

Técnicas Emergentes de IA em Vídeojogos

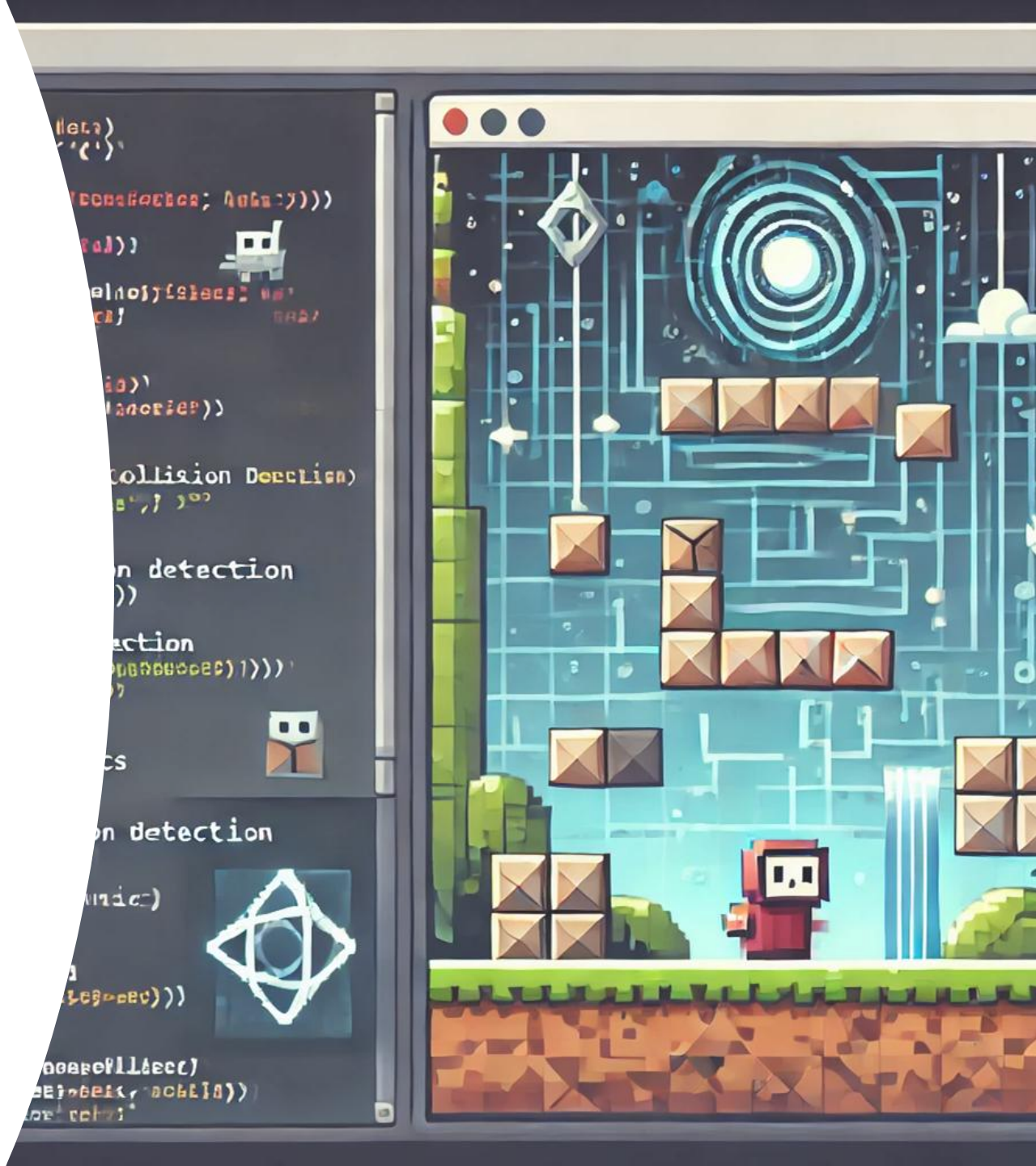
Daniel Nogueira



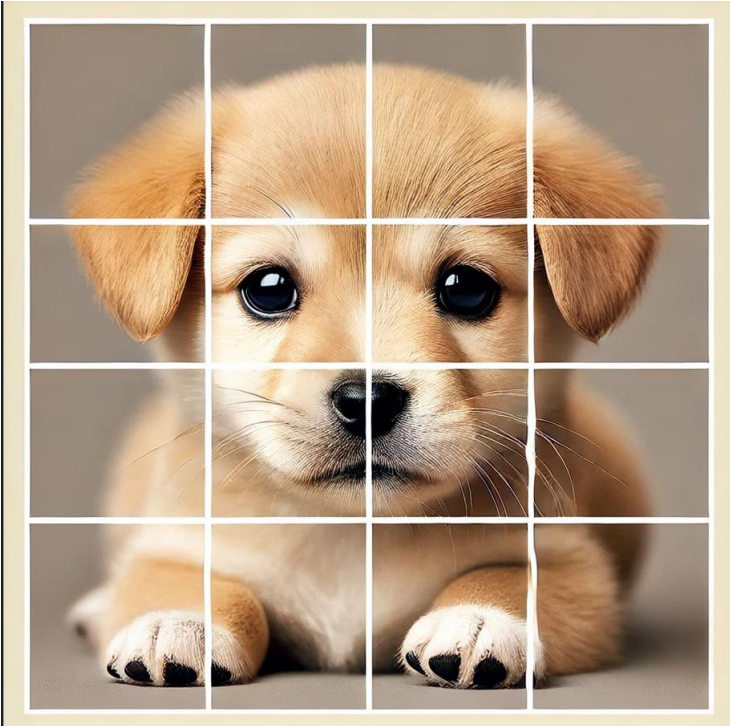
dnogueira@ipca.pt



<https://www.linkedin.com/in/danielfnogueira/>



Artificial Intelligence (AI)



2 x 2 → 24 combinações possíveis

3 x 3 → 362.880 combinações possíveis

8 x 8 → 1.2688×10^{89} combinações possíveis

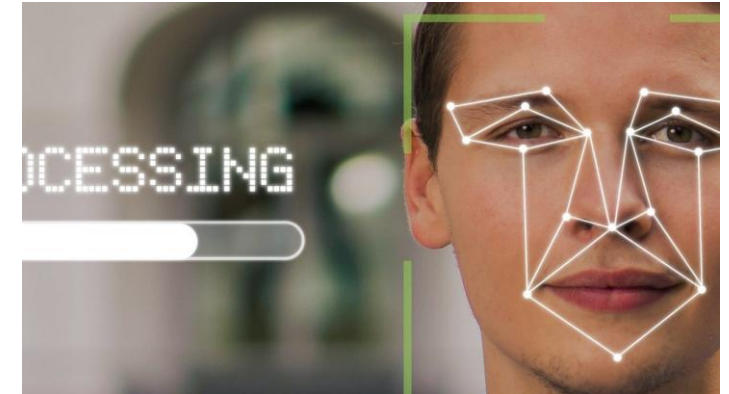
Testar 1 mil milhões de combinações por segundo

└→ Aproximadamente 4×10^{69} milénios

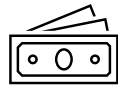
Por que os humanos resolvem em um tempo muito menor?????

Os humanos conseguem utilizar **CONHECIMENTO DO PROBLEMA** de forma **INTELIGENTE**

Artificial Intelligence (AI)



Artificial Intelligence (AI)



Finanças

- Detecção de fraudes
- Análise de crédito
- Prevenção de Churn



Governo

- Cidades Inteligentes
- Segurança
- Qualidade de vida



Saúde

- Diagnósticos médicos
- Imagens
- Monitores
- Fisioterapia



Contabilidade

- Leitura de documentos
- Chatbots de atendimento
- Sistema de gestão de documentos

Artificial Intelligence (AI)

Sojourney (1997)

Tempo de comunicação com a Terra: entre 10 a 20 minutos !!!



Artificial Intelligence (AI)



Artificial Intelligence (AI)



Fonte: Everybody Dance Now (2018): <https://arxiv.org/abs/1808.07371> [5]

Artificial Intelligence (AI)



Artificial Intelligence (AI)



Metropolis, 1927 (baseado no romance de von Harbou de 1925)

Artificial Intelligence (AI)

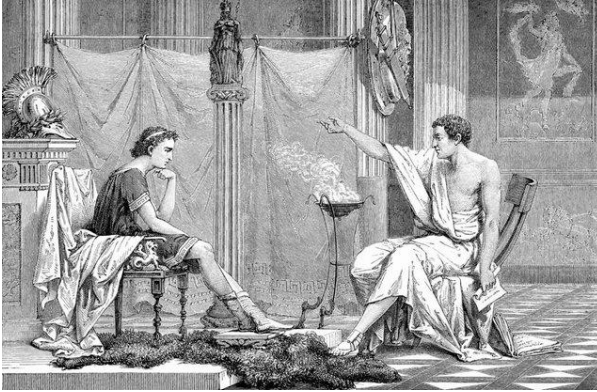


Metropolis, 1927 (based on von Harbou's novel of 1925)

Blade Runner, 1982 (uma adaptação do romance de 1968 de Philip K. Dick - Do Androids Dream of Electric Sheep?)



Artificial Intelligence (AI)



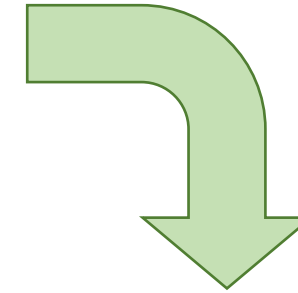
356 BC

O filósofo Aristóteles já concebia maneiras de libertar os escravos de suas tarefas, transferindo todo o trabalho para um possível objeto autônomo inteligente.

J.M.E. McTaggart. Em seu artigo publicado em 1908, ele argumenta que o tempo é irreal, o que inclui a ideia de que o futuro não tem existência real, sendo apenas uma construção especulativa.

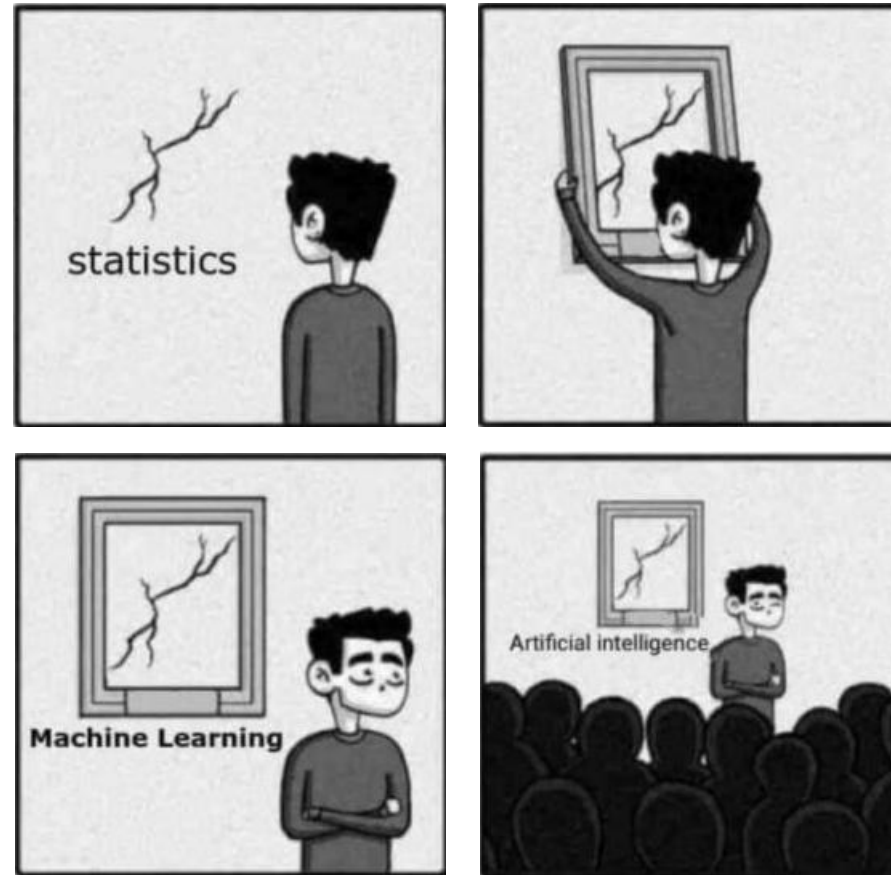
Artificial Intelligence (AI)

“The capability of science and engineering to build intelligent machines”. (John McCarthy, 1956)

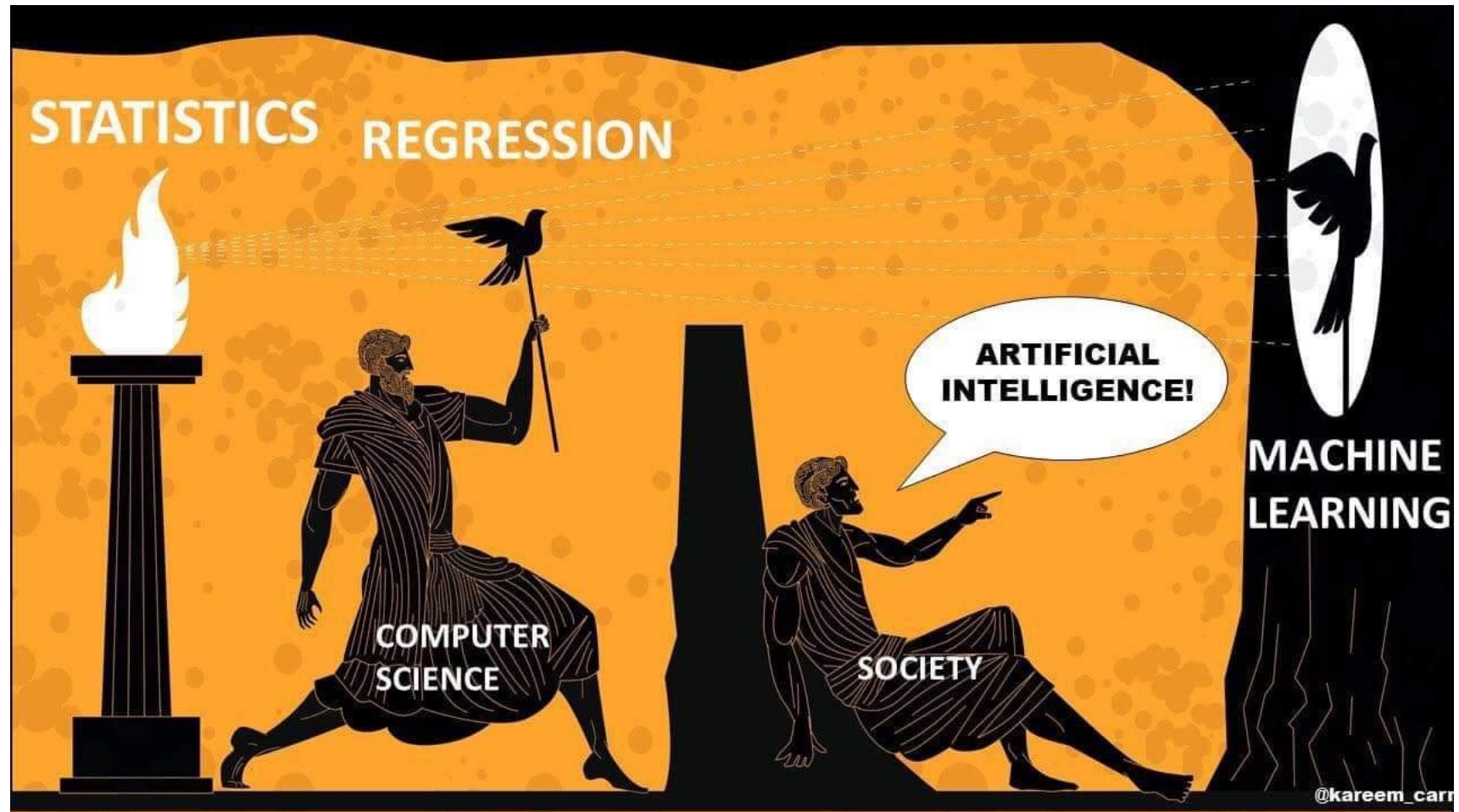


1. Habilidade de aprender;
2. Manifestação de “comportamento inteligente”.

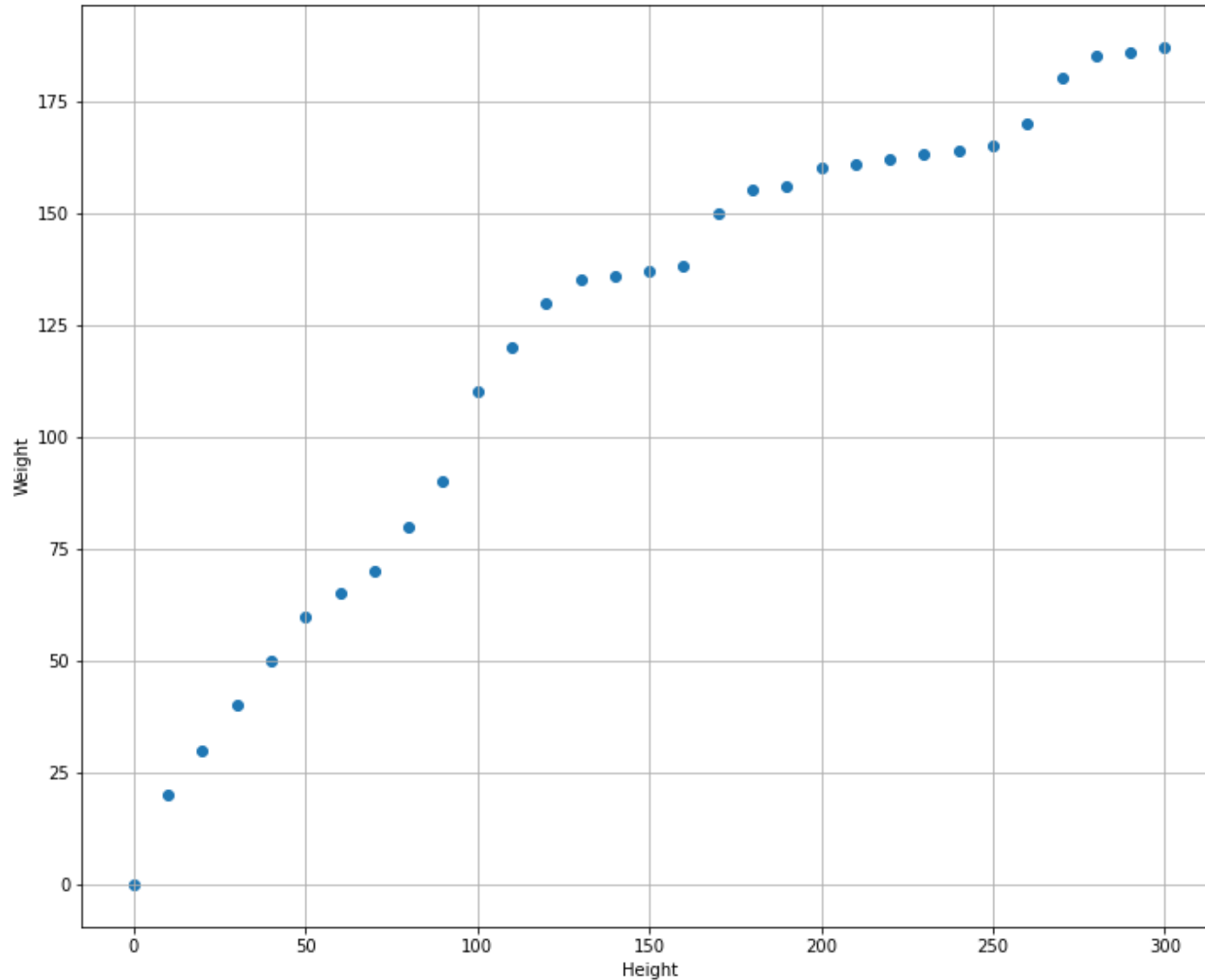
Artificial Intelligence (AI)



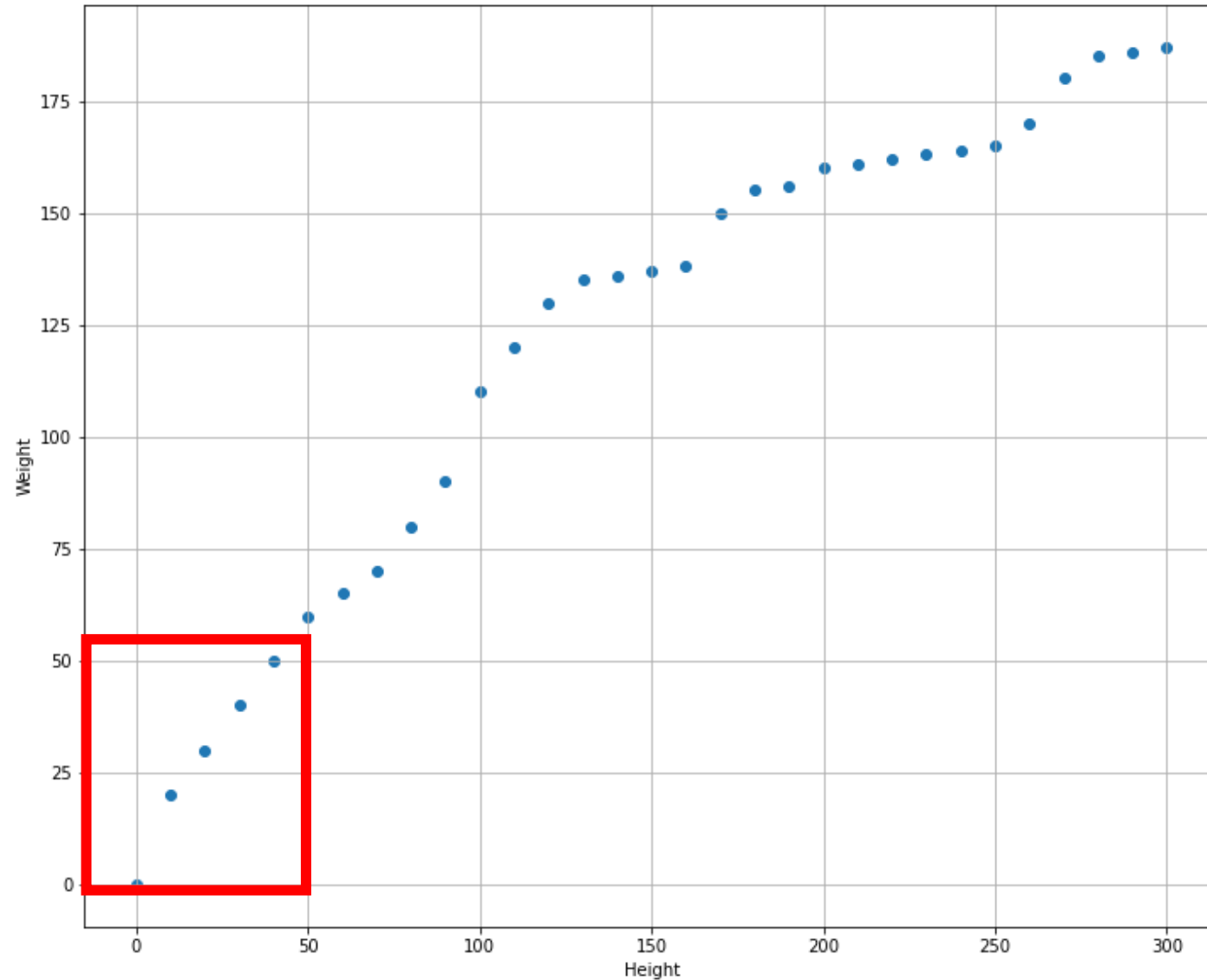
Artificial Intelligence (AI)



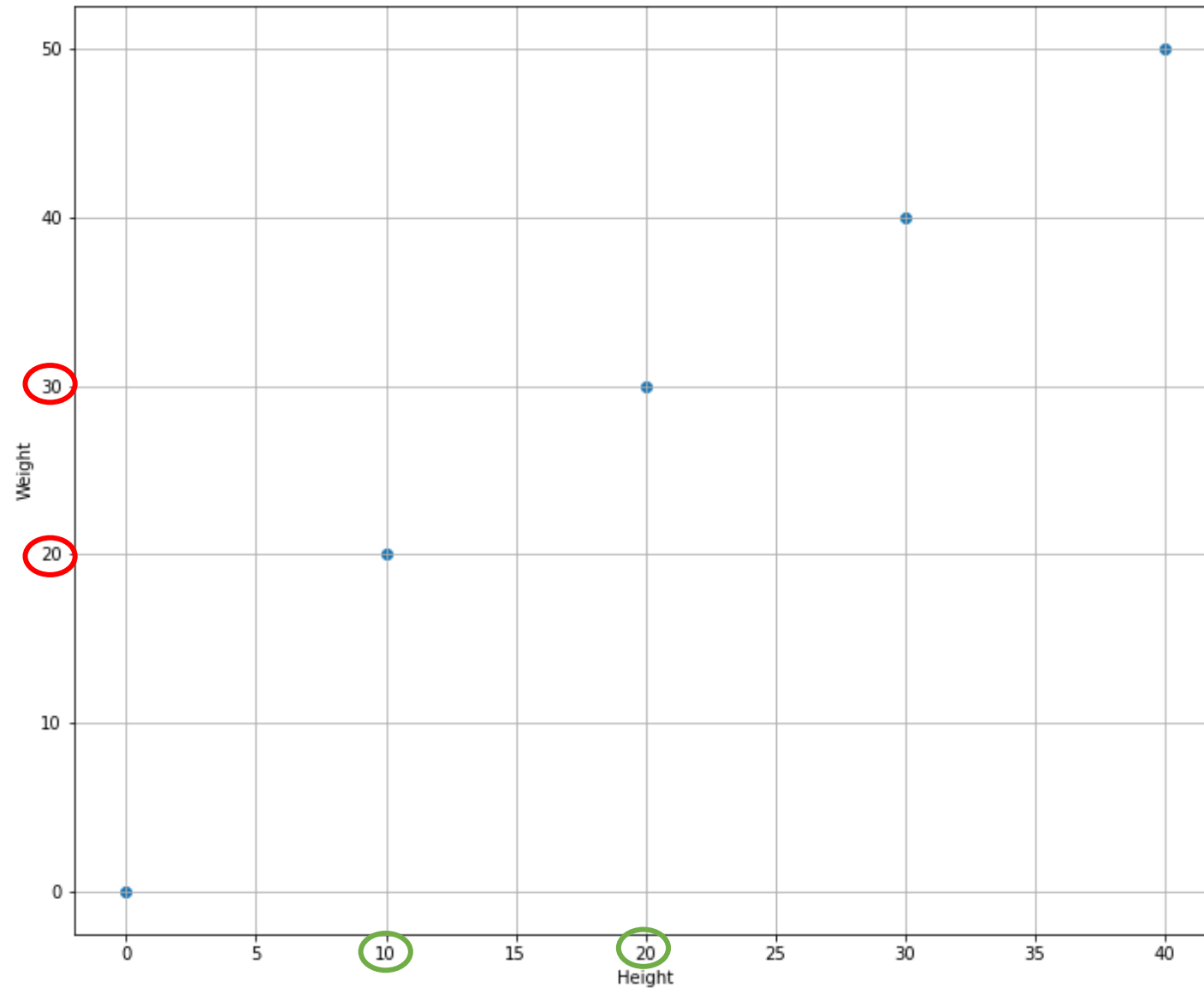
Artificial Intelligence (AI)



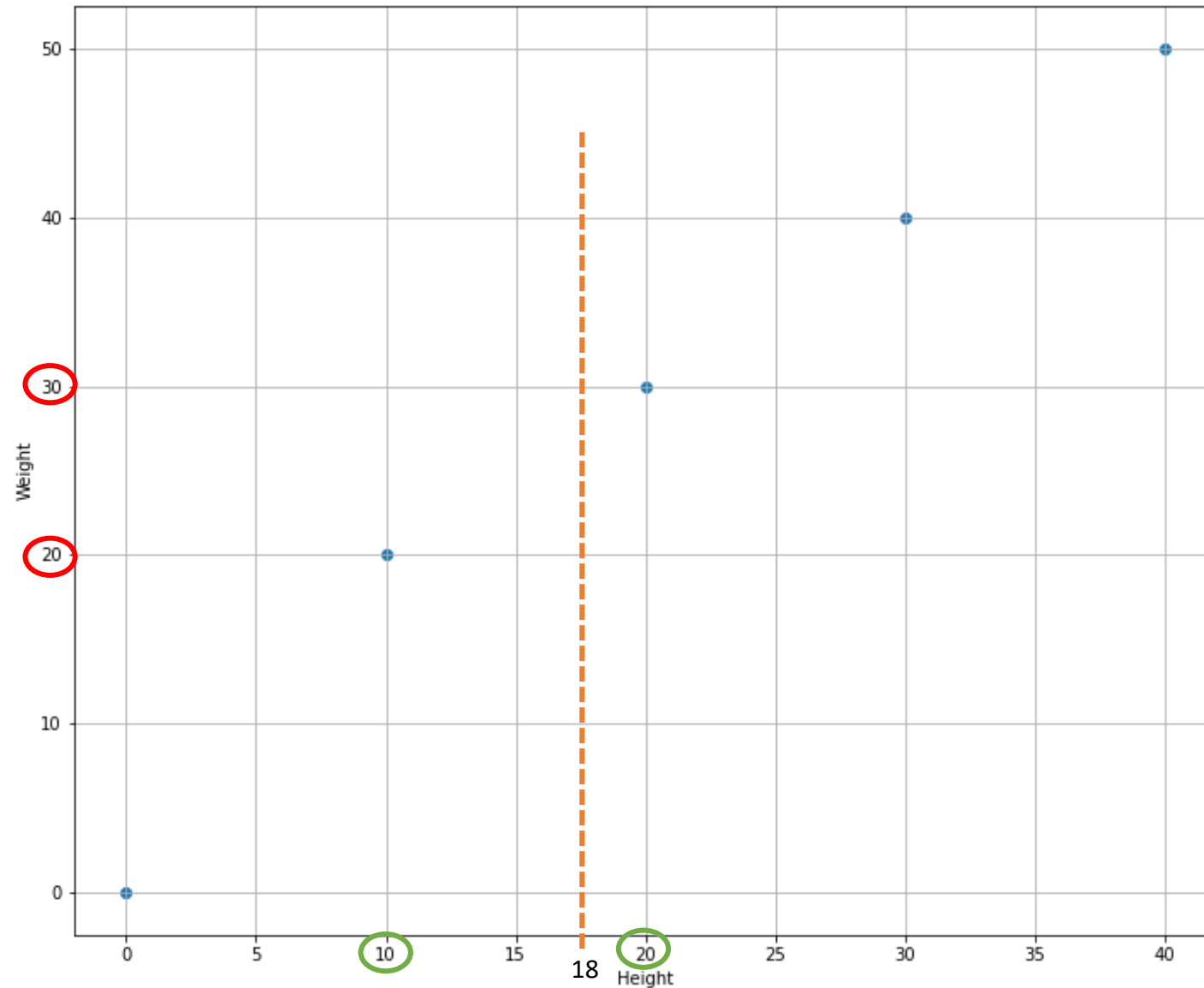
Artificial Intelligence (AI)



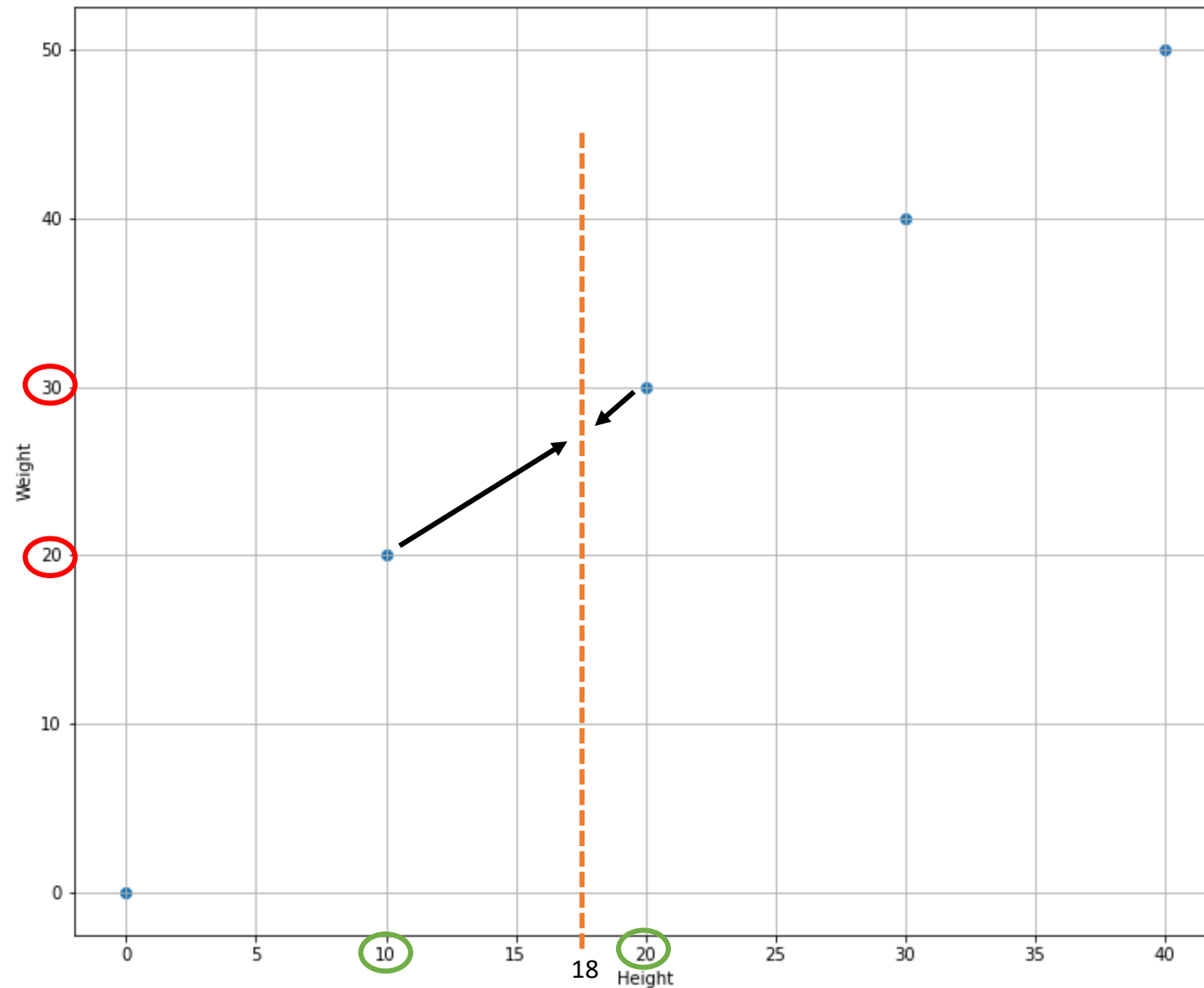
Artificial Intelligence (AI)



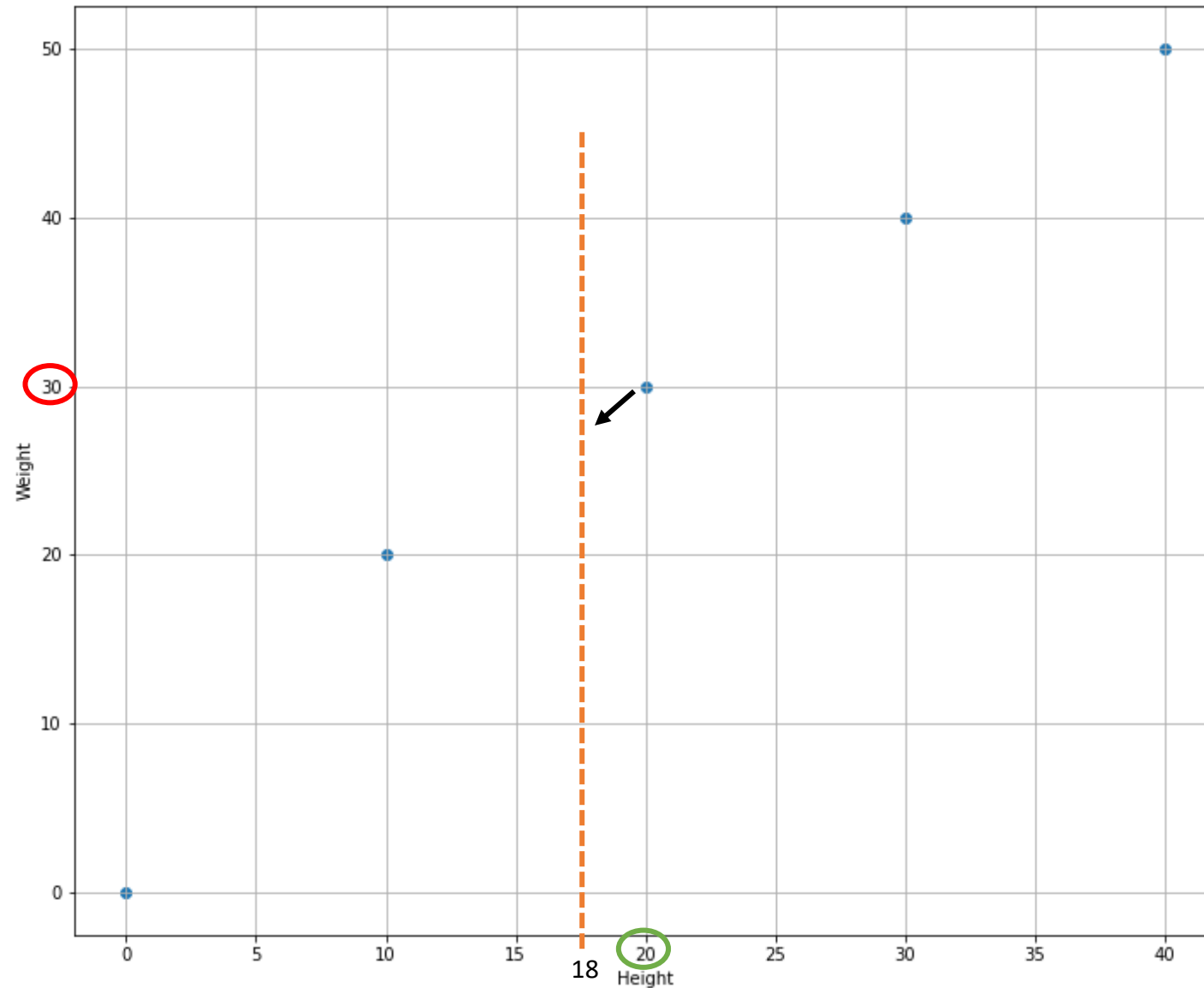
Artificial Intelligence (AI)



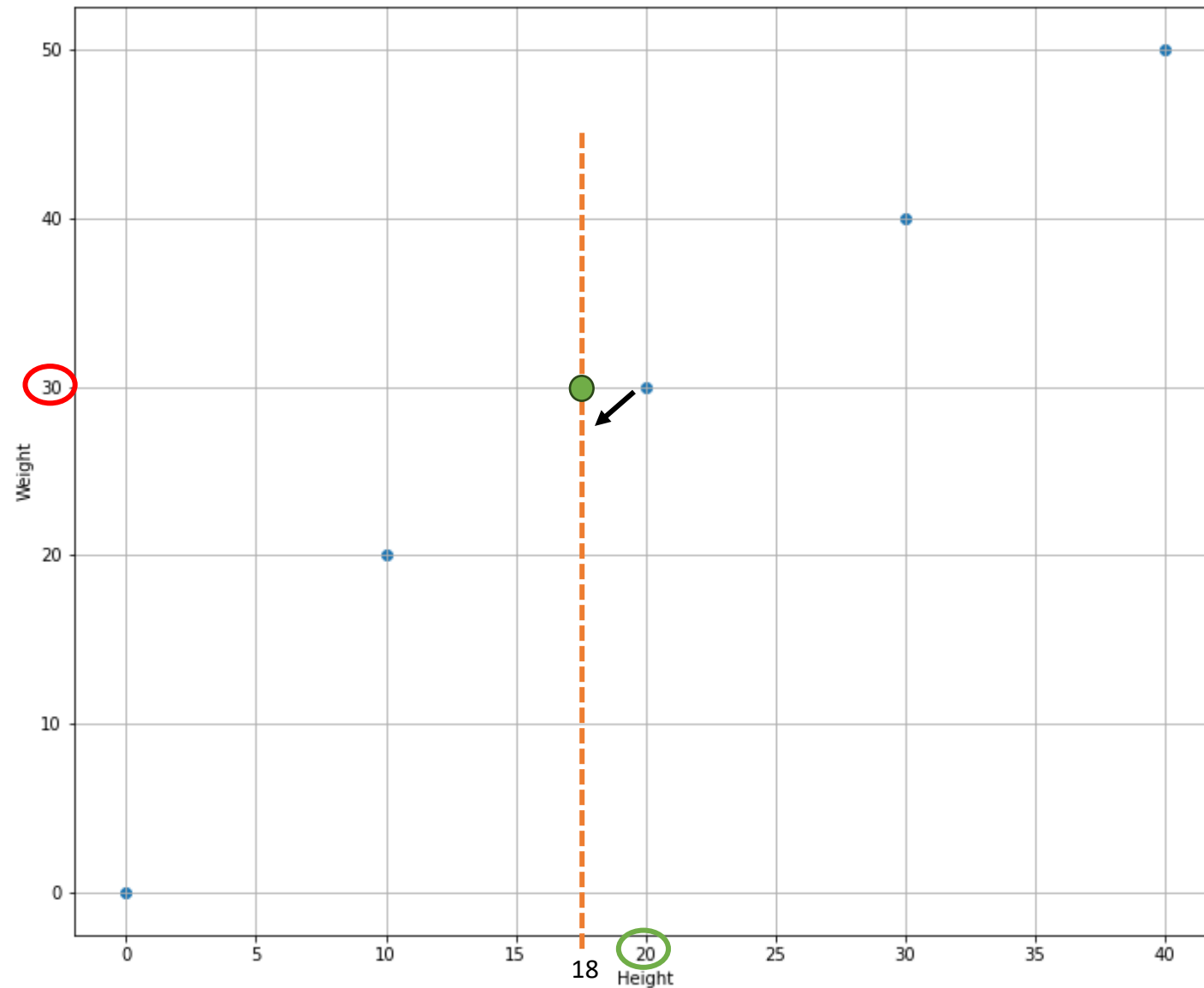
Artificial Intelligence (AI)



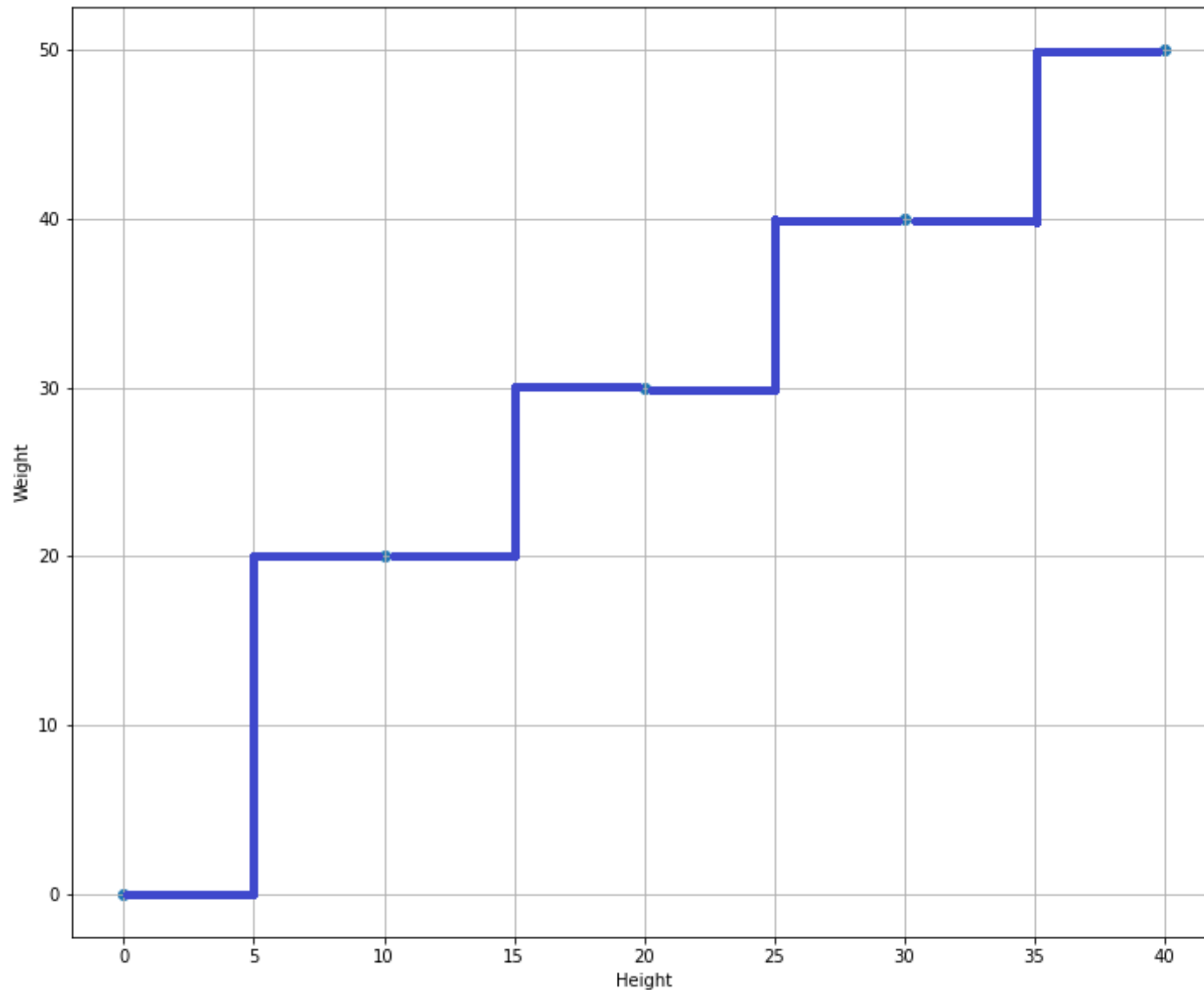
Artificial Intelligence (AI)



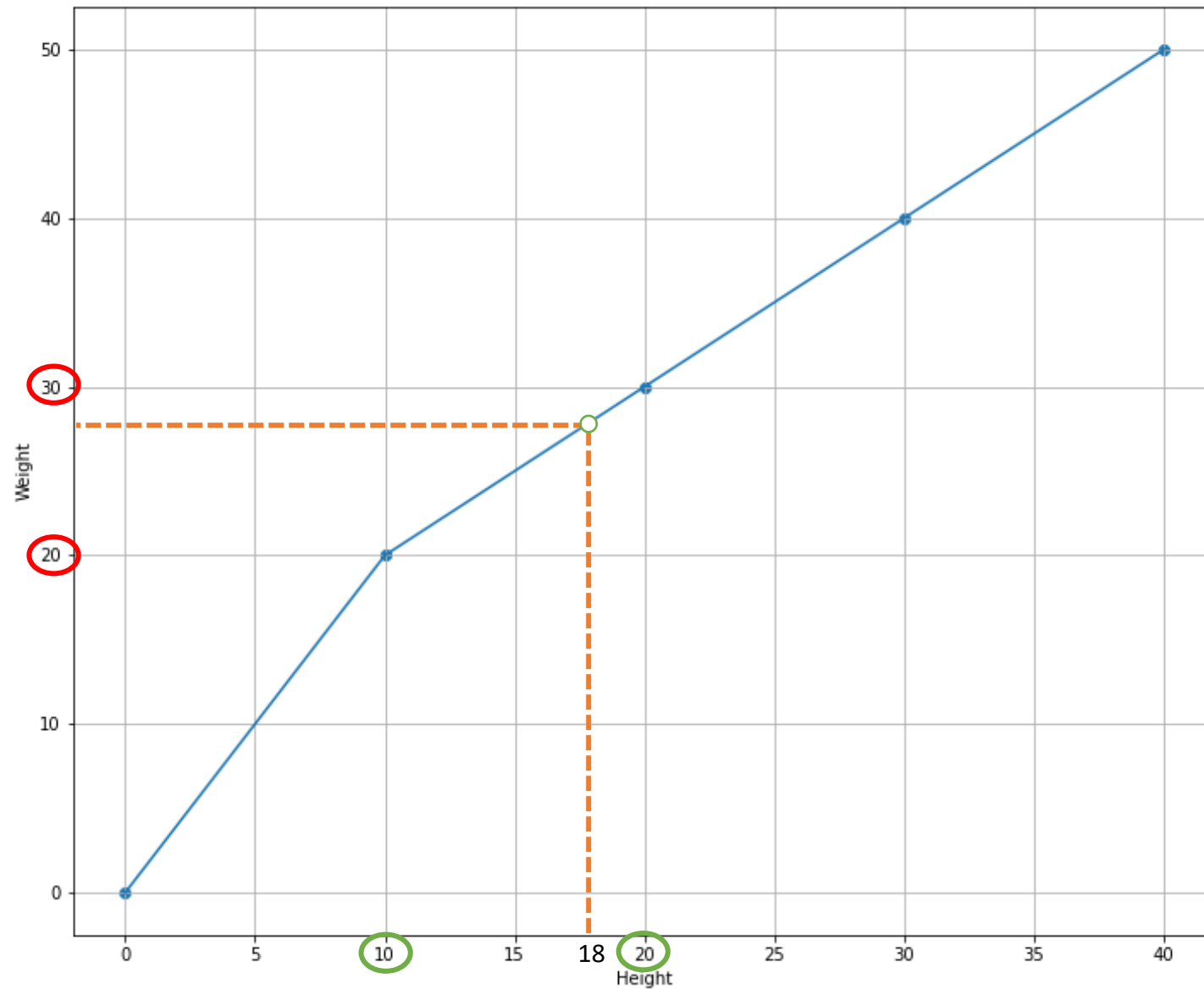
Artificial Intelligence (AI)



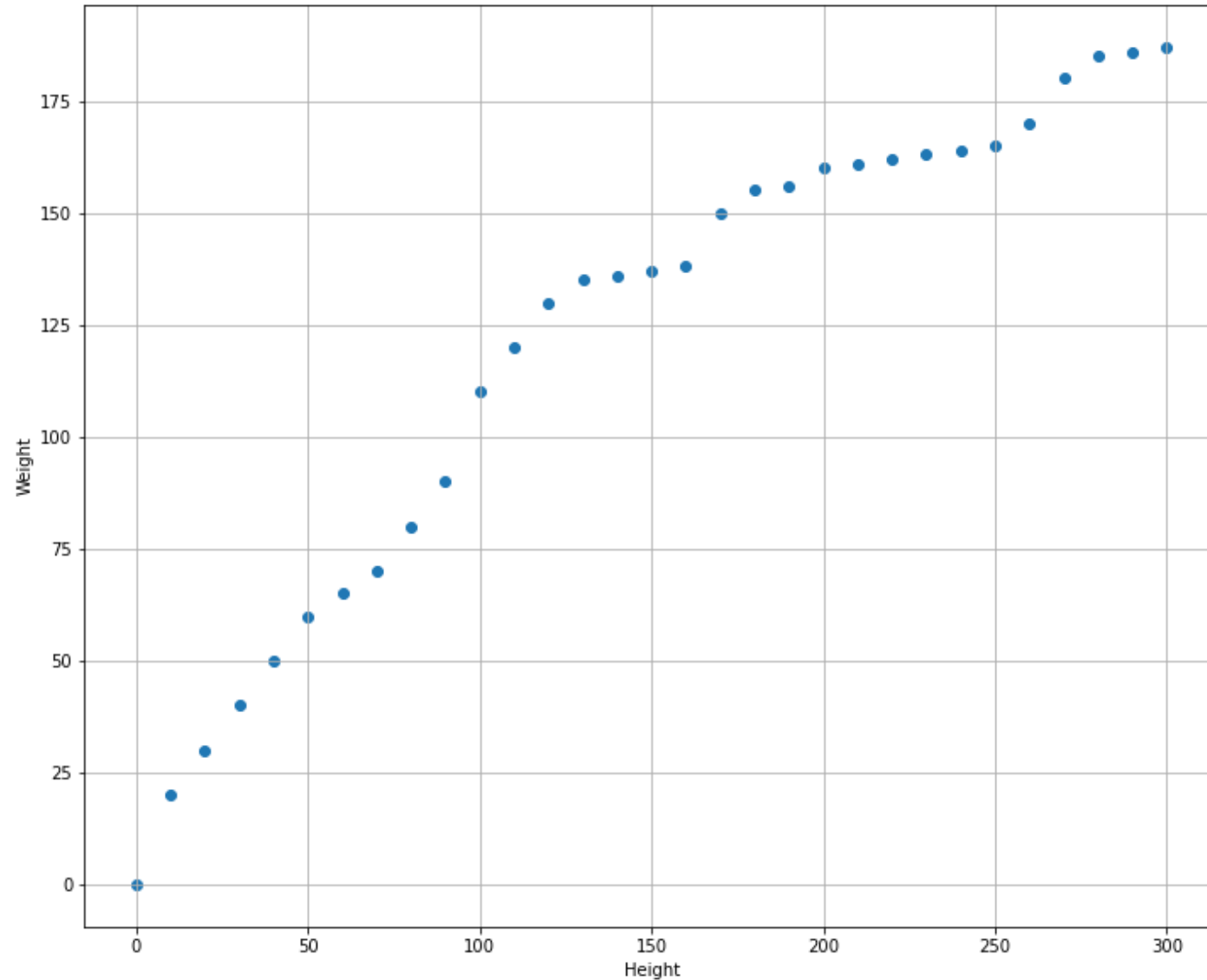
Artificial Intelligence (AI)



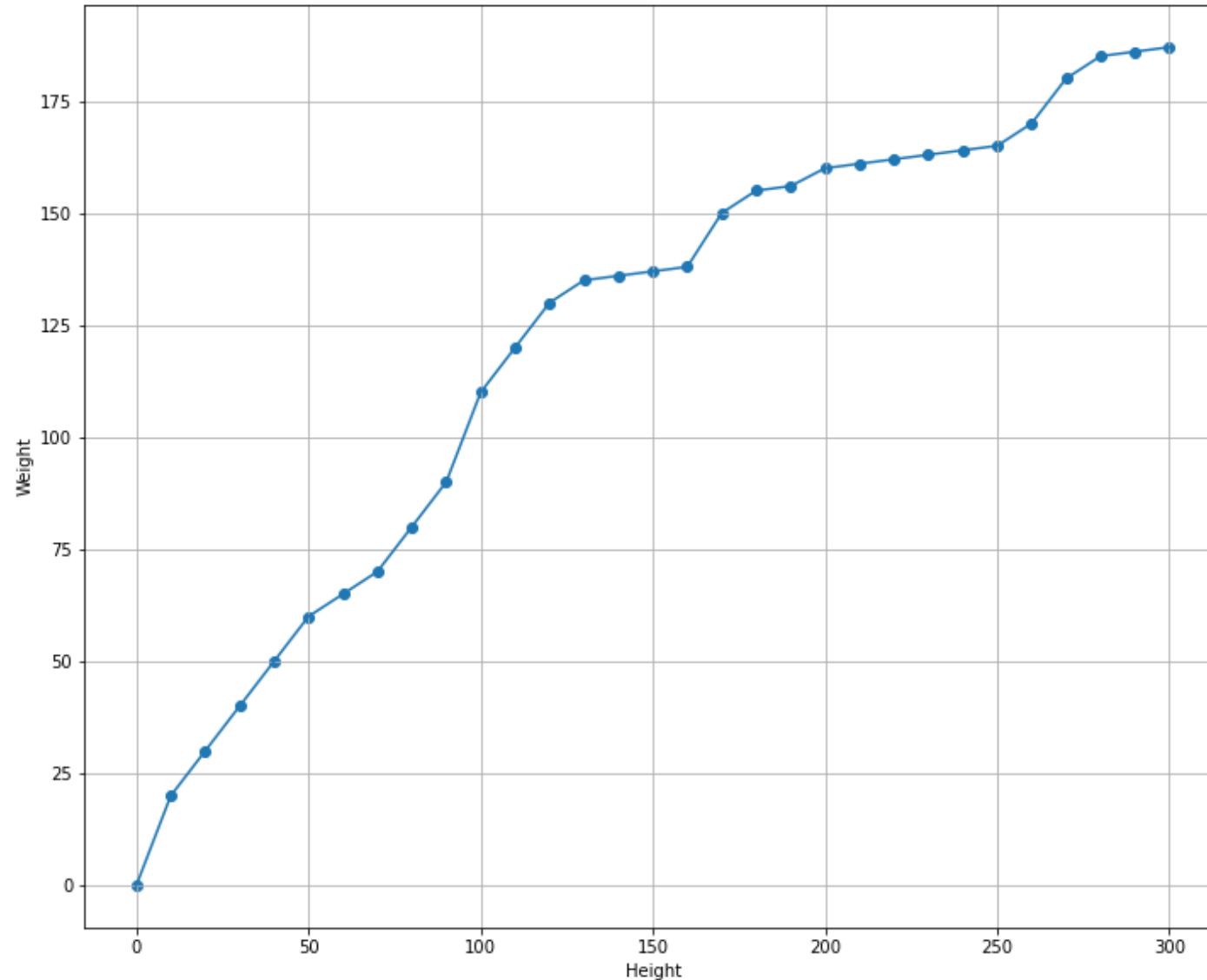
Artificial Intelligence (AI)



Artificial Intelligence (AI)



Artificial Intelligence (AI)



AI Timeline

imane[n]te

Que existe sempre num dado objeto e é inseparável dele.

Que faz parte de maneira inseparável da essência de um ser; inerente.

1943

Warren McCulloch & Walter Pitts

O artigo [“A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity”](#) [1] que falou pela primeira vez sobre redes neurais e estruturas de raciocínio artificial na forma de um modelo matemático que imita nosso sistema nervoso.

AI Timeline

1943

Warren McCulloch
& Walter Pitts

1950

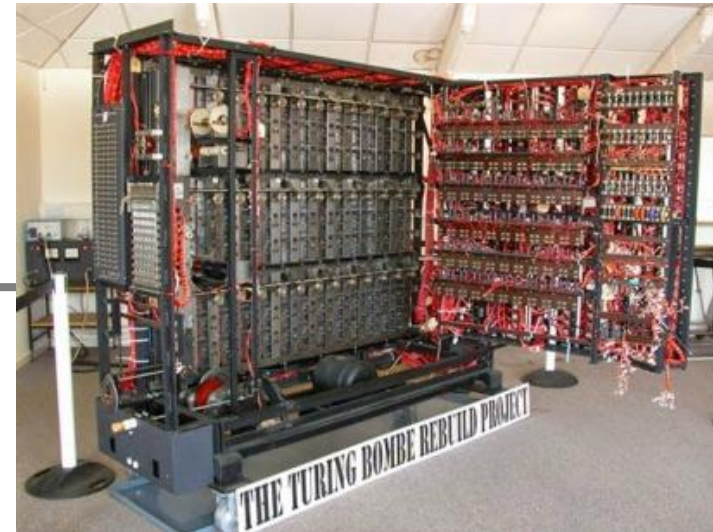
Claude Shannon

O artigo "Programming a computer for playing chess" apresentou como programar uma máquina para jogar xadrez com cálculos posicionais simples, mas eficientes.

1950

Allan Turing

O artigo "Computing machinery and intelligence. In Parsing the Turing test" apresentou uma maneira de avaliar se uma máquina pode se passar por um ser humano em uma conversa escrita.



AI Timeline

Chapter 3 Computing Machinery and Intelligence

Alan M. Turing

Os sistemas passam por um teste de comportamento?

3.1 The Imitation Game

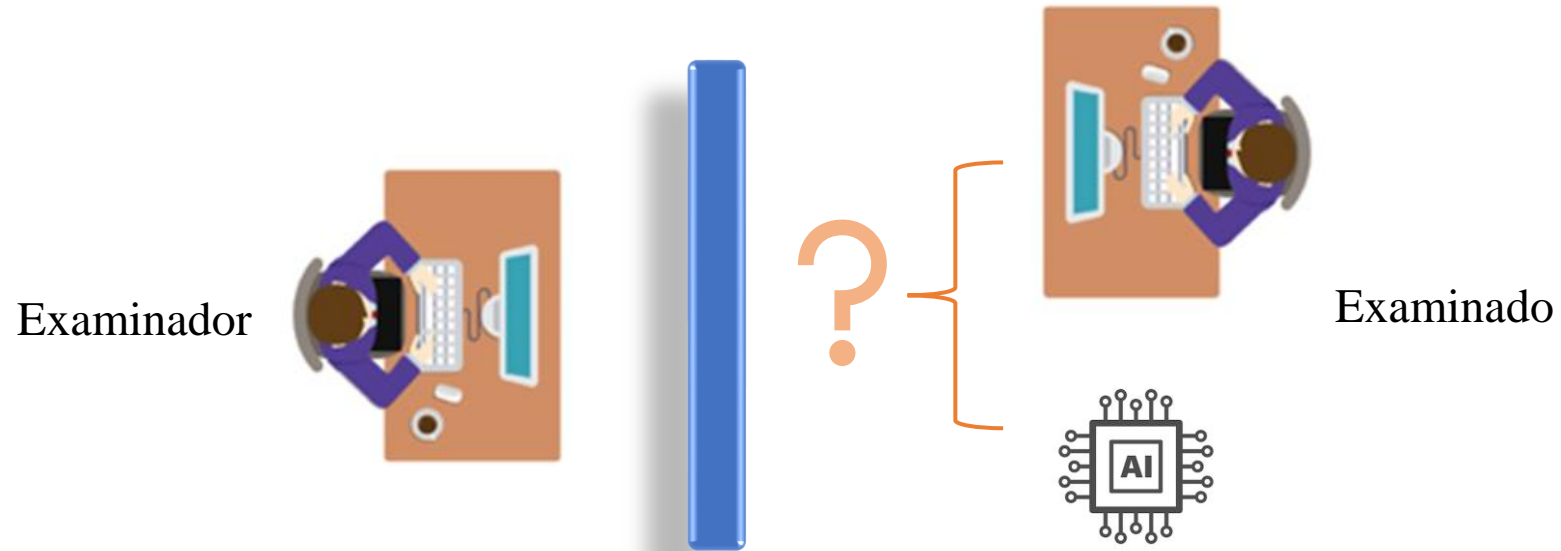
I propose to consider the question, “Can machines think?”* This should begin with definitions of the meaning of the terms “machine” and “think”. The definitions might be framed so as to reflect so far as possible the normal use of the words, but this attitude is dangerous. If the meaning of the words “machine” and “think” are to be found by examining how they are commonly used it is difficult to escape the conclusion that the meaning and the answer to the question, “Can machines think?” is to be sought in a statistical survey such as a Gallup poll. But this is absurd. Instead of attempting such a definition I shall replace the question by

AI Timeline

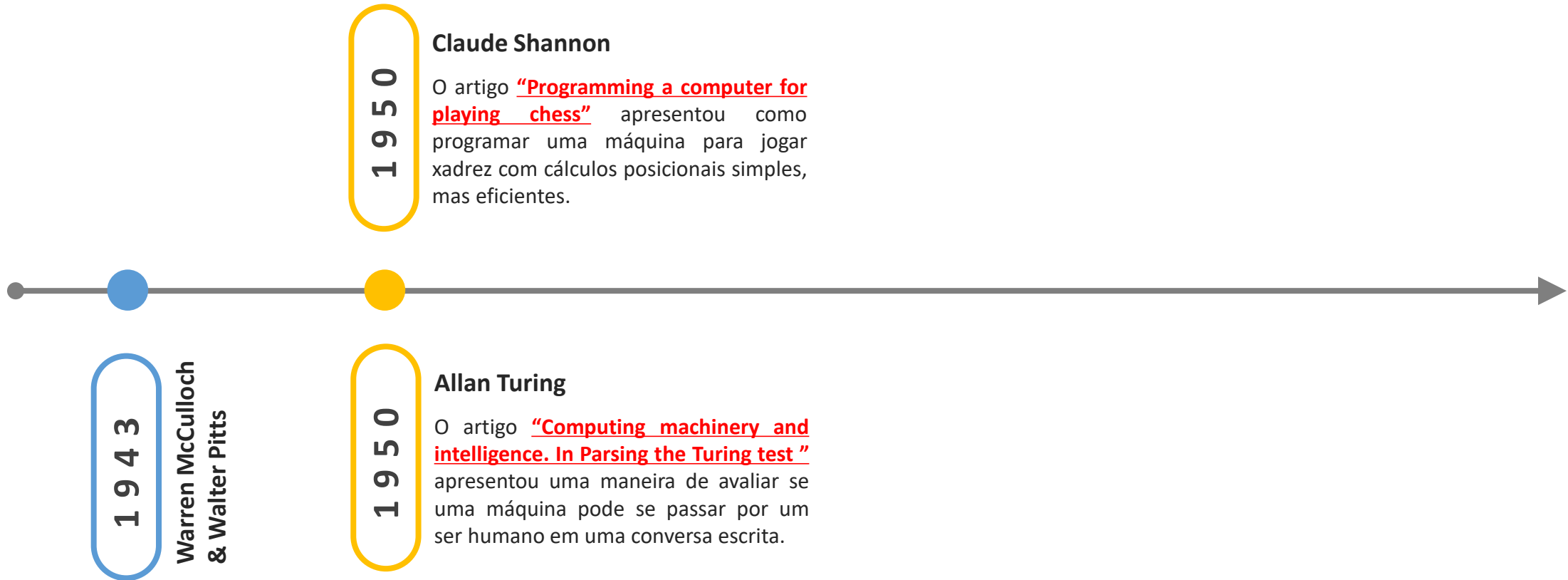
Chapter 3 Computing Machinery and Intelligence

Alan M. Turing

Os sistemas passam por um teste de comportamento?



AI Timeline



Claude Shannon

O artigo “Programming a computer for playing chess” apresentou como programar uma máquina para jogar xadrez com cálculos posicionais simples, mas eficientes.

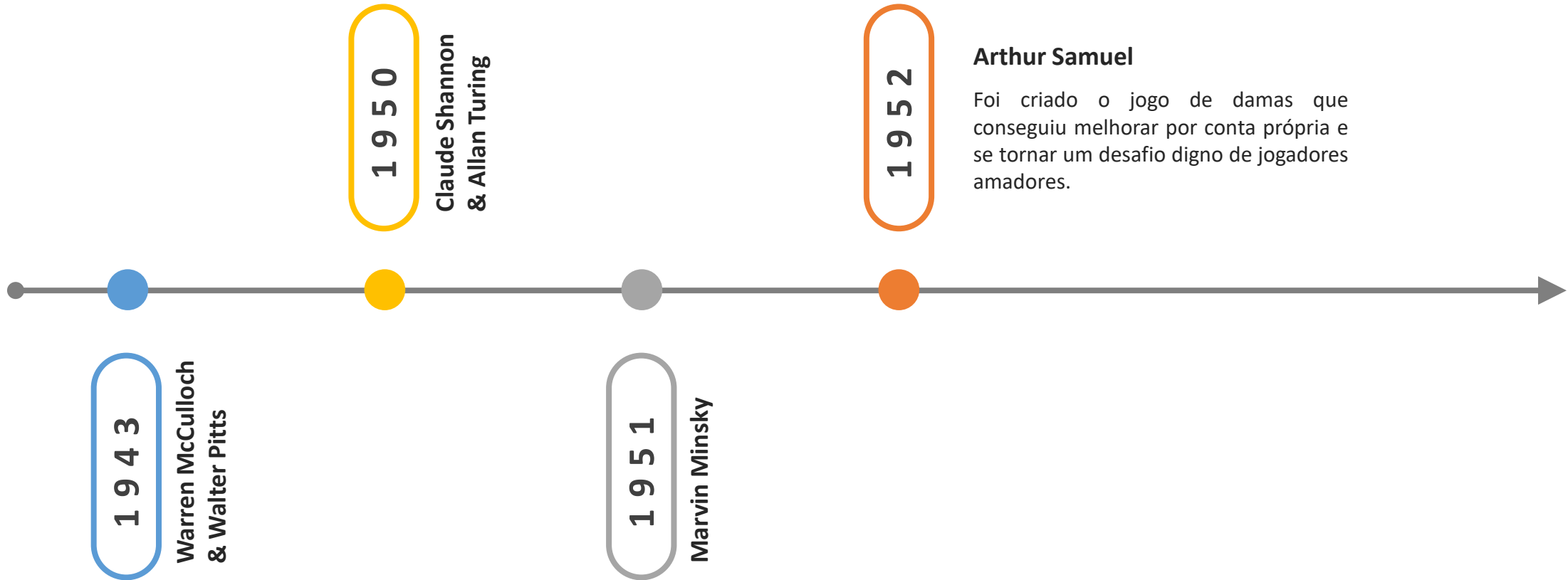
Allan Turing

O artigo “Computing machinery and intelligence. In Parsing the Turing test ” apresentou uma maneira de avaliar se uma máquina pode se passar por um ser humano em uma conversa escrita.

AI Timeline



AI Timeline



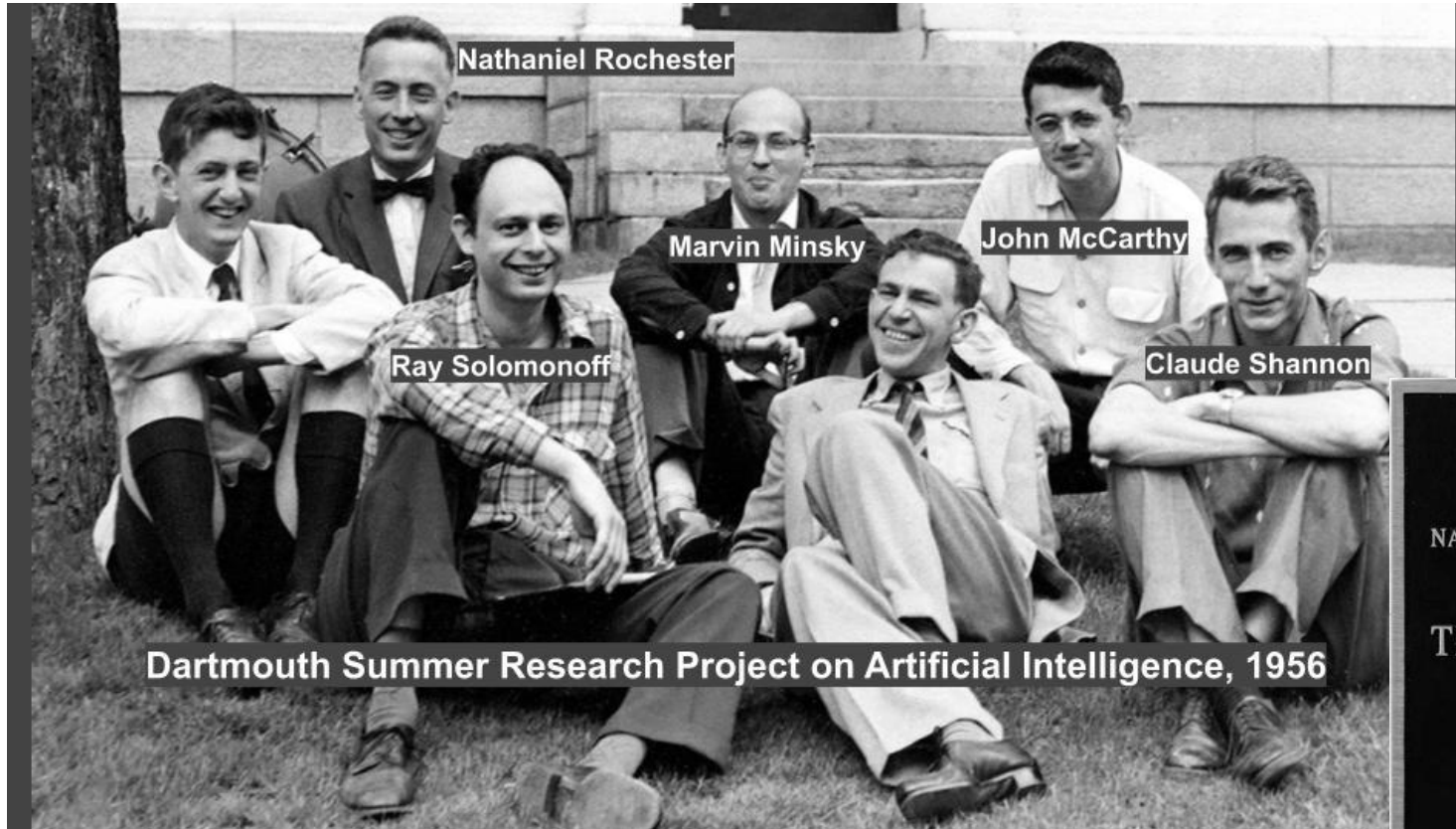
AI Timeline



Dartmouth Conference

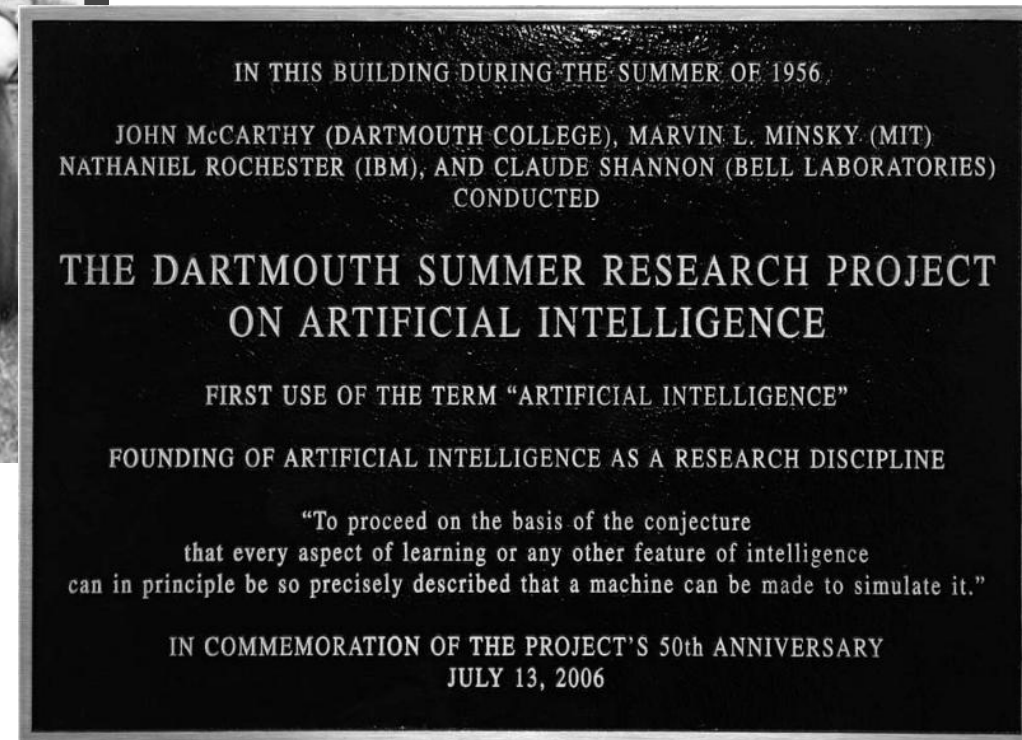
Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence definiu o campo de pesquisa chamado de inteligência artificial por McCarthy, e até mesmo a máxima da indústria foi definida: "Cada aspecto do aprendizado ou outra inteligência pode ser descrito com tanta precisão que uma máquina pode ser criada para simulá-lo."

AI Timeline



(Photo: Margaret Minsky)

Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence



AI Timeline



AI Timeline



1958, Frank Rosenblatt introduz o Perceptron.

PERCEPTRON

Primeira rede neural usado para a Classificação

"[The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain](#)" (um modelo probabilístico para armazenamento e organização de informações no cérebro). Rosenblatt conseguiu fazer com que um computador aprendesse a distinguir as cartas marcadas à esquerda das cartas marcadas à direita.



AI Timeline



DENDRAL

Primeiro Sistema Inteligente

1965, DENDRAL (*"DENDRitic ALgorithm"*)

Edward Feigenbaum e Joshua Lederberg
(Stanford University, California)

- Mapear a estrutura das moléculas para ajudar os químicos a identificar moléculas orgânicas desconhecidas;
- Ao realizar a análise espectral da molécula com base em regras, o DENDRAL definia um conjunto de estruturas possíveis;
- Em seguida, comparava-os com os dados para determinar qual deles estava correto;
- O programa DENDRAL é considerado o primeiro sistema especialista porque permitiu automatizar a tomada de decisão e o comportamento de resolução de problemas de químicos orgânicos.

AI Timeline

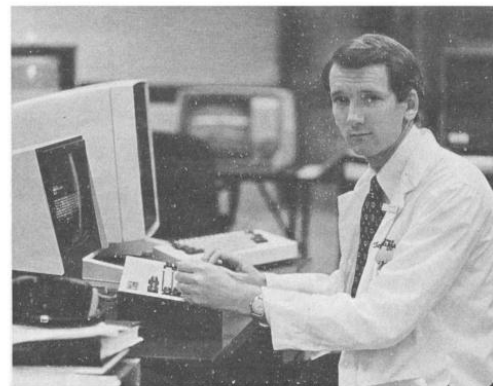
Feature Interview

Edward H. Shortliffe on the MYCIN Expert System

Amsterdam, 26 August 1983

(Editorial Note: Shortliffe's first major book, *Computer-based Medical Consultations: MYCIN*, was published in 1976 by American Elsevier Publishing Co., Inc., New York, ISBN 0444-00179-4)

North-Holland: *Would you please explain what MYCIN is and how it works?*



Edward H. Shortliffe is Assistant Professor of Medicine and Computer Science at Stanford University. He received an A.B. in Applied Mathematics from Harvard College in 1970, a Stanford Ph.D. in Medical Information Sciences in 1975 and an M.D. at Stanford in 1976. During the early 1970s he was principle developer of the expert system known as MYCIN. After a pause for medical house staff training between 1976 and 1979, he returned to join the Stanford Faculty where he has directed an active research program in medical expert systems development. His interests include a broad range of issues related to expert systems and their effective implementation. Of par-

Edward Shortliffe: MYCIN is a system of programs, developed at Stanford University in the early 1970s — starting around 1971/1972 — which is designed to give physicians advice on the treatment of patients with serious infections, particularly bacteremia (bacteria in the blood), and meningitis (bacteria in the cerebrospinal fluid, the fluid that bathes the brain and spinal cord). The program developed out of an interest that we had

at Stanford in monitoring prescriptions and trying to decide if they were inappropriate. There was a project at Stanford at the time concerned with drug interactions. We originally intended to monitor a part of the prescriptions that were coming in and simultaneously to look on another computer where they were keeping the results of cultures for patients with infections to see if there seemed to be a good match between the culture results for a patient and the antibiotics that were actually being prescribed. Although that model worked very well for drug interactions, where you just needed to compare two drugs and essentially look up in a table to see whether there need be any concern about these two drugs being given together, we quickly realized that there were much more complex decisions that went into antibiotic selection than simply knowing culture results. We needed to know all kinds of other things about the patient: for example, his history, what other simultaneous cultures were available, what antibiotics the patient had received in the past, and so on. The more we looked at the problem, the more we realized that by the time you had a program that was able to monitor for inappropriate antibiotic selection, you would have a program that was smart enough about infectious diseases to actually be able to recommend therapy in the first place. Because of the logistical problems in tying together computers, at least in the 1970s when computer networking was not very well developed, we decided to forget about connecting the pharmacy to the laboratory computer, at least for the short term, to forget about the monitoring mode, and instead to try to develop a program that would take the information about cultures and infections in patients and would give advice to physicians. That is how the notion developed. We didn't start out thinking about a consultation system, yet that idea, for certain practical reasons, became prominent.

NH: *Were there any prototypes?*

ES: You mean systems that were similar or that had similar objectives? In medical decision making, there had been research done since the late 1950s. That is when

1972, MYCIN

Edward H. Shortliffe
(Stanford University, California)

O problema:

- Apenas 13% dos pacientes eram tratados racionalmente
- 66% recebiam tratamento irracional
- 21% recebiam tratamento questionável

Irracionalidade significa, por exemplo:

- Usar uma combinação contraindicada
- Usar o agente errado para um organismo específico
- Não fazer as culturas necessárias

AI Timeline

Feature Interview

Edward H. Shortliffe on the MYCIN Expert System

Amsterdam, 26 August 1983

(Editorial Note: Shortliffe's first major book, *Computer-based Medical Consultations: MYCIN*, was published in 1976 by American Elsevier Publishing Co., Inc., New York, ISBN 0444-00179-4)

North-Holland: *Would you please explain what MYCIN is and how it works?*

Edward Shortliffe: MYCIN is a system of programs, developed at Stanford University in the early 1970s — starting around 1971/1972 — which is designed to give physicians advice on the treatment of patients with serious infections, particularly bacteremia (bacteria in the blood), and meningitis (bacteria in the cerebrospinal fluid, the fluid that bathes the brain and spinal cord). The program developed out of an interest that we had

at Stanford in monitoring prescriptions and trying to decide if they were inappropriate. There was a project at Stanford at the time concerned with drug interactions. We originally intended to monitor a part of the prescriptions that were coming in and simultaneously to look on another computer where they were keeping the results of cultures for patients with infections to see if there seemed to be a good match between the culture results for a patient and the antibiotics that were actually being prescribed. Although that model worked very well for drug interactions, where you just needed to compare two drugs and essentially look up in a table to see whether there need be any concern about these two drugs being given together, we quickly realized that there were much more complex decisions that went into antibiotic selection than simply knowing culture results. We needed to know all kinds of other things about the patient: for example, his history, what other simultaneous cultures were available, what antibiotics the patient had received in the past, and so on. The more we looked at the problem, the more we realized that by the time you had a program that was able to monitor for inappropriate antibiotic selection, you would have a program that was smart enough about infectious diseases to actually be able to recommend therapy in the first place. Because of the logistical problems in tying together computers, at least in the 1970s when computer networking was not very well developed, we decided to forget about connecting the pharmacy to the laboratory computer, at least for the short term, to forget about the monitoring mode, and instead to try to develop a program that would take the information about cultures and infections in patients and would give advice to physicians. That is how the notion developed. We didn't start out thinking about a consultation system, yet that idea, for certain practical reasons, became prominent.

NH: *Were there any prototypes?*

ES: You mean systems that were similar or that had similar objectives? In medical decision making, there had been research done since the late 1950s. That is when

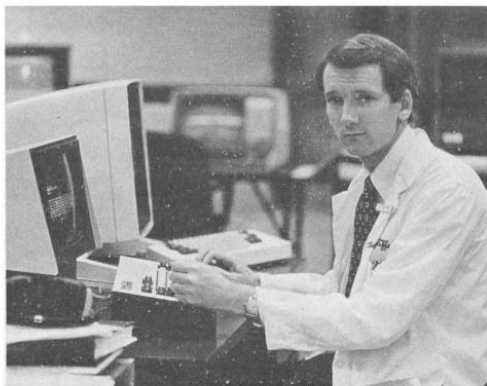
1972, MYCIN

Edward H. Shortliffe
(Stanford University, California)

- Ferramenta para ajudar os médicos no diagnóstico de doenças infecciosas do sangue;
- Concentrou-se na identificação das bactérias causadoras de infecções e na recomendação de antibióticos.

Respondia a 4 perguntas (Recomendação):

- Se a infecção era significativa;
- Identificava o organismo causador por evidências clínicas e laboratoriais;
- Decidia a que antibiótico os organismos eram sensíveis;
- A prescrição da combinação das drogas para o caso particular.

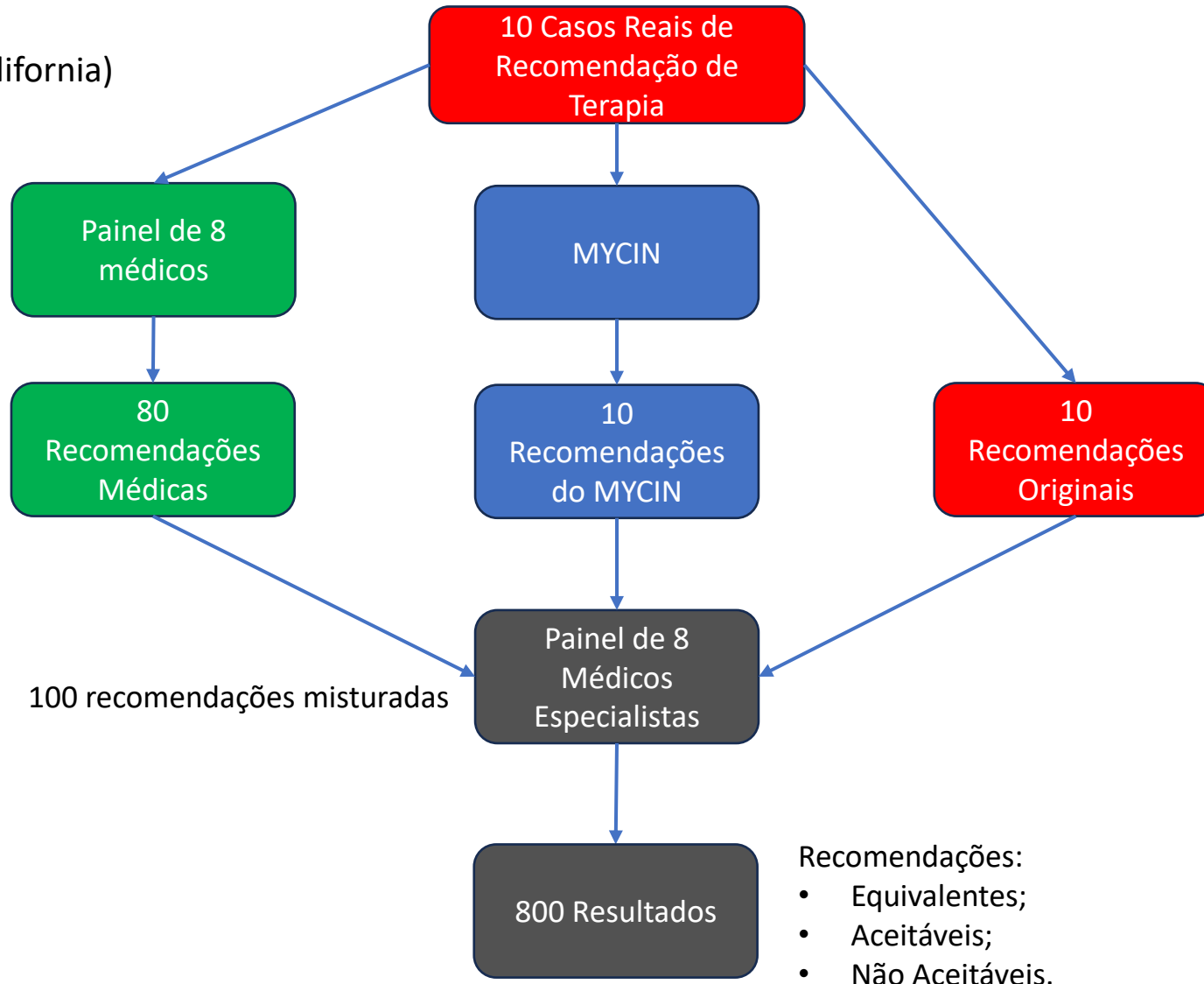


Edward H. Shortliffe is Assistant Professor of Medicine and Computer Science at Stanford University. He received an A.B. in Applied Mathematics from Harvard College in 1970, a Stanford Ph.D. in Medical Information Sciences in 1975 and an M.D. at Stanford in 1976. During the early 1970s he was principle developer of the expert system known as MYCIN. After a pause for medical house staff training between 1976 and 1979, he returned to join the Stanford Faculty where he has directed an active research program in medical expert systems development. His interests include a broad range of issues related to expert systems and their effective implementation. Of particular concern are models for evidential reasoning and representation techniques to support explanation capabilities. He has spear-headed the formation of a new Stanford degree program in Medical Computer Science and continues to divide his time between clinical medicine and computer science research. Dr. Shortliffe has written over 70 books and articles in the field of Medical Artificial Intelligence. Volumes include: *Computer-Based Medical Consultations: MYCIN*, *Readings in Medical Artificial Intelligence* (with W.J. Clancey), and *Rule-Based Expert Systems: The MYCIN Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project* (with B.G. Buchanan).

AI Timeline

1972, MYCIN

Edward H. Shortliffe
(Stanford University, California)



AI Timeline

Russel & Norvig [4]

Centrada nos
Humanos

- abordagem empírica
- hipóteses e confirmação experimental
- medir o nível de sucesso em termos de fidelidade ao desempenho humano

AI Forte

AI Timeline

Russel & Norvig [4]



Sistemas que agem como humanos

Iniciativas para criar sistemas que se comportem de forma semelhante ao ser humano.

AI Timeline

Russel & Norvig [4]



Sistemas que agem como humanos

Iniciativas para criar sistemas que se comportem de forma semelhante ao ser humano.

Sistemas que pensem como humanos

Criar sistemas que tentem simular a capacidade de pensamento dos seres humanos.

AI Timeline

Russel & Norvig [4]

Centrada nos
Humanos

- abordagem empírica
- hipóteses e confirmação experimental
- medir o nível de sucesso em termos de fidelidade ao desempenho humano

AI Forte

Racionalista

- combinação de matemática e engenharia
- uso de modelos formais

AI Fraca

AI Timeline

Russel & Norvig [4]



Sistemas que agem como humanos

Iniciativas para criar sistemas que se comportem de forma semelhante ao ser humano.

Sistemas que pensam como humanos

Criar sistemas que tentem simular a capacidade de pensamento dos seres humanos.

Sistemas que pensam racionalmente

Iniciativas baseadas em processos de argumentação irrefutáveis (Aristóteles)

AI Timeline

Russel & Norvig [4]



Sistemas que agem como humanos

Iniciativas para criar sistemas que se comportem de forma semelhante ao ser humano.

Sistemas que pensam como humanos

Criar sistemas que tentem simular a capacidade de pensamento dos seres humanos.

Sistemas que pensam racionalmente

Iniciativas baseadas em processos de argumentação irrefutáveis (Aristóteles)

Sistemas que agem racionalmente

Baseado em agentes racionais, que agem de forma que obtenha o melhor resultado ou, quando há incerteza, o melhor resultado possível.



GAME AI



Jogos são problemas difíceis e interessantes

O esforço e as habilidades das pessoas são necessários para completá-los ou, no caso dos *puzzles*, resolvê-los. Os jogos são difíceis porque seus estados finitos, bem como as estratégias possíveis para um agente, geralmente são vastos.



GAME AI



Jogos são problemas difíceis e interessantes

O esforço e as habilidades das pessoas são necessários para completá-los ou, no caso dos *puzzles*, resolvê-los. Os jogos são difíceis porque seus estados finitos, bem como as estratégias possíveis para um agente, geralmente são vastos.



10^{50} - movimentos possíveis

10^{120} – partidas diferentes



GAME AI



Jogos são problemas difíceis e interessantes

O esforço e as habilidades das pessoas são necessários para completá-los ou, no caso dos *puzzles*, resolvê-los. Os jogos são difíceis porque seus estados finitos, bem como as estratégias possíveis para um agente, geralmente são vastos.



10^{50} - movimentos possíveis
 10^{120} - partidas diferentes



10^{172} - movimentos
 10^{761} - partidas



GAME AI



Jogos são problemas difíceis e interessantes

O esforço e as habilidades das pessoas são necessários para completá-los ou, no caso dos *puzzles*, resolvê-los. Os jogos são difíceis porque seus estados finitos, bem como as estratégias possíveis para um agente, geralmente são vastos.



10^{50} - movimentos possíveis

10^{120} - partidas diferentes

10^{78} - 10^{82} átomos



10^{172} - movimentos

10^{761} - partidas



GAME AI



Jogos são problemas difíceis e interessantes

O esforço e as habilidades das pessoas são necessários para completá-los ou, no caso dos *puzzles*, resolvê-los. Os jogos são difíceis porque seus estados finitos, bem como as estratégias possíveis para um agente, geralmente são vastos.



StarCraft (Blizzard Entertainment, 1998)

10^{1,685} - estados



GAME AI



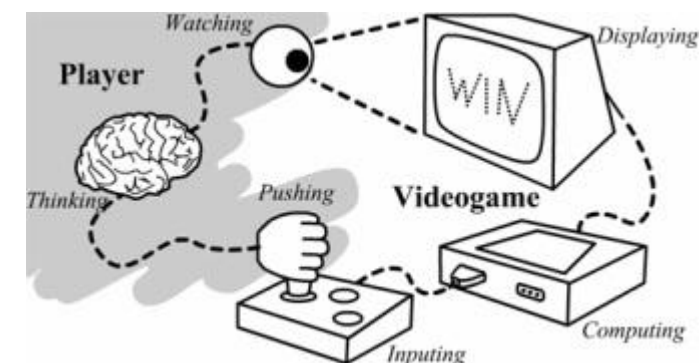
Jogos são problemas difíceis e interessantes

O esforço e as habilidades das pessoas são necessários para completá-los ou, no caso dos *puzzles*, resolvê-los. Os jogos são difíceis porque seus estados finitos, bem como as estratégias possíveis para um agente, geralmente são vastos.



Interação Humano-Computador Rica

A riqueza da interação é definida em termos das opções disponíveis que um jogador tem a qualquer momento e as formas (modalidades) que um jogador pode interagir com o meio.





GAME AI



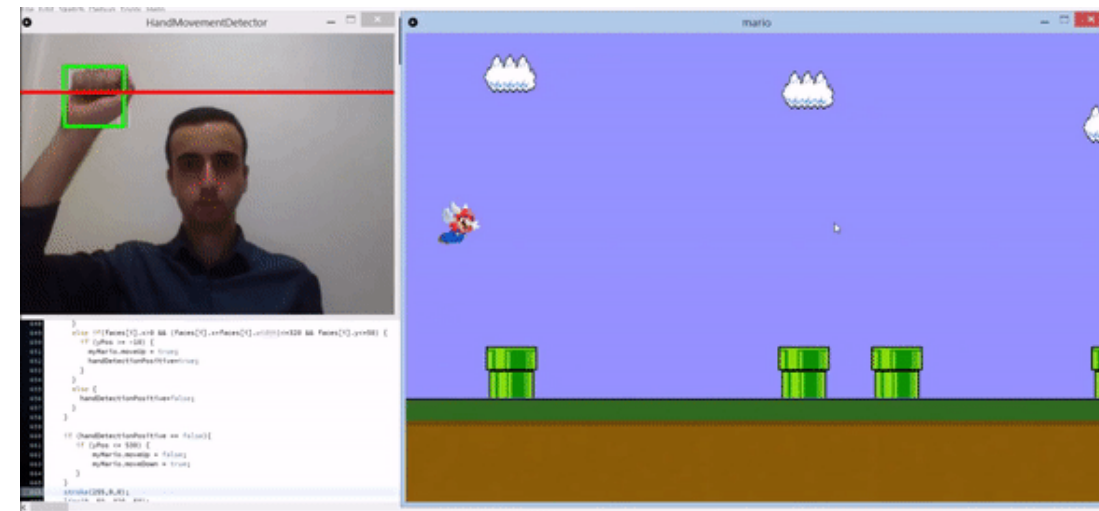
Jogos são problemas difíceis e interessantes

O esforço e as habilidades das pessoas são necessários para completá-los ou, no caso dos *puzzles*, resolvê-los. Os jogos são difíceis porque seus estados finitos, bem como as estratégias possíveis para um agente, geralmente são vastos.



Interação Humano-Computador Rica

A riqueza da interação é definida em termos das opções disponíveis que um jogador tem a qualquer momento e as formas (modalidades) que um jogador pode interagir com o meio.





GAME AI



Jogos são problemas difíceis e interessantes

O esforço e as habilidades das pessoas são necessários para completá-los ou, no caso dos *puzzles*, resolvê-los. Os jogos são difíceis porque seus estados finitos, bem como as estratégias possíveis para um agente, geralmente são vastos.



Interação Humano-Computador Rica

A riqueza da interação é definida em termos das opções disponíveis que um jogador tem a qualquer momento e as formas (modalidades) que um jogador pode interagir com o meio.



Jogos são populares

Os jogos são capazes de aumentar a motivação intrínseca e o engajamento do usuário ao oferecer recursos de interatividade com um ambiente virtual.



GAME AI



Jogos são problemas difíceis e interessantes

O esforço e as habilidades das pessoas são necessários para completá-los ou, no caso dos *puzzles*, resolvê-los. Os jogos são difíceis porque seus estados finitos, bem como as estratégias possíveis para um agente, geralmente são vastos.



Interação Humano-Computador Rica

A riqueza da interação é definida em termos das opções disponíveis que um jogador tem a qualquer momento e as formas (modalidades) que um jogador pode interagir com o meio.



Jogos são populares

Os jogos são capazes de aumentar a motivação intrínseca e o engajamento do usuário ao oferecer recursos de interatividade com um ambiente virtual.



Existem desafios para todas as áreas

Os jogos desafiam todas as áreas centrais da IA. Isso pode ser visto tomando uma série de áreas amplamente aceitas de IA e discutindo os desafios disponíveis para essas áreas em jogos.

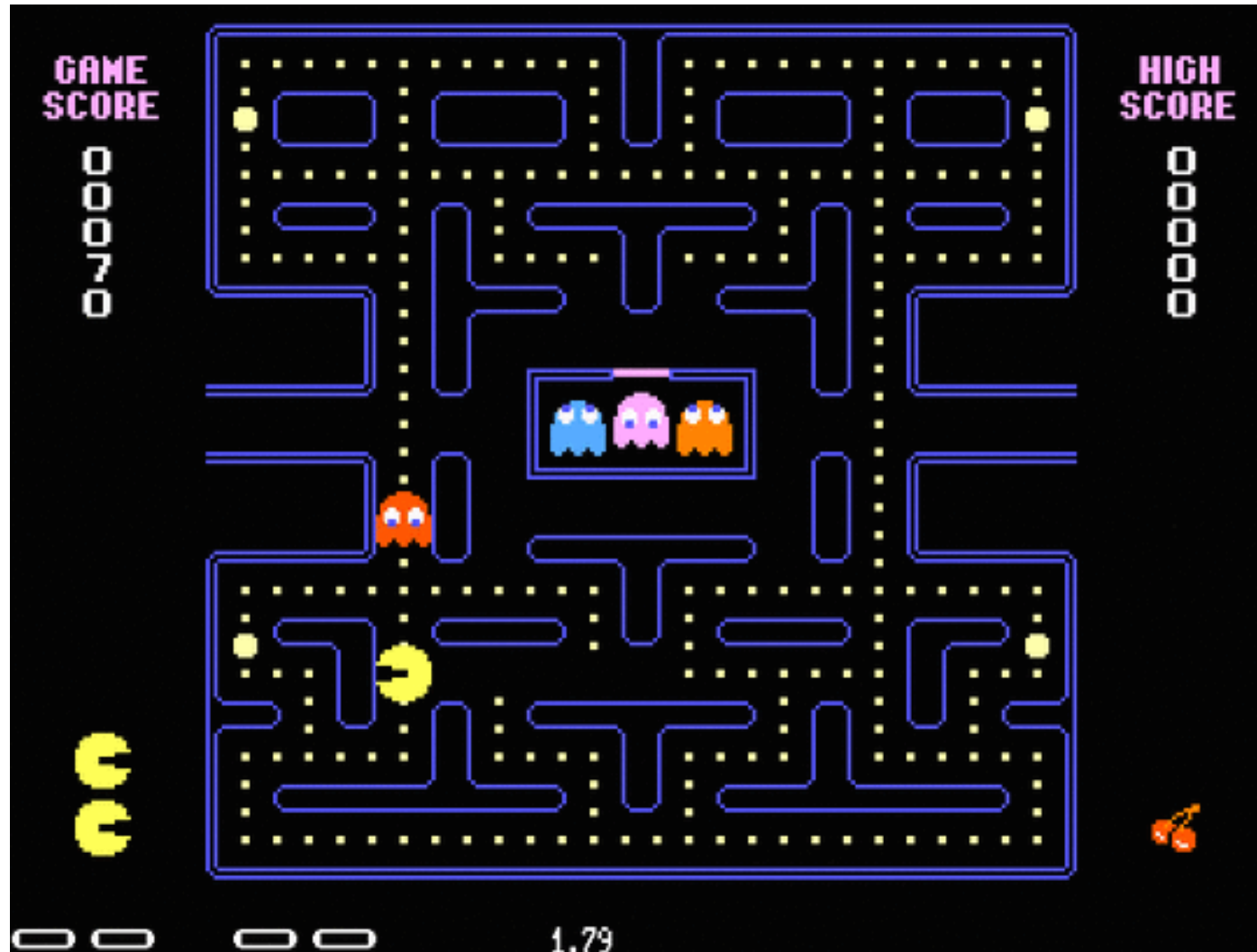
Game AI

NAMCO™ Pac-Man - 1979



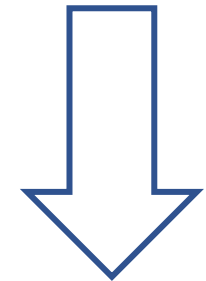
Game AI

NAMCO™ Pac-Man - 1979



Máquina de Estados

Estado atual + Input

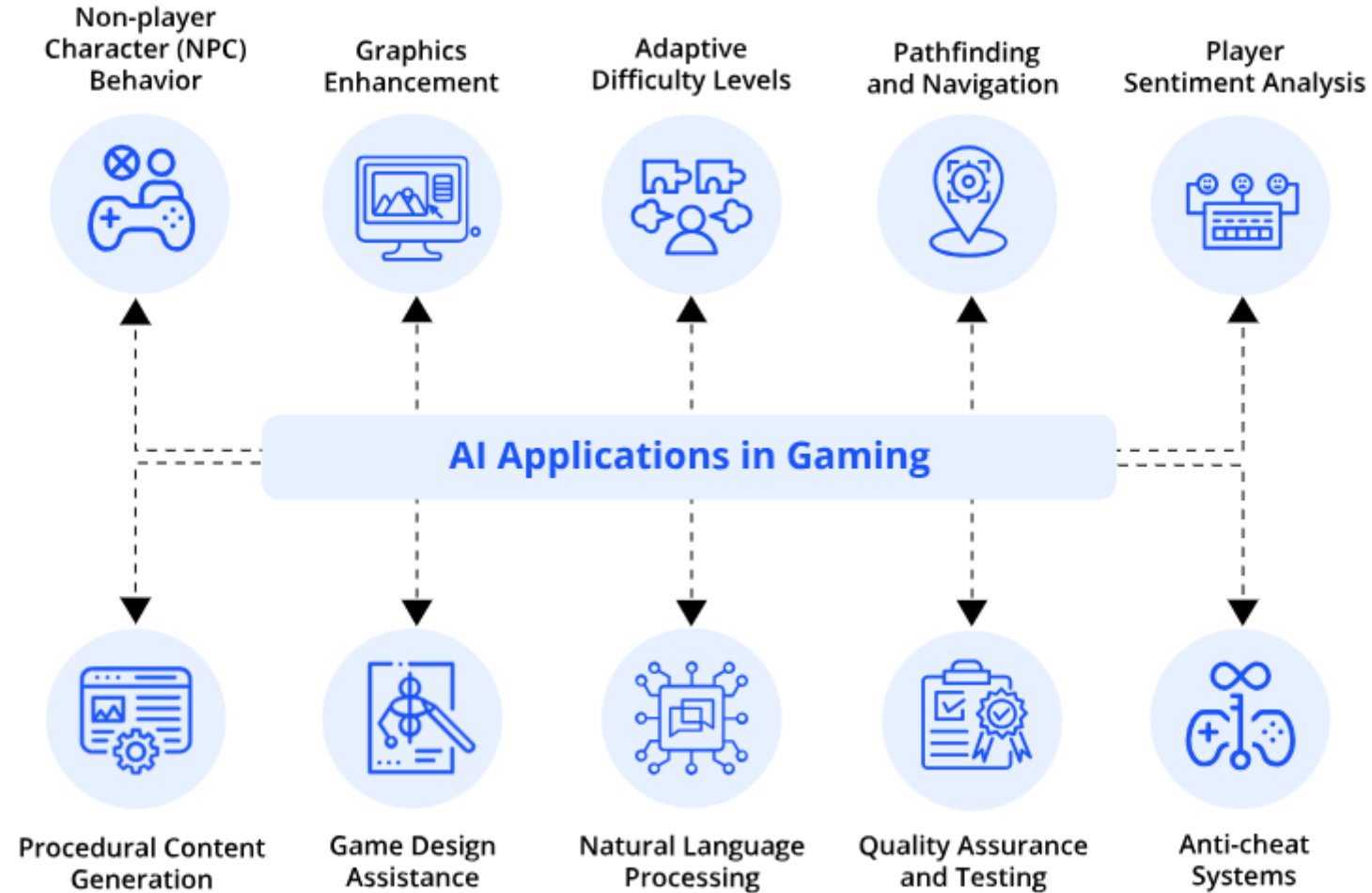


Transições de Estados
e Produção de Saídas

Game AI

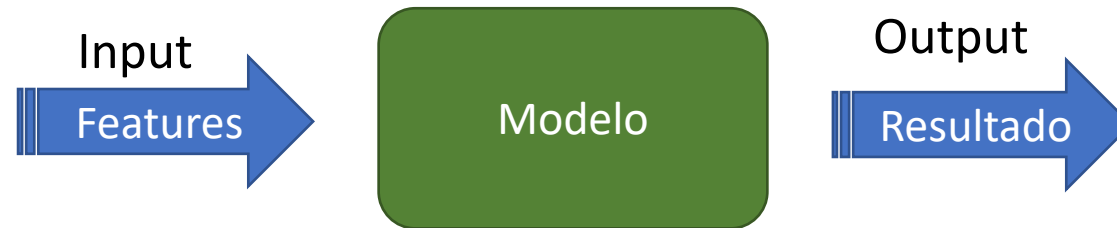


Game AI



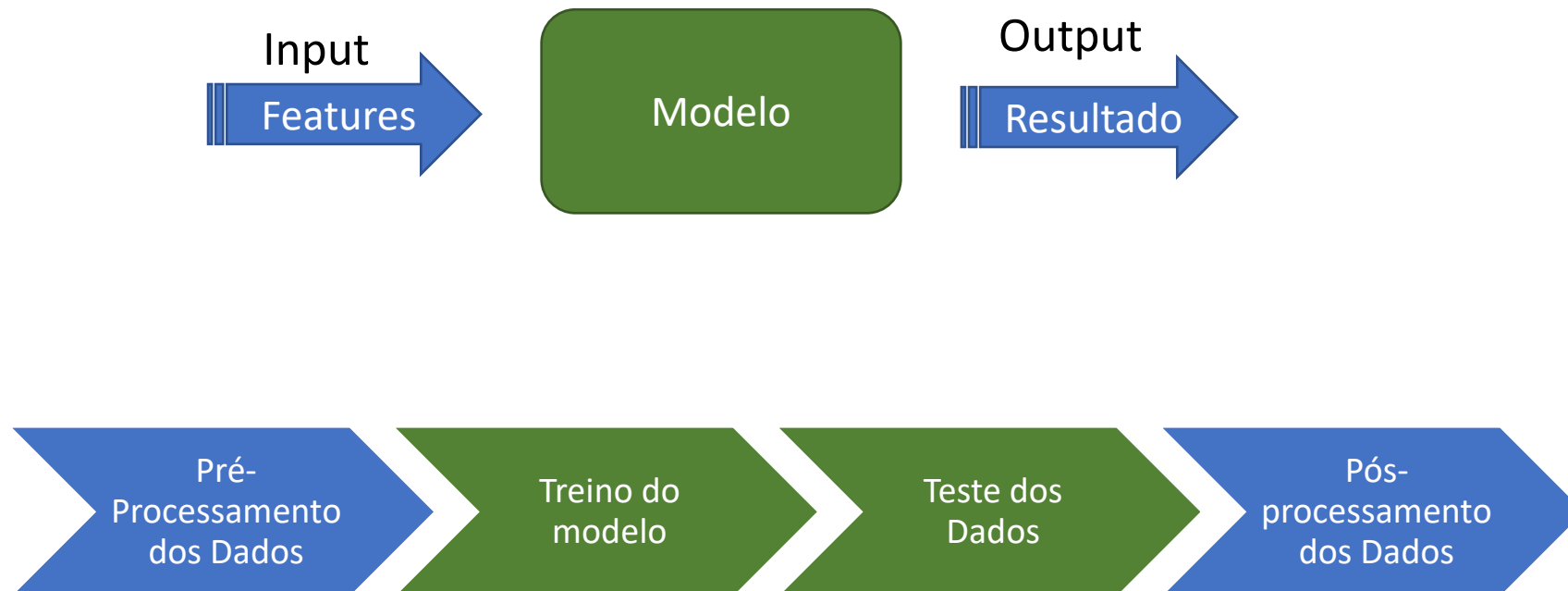
Concepts AI

Passos da Criação de um Modelo



Concepts AI

Passos da Criação de um Modelo

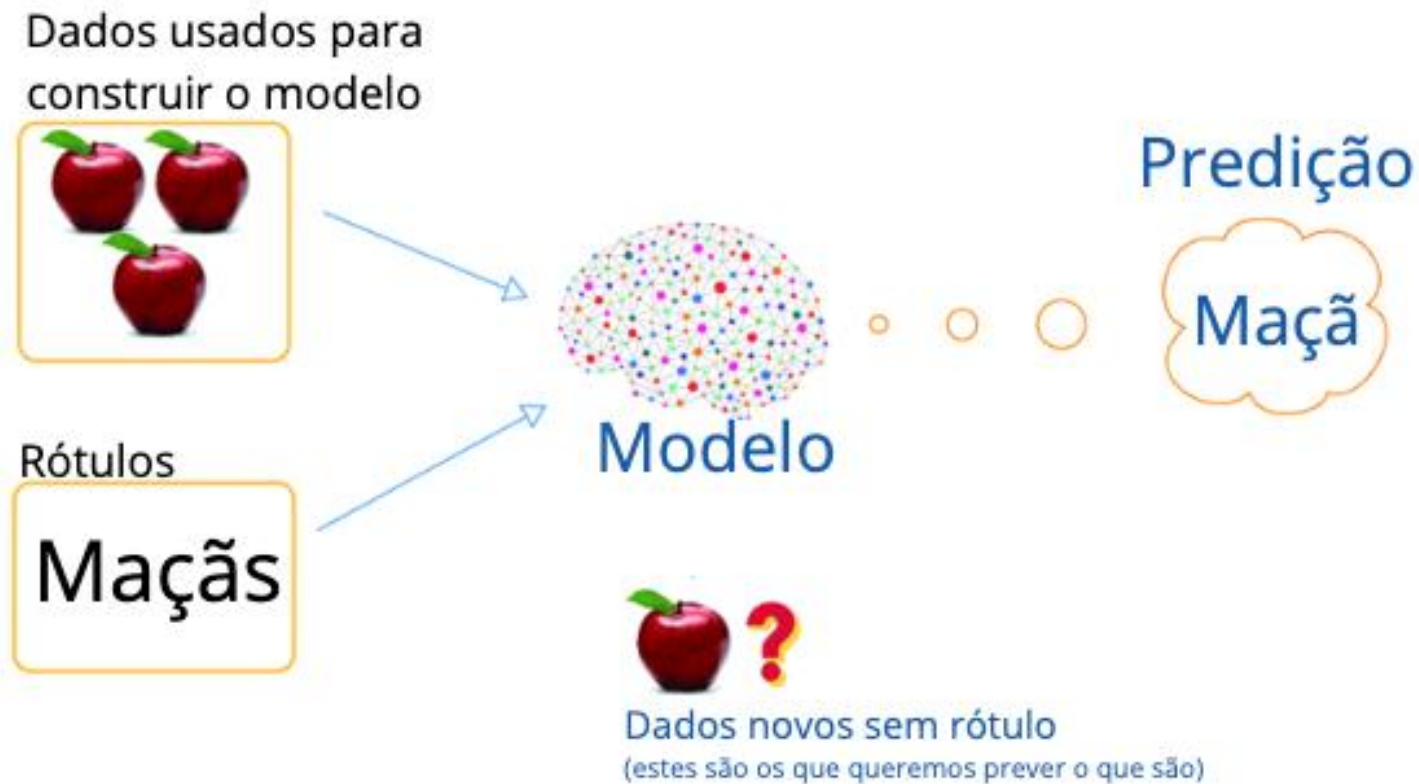


Concepts AI



Concepts AI

Aprendizado Supervisionado



Concepts AI

Aprendizado Supervisionado

Var. Independentes	Var. Dependentes
Anos de Carreira, Formação, Idade	
Idade do Carro, Idade do Condutor	
Texto de um livro	
Temperatura	
Imagem da Rodovia	

Concepts AI

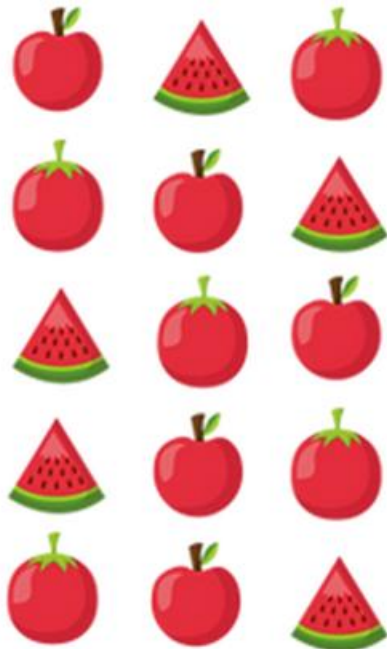
Aprendizado Supervisionado

Var. Independentes	Var. Dependentes
Anos de Carreira, Formação, Idade	Salário
Idade do Carro, Idade do Condutor	Risco de Acidente Automotivo
Texto de um livro	Escola Literária
Temperatura	Conservação de Alimentos
Imagem da Rodovia	Direção de um carro autónomo

Concepts AI

Aprendizado Não - Supervisionado

Dados não Rotulados

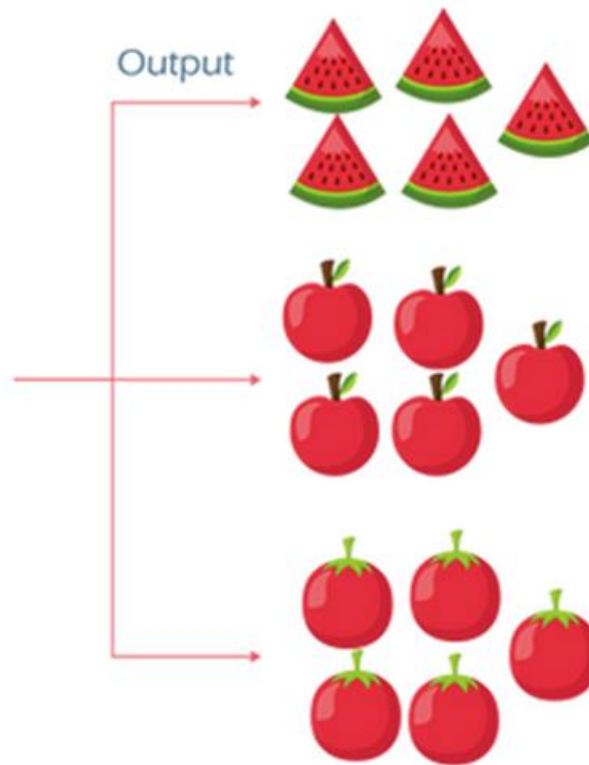


Modelo de
Machine Learning



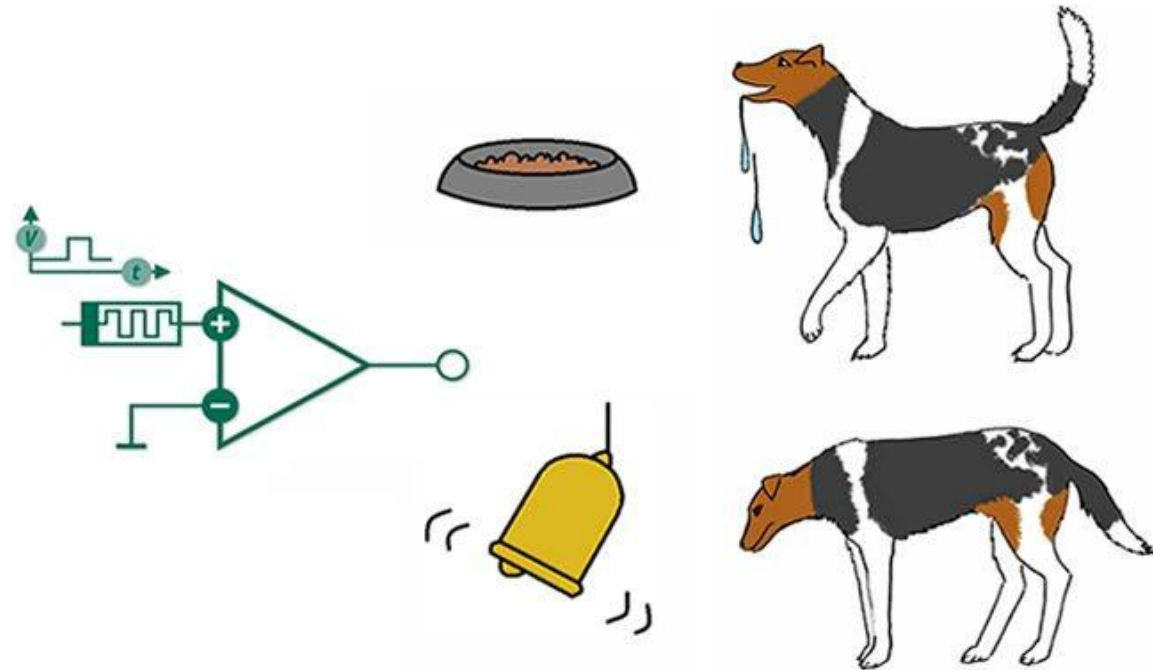
Treinamento

Output



Concepts AI

Aprendizado por Reforço



ANN

Exemplo

- Uma IA (chamado Albert) aprende a andar para escapar de 5 salas;
- No vídeo, é apresentado apenas um Albert, mas, na verdade, existem 200 cópias de Albert e a sala em que ele está treinando para acelerar o processo;
- Criado usando Unity e ML-Agents;
- A IA foi treinada usando Deep Reinforcement Learning;
- As ações de Albert são controladas por uma Rede Neural (ANN – Artificial Neural Network) que é atualizada após cada tentativa;
- A ANN tenta dar a Albert mais recompensas e menos punições ao longo do tempo;
- A ANN tem 5 camadas: a primeira camada consiste nas entradas (a informação que Albert recebe antes de agir, como as posições e velocidades de seus membros), a última camada diz a ele quais ações executar e as 3 camadas intermediárias, chamadas de camadas ocultas, são onde os cálculos são executados para converter as entradas em ações.
- O modelo foi treinado usando o algoritmo padrão no aprendizado por reforço (Otimização de Política Proximal - PPO).

ANN

Exemplo

- Cada membro do Albert tem, como input: *posição, velocidade, velocidade angular, contatos* (se está tocando o solo, parede ou obstáculo) *e a força aplicada a ele, a distância de cada pé até o chão, a direção do alvo mais próximo, a direção do movimento do corpo, a velocidade do corpo, a distância do peito aos pés e o tempo que um pé está à frente do outro.*
- Quanto às suas ações, são permitidos que o Albert *controle a rotação e a força de cada parte do corpo* (com algumas limitações para que seu braço não possa dobrar para trás, por exemplo).
- Para cada uma das tentativas de Albert, é atribuída uma pontuação de quão "boa" foi e são realizados pequenos ajustes no modelo para tentar encorajar os comportamentos que levaram a uma pontuação mais alta e evitar aqueles que levaram a uma pontuação mais baixa.

ANN

Exemplo

- ✓ FUNÇÃO DE RECOMPENSA - **Sala 1**: Recompensa com base em quanto o Albert se moveu na direção do alvo.
- ✓ FUNÇÃO DE RECOMPENSA - **Sala 2**: Verifica se os membros do Albert atingiram o solo. Se o membro que bate no chão for um pé, é recompensado (mas apenas se for na frente do outro pé). Também foi introduzida uma nova recompensa projetada para incentivar movimentos mais suaves; se ele se aproximar da força máxima permitida em um membro, ele é punido e recompensado se usar uma força de quase 0.
- ✓ FUNÇÃO DE RECOMPENSA - **Sala 3**: É aqui que é “polida” a marcha do Albert que se desenvolveu na sala 2 e a ensiná-lo a virar. A partir daqui, é usado o cálculo da altura do peito como outra recompensa direta, onde quanto mais alto o peito, mais ele é recompensado na tentativa de fazê-lo ficar o mais reto possível.
- ✓ FUNÇÃO DE RECOMPENSA - **Sala 4**: Foi introduzido um cronômetro de 2 segundos que zera quando um pé vai na frente do outro. O Albert é recompensado sempre que este cronômetro estiver acima de 0 (o pé da frente está na frente por < 2 segundos) e é punido sempre que o cronômetro fica abaixo de 0 (o pé da frente está na frente > 2 segundos). É adicionada outra recompensa proporcional à distância de seus passos para incentivá-lo a dar passos maiores. Adicionalmente, para suavizar o movimento, também há uma punição a cada *frame* proporcional à diferença na velocidade de seu corpo do *frame* anterior em relação ao *frame* atual, portanto, se ele estiver se movendo a uma velocidade perfeitamente consistente, não será punido, e se ele faz movimentos errados muito rápidos, ele é punido.
- ✓ FUNÇÃO DE RECOMPENSA - **Sala 5**: Recompensa pelo pé da frente no chão. Desta forma, o Albert coloca mais força neste pé de apoio.

ANN

Exemplo



Reference

- [1] McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. The bulletin of mathematical biophysics, 5(4), 115-133.
- [2] Shannon, C. E. (1950). XXII. Programming a computer for playing chess. The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science, 41(314), 256-275.
- [3] Turing, A. M. (2009). Computing machinery and intelligence. In Parsing the turing test (pp. 23-65). Springer, Dordrecht.
- [4] Russel, S., Artificial Intelligence: A Modern Approach, Prentice Hall, 2a edição, 2002, ISBN-10: 0137903952
- [5] Chan, C., Ginosar, S., Zhou, T., & Efros, A. A. (2019). Everybody dance now. In Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision (pp. 5933-5942).

Questões!!!!



Como um sistema de IA toma uma decisão?

Como um sistema de IA aprende a tomar uma decisão?

Um sistema de IA pode tomar uma decisão como um humano?

Daniel Nogueira



dnogueira@ipca.pt



<https://www.linkedin.com/in/danielfnogueira/>