





ANN & DNN Machine Learning & Deep Learning

- Processo indutivo
- Refinamento sucessivo
- Aprende com os dados
- Ajuste sucessivo de um modelo com base em amostras
 - Em alguns casos com acompanhamento de um professor (supervisor)
 - Aprendizagem supervisionada (classificando de acordo com referências externas)
 - Em outros casos pela proximidade relativa dos dados
 - Aprendizagem n\u00e3o supervisionada (formando clusters) naturais)





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

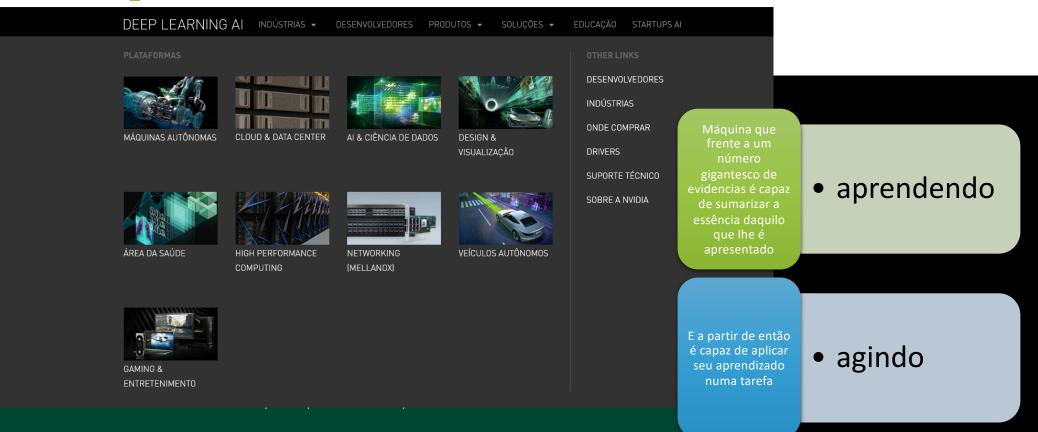
Fase de síntese (deployment)





Deep Learning Al









A favor

Coerência entre amostras de um mesmo fenômeno que se quer reconhecer Sempre que houver estrutura subjacente

Marcio Lobo Netto



Contra

Espaço amostral muito pequeno em relação a todo o conjunto
Ruídos / incertezas nas medidas









Imagem
Vídeo
Movimento
Comportamento

Imagem
Vídeo
Movimento
Comportamento







Reconhecer algo **Aprender**



Sintetizar algo Fazer / Agir

Tratado como unidade Ex: vídeo é um pacote de imagens

Marcio Lobo Netto

Tratado como unidade Ex: vídeo é um pacote de imagens







Sistema físico

Sistema social

Sistema biológico

E suas regras / leis de comportamento

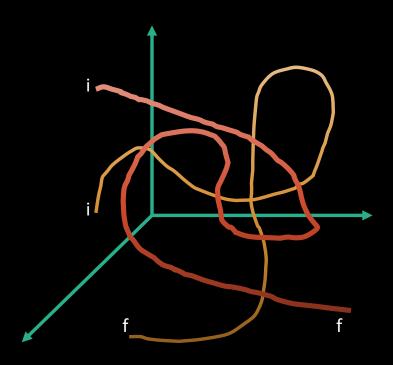


Evolução Espaço-Temporal (mapa de estados)

apresenta coerência / alta correlação próximo estado provavelmente se encontra na vizinhança do estado anterior



Espaço de Estados Trajetórias



Mapeamento E > S

Entrada (E): sistema com 3 dimensões Saída (S): representada na intensidade da cor ao longo da linha

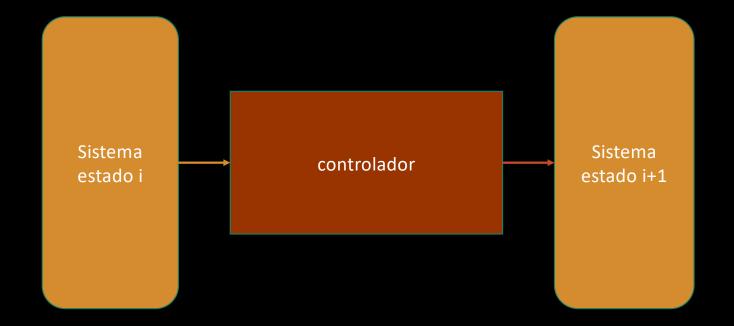
Evolução temporal do sistema dinâmico Sucessão de pontos visitados pelo sistema num período

Caso 1 Caso 2

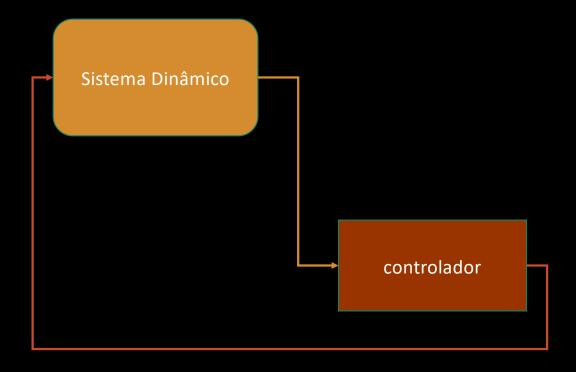


Espaço de Estados Trajetórias

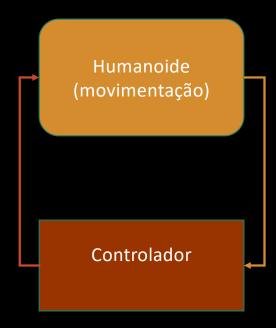
- Quando pensamos numa imagem ou numa pose podemos associa-las a um ponto num espaço de estados
 - Diferentes imagens s\u00e3o representadas em diferentes pontos
 - Imagens semelhantes correspondem a pontos próximos
 - Dentro de certas tolerâncias reconhecemos pontos de uma certa vizinhança como de uma mesma categoria (ou mesmo objeto a menos das pequenas variações)
 - Numa vizinhança maior podemos incluir estilos ou grupos
- Quando pensamos num vídeo ou num comportamento podemos associa-las a trajetórias no espaço de estados
 - Diferentes sequencias s\u00e30 representadas por diferentes trajet\u00f3rias



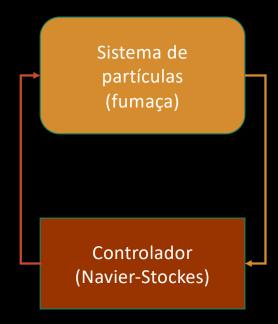






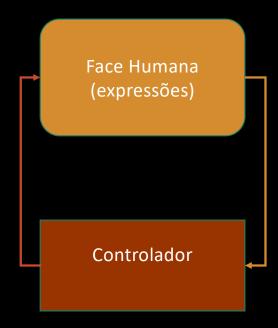




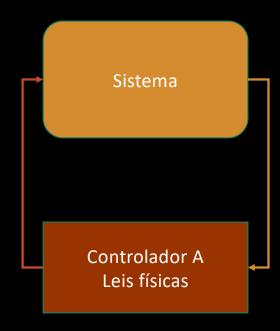




Marcio Lobo Netto









Controlador 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

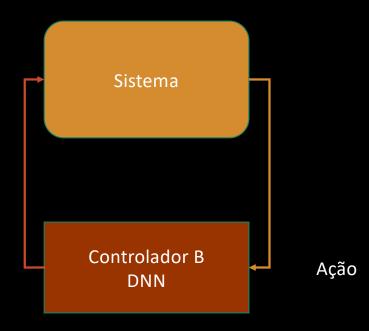


Controlador A – simulação segundo leis físicas

- 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



Sistemas Dinâmicos Simuladores / Controladores (Deep Learning)





Marcio Lobo Netto

Sistemas Dinâmicos Simuladores / Controladores (*Deep Learning*)



Mas antes de ser usado tem que ser treinado



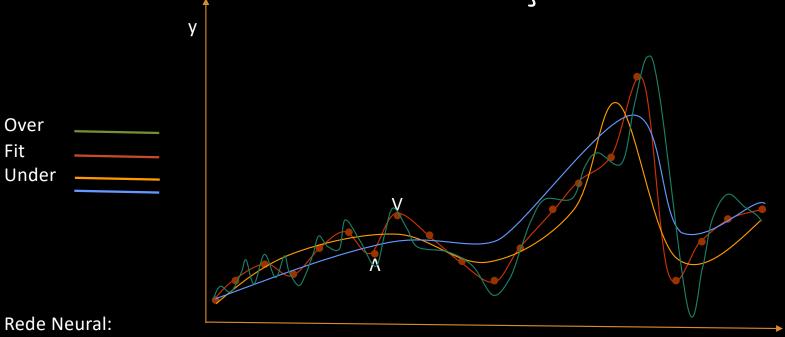
Sistemas Dinâmicos Simuladores / Controladores (Deep Learning)

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



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 - 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

Marcio Lobo Netto

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

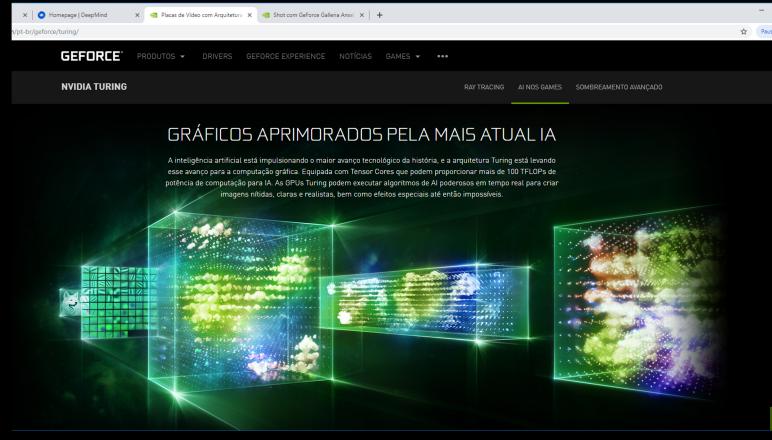
- possuem múltiplas camadas
- normalmente teriam todas as conexões possíveis entre duas camadas sucessivas
- ótimas para generalizar, mas difíceis de treinar

CNN

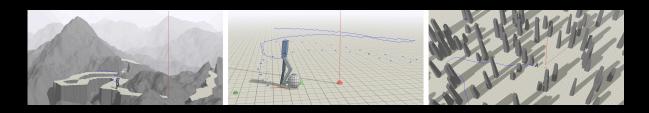
- possuem múltiplas camadas
- possuem apenas algumas das possíveis conexões entre duas camadas sucessivas (clusters), e com isso atuam reduzindo a dimensionalidade do problema a cada passo
- ainda são boas para generalizar, e mais fáceis de treinar



CNN Redes Convolucionais



ACM SIGGRAPH 2017 Autonomous Characters



DeepLoco: Dynamic Locomotion Skills Using Hierarchical Deep Reinforcement Learning

• Xue Bin Peng, Glen Berseth, Kangkang Yin, Michiel Van De Panne Article: [pdf] Supplemental Material: [zip]

Rede hierárquica (dois níveis) de controladores

- Um para planejamento longo termo
- Um para ação curto termo





Discussão



Quão generalistas conseguiremos ser quando procurando usar redes neurais para resolver problemas?



Basta conseguirmos representar todos os parâmetros que influenciam num comportamento, e ter capacidade computacional, e dados suficientes para treinar as redes? Para podermos então usá-las nas previsões que queiramos fazer no contexto dos cenários propostos

PSI3472 Sistemas Inteligentes 2