



ENGENHARIA DE
BIOSSISTEMAS
USP - ESALQ

Agricultura Digital

e sua interface com a Meteorologia Agrícola

LEB-0306

Prof. André F Colaço

05/2024

Objetivo

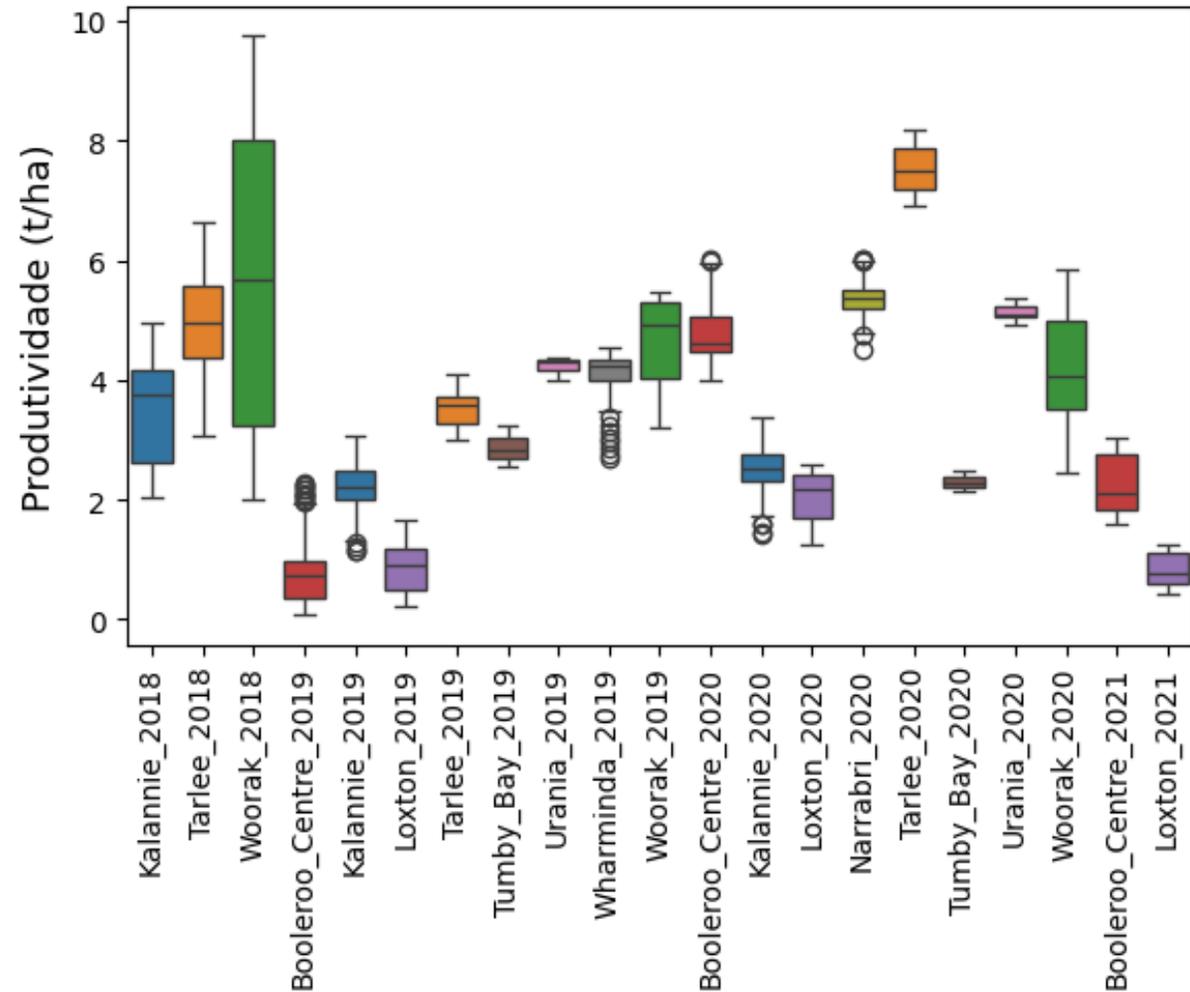
Apresentar conceitos, tecnologias e aplicações da Agricultura Digital em biosistemas, mais especificamente abordando a interface entre tecnologias digitais e aspectos da agrometeorologia

Conteúdo

- Definição do problema: Agrometeorologia e risco na produção agrícola
- Conceitos de Agricultura Digital
- Infraestrutura tecnológica: IoT, computação em nuvem, big data
- Tecnologias de monitoramento e coleta de dados
- Técnicas de tratamento e análise de dados: Conceitos básico da ciência de dados e aprendizado de máquina
- Aplicação: Predição de produtividade e tomada de decisão

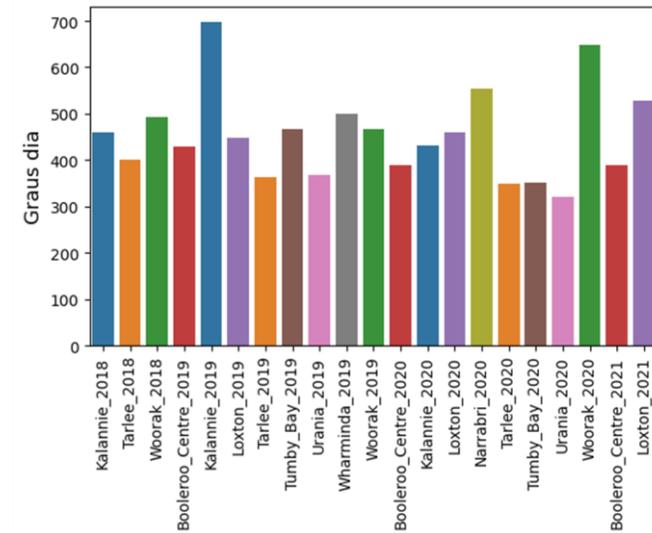
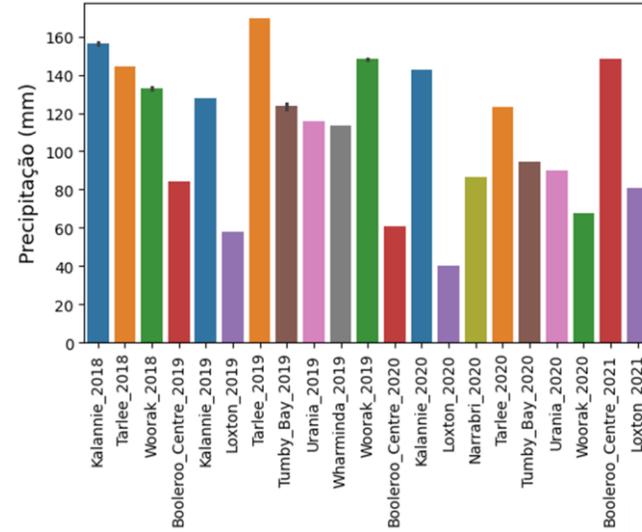
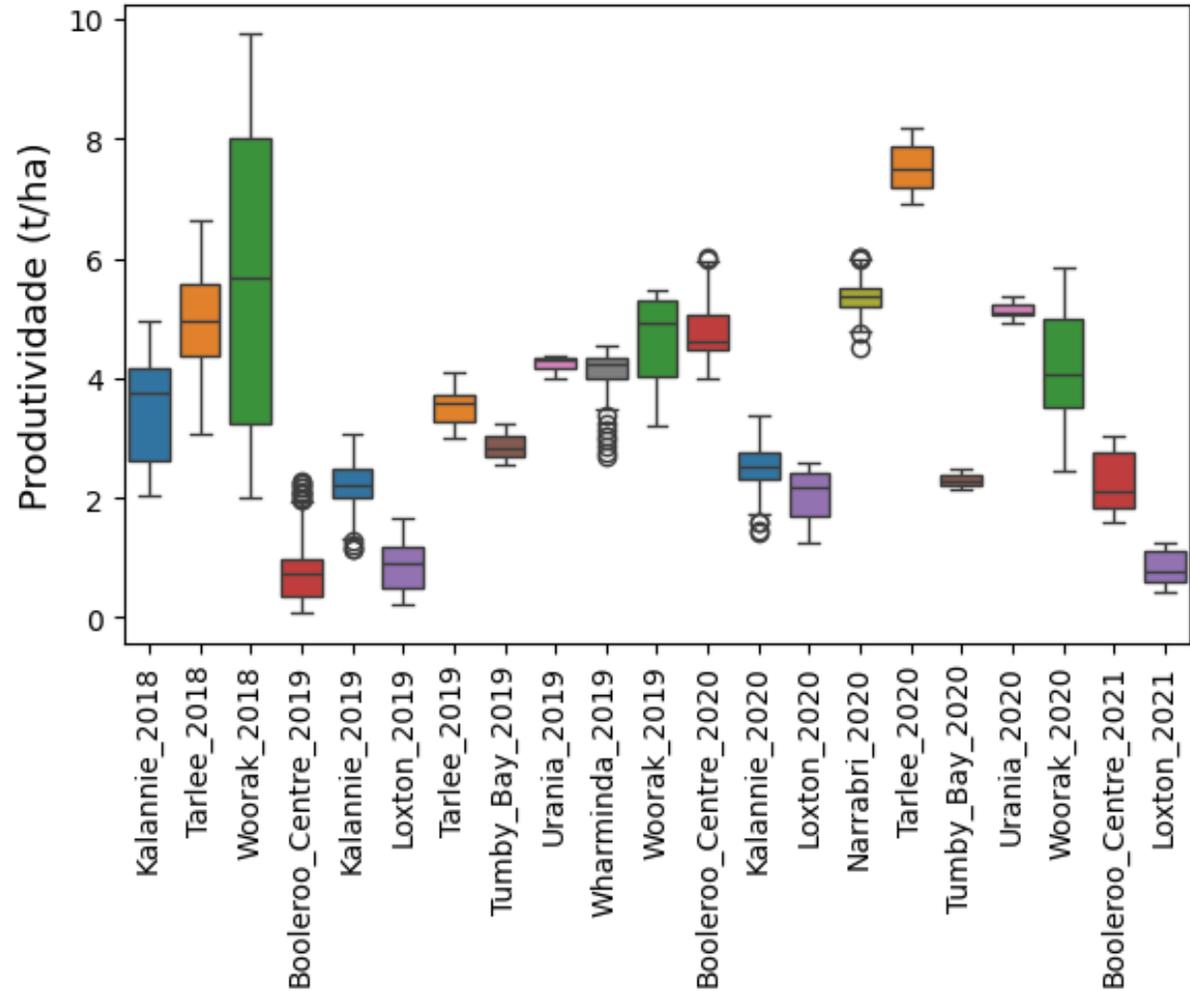
Desafio - Agrometeorologia e o risco agrícola

Variações geográficas e climáticas e suas consequências na produção agrícola



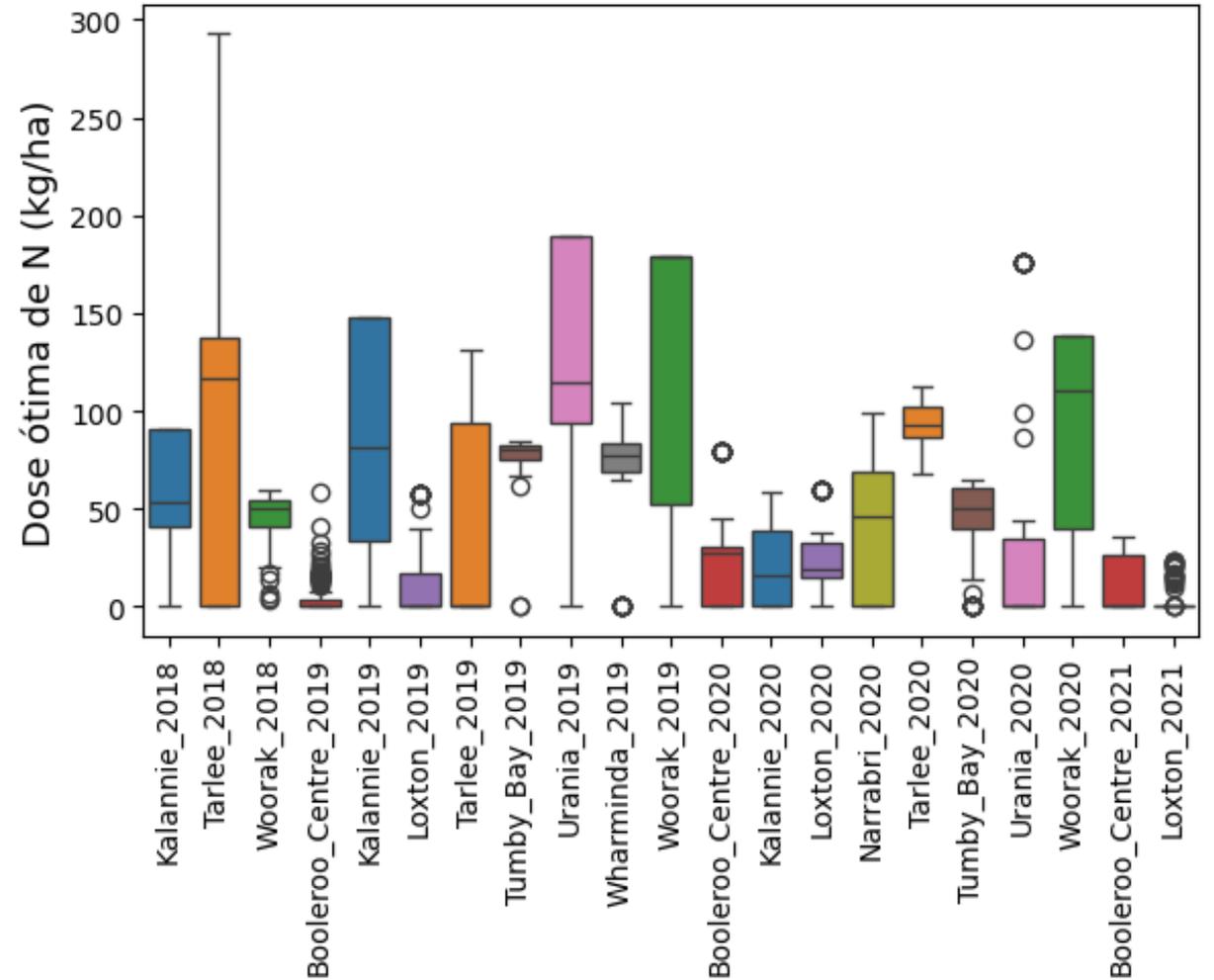
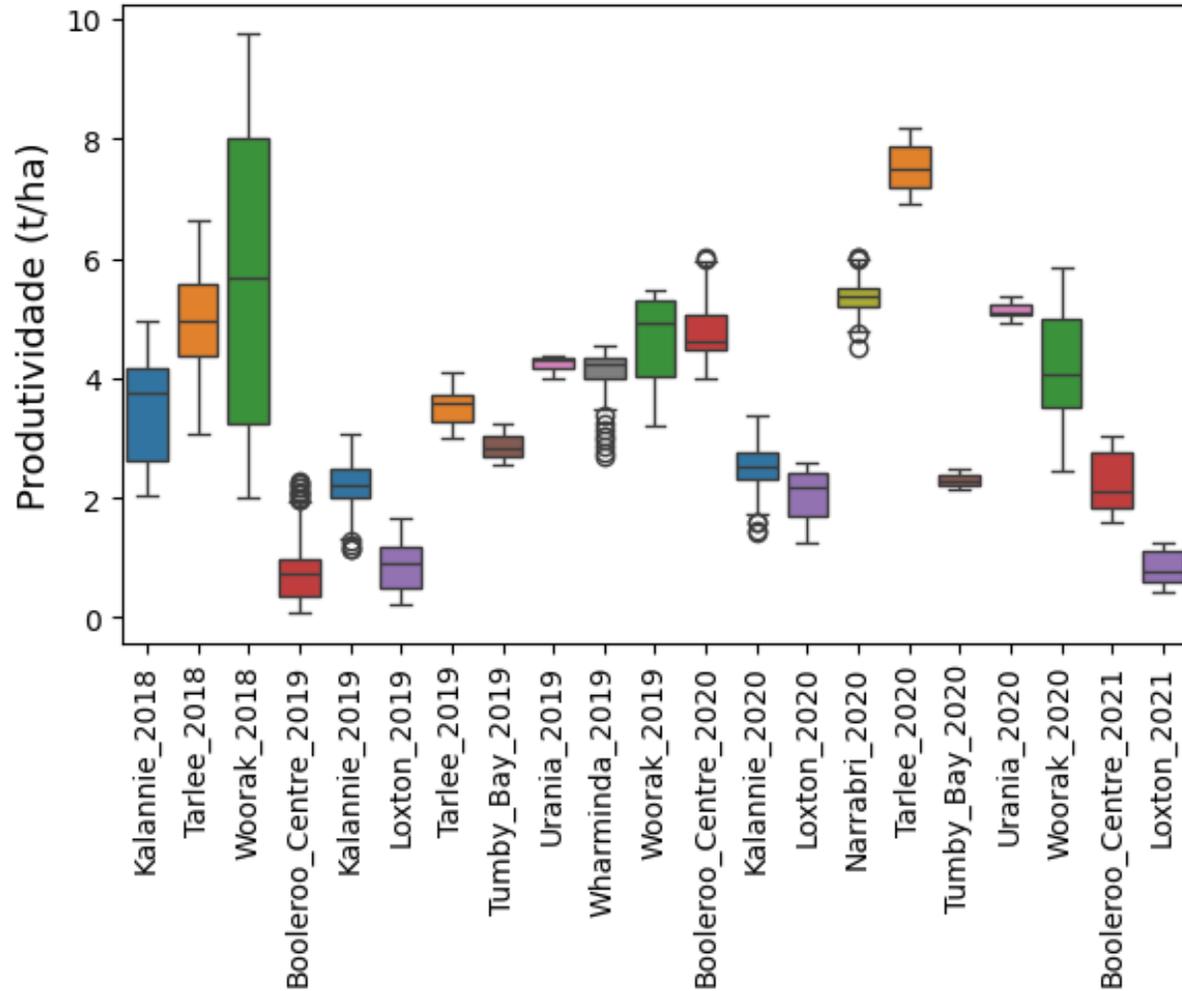
Desafio - Agrometeorologia e o risco agrícola

Variações geográficas e climáticas e suas consequências na produção agrícola

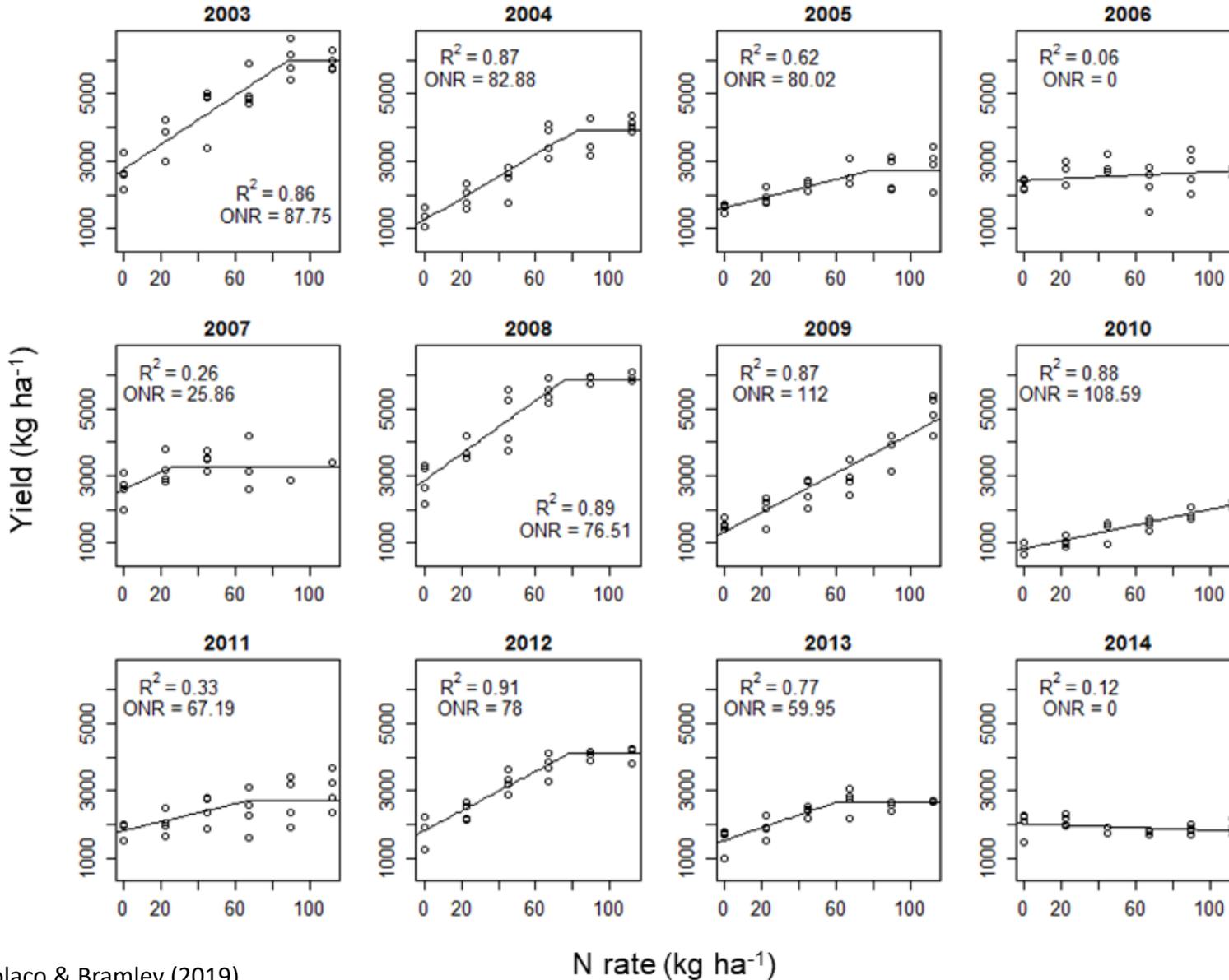


Desafio - Agrometeorologia e o risco agrícola

Variações geográficas e climáticas e suas consequências na produção agrícola



Desafio - Agrometeorologia e o risco agrícola

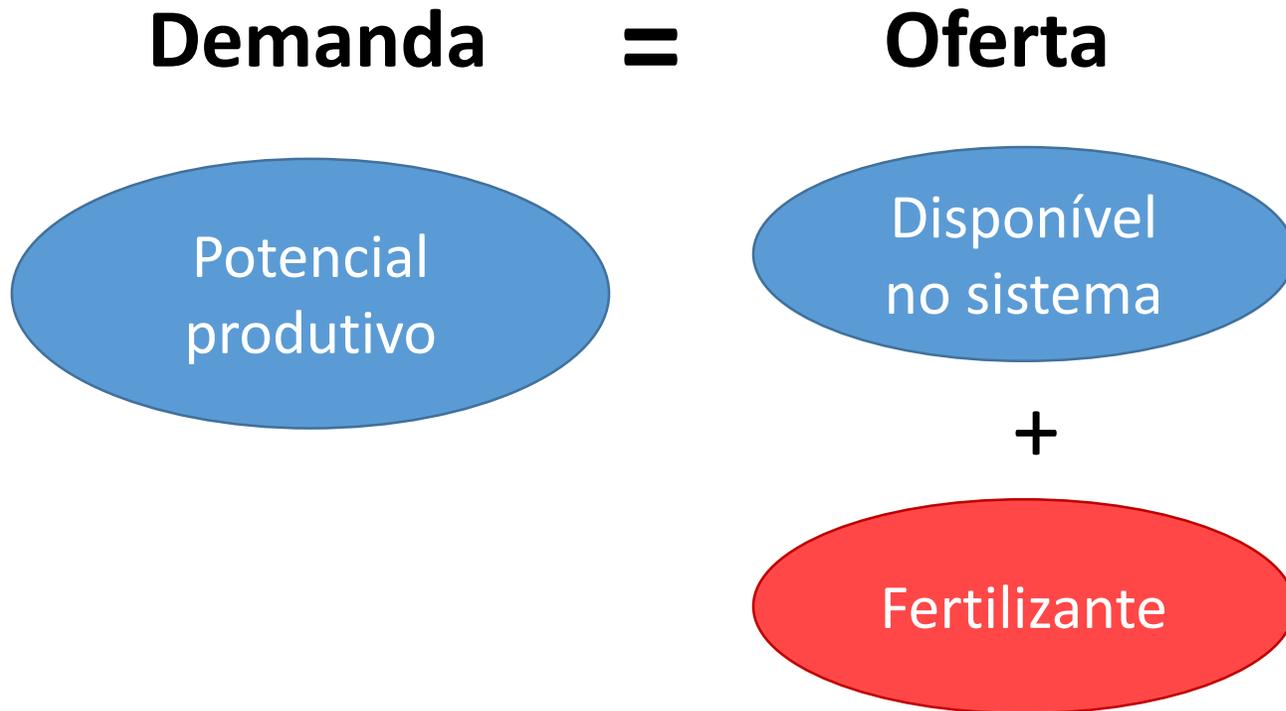


Variabilidade na demanda e oferta de nutrientes



Desafio - Agrometeorologia e o risco agrícola

Variabilidade na demanda e oferta de nutrientes



Recomendação de nutrientes via balanço de massas

- Produtividade Potencial= 4.000 kg/ha ?
- Concentração de N no produto final = 2 % ?
- Demanda total por N = $4.000 \times 2\% = 80$ kg/ha
- N disponível no solo = 30 kg/ha ?
- Necessidade de fertilizante = $80 - 30 = 50$ kg/ha
- Eficiência da fertilização (perdas) = 50 % ?
- Dose de recomendação de N = $50 / 0,5 = 100$ kg/ha

Recomendação de nutrientes via balanço de massas

Cenário 1 - Ano de produtividade média

Prod **4 t/ha**; 100 kg N/ha (220 kg ureia)

Lucro Parcial: R\$ 4.300 – R\$ 330 = R\$ 3.970

** R\$ 65,00 sc trigo R\$ 1.500,00 t/ureia (45% N)*

Cenário 2

Ano de produtividade baixa com aplicação de N em excesso

Prod **3 t/ha**; 60 kg N/ha (130 kg ureia)

Lucro Parcial: R\$ 3.250 – R\$ 195 = R\$ 3.055

Se utilizado 100 kg N/ha

Lucro Parcial: R\$ 3.250 – R\$ 330 = R\$ 2.920

R\$ 135 / ha de perda

R\$ 135.000 / 1.000 ha de perda

Cenário 3

Ano de produtividade alta com aplicação de N insuficiente

Prod **5 t/ha**; 140 kg N/ha (310 kg ureia)

Lucro Parcial: R\$ 5.400 – R\$ 450 = R\$ 4.950

Se utilizado 100 kg N/ha

Lucro Parcial: R\$ 4.300 – R\$ 330 = R\$ 3.970

R\$ 980 / ha de perda

R\$ 980.000 / 1.000 ha de perda

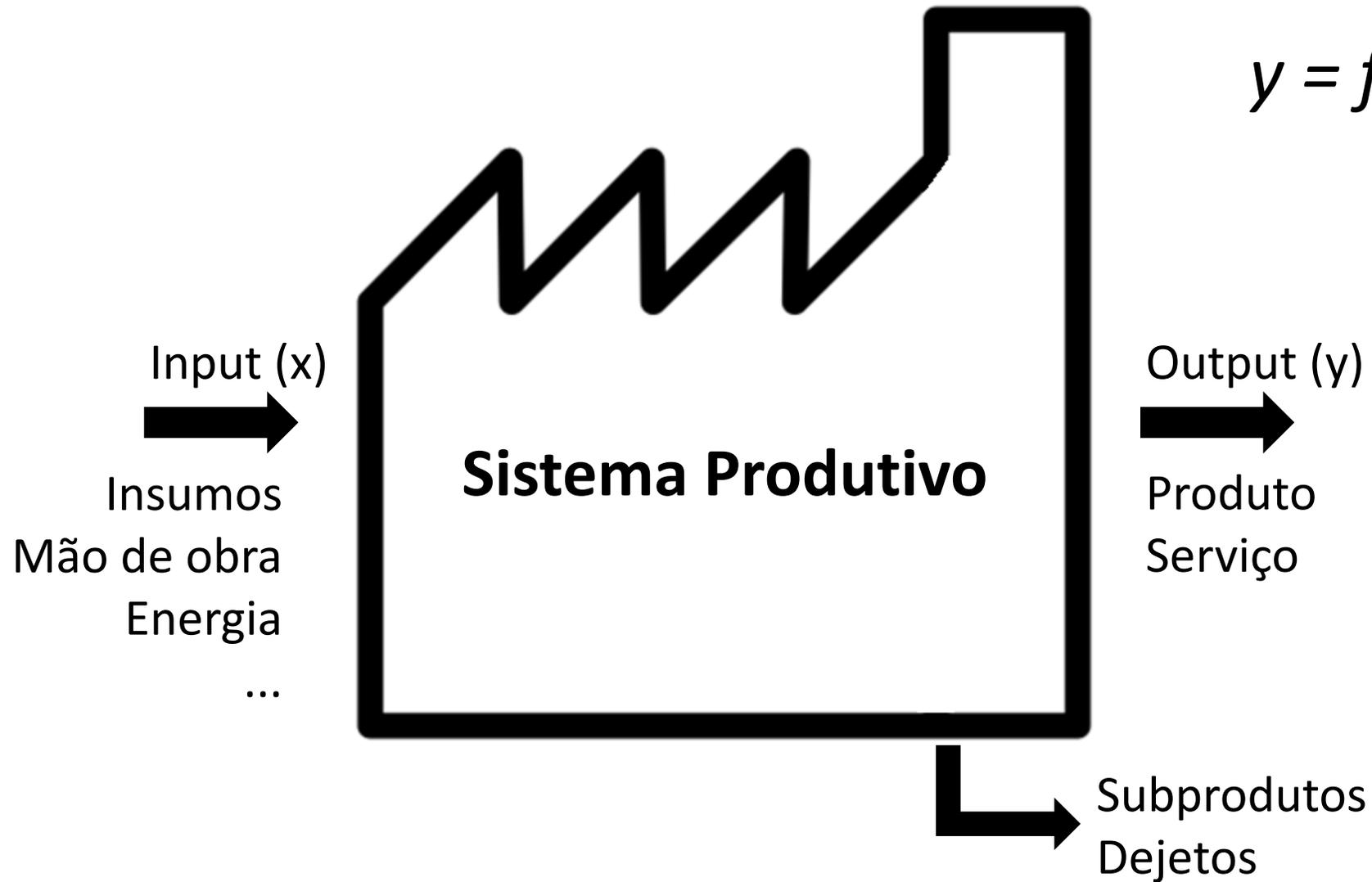
Desafio - Agrometeorologia e o risco agrícola

As condições climáticas interagem com todos os elementos de um sistema de produção agrícola

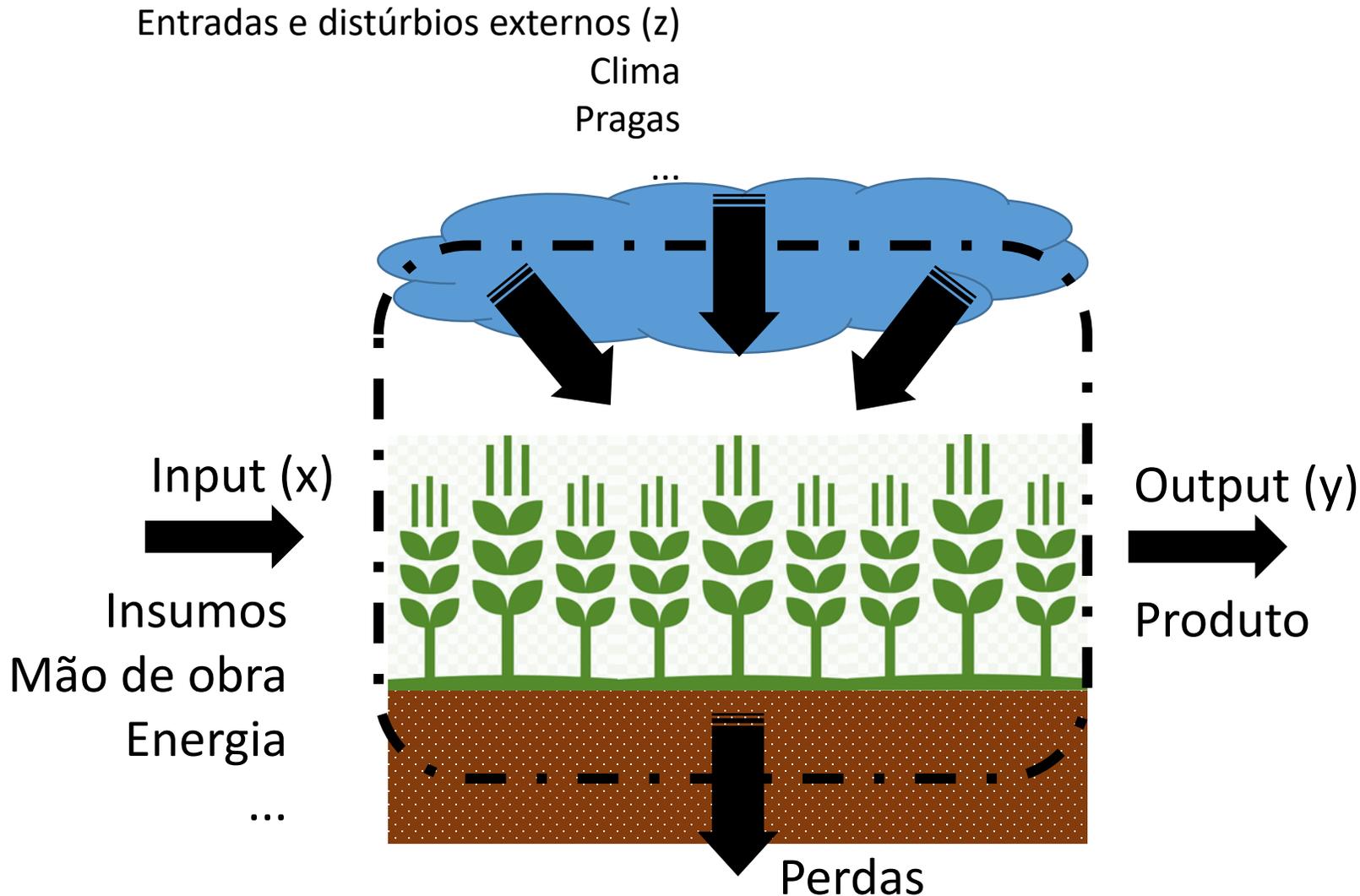
Influência na

- produção potencial
- disponibilidade hídrica
- disponibilização de nutrientes
- ocorrência e disseminação de pragas e doenças
- entre outros

Desafio - Agrometeorologia e o risco agrícola



Desafio - Agrometeorologia e o risco agrícola



determinístico

$$y = f(x_1, x_2, x_3, \dots, z_1, z_2, z_3, \dots)$$

estocástico

$$py = f(x_1, x_2, x_3, \dots) | (z)$$

Gestão de Riscos!

*Tendo em vista a aversão do produtor ao risco, e sua tendência a aplicar a mais do que o necessário, precisamos de **tecnologia** para fazer com que o produtor possa reduzir a aplicação sem aumentar os riscos!*

Cenário 2

Ano de produtividade baixa com aplicação de N em excesso

Prod **3 t/ha**; 60 kg N/ha (130 kg ureia)

Lucro Parcial: R\$ 3.250 – R\$ 195 = R\$ 3.055

Se utilizado 100 kg N/ha

Lucro Parcial: R\$ 3.250 – R\$ 330 = R\$ 2.920

R\$ 135 / ha de perda

R\$ 135.000 / 1.000 ha de perda

Cenário 3

Ano de produtividade alta com aplicação de N insuficiente

Prod **5 t/ha**; 140 kg N/ha (310 kg ureia)

Lucro Parcial: R\$ 5.400 – R\$ 450 = R\$ 4.950

Se utilizado 100 kg N/ha

Lucro Parcial: R\$ 4.300 – R\$ 330 = R\$ 3.970

R\$ 980 / ha de perda

R\$ 980.000 / 1.000 ha de perda

Agricultura de
Precisão

Agricultura 4.0

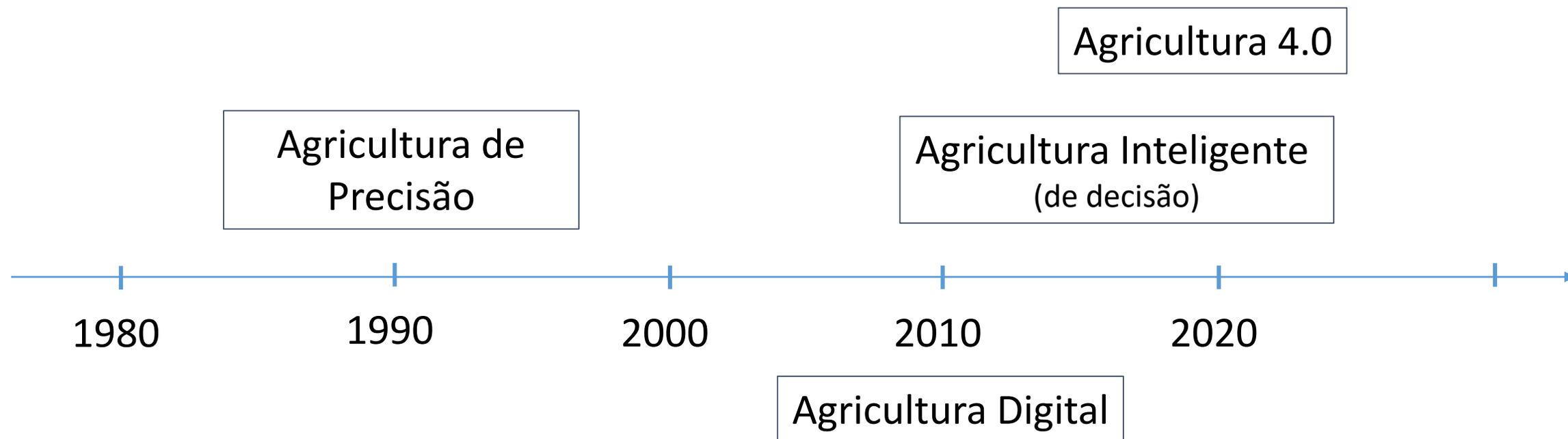
Agricultura Inteligente

Agricultura Digital

Agricultura de
Decisão

Smart Agriculture

Definições e linha do tempo



Agricultura de Precisão

1980

1990

2000

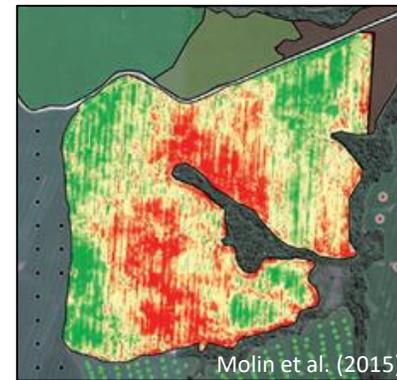
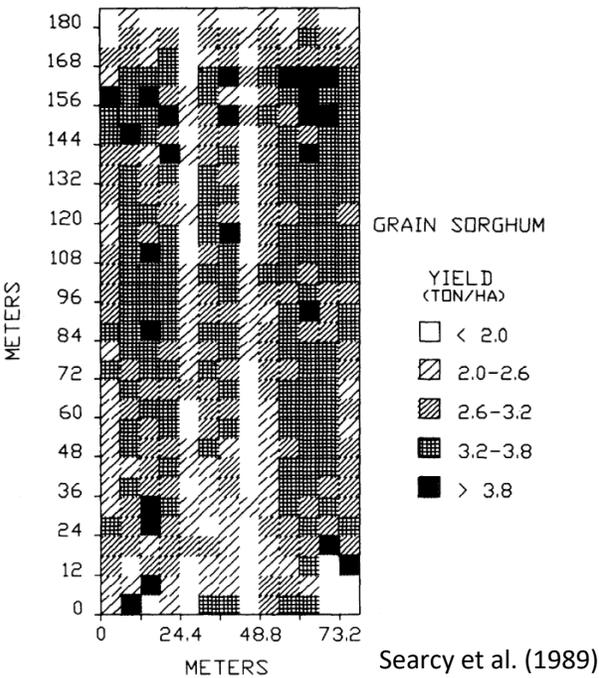
2010

2020

Trata-se de um conjunto de ferramentas e tecnologias aplicadas para permitir um sistema de gerenciamento agrícola baseado na variabilidade espacial e temporal da unidade produtiva e visa ao aumento de retorno econômico e à redução do impacto ao ambiente

✓ Primeiros mapas de produtividade no final da década de 80.

✓ Mercado de produtos e serviços estabelecido a partir dos anos 2000.



Agricultura de Precisão

1980

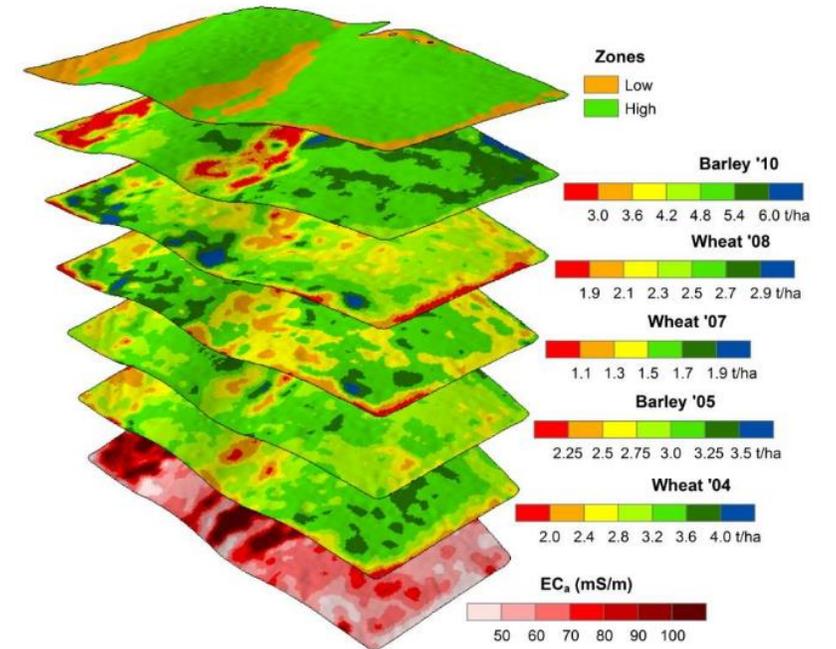
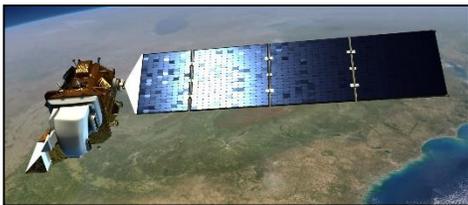
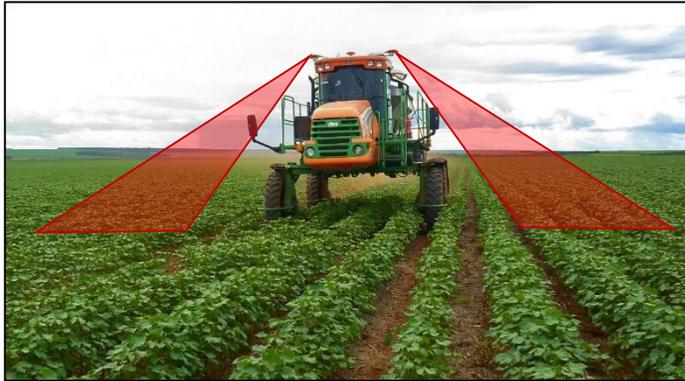
1990

2000

2010

2020

Trata-se de um conjunto de ferramentas e tecnologias aplicadas para permitir um sistema de gerenciamento agrícola baseado na variabilidade espacial e temporal da unidade produtiva e visa ao aumento de retorno econômico e à redução do impacto ao ambiente



Bramley and Trengove (2013)

1980

1990

2000

2010

2020

Amplo uso de tecnologias digitais, como tecnologias da informação, automação e robótica, internet das coisas, entre outras, nas diversas etapas da cadeia agropecuária, inclusive no âmbito da AP.



photo: Shutterstock.com/ panuwat phimpha

Agricultura + TIC

A screenshot of a webpage from Food & Drink International. The page features a navigation menu with categories: NPD, PRODUCTION, PACKAGING, SUPPLY CHAIN, RETAIL & FOOD SERVICE, HEALTH & SAFETY, LAUNCHES, and EVENTS. The main headline reads "Yara & IBM using digital to 'transform' future of farming". Below the headline, there are tags for "FEATURED" and "SUPPLY CHAIN", along with the date "25th April 2019" and "Updated: 29th April 2019".

1980

1990

2000

2010

2020

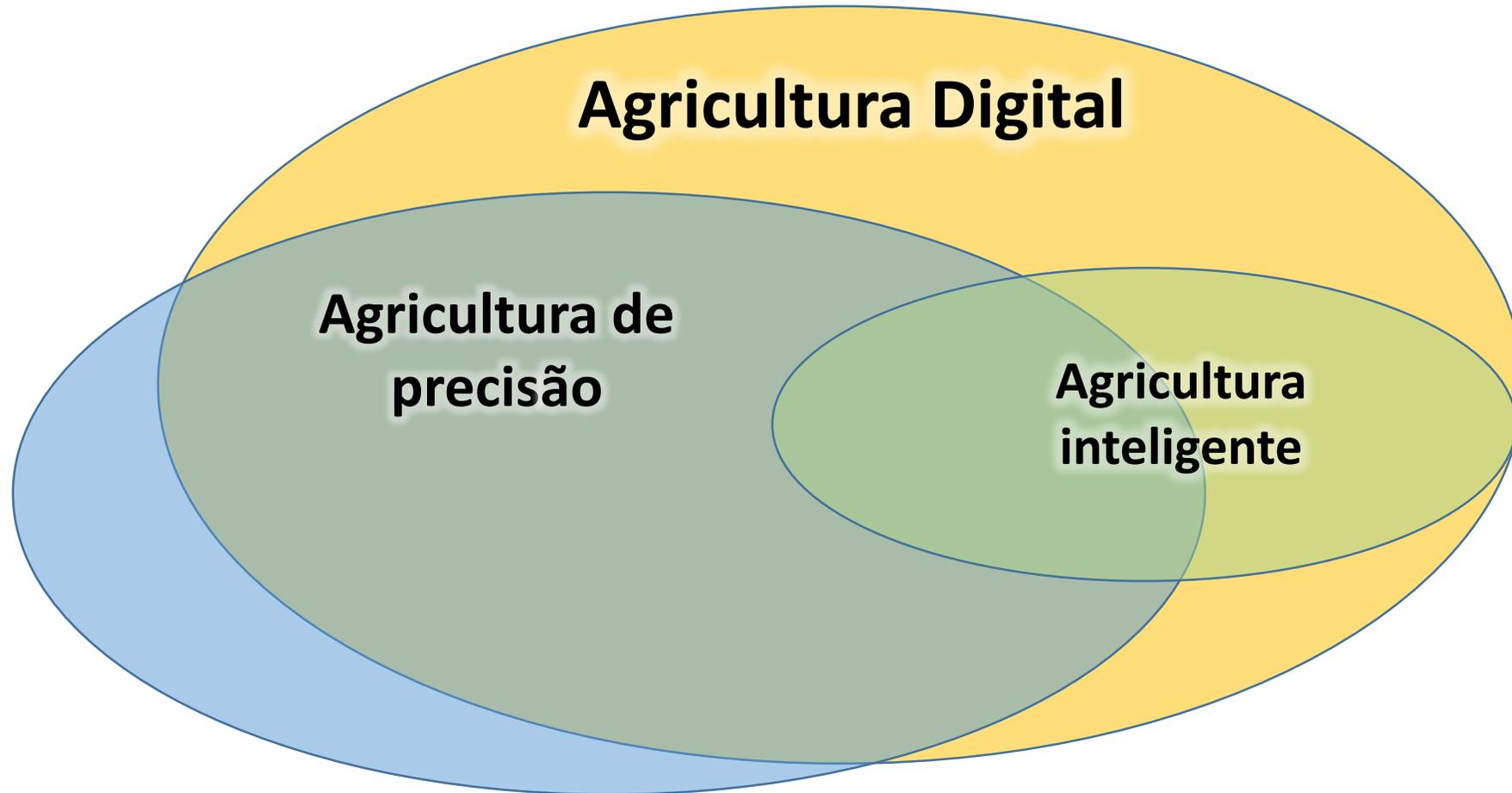
- Inteligência artificial na agricultura
- “AI is a continuous exploration approach that studies how to make a computer or any other machine to think and solve problems the same way human beings do (Pathan et al., 2020).”



photo: agriculturepost.com

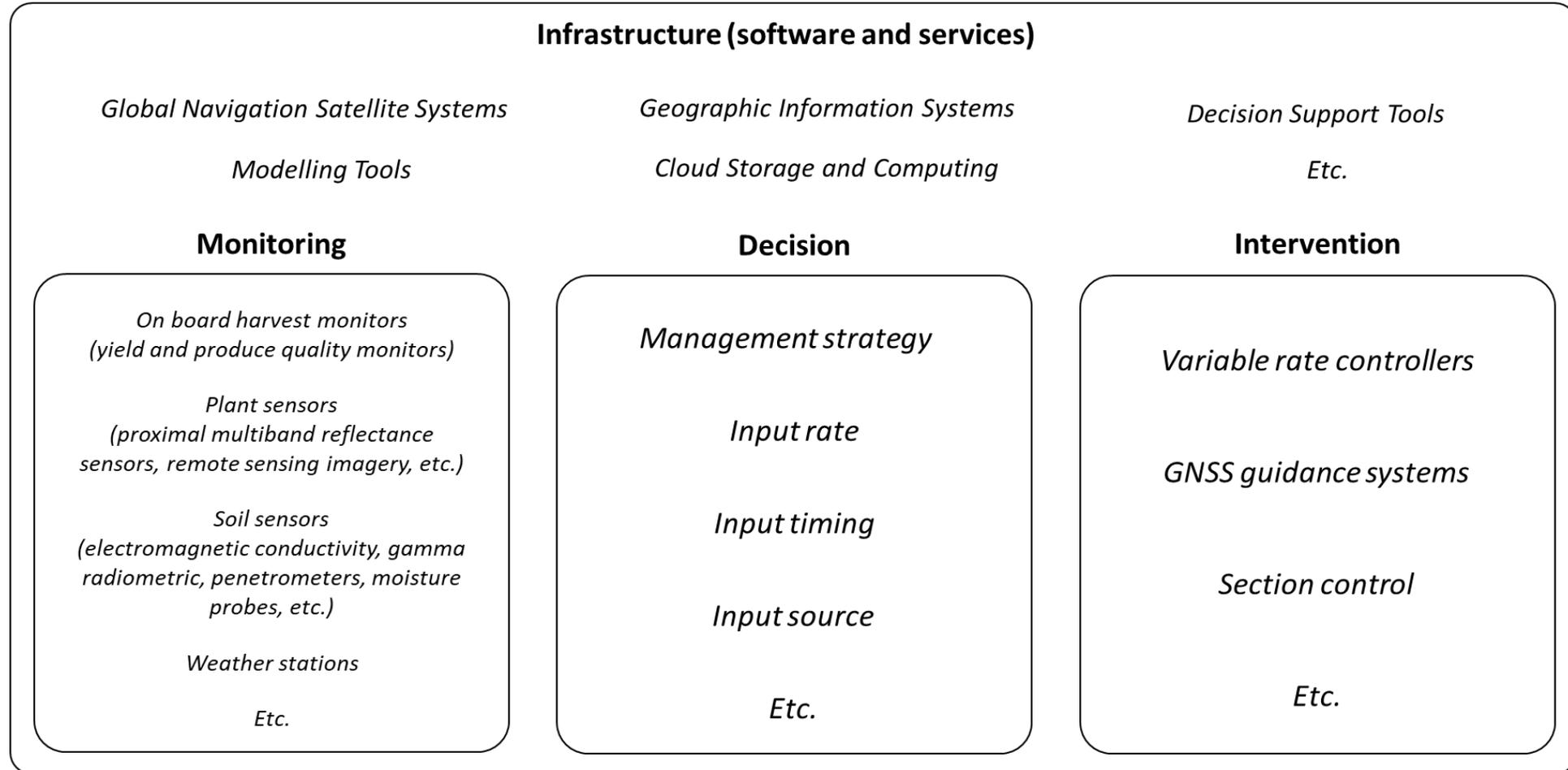
Agricultura + IA

Definições



Definições

Precision / Digital technologies



Infraestrutura tecnológica – IoT, Computação em nuvem, Big Data

Evolution of the internet

- web1 (1990’): static webpages;
- web2 (2000s and 2010s): social networking web (user-generated content);
- web3 > decentralization ubiquitous computing web
 - ✓ “Embed technology into the background of everyday life”
 - ✓ “Make technology disappear”

Future Generation Computer Systems 29 (2013) 1645–1660

Contents lists available at SciVerse ScienceDirect

Future Generation Computer Systems

journal homepage: www.elsevier.com/locate/fgcs



Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions

Jayavardhana Gubbi^a, Rajkumar Buyya^{b,*}, Slaven Marusic^a, Marimuthu Palaniswami^a

^a Department of Electrical and Electronic Engineering, The University of Melbourne, Vic - 3010, Australia
^b Department of Computing and Information Systems, The University of Melbourne, Vic - 3010, Australia

HIGHLIGHTS

- Presents vision and motivations for Internet of Things (IoT).
- Application domains in the IoT with a new approach in defining them.
- Cloud-centric IoT realization and challenges.
- Open challenges and future trends in Cloud Centric Internet of Things.

| | |
|---|--|
| <h4>ARTICLE INFO</h4> <p><i>Article history:</i> Received 8 July 2012 Received in revised form 22 December 2012 Accepted 30 January 2013 Available online 24 February 2013</p> <p><i>Keywords:</i> Internet of Things Ubiquitous sensing Cloud computing Wireless sensor networks RFID Smart environments</p> | <h4>ABSTRACT</h4> <p>Ubiquitous sensing enabled by Wireless Sensor Network (WSN) technologies cuts across many areas of modern day living. This offers the ability to measure, infer and understand environmental indicators, from delicate ecologies and natural resources to urban environments. The proliferation of these devices in a communicating-actuating network creates the Internet of Things (IoT), wherein sensors and actuators blend seamlessly with the environment around us, and the information is shared across platforms in order to develop a common operating picture (COP). Fueled by the recent adaptation of a variety of enabling wireless technologies such as RFID tags and embedded sensor and actuator nodes, the IoT has stepped out of its infancy and is the next revolutionary technology in transforming the Internet into a fully integrated Future Internet. As we move from www (static pages web) to web2 (social networking web) to web3 (ubiquitous computing web), the need for data-on-demand using sophisticated intuitive queries increases significantly. This paper presents a Cloud centric vision for worldwide implementation of Internet of Things. The key enabling technologies and application domains that are likely to drive IoT research in the near future are discussed. A Cloud implementation using <i>Aneka</i>, which is based on interaction of private and public Clouds is presented. We conclude our IoT vision by expanding on the need for convergence of WSN, the Internet and distributed computing directed at technological research community.</p> <p>© 2013 Elsevier B.V. All rights reserved.</p> |
|---|--|

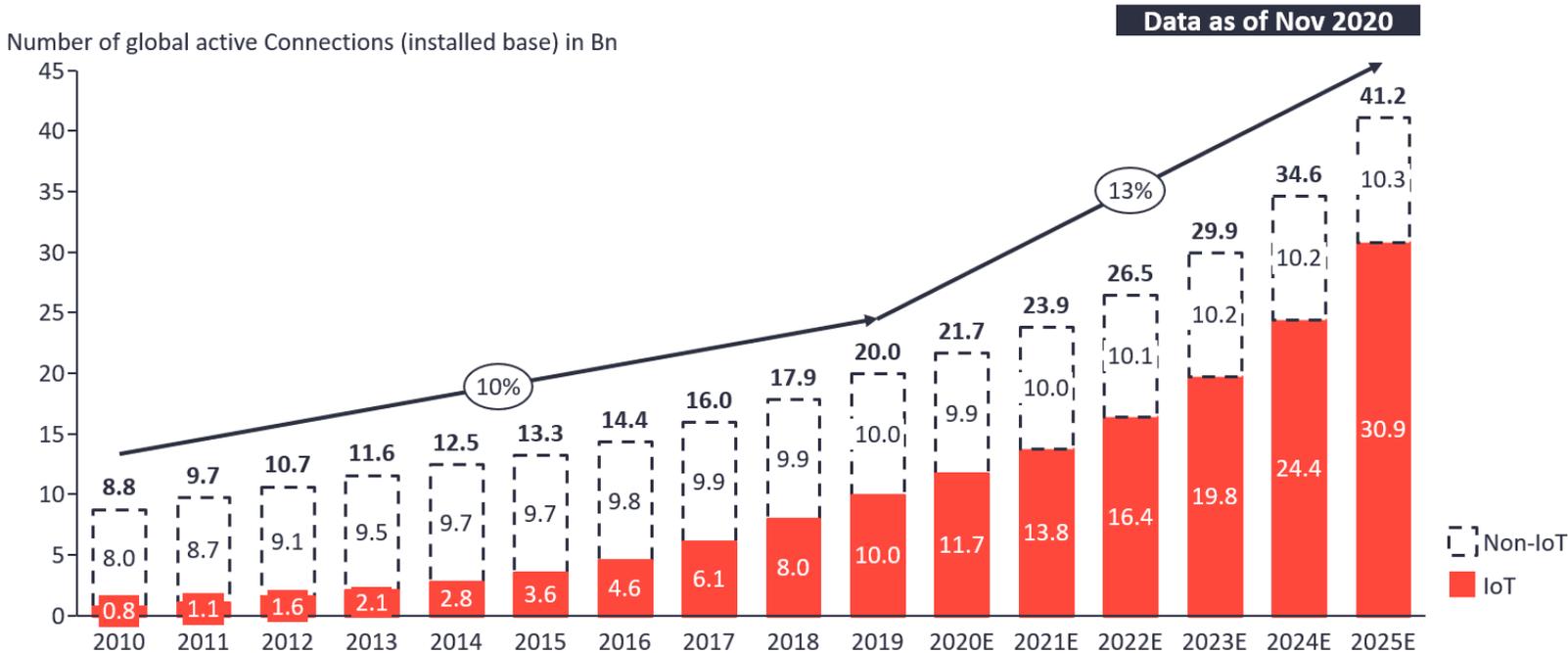
Infraestrutura tecnológica – IoT, Computação em nuvem, Big Data



Insights that empower you to understand IoT markets

Total number of device connections (incl. Non-IoT)

20.0Bn in 2019– expected to grow 13% to 41.2Bn in 2025



(Xx%) = Compound Annual Growth Rate (CAGR)

Note: Non-IoT includes all mobile phones, tablets, PCs, laptops, and fixed line phones. IoT includes all consumer and B2B devices connected – see IoT break-down for further details

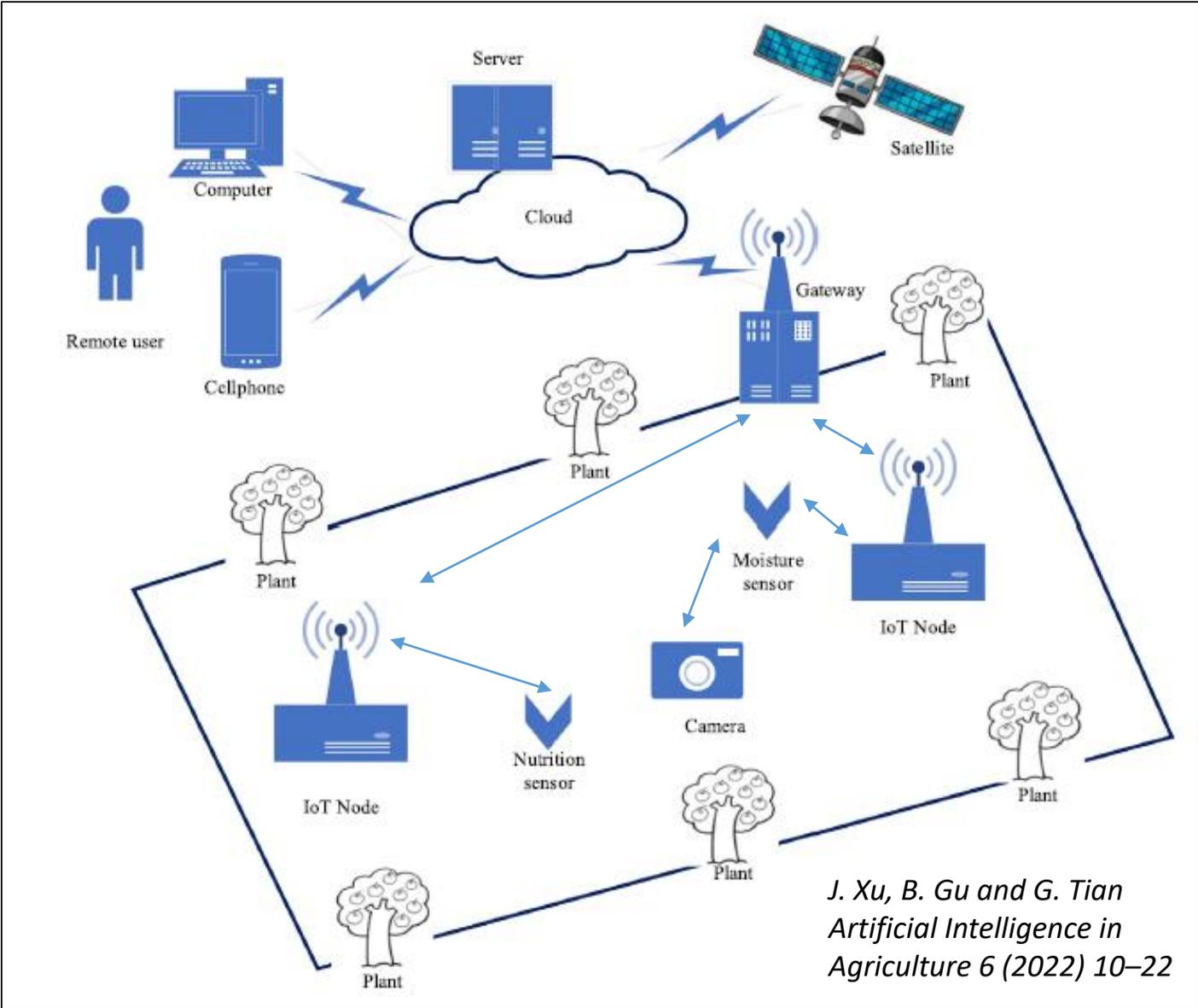
Source(s): IoT Analytics - Cellular IoT & LPWA Connectivity Market Tracker 2010-25

* In 2011 the number of interconnected devices on the planet overtake the actual number of people.

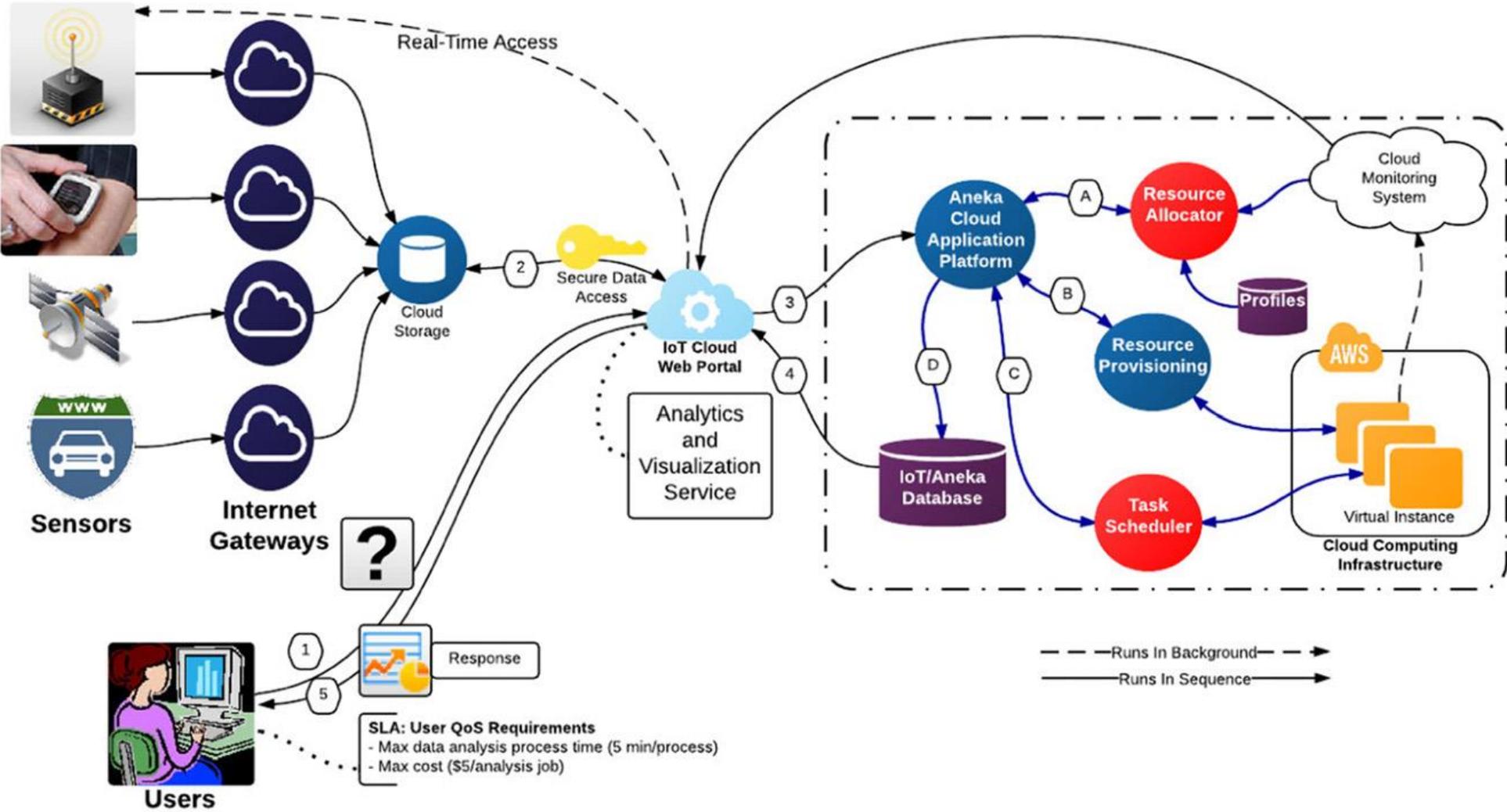


Infraestrutura tecnológica – IoT, Computação em nuvem, Big Data

Wireless Sensor Network (WSN) Rede de Sensores Sem Fio

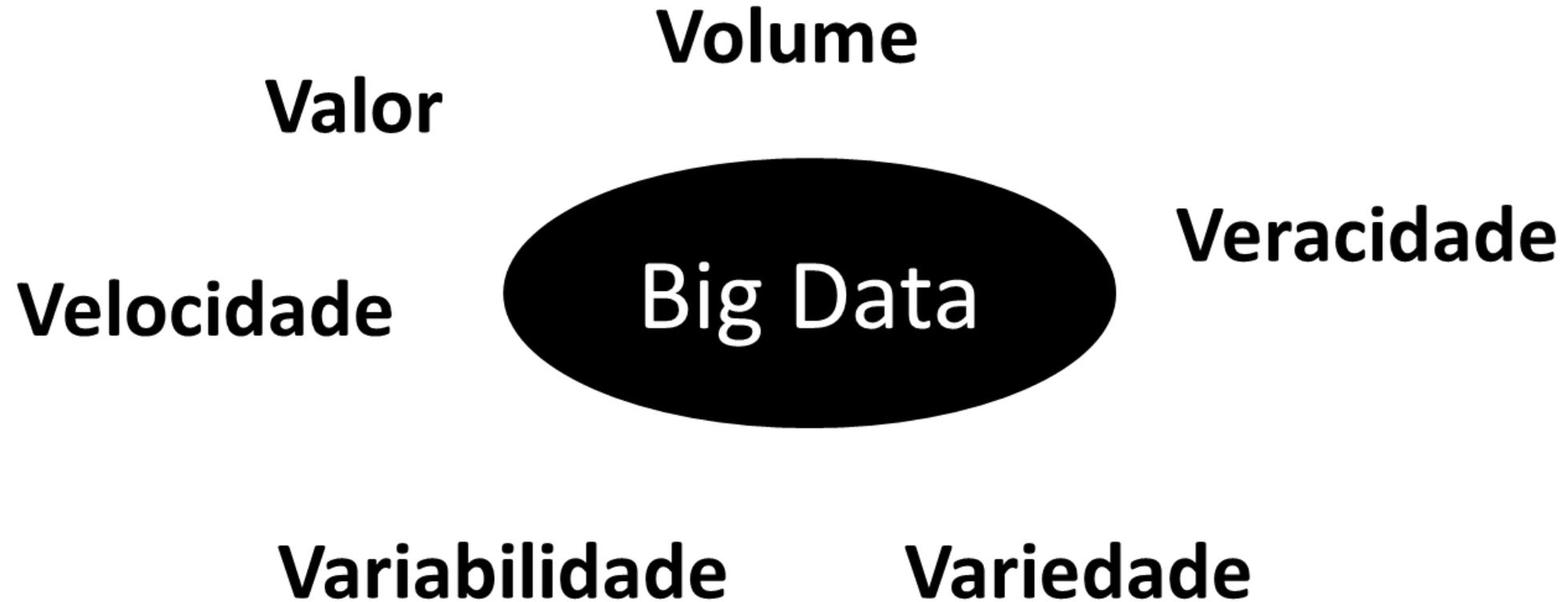


Infraestrutura tecnológica – IoT, Computação em nuvem, Big Data

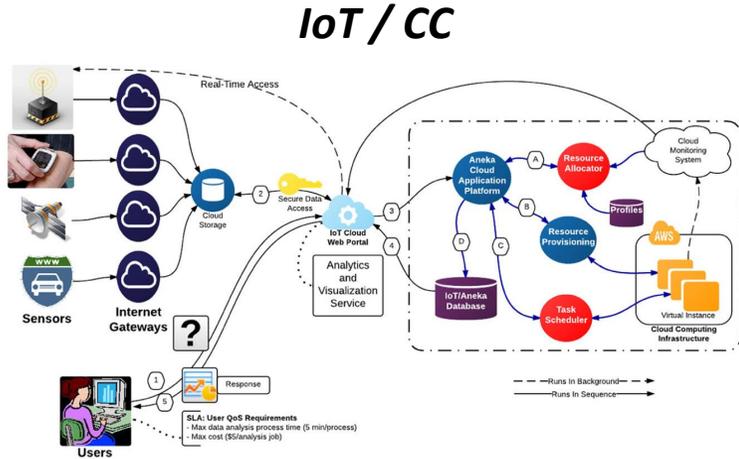


A model of end-to-end interaction between various stakeholders in Cloud centric IoT framework (Gubbi et al., 2013).

Infraestrutura tecnológica – IoT, Computação em nuvem, Big Data



Infraestrutura tecnológica – IoT, Computação em nuvem, Big Data



Valor

Volume

Veracidade

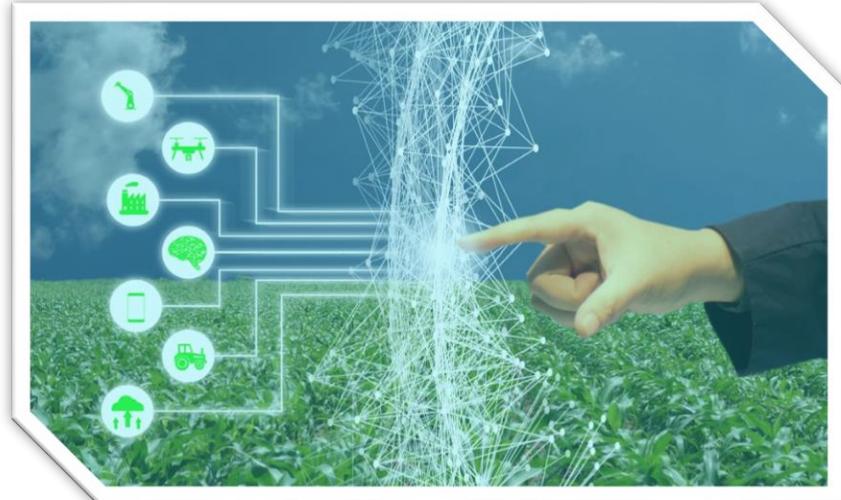
Velocidade

Big Data

Variabilidade

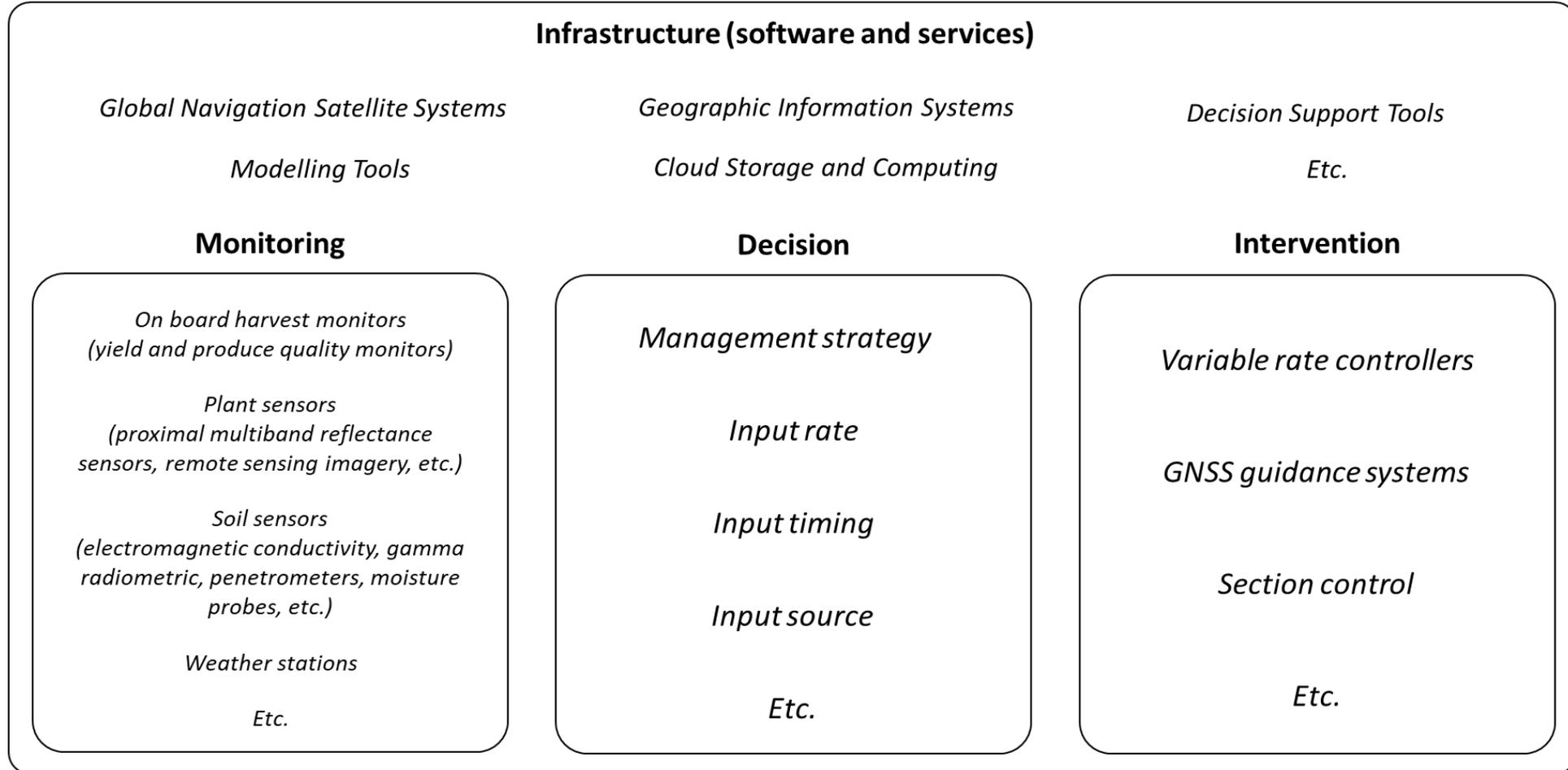
Variedade

AI



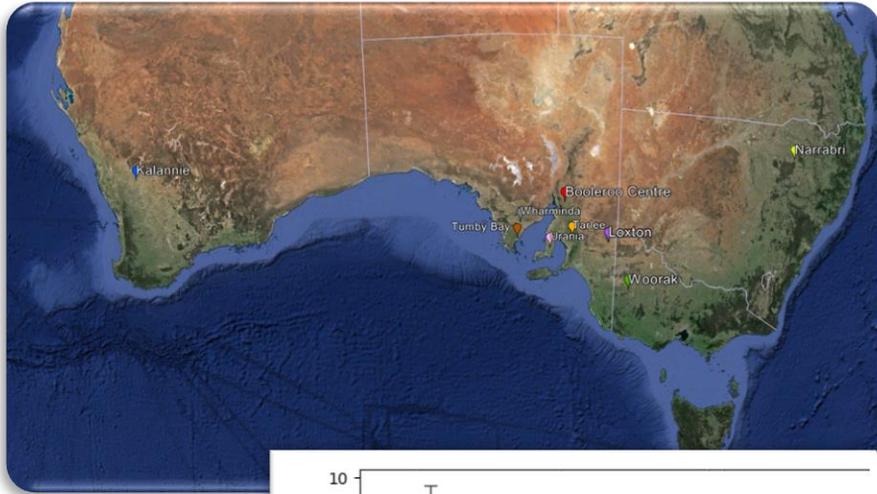
Definições

Precision / Digital technologies

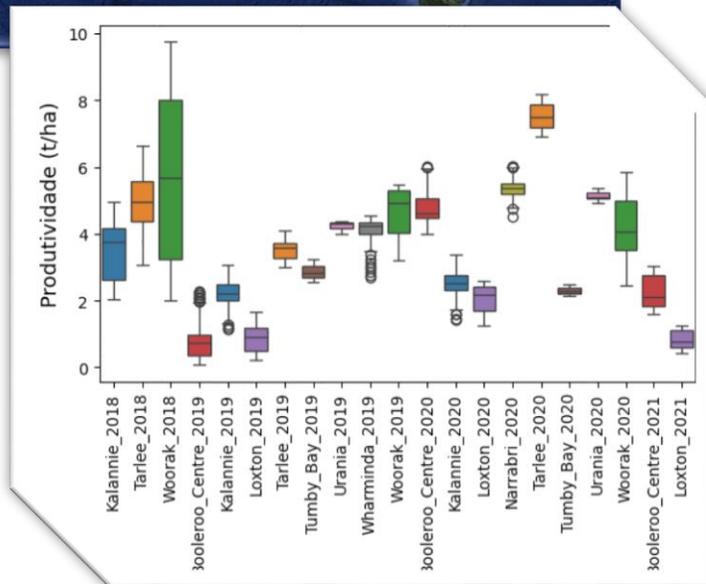


Agrometeorologia e o risco agrícola

Tecnologias Digitais



Ferramentas de monitoramento



*Ferramentas de
predição
(produtividade)*



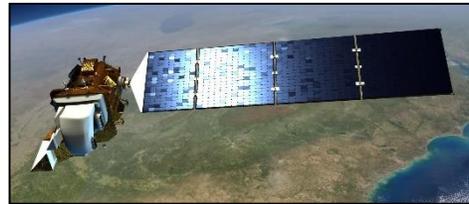
Ação de manejo



Tecnologias de Monitoramento

Formas de classificação de sensores

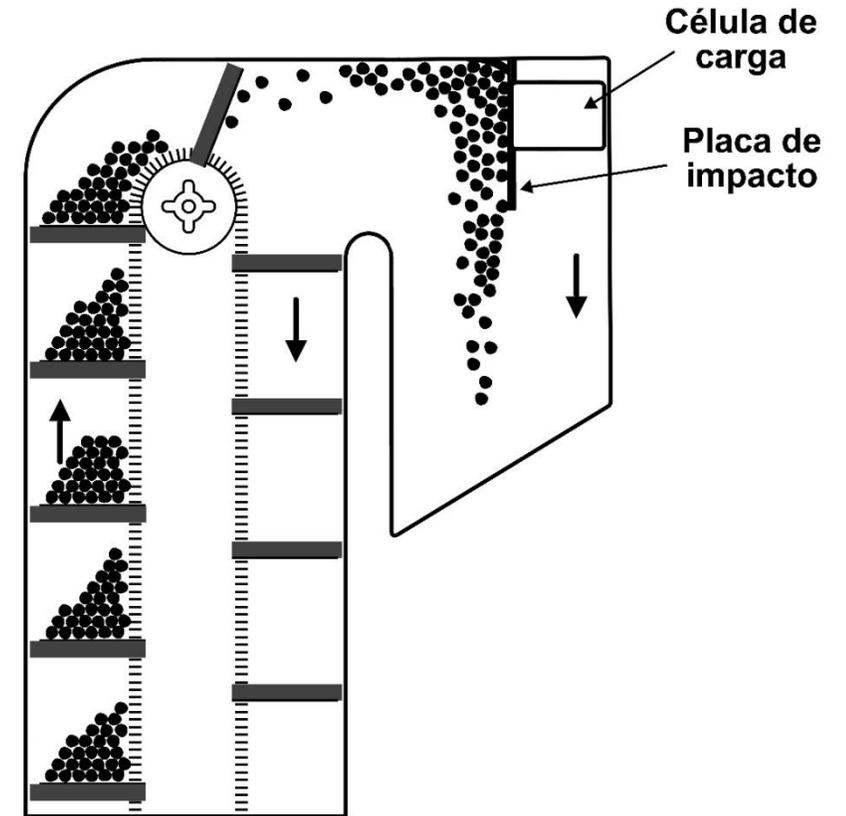
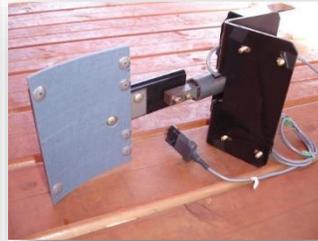
- Alvo: planta, solo, produto, ambiente
- Princípio de Funcionamento: óptico, mecânico, eletromagnético, etc...
- Distância do alvo: proximal, remoto, *in-situ* (contato direto).



Tecnologias de Monitoramento

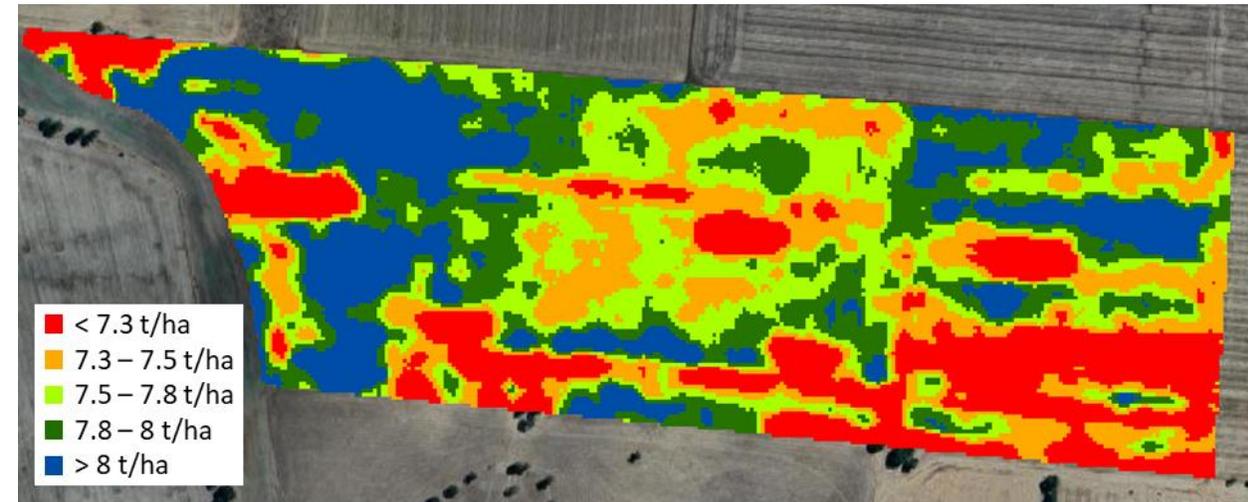
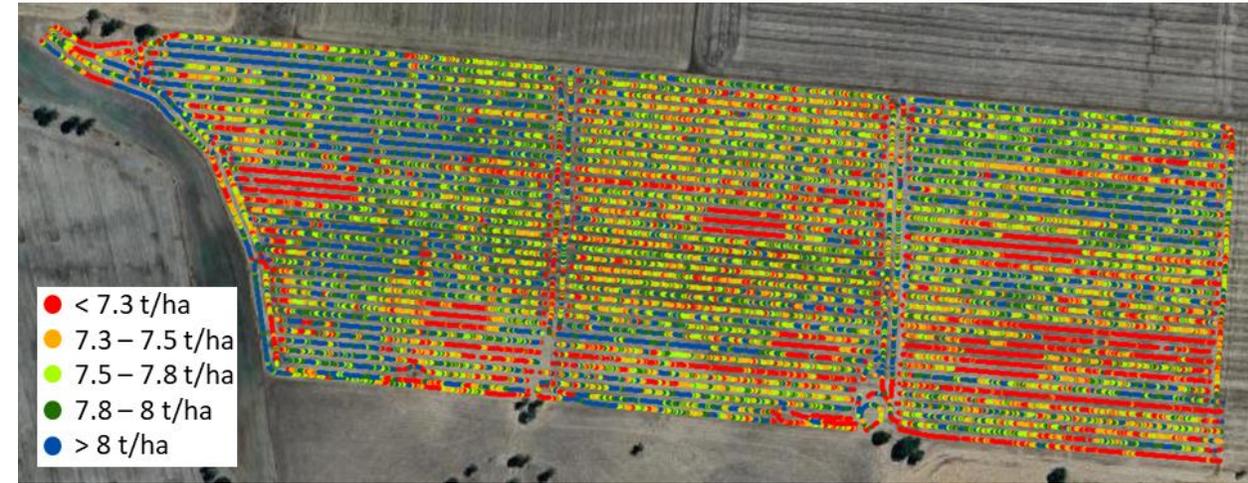
Monitor de produtividade

GNSS (GPS)



Tecnologias de Monitoramento

Monitor de produtividade

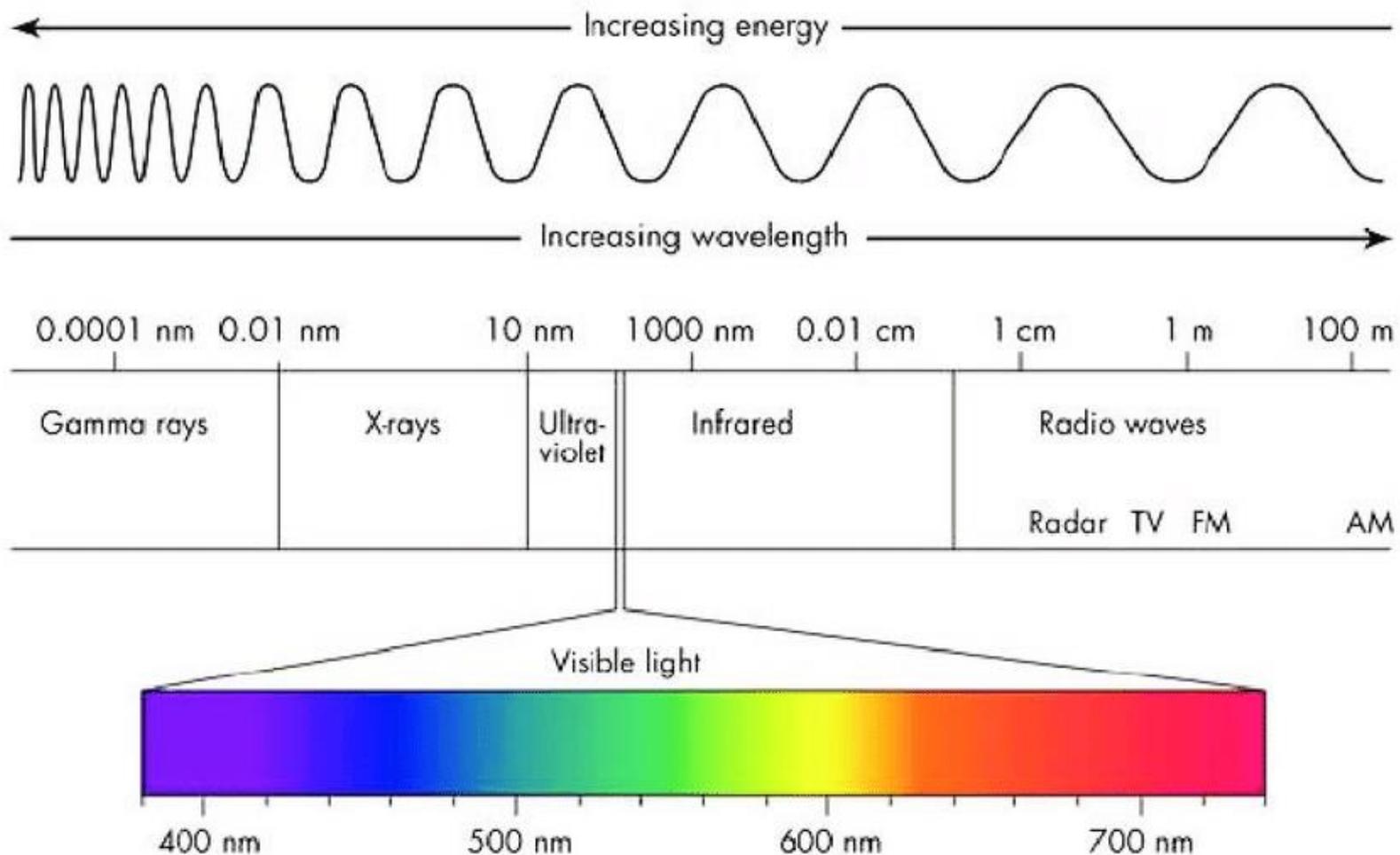


Tecnologias de Monitoramento

Sensores de vegetação



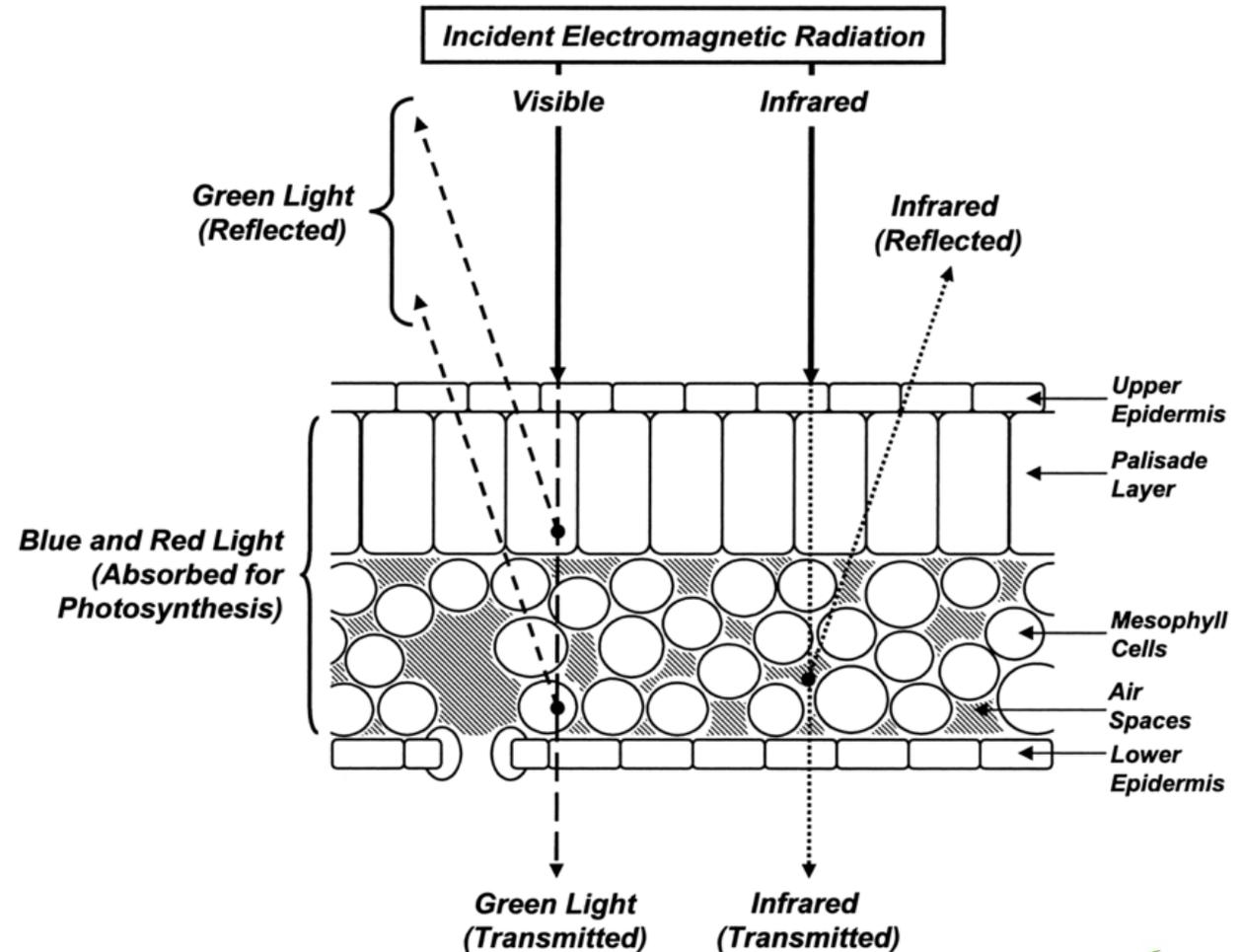
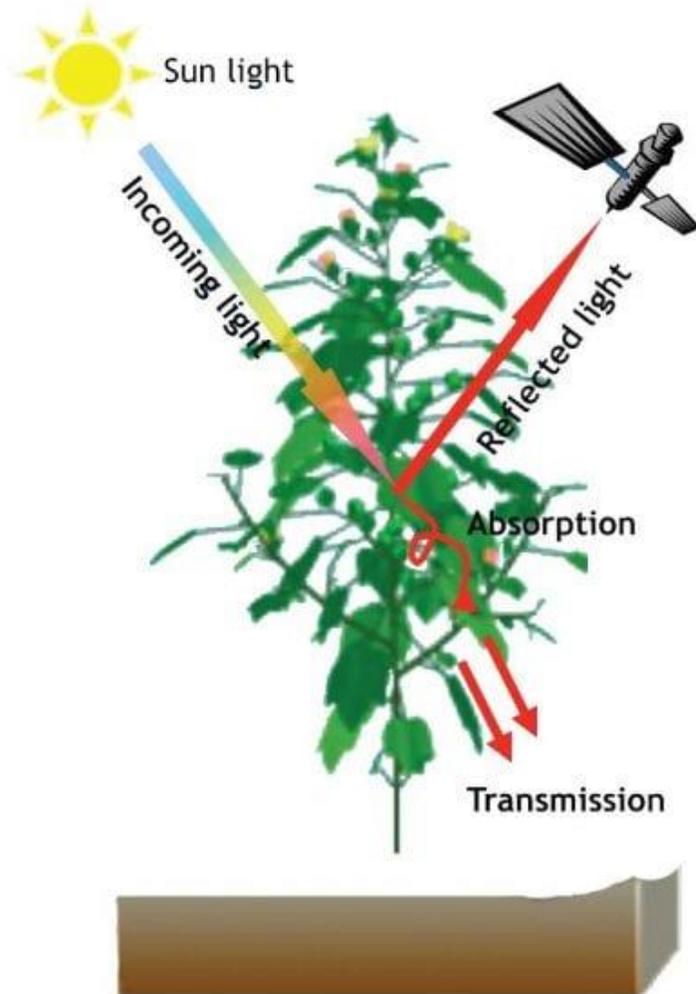
Espectro eletromagnético



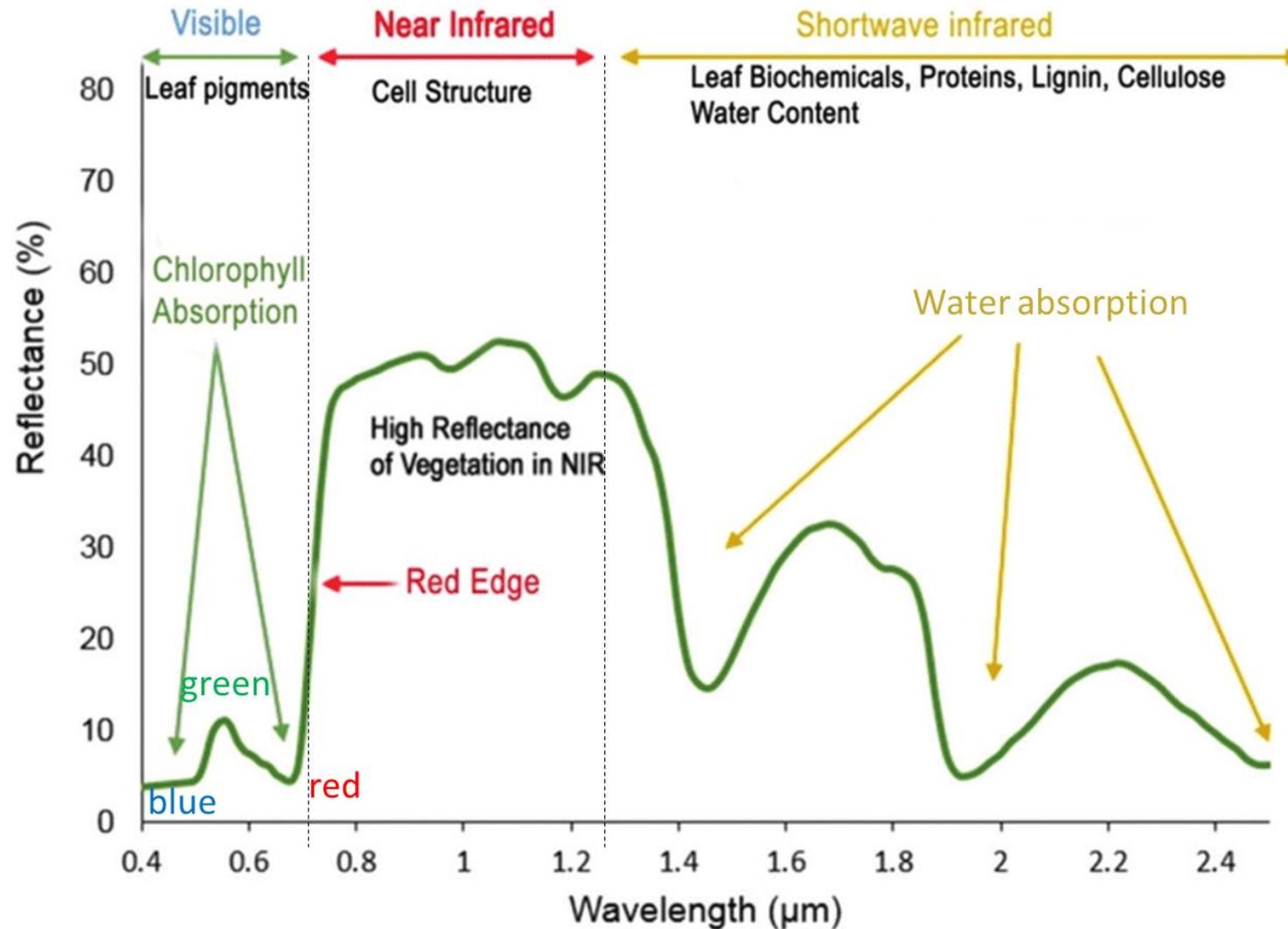
Tecnologias de Monitoramento

Sensores de vegetação

interação de luz com a vegetação



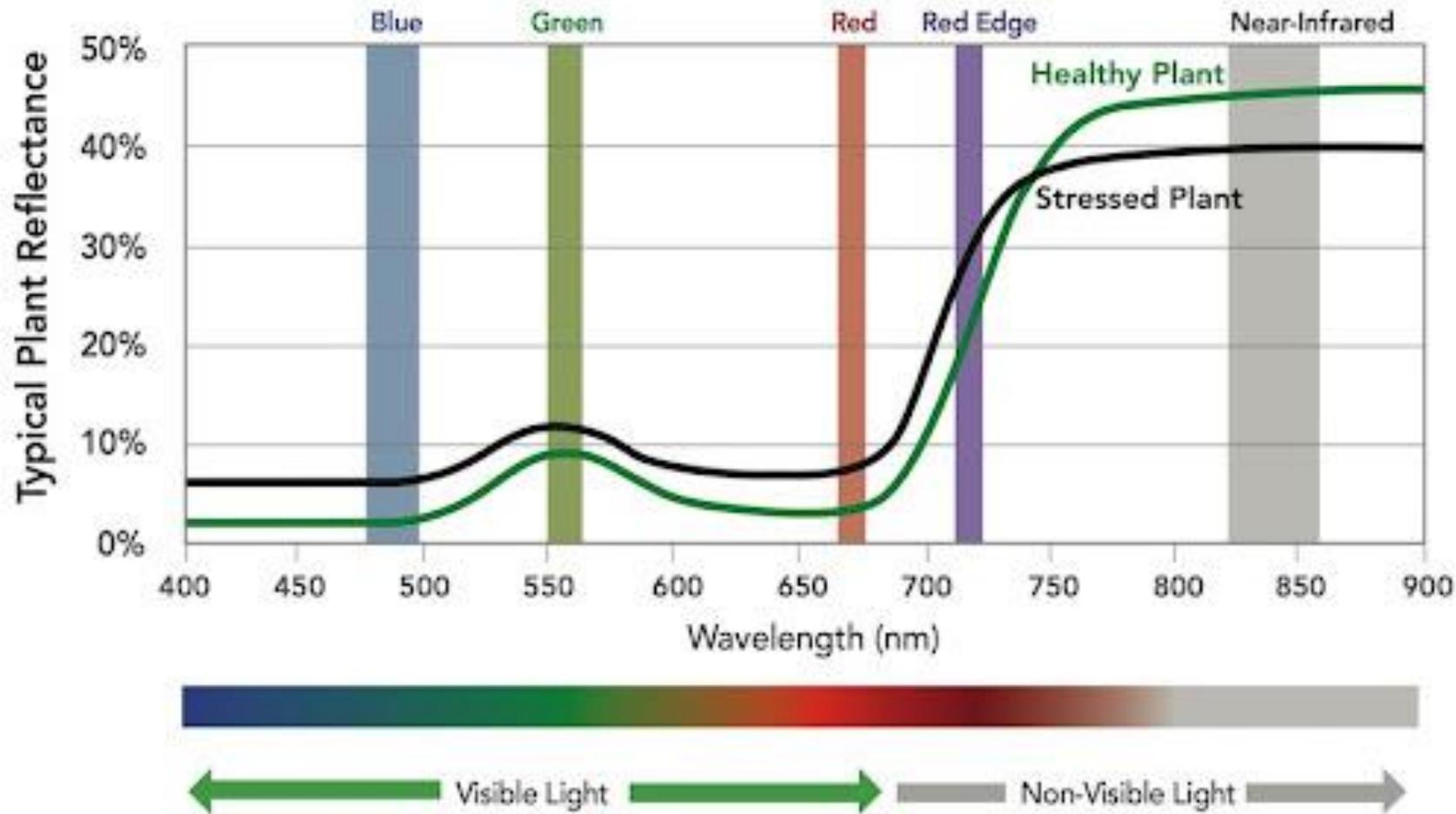
assinatura espectral



Tecnologias de Monitoramento

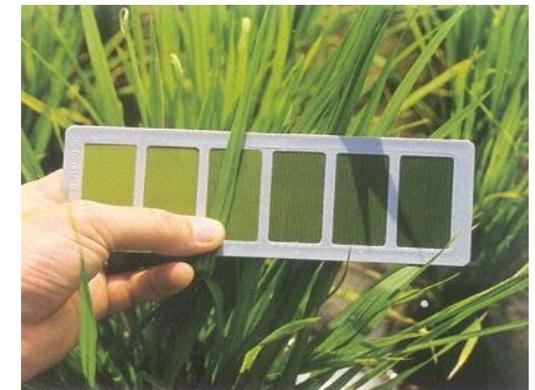
Sensores de vegetação

assinatura espectral



NDVI
(normalized difference
vegetation index)

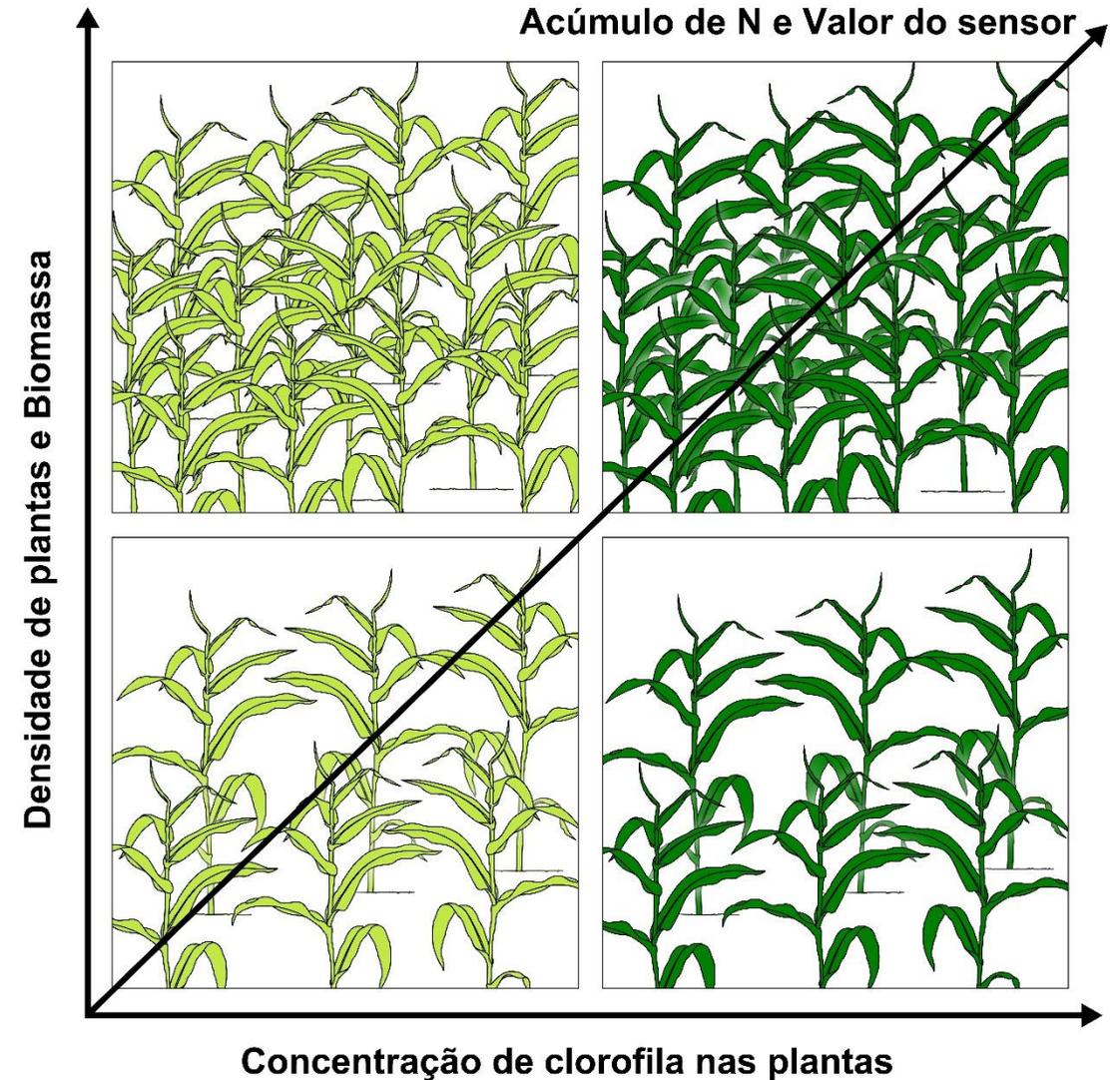
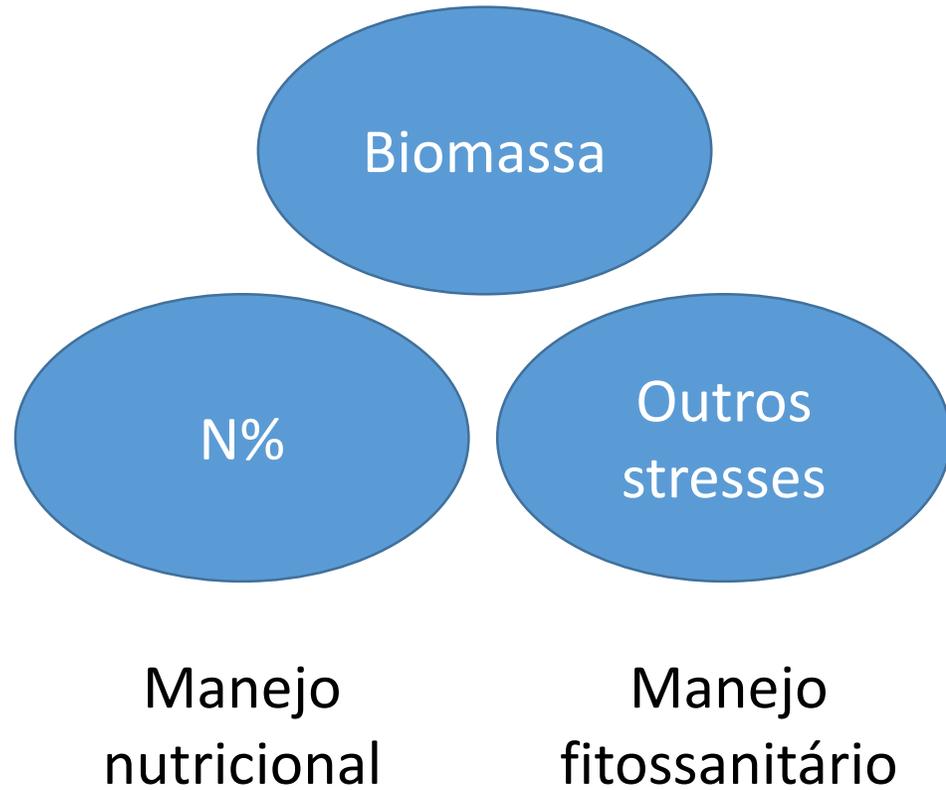
$$NDVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)}$$



Tecnologias de Monitoramento

Sensores de vegetação

O que estamos monitorando afinal?
Biomassa fotossinteticamente ativa



Tecnologias de Monitoramento

Sensores de vegetação

sensoriamento proximal



sensoriamento remoto

NDVI



RGB



Tecnologias de Monitoramento

Sensores de vegetação



13th February 2019

28th February 2019

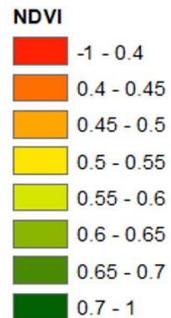
29th April 2019



24th May 2019

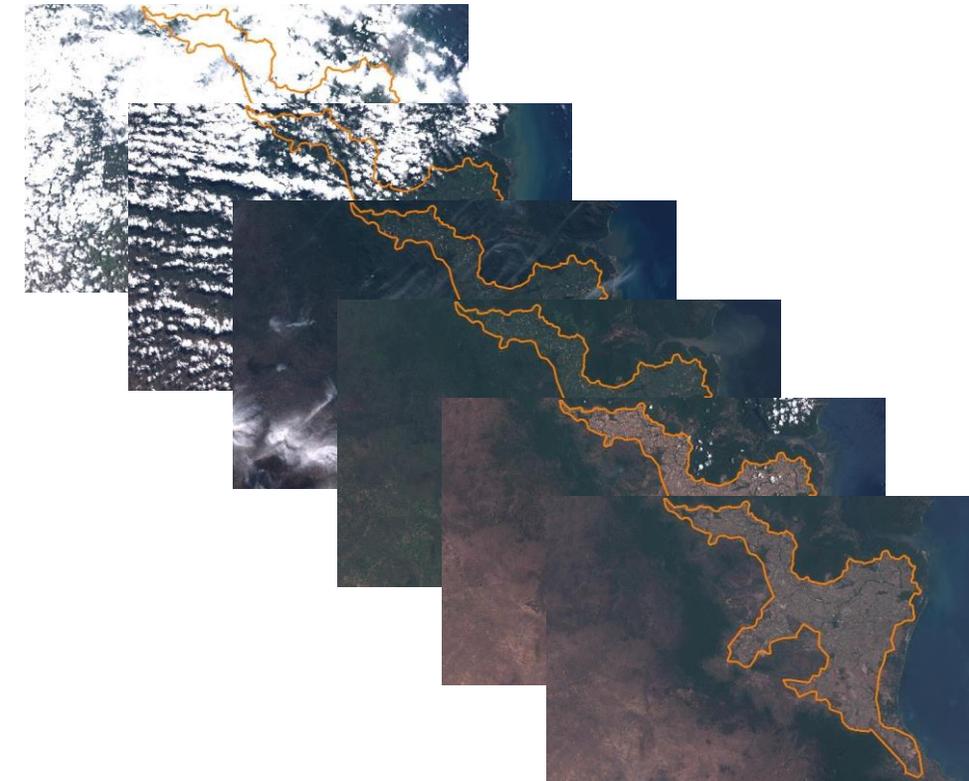
3rd July 2019

13th July 2019



18th July 2019

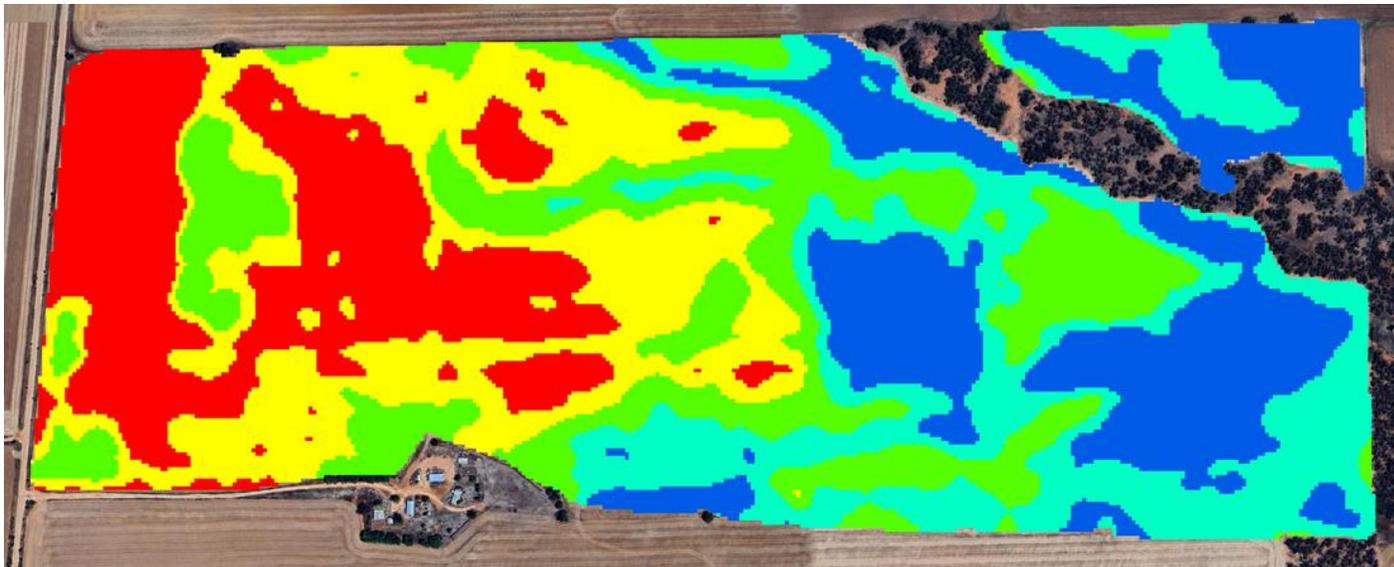
12th August 2019



HCPSL

Herbert Cane Productivity Services Ltd.

<https://hcpsl.com/farm-management/precision-agriculture/>



NDVI

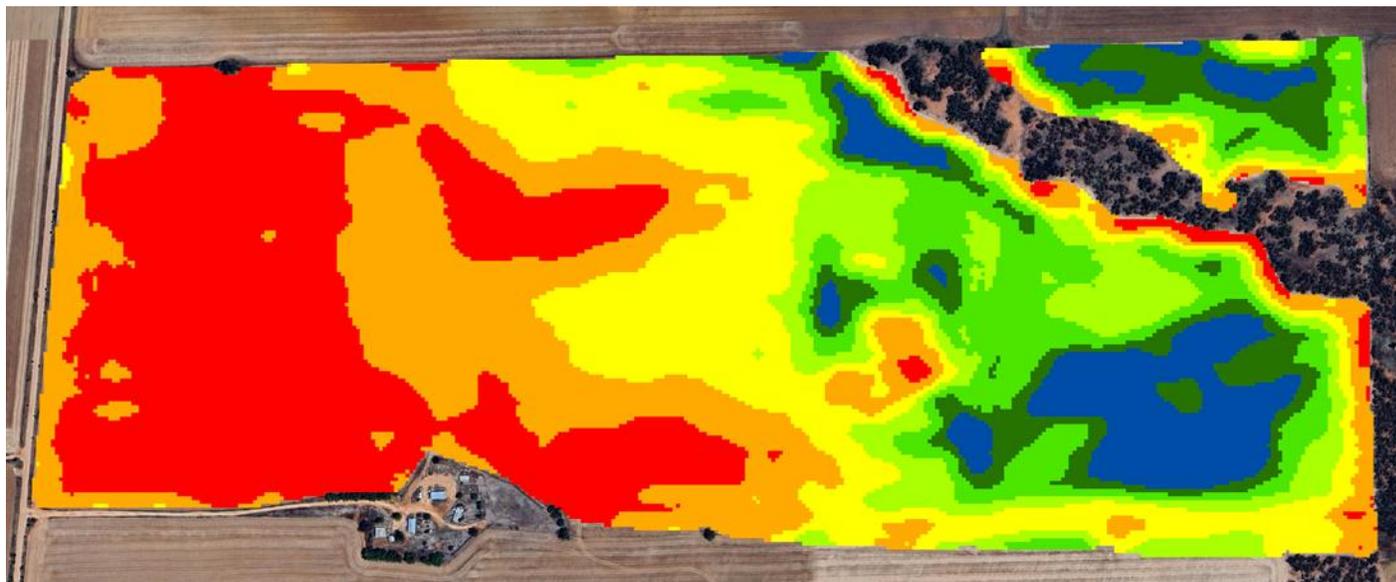
Red ≤ 0.308

Yellow $0.308 - 0.371$

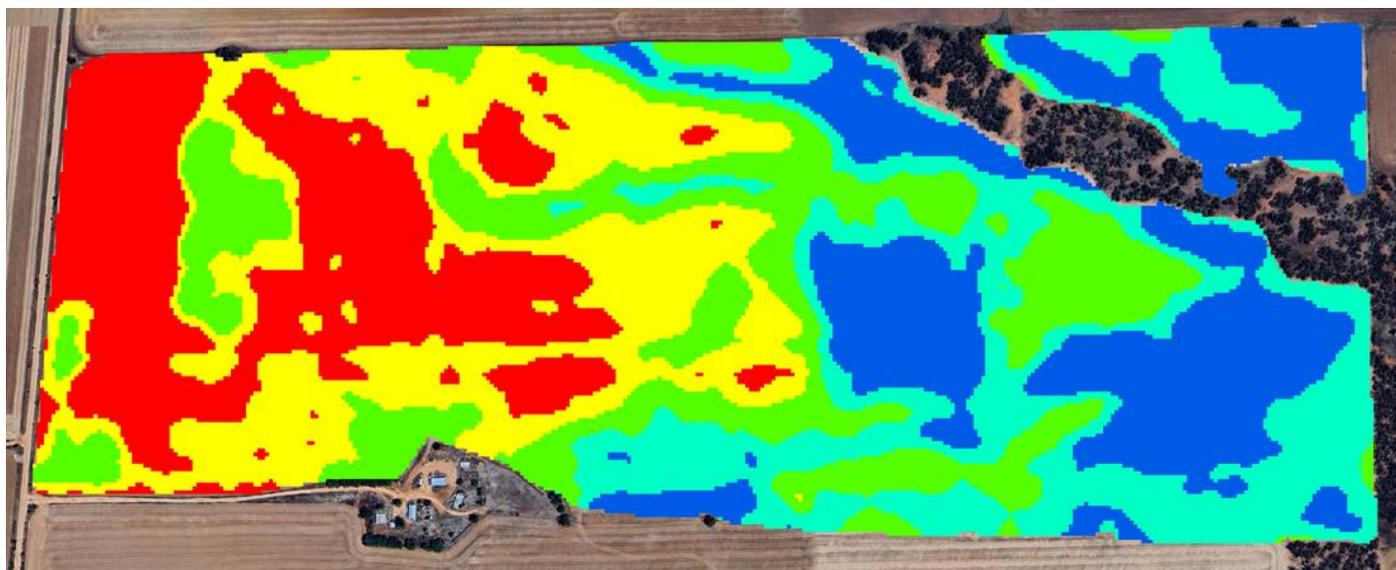
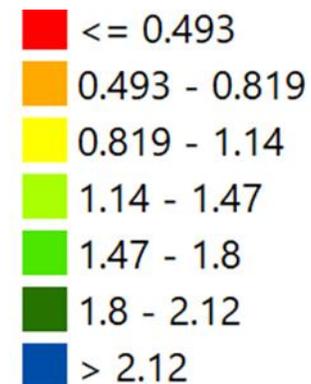
Green $0.371 - 0.525$

Cyan $0.525 - 0.666$

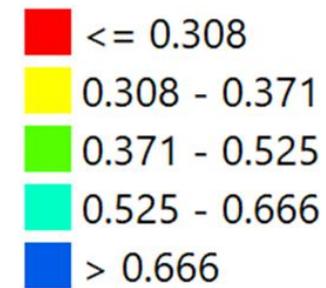
Blue > 0.666



Produtividade (t/ha)



NDVI



Tecnologias de Monitoramento

Estação Meteorológica



Posto meteorológico ESALQ

Estação de campo

Sensor de Pressão atmosférica, Temperatura e Umidade do ar

Sensor de Pluviometria

Sensores de Direção e Velocidade do vento

Placa solar

Datalogger



Tecnologias de Monitoramento

Estação Meteorológica
+ rede de sensores de umidade do solo

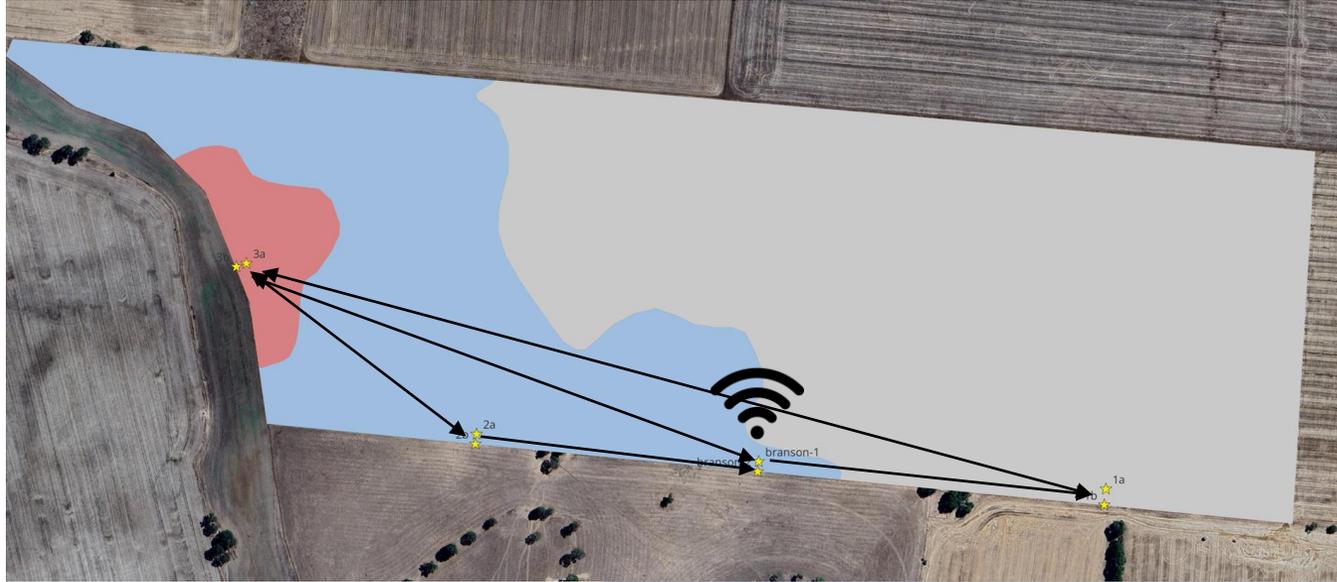


Tecnologias de Monitoramento

**Estação Meteorológica
+ rede de sensores de umidade do solo**



Tecnologias de Monitoramento



Tecnologias de Monitoramento

Estação Meteorológica + rede de sensores de umidade do solo

☀ Current Conditions

| | |
|---------------------------|----------------------|
| Outside Temperature | 91.4°F |
| Wind Chill | 91.4°F |
| Heat Index | 101.9°F |
| Dewpoint | 74.5°F |
| Humidity | 58% |
| Barometer | 29.880 inHg |
| Barometer Trend (3 Hours) | -0.037 inHg |
| Wind | 2 mph NW (315°) |
| Rain Rate | 0.00 in/h |
| Inside Temperature | 78.9°F |
| UV | 4 |
| ET | 0.00 in |
| Solar Radiation | 234 W/m ² |

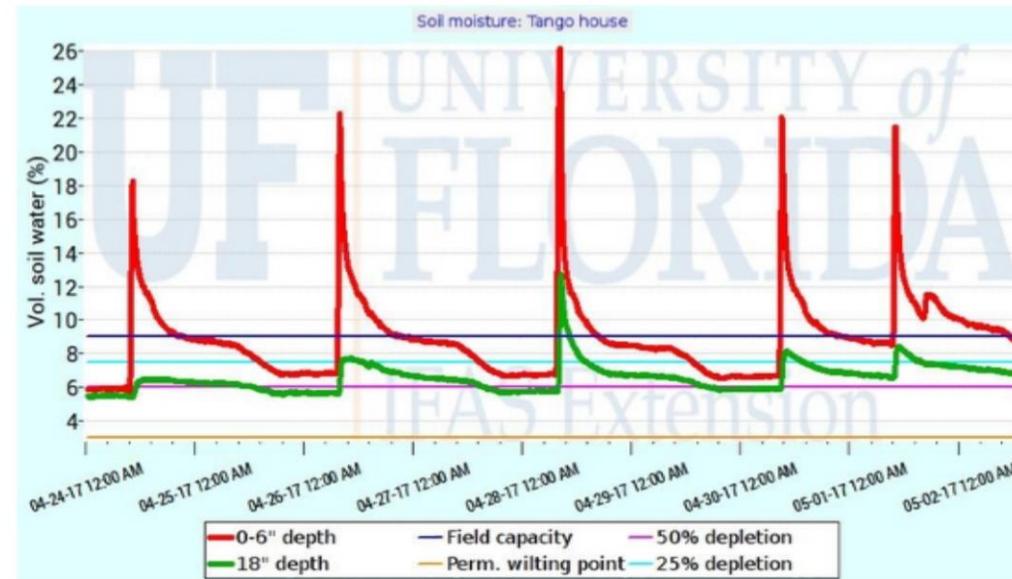
🌙 Since Midnight

| | | |
|------------------|---------|-------------|
| High Temperature | 93.3°F | 01:04:30 PM |
| Low Temperature | 71.9°F | 04:01:03 AM |
| High Heat Index | 102.9°F | 01:36:46 PM |
| Low Wind Chill | 71.9°F | 04:01:03 AM |
| High Dewpoint | 74.8°F | 01:38:44 PM |

☆ Almanac

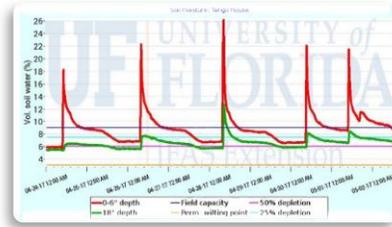
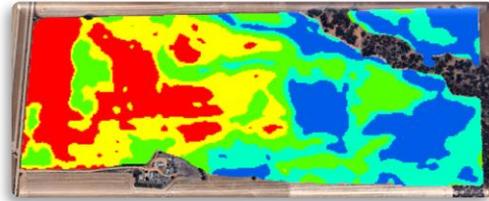
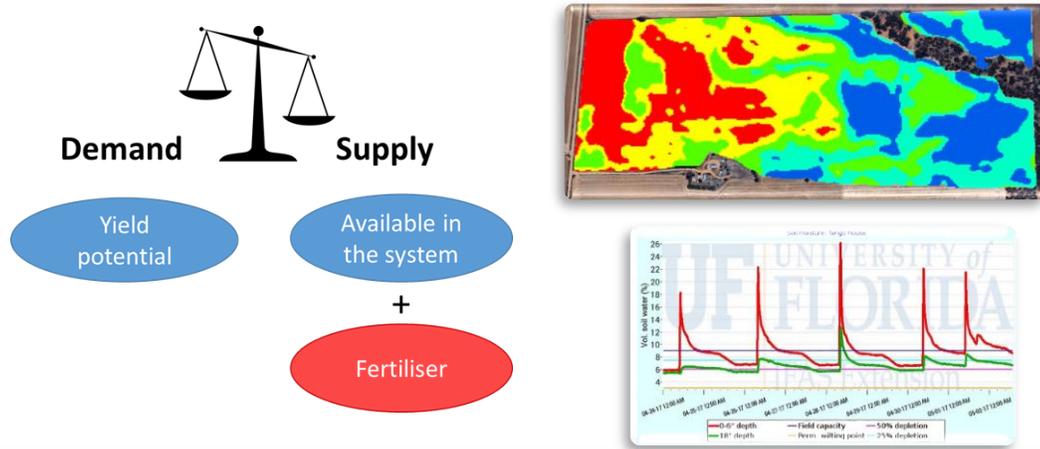
| | |
|-------------|-----------------------------|
| Sunrise: | 06:44:48 AM |
| Sunset: | 08:00:37 PM |
| Moon Phase: | First quarter (34% full) |

📈 Graphs



Tecnologias de Monitoramento

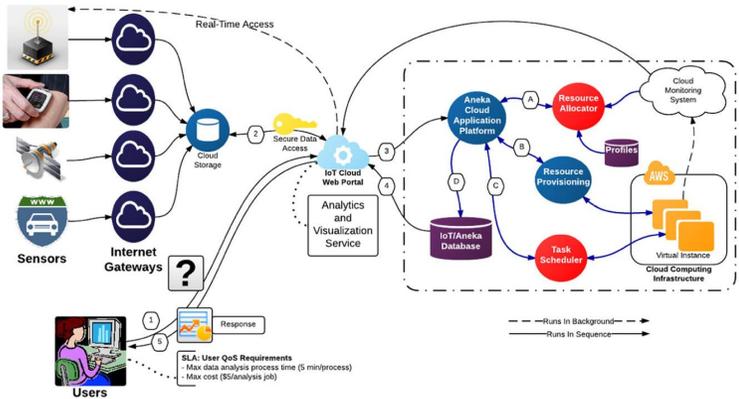
Estação Meteorológica + rede de sensores de umidade do solo



Branson Farms

Infraestrutura tecnológica – IoT, Cloud Computing, Big Data

IoT / CC



Valor

Volume

Veracidade

Velocidade

Big Data

Variabilidade

Variedade

AI



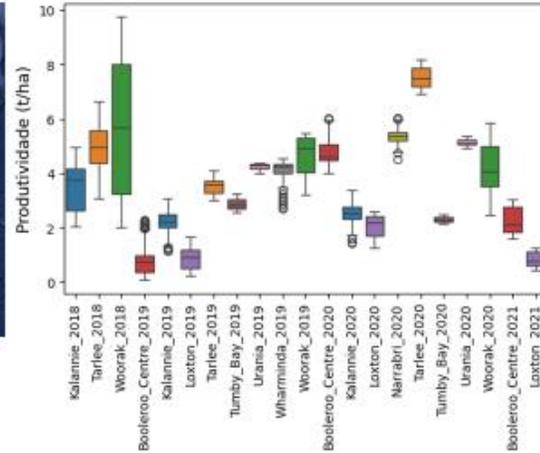
Conteúdo

- ~~Definição do problema: Agrometeorologia e risco na produção agrícola~~
- ~~Conceitos de Agricultura Digital~~
- ~~Infraestrutura tecnológica: IoT, computação em nuvem, big data~~
- ~~Tecnologias de monitoramento e coleta de dados~~
- Técnicas de tratamento e análise de dados: Conceitos básico da ciência de dados e aprendizado de máquina
- Aplicação: Predição de produtividade e tomada de decisão

Recapitulando

Desafio - Agrometeorologia e o risco agrícola

Variações geográficas e climáticas e suas consequências na produção agrícola



Desafio - Agrometeorologia e o risco agrícola

Variabilidade na demanda e oferta de nutrientes

Demanda = Oferta

Potencial
produtivo

Disponível
no sistema

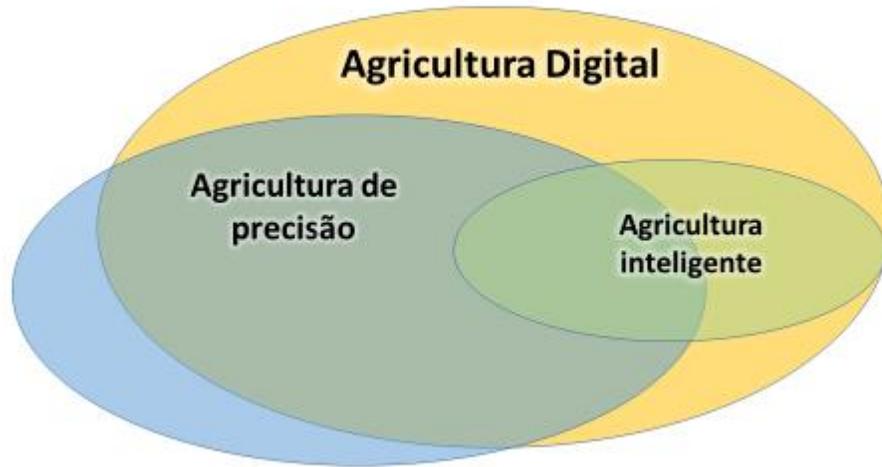
+

Fertilizante



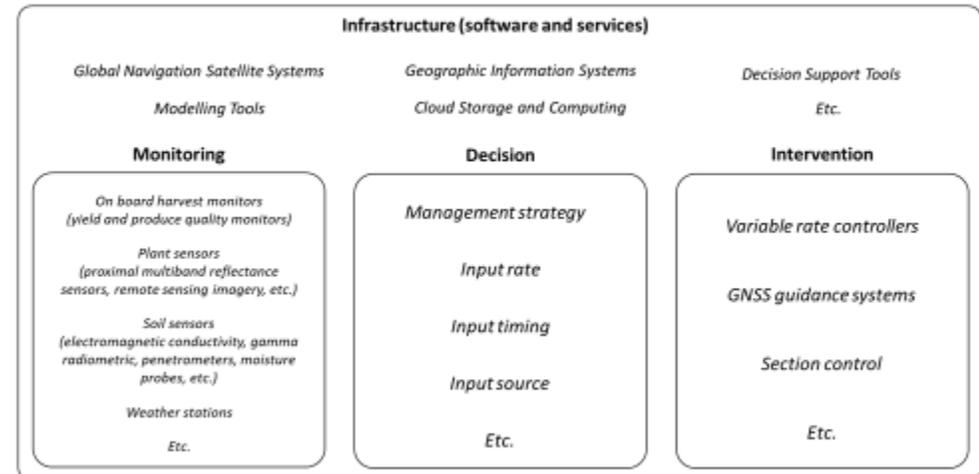
Recapitulando

Definições



Definições

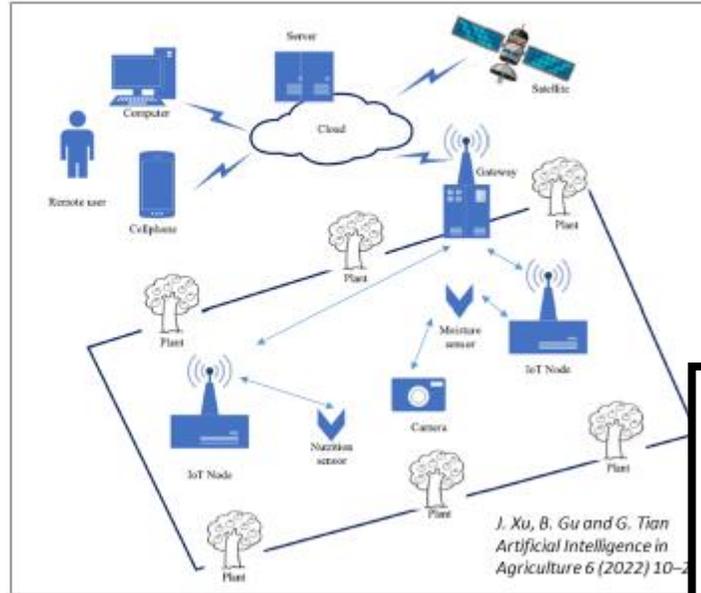
Precision / Digital technologies



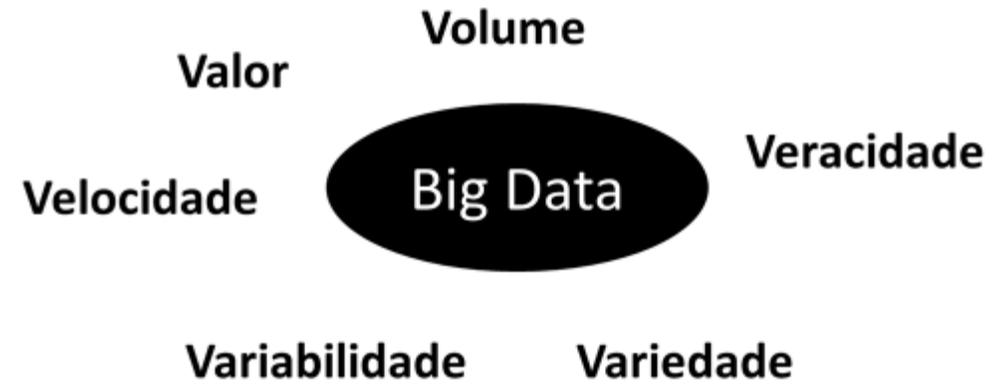
Recapitulando

Infraestrutura tecnológica – IoT, Computação em nuvem, Big Data

Wireless Sensor Network (WSN)
Rede de Sensores Sem Fio



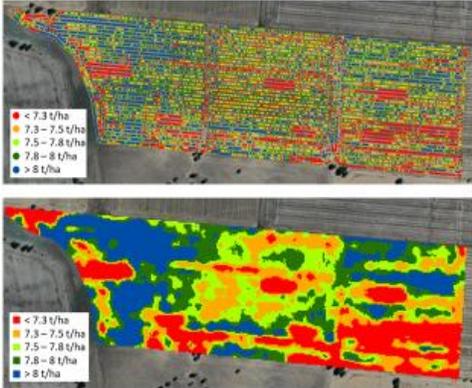
Infraestrutura tecnológica – IoT, Computação em nuvem, Big Data



Recapitulando

Tecnologias de Monitoramento

Monitor de produtividade



Legend for productivity maps:

- < 7.3 t/ha
- 7.3 – 7.5 t/ha
- 7.5 – 7.8 t/ha
- 7.8 – 8 t/ha
- > 8 t/ha

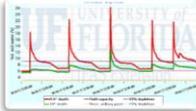
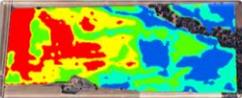
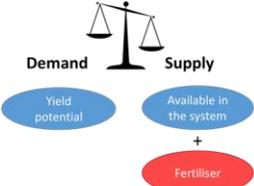
Tecnologias de Monitoramento

Sensores de vegetação



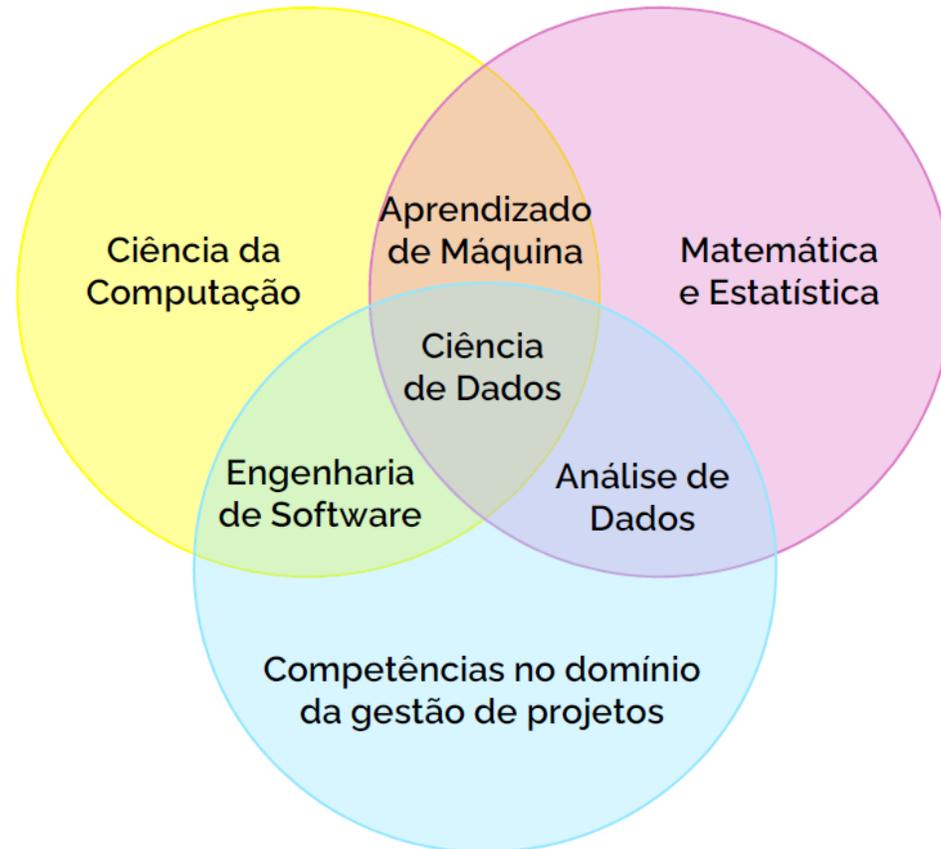
Tecnologias de Monitoramento

Estação Meteorológica + rede de sensores de umidade do solo



Ciência de Dados – Introdução

Ciência de dados (em inglês: *data science*) é uma área interdisciplinar voltada para o estudo e a análise de dados, estruturados ou não, que visa a extração de conhecimento ou insights para possíveis tomadas de decisão; semelhante à mineração de dados.



Ciência de Dados – Introdução

- **Aprendizado de máquina** (*machine learning*) é um campo da ciência de dados que se concentra no desenvolvimento de algoritmos e técnicas que permitem aos computadores aprender padrões nos dados e fazer previsões ou tomar decisões com base nesses padrões.
- Isso é feito através do treinamento do modelo com exemplos de entrada e saída, permitindo que o algoritmo generalize e faça previsões precisas sobre novos dados não vistos anteriormente.
- O *aprendizado de máquina* é amplamente utilizado em uma variedade de áreas, incluindo reconhecimento de padrões, processamento de linguagem natural, visão computacional, medicina, finanças e muitos outros domínios.

Tipos de dados e preparação dos dados

dados estruturados

| Área | N quartos | N banheiros | Bairro | Mercado em raio de 1km | Preço (R\$) | N andares | Valor IPTU |
|------|-----------|-------------|---------------|------------------------|-------------|-----------|------------|
| 150 | 2 | 1 | Pauliceia | Sim | 500.000 | | |
| 80 | 2 | 1 | Independência | Sim | 350.000 | | |
| 276 | 3 | 2 | Alto | Não | 620.000 | | |
| 400 | 4 | 4 | Jd Elite | Sim | 940.000 | | |
| 59 | 1 | 1 | Alto | Não | 270.000 | | |
| 150 | 2 | 2 | São Dimas | Não | 450.000 | | |
| 240 | 3 | 3 | São Judas | Sim | 550.000 | | |

dados não estruturados



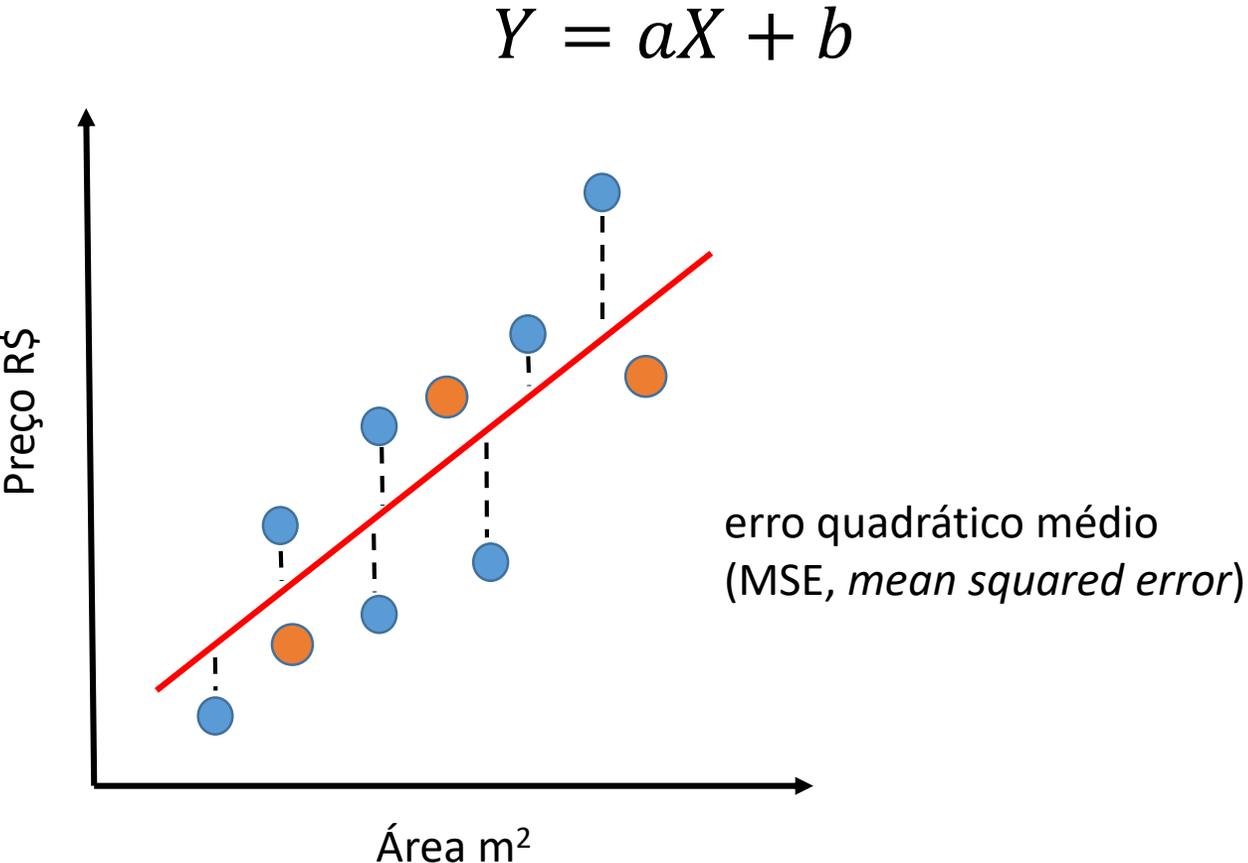
Tipos de dados e preparação dos dados

| ID | Área | N quartos | N banheiros | Bairro | Mercado em raio de 1km | Preço (R\$) | Andares | IPTU |
|----|------|-----------|-------------|---------------|------------------------|-------------|---------|-------|
| 1 | 150 | 2 | 1 | Pauliceia | Sim | 500.000 | 1 | 2.100 |
| 2 | 80 | 2 | 1 | Independência | Sim | 350.000 | 1 | 8.200 |
| 3 | 276 | 3 | 2 | Alto | Não | 620.000 | 2 | 4.200 |
| 4 | 400 | 4 | 4 | Jd Elite | Sim | 940.000 | 2 | 5.100 |
| 5 | 59 | 1 | 1 | Alto | NA | 270.000 | 1 | 1.300 |
| 6 | 150 | 2 | NA | São Dimas | Não | 450.000 | 1 | 2.450 |
| 7 | 150 | 2 | NA | São Dimas | Não | 450.000 | 1 | 2.450 |
| 8 | 240 | 3 | 7 | São Judas | Sim | 550.000 | 2 | 3.600 |

- ✓ Remoção de dados **faltantes**
- ✓ Remoção de dados **duplicados**
- ✓ Remoção de dados **redundantes**
- ✓ Remoção de **outliers**
- ✓ Normalização e transformações

Um exemplo simples de aprendizado de máquina – Regressão Linear

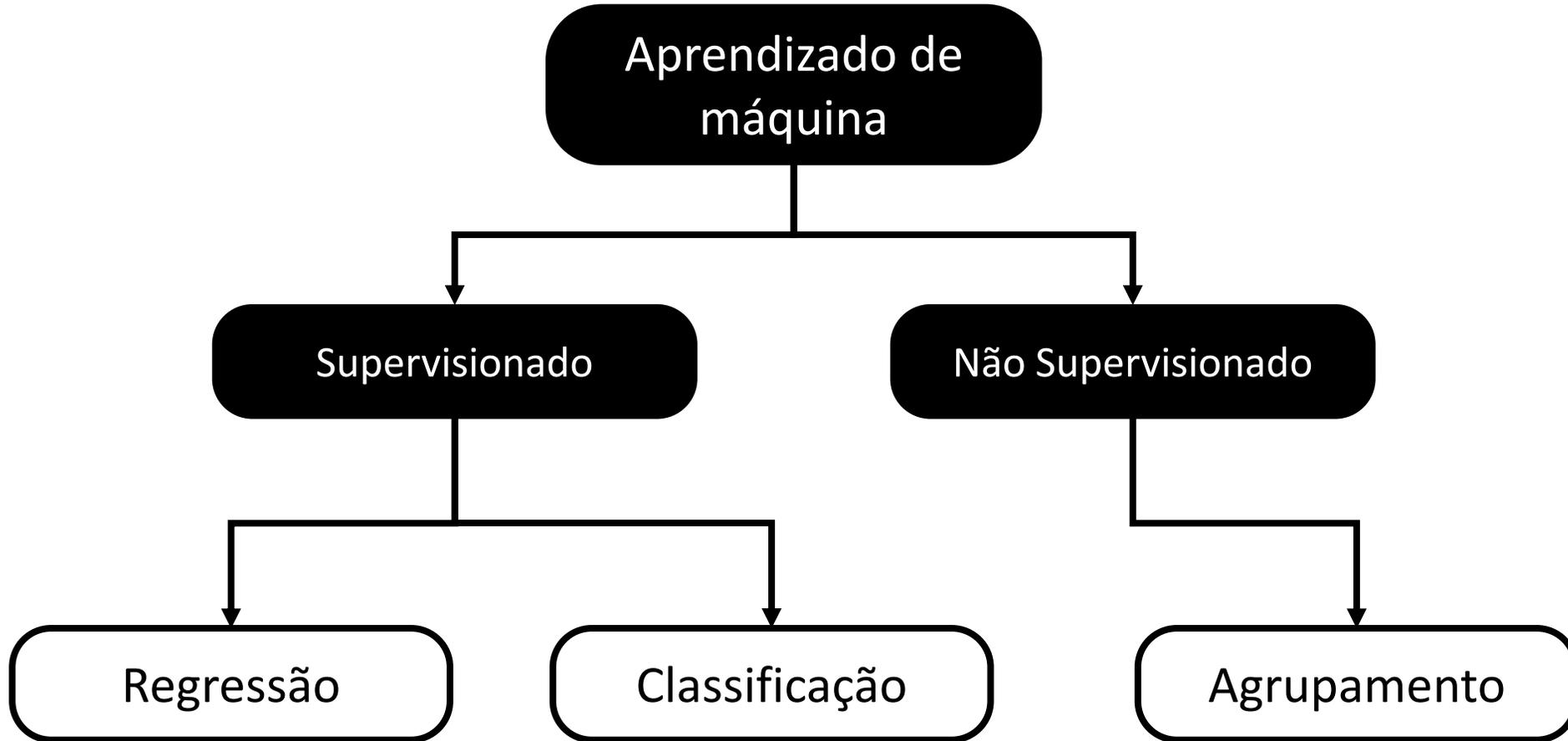
| | Área | Preço |
|-------------|------|---------|
| treinamento | 150 | 500.000 |
| | 80 | 350.000 |
| | 276 | 620.000 |
| | 400 | 940.000 |
| | 59 | 270.000 |
| | 150 | 450.000 |
| teste | 240 | 550.000 |
| | 330 | 700.000 |
| | 210 | 450.000 |
| | 370 | 780.000 |



- dados de treinamento
- dados de teste

*treinar esse modelo significa encontrar os valores de **a** e **b** de forma a minimizar o MSE*

Tarefas de Aprendizado (*Machine Learning*)

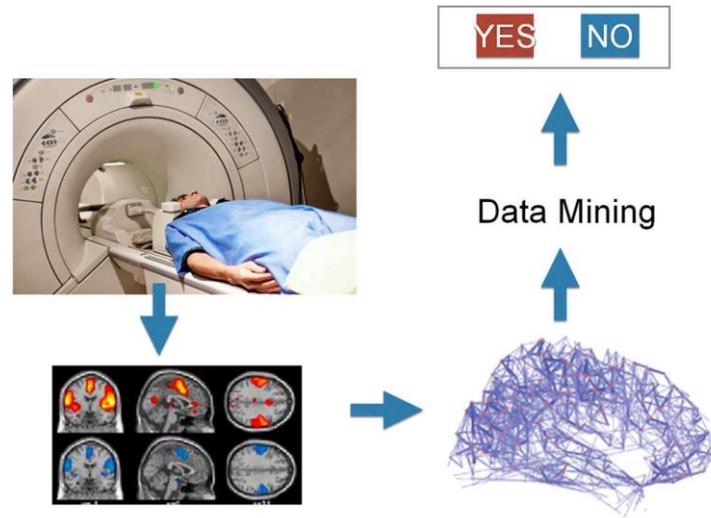


Aplicações

classificação de imagens



diagnósticos de doenças



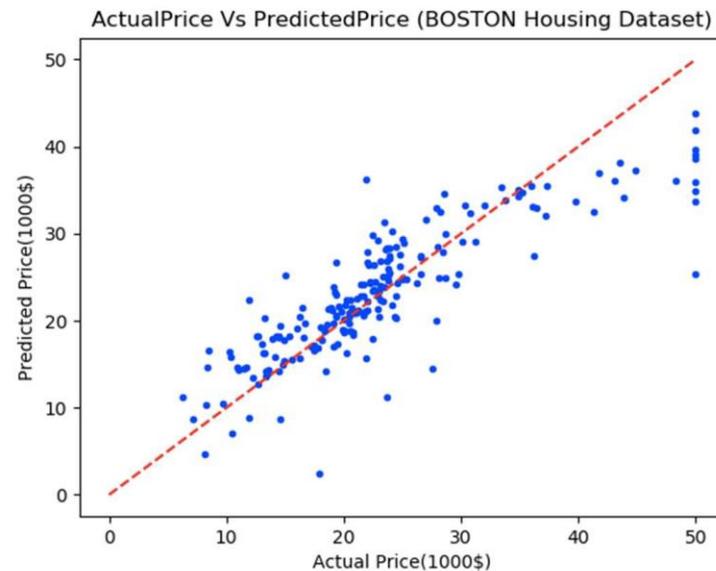
produtos bancários



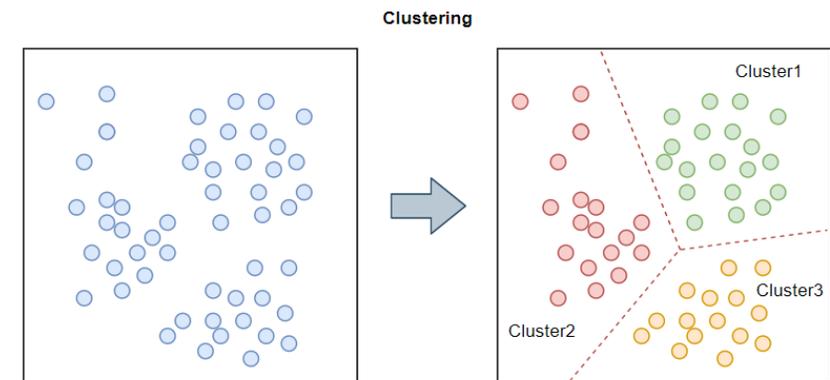
classificação de textos



predições

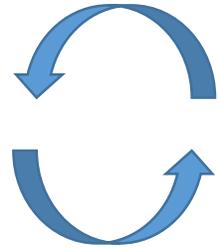


identificar agrupamentos



Tipos de aprendizado de máquina

Aprendizado Supervisionado – exemplos com rótulo (com o resultado)



Gato



Cachorro

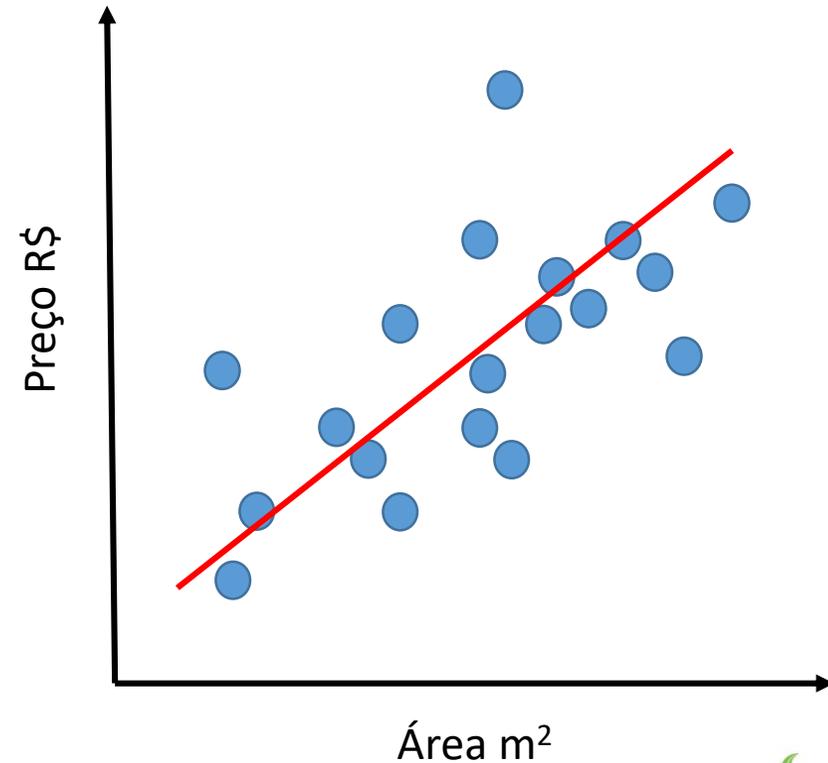
?



Tipos de aprendizado de máquina

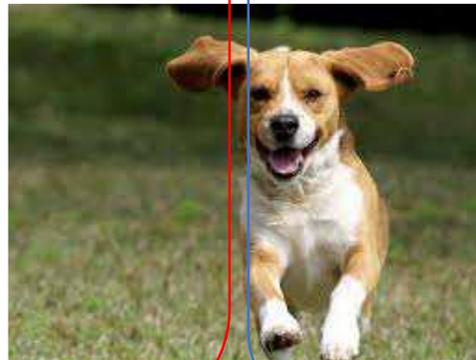
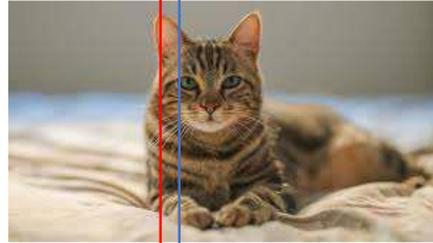
Aprendizado Supervisionado – exemplos com rótulo (com o resultado)

| Área | N quartos | Preço |
|------|-----------|---------|
| 150 | 2 | 500.000 |
| 80 | 2 | 350.000 |
| 276 | 3 | 620.000 |
| 400 | 4 | 940.000 |
| 59 | 1 | 270.000 |
| 150 | 2 | 450.000 |
| 240 | 3 | 550.000 |



Tipos de aprendizado de máquina

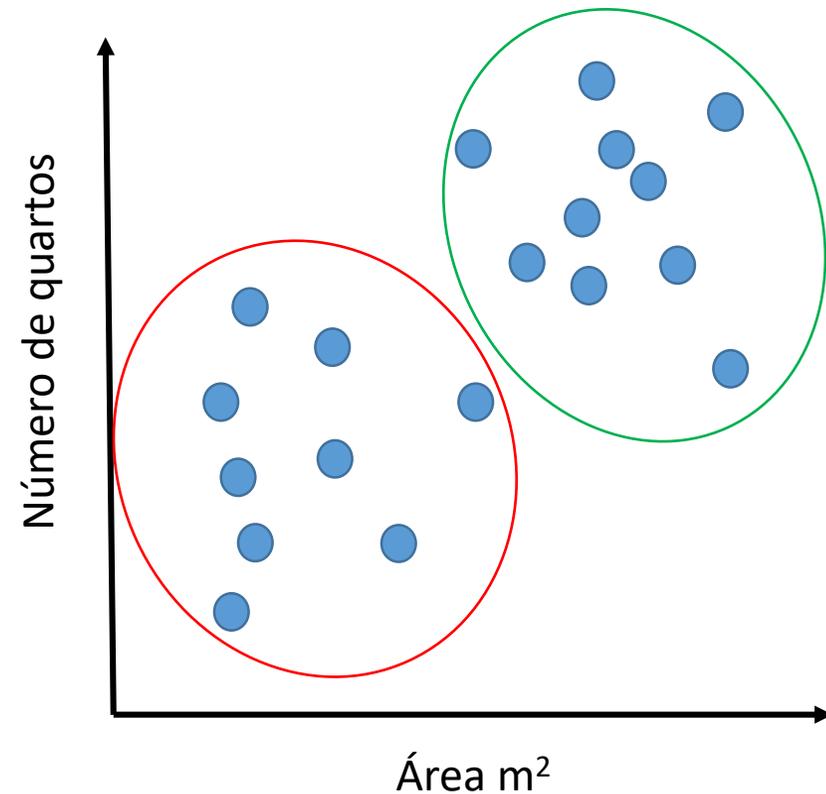
Aprendizado não supervisionado – exemplos sem rótulo (sem o resultado)



Tipos de aprendizado de máquina

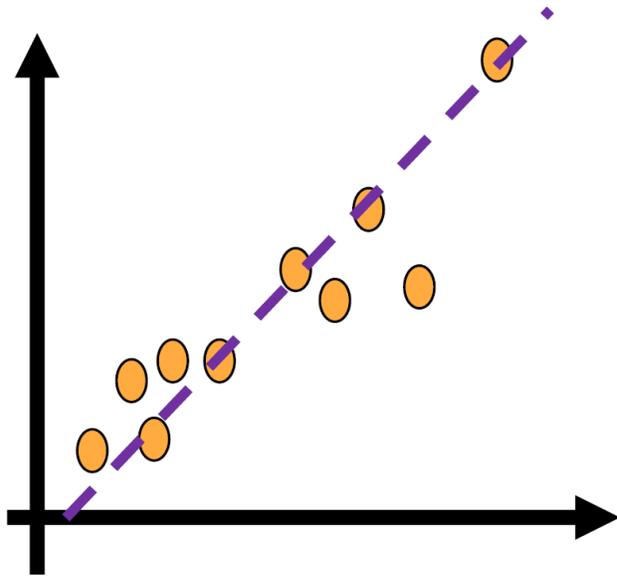
Aprendizado não supervisionado – exemplos sem rótulo (sem o resultado)

| Área | N quartos | Preço |
|------|-----------|---------|
| 150 | 2 | 510.000 |
| 80 | 2 | 350.000 |
| 276 | 3 | 620.000 |
| 400 | 4 | 940.000 |
| 59 | 1 | 270.000 |
| 150 | 2 | 450.000 |
| 240 | 3 | 510.000 |

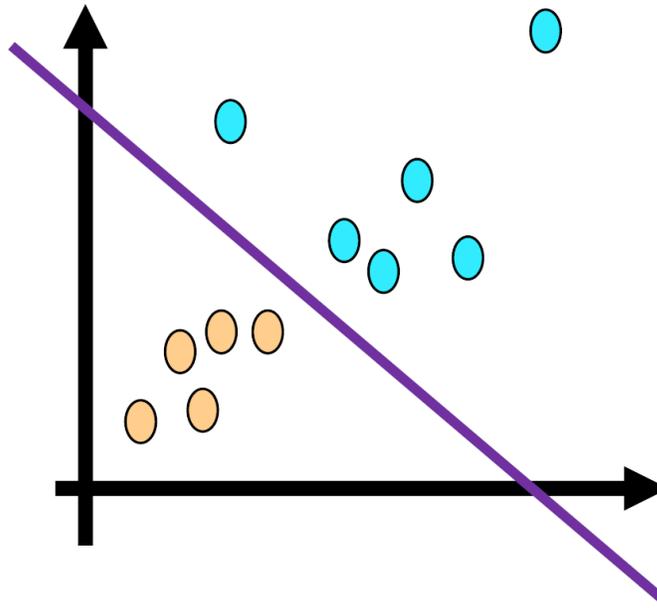


Tipos de tarefas de aprendizado de máquina

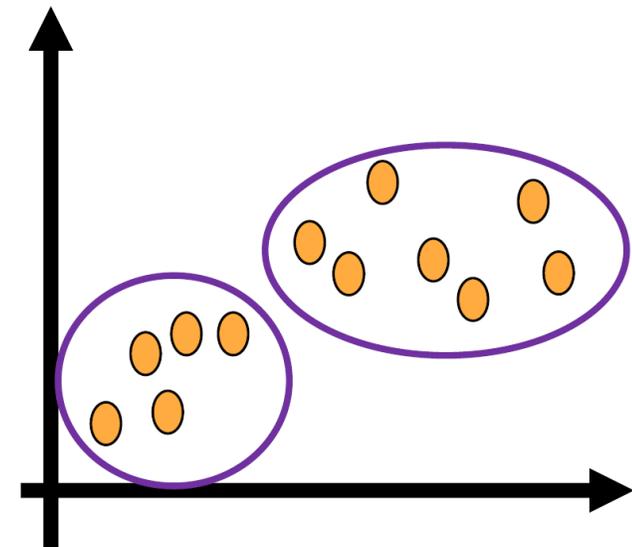
Regressão



Classificação



Agrupamento



Source: A. Carvalho

y : altura

x : peso

● gato

● cachorro

| | Altura | Peso | Animal |
|------|--------|----------|--------|
| 0.34 | 3,00 | Gato | |
| 0.43 | 6,60 | Cachorro | |
| 0.76 | 16,20 | Cachorro | |

Regressão: prever altura do animal com base em dados de peso.

Classificação: prever que tipo de animal (gato ou cachorro) com base em dados de peso e altura.

Agrupamento: Agrupar indivíduos semelhantes com base em dados de peso e altura .

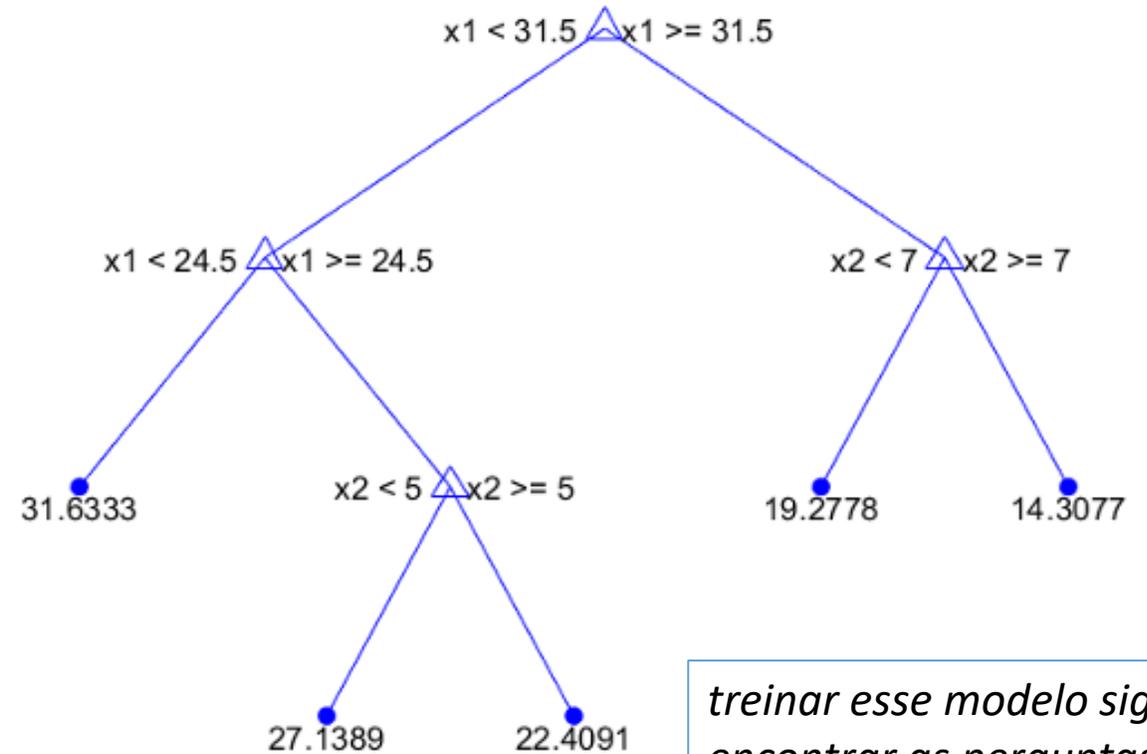
Alguns Modelos de Aprendizado Supervisionado

Árvores de Decisão

classificação



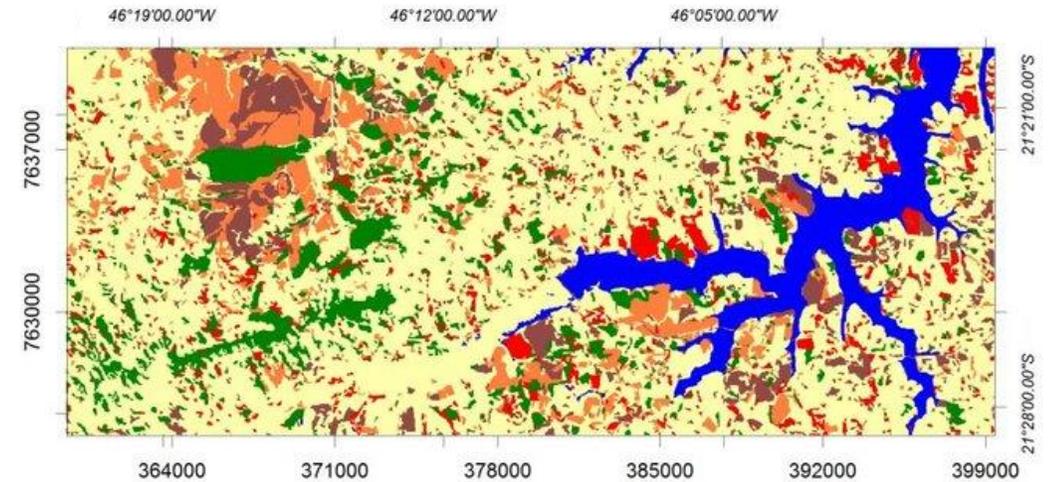
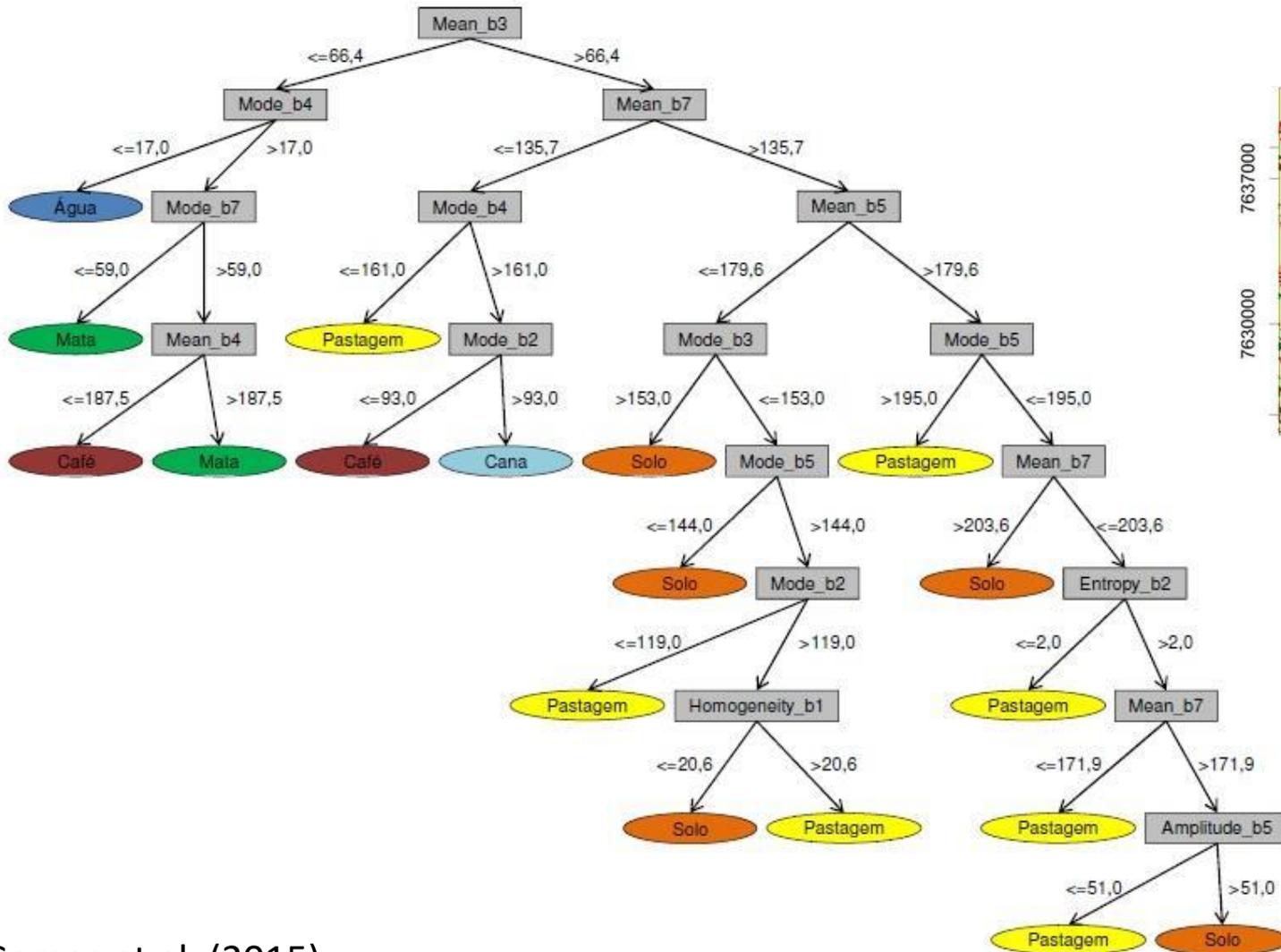
regressão



treinar esse modelo significa encontrar as perguntas e valores de cada chave de forma a minimizar o MSE

Alguns Modelos de Aprendizado Supervisionado

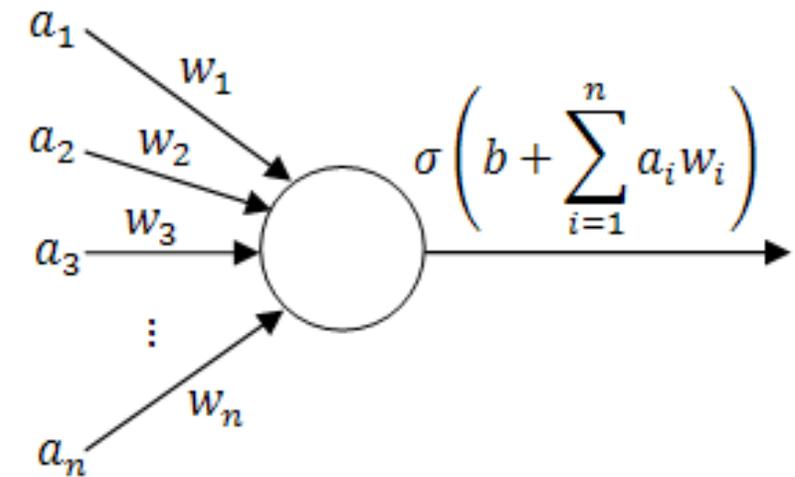
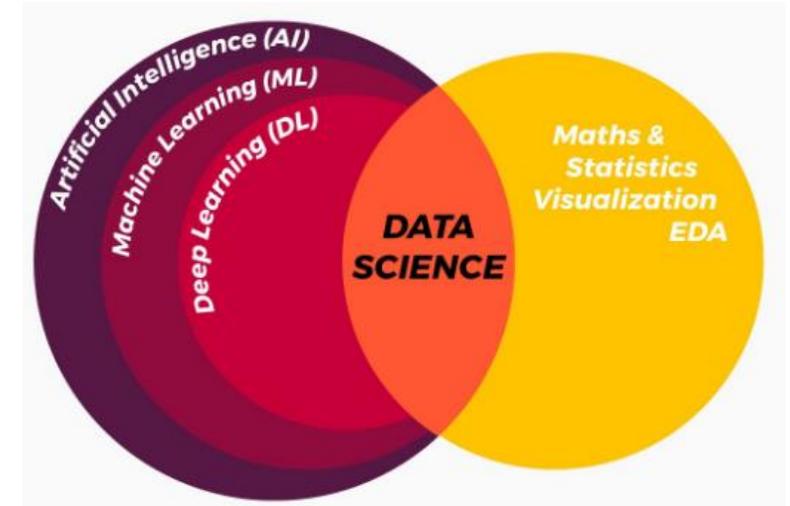
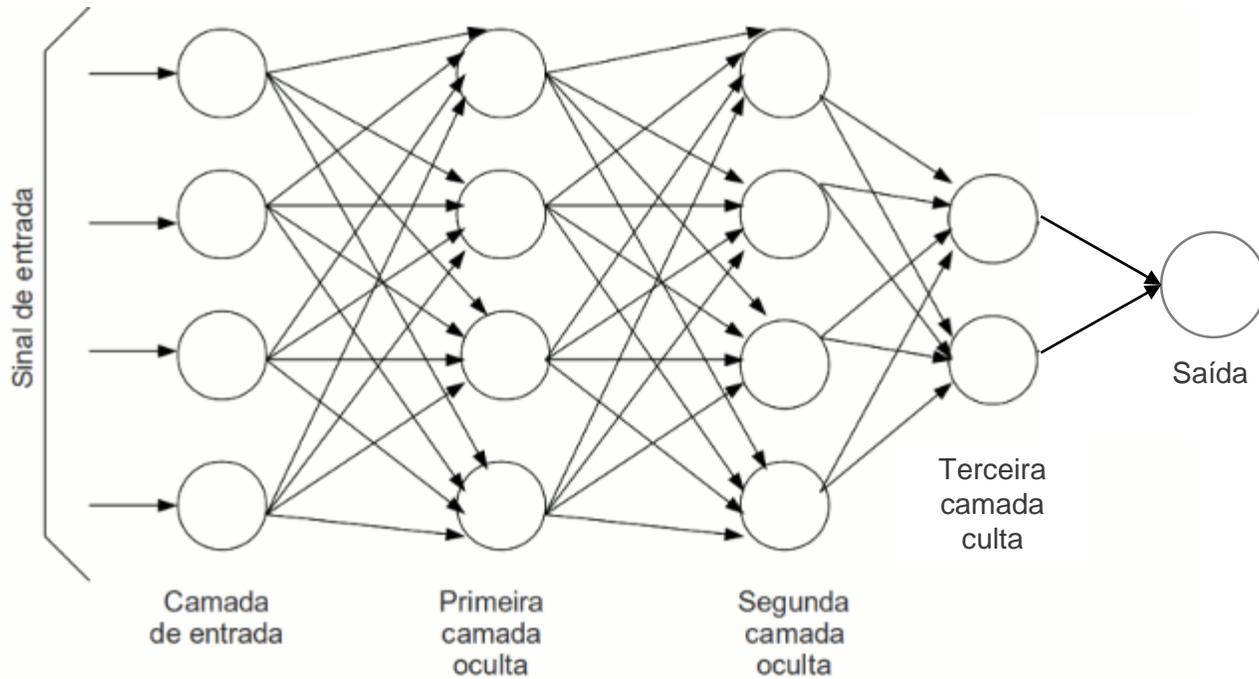
Árvores de Decisão



- Legenda:
- Água
 - Mata
 - Café
 - Cana-de-açúcar
 - Pastagem
 - Solo exposto

Alguns Modelos de Aprendizado Supervisionado

Redes Neurais Artificiais



Alguns Modelos de Aprendizizado Supervisionado

StatQuest (Youtube Chanel)



The screenshot displays the YouTube channel interface for StatQuest. The top navigation bar includes Home, Videos, Shorts, Live, Podcasts, Playlists, Community, and Store. The main content area features a grid of video thumbnails with the following titles and details:

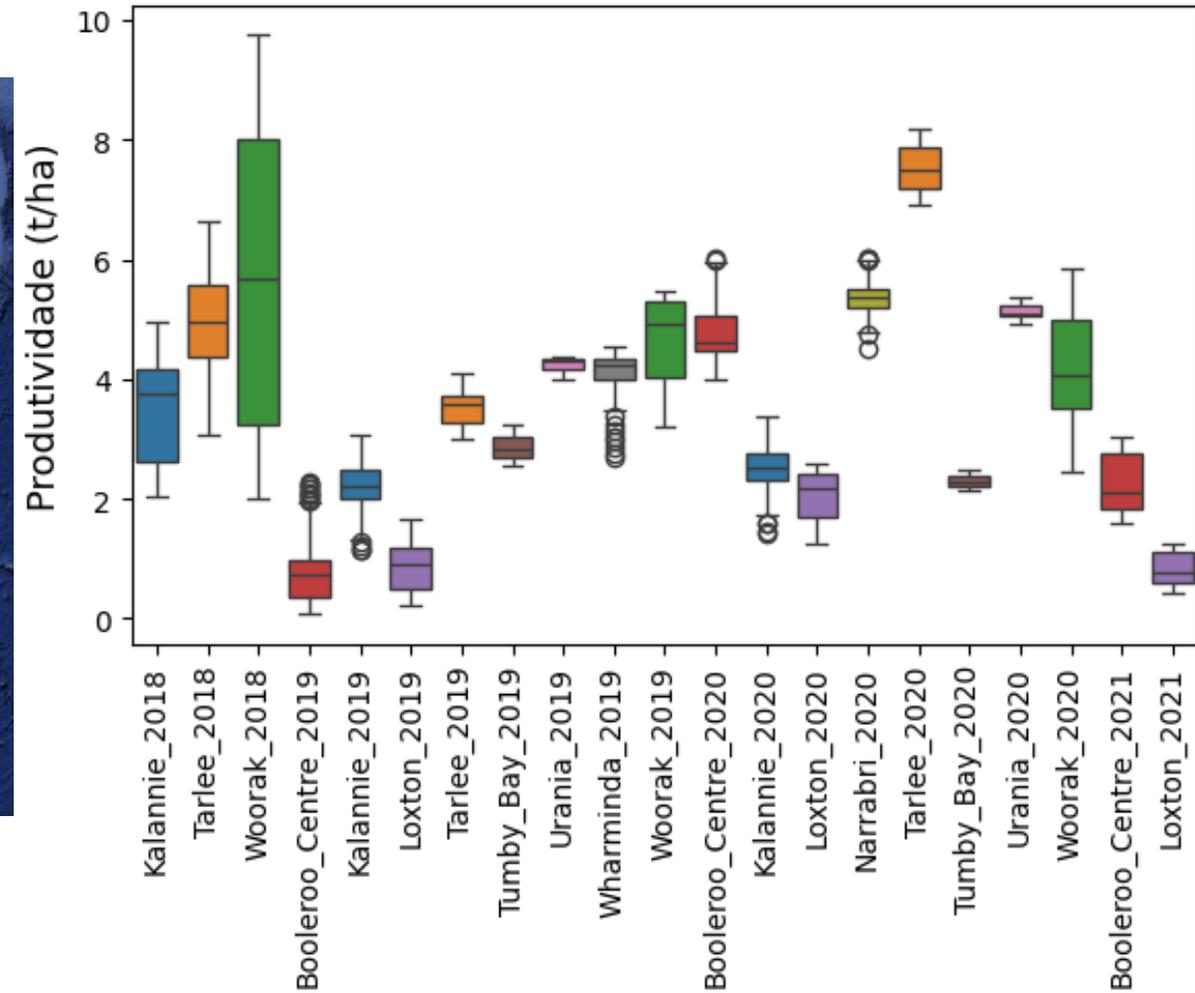
- p-values: What they are... vs ...and how to interpret them!!!** (11:21) - 1M views • 4 years ago
- The Matrix Math Behind Transformer Neural Networks... One Step at a Time!!!** (22:43) - 41K views • 1 month ago
- Bootstrapping... Main Ideas!!!** (9:27) - 420K views • 2 years ago
- Clustering with DBSCAN... Clearly E** (26:34) - 263K views • 2 years ago

Below this grid, there is a section for "StatQuest" with a "Play all" button, followed by another row of video thumbnails:

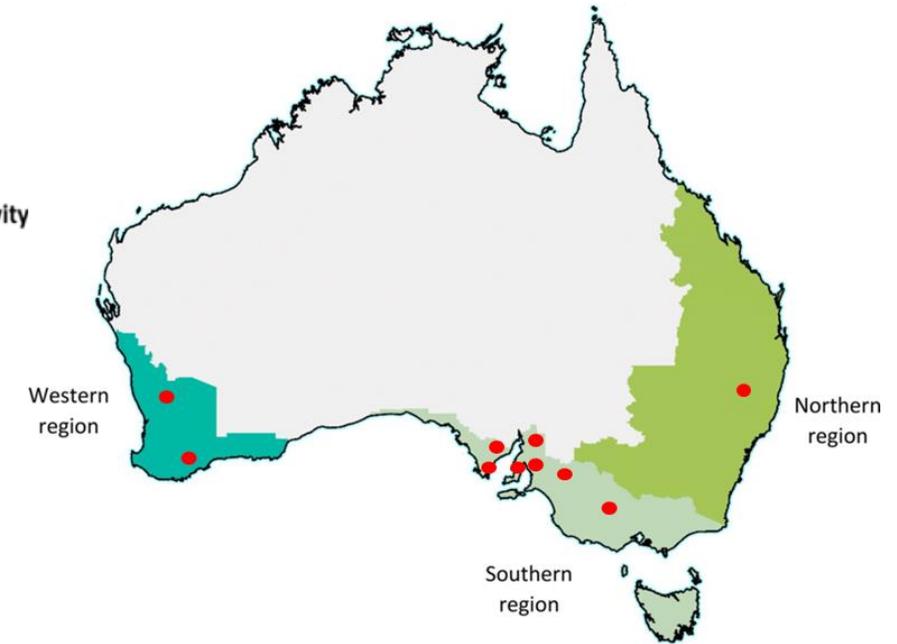
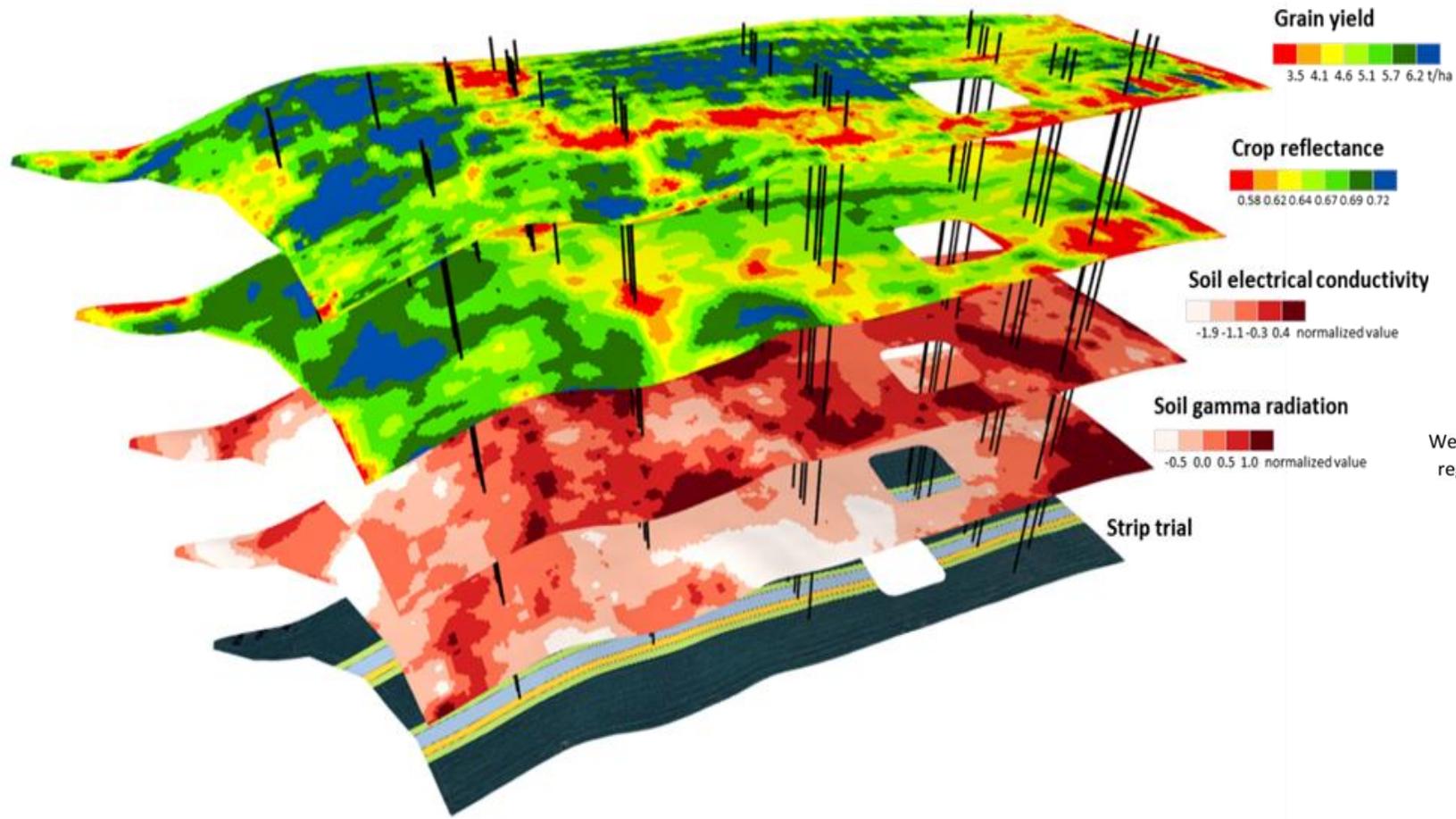
- PCA... Step-by-Step!!!** (21:58) - 2.7M views • 6 years ago
- Logistic Regression... Clearly Explained!!!** (8:48) - 2M views • 6 years ago
- In Statistics... Probability is not Likelihood** (5:01) - 1.1M views • 6 years ago
- Maximum Likelihood... Clearly explained!!!!** (6:12) - 1.3M views • 6 years ago
- PCA Main Ideas... ..in only 5 min!!!** (6:05) - 1.2M views • 6 years ago
- Machine Learning Fundamentals... Bias and Variance** (6:36) - 1.2M views • 5 years ago

The left sidebar contains navigation options: Home, Shorts, Subscriptions, You > History, Playlists, Watch later, Liked videos, and Explore (Trending, Music, Movies, Live, Gaming, News, Sports).

Estudo de Caso – Predição da Produtividade



Estudo de Caso – Predição da Produtividade



Estudo de Caso – Predição da Produtividade

21 talhões experimentais

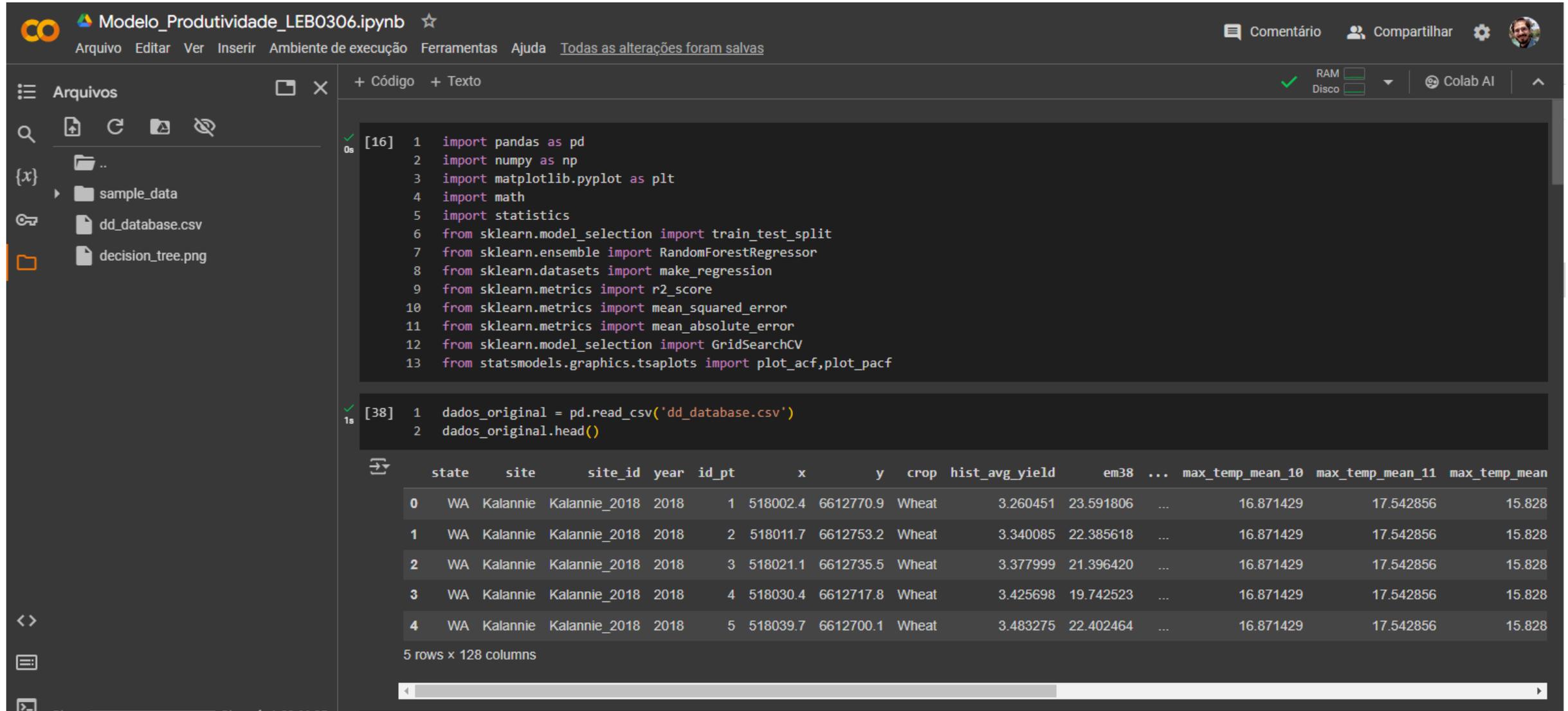
| Year | Location | Crop | Field Size (ha) |
|------|-----------------------------------|--------|-----------------|
| 2018 | Tarlee - SA ¹ | Wheat | 64 |
| 2018 | Woorak - VIC ¹ | Wheat | 119 |
| 2018 | Kalannie - WA ¹ | Wheat | 227 |
| 2019 | Tarlee - SA ¹ | Wheat | 64 |
| 2019 | Woorak - VIC ¹ | Barley | 119 |
| 2019 | Kalannie - WA ² | Wheat | 357 |
| 2020 | Narrabri - NSW ¹ | Wheat | 183 |
| 2020 | Tarlee - SA ¹ | Barley | 64 |
| 2020 | Woorak - VIC ² | Wheat | 232 |
| 2020 | Kalannie - WA ² | Wheat | 357 |
| 2019 | Booleroo Centre - SA ¹ | Barley | 100 |
| 2019 | Urania - SA ¹ | Wheat | 53 |
| 2019 | Wharminda - SA ¹ | Wheat | 31 |
| 2019 | Tumby Bay - SA ¹ | Barley | 77 |
| 2019 | Loxton - SA ¹ | Wheat | 153 |
| 2020 | Urania - SA ¹ | Barley | 53 |
| 2020 | Booleroo Centre - SA ² | Barley | 86 |
| 2020 | Tumby Bay - SA ² | Wheat | 41 |
| 2020 | Loxton - SA ¹ | Barley | 153 |
| 2021 | Booleroo Centre - SA ¹ | Wheat | 100 |
| 2021 | Loxton - SA ² | Barley | 218 |

Mais de 100 variáveis

| Group | Variable | Source |
|------------------------|------------------------------|--------------------------------------|
| Field history | Historic yield (on-farm) | Onboard yield monitoring |
| Field history | Yield potential | Yield Gap Australia – CSIRO |
| Field history | History yield (public) | ABARES |
| Field history | Historic crop indices | Landsat 8 |
| In-season crop sensing | Vegetation indices | Crop Circle sensor |
| In-season crop sensing | Vegetation indices | Sentinel 2 |
| In-season crop sensing | Machine Vision features | RGB camera |
| Soil/ landscape | Soil bulk density | ASRIS |
| Soil/ landscape | Soil clay content | ASRIS |
| Soil/ landscape | Soil pH | ASRIS |
| Soil/ landscape | Gamma radiometry | Radiometric Grid of Australia |
| Soil/ landscape | Aspect, hill shade and slope | Digital Elevation Model of Australia |
| Weather | Evapotranspiration | MODIS |
| Weather | Phase and Amplitude | MODIS |
| Weather | Degree days | BOM |
| Weather | Rainfall | BOM |
| Weather | Maximum temperature | BOM |

Estudo de Caso – Predição da Produtividade

Demonstração Google Colab



The screenshot shows a Google Colab notebook titled "Modelo_Produtividade_LEB0306.ipynb". The interface includes a top menu bar with options like "Arquivo", "Editar", "Ver", "Inserir", "Ambiente de execução", "Ferramentas", "Ajuda", and "Todas as alterações foram salvas". On the right, there are buttons for "Comentário", "Compartilhar", and a settings gear. The left sidebar shows a file explorer with a folder named "sample_data" containing "dd_database.csv" and "decision_tree.png".

The main code cell [16] contains the following Python code:

```
[16] 1 import pandas as pd
      2 import numpy as np
      3 import matplotlib.pyplot as plt
      4 import math
      5 import statistics
      6 from sklearn.model_selection import train_test_split
      7 from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
      8 from sklearn.datasets import make_regression
      9 from sklearn.metrics import r2_score
     10 from sklearn.metrics import mean_squared_error
     11 from sklearn.metrics import mean_absolute_error
     12 from sklearn.model_selection import GridSearchCV
     13 from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf, plot_pacf
```

The next code cell [38] executes the following code:

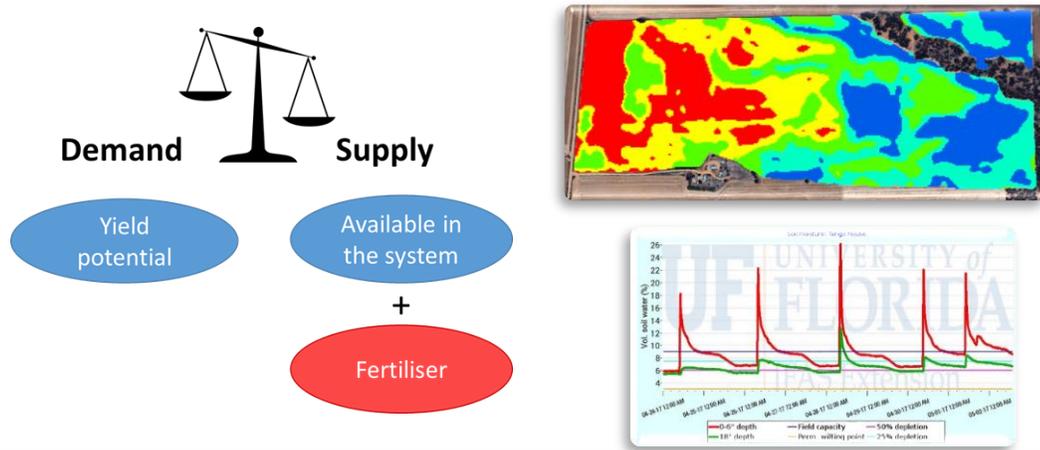
```
[38] 1 dados_original = pd.read_csv('dd_database.csv')
      2 dados_original.head()
```

The output of the second cell is a preview of the dataset:

| | state | site | site_id | year | id_pt | x | y | crop | hist_avg_yield | em38 | ... | max_temp_mean_10 | max_temp_mean_11 | max_temp_mean |
|---|-------|----------|---------------|------|-------|----------|-----------|-------|----------------|-----------|-----|------------------|------------------|---------------|
| 0 | WA | Kalannie | Kalannie_2018 | 2018 | 1 | 518002.4 | 6612770.9 | Wheat | 3.260451 | 23.591806 | ... | 16.871429 | 17.542856 | 15.828 |
| 1 | WA | Kalannie | Kalannie_2018 | 2018 | 2 | 518011.7 | 6612753.2 | Wheat | 3.340085 | 22.385618 | ... | 16.871429 | 17.542856 | 15.828 |
| 2 | WA | Kalannie | Kalannie_2018 | 2018 | 3 | 518021.1 | 6612735.5 | Wheat | 3.377999 | 21.396420 | ... | 16.871429 | 17.542856 | 15.828 |
| 3 | WA | Kalannie | Kalannie_2018 | 2018 | 4 | 518030.4 | 6612717.8 | Wheat | 3.425698 | 19.742523 | ... | 16.871429 | 17.542856 | 15.828 |
| 4 | WA | Kalannie | Kalannie_2018 | 2018 | 5 | 518039.7 | 6612700.1 | Wheat | 3.483275 | 22.402464 | ... | 16.871429 | 17.542856 | 15.828 |

5 rows × 128 columns

Tecnologia para auxílio na tomada de decisão agrícola



- Produtividade Potencial= 4.000 kg/ha ? 
- Concentração de N no produto final = 2 % ?
- Demanda total por N = $4.000 \times 2\% = 80$ kg/ha
- N disponível no solo = 30 kg/ha ?
- Necessidade de fertilizante = $80 - 30 = 50$ kg/ha
- Eficiência da fertilização (perdas) = 50 % ?
- Dose de N = $50 / 0,5 = 100$ kg/ha

Recapitulando

Ciência de Dados – Introdução

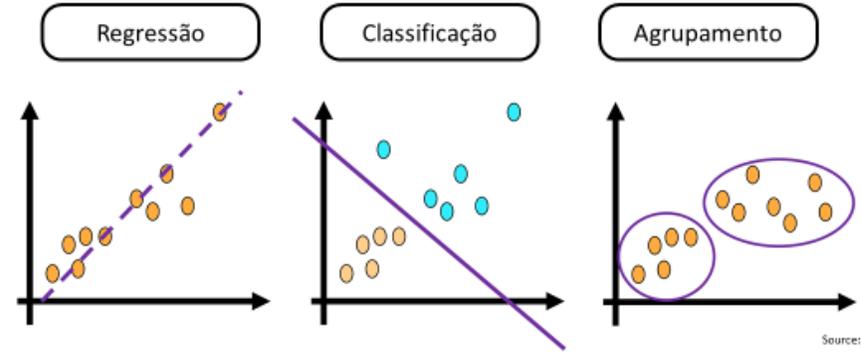
Ciência de dados (em inglês: *data science*) é uma área interdisciplinar voltada para o estudo e a análise de dados, estruturados ou não, que visa a extração de conhecimento ou insights para possíveis tomadas de decisão; semelhante à mineração de dados.



F. A. Rodriguez



Tarefas de Aprendizado (*Machine Learning*)



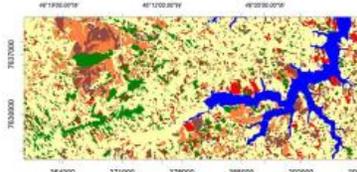
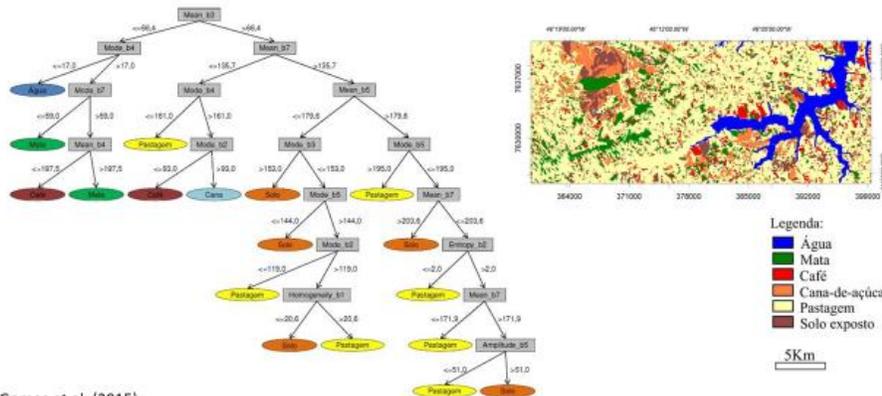
Source: A. Carvalho

| y : altura | Altura | Peso | Animal |
|------------|--------|-------|----------|
| x : peso | 0.34 | 3,00 | Gato |
| | 0.43 | 6,60 | Cachorro |
| | 0.76 | 16,20 | Cachorro |

Regressão: prever altura do animal com base em dados de peso.
 Classificação: prever que tipo de animal (gato ou cachorro) com base em dados de peso e altura.
 Agrupamento: Agrupar indivíduos semelhantes com base em dados de peso e altura.

Alguns Modelos de Aprendizado Supervisionado

Árvores de Decisão



Gomes et al. (2015)

Recapitulando

Estudo de Caso – Predição da Produtividade

Demonstração Google Colab

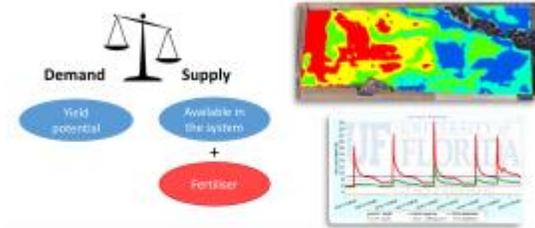
```
Modelo_Produtividade_LEB0306.ipynb
Arquivos
sample_data
db_database.csv
decision_flow.png

[16] 1 import pandas as pd
2 import numpy as np
3 import matplotlib.pyplot as plt
4 import math
5 import statistics
6 from sklearn.model_selection import train_test_split
7 from sklearn.metrics import RandomForestRegressor
8 from sklearn.datasets import make_regression
9 from sklearn.metrics import r2_score
10 from sklearn.metrics import mean_squared_error
11 from sklearn.metrics import mean_absolute_error
12 from sklearn.model_selection import GridSearchCV
13 from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf, plot_pacf

[18] 1 dados_originais = pd.read_csv('db_database.csv')
2 dados_originais.head()
```

| | state | site | site_id | year | id_pt | x | y | crop | hist_avg_yield | im18 | ... | max_temp_mean_10 | max_temp_mean_1 |
|---|-------|---------|--------------|------|-------|----------|-----------|-------|----------------|-----------|-----|------------------|-----------------|
| 0 | WA | Kaenene | Kaenene_2018 | 2018 | 1 | 518002.4 | 0612770.9 | Wheat | 3.260451 | 23.501806 | ... | 16.871429 | 17.542058 |
| 1 | WA | Kaenene | Kaenene_2018 | 2018 | 2 | 518011.7 | 0612753.2 | Wheat | 3.349085 | 23.265618 | ... | 16.871429 | 17.542058 |
| 2 | WA | Kaenene | Kaenene_2018 | 2018 | 3 | 518021.1 | 0612735.5 | Wheat | 3.377393 | 21.306420 | ... | 16.871429 | 17.542058 |
| 3 | WA | Kaenene | Kaenene_2018 | 2018 | 4 | 518030.4 | 0612717.8 | Wheat | 3.429691 | 19.742523 | ... | 16.871429 | 17.542058 |
| 4 | WA | Kaenene | Kaenene_2018 | 2018 | 5 | 518039.7 | 0612700.1 | Wheat | 3.483275 | 22.400484 | ... | 16.871429 | 17.542058 |

Tecnologia para auxílio na tomada de decisão agrícola



- Produtividade Potencial = 4.000 kg/ha ?
- Concentração de N no produto final = 2 % ?
- Demanda total por N = 4.000 x 2 % = 80 kg/ha
- N disponível no solo = 30 kg/ha ?
- Necessidade de fertilizante = 80 - 30 = 50 kg/ha
- Eficiência da fertilização (perdas) = 50 % ?
- Dose de N = 50 / 0,5 = 100 kg/ha

Obrigado!

- ~~Definição do problema: Agrometeorologia e risco na produção agrícola~~
- ~~Conceitos de Agricultura Digital~~
- ~~Infraestrutura tecnológica: IoT, computação em nuvem, big data~~
- ~~Tecnologias de monitoramento e coleta de dados~~
- ~~Técnicas de tratamento e análise de dados: Conceitos básico da ciência de dados e aprendizado de máquina~~
- ~~Aplicação: Predição de produtividade e tomada de decisão~~