 2

15out

- ferramentas de otimização - classe de problemas típicos

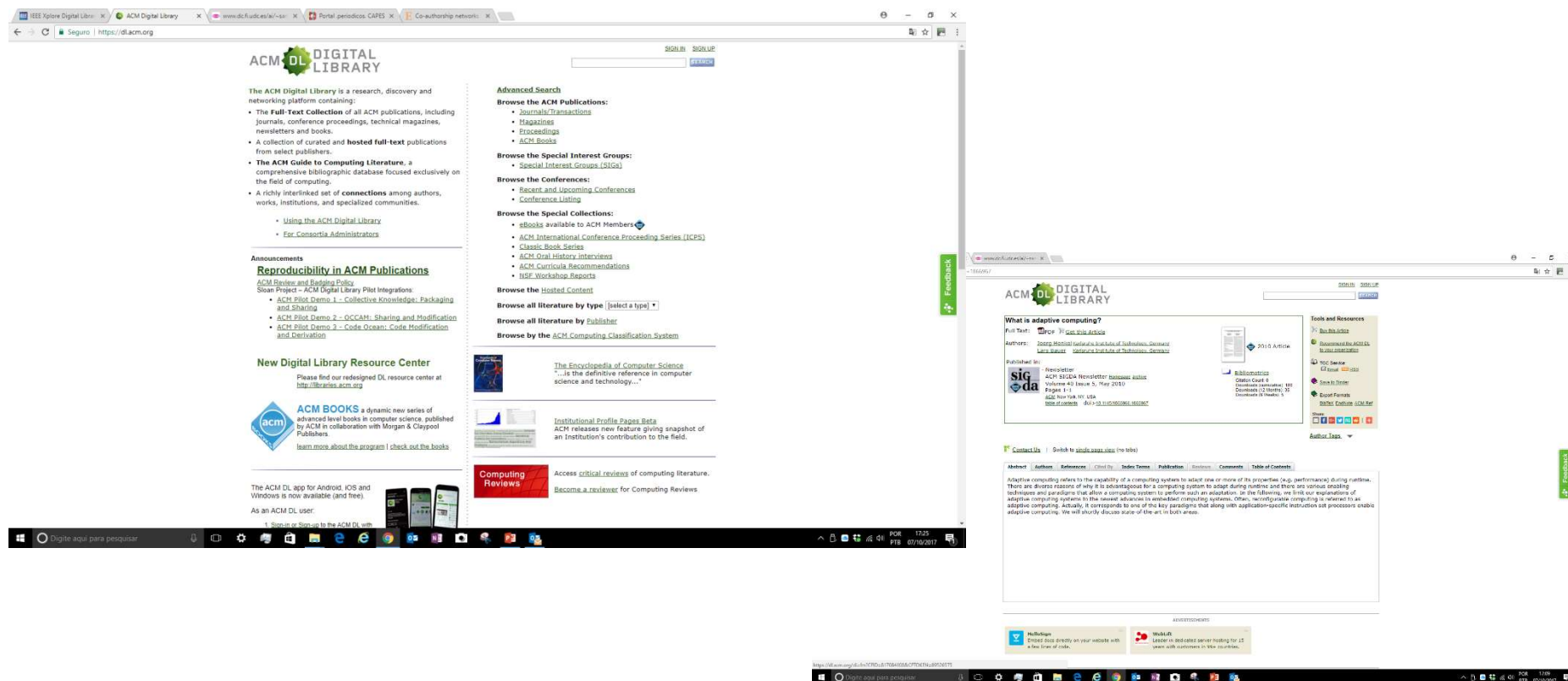
Referências

IEEE Xplore Digital Library <http://ieeexplore.ieee.org>



Referências

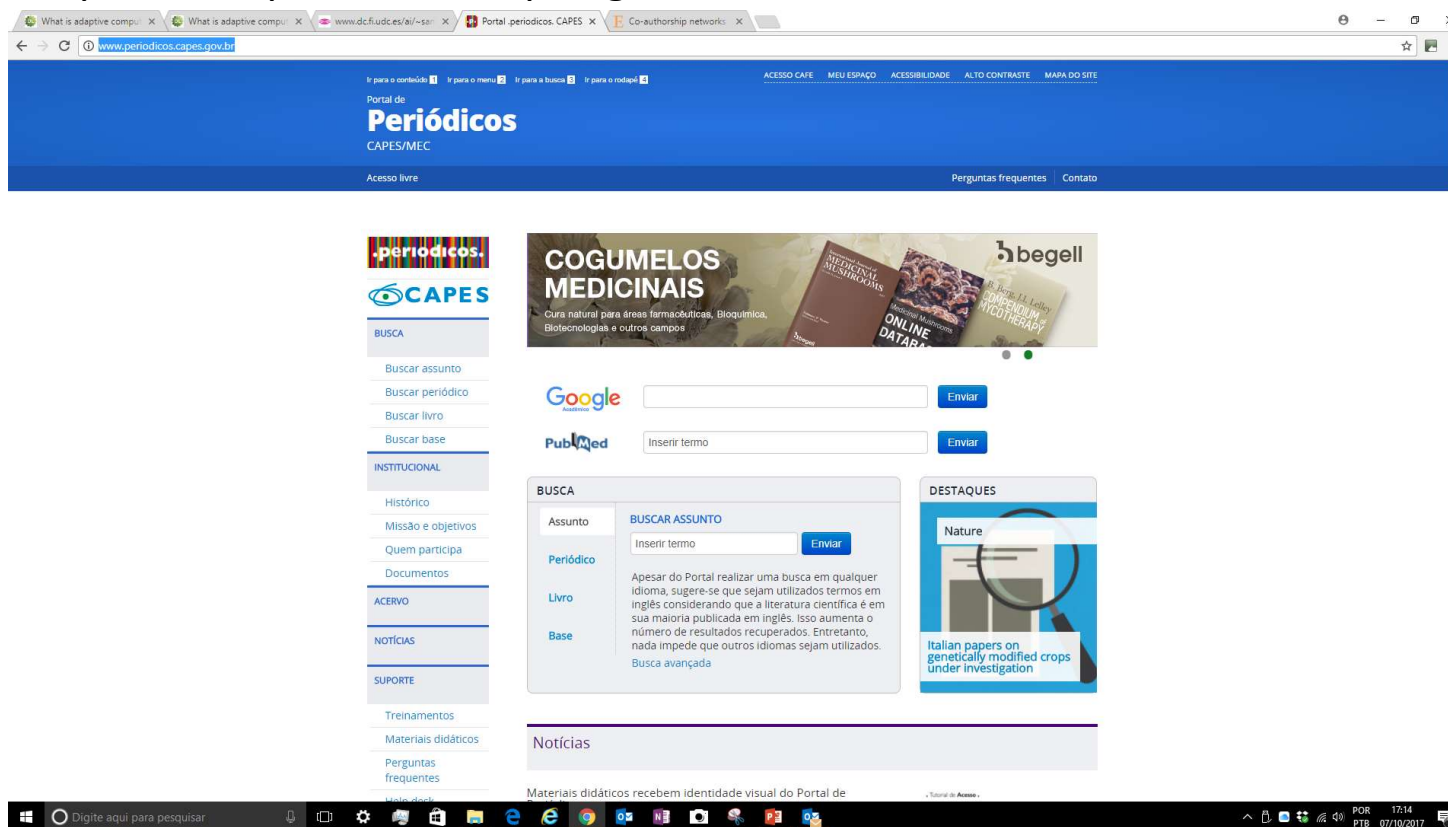
ACM Digital Library
<http://dl.acm.org/>



Referências

Portal Periódicos CAPES

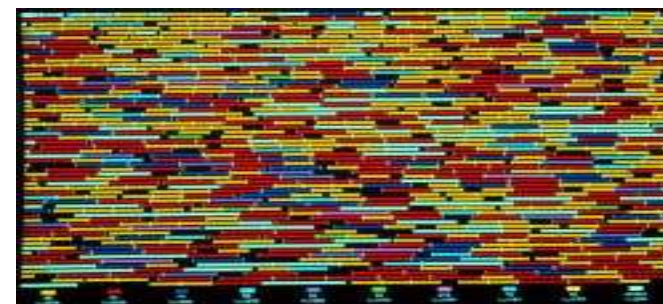
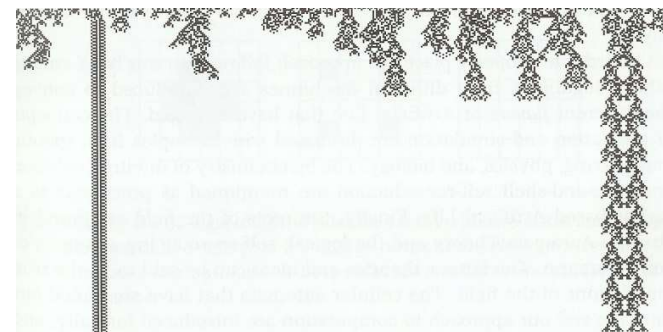
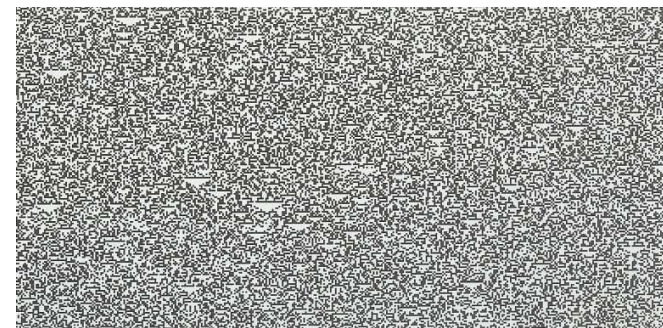
<http://www.periodicos.capes.gov.br/>



Computação Evolucionária

Sistemas Evolutivos Artificiais: Paradigmas Biológicos

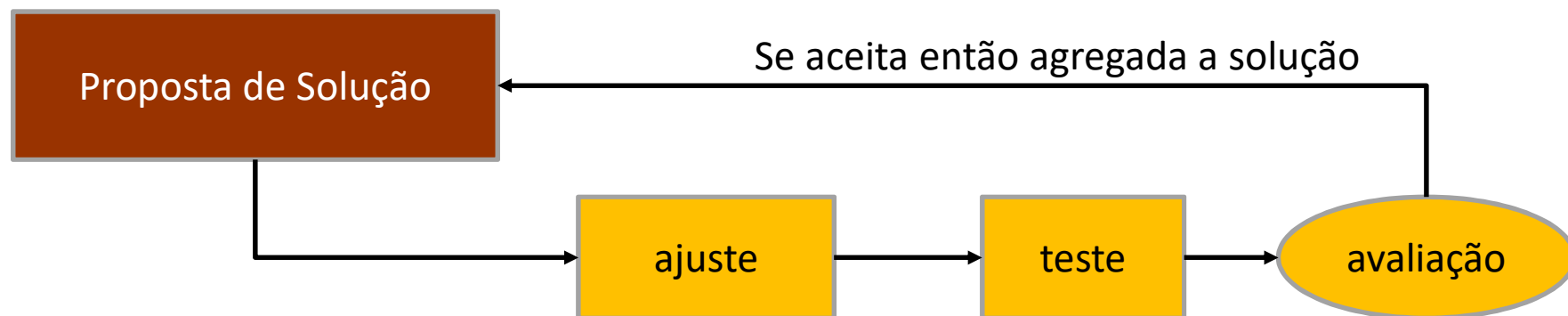
- Como evoluem ou se transformam os sistemas dinâmicos, enquanto sustentando algumas de suas características organizacionais ou comportamentais
- Relação de princípios matemáticos de sistemas auto-organizados, e de métodos estatísticos, com sua manifestação em sistemas biológicos
- Trata ainda da classe de procedimentos lógicos, retratados pela IA, de que são capazes os humanos



Computação Evolucionária

Sistemas Evolutivos Artificiais

- Computação Evolutiva
- Computação de avanços sucessivos
 - Ajustes
 - Testes e avaliações



Computação Evolucionária

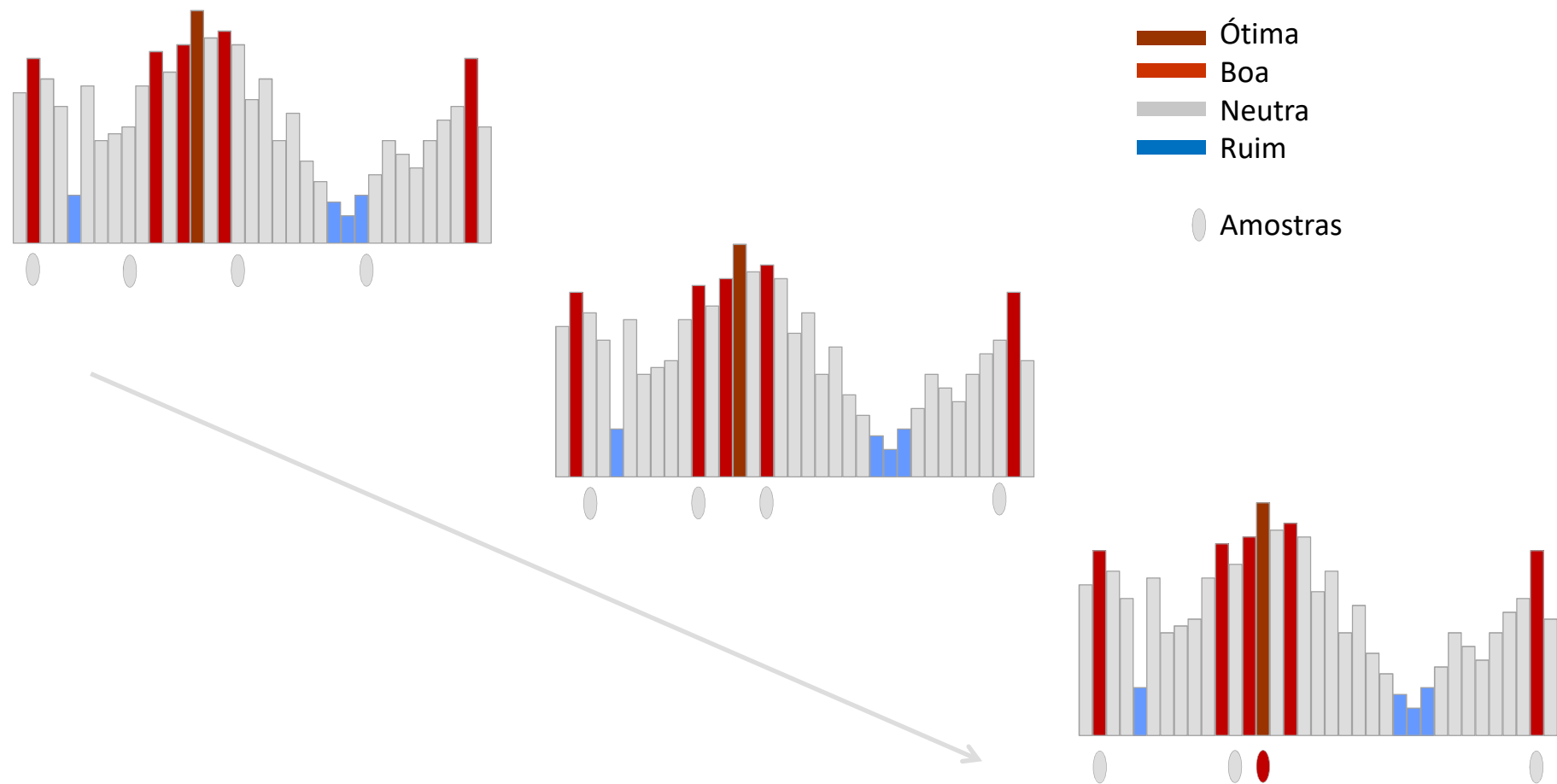
Sistemas Evolutivos Artificiais



- Como proceder para com um pequeno número de amostras (quando comparado ao número total de exemplares) conseguir encontrar o que se procura
 - Tipicamente o maior (menor) valor
 - Usando algum mecanismo de ajuste sucessivo

Computação Evolucionária

Sistemas Evolutivos Artificiais



Computação Evolucionária

Sistemas Evolutivos Artificiais

- Entende-se cada individuo como uma particular solução (candidata) do problema, e o espaço de soluções como aquele que contempla a todas as possíveis soluções
- A exploração de diferentes indivíduos permite vasculhar o enorme espaço de soluções, e desta forma a partir de um processo de sucessivo refinamento caminhar para encontrar uma solução senão ótima, ao menos muito boa

Computação Evolucionária

Sistemas Evolutivos Artificiais

- Particularmente indicado em casos em que o espaço de soluções é muito grande (ex: 10^{30})
 - ou seja situações em que é explorar todas as soluções na busca da melhor é algo intratável
 - e em que não há conhecimento da função que qualifica cada solução
 - se houver e for conhecida pode-se ter uma solução analítica simples – ex função linear, ou derivável, basta ver o seu máximo!

Computação Evolucionária

Sistemas Evolutivos Artificiais

- Procura-se resolver o problema usando apenas um numero sensivelmente menor que o total
 - Ex: num espaço de 10^{30} elementos (intratável)
testar apenas 10^5 amostras (tratável)
 - Como escolher os 10^5 que sejam representativos?
 - Explorando coerência entre as melhores soluções e refinando este processo

Computação Evolucionária

Sistemas Evolutivos Artificiais

- Uma grande diversidade de métodos computacionais e princípios matemáticos são aplicáveis para o desenvolvimento de sistemas adaptativos, inteligentes e eventualmente até mesmo conscientes
- A consolidação e extensão dos mesmos tem favorecido sua maior integração, com o que sistemas vivos e cognitivos artificiais começam a se tornar mais e mais sofisticados e complexos

Computação Evolucionária

Sistemas Evolutivos Artificiais

- Aulas da próxima etapa ilustrarão métodos computacionais como algoritmos genéticos usados com êxito para estes propósitos
- Alguns exemplos demonstram a potencialidade deste tipo de computação, além de ressaltar sua relação com a biologia, seja enquanto inspiradora para vários deles, seja enquanto objeto de aplicações que possam ser desenvolvidas

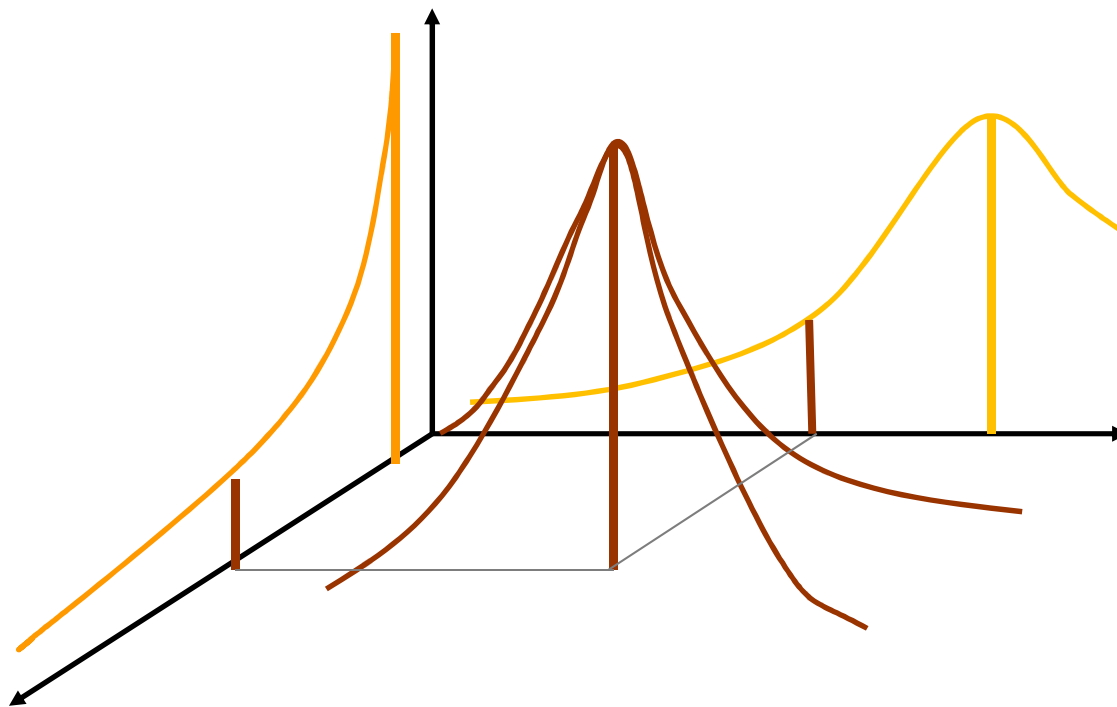
Computação Evolucionária

Métodos Otimização

- Diversos problemas são multidimensionais
 - Influenciados por diferentes variáveis (dimensões)
 - Nestes casos cada solução é encontrada a partir de um particular ajuste de cada uma de suas variáveis independentes (dimensões)
 - A busca por uma solução ótima pode ser tarefa altamente complexa ou enfadonha
 - A solução ótima pode não corresponder aquela em que se maximizou seu desempenho a partir do ajuste independente de cada entrada

Computação Evolucionária

Métodos Otimização



Computação Evolucionária

Métodos Otimização

- Diversas técnicas foram desenvolvidas para tratar de problemas desta natureza
 - Muitos tem bom desempenho (ou se aplicam) a certas classes de problemas mas não a outras
 - Já outros, como AG são genéricos e podem ser aplicados com bons resultados a quaisquer problemas desta natureza (multidimensionais)
 - Os AG são ainda recomendados em problemas cuja enumeração (dimensão) são tipicamente intratáveis por outros meios

Computação Evolucionária

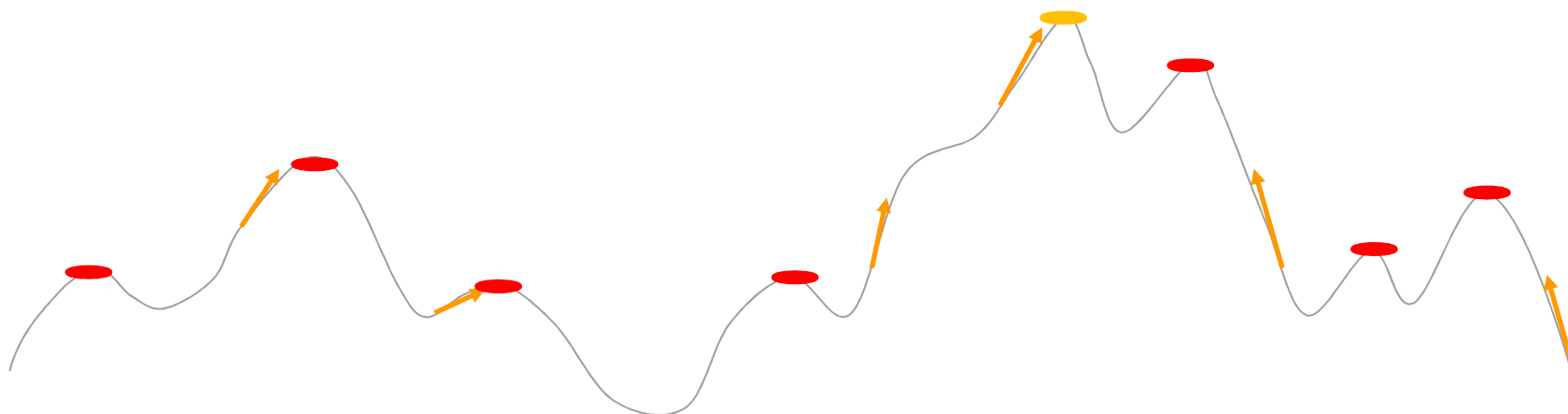
Métodos Otimização

- Método clássico: Gradiente Descendente (Ascendente)
 - Conhecida uma função, a partir da observação (calculo) de seus valores em pontos inicialmente aleatórios, pode-se continuamente procurar nas suas vizinhanças considerando o gradiente da função nestes pontos, outros melhores
 - Dando cada passo no sentido montanha acima ou abaixo.

Computação Evolucionária

Métodos Otimização

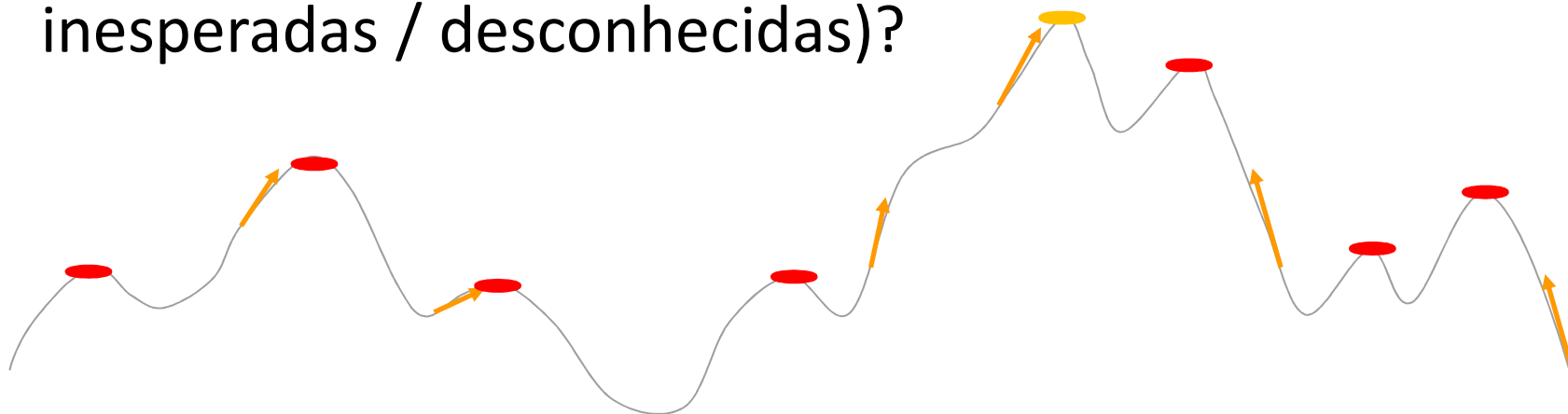
- Método clássico: Gradiente Descendente (Ascendente)
- Permite encontrar máximos (mínimos locais), mas não garante que seja encontrado o máximo (mínimo) global



Computação Evolucionária

Métodos Otimização

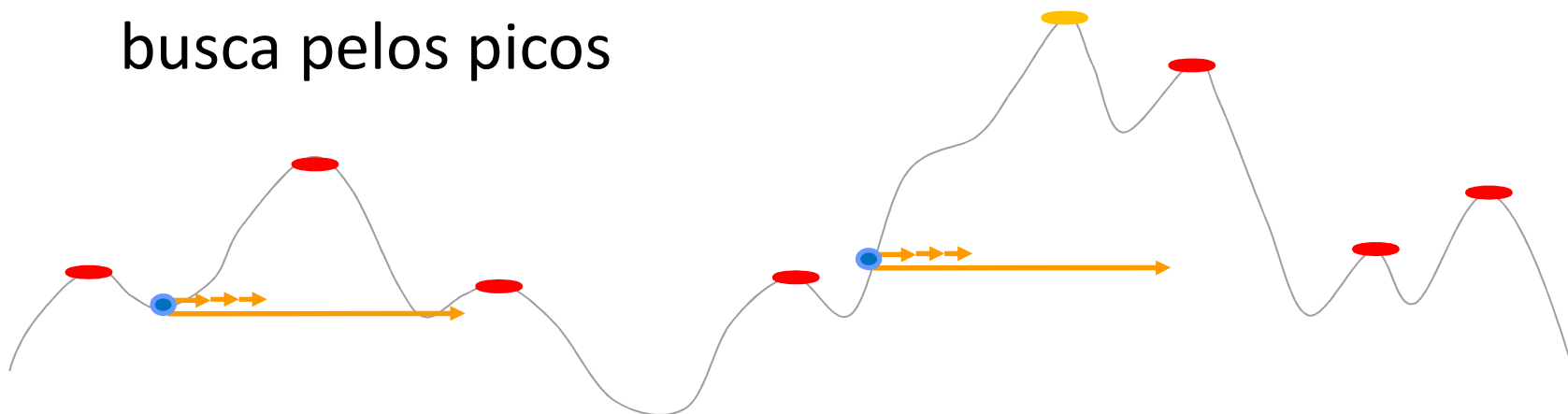
- E quando a função não tem uma forma analítica conhecida? Como proceder (não dá para derivar e encontrar os pontos de máximo/mínimo)
- E quando elas são mal comportadas (variam de formas inesperadas / desconhecidas)?



Computação Evolucionária

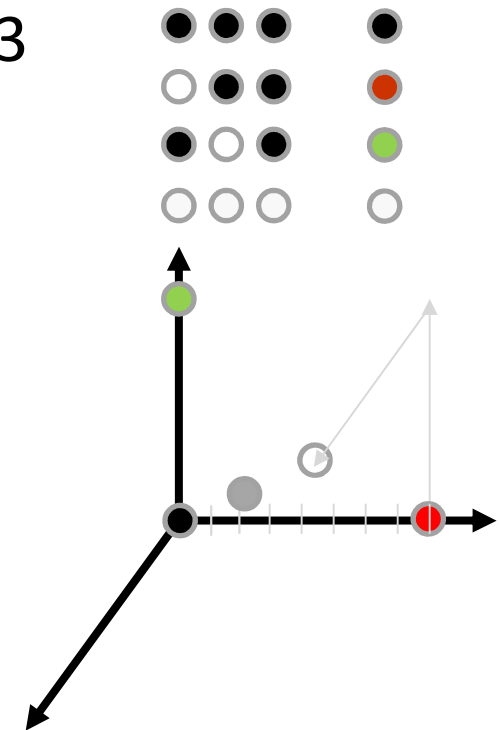
Métodos Otimização

- Ajuste sucessivo dos passos
 - Grandes demais podem ultrapassar o ponto procurado
 - Muito pequenos levam a um tempo excessivo na busca pelos picos



Representação no espaço de estados

- Seja uma imagem de 3 pixels
 - Cada pixel pode ser representado como uma dimensão
 - Portanto temos um espaço de dimensão 3
 - Cada eixo representa um pixel
 - E seu valor a intensidade deste pixel
 - ex 8 tons de cinza
 - Portanto, cada uma das 512 imagens possíveis corresponde a um ponto deste espaço $8^3 = 512$



Representação no espaço de estados

- Seja uma imagem de 100 x 100
 - 10.000 pixels
 - Cada pixel pode ser representado como uma dimensão
 - Portanto temos um espaço de dimensão 10 K
 - Cada eixo representa um pixel
 - E seu valor a intensidade ou cor daquele pixel
 - ex 256 tons de cinza
 - Portanto, cada imagem possível de ser formada nesta matriz 100x100 tem correspondência a um ponto deste espaço 256^{10K}
 - Temos que encontrar métodos eficientes para tratar isso!

TEMA 1

Aula 3

TEMA 1

Algoritmos Genéticos

Aula 3

21out

- fundamentos: conceito / modelo / operadores / algoritmo

Artificial Life

Karl Sims – Evolving Creatures (1994)

https://www.youtube.com/watch?v=JBgG_VSP7f8

Morfologia

- corpo: membros / articulações
- controle: propósito / movimentos & ações
- evolução genética

Algoritmo Genético

Caixeiro viajante (traveling salesman)

<https://www.youtube.com/watch?v=KdrfFFWwWiU>

<https://www.youtube.com/watch?v=Lw-91UORjx4>

<https://www.youtube.com/watch?v=q6fPk0--eHY>

Adaptação genética de redes neurais

<https://www.youtube.com/watch?v=8V2sX9BhAW8>

Algoritmos Evolucionários e Genéticos

categorias / propostas

Algoritmos evolucionários

- Algoritmos (estratégias) evolucionários
 - (Rechenberg, 1965)
 - Métodos para evolução de soluções de problemas
- Programação evolucionária
 - (Fogel, 1966)
 - Quando aplicados para o desenvolvimento de programas
- Algoritmos genéticos
 - (Holland, 1975)
 - Métodos evolutivos baseados no uso de codificação genética
- Programação genética
 - (Koza, 1992)
 - Quando aplicados para o desenvolvimento de programas

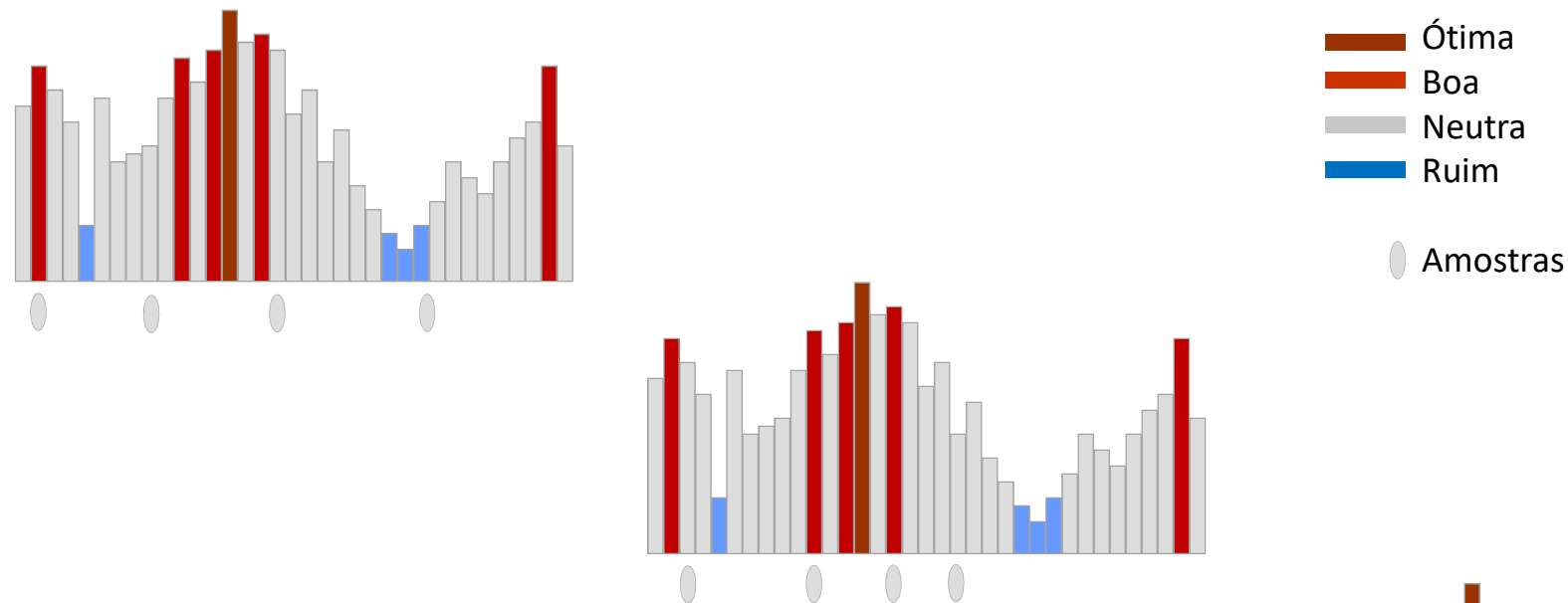
Algoritmos Evolucionários e Genéticos

fundamentos

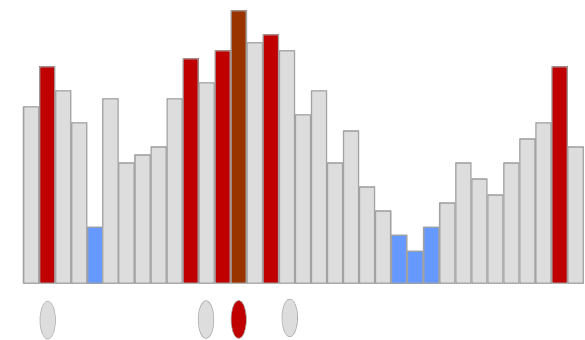
O que é?

- mecanismo de busca num espaço de soluções
- Buscamos uma solução (indivíduo) num espaço de soluções
 - Um bom indivíduo
 - Esperando poder encontra-lo sem precisar testar todos!!!
 - Com base em alguma coerência entre vizinhos
 - Quem está por perto não costuma ser tão diferente

Algoritmos Evolucionários e Genéticos fundamentos



AG é um procedimento para escolher sucessivas amostras com a expectativa de chegar cada vez mais próximo da melhor situação



Algoritmos Evolucionários e Genéticos

fundamentos

Quando é interessante?

- Quando a dimensão deste espaço é intratável
 - Ou seja quando não se pode testar cada solução pelo fato de que tal ação excede em muito a capacidade (tempo) disponível
- Ex dimensões intratáveis:
 - $\sim 10^{80}$ número átomos universo
 - $\sim 10^{120}$ número de possíveis estados no xadrez
 - 10^{6000} 6.000 semáforos em SP; 10 estados/semáforo

Algoritmos Evolucionários e Genéticos

fundamentos

A exploração de diferentes indivíduos permite vasculhar o enorme espaço de soluções

- entendendo-se cada indivíduo como uma particular solução do problema, e o espaço de soluções como aquele que contempla a todas as possíveis soluções

Particularmente indicado em casos em que o espaço é muito grande (ex: 10^{30})

- situações em que explorar todas as soluções na busca da melhor é algo intratável, e em que não há conhecimento da função que qualifica cada solução (se houver e for conhecida pode-se ter uma solução analítica simples – ex função linear, ou derivável, basta ver o seu máximo!)

Algoritmos Evolucionários e Genéticos

fundamentos

Computação evolucionária

- Métodos *bottom-up* para desenvolvimento de sistemas e processos
- Podem apresentar princípios associados à
 - Criatividade
 - Emergência (surgir algo novo)

Algoritmos Genéticos

princípios

Algoritmos genéticos

- Princípio
 - Método de embasamento estatístico
 - Sucessiva alteração de indivíduos numa população segundo um critério norteador do processo
 - Mecanismo de avaliação da qualidade dos indivíduos (*fitness*)
 - Codificação genética dos indivíduos, sobre a qual operam os procedimentos de reprodução e mutação
 - Permitem manter boas (melhores) características dos indivíduos da população enquanto exploram também outras novas
 - Início: sistema exploratório – favorece novas características
 - Fim: sistema conservativo – favorece a manutenção das melhores características obtidas

Algoritmos Genéticos

princípios

Algoritmos genéticos

- Busca por caminhos para um destino
 - Identificar uma boa seqüência de etapas para atingir o objetivo
- Busca por soluções
 - Procurar por uma boa solução do problema (ou ótima)
 - Quando o espaço de possíveis soluções é de altíssima dimensão

Algoritmos Genéticos

princípios

Algoritmos genéticos

- Exemplo
 - Evolução de máquina de estados que define o comportamento de um robô virtual (WoxBot)
 - Máquina (estados e transições) codificada geneticamente
 - Métrica de avaliação de desempenho: o sucesso do robô em procurar pirâmides evitando cubos
 - Procedimentos de reprodução genética:
 - cruzamento
 - mutação

Algoritmos Genéticos

princípios

- Identificação do individuo (aquilo que se quer melhorar)
- Codificação genética do indivíduo (para permitir o uso de operadores genéticos)
- Criação de sucessivas gerações da população (diversos indivíduos com algumas diferenças entre si, representadas nas diferentes codificações genéticas)
- Avaliação e ranking de todos os indivíduos
- Criação de novos indivíduos (nova geração) a partir dos atuais por reprodução (combinação entre pais) e mutação (pequenas alterações aleatórias)

Algoritmos Genéticos

conceito

Indivíduo

- Cada solução é representada por um indivíduo

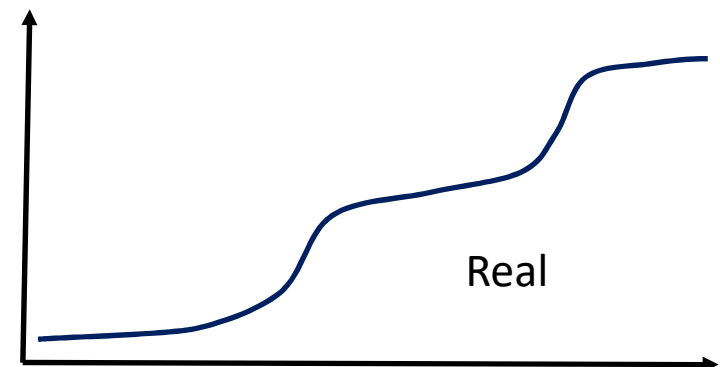
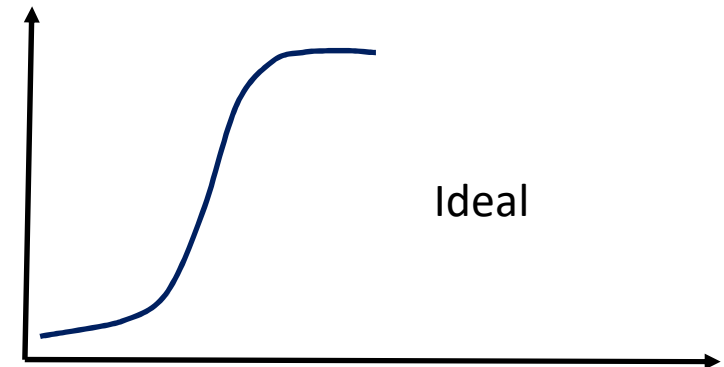
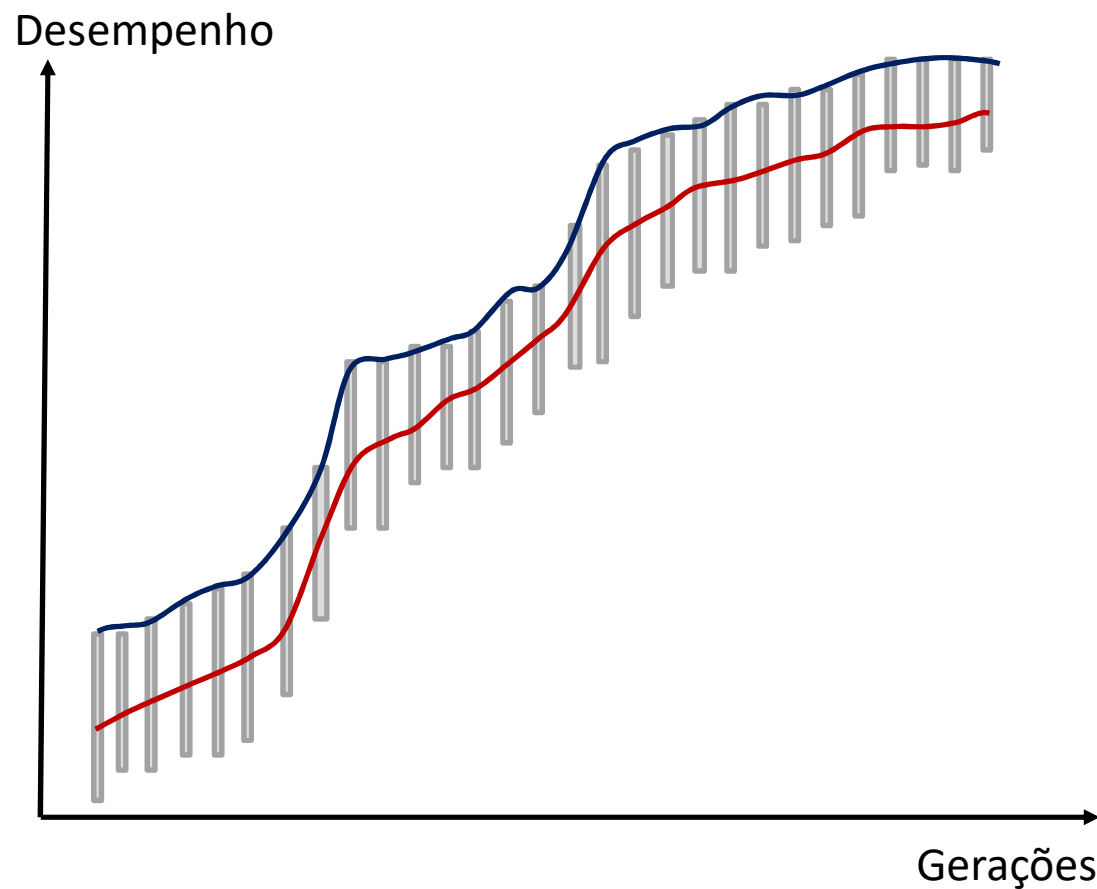
População

- Conjunto parcial de soluções é representado por uma população

Gerações

- Ao longo de diversas gerações se observa uma mudança no perfil dos indivíduos da população que vão se especializando (chegando mais próximos da melhor)

Algoritmos Genéticos conceito



Algoritmos Genéticos

modelo

Fenótipo

- O individuo em si
- Representa uma possível solução do problema tratado

Genótipo

- Uma codificação (binária) do indivíduo

Algoritmos Genéticos

modelo

A maior dificuldade esta em garantir a consistência do fenótipo com base no genótipo

- Correspondência biunívoca

Cada novo genótipo tem que poder corresponder a um fenótipo (indivíduo ou solução) possível (consistente)

- Modelos homogêneos
 - Fácil
- Modelos heterogêneos
 - Pode ser difícil
 - Eventualmente necessite de validadores do processo construtivo

Algoritmos Genéticos

modelo

Ex: individuo é um animal (consistência estrutural)

- O cruzamento (reprodução) deve produzir um novo individuo que mantenha as mesmas características dos seus pais, combinando-as
 - Pernas mais longas (pai) e braços mais curtos (mãe)
- O que não pode acontecer é por exemplo surgir algo com os pés na cabeça!

Algoritmos Genéticos

modelo

Embora o exemplo anterior pareça obvio, nem sempre é fácil de se garantir tal consistência

- Ex: individuo corresponde a um conjunto de rotas de ônibus
- Um novo individuo deve corresponder a um novo conjunto de rotas, mas deve-se garantir por exemplo que a cobertura das mesmas seja completa (toda a cidade)
- E ao se misturar dois conjuntos de rotas isso pode não ser trivial. Ex, o filho pode herdar dois conjuntos de rotas de uma região da cidade deixando outra região descoberta

Algoritmos Genéticos

modelo

O primeiro e talvez mais importante ponto a ser trabalhado quando se trabalha com algoritmos genéticos é o da especificação do modelo do individuo (fenótipo) e de um correspondente código (genótipo) que o represente

Não parece haver uma regra para isso. Cada projeto deve ser tratado independentemente, analisando suas características e procurando uma representação que permita uma manipulação consistente

Algoritmos Genéticos

operadores

Operadores agem sobre o genótipo com efeito sobre o fenótipo

Altera-se o código e com isso transforma-se o indivíduo

Algoritmos Genéticos

operadores

Reprodução

- novo individuo composto a partir da composição (partes) de seus pais
 - Pais escolhidos considerando probabilisticamente seus desempenhos
 - melhores levam vantagem, mas piores não são excluídos!

Mutação

- novo individuo transformado aleatoriamente
 - mutações tem baixa ocorrência (3% a 10%)
 - dentre as ocorrências as pequenas alterações são mais frequentes (lei das potencias inversas – terremotos!)

Algoritmos Genéticos

exemplo / procedimento

Representação / Codificação

Ex: Automato

- estados e transições

- número de estados (vamos considera-lo fixo)

- número de transições (entre mínimo e máximo)

- código: cada transição

 - implícito (posição no código): E_i/C

 - explícito (valor): E_f

6 estados / de 0 a 3 transições por estado

Algoritmos Genéticos

exemplo / procedimento

Representação / Codificação

Ex: Automato

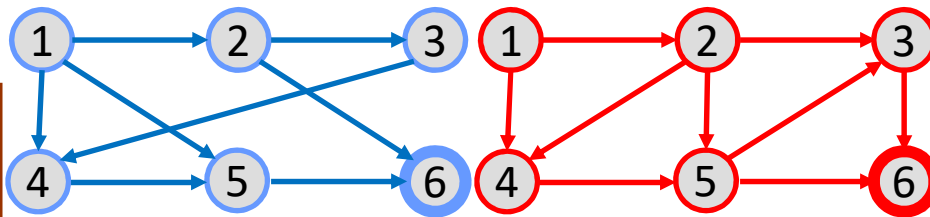
Cross Over

2 pais gerando 2 filhos

Compostos a partir de parte de cada um dos pais

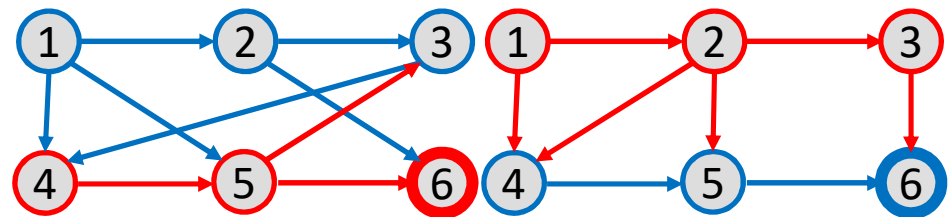
Algoritmos Genéticos

exemplo / procedimento



Reprodução 1 (1-3 / 4-6)

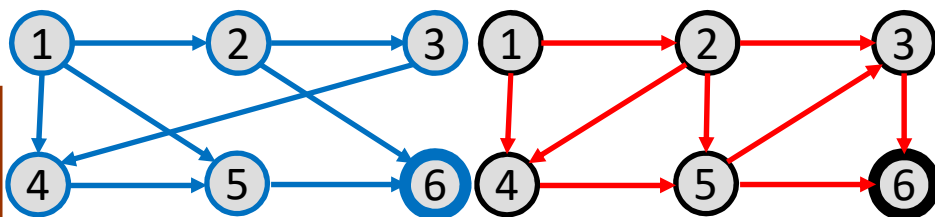
Ef: (Ei C)	a	b	c	Ef: (Ei C)	a	b	c
1	4	2	5	1	4	2	
2	3		6	2	3	4	5
3			4	3			6
4		5		4		5	
5			6	5	3		6
6				6			



Ef: (Ei C)	a	b	c	Ef: (Ei C)	a	b	c
1	4	2	5	1	4	2	
2	3		6	2	3	4	5
3			4	3			6
4		5		4		5	
5	3		6	5			6
6				6			

Algoritmos Genéticos

exemplo / procedimento

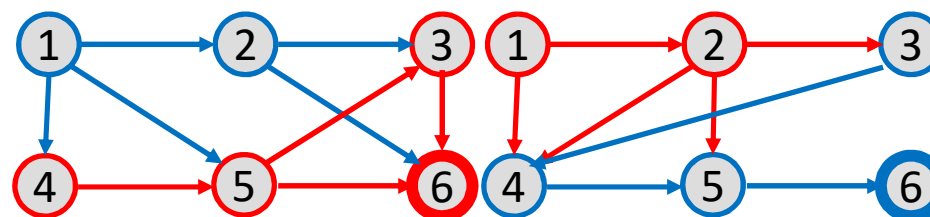


Reprodução 2 (1-2 / 3-6)

Ef: (Ei C)	a	b	c	Ef: (Ei C)	a	b	c
1	4	2	5	1	4	2	
2	3		6	2	3	4	5
3			4	3			6
4		5		4		5	
5			6	5	3		6
6				6			

4 2 5 3 2 6 3 3 4 4 5 4 5 5 6 6 6 6

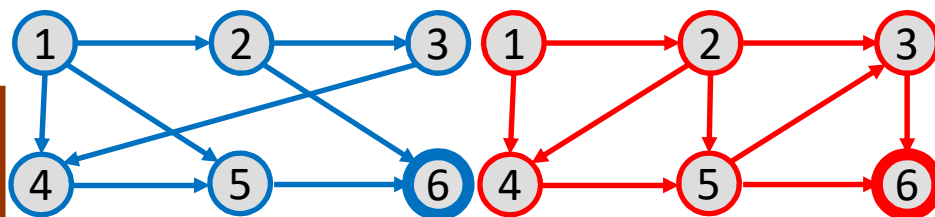
4 2 1 3 4 5 3 3 6 4 5 4 3 5 6 6 6 6



Ef: (Ei C)	a	b	c	Ef: (Ei C)	a	b	c
1	4	2	5	1	4	2	
2	3		6	2	3	4	5
3			6	3			4
4		5		4		5	
5	3		6	5			6
6				6			

Algoritmos Genéticos

exemplo / procedimento

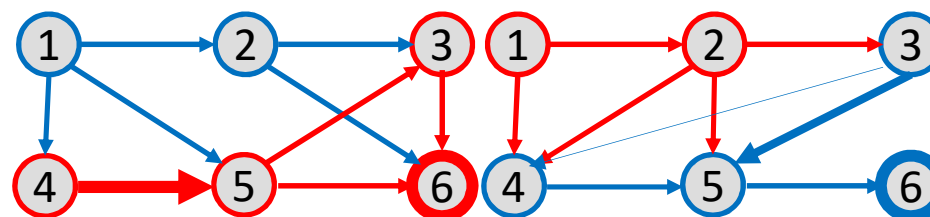


Ef: (Ei C)	a	b	c	Ef: (Ei C)	a	b	c
1	4	2	5	1	4	2	
2	3		6	2	3	4	5
3			4	3			6
4		5		4		5	
5			6	5	3		6
6				6			

4 2 5 3 2 6 3 3 4 4 5 4 5 5 6 6 6 6

4 2 1 3 4 5 3 3 6 4 5 4 3 5 6 6 6 6

Reprodução 2 (1-2 / 3-6)
com Mutação (3 / 4)



Ef: (Ei C)	a	b	c	Ef: (Ei C)	a	b	c
1	4	2	5	1	4	2	
2	3		6	2	3	4	5
3			6	3			5
4	5			4		5	
5	3		6	5			6
6				6			

Algoritmos Genéticos

exemplo / procedimento

Pseudo código

Criação da população inicial (n indivíduos)

Avaliação de cada individuo e ordenação (ranking)

Criação da nova população

- seleção de pares para reprodução (quem)

- seleção do critério de reprodução (como)

- reavaliação (novos indivíduos)

- escolha dos indivíduos da nova população

Algoritmos Genéticos

exemplo / procedimento

Pseudo código

Criação da população inicial (n indivíduos)

aleatória (normalmente a melhor forma – generalidade)

ou

segundo algum critério

ex: homogeneamente distribuídos no espaço de soluções

Algoritmos Genéticos

exemplo / procedimento

Pseudo código

Avaliação de cada individuo

avaliação individual (desempenho natural)

ou

avaliação por competição (torneios: um contra o outro(s))

... e ordenação (ranking)

mantendo os melhores

ou

favorecendo os melhores (maiores chances)

Algoritmos Genéticos

exemplo / procedimento

Pseudo código

Criação da nova população

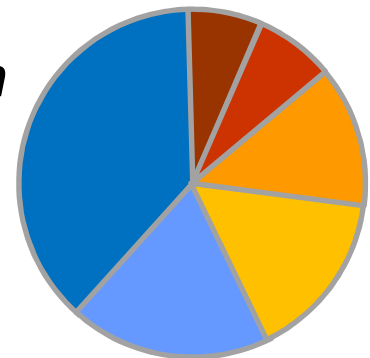
seleção de pares para reprodução (quem)

aleatória

ou

favorecendo os melhores

proporcionalmente ao desempenho de cada um



Algoritmos Genéticos

exemplo / procedimento

Pseudo código

Criação da nova população

seleção de critérios para reprodução (como)

definição do ponto de quebra do código

fixa

ou

aleatória

agregando mutação

chance de mutação e ponto de mudança

Algoritmos Genéticos

exemplo / procedimento

Pseudo código

Criação da nova população
reavaliação

Algoritmos Genéticos

exemplo / procedimento

Pseudo código

Criação da nova população

escolha dos indivíduos da nova população

mantendo os melhores (elitismo)

ou

favorecendo os melhores

ou

aleatória

ou

alguma combinação das anteriores

Algoritmos Genéticos

conclusão

Método genérico

- para procura de soluções
- para evoluir (melhorar) soluções

Próxima aula

- estudo de alguns casos
 - Woxbot (robô que evolui para sobreviver por mais tempo)
 - Genpolis (sistema de procura por uma carta semafórica mais eficiente)

Algoritmo Genético

Caixeiro viajante (traveling salesman)

<https://www.youtube.com/watch?v=KdrfFFWwWiU>

<https://www.youtube.com/watch?v=Lw-91UORjx4>

<https://www.youtube.com/watch?v=q6fPk0--eHY>

Adaptação genética de redes neurais

<https://www.youtube.com/watch?v=8V2sX9BhAW8>

TEMA 1

Aula 3

TEMA 1

Algoritmos Genéticos

Aula 4

21out

- aplicações: exemplos / simulações / vídeos
- (modelagem do individuo)
- exemplos: woxbot / genpolis
-

Algoritmos Genéticos

exemplos

WOXBOT

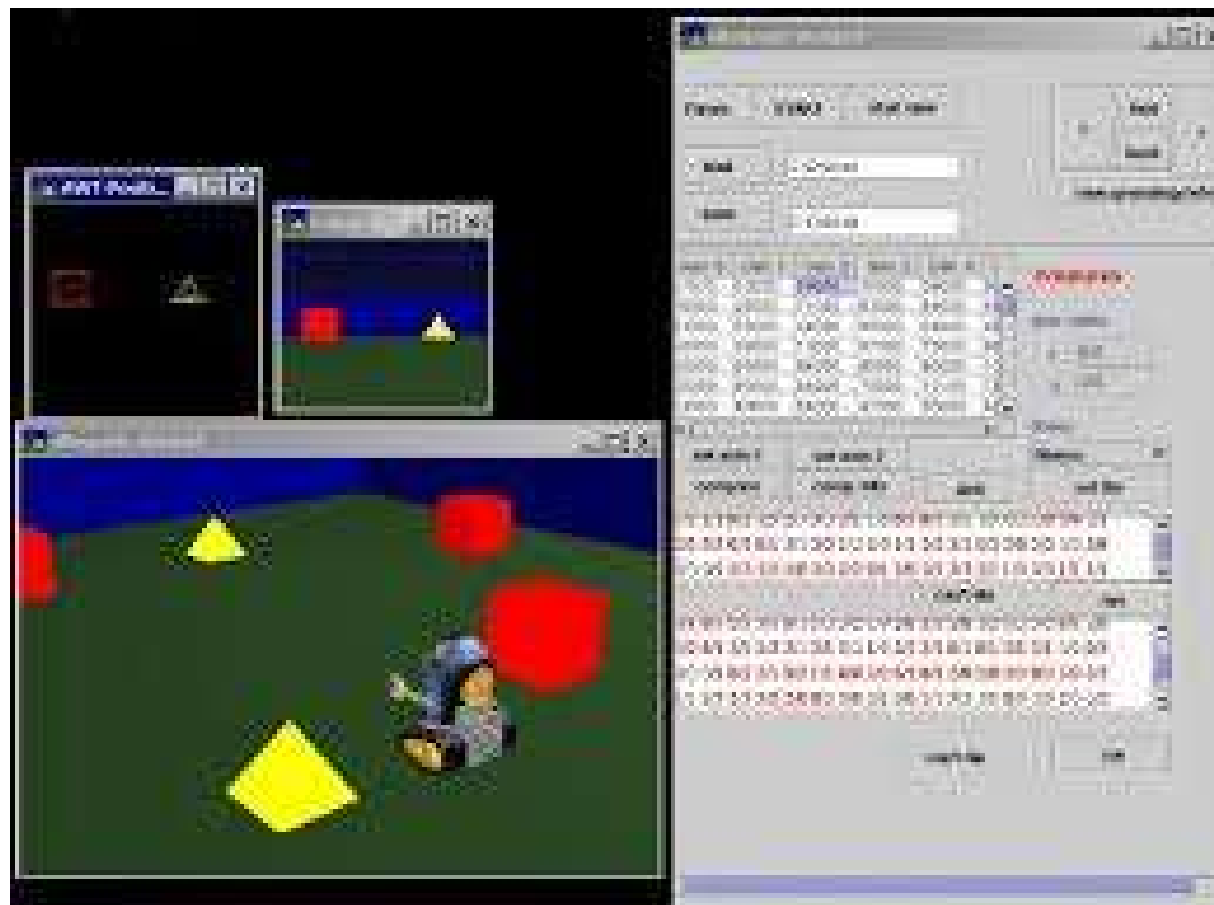
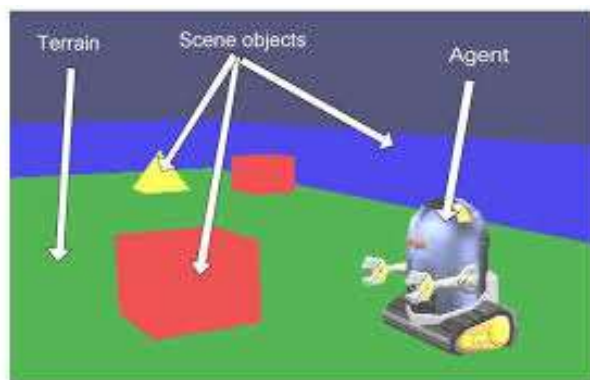
um robô controlado por autômato que evolui

GENPOLIS

plano semafórico que evolui

Algoritmos Genéticos

WOXBOT



Algoritmos Genéticos

WOXBOT

Robô

vive numa arena (ambiente)

- onde se encontram cubos (roubam energia)
- e pirâmides (fornecem energia)
- onde se movimenta livremente

consome energia de forma continua, precisando portanto encontrar fontes onde possa se recarregar

Algoritmos Genéticos

WOXBOT

Robô

Dotado de sensor visual (câmera com redes neurais)

- câmera captura imagens do ponto de vista do robô
- RNA previamente treinada reconhece objetos na cena
 - identificando cubos e pirâmides
 - reportando sua localização relativa
 - frente, direita, esquerda / perto, longe
 - Informação repassada para o centro de decisões (MEF)

Algoritmos Genéticos

WOXBOT

Robô

Controlado por um autômato evolutivo (decisor)

- estados correspondem a ações
 - Seguir em frente, virar a direita ou esquerda
 - Em consequência do que se movimenta na cena
 - Podendo então (MEF adequada) perseguir alguns objetos e evitar outros

Algoritmos Genéticos

WOXBOT

Robô

Controlado por um autômato evolutivo (decisor)

- evolui ao longo de gerações de modo a conduzir a um robô mais adaptado ao ambiente
 - *vida prospera e longa (Dr Spock, Star Trek)*
- sem que haja interferência do criador do robô
- adaptação é autônoma!
 - Favorece robôs que procuram pirâmides enquanto evitam cubos (acumulam mais energia, tendo então vida mais longa)

Algoritmos Genéticos

WOXBOT

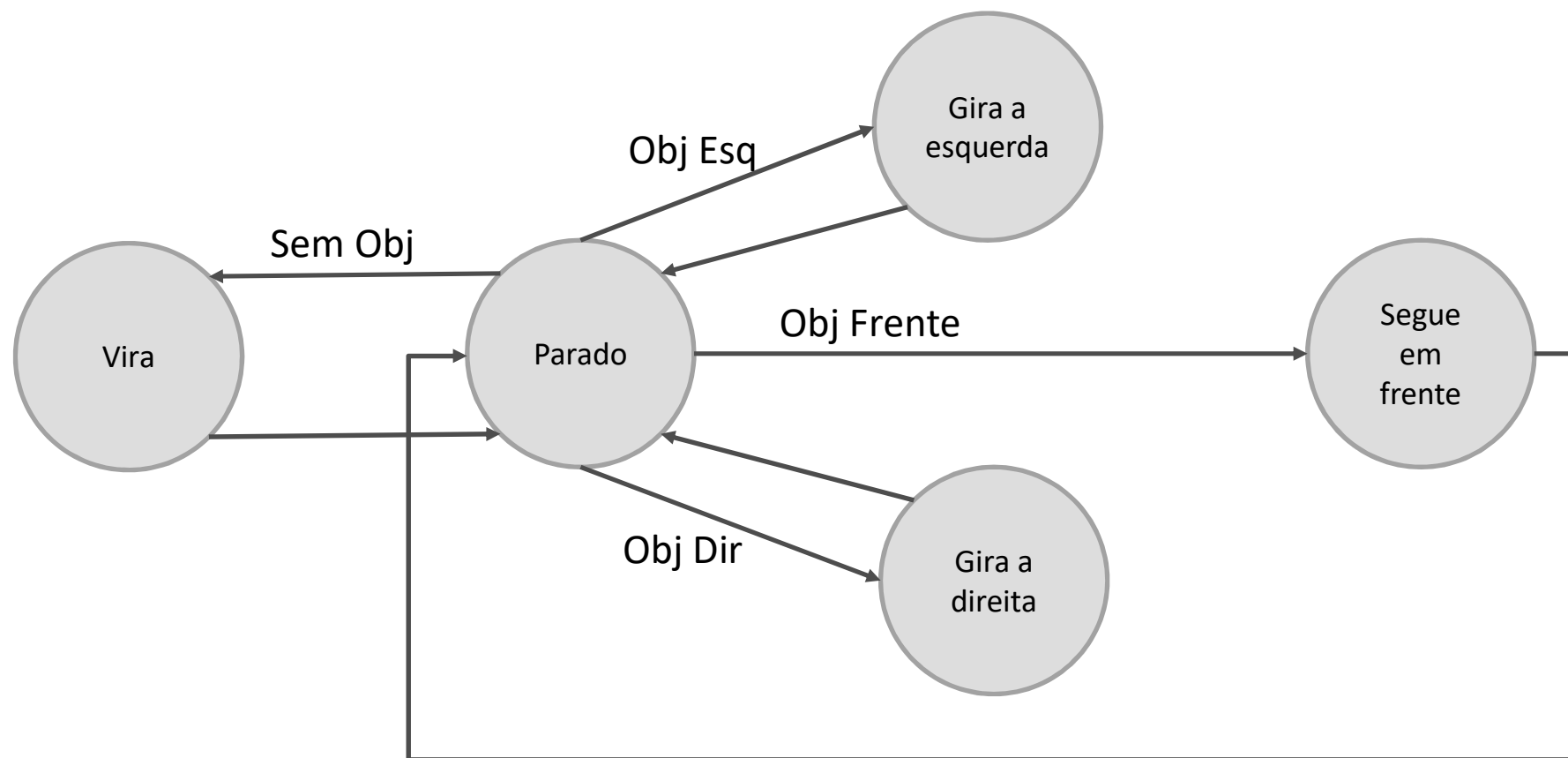
Robô melhor adaptado é aquele de mais rapidamente tomar decisões corretas a partir dos objetos identificados, de modo a ir ao encontro das pirâmides enquanto evita os cubos

Encontrar a FSM ideal não é tarefa trivial. Existem diversas opções (estratégias para reger o comportamento)

O bom é que podem ser encontradas de forma autônoma usando conceitos adaptativos / evolutivos

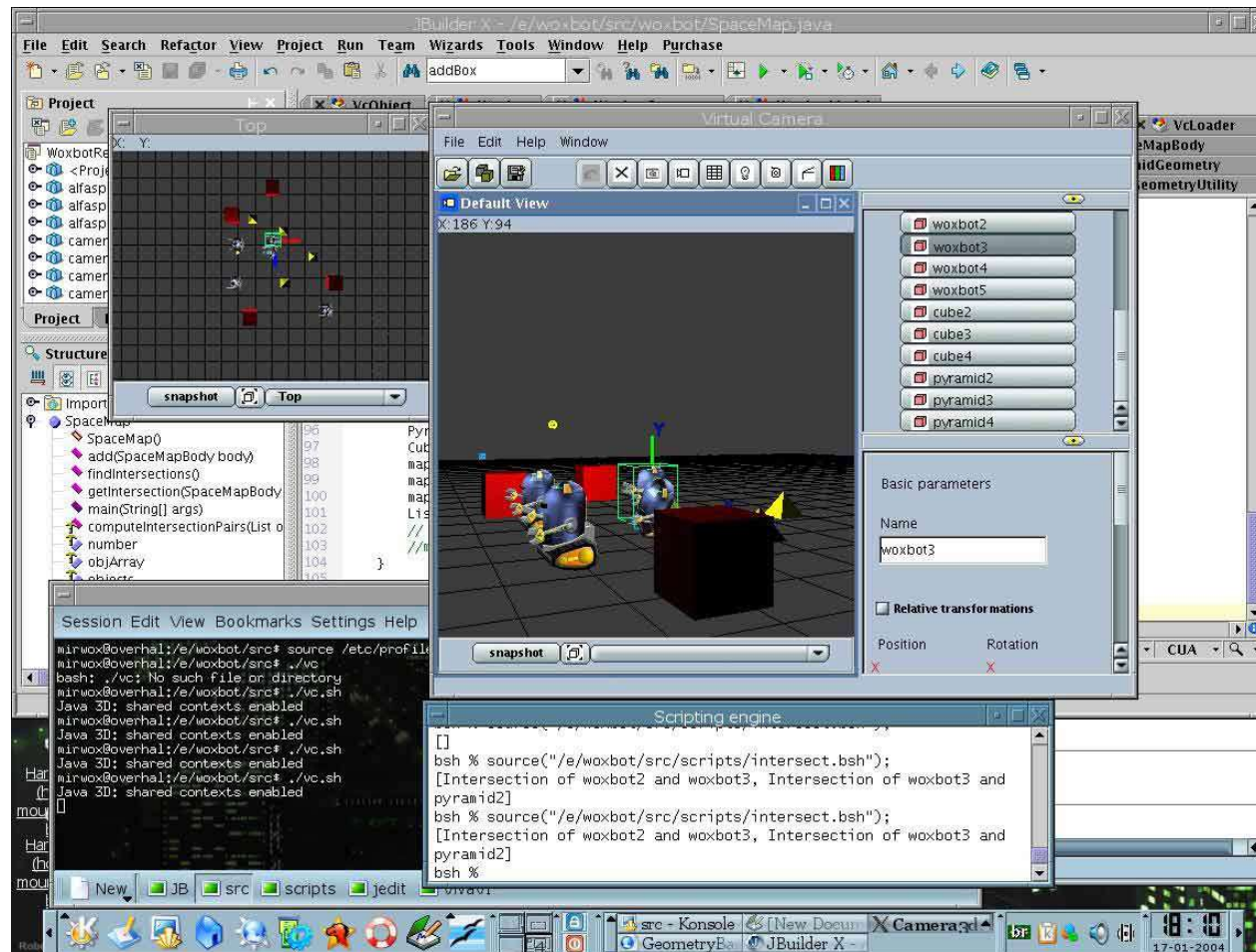
Algoritmos Genéticos

WOXBOT



Algoritmos Genéticos

WOXBOT



Algoritmos Genéticos

WOXBOT

Recolhimento dos exercícios feitos em casa

Discussão das propostas – semelhanças e diferenças

Análise do processo mental humano que levou ao resultado
neste caso nós fizemos tudo

Comparação com o método computacional evolutivo
neste caso nós participamos, definindo critérios e
condições de contorno

Representação com vistas a Codificação

Algoritmos Genéticos

WOXBOT

Para resolver um problema é fundamental defini-lo bem

E então compreender quais estratégias parecem mais adequadas (número de estados, graus de percepção, o que parece ser a melhor ação em cada situação)

Mesmo que a solução venha a ser encontrada computacionalmente (de forma autônoma por métodos evolutivos) ela só acontece depois que tiverem sido definidas as condições de contorno do problema

Algoritmos Genéticos

WOXBOT

Neste caso compõe a condição de contorno

- número de estados adequado
 - nem tão pouco que não consiga lidar com o problema
 - nem tanto que torne seu tratamento difícil

Temos que definir os estados?

- é mais fácil definir o significado de cada estado a priori
- mas pode ser deixado para que seja definido pelo AG, só que neste caso se cria um problema a mais (como automatizar a definição / significado de cada estado)

Temos que definir as transições?

- não, neste caso cabe ao processo evolutivo fazê-lo
- mas temos que definir o conjunto de condições a ser avaliado

Algoritmos Genéticos

WOXBOT

Neste caso compõe a condição de contorno

- graus de percepção (condições de transição)
 - nenhum, um ou mais objetos no campo visual
 - melhor decisão em cada caso

Algoritmos Genéticos

WOXBOT

Se partirmos de estados pré-definidos, deixaremos para a evolução a busca ótima das transições
é mais simples, mas também mais restritivo

Se deixarmos tudo livre, podemos imaginar que seja possível encontrar um modelo mais robusto, mas cujo custo (tempo computacional) seja maior (proibitivo?)

Algoritmos Genéticos

WOXBOT

Resumindo, a intervenção de um projetista ainda se faz necessária

Nem tudo é criado ou emerge a partir do nada de forma autônoma

Apenas damos condições para que mecanismos automáticos (por nós concebidos / programados) possam intervir e então criar autonomamente o que esperamos deles (neste exemplo a MEF)

Algoritmos Genéticos

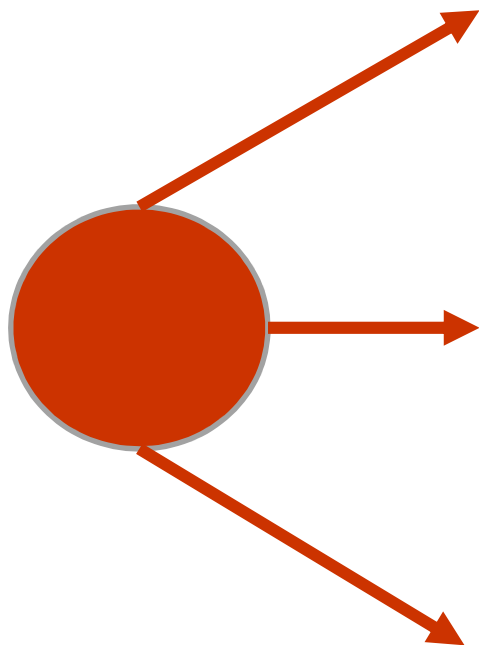
WOXBOT

De qualquer forma a ideia é que o AG seja capaz de fazer boas escolhas, o que pressupõe que o elenco de itens a escolher seja definido a priori

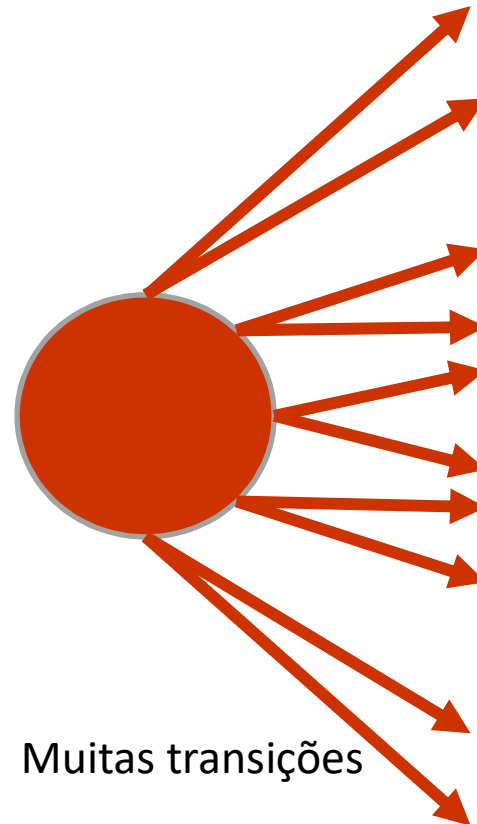
por exemplo todos os estados possíveis, dos quais o AG escolheria alguns (ou usaria todos)

Algoritmos Genéticos

WOXBOT



Poucas transições

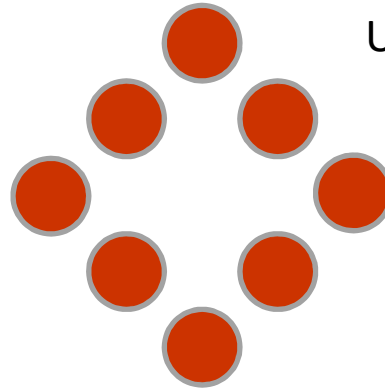


Muitas transições

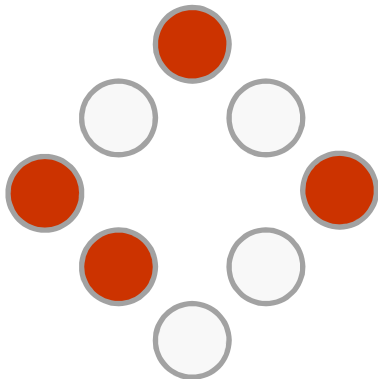
Algoritmos Genéticos

WOXBOT

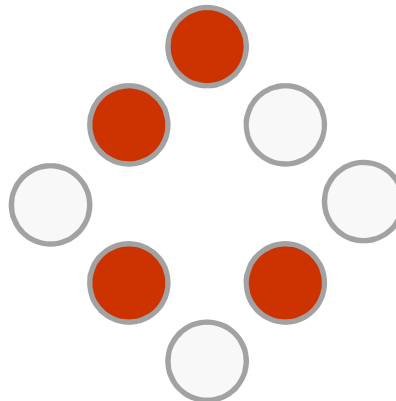
Universo de estados possíveis (8)



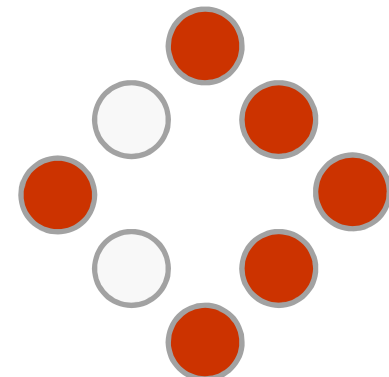
MEF 1:
com alguns estados (4)



MEF 2:
com outros estados (4)

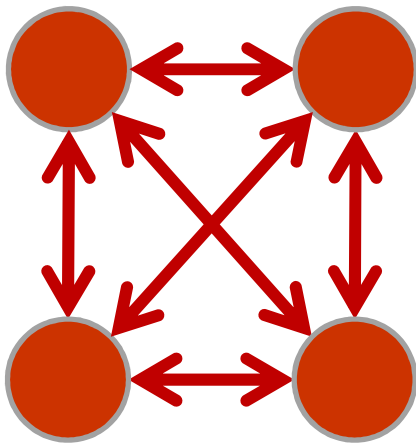


MEF n:
com outros estados (6)



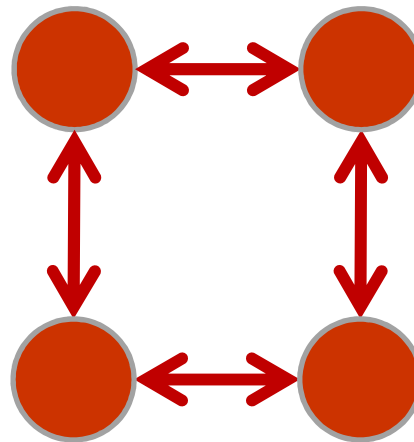
Algoritmos Genéticos

WOXBOT



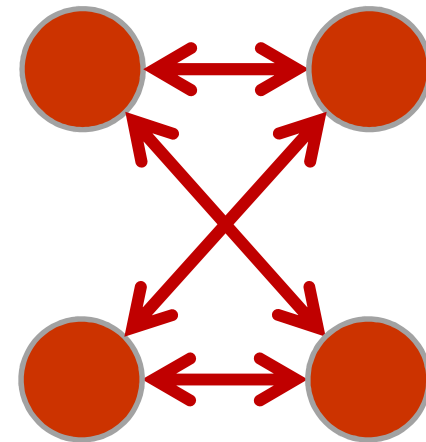
Rede pequena
Poucos estados

Totalmente conectada



Rede pequena
Poucos estados

Parcialmente conectada

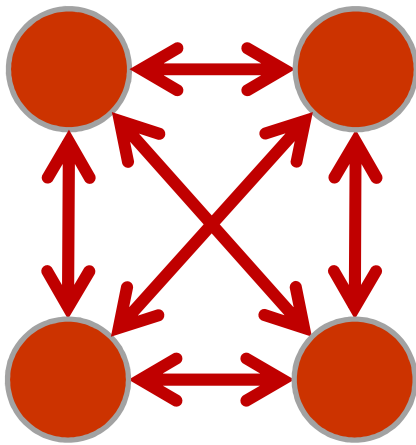


Rede pequena
Poucos estados

Parcialmente conectada

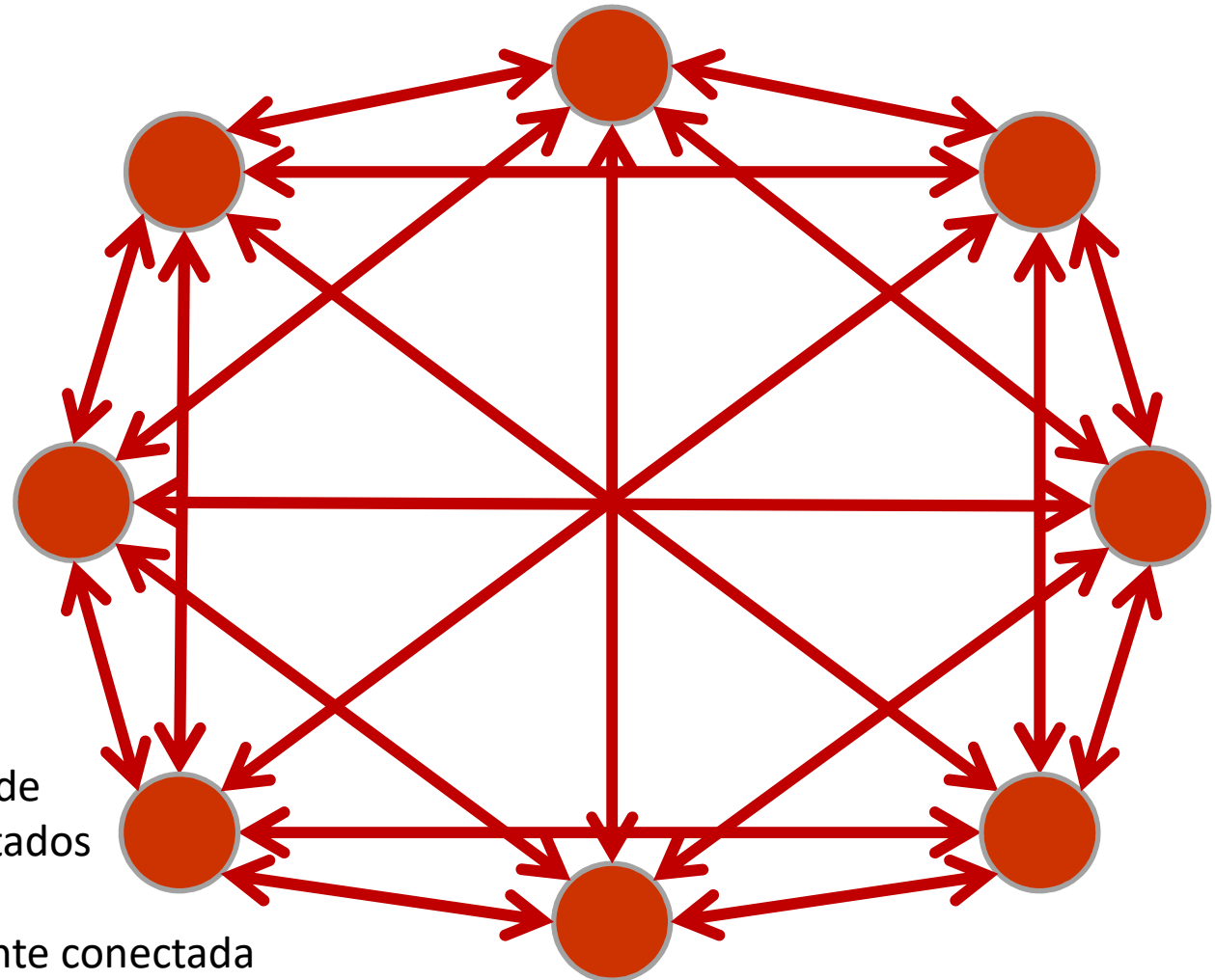
Algoritmos Genéticos

WOXBOT



Rede pequena
Poucos estados

Totalmente conectada



Rede grande
Muitos estados

Parcialmente conectada

Algoritmos Genéticos

WOXBOT

Construção das redes

conexão completa ou parcial

homogênea ou não (alguma hierarquia)

O que quer que seja, o conceito deve ser escolhido para poder ser definido entre os critérios que serão usados pelo AG na busca por novas configurações

A menos da configuração completa e homogênea, as demais correm o risco de levar a redes desconexas no processo de reprodução

Neste caso pode-se proceder com as averiguações de consistência ou simplesmente deixar isso em aberto (estas redes tem menores chances de serem boas e serão provavelmente descartadas)

Algoritmos Genéticos

WOXBOT

Seleção de estados e entradas de interesse

- Sub conjunto de possíveis estados e entradas

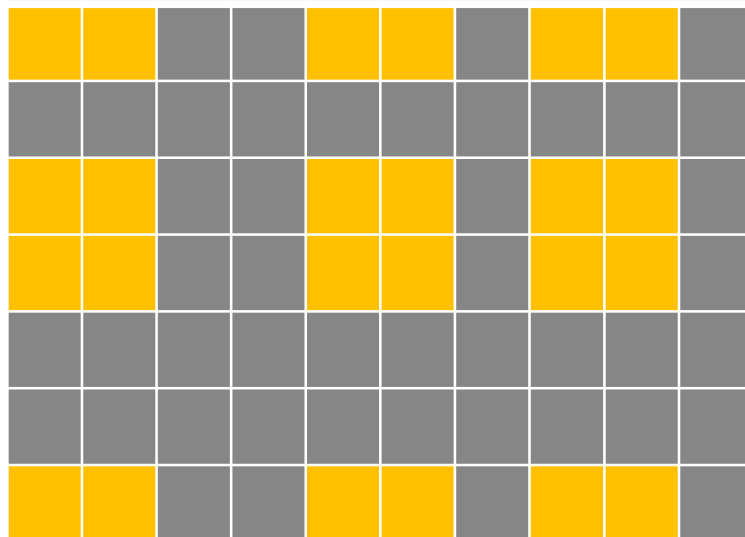
Repertório total é definido

- Particulares subconjuntos podem ser escolhidos
 - Ao acaso
 - Segundo algum critério

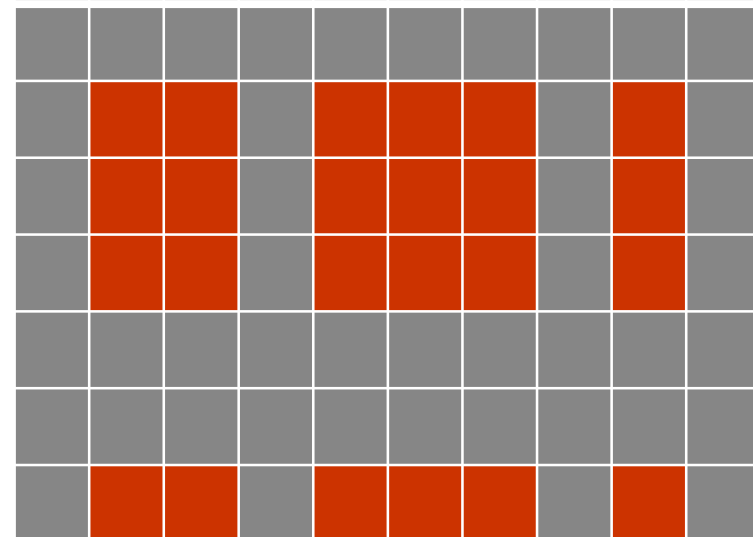
Algoritmos Genéticos

WOXBOT

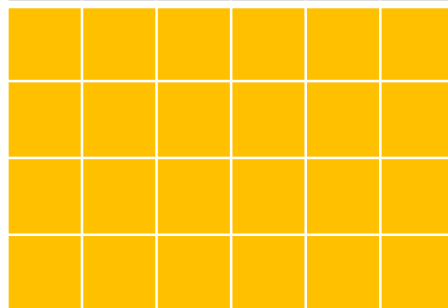
CASE 1



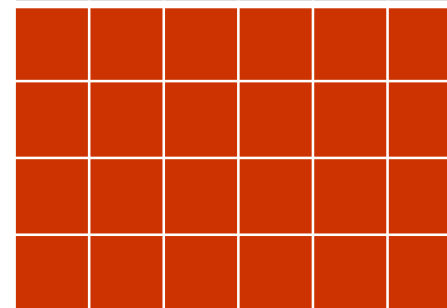
CASE 2



CASE 1



CASE 2



Algoritmos Genéticos

WOXBOT

O mesmo vale para as transições, e neste caso se resume a definir o conjunto de todas as situações que podem ser vislumbradas

neste caso é razoável supor que tenhamos que criar classes

um objeto, dois objetos, vários objetos

localização: segmentada

direita, direita-centro, centro, ...

próximo, intermediário, longe

DISCUSSÃO

CONSTRUÇÃO CONJUNTA DE UMA REDE (FSM)

escolha de critérios

proposição de uma arquitetura (FSM)

identificação de dúvidas, problemas, ...

Algoritmos Genéticos

WOXBOT

Permite encontrar Meta Soluções

- Comportamentos ao invés de caminhos
 - A MEF contem uma proposta geral
 - O resultado final (ação) depende das condições do ambiente (cenário, tidos como entradas)
- Bom comportamento permite encontrar bons percursos para cada situação
 - Generalidade
 - Flexibilidade

Caso 2

Ajuste semafórico (GENPOLIS)

Algoritmos Genéticos

GENPOLIS

Plano Semafórico

qual a carta de tempos que propicia o melhor escoamento do tráfego numa determinada condição?

por condição entende-se a situação do trânsito (densidade de veículos na malha) considerando padrões (médias históricas) por faixa horária

aumentar o tempo de verde para favorecer o fluxo num cruzamento (para uma das vias) tem efeito nos cruzamentos seguintes da rede, da mesma forma que é afetada por cruzamentos anteriores

Trata-se portanto de um problema de otimização de caráter global (distribuído)

Algoritmos Genéticos

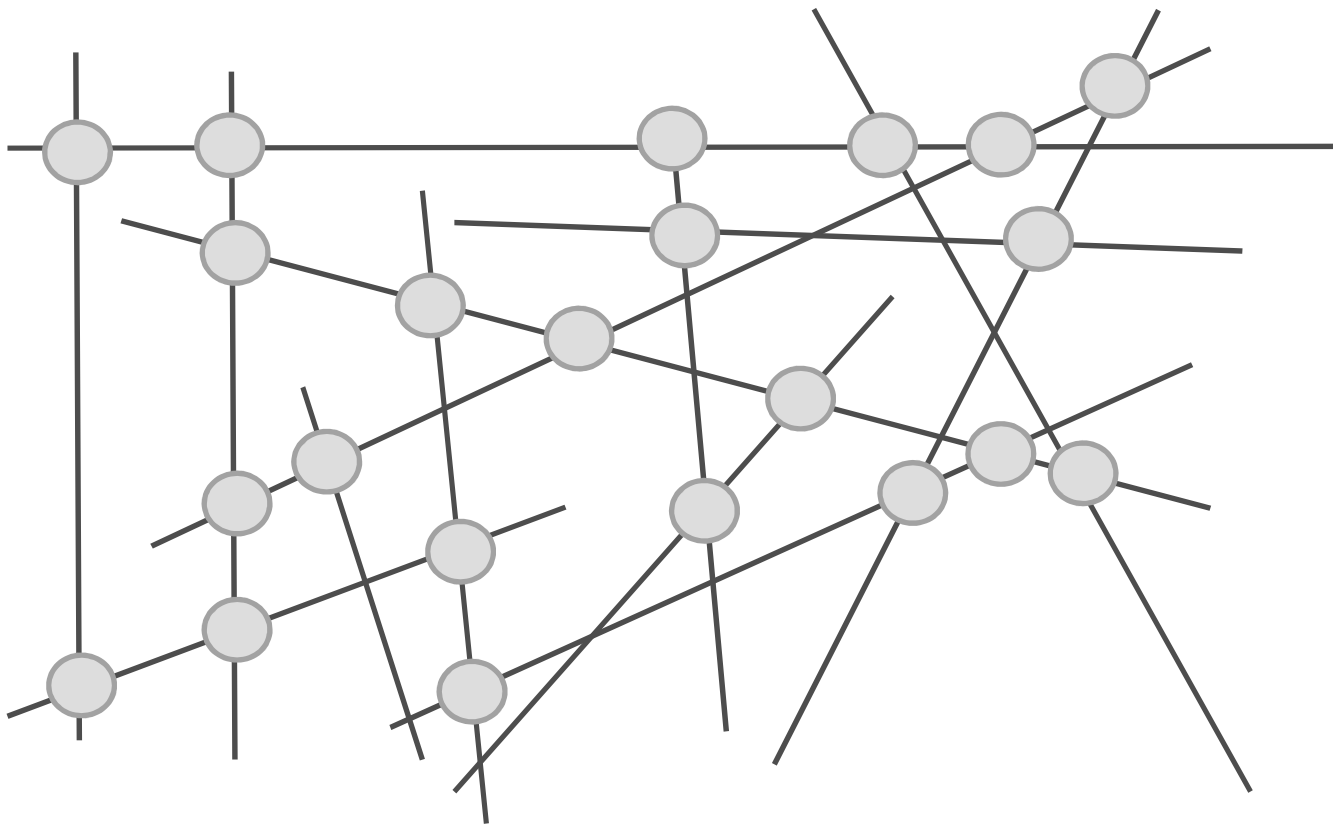
GENPOLIS



Congestionamentos
&
Engarrafamentos

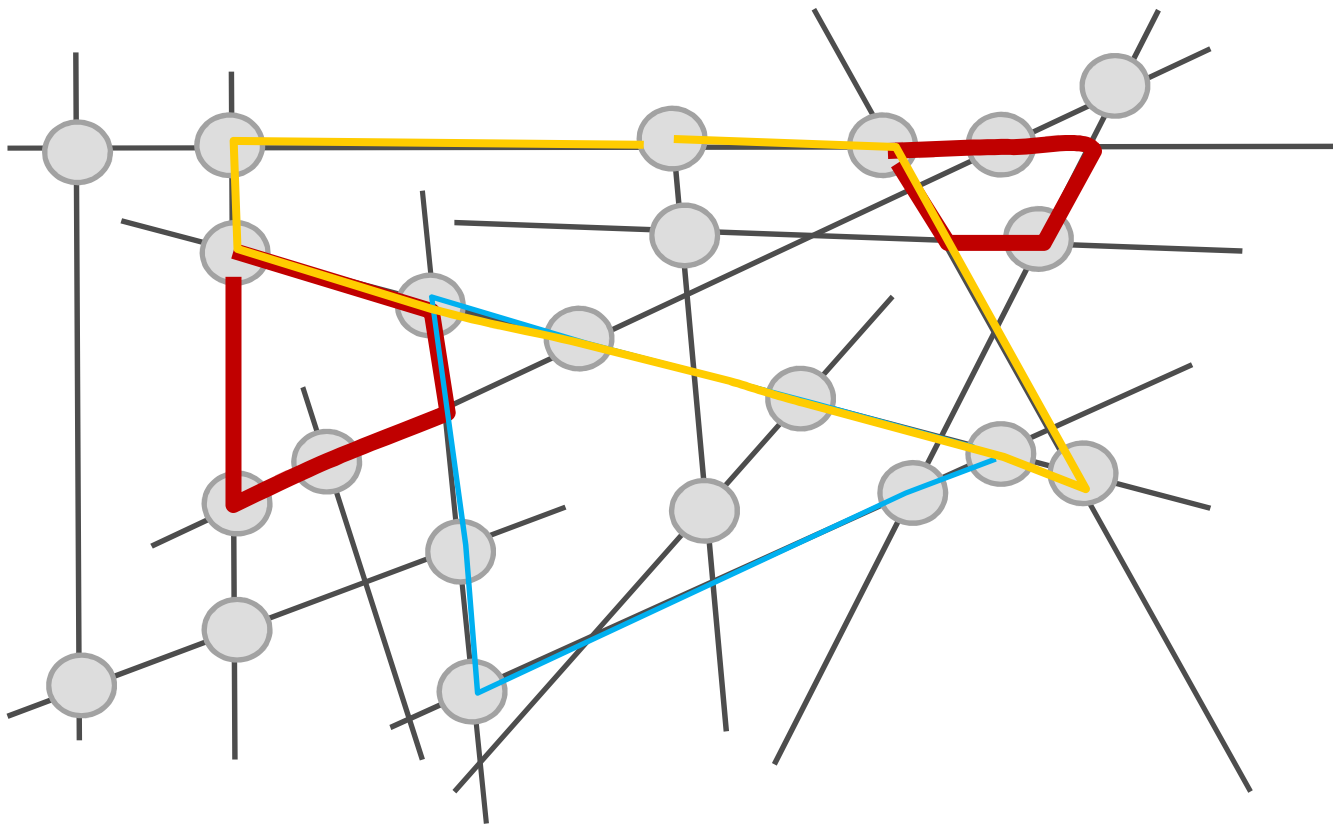
Algoritmos Genéticos

GENPOLIS



Algoritmos Genéticos

GENPOLIS



Algoritmos Genéticos

GENPOLIS

AG – propõe sucessivas soluções, combinando soluções anteriores

SIMULADOR – avalia o impacto de cada nova solução (carta semafórica) no escoamento do tráfego

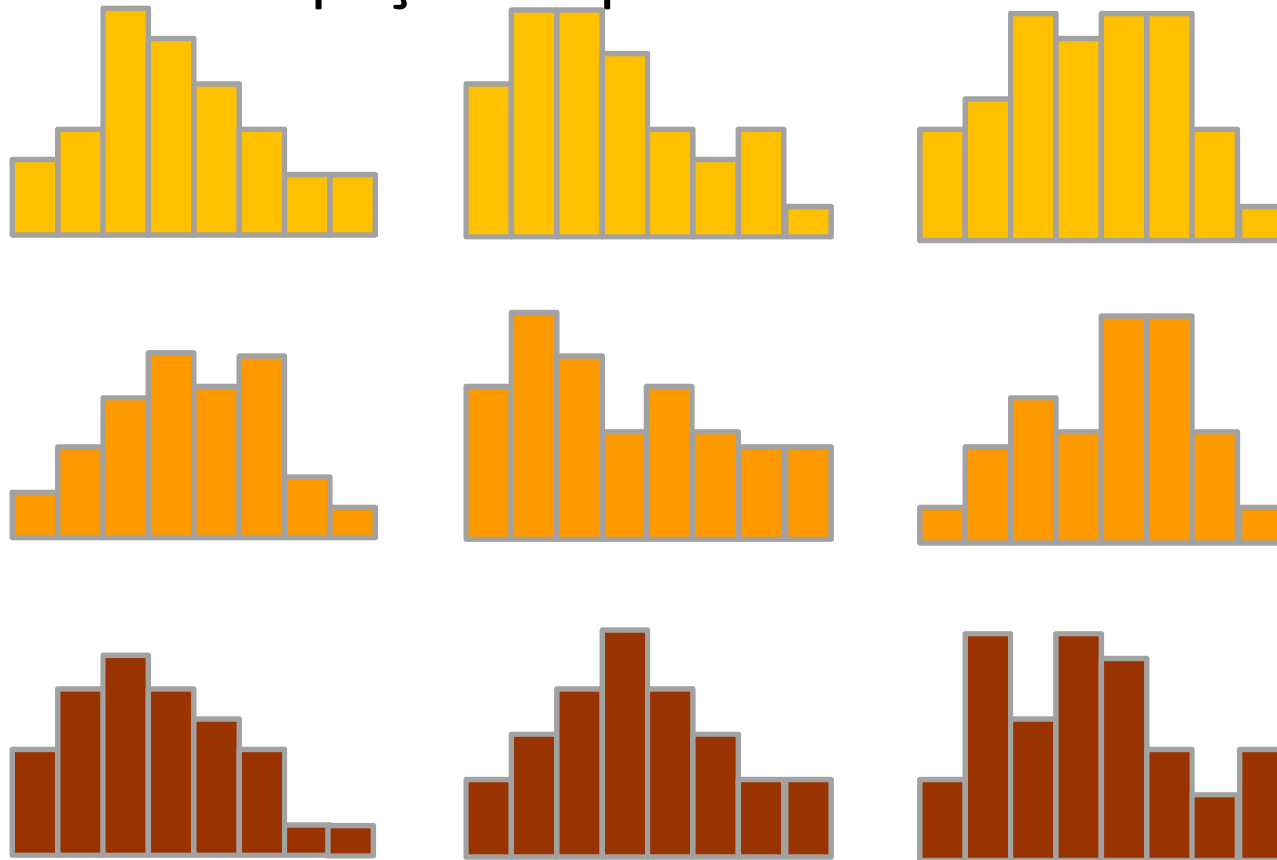
DADOS INICIAIS – obtidos a partir de medidas / observações da realidade, discriminado por faixas horárias (intervalos de duas horas)

assumindo que exista um padrão médio de tráfego nestas janelas temporais que seja mantido com pouca dispersão

Algoritmos Genéticos

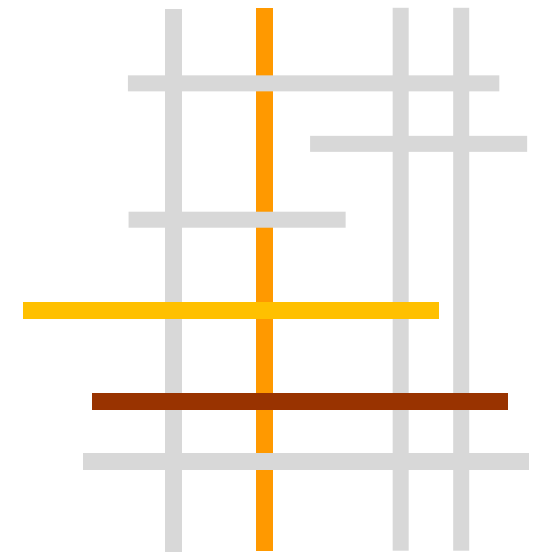
GENPOLIS – situação original

Análise Espaço Temporal



Dia Faixa Horária

Trecho Via

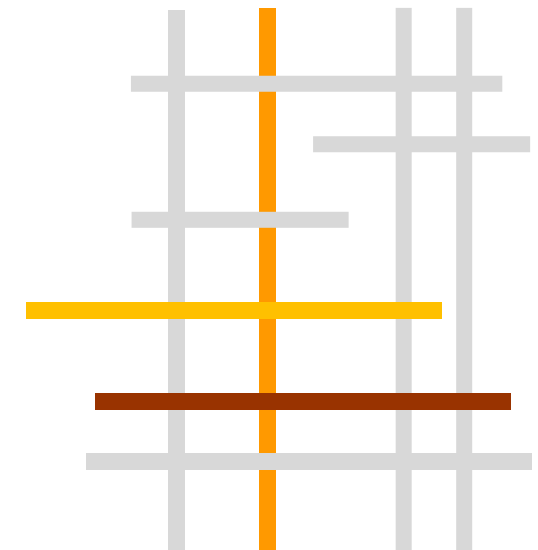
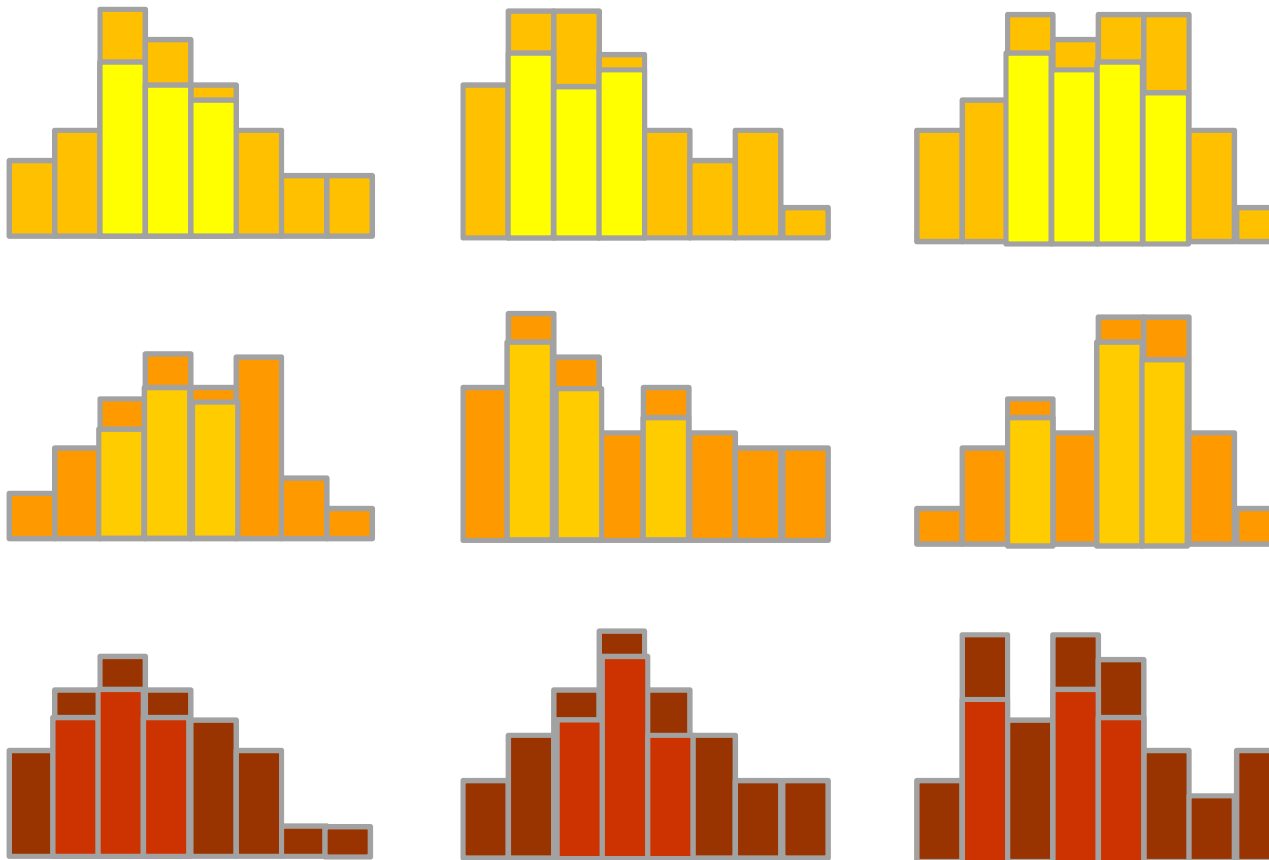


Algoritmos Genéticos

GENPOLIS – situação melhorada

Dia Faixa Horária

Trecho Via



Algoritmos Genéticos

GENPOLIS

Carta Semafórica

		gerações						
		G1	G2	G3	G4			GF
cruzamentos	C1	30/30	35/25	40/20	50/10	45/15	40/20	35/25
	C2	20/40	20/40	25/35	35/25	30/30	25/35	30/30
	C3	10/50	20/40	40/20	35/25	30/30	25/35	25/35
	Cn	10/50	20/40	40/20	35/25	40/20	45/15	40/20
	Km (total) congestionamento	108	98	102	96	92	93	91

Algoritmos Genéticos

GENPOLIS

Mapa Genético

tempos	plano
10/50	1
20/40	2
30/30	3
40/20	4
50/10	5

5 estados por semáforo

40 semáforos na rede considerada

5^{40} possíveis combinações

gene	C1	C2	C3	C4						C40
G1	1	5	3	4						3
G2	3	3	3	1						4
Gn	2	4	2	3						5

Algoritmos Genéticos

GENPOLIS

Mapa Genético

tempos	plano
05/55	1
10/50	2
15/45	3
20/40	4
25/35	5
30/30	6
35/25	7
40/20	8
45/15	9
50/10	10
55/05	11

11 estados por semáforo

40 semáforos na rede considerada

11^{40} possíveis combinações

gene	C1	C2	C3	C4						C40
G1	1	8	3	8						5
G2	3	6	3	9						7
Gn	4	7	2	7						9

Algoritmos Genéticos

GENPOLIS

Modelagem (definição do gene) é muito simples

Boa simulação (avaliação de cada candidato) é quem consome muito tempo de processamento

Explosão combinatória

Testar todas as possibilidades é impraticável

Tem portanto que explorar coerência entre soluções
se de fato existir, então com um numero de testes sensivelmente menor que o total é possível se chegar a boas soluções

Algoritmos Genéticos

GENPOLIS

FIGURAS

Cenário / rede de vias metropolitana

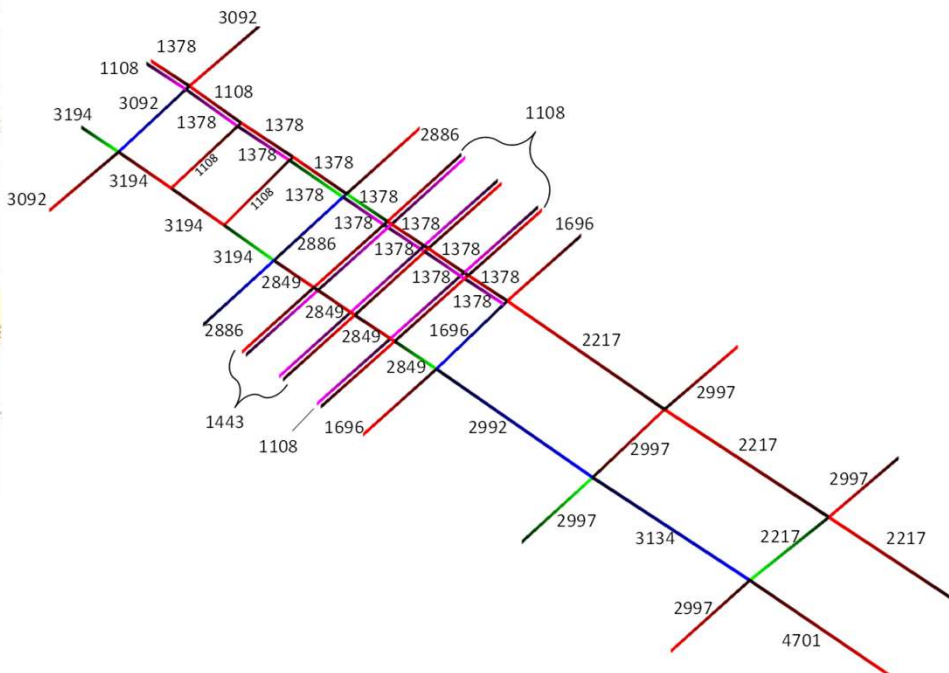
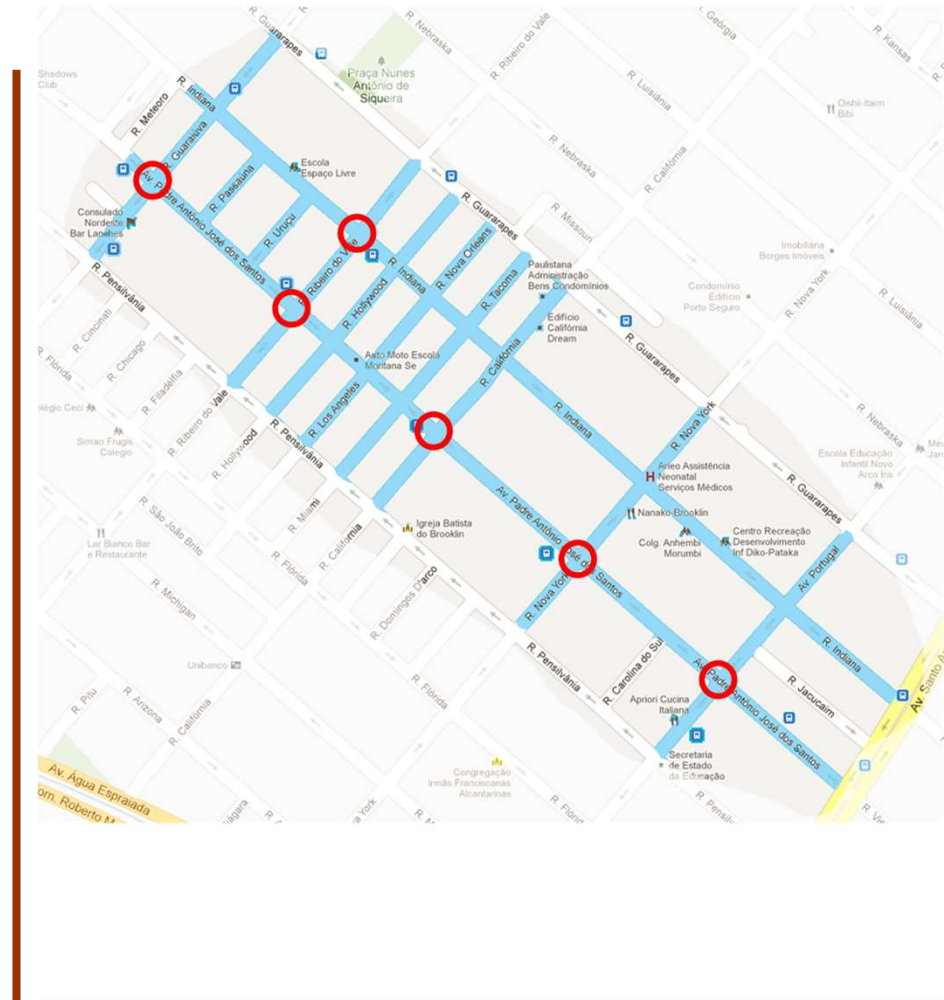
Carta semafórica

Medidas estatísticas (históricas por faixa horaria)

Combinação ideal

Algoritmos Genéticos

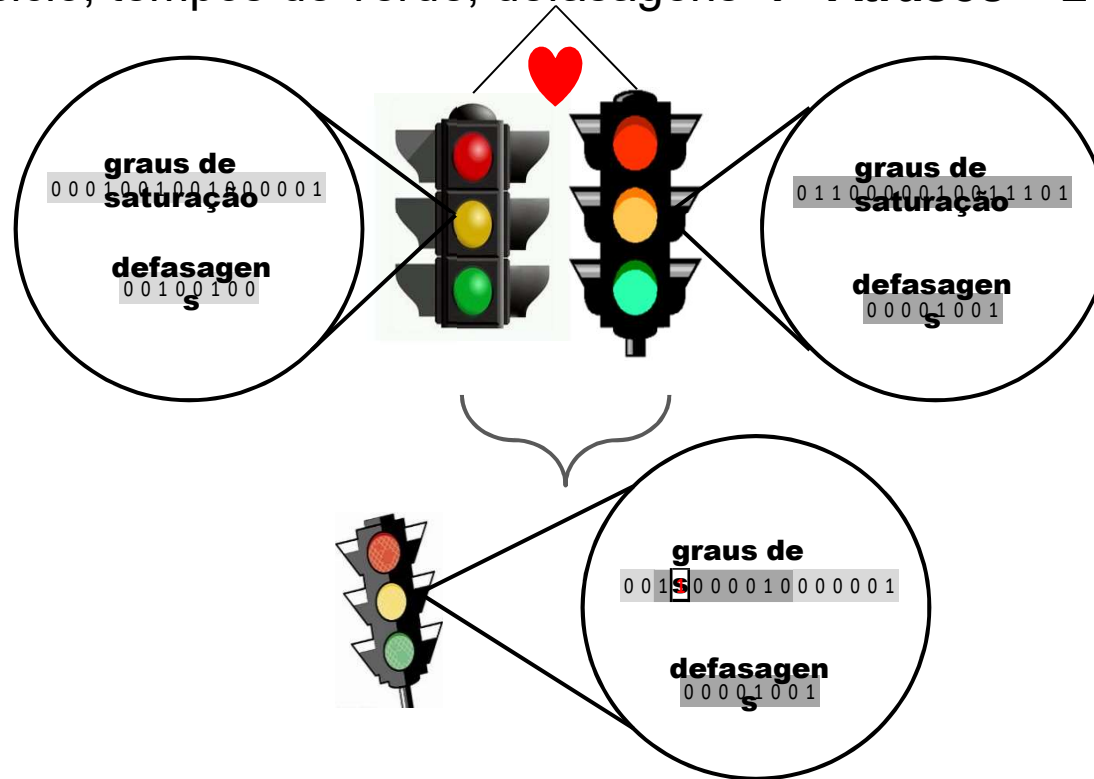
GENPOLIS



Algoritmos Genéticos

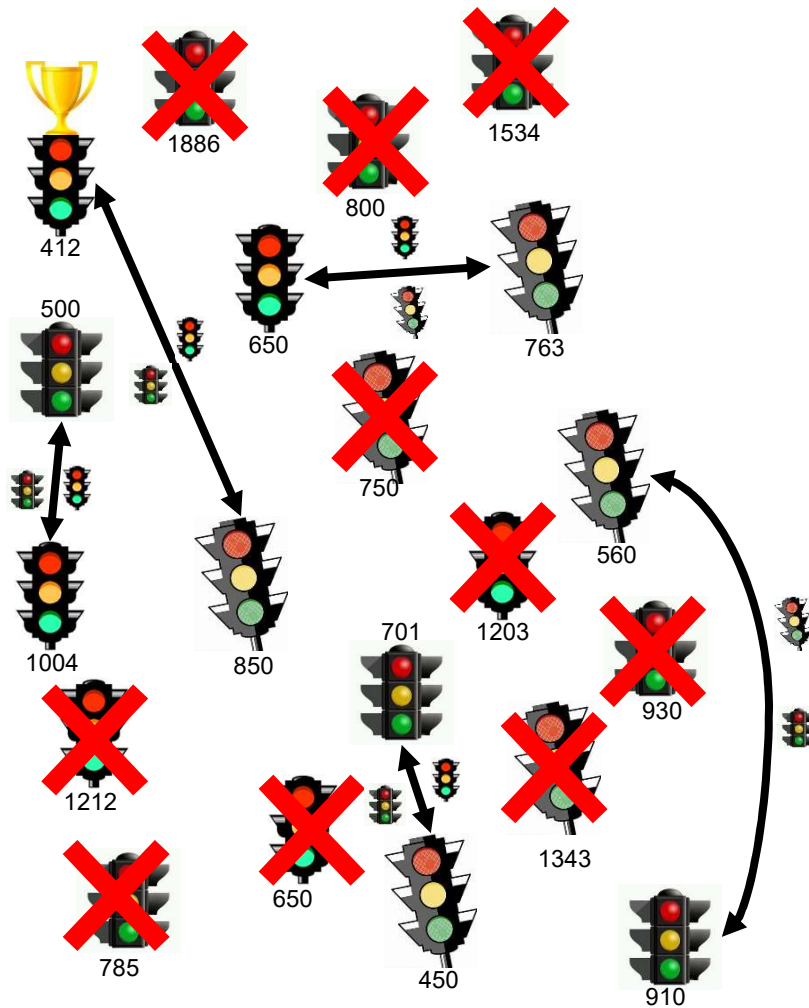
GENPOLIS

Tempo de ciclo, tempos de verde, defasagens → **Atrasos + 20*nParadas**

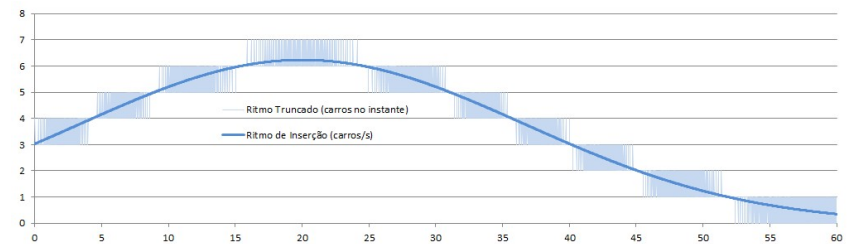


Algoritmos Genéticos

GENPOLIS

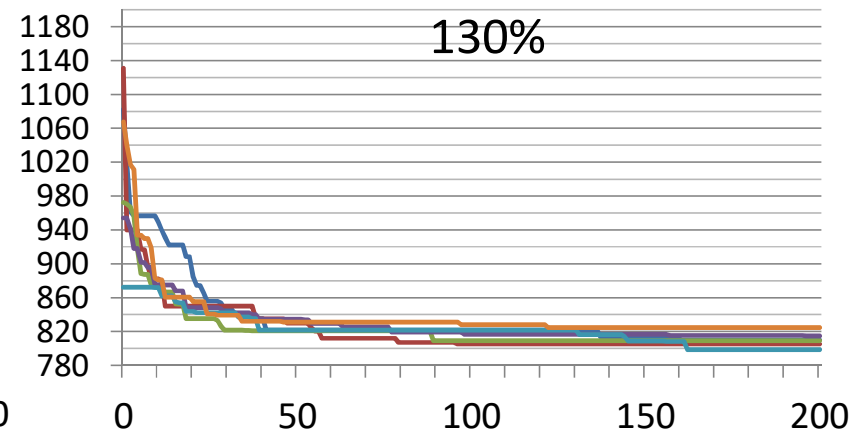
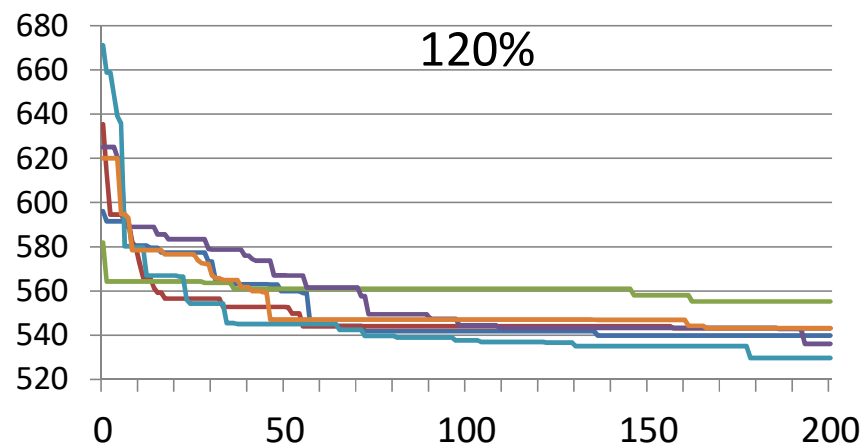
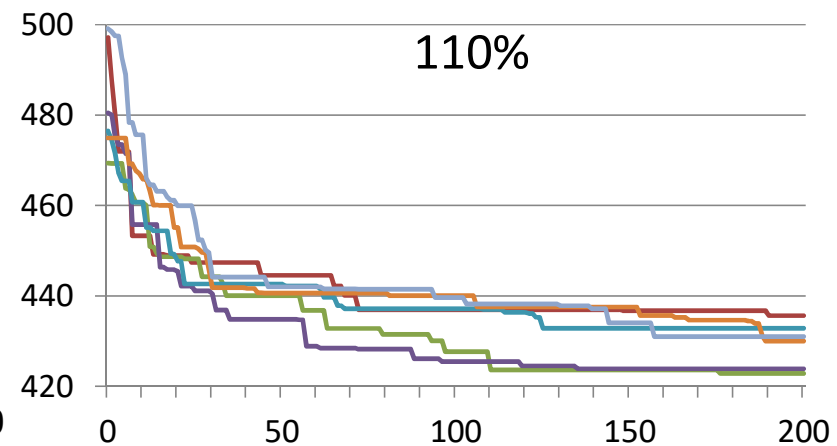
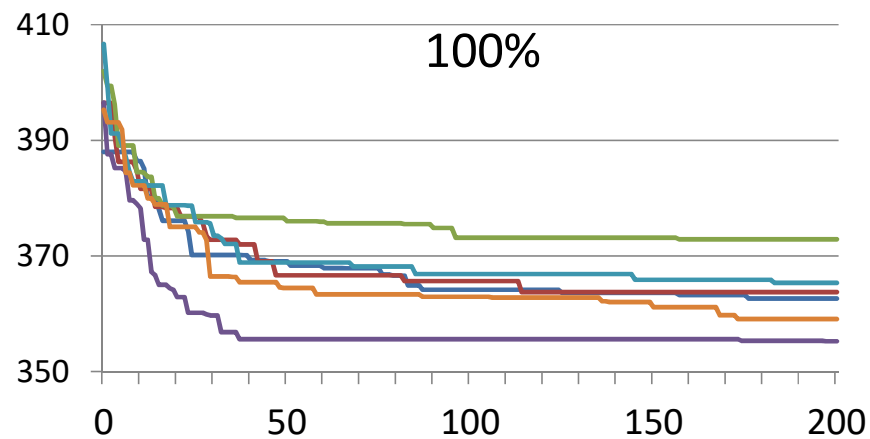


GERAÇÃO 1



Algoritmos Genéticos

GENPOLIS



Caso 3

Rotas de Onibus

Algoritmos Genético

Tráfego/Mobilidade Urbana

Rotas de ônibus (campus da USP)

Descrição do problema

- matriz origem destino

- escolha dos pontos (aglomeração)

Representação das rotas

Algoritmos Genéticos

WOXBOT

Exercício para próxima aula!

Como poderia ser a MEF que persiga pirâmides evitando cubos? Considere no máximo o uso de 8 estados.

Defina cada estado proposto e as condições de transição (dentre categorias resultantes da classificação visual)

Caso 4

Aprendendo a seguir a pista

Adaptação genética de redes neurais

<https://www.youtube.com/watch?v=8V2sX9BhAW8>

TEMA 2

Aula 1

TEMA 2

Deep Learning

Aula 1

29out

- Revisão dos Conceitos (essência)
- Apresentação e Discussão de Casos
- Outras aplicações (SIGGRAPH)

Deep Learning

Conceitos

DNN: Uma máquina que frente a um número gigantesco de evidencias é capaz de sumarizar a essência daquilo que lhe é apresentado (fase de aprendizagem)

E a partir de então é capaz de aplicar seu aprendizado numa tarefa

Deep Learning

Conceitos

exemplos

Reconhecer algo (por exemplo uma imagem ou vídeo)

Sintetizar algo (por exemplo um movimento)

Deep Learning

Conceitos

Sistema físico

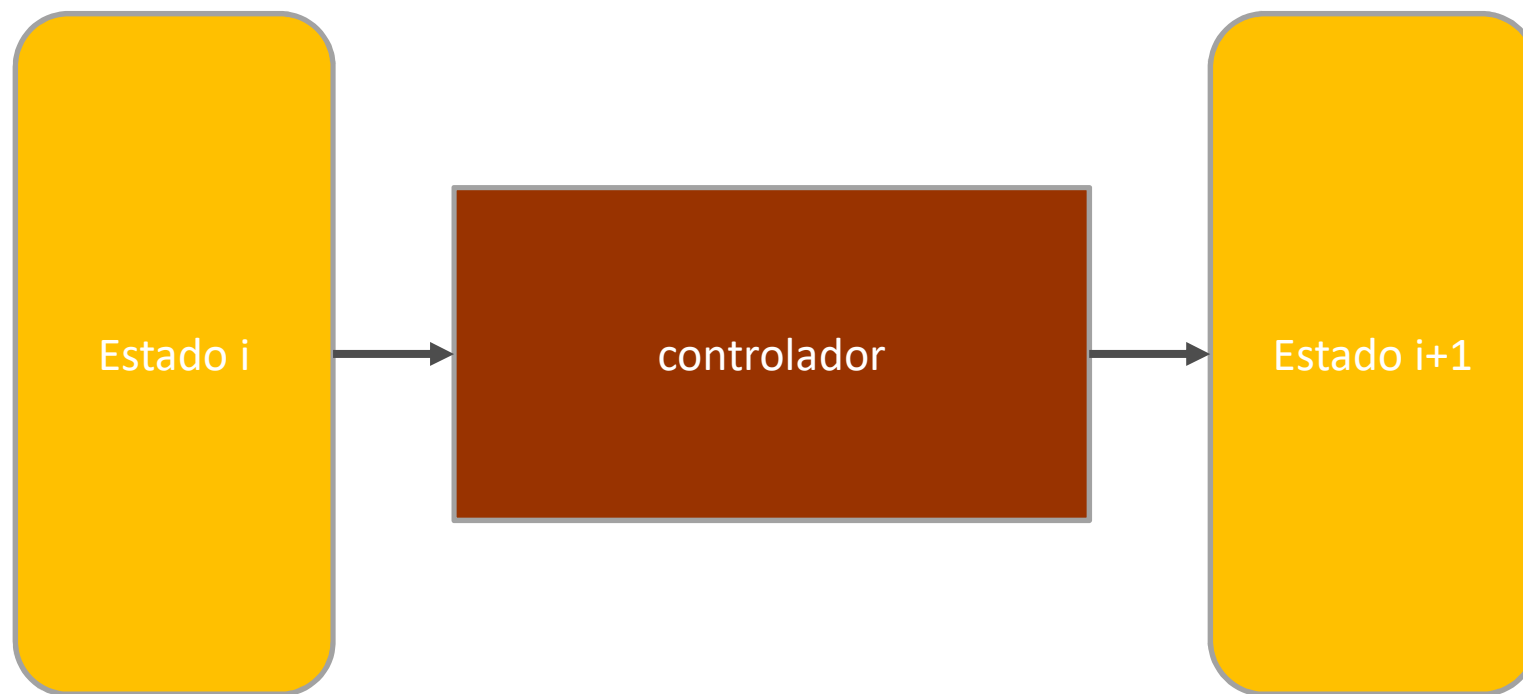
Evolução Espaço-Temporal (mapa de estados)

apresenta coerência / alta correlação

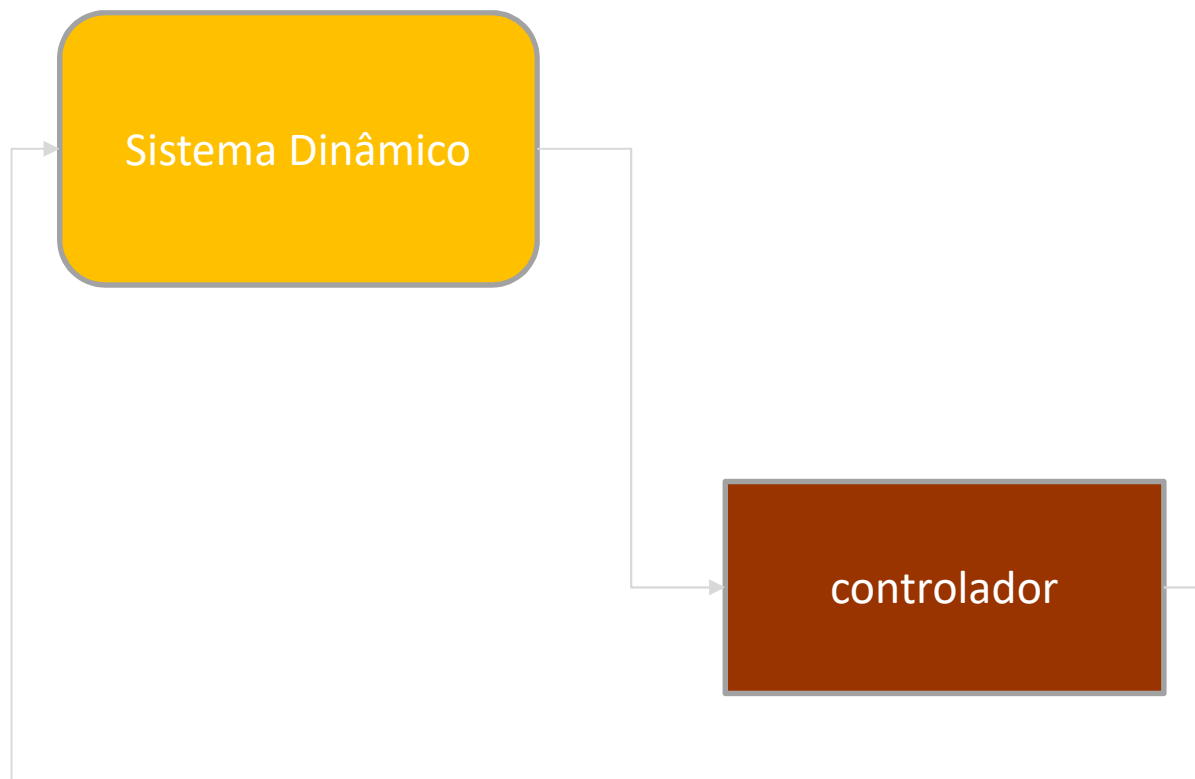
próximo estado provavelmente se encontra na vizinhança do estado anterior

Deep Learning

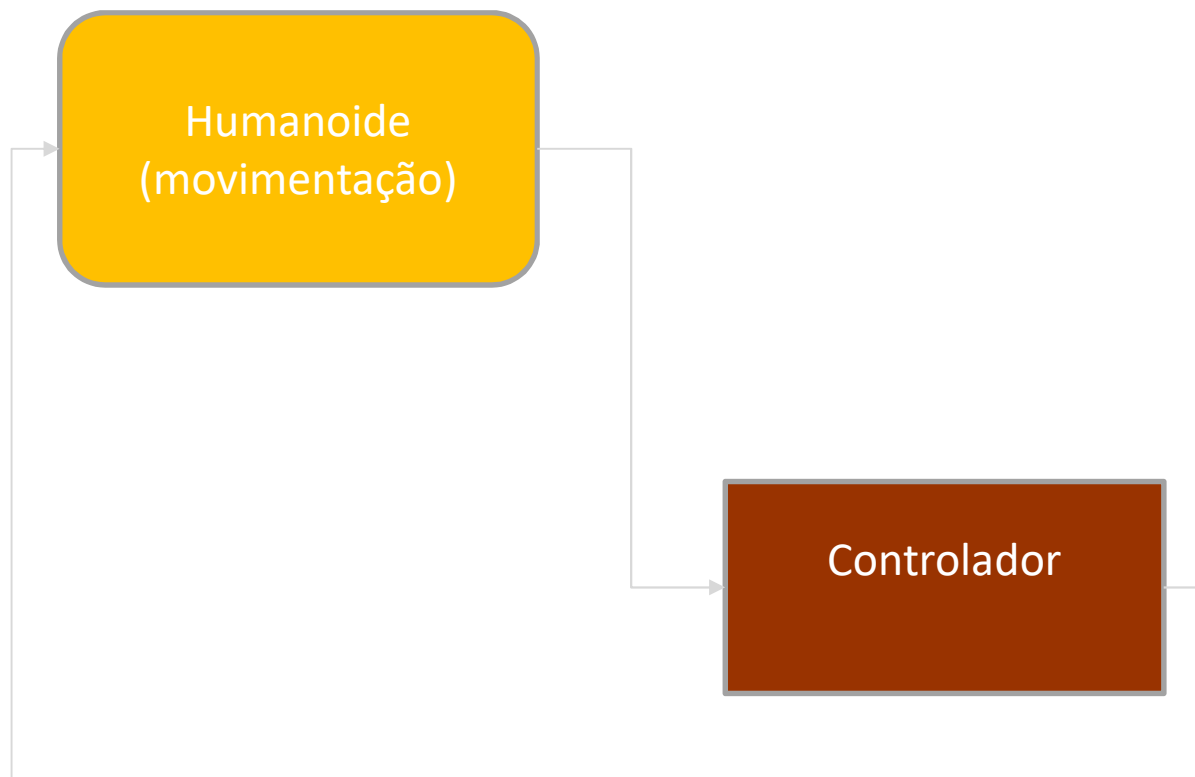
Aplicações



Deep Learning Aplicações

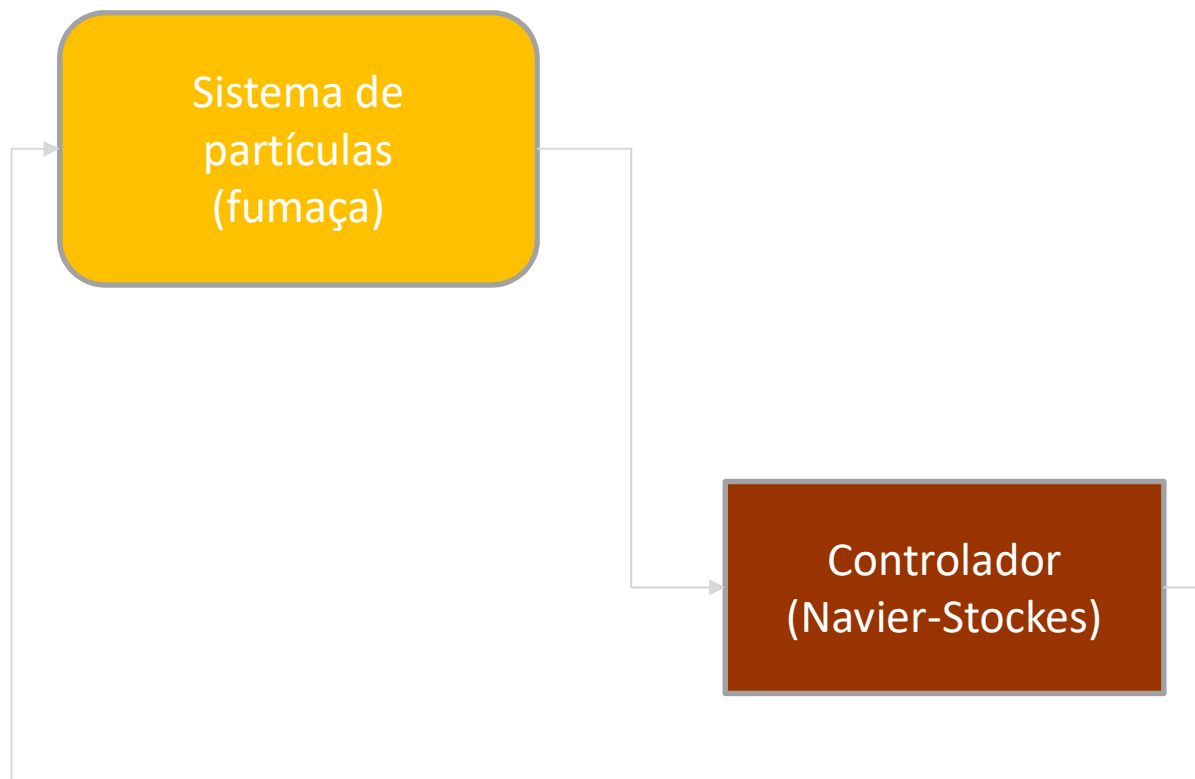


Deep Learning Aplicações



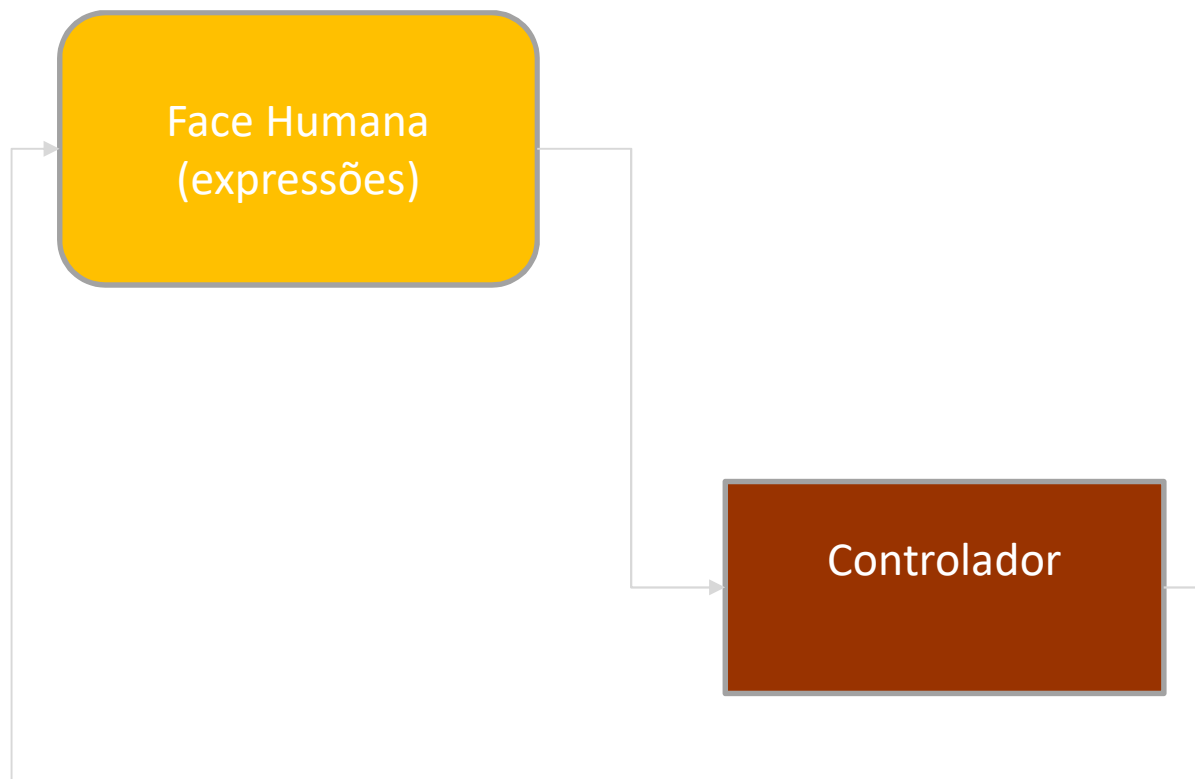
Deep Learning

Aplicações



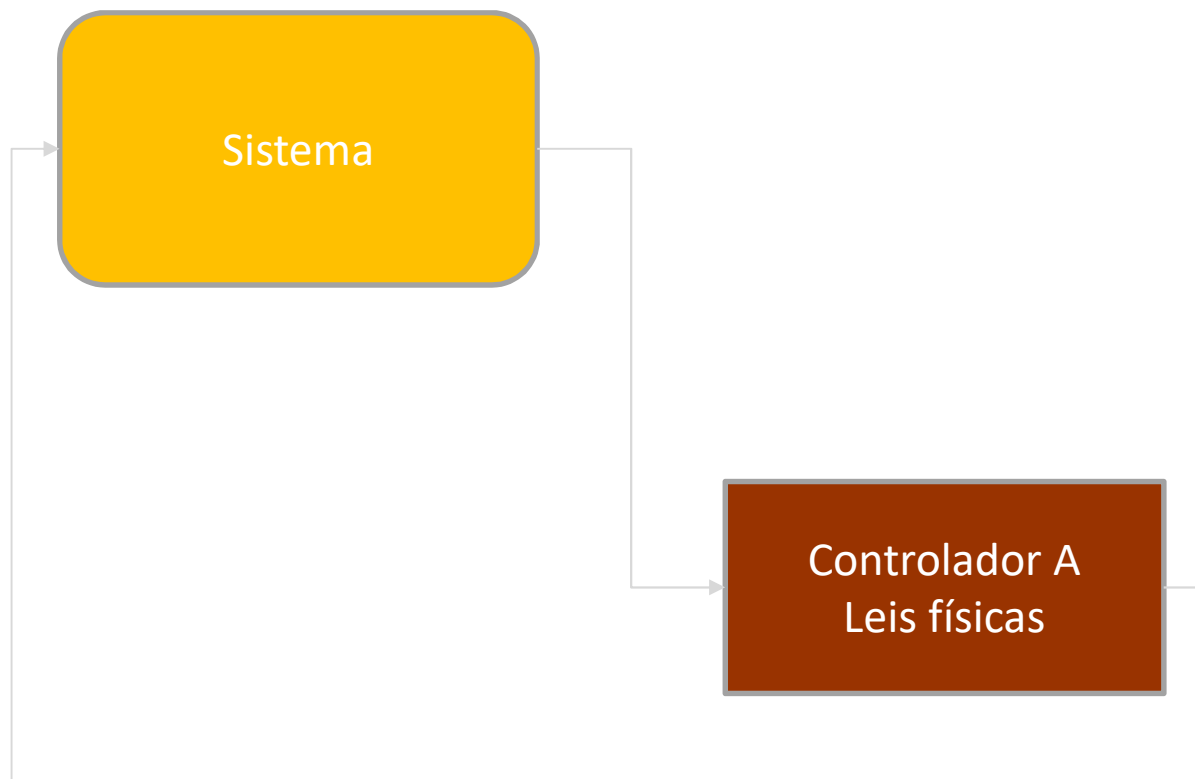
Deep Learning

Aplicações



Deep Learning

Aplicações



Deep Learning

Aplicações

Contralador A – simulação segundo leis físicas

- descritores do fenômeno físico observado estão incorporados as leis físicas usadas
- método tradicional
- é preciso entender (ser capaz de explicar o fenômeno)
- e então generalizar tal conhecimento na forma de uma lei

Deep Learning

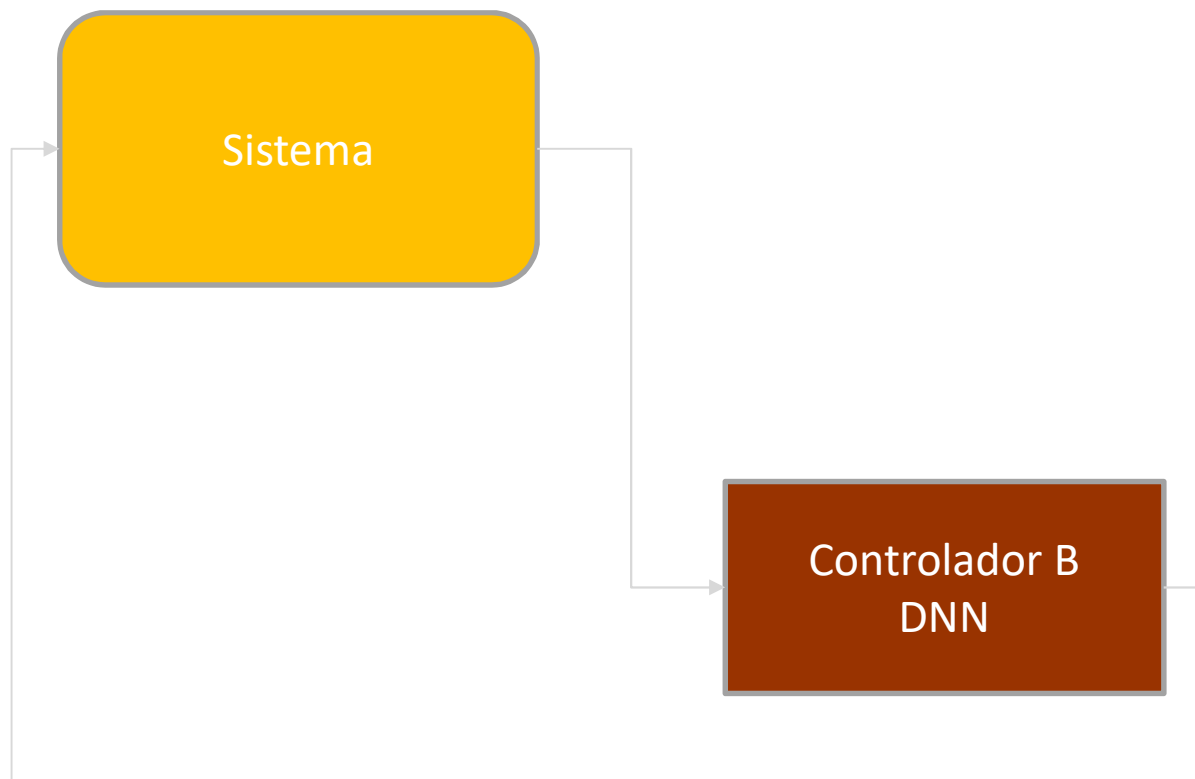
Aplicações

Contralador A – simulação segundo leis físicas

- Importante observar o passo (intervalo) computacional para produzir a evolução do que se observa
- Questão de ordem pratica para evitar que o sistema acabe divergindo da expectativa (trajetória se afaste da esperada), na medida em que a simulação é uma aproximação de tempo discreto de um fenômeno provavelmente contínuo
 - Por exemplo movimentação de uma partícula sobre efeito de um campo (forças)
 - Correções podem ser feitas com alguma periodicidade

Deep Learning

Aplicações



Deep Learning

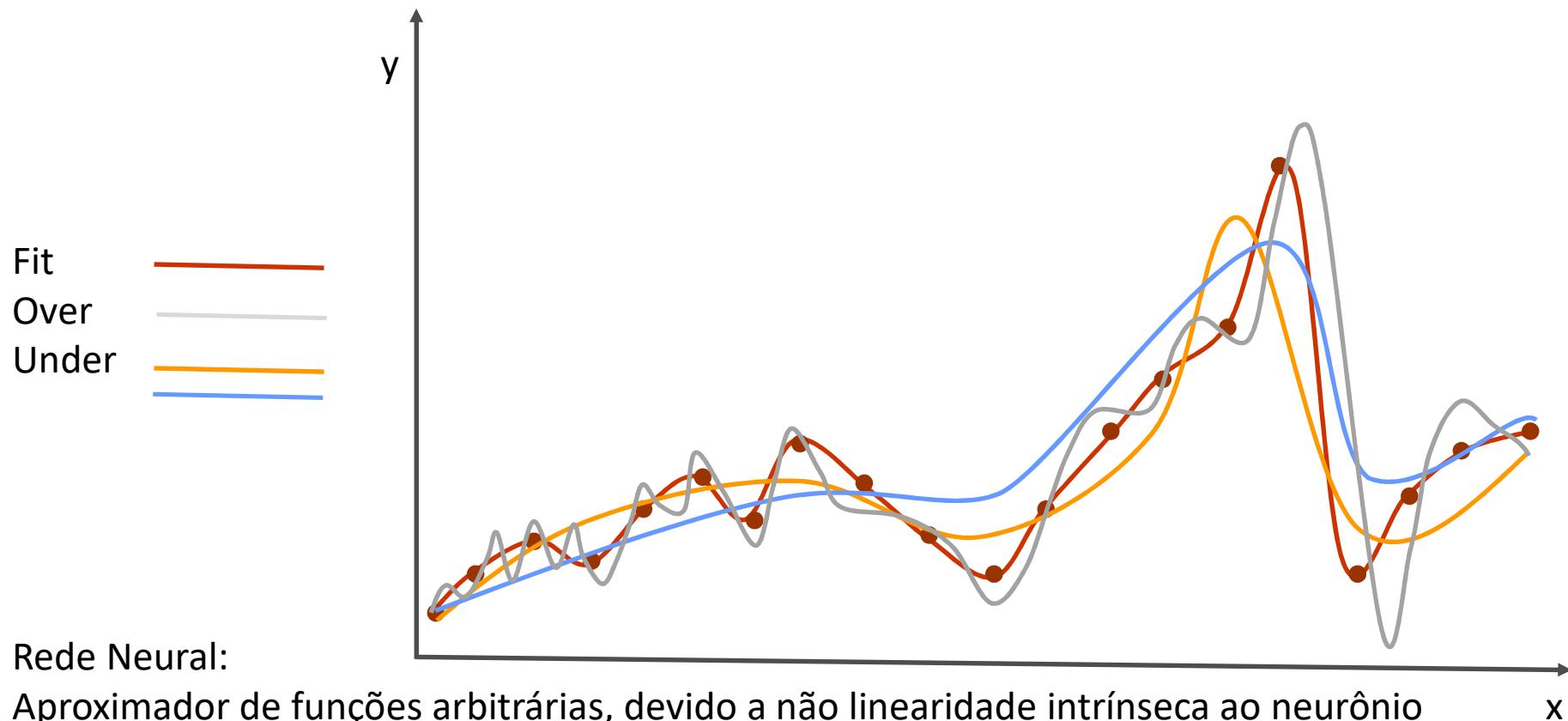
Aplicações

Controlador B – simulação segundo coerência espaço temporal

- precisa ser treinado para adquirir os descritores que regem o fenômeno físico observado
- novo método que vem revolucionando muitas aplicações
- basta ser capaz de observar exaustivamente e então replicar o fenômeno
- ou produzir um fenômeno que tenha na sua essência algo que seja típico dos fenômenos previamente observados

Redes Neurais

aproximadores universais de funções arbitrárias



Rede Neural:

Aproximador de funções arbitrárias, devido a não linearidade intrínseca ao neurônio

Procura pela função que melhor se ajusta aos pontos observados

$y = f(x, w)$ onde w é um parâmetro de ajuste e f a função de mapeamento $x \rightarrow y$

Redes Neurais

aproximadores universais de funções arbitrárias

Observem que a curva (função aproximada) uma vez obtida, pode ser avaliada para qualquer valor de x , extrapolando o universo inicial observado (conjunto de pontos de treinamento)

Ou seja, a função (se bem encontrada e representativa) tem enorme valia para predizer os valores de y para quaisquer valores de x

Deep Neural Networks

Convolutional Neural Networks

DNN/CNN – extrai atributos descritivos do fenômeno observado

- Isso é feito no processo de aprendizagem (treinamento)

Síntese com DNN treinada

- No caso dos movimentos dos fluidos, isso significa ser capaz de indicar o novo estado de ocupação espaço temporal, a partir do conhecimento do estado atual e dos descritores (implícitos nos pesos da rede) adquiridos ou ajustados com o treinamento anterior

Deep Neural Networks

Convolutional Neural Networks

DNN

- possuem múltiplas camadas
- normalmente teriam todas as conexões possíveis entre duas camadas sucessivas
- ótimas para generalizar, mas difíceis de treinar

CNN

- possuem múltiplas camadas
- possuem apenas algumas das possíveis conexões entre duas camadas sucessivas (clusters), e com isso atuam reduzindo a dimensionalidade do problema a cada passo
- ainda são boas para generalizar, e mais fáceis de treinar

Deep Learning

Aplicações

Movimento de corpo rígido ou articulado (mecânica)

- cinemática e dinâmica
- Bipedes (aprendendo a andar)

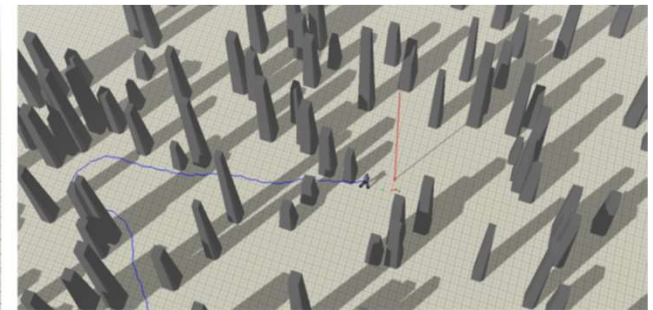
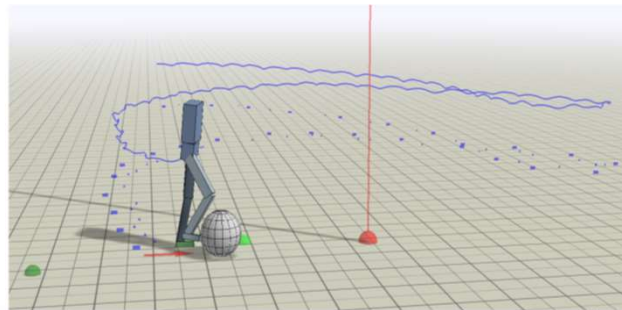
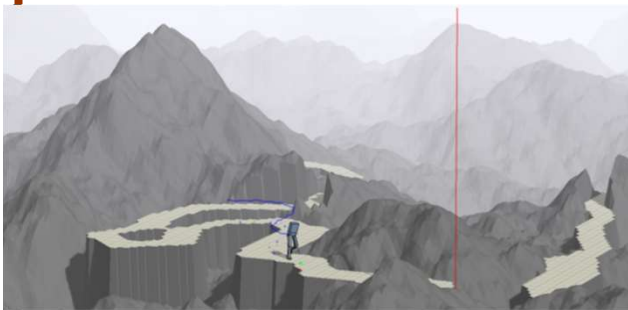
Movimento em fluidos (mecânica dos fluidos)

- Navier-Stokes solver
- linear e/ou turbulento
- grids ou partículas

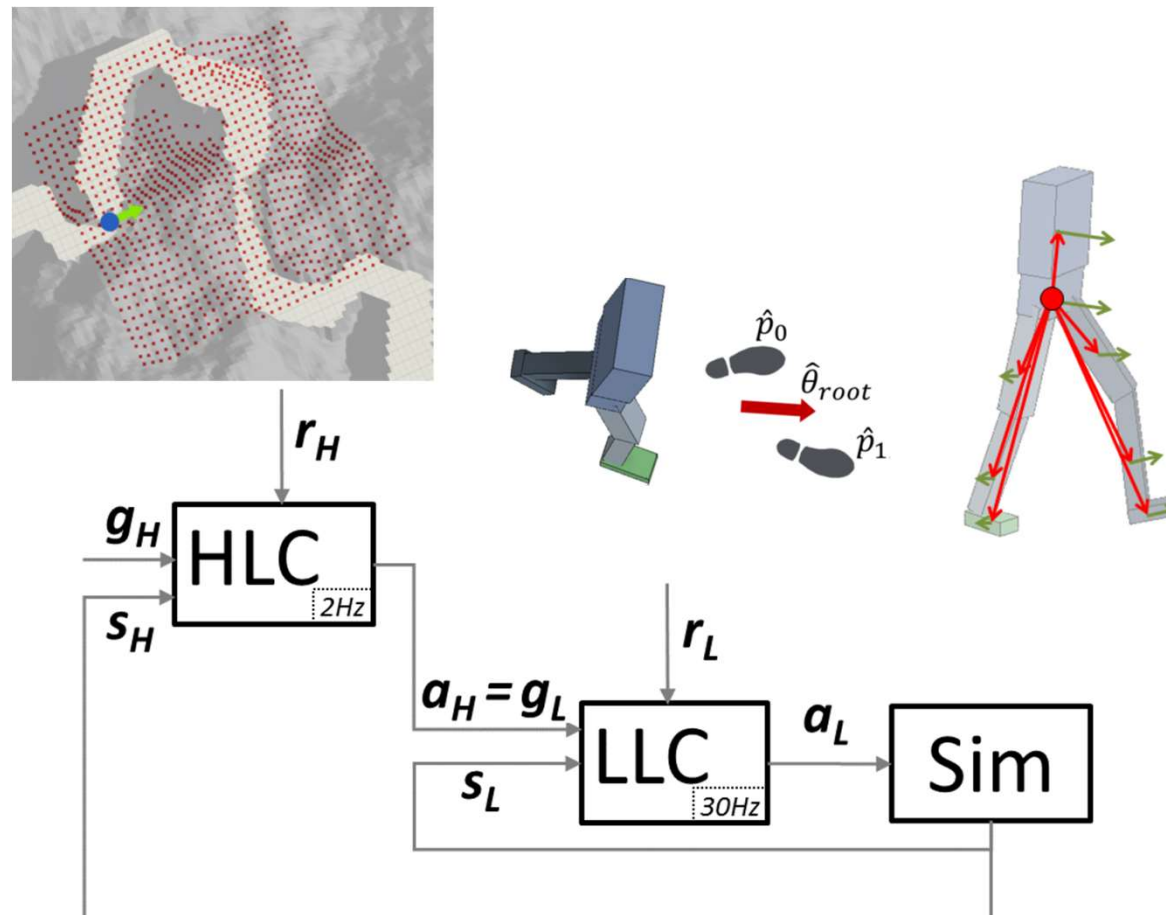
Deep Learning – Caracteres Autonomos

Caracteres Autonomos (SIGGRAPH)

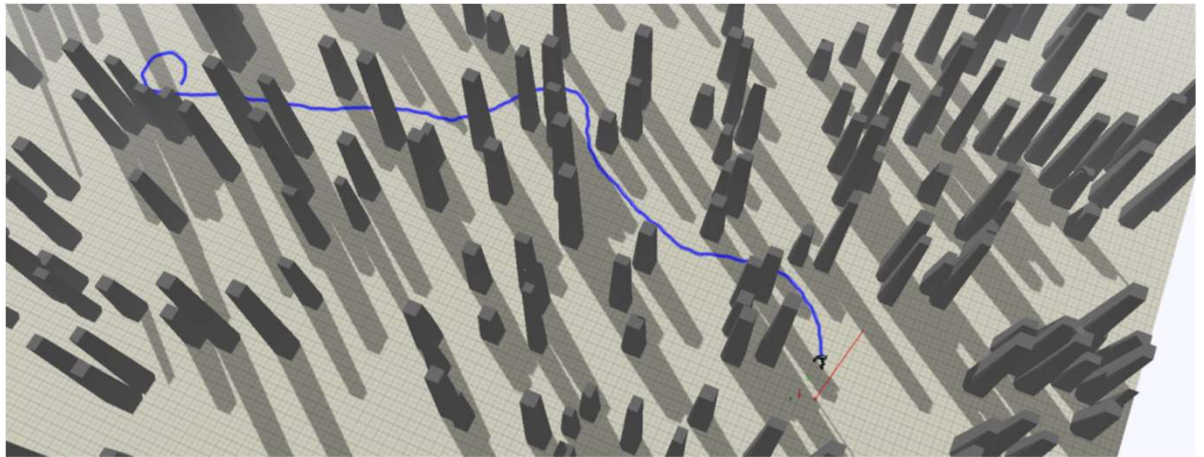
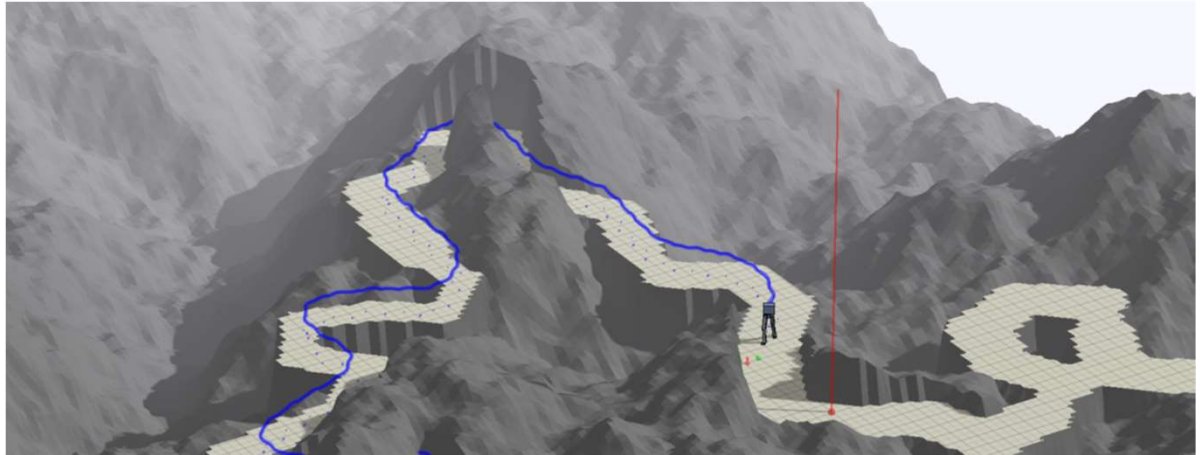
- Rede hierárquica (dois níveis) de controladores
 - Um para planejamento – longo termo
 - Um para ação – curto termo
- Video / Discussão



Deep Learning – Caracteres Autonomos



Deep Learning – Caracteres Autonomos



Deep Learning Fluidos

Variação da densidade ao longo do Espaço-Tempo

Densidade / Viscosidade / Fluxo / Pressão /

Aprendizado de similaridade dos fluxos



Deep Learning – Fluidos

Fluido Dinâmica Computacional (SIGGRAPH)

- fluxos turbulentos – particularmente difíceis para NN pois tem um comportamento caótico (aparentemente ruidoso, embora siga uma lei difícil de ser extraída)
- não trataremos destes detalhes aqui
- mas explora similaridade entre representações de alta e baixa granularidade
- permitindo gerar simulacoes de alta granularidade a partir de outras de menor granularidade
- Video / Discussão

Deep Learning – Aplicações / Demos

Direção Autônoma
um atual tema de interesse
pensem a respeito

Suporte a Mobilidade (predição de cenários)
objeto de discussão das próximas aulas

Deep Learning – Ferramentas

Ambientes de Programação
Modelagem do Problema
ferramentas visuais (tipo LabView)

Deep Learning – Arquiteturas

CPU

arquitetura generalista / multipropósito

C / C++ / Java / Python

Deep Learning – Arquiteturas

GPU

arquitetura semidedicada / fluxo de dados (streaming)
rendering (CG) / deep learning

CUDA / ...

Deep Learning – Ferramentas

Ambientes de Programação

Linguagens

CPU C++ / Python

GPU CUDA /

TEMA 2

Aula 2

TEMA 2

Deep Learning

Aula 2

04nov - Estudos de Caso

TEMA 2

Aula 2

Deep Learning – Conceitos / Aplicações

Discussão em grupos (2 ou 3 alunos cada) sobre aplicações de Deep Learning e Computação Evolucionária em problemas de mobilidade urbana

- identificar problemas
- apresentar e discutir os problemas
- propor soluções explorando as técnicas vistas no curso



Aulas 2 e 3 serão usadas para as discussões

Aula 4 será usada para apresentação dos trabalhos de cada grupo (provavelmente de 5 a 7 grupos) e entrega de um texto resumindo as propostas e suas análises

Palestra Convidada

scipopulis Julian

SPTRANS e sistemas públicos de transporte

Ferramentas de apoio



VER MATERIAL SIGGRAPH 2019

TEMA 3

Aula 3: 14nov (T)

- Exercício em aula – modelagem de um problema de transito
- Inferência (correlação de informações)

Deep Learning – Conceitos / Aplicações

Discussão em grupos (2 ou 3 alunos cada) sobre aplicações de Deep Learning e Computação Evolucionária em problemas de mobilidade urbana

- identificar problemas
- apresentar e discutir os problemas
- propor soluções explorando as técnicas vistas no curso

Big Data

Identificação de bases (fontes de dados): catálogos considerando co-relacionamento entre elas, de modo a permitir o futuro treinamento e uso de RN

Transformação dos dados para formato adequado ao processamento da RN
múltiplos formatos podem ser considerados dependendo da futura utilização (ex: um explorando organização espacial e outro temporal)

Causalidade e Correlação

A causa B (B acontece em decorrência de A)

Varias possibilidades

Ex:

1 B e C são causados por A

1.1 D é causado por B
mas D tem alta correlação com C

1.2 ou D é causado por B e C

2 C é causado por B, que por sua vez é causado por A

Causalidade e Correlação

Ou seja, pode ser extremamente difícil identificar padrões de causalidade a partir apenas de observações mas é assim que funcionam as RN

Portanto, muitas das vezes estaremos trabalhando com cenários probabilísticos

Procuramos por dados de fontes diversas que apresentem entre si alta correlação

Inferências

rotas a partir de densidade de transito

condições de transito a partir de condições climáticas

????

comecemos elencando “coisas” de potencial interesse
para então procurar entender eventuais inter-relações

Mobilidade

Origem Destino

Transito / Densidade de

Rotas / Vias

Linhas de ônibus / veículos particulares

Ride sharing

Condições climáticas

Calendário eventos

.....

Mobilidade

Para quaisquer classes de informação escolhidas

Pensar onde e como podem ser disponibilizadas

Que tipo de tratamento é adequado para ajusta-las aos modelos posteriores de processamento (RN)

Quais correlações parecem existir e como explorá-las

TEMA 2

Aula 3

TEMA 2

Outras Técnicas Inteligência Computacional

Aula 3

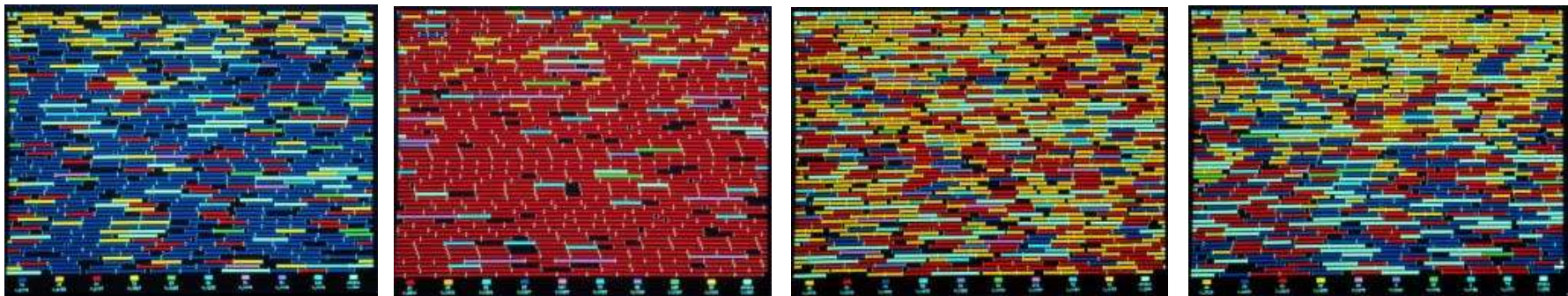
05nov

- Autômatos Celulares

Autômatos *celulares*

Autômatos celulares

- Sistemas computacionais, compostos por células, cuja evolução no espaço de estados decorre de uma regra que determina o estado futuro de cada célula em função do seu estado atual, bem como de outras células na sua vizinhança



Autômatos *celulares*

Autômatos Celulares

$$s^n(t+1) = f[s^{n-1}(t), s^n(t), s^{n+1}(t)]$$

- Enorme diversidade de trajetórias de estado
- Sistemas cíclicos de enorme periodicidade (tipicamente)

— Ex:

» $D(s) = 4: \{00, 01, 10, 11\}; V(e) = 3$

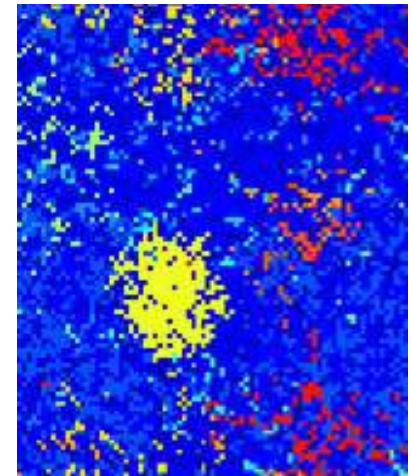
» $4^3 = 64 \Rightarrow 4^{64}$ autômatos ou funções

- Dimensão do mapa definida pelo vetor inicial

— Ex:

» $D(e) = 128: \{00, 11, 01, 00, \dots 10\}$

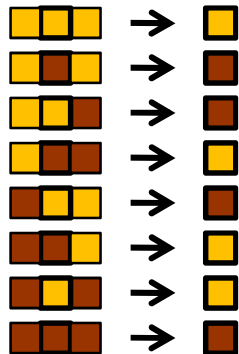
- 128 elementos



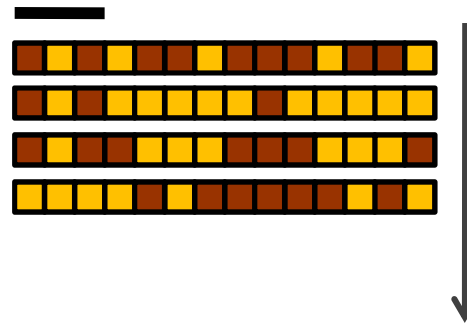
Autômatos celulares

Autômatos celulares

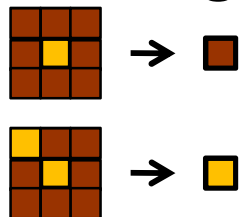
– 1D regra



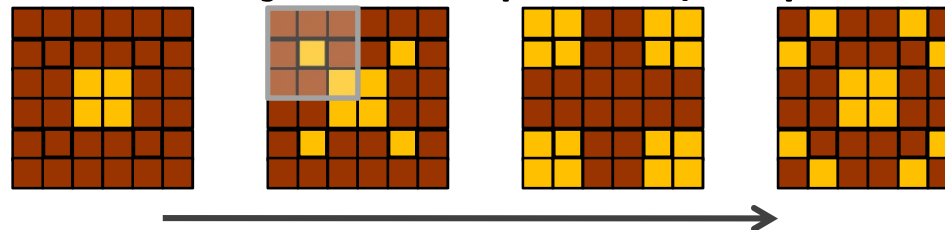
evolução temporal (vertical)



– 2D regra



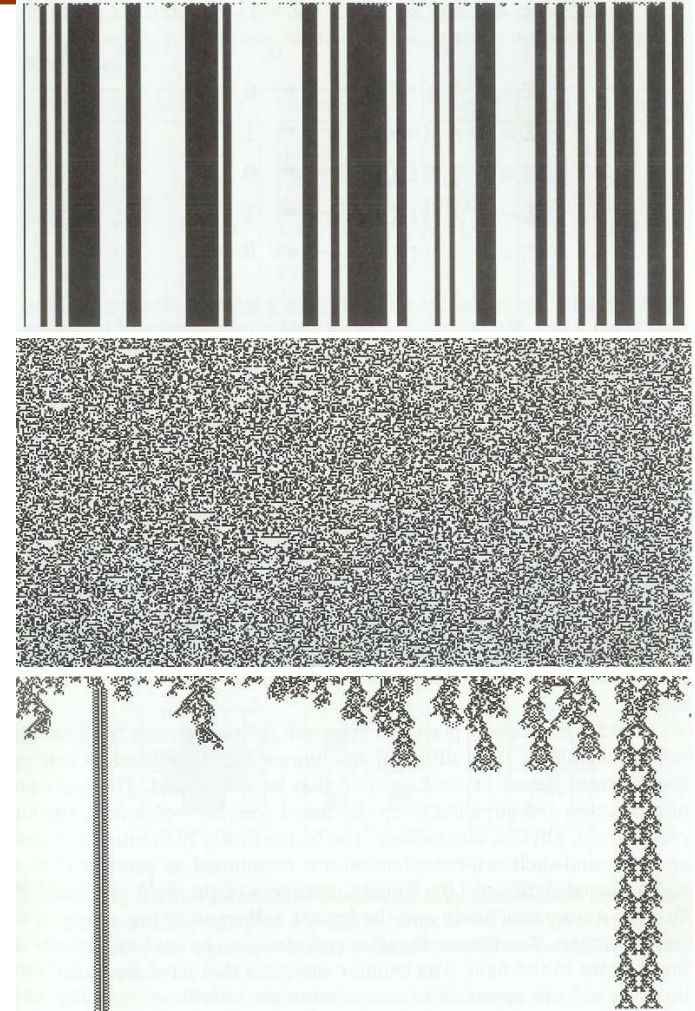
evolução temporal (seqüência quadros)



Autômatos *celulares*

Autômatos Celulares

- Classe I: Mortos
 - Assintoticamente estáveis
 - Desinteressantes
- Classe II: Regulares estáticos
 - Ciclo limite
 - Desinteressantes
- Classe III: Caóticos (Sopa Primordial)
 - Atrator caótico
 - Riqueza de estados e percursos
- Classe IV: Auto-Organizados (Vida)
 - Riqueza de estados e percursos
 - Robustez garantindo a perpetuação desta condição



Autômatos *celulares*

Autômatos Celulares

– Classe I e II

- Mortos e regulares
 - Não apresentam variabilidade necessária para surgimento de vida

– Classe III

- Caóticos (Sopa Primordial)
 - Apresentam variabilidade necessária para surgimento de vida
 - Mas não a estabilidade necessária para sustentá-la

– Classe IV

- Auto-Organizados (Vida)
 - Apresentam a estabilidade necessária para sustentá-la

Autômatos *celulares*

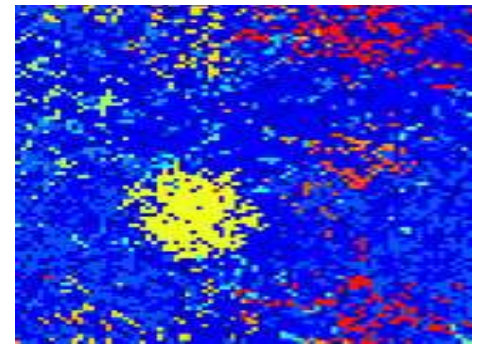
Autômatos Celulares

- No contexto da vida artificial, servem bem para representar a diversidade e riqueza de possíveis conformações de um mapa de estados
 - Explorando particularmente situações de auto-organização
 - Ou seja, servindo para ilustrar conceitos envolvidos com a vida (Schrödinger, 1943)
 - Ordem a partir da desordem (surgimento da vida)
 - Ordem a partir da ordem (manutenção da vida) - DNA

Autômatos *celulares*

Autômatos Celulares

- No contexto da vida artificial, servem bem para representar comportamentos coletivos
 - Onde se manifestem claramente as inter-relações entre os diversos elementos constituintes do sistema
 - Neste caso o sistema é composto por elementos de mesma natureza (mesma espécie p.ex.) e se pode observar a evolução desta espécie
 - Ou são representadas várias espécies e se pode observar a co-evolução simultânea de todas elas
 - Cooperação
 - Competição



Autômatos *celulares*

Autômatos Celulares

- No contexto da vida artificial, servem bem para representar comportamentos coletivos
 - Uma célula representa um indivíduo, e seu comportamento (qualquer que seja ele: movimentação, decisão, ...) fica representado nos possíveis estados
 - O indivíduo é indissociavelmente relacionado à célula – a impressão de que se movimentem pelo cenário é falsa, mas interessante!
 - Um novo estado é definido pelo estado atual do indivíduo e de seus vizinhos (em determinados graus de vizinhança)
 - Com isto pode-se observar as dependências mútuas estabelecidas entre os indivíduos nas formas de competição e de colaboração

Autômatos *celulares*

Autômatos Celulares

– No contexto da vida artificial - Exemplos (PSI5000)

- Emergência da vida (ordem a partir da desordem)
 - Sistema dinâmico caótico que se encontra na borda da região de auto-organização
 - » Pequenas mudanças ambientais podem levar a esta nova situação
 - » Um ruído que modifique a tabela de regras pode criar transferir o sistema dinâmico da região caótica para a de auto-organização
 - Implicando no surgimento da vida

Autômatos *celulares*

Autômatos Celulares

– No contexto da vida artificial – Exemplos (PSI5000)

- Sustentação da vida (ordem a partir da ordem)
 - Robustez
 - » Um sistema robusto, onde eventualmente a alteração de algumas poucas regras não tenha efeito significativo no seu comportamento (não altere seu caráter primeiro – ser auto-organizado), pode conseguir se manter na classe auto-organizada
 - Mecanismos de auto-regulação
 - Regras
 - » Como encontrar regras válidas para a sustentação da vida

Autômatos *celulares*

Autômatos Celulares

- No contexto da vida artificial – Exemplos (PSI5000)
 - Sustentação da vida
 - Mecanismos de auto-regulação
 - Regras
 - » Como encontrar regras válidas para a sustentação da vida?

Autômatos *finitos*

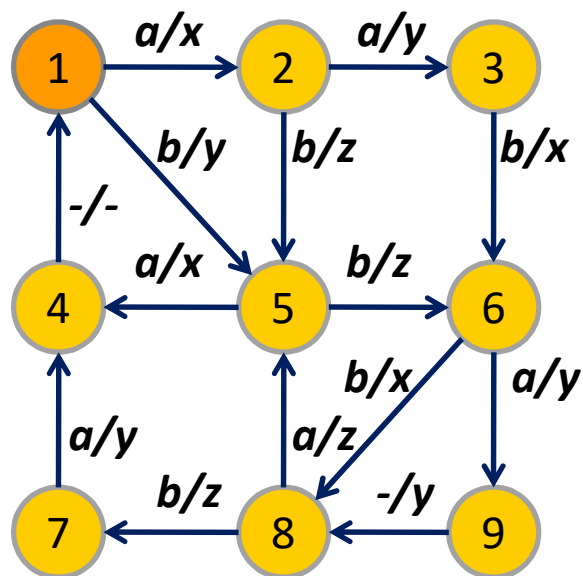
Autômatos Finitos

- Máquinas de Estados Finitos
 - Sistemas computacionais, cuja evolução no espaço de estados decorre de uma regra que determina o estado futuro observando para cada estado, sua condição atual e as entradas do sistema.
 - Cada estado, ou transição entre estados, pode estar associada a uma saída.

Autômatos *finitos*

Autômatos Finitos

– Máquinas de Estados Finitos



Entradas admissíveis

a, b

Saídas produzidas

x, y, z

Ex:

no estado 1:

se a então $x \gg 2$

se b então $y \gg 5$

no estado 2:

se a então $y \gg 3$

se b então $z \gg 5$

Autômatos *finitos*

Autômatos Finitos

- No contexto da vida artificial, servem bem para representar comportamentos individuais
 - Refinamento que permite avaliar o que se faz a cada situação
 - Seja de forma reativa direta
 - Seja de forma que demonstre alguma estratégia decorrente da composição nas possíveis diferentes sucessões de estado

Autômatos

finitos adaptativos

Autômatos Finitos Adaptativos

- Máquinas de estados finitos supervisionadas por processos que podem alterar suas configurações e topologias
 - Ex: Algoritmos genéticos (WOXBOT)
 - ME codificada geneticamente
 - Aplicação de mecanismos de evolução para ajuste da máquina a um propósito esperado, mas de difícil especificação a priori

Autômatos

Autômatos

– Linguagens Regulares

- Classe I: Finitos Determinísticos
 - entrada e estado atual determinam o próximo estado
- Classe II: Finitos Não Determinísticos
 - entrada e estado atual não determinam o próximo estado

– Linguagens Livres de Contexto

- Classe III: Autômatos de Pilha
 - Determinísticos com a inclusão de memória

– Linguagens Sensíveis ao Contexto

- Classe IV: Autômatos Linearmente Limitados
 - MT com memória finita

– Linguagens Recursivamente Enumeráveis

- Classe V: Máquina de Turing
 - Com memória infinita – realizam computação universal

Máquina de Turing – computação universal

- A máquina de Turing é um autômato que conceitualmente permite a computação de caráter universal [Turing1936]. Ela é composta por uma cabeça de leitura/escrita controlada por uma máquina de estados, e por uma fita infinita, podendo ser descrita como uma quintupla (j, p, f, i, e) onde:

- j : estado final;
- p : passos de movimentação da fita;
- f : valor escrito na fita;
- i : estado inicial;
- e : valor lido da fita.

- Os valores j , p e f dependem de i e e . Através deste simples mecanismo pode ser descrito qualquer procedimento computável, daí a grande importância da máquina proposta por Alan Turing.

TEMA 2

Aula 4

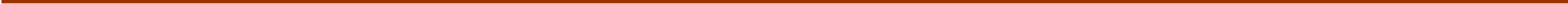
TEMA 2

Outras Técnicas Inteligência Computacional

Aula 4

11nov

- Inteligência Artificial / Computação Cognitiva



Inteligência Artificial

Inteligência Artificial

Inteligência Artificial Simbólica (IAS)

- Modelos baseados em lógica
- Representação mental
- Raciocínio e Inferência

Inteligência Artificial Conexionista (IAC)

- Modelos baseados em estrutura topológica
- Representação cerebral
- Aprendizado e Adaptação

Inteligência Artificial

simbólica

Inteligência Artificial Simbólica (IAS)

– Resolução de problemas

- Métodos de busca
 - Navegação no espaço de soluções
 - » Quando se sabe onde se quer chegar, mas não o caminho
 - » Quando se conhece as regras de movimentação, mas não se sabe para onde se vai
- Métodos de exploração
 - Usando heurísticas
 - Considerando aprendizado
- Métodos de competição
 - Consideram cenários dinâmicos
 - Presença de um oponente

Inteligência Artificial

simbólica

Inteligência Artificial Simbólica (IAS)

- Conhecimento e Raciocínio
 - Representação do conhecimento
 - Bases de conhecimento
 - Categorias
 - Considerações semânticas
 - Redes semânticas
 - Uso de ontologias
 - Modelos de aprendizado

Inteligência Artificial simbólica

Inteligência Artificial Simbólica (IAS)

– Conhecimento e Raciocínio

- Agentes e Multi-Agentes
- Inferências e Lógicas
 - Apoio a tomada de decisões
 - Lógicas proposicionais
 - Lógicas de 1ª. ordem

Inteligência Artificial simbólica

Inteligência Artificial Simbólica (IAS)

- Planejamento

- Individual
- Coletivo

- Métodos podem ser desenvolvidos

- Explicitamente
 - Quando assim programados
- Evolutivamente
 - Quando são sucessivamente aprimorados e avaliados

Inteligência Artificial simbólica

Inteligência Artificial Simbólica (IAS)

- Raciocínio frente a incertezas
- Raciocínio probabilístico
 - Probabilidade Bayesiana
 - Redes Bayesianas

Inteligência Artificial simbólica

Inteligência Artificial Simbólica (IAS)

– Aprendizagem

- Por observação
- Por reforço (repetição)
- Por ensinamento
- Por experimentação
- Métodos estatísticos
- Conhecimento e aprendizagem
 - Alteração e expansão da base de conhecimento
- Ontologias
 - Definição consensual dos objetos e suas relações
- Semânticas
 - Atribuição de significado aos objetos

Inteligência Artificial simbólica

Inteligência Artificial Simbólica (IAS)

- Comunicação
 - Aprendizagem por ensinamento
 - Troca de conhecimento
- Percepção
 - Aprendizagem por observação

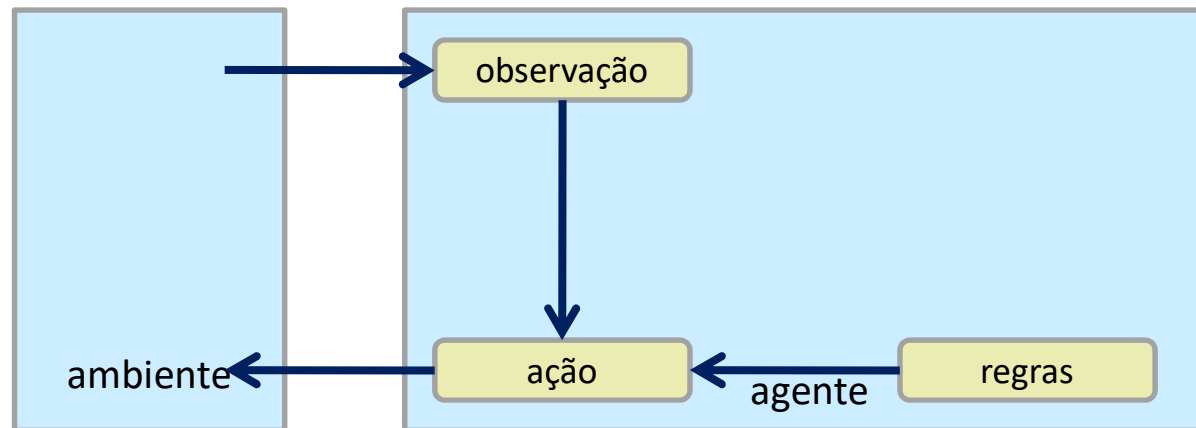
Inteligência Artificial simbólica

Inteligência Artificial Simbólica (IAS)

– Arquiteturas de agentes

- Reativos

- Controle conduzido apenas como reação pré-determinada à situação vivenciada no ambiente

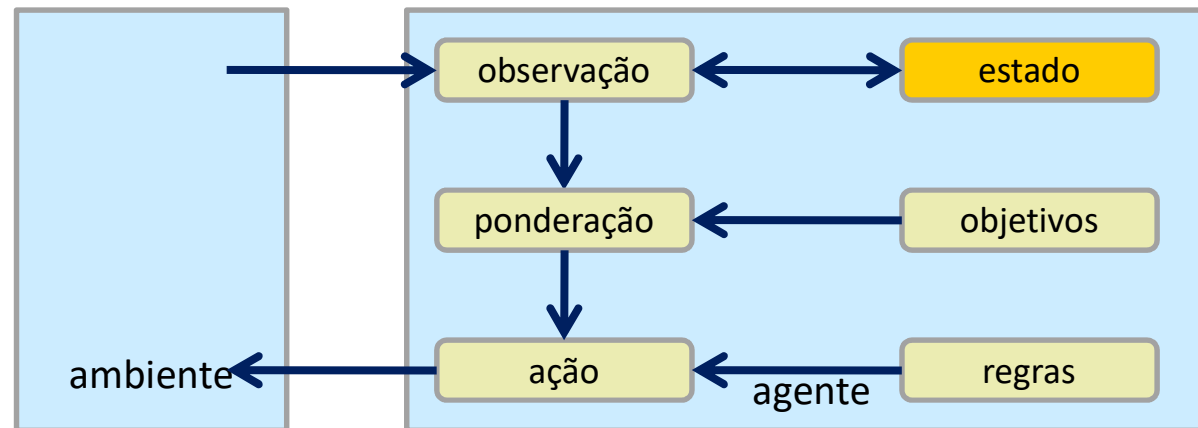


Inteligência Artificial simbólica

Inteligência Artificial Simbólica (IAS)

– Arquiteturas de agentes

- Pró-ativos (orientados por objetivos)
 - Capazes de avaliar as condições do ambiente e tomar decisões da forma que melhor atenda seus objetivos



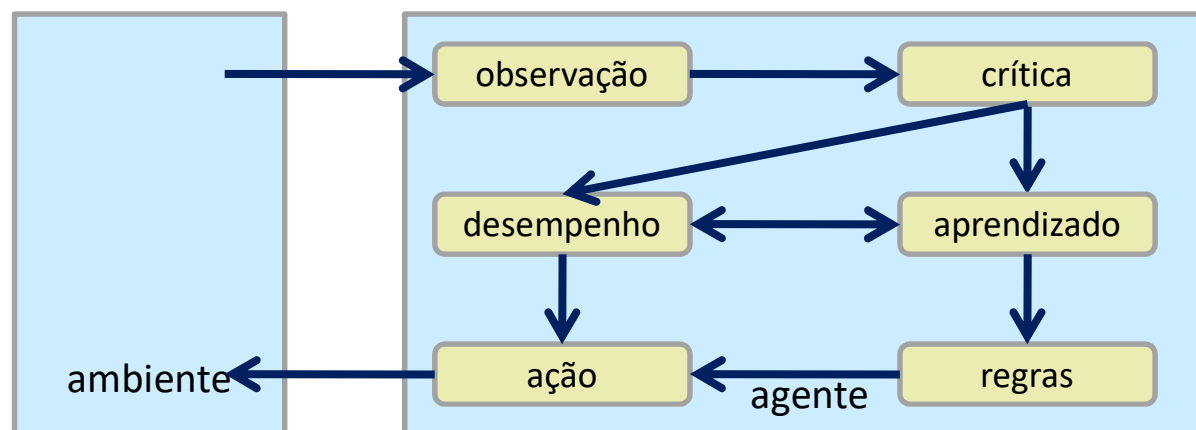
Inteligência Artificial simbólica

Inteligência Artificial Simbólica (IAS)

– Arquiteturas de agentes

- Aprendizes

- Capazes de aprender de acordo com avaliações das ações realizadas no cenário



Inteligência Artificial simbólica

Inteligência Artificial Simbólica (IAS)

- Arquiteturas de agentes
 - BDI
 - Estruturado em crenças, desejos e intenções
 - Planejamento e decisão suportada por mecanismos hierárquicos
 - Subsumption
 - Baseado em hierarquias de importância vital
 - Ações mais básicas e vitais tem precedência sobre as demais, de forma hierárquica

BACKUP

PROVA DIDÁTICA

Tema 4: Paradigmas Biológicos, AG, Fuzzy, IA

Paradigmas de computação baseados em biologia e sua relação com sistemas de computação neural

Inteligência artificial simbólica

Inteligência computacional

Soluções híbridas em inteligência computacional

Lógica Fuzzy

Sistemas adaptativos e evolutivos

Algoritmos evolucionários e genéticos

Outros paradigmas matemáticos que se aplicam para simulação de sistemas adaptativos

Autômatos celulares e autômatos finitos

Paradigmas computacionais baseados em biologia e sua relação com computação neural

Computação

- Algo que se manifesta em sistemas de elevada complexidade
 - Na natureza, encontrada em sistemas vivos (biológicos)
 - Realizada no sistema nervoso
 - Inspiração para implementação de sistemas artificiais que tenham alguma analogia com circuitos neurais
 - Realizada na mente (que se estabelece sobre o SNC)
 - Inspiração para implementação de sistemas artificiais que tenham alguma analogia com máquinas mentais

Paradigmas computacionais baseados em biologia e sua relação com computação neural

É forte a relação entre a computação (nas suas diversas formas de manifestação) e sistemas biológicos (vivos, inteligentes)

– Vida	AG
– Inteligência	IA
– Aprendizado e Adaptação	IA, RN
– Automação	RN
– Raciocínio e Inferência	IA
– Evolução e Adaptação	AG, RN

Inteligência Computacional

Generalização e extensão de IA agregando novos conceitos

- Inteligência de grupos (*swarm*)
- Inteligência como resultado de atos distribuídos
 - Explora conceitos de emergência
 - Indivíduos seguem regras comportamentais simples
 - Mas da sua interação emergem comportamentos sociais sofisticados
 - Colônias de insetos
 - Bandos de animais

Inteligência Computacional

- soluções híbridas

Exploram os princípios de inteligência computacional usando agentes inteligentes

- Indivíduos capazes de realizar ações que demandem algum tipo de inteligência
 - Inferência lógica
 - Avaliação de cenários
 - Ponderação para tomada de decisões
- Enquanto observam e se comunicam também outros indivíduos
 - Trocando informações
 - Desenvolvendo planejamentos conjuntos
 - Cooperativamente
 - Competitivamente

Lógica Nebulosa

Lógica Nebulosa

- Opera sobre dados nebulosos (faixas de valores)
- Processos de transformação
 - De entrada: da representação discreta para a nebulosa
 - De saída: da representação nebulosa para a discreta
- Operadores nebulosos

Outros paradigmas matemáticos aplicáveis para simulação de sistemas adaptativos

Métodos estatísticos

– Probabilidade Bayesiana

- Relaciona probabilidade de eventos a priori e a posteriori
- Ajuste iterativo com o uso
 - A medida em que a confiança aumenta por haver uma maior experiência (número de ocorrências)

– Processos vivos e cognitivos são intrinsecamente probabilísticos dada a sua alta complexidade

- Aqueles internos aos indivíduos
- Aqueles que decorrem de seu comportamento – sociais

Conclusão

