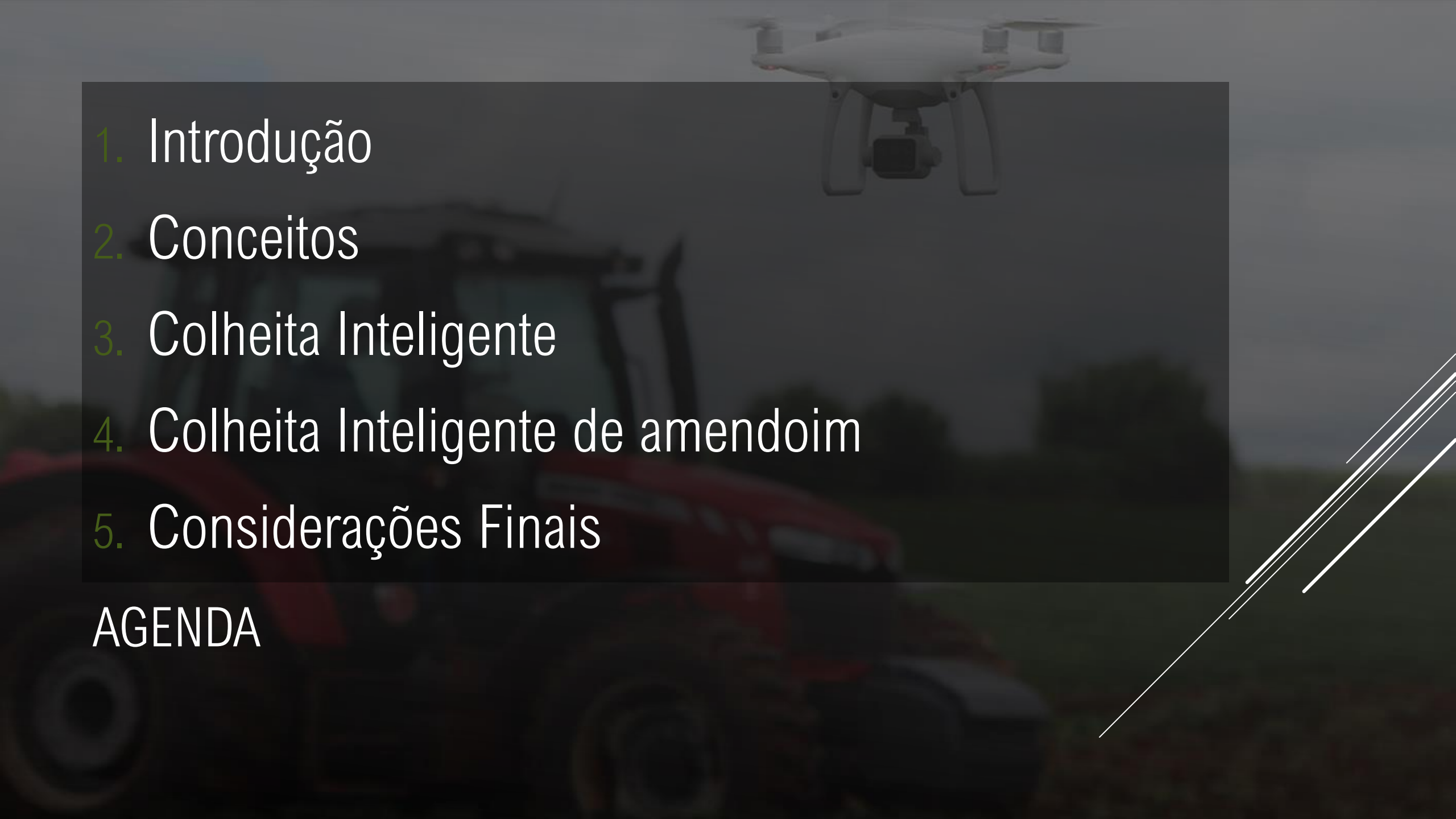




APLICAÇÃO DA COLHEITA INTELIGENTE NA CULTURA DO AMENDOIM

Prof. Dr. Rouverson Pereira da Silva

- 
- A white drone is flying in the sky, positioned at the top center of the frame. Below it, a red tractor is visible in a field, slightly out of focus. The background is a dark, overcast sky. The text is overlaid on a semi-transparent dark grey rectangle.
1. Introdução
 2. Conceitos
 3. Colheita Inteligente
 4. Colheita Inteligente de amendoim
 5. Considerações Finais

AGENDA

Several white lines of varying lengths and orientations are drawn on the right side of the slide, extending from the top right towards the bottom right.

1. INTRODUÇÃO



População mundial até 2050:

9.6602
BILLION
(ONU)

Produção agrícola deverá aumentar em 70%

Brasil

Pode expandir 20% da área agrícola

80% tem que vir do aumento da produtividade

Tecnologia!

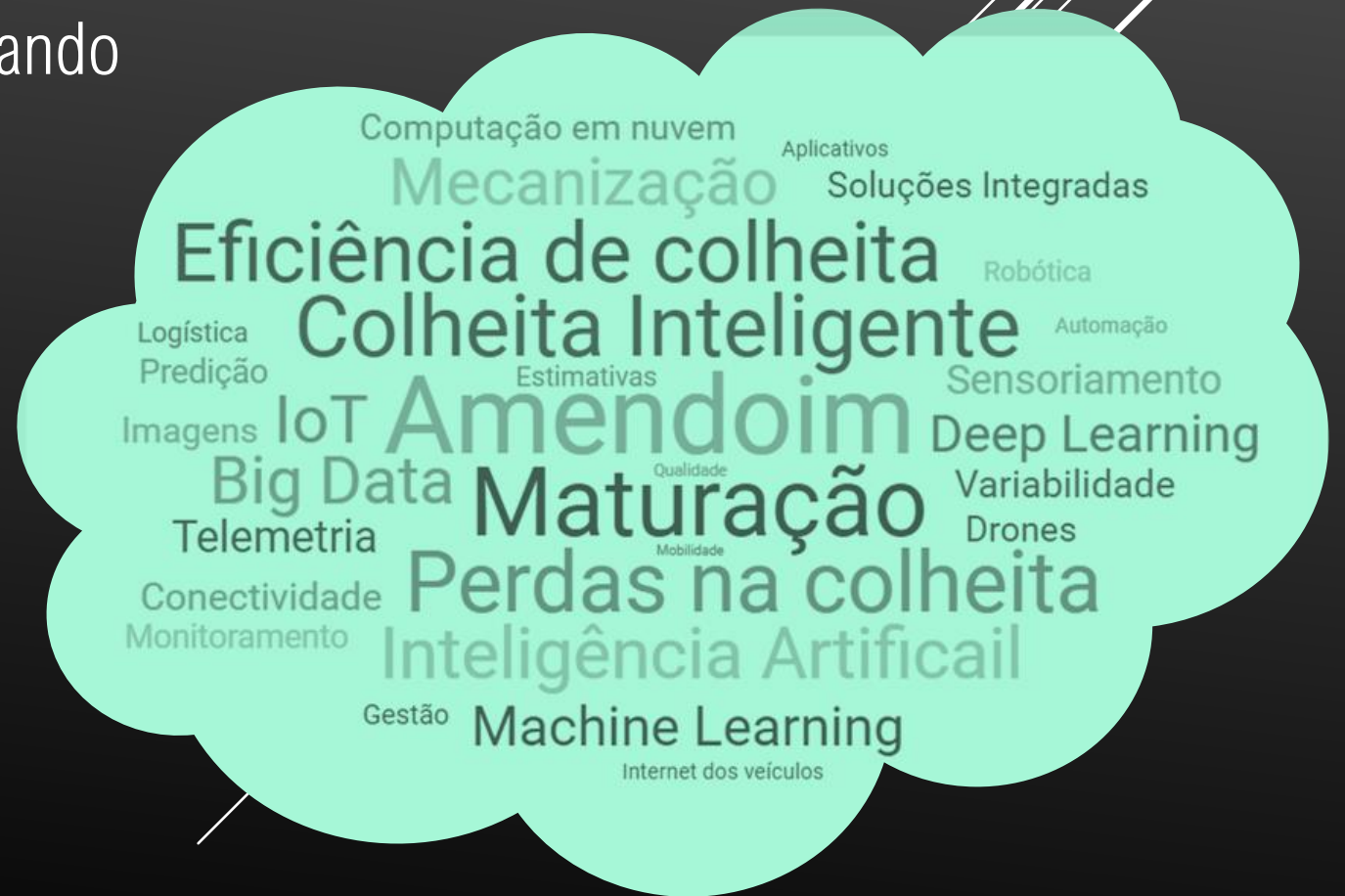




COLHEITA INTELIGENTE

O que é?

Utilização de tecnologias digitais visando aumentar a eficiência de colheita.



PARA QUE SERVE?

- ▶ Melhorar a qualidade e o lucro das lavouras
- ▶ Reduzir custos
- ▶ Otimizar processos, considerando:
 - ▶ condições ambientais
 - ▶ maturação
 - ▶ qualidade do produto
 - ▶ definir momento de colheita
 - ▶ definir regulagens
 - ▶ aumentar a eficiência



Eficiência de Máquinas Agrícolas

Eficiência de colheita: 50%

- ✓ Manutenção
- ✓ Eficiência gerencial
- ✓ Logística

→ estradas projetas a mais de 20 anos

→ largura das máquinas

→ duas leiras para 4 ou mais leiras

→ 22 pés para 50 pés

→ 13 linhas para 46 linhas

→ Trator de 100 cv para 400 cv

Não existe nada mais caro que um avião parado ou uma máquina subutilizada!

2. CONCEITOS

The background features a dark grey field with a network of thin, light grey lines connecting various nodes. Some nodes are small dots, while others are larger, textured spheres. On the right side, there is a graphic element consisting of several parallel white lines that converge towards the top right corner.



Agricultura Convencional

Médias

≠



Agricultura de Precisão

Variabilidade

≠



Agricultura Inteligente

Digitalização

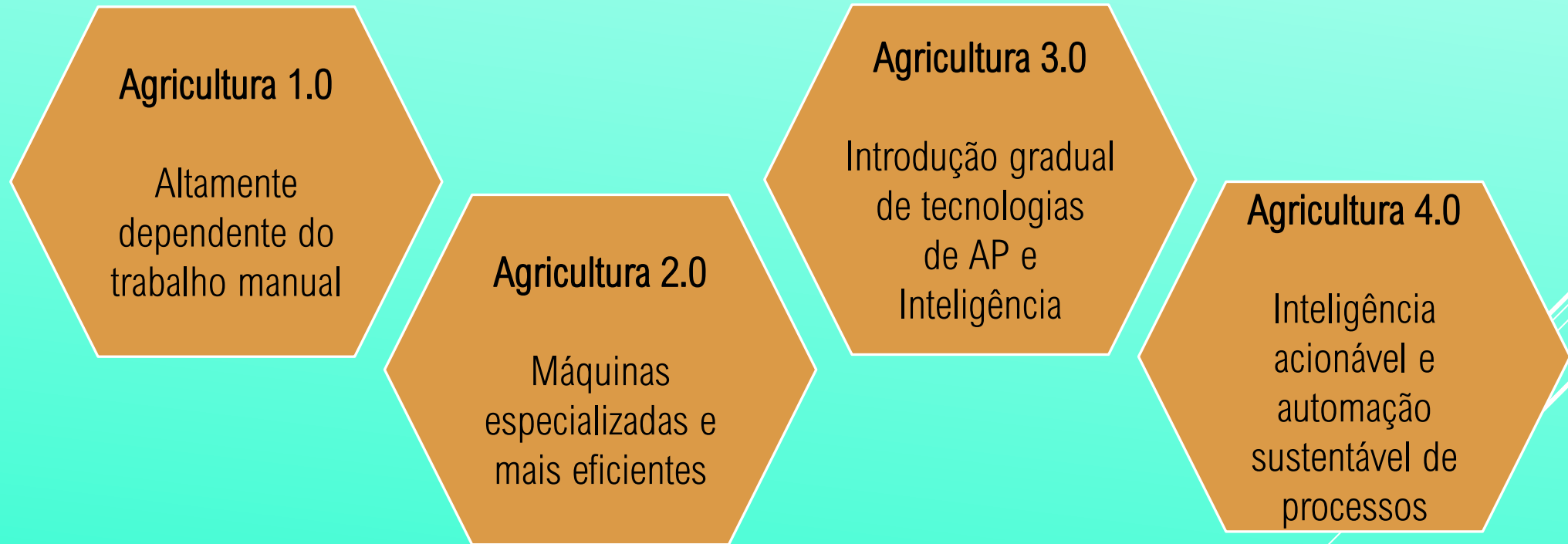
≠



Agricultura Digital

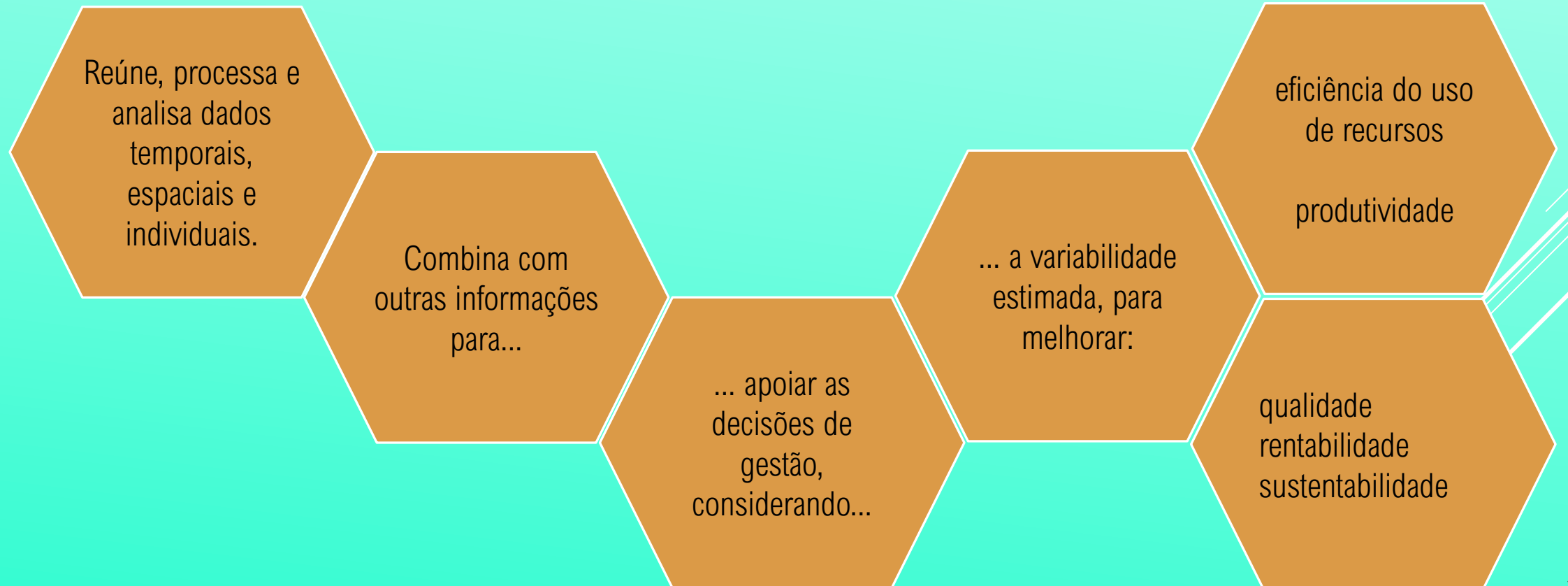
Precisão + Digitalização

Evolução da agricultura



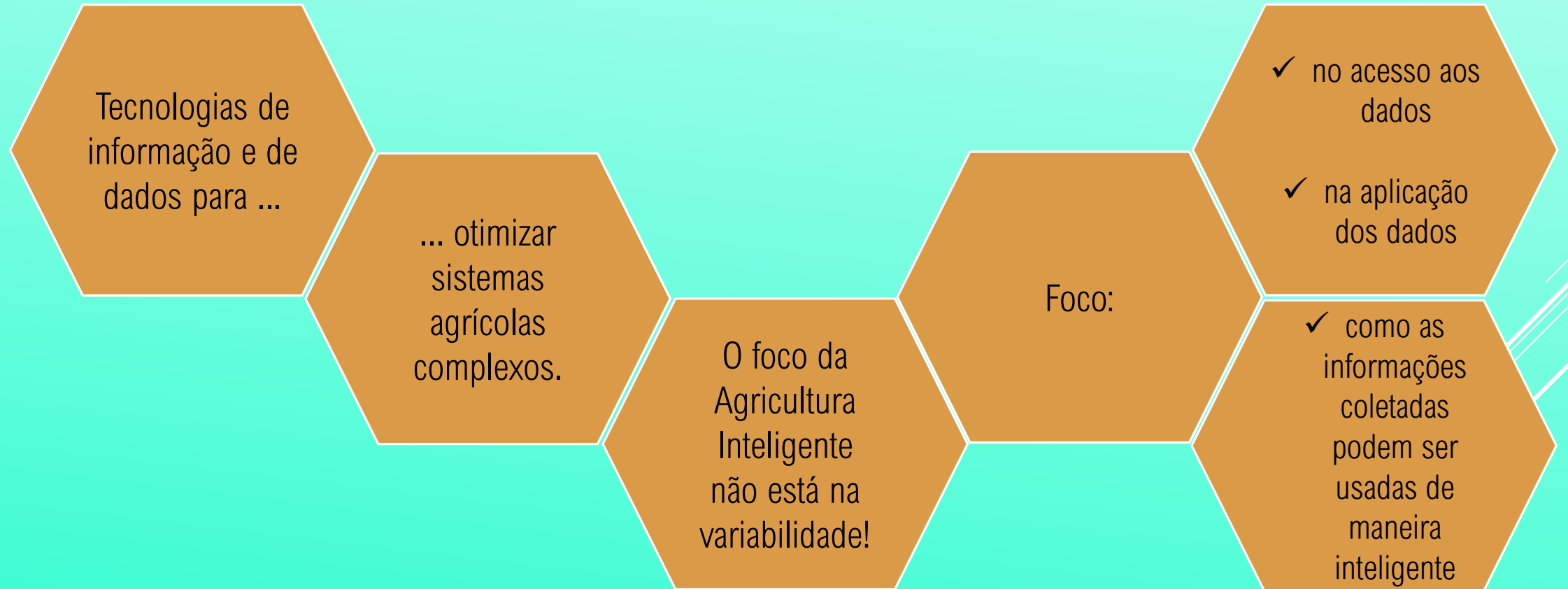
AGRICULTURA DE PRECISÃO

ESTRATÉGIA DE GESTÃO



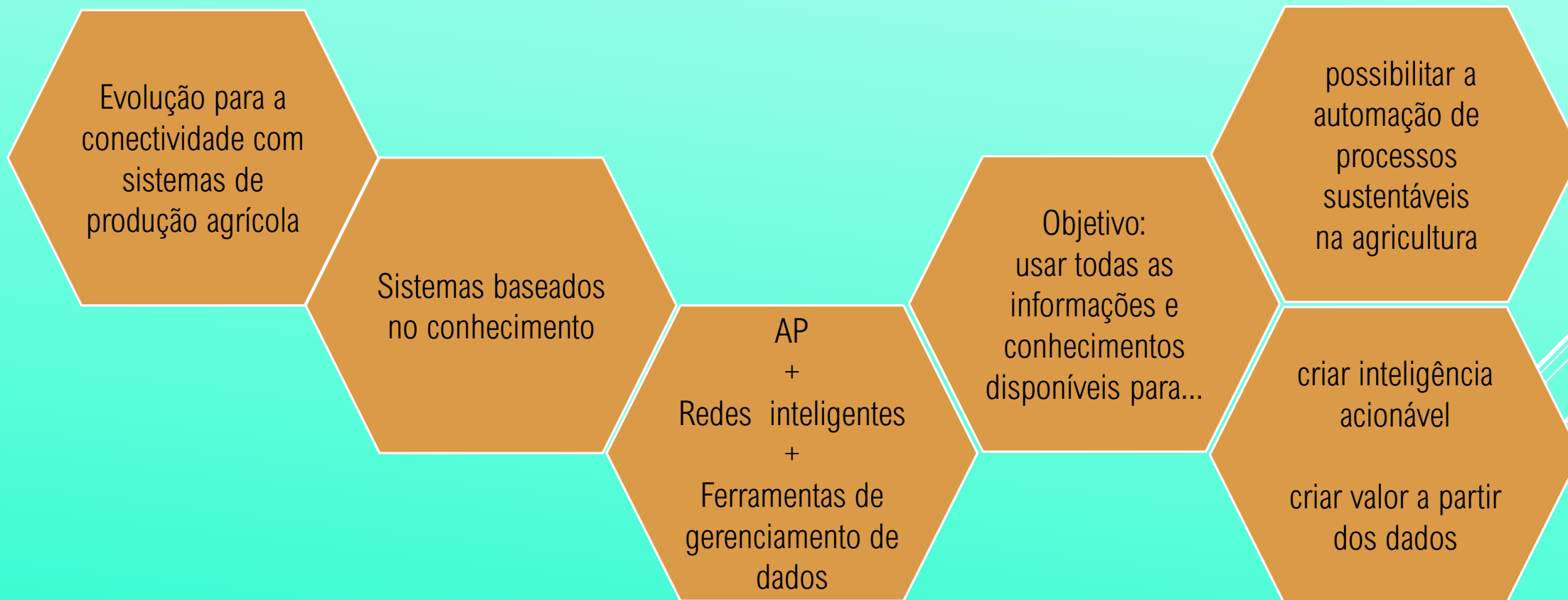
AGRICULTURA INTELIGENTE

APLICAÇÃO DE TECNOLOGIAS INTELIGENTES



AGRICULTURA DIGITAL

TECNOLOGIAS INTELIGENTES + AP



Agricultura Digital

Robótica

Telemetria

Conectividade

Internet das Coisas (IoT)

Big Data

Computação em nuvem

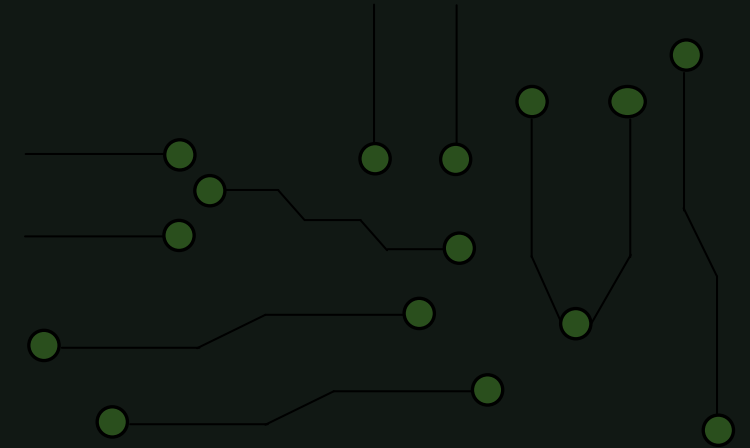
Soluções Integradas

Mobilidade

Inteligência Artificial

Deep Learning

Machine Learning



Agricultura de Precisão

Sensores

Máquinas

Vants / Drones

Sistemas de gestão

Monitoramento

Análise de Dados

Previsão de Safras

Uso de imagens

Variabilidade espacial

Variabilidade temporal

IoT: Internet das coisas

Interconexão digital de objetos cotidianos com a internet.

É a conexão da Internet com mais “coisas ou objetos” que pessoas.





► **Transferência e utilização de dados de uma ou mais máquinas remotas**, permitindo a comunicação instantânea, através de uma rede informática fixa ou wireless (wireless).

(BONDE, 2009).

TELEMETRIA

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

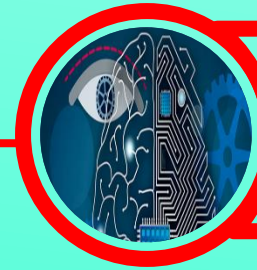


*Campo de pesquisa da **Ciência da Computação***



Estudo das faculdades mentais pelo uso de modelos computacionais

(Charniak & Mcdermott, 1985)

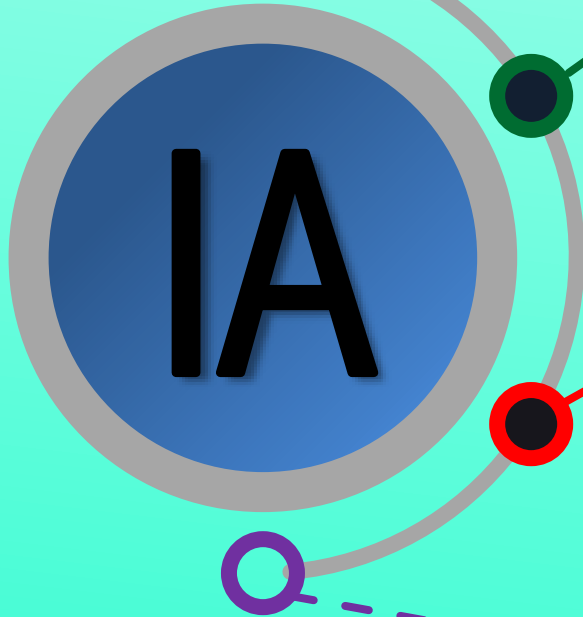


Automação de comportamento inteligente

(Luger & Stubblefield, 1993)



Simular a capacidade humana de raciocinar, perceber, tomar decisões e resolver problemas

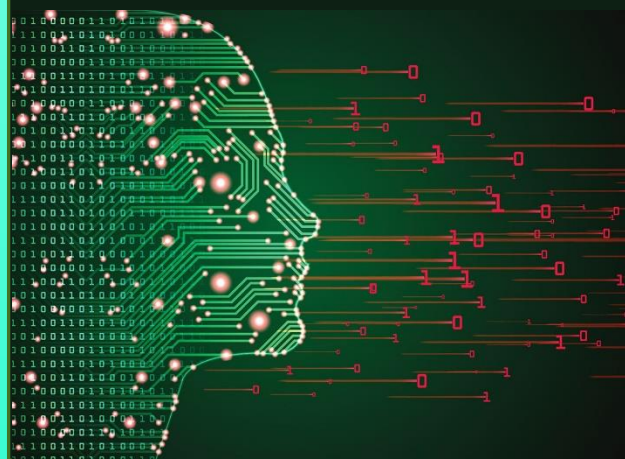


Inteligência Artificial

Aprendizagem de máquina



Aprendizagem profunda



1950 1960 1970 1980 1990 2000 2010

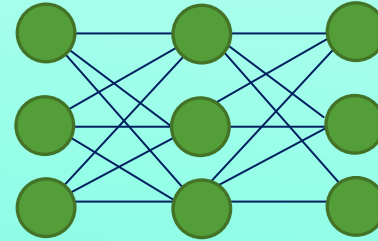
Aprendizagem de Máquina



Entrada



Extração de recursos

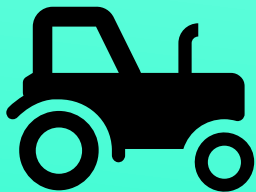


Classificação

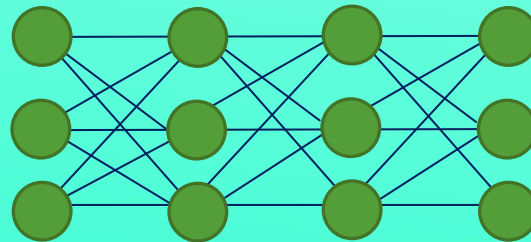


Saída

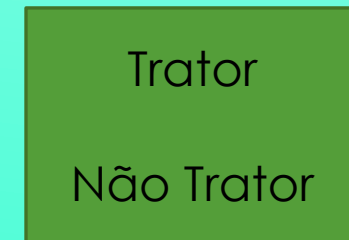
Aprendizagem Profunda



Entrada



Extração de recursos + Classificação



Saída

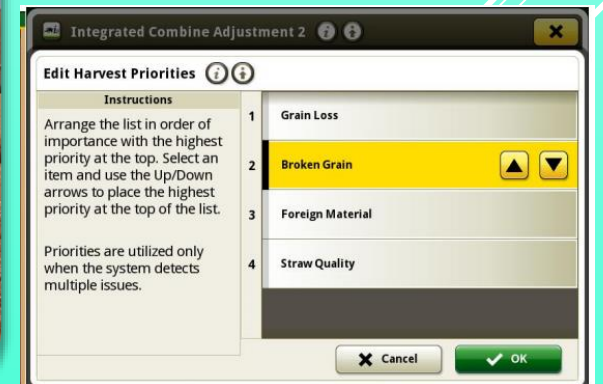
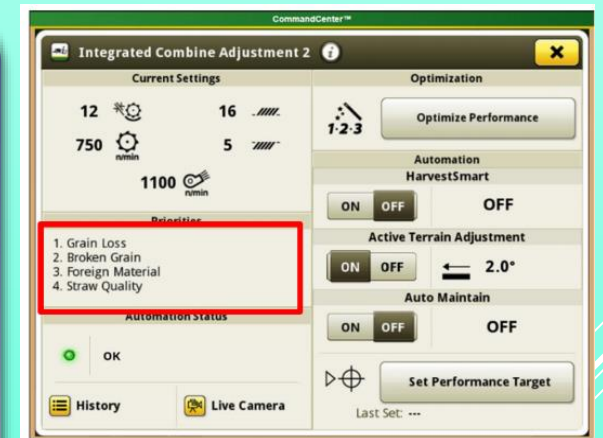


3. COLHEITA INTELIGENTE

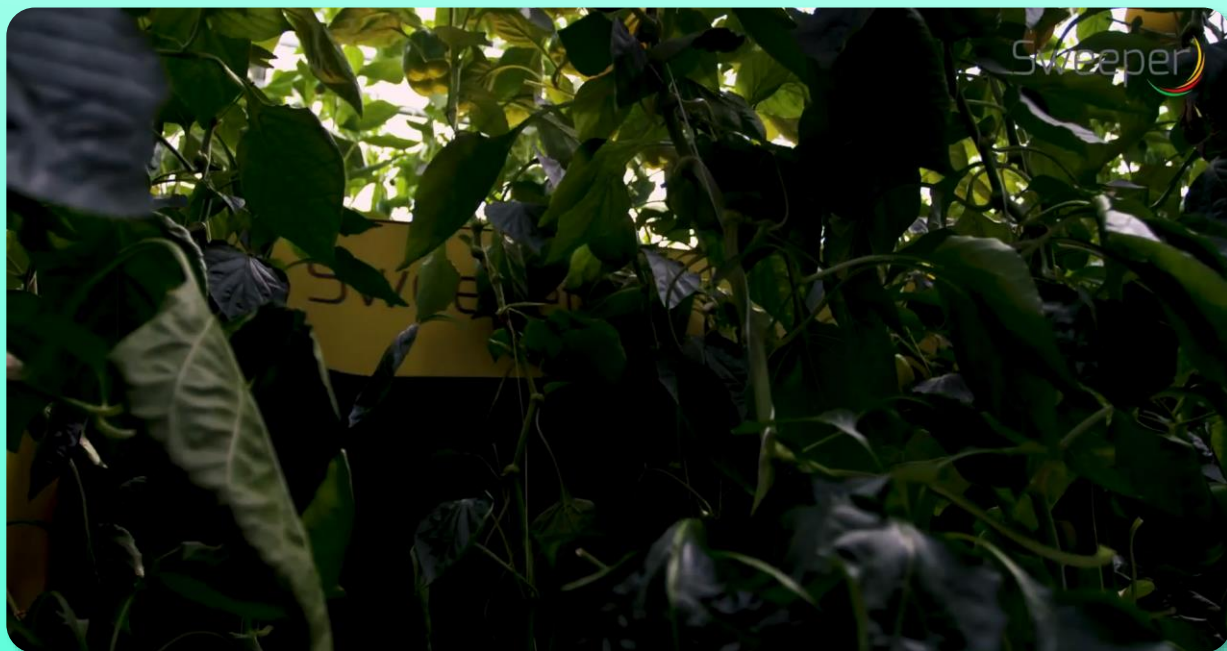
O que temos?

- ▶ Direcionamento automático
- ▶ Telemetria
- ▶ Sensores
 - ▶ Controle total da máquina
- ▶ Controle remoto
- ▶ Monitoramento da umidade dos grãos
- ▶ Mapeamento de produtividade
- ▶ Rastreador de Colheita
 - ▶ Rastreamento de fardos cilíndrico de algodão

Inteligência Artificial na colheita de cereais



Colheita Robótica de Pimentão



Colheita Robótica de Algodão



Good Fruit Grower –TJ Mullinax (2016)

Pulverizador autônomo



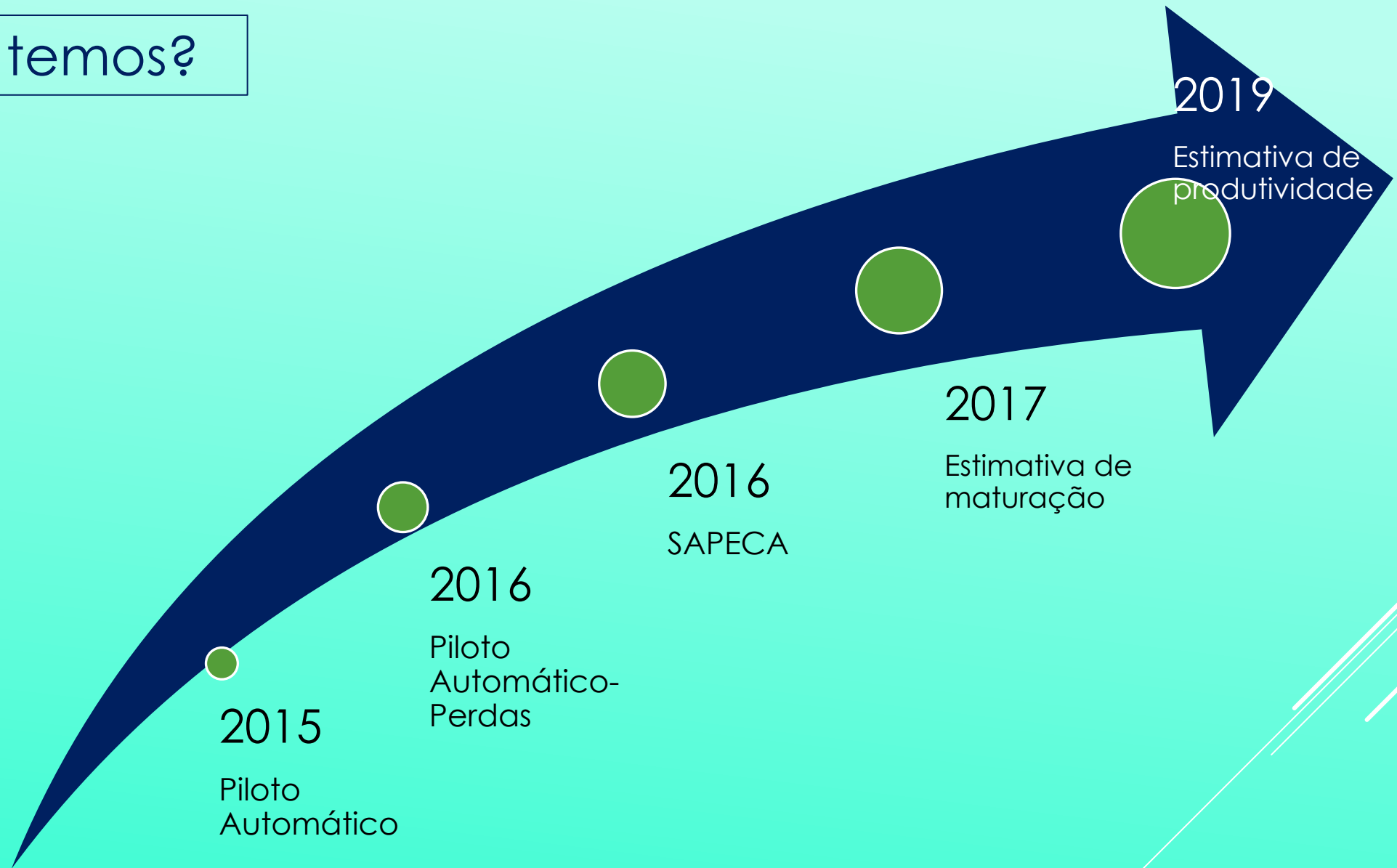
Trator autônomo



The background features a dark grey-blue field with a network of thin, light-colored lines connecting various nodes. Some nodes are small dots, while others are larger, textured spheres. On the right side, several thick, white, parallel lines radiate from the top right towards the bottom left, creating a sense of motion or data flow.

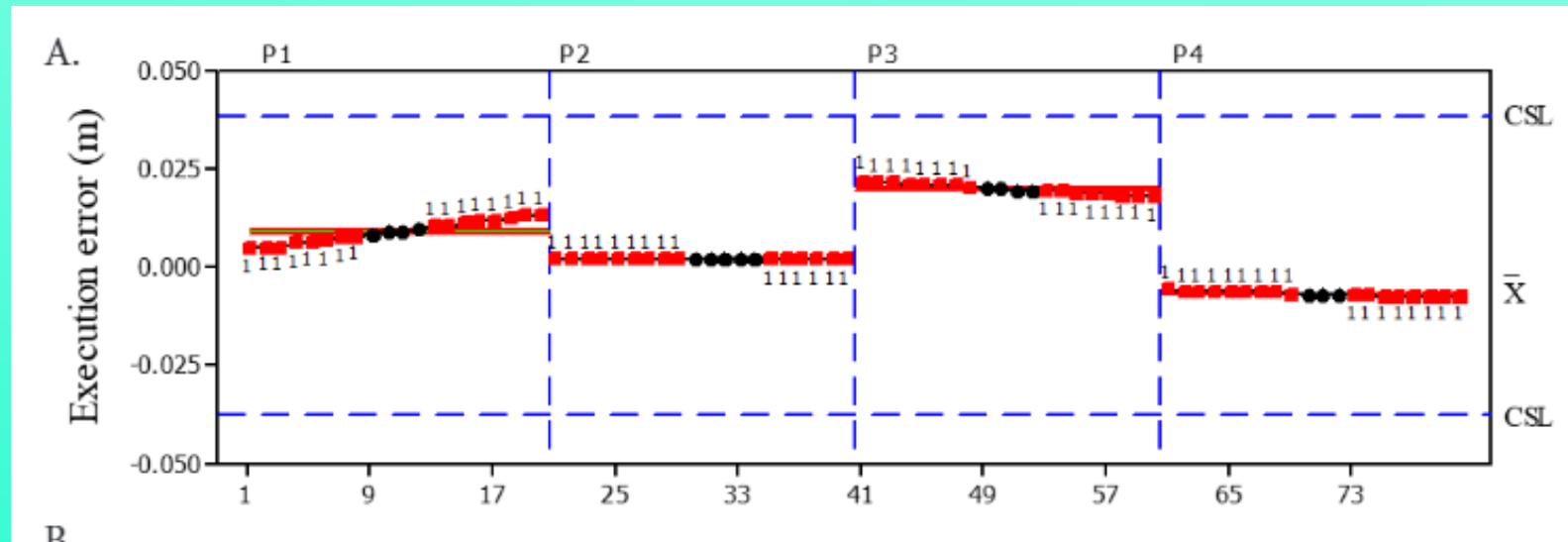
4. COLHEITA INTELIGENTE DE AMENDOIM

O que temos?



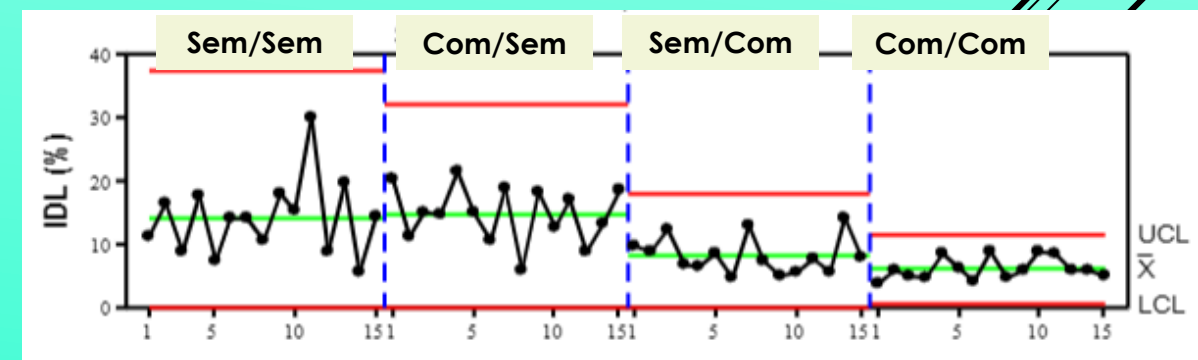
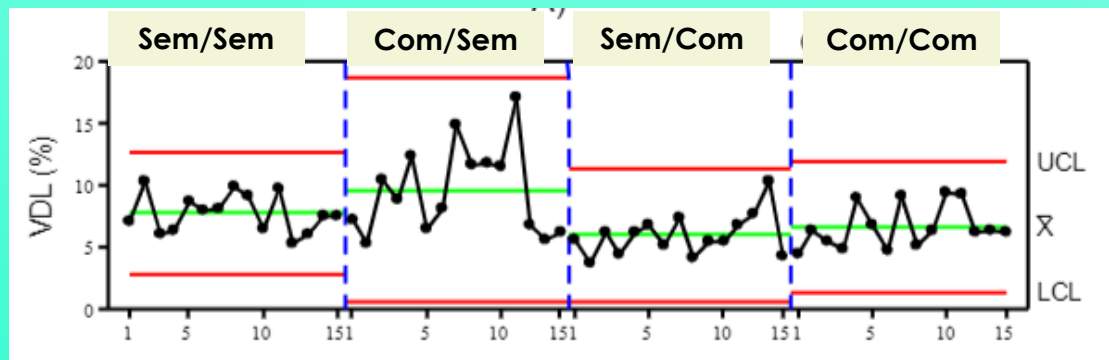
2015 – Erro de paralelismo na operação de semeadura de amendoim com orientação de direção automática

- ✓ Precisão de execução foi satisfatória. É possível usar o sinal RTX em operações agrícolas que requerem precisão inferior a 3,8 cm, como a semeadura de amendoim.
- ✓ Erro médio do conjunto trator-semeadora: aceitável!
- ✓ **Deslocamento lateral do trator** sofreu interferência da inclinação do terreno, causando erros médios superiores à faixa aceita.



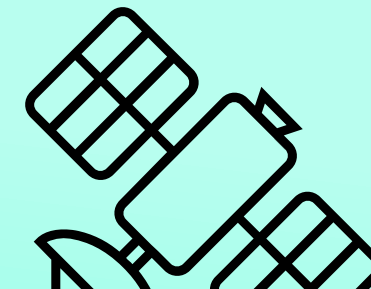
2015 – Uso de GNSS em tempo real para arranquio de amendoim

- ✓ Uso do piloto automático
 - ✓ manteve o paralelismo do conjunto mecanizado durante o arranquio
 - ✓ proporcionou menor erro de posicionamento
 - ✓ proporcionou menores perdas no arranquio



2019 – Predição da maturidade do amendoim – BR

- ✓ O método de estimativa de maturidade de amendoim é altamente subjetivo
- ✓ O uso de imagens de satélite pode ajudar a resolver este problema



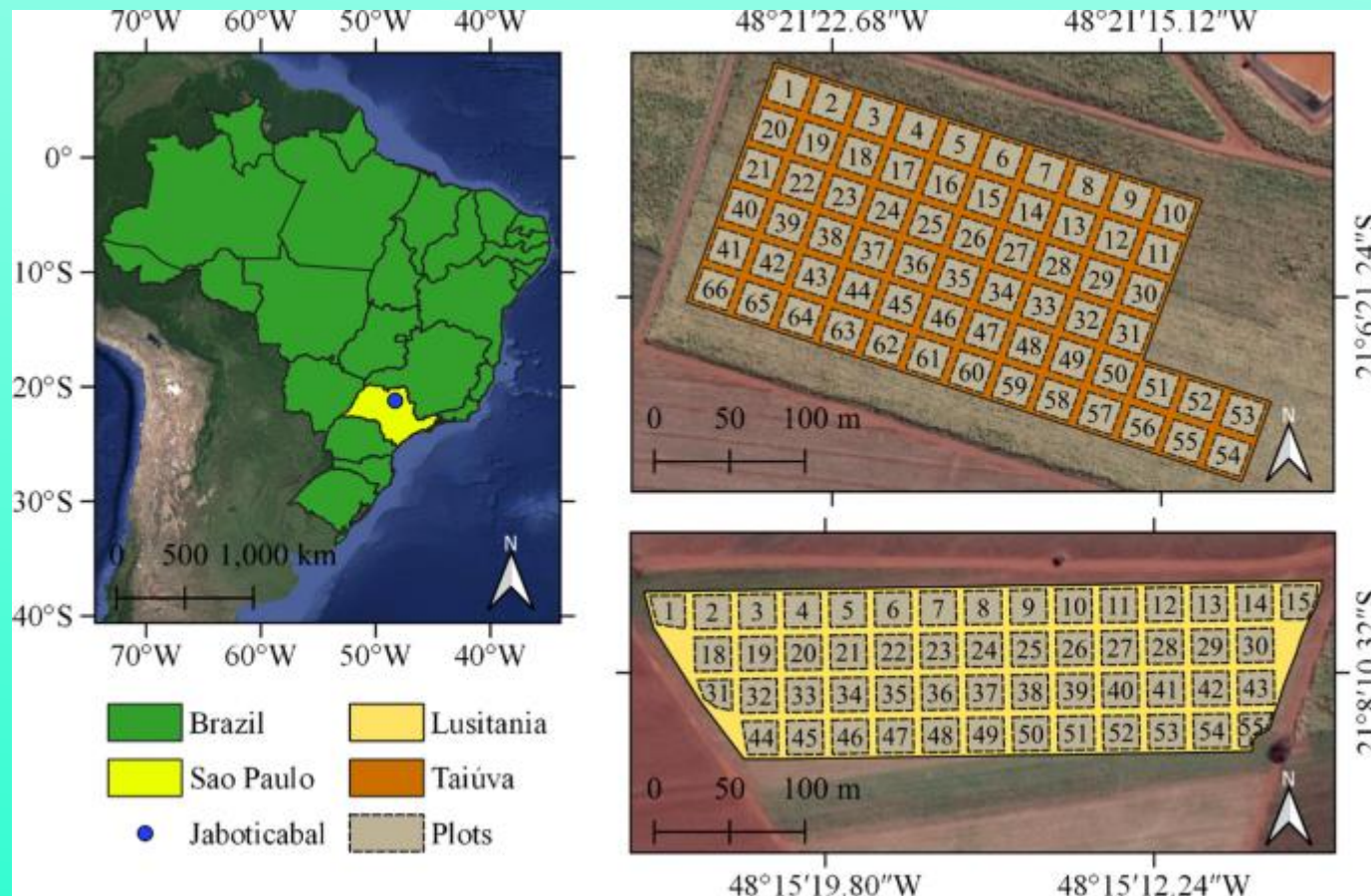
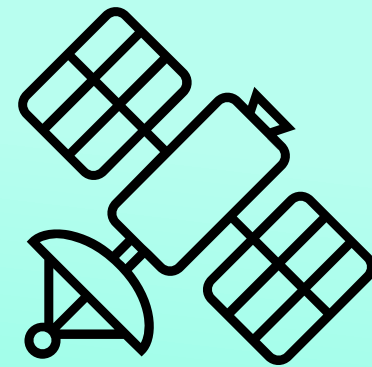
Objetivos

- ✓ Usar **imagens de alta resolução temporal e espacial** para previsão da variabilidade da maturidade do amendoim
- ✓ Identificar **potenciais índices de vegetação** para prever a variabilidade da maturidade em campos de produção
- ✓ Propor **nova metodologia** para **prever a maturidade do amendoim** usando índices de vegetação



2019 – Predição da maturidade do amendoim – BR

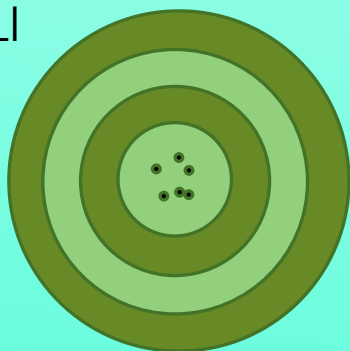
- ✓ Lusitania e Taiuva (SP)
- ✓ Cultivar IAC OL3
- ✓ PlanetScope CubeSat platform – RGB e NIR
 - ✓ NDVI
 - ✓ NLI
 - ✓ GNDVI
 - ✓ MNDI
 - ✓ SAVI



2019 – BR

IVs com forte correlação negativa com a maturidade do amendoim:

✓ NLI



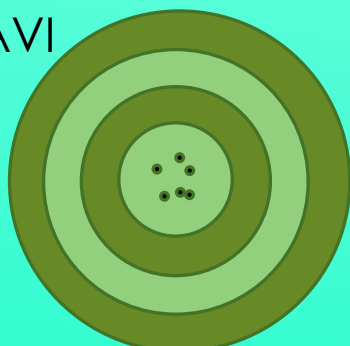
Lusitania

R^2 : 83%
RMSE: 8,5%

Taiuva

R^2 : 70%
RMSE: 12,3%

✓ SAVI

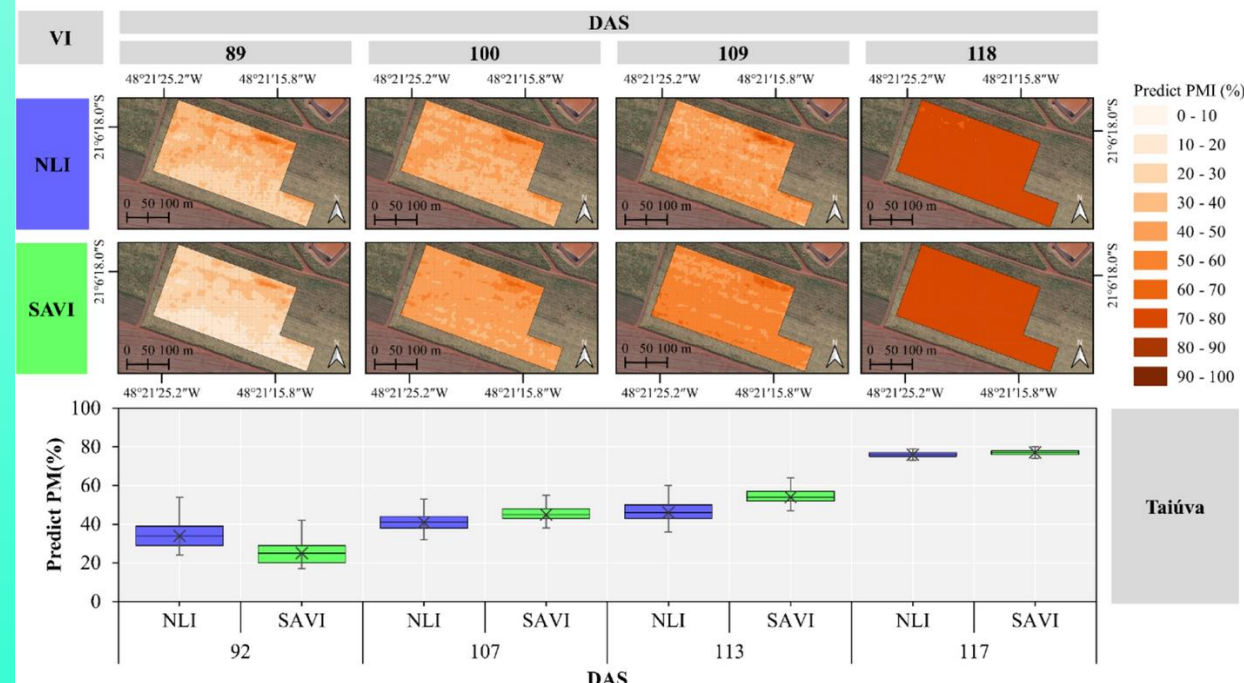
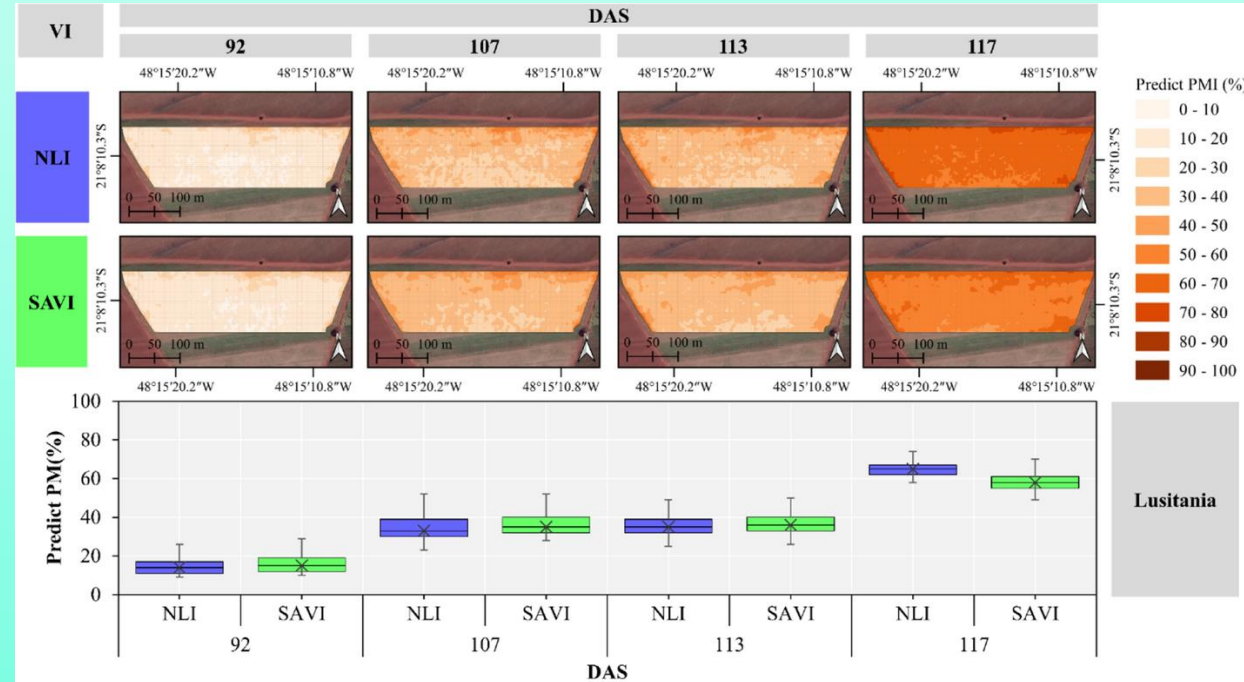


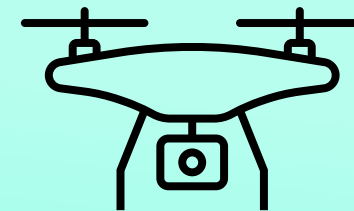
Lusitania

R^2 : 82%
RMSE: 9,2%

Taiuva

R^2 : 73%
RMSE: 10,9%

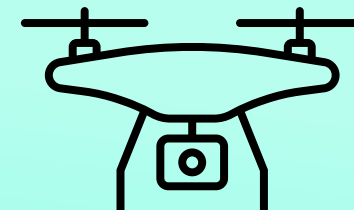




Objetivos

- ✓ Comparar e validar a **regressão linear e múltipla** com **modelos de Redes Neurais Artificiais** para **estimar a maturidade do amendoim** em condições irrigadas e não irrigadas.

2019 – Predição da maturidade do amendoim – US



✓ Douglas County e Coffe County (GA - US)

✓ Cultivar Georgia-06G

✓ Drone com camera Parrot Sequoia

✓ NDVI

✓ GNDVI

✓ NLI

✓ MNLI

✓ NDRE

✓ SR

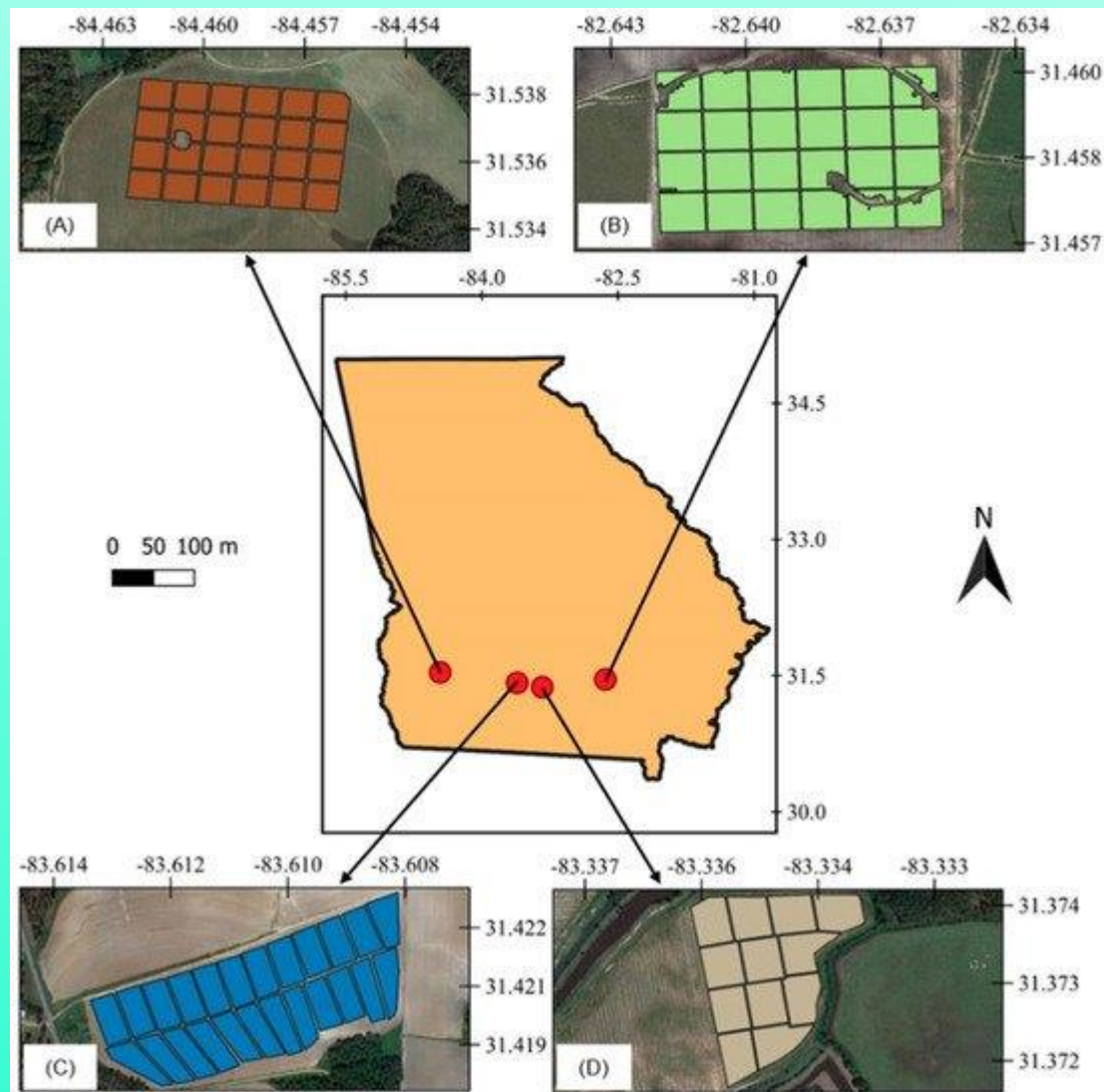
✓ SR_{RE}

✓ $MNLI_{RE}$

✓ CI_{RE}

✓ MSR_{RE}

✓ NLI_{RE}



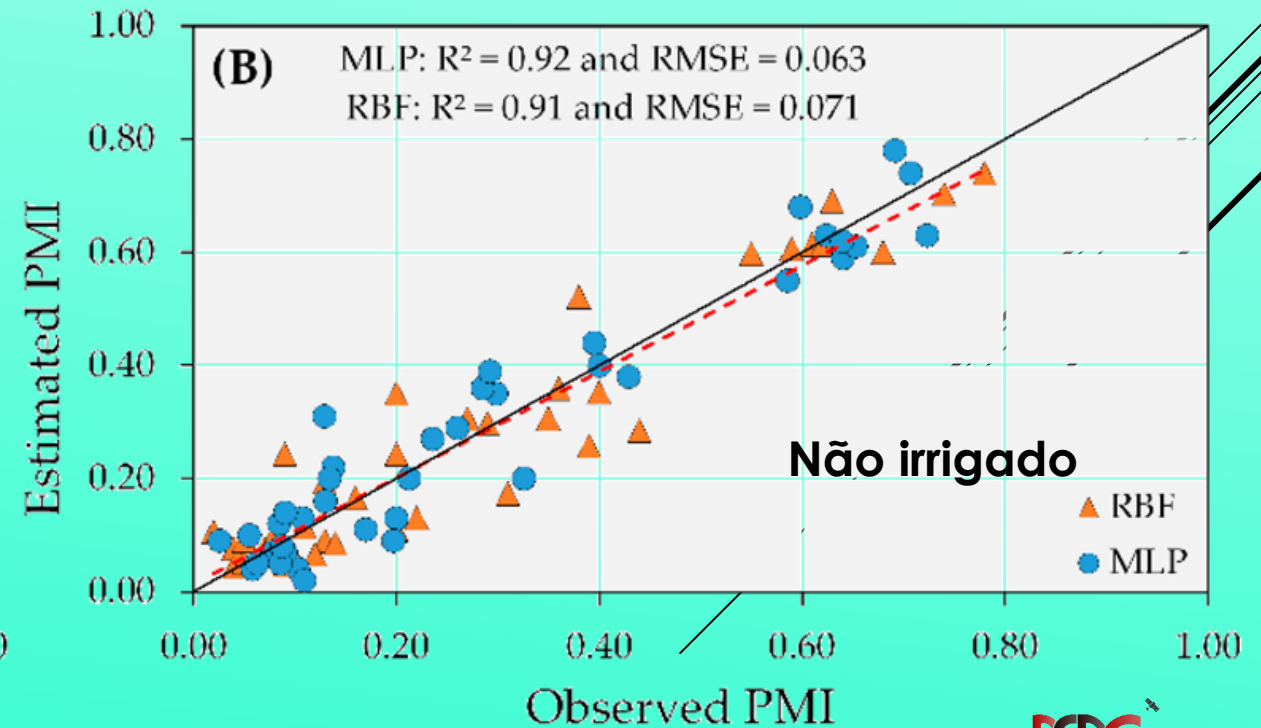
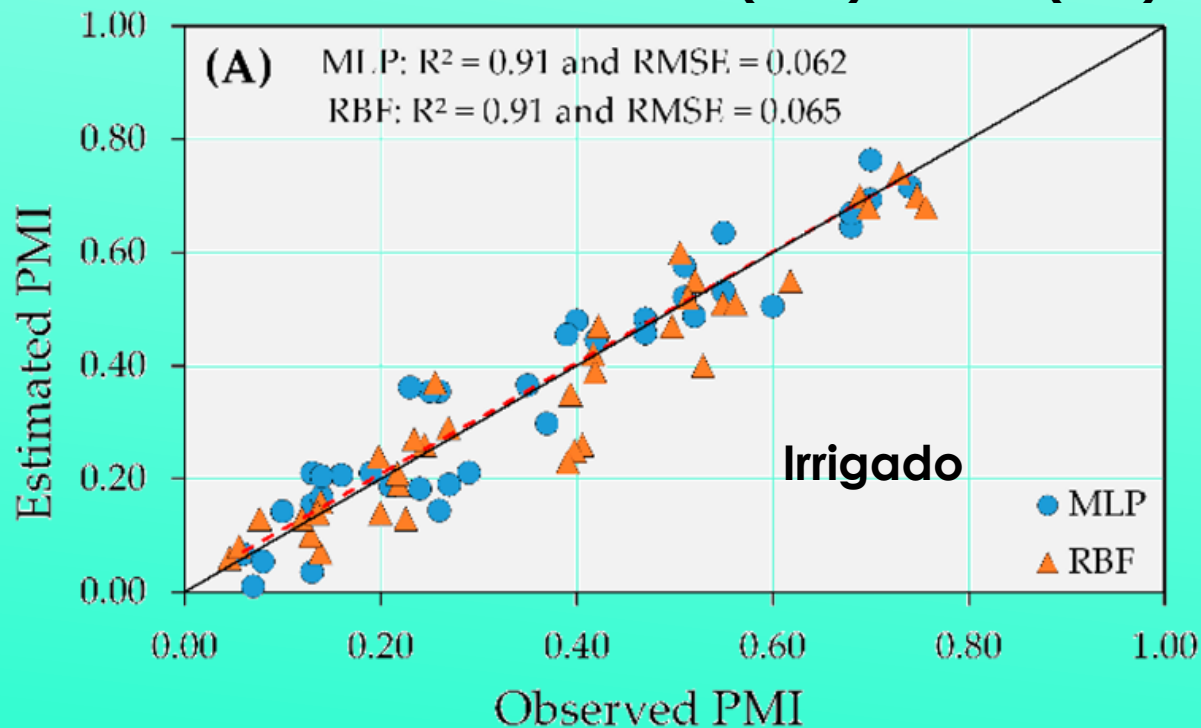
2019 – US

Em áreas irrigadas, os modelos RNA que incluíram **VIs e aGDD**:

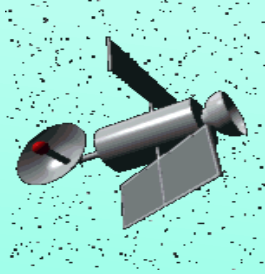
- ✓ **$R^2 = 91\%$ (MLP) e 91% (RBF)**
- ✓ **RMSE = 6,2% (MLP) e 6,5% (RBF)**

Em não áreas irrigadas, os modelos RNA que incluíram **VIs e aGDD**:

- ✓ **$R^2 = 92\%$ (MLP) e 91% (RBF)**
- ✓ **RMSE = 6,3% (MLP) e 7,1% (RBF)**



2020 – Dados de satélite e UAV para prever a maturidade do amendoim em redes neurais artificiais



✓ Objetivo

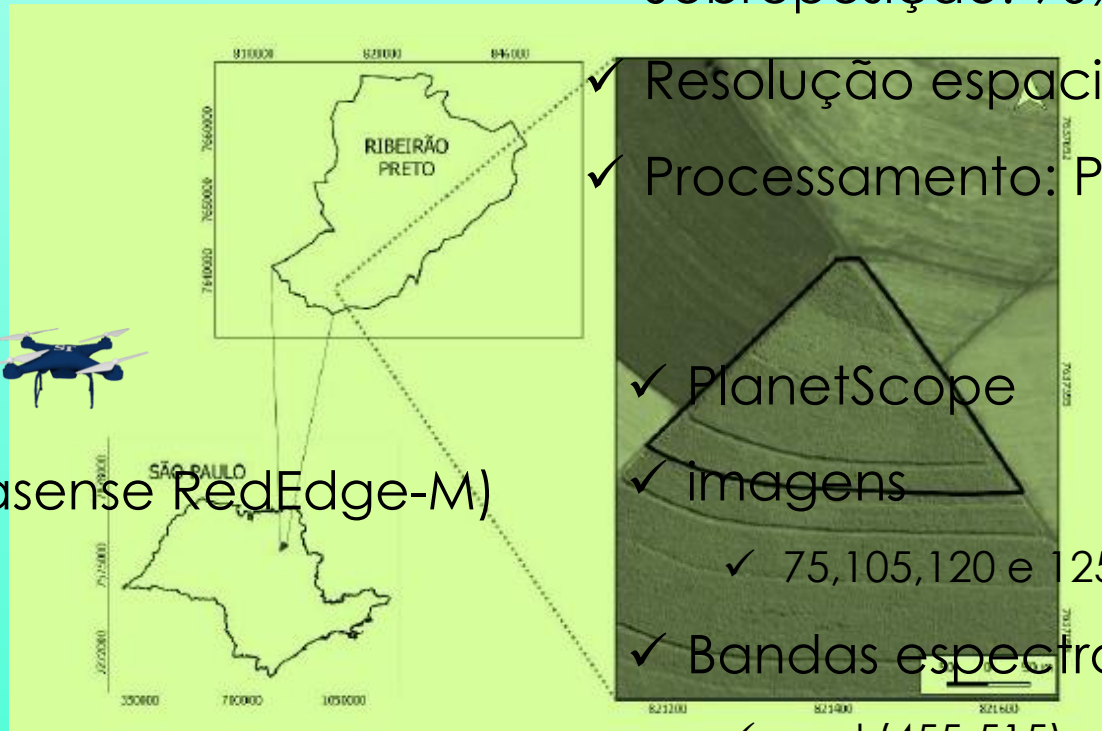
- ✓ Qual plataforma tem melhor qualidade para estudar parâmetros biofísicos da cultura do amendoim
- ✓ Desenvolver e validar uma metodologia de predição da maturidade para a cultura do amendoim
- ✓ Qual IV e quais plataformas de SR são melhores para predizer a maturidade do amendoim utilizando inteligência artificial.



- ✓ IAC OL3
- ✓ Semeadura: 02/11/19
- ✓ Colheita: 05/03/20
- ✓ 30 pontos amostrais
- ✓ Avaliações
 - ✓ 75, 105, 120 e 125 DAS

✓ Imagens

- ✓ 75, 105, 120 e 125 DAS
- ✓ DJI Matrice 100 (Micasense RedEdge-M)
- ✓ Bandas espectrais:
 - ✓ azul (465-485)
 - ✓ verde (550-570 nm)
 - ✓ vermelho (658-678 nm)
 - ✓ borda do vermelho (712-722 nm)
 - ✓ Infravermelho próximo (820-860 nm)



- ✓ Horários do voo: 10h – 12h
- ✓ Altura do voo: 80 m
- ✓ Sobreposição: 90%

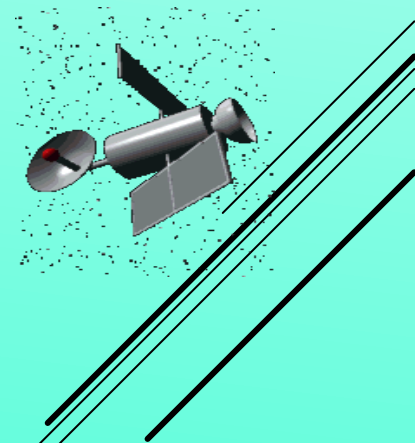
- ✓ Resolução espacial: 7,96 m
- ✓ Processamento: Pix4D

- ✓ PlanetScope
- ✓ imagens

- ✓ 75, 105, 120 e 125 DAS ± 2 dias

- ✓ Bandas espectrais:

- ✓ azul (455-515)
- ✓ verde (500-590 nm)
- ✓ vermelho (590-670 nm)
- ✓ Infravermelho próximo (780-860 nm)



✓ IVs

- ✓ NDVI
- ✓ GNDVI
- ✓ MNLI
- ✓ EVI
- ✓ NLI
- ✓ SAVI
- ✓ NDRE

✓ RNAs

- ✓ MLP
- ✓ RBF

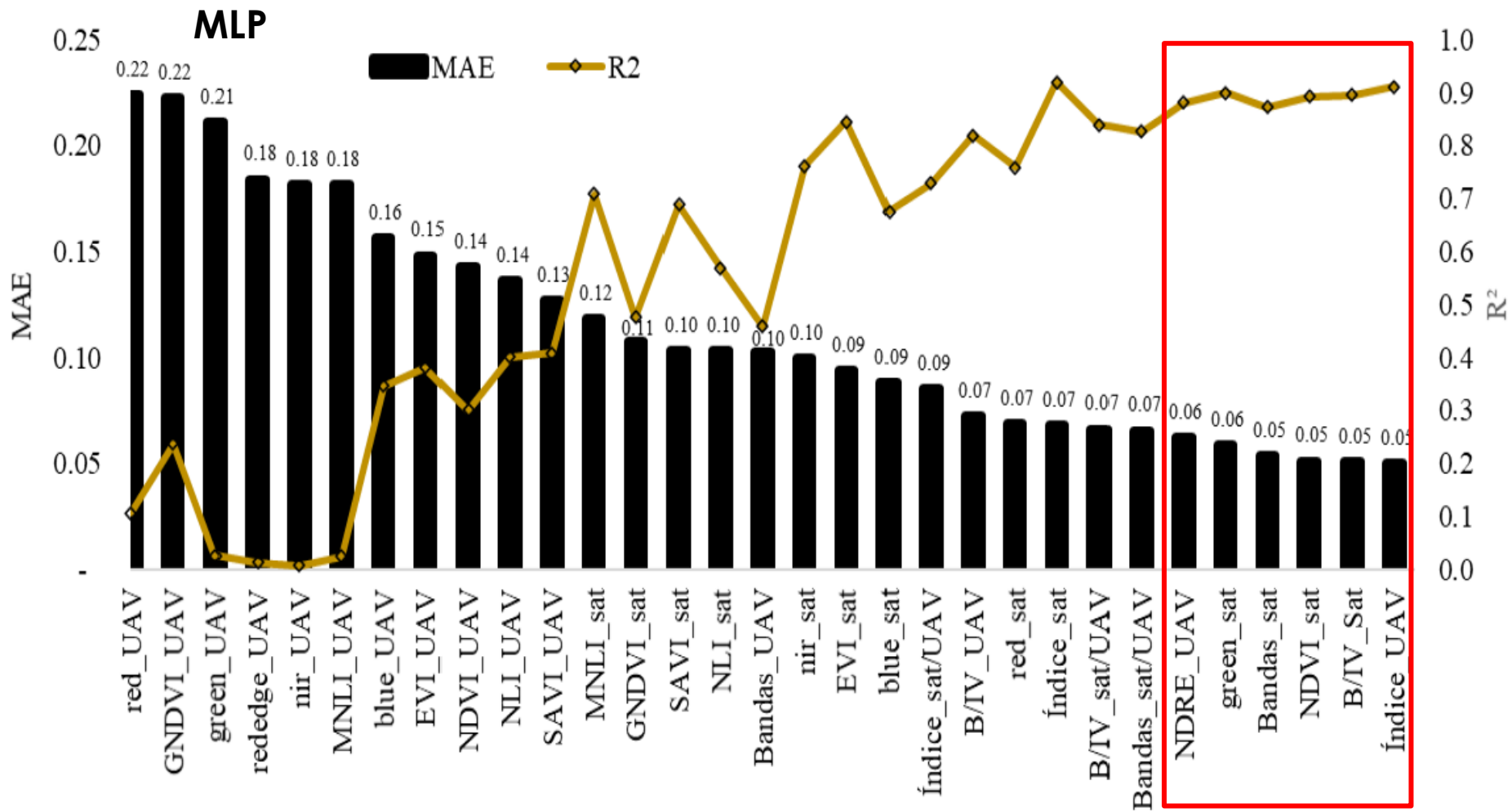
✓ Treinamento e validação

- ✓ 80% - 20%

✓ Teste de desempenho

- ✓ R^2
- ✓ MAE

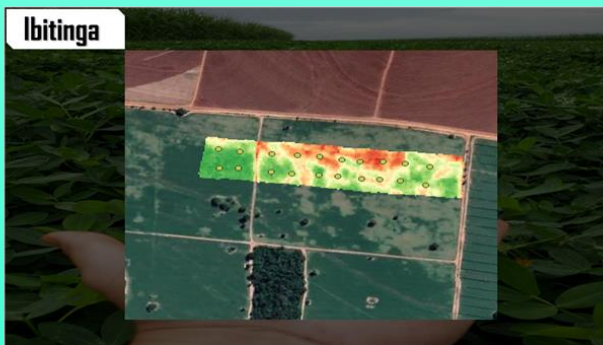
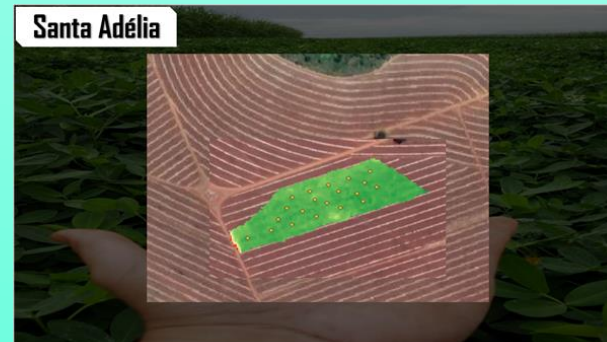
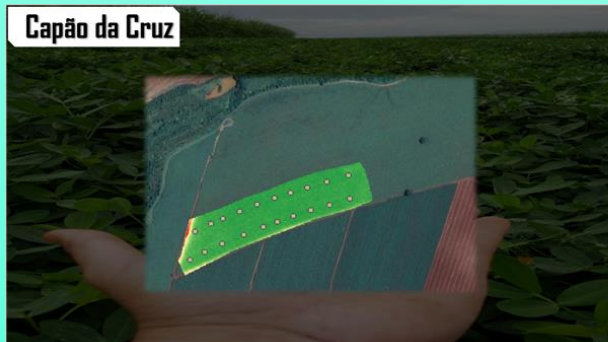
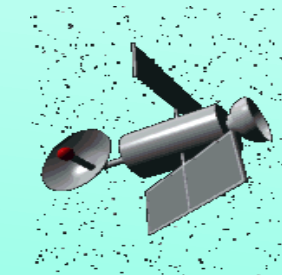




2021 – Monitoramento e estimativa de parâmetros biofísicos da cultura do amendoim

✓ Objetivo

- ✓ Estimar a produtividade do amendoim a partir de dados de sensoriamento remoto orbital em áreas com diferentes tipos de solo

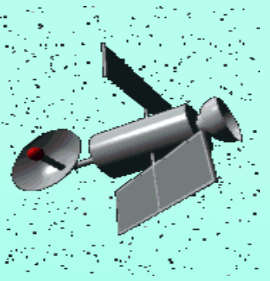


Solos arenosos (Ibitinga, Santa Gertrudes e Granja)

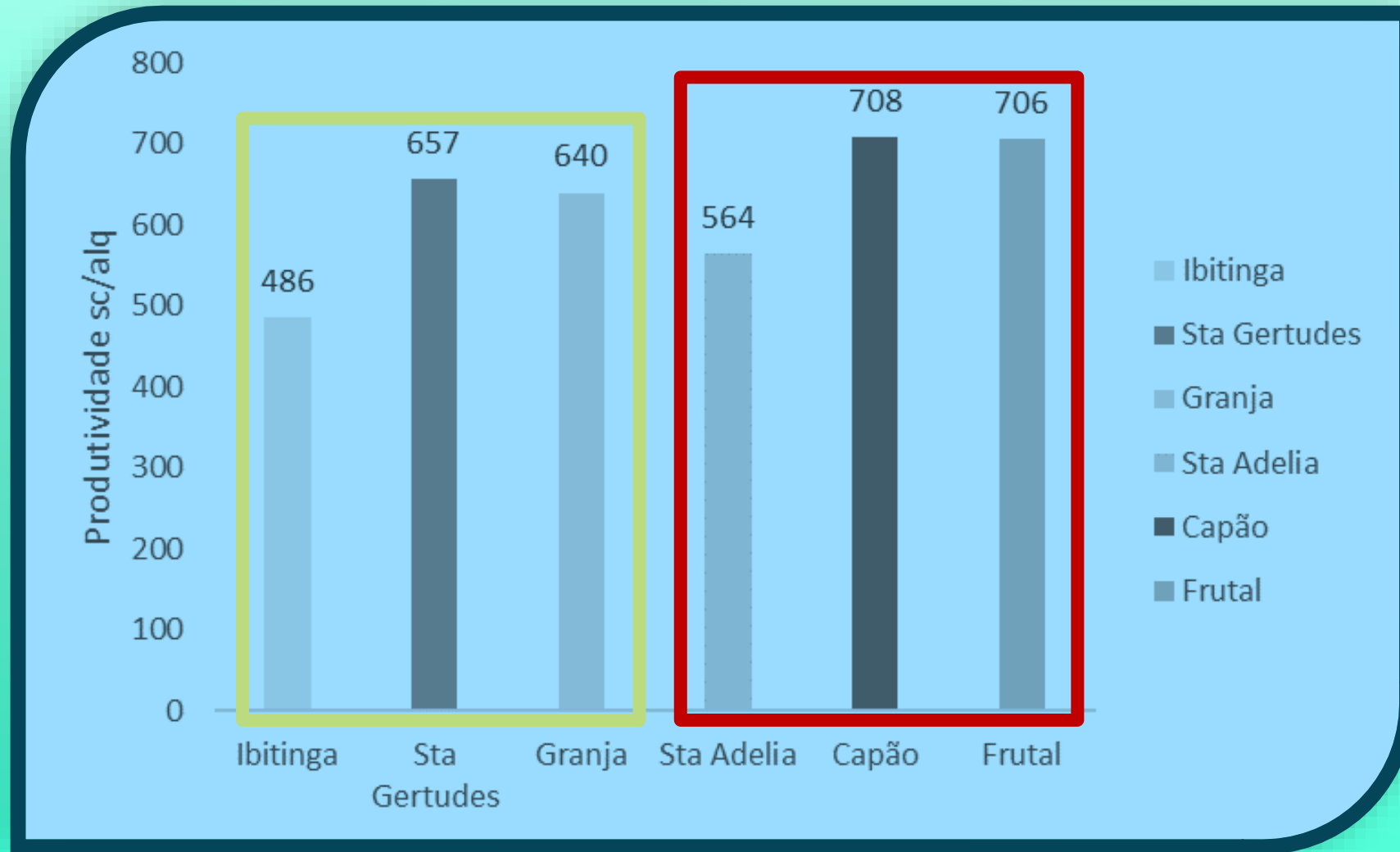
Solos argilosos (Santa Adélia, Capão e Frutal)

- ✓ IAC OL3
- ✓ 30 pontos amostrais
- ✓ Avaliações
 - ✓ 90, 97, 104, 111 e 118 DAS
- ✓ PlanetScope
- ✓ imagens
 - ✓ 90, 97, 104, 111 e 118 DAS \pm 2 dias
- ✓ Bandas espectrais:
 - ✓ azul (455-515)
 - ✓ verde (500-590 nm)
 - ✓ vermelho (590-670 nm)
 - ✓ Infravermelho próximo (780-860 nm)

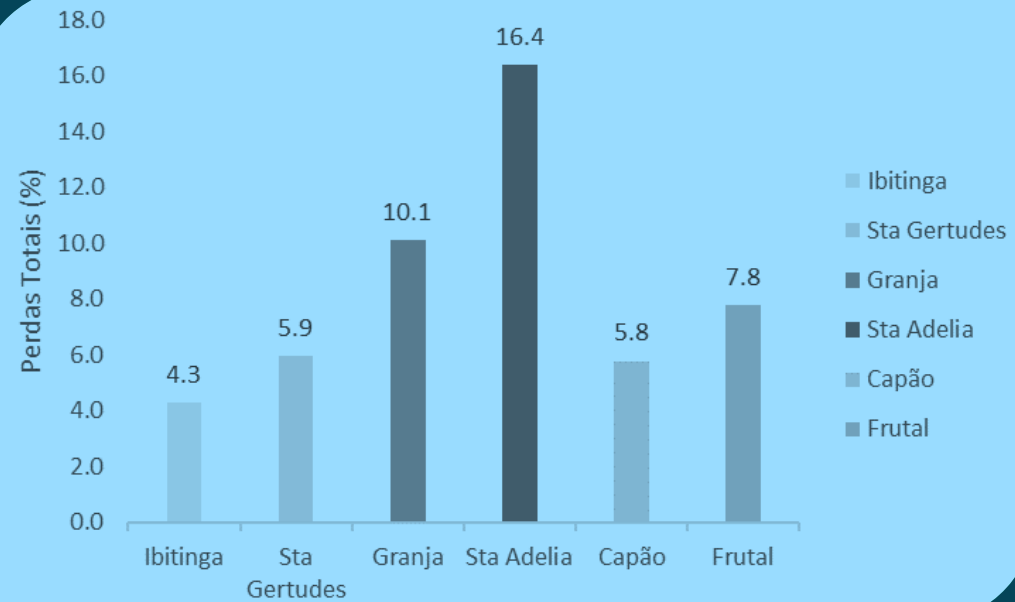
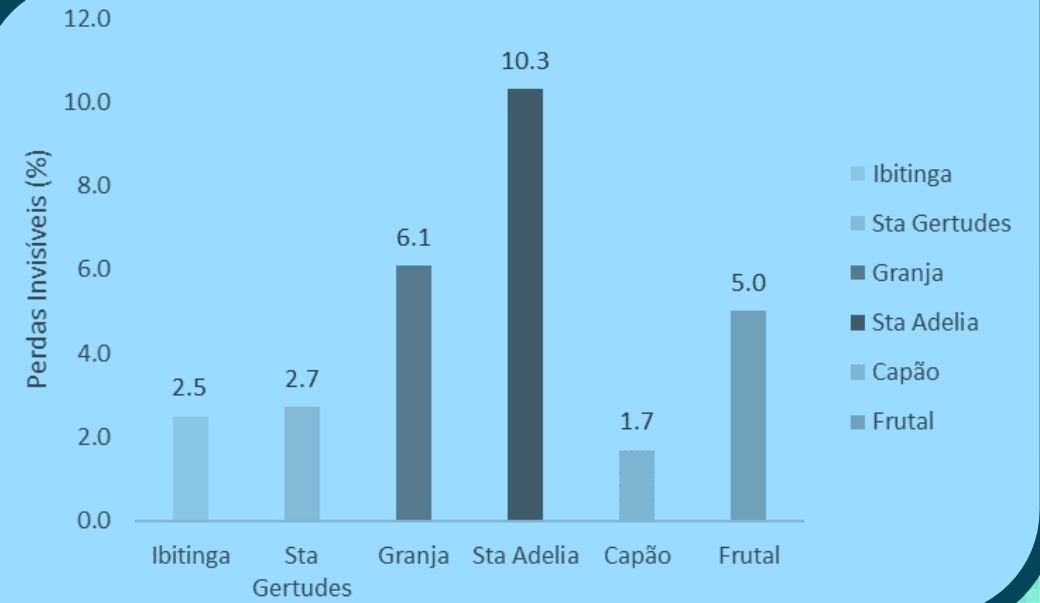
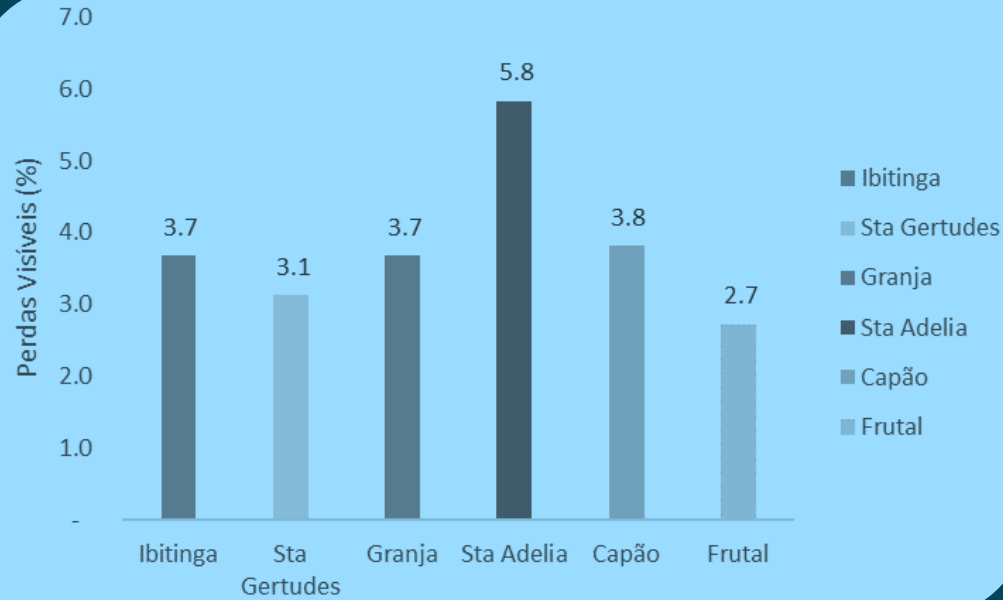
- ✓ IVs
 - ✓ NDVI
 - ✓ GNDVI
 - ✓ MNDI
 - ✓ EVI
 - ✓ NLI
 - ✓ SAVI
 - ✓ NDRE
- ✓ RNAs
 - ✓ MLP
 - ✓ RBF
- ✓ Treinamento e validação
 - ✓ 80% - 20%
- ✓ Teste de desempenho
 - ✓ R^2
 - ✓ MAE



Produtividade

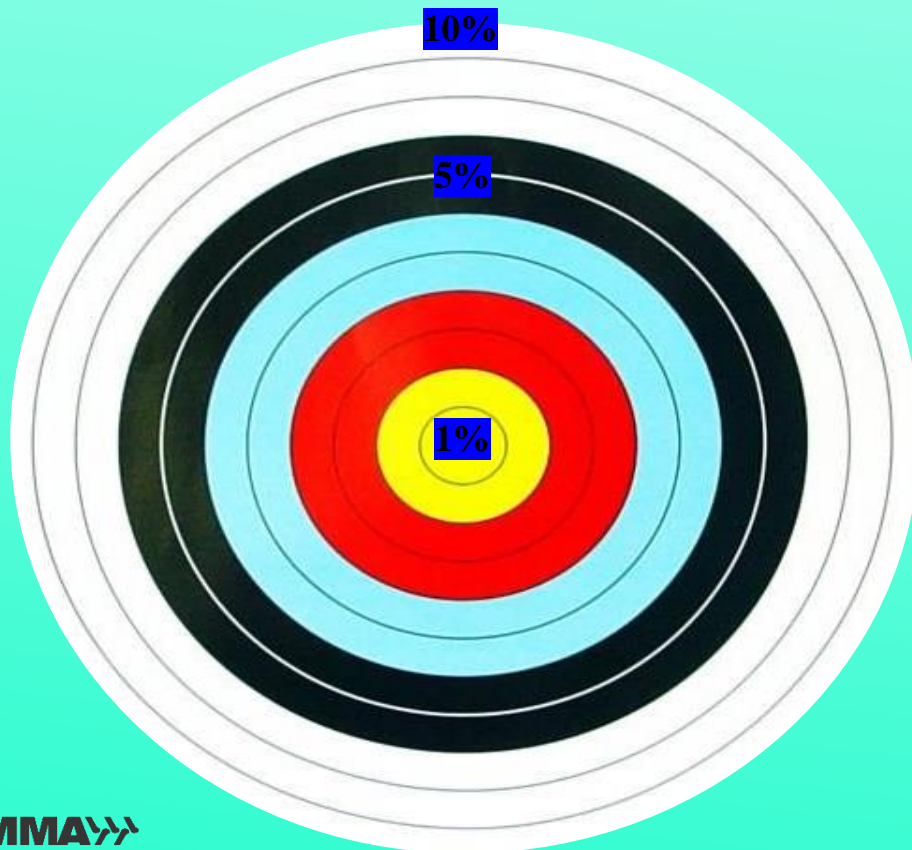


Perdas



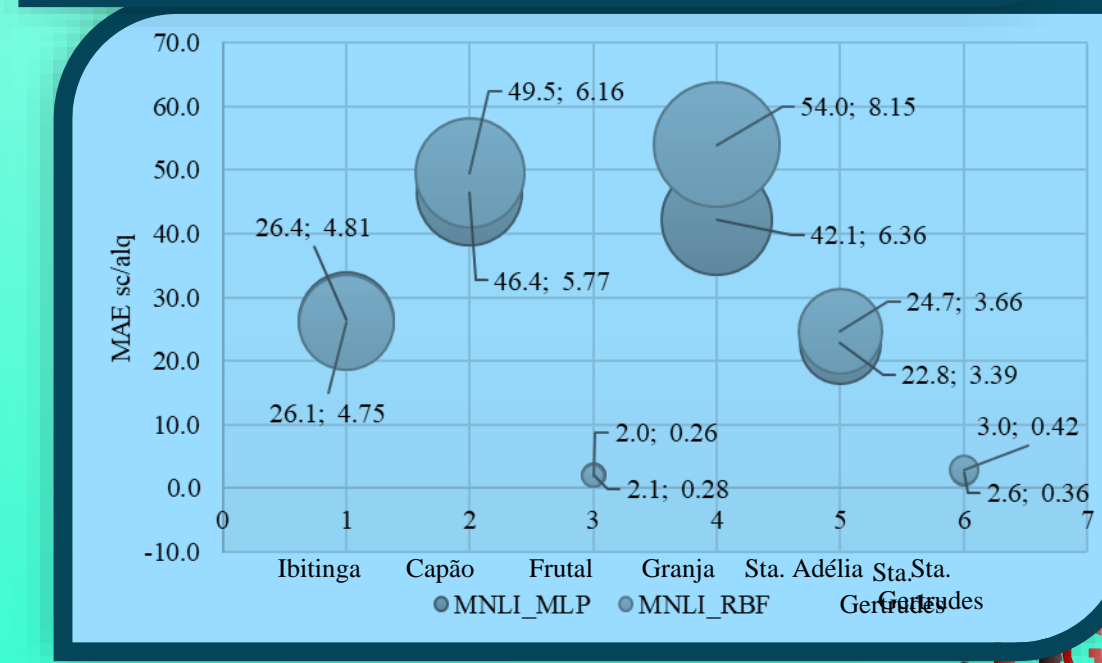
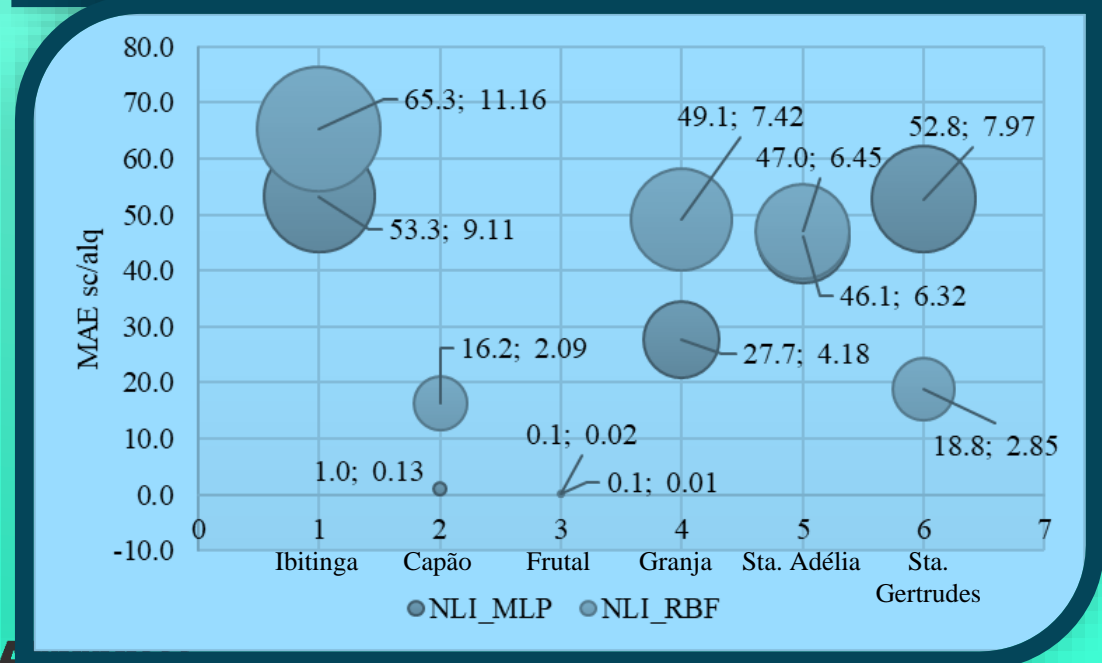
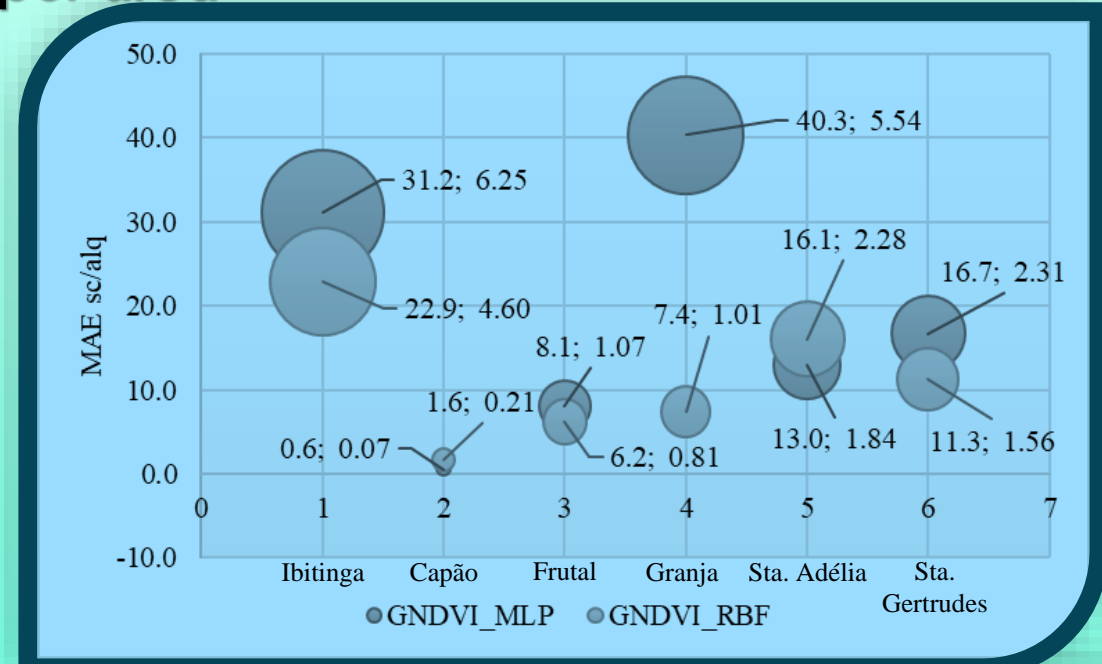
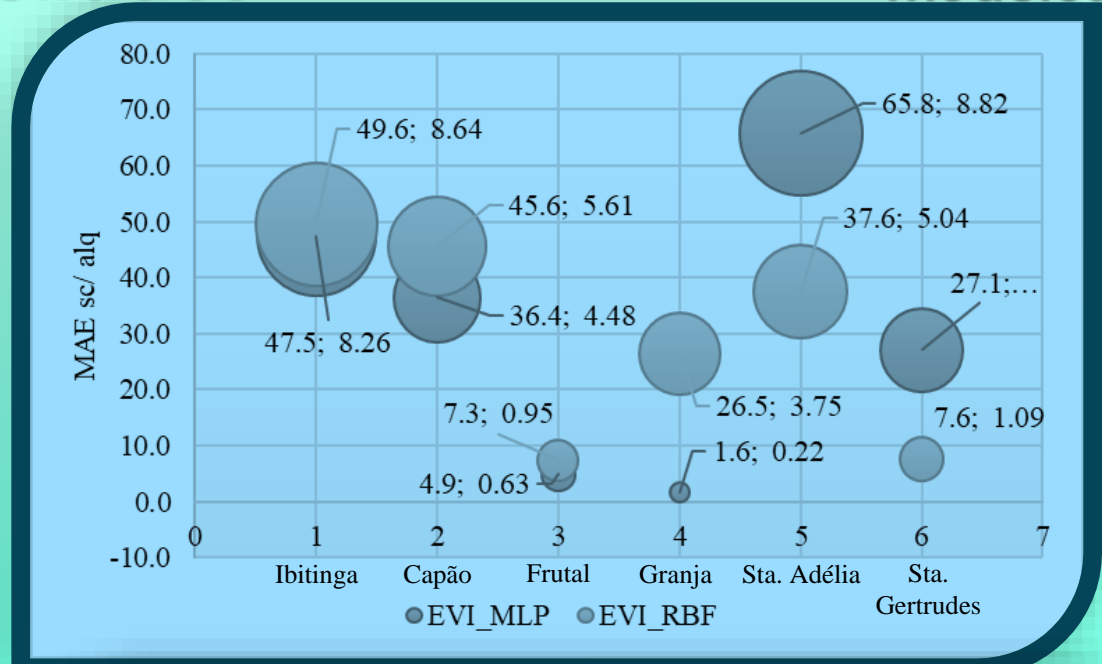
Acurácia:

- Até 1% → Modelos excelentes
- Entre 1% e 5% → Bom potencial de estimativa
- Acima de 10% → Modelos inadequados



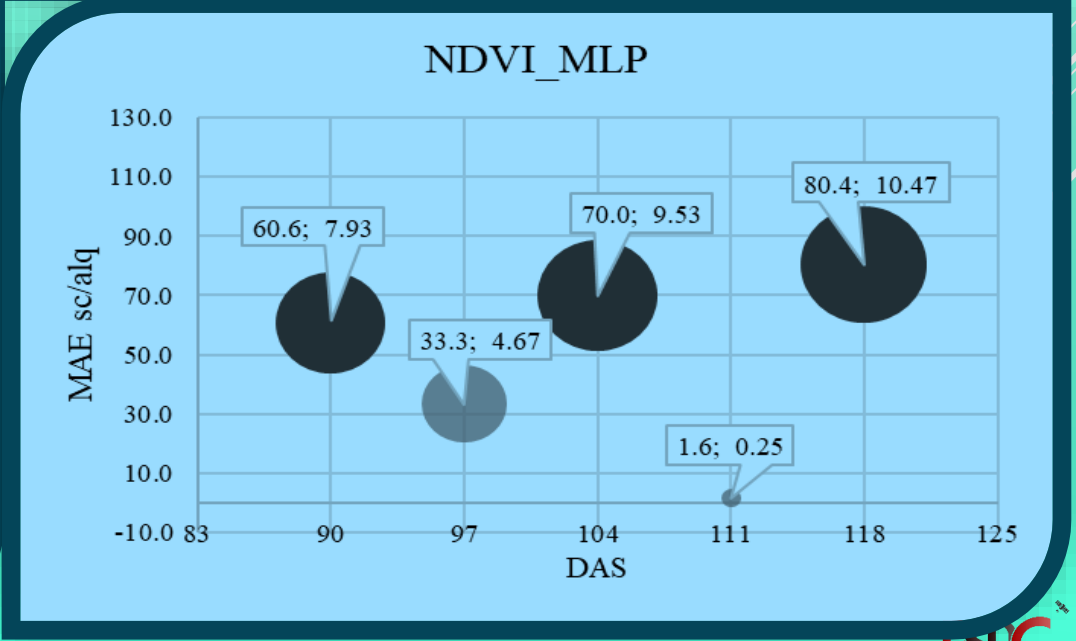
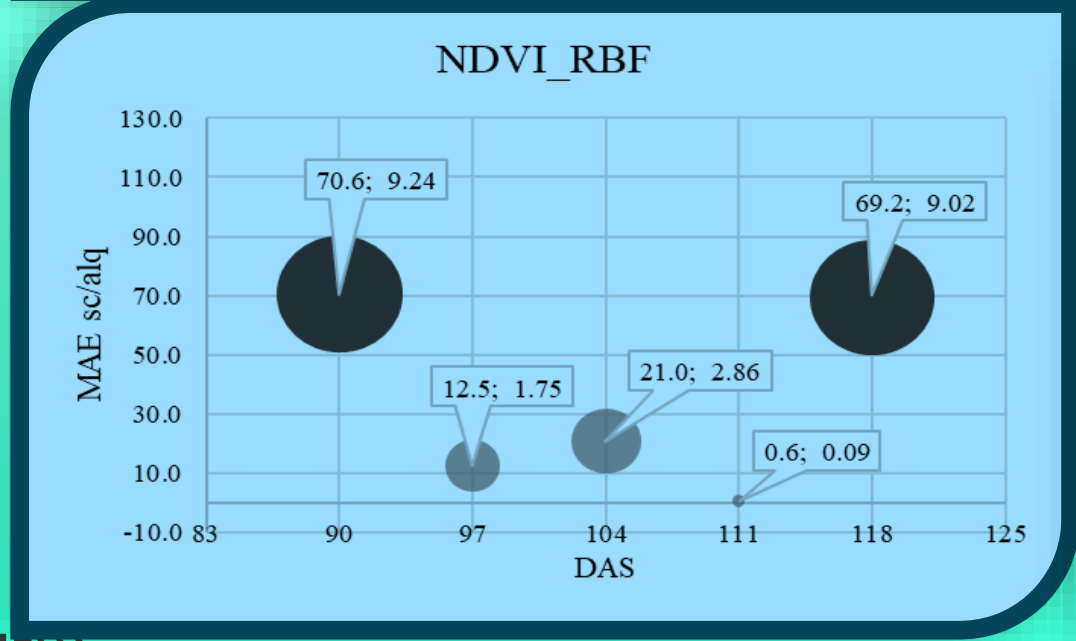
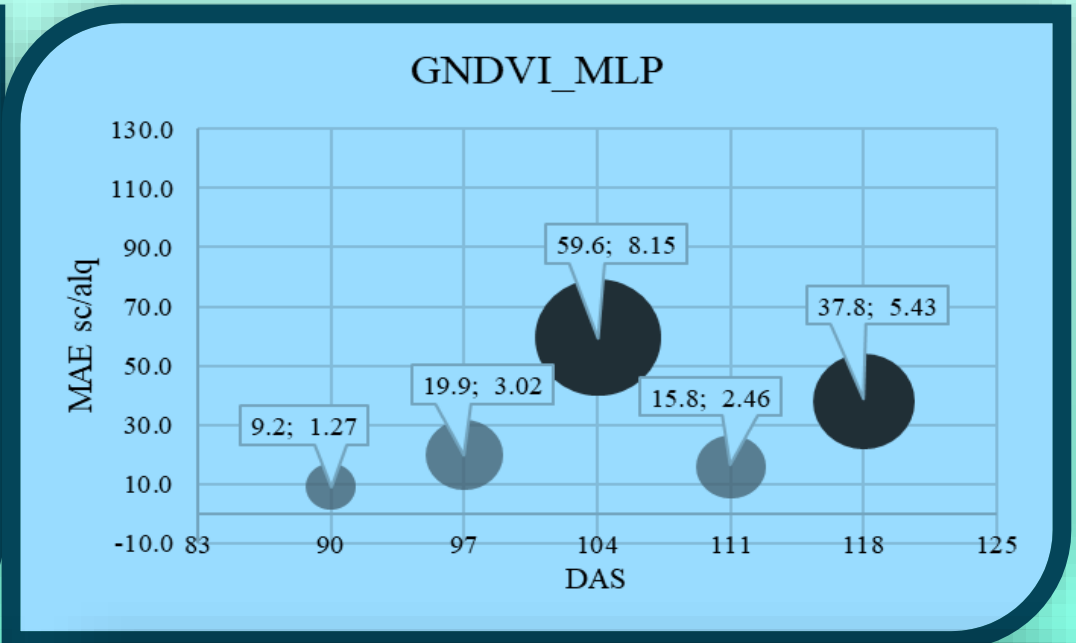
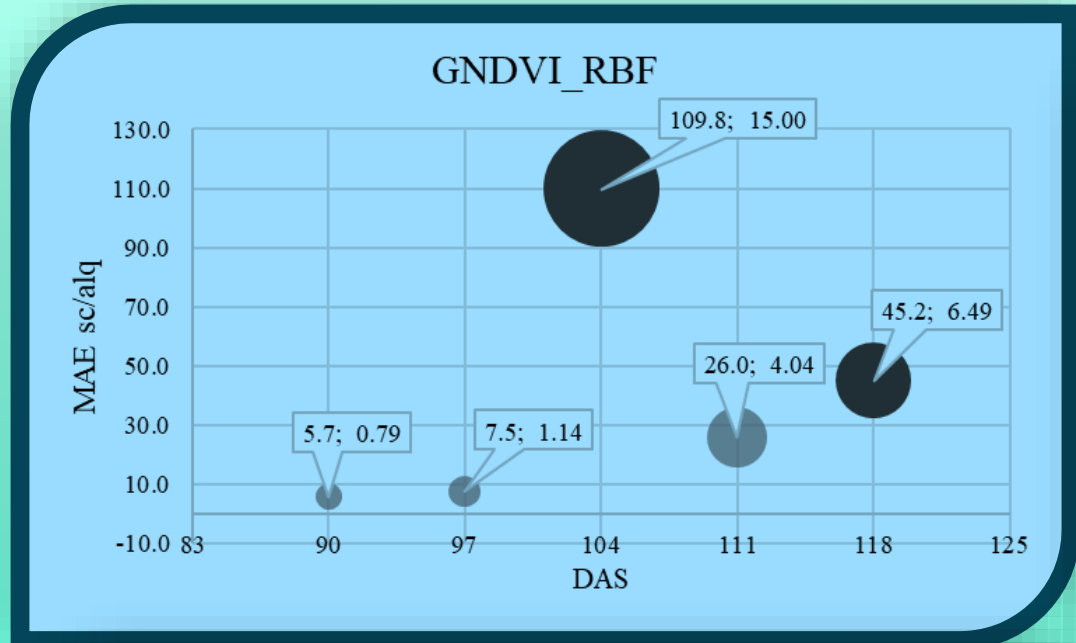
Resultados

Modelos por área



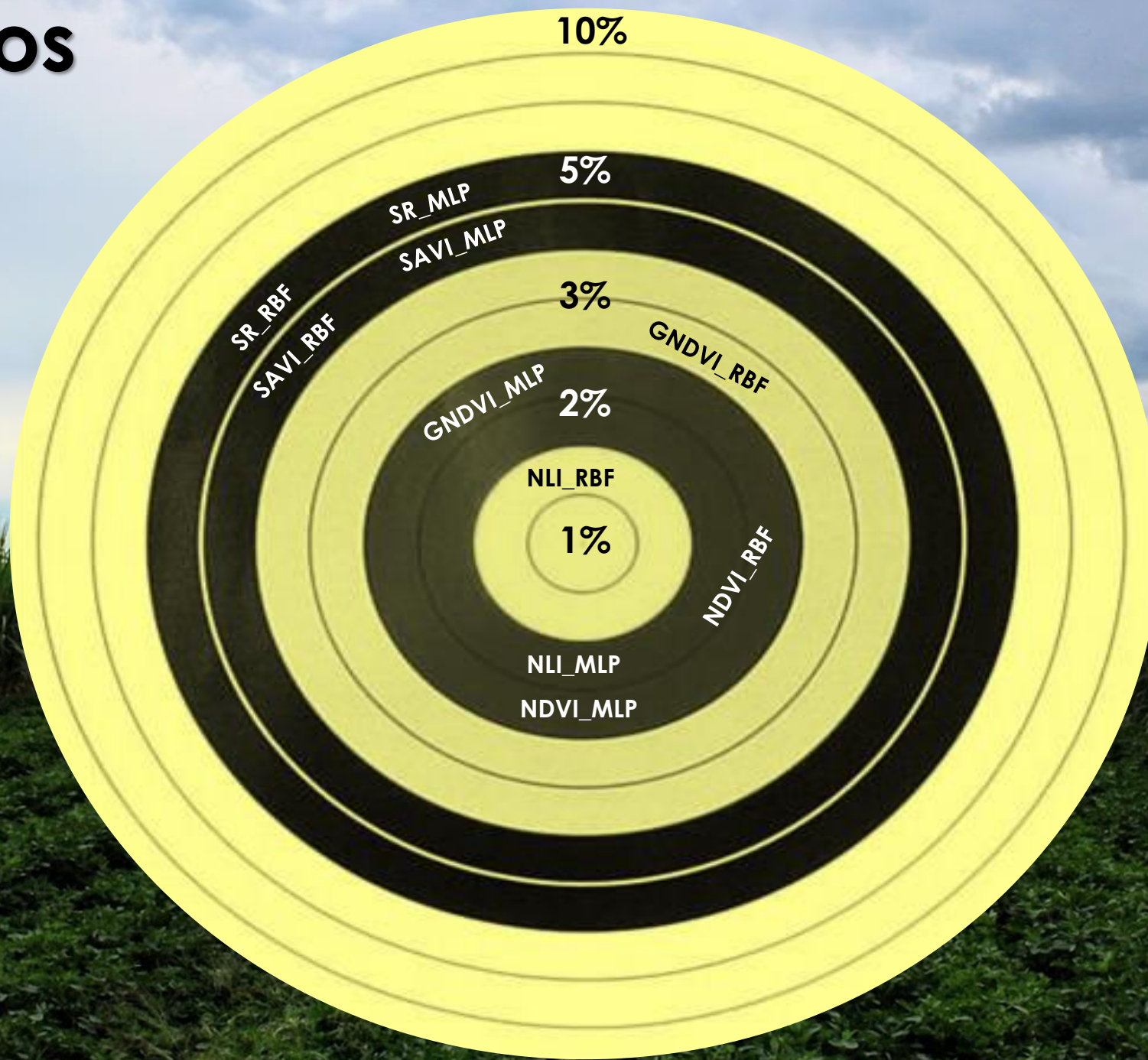
Resultados

Modelos por área



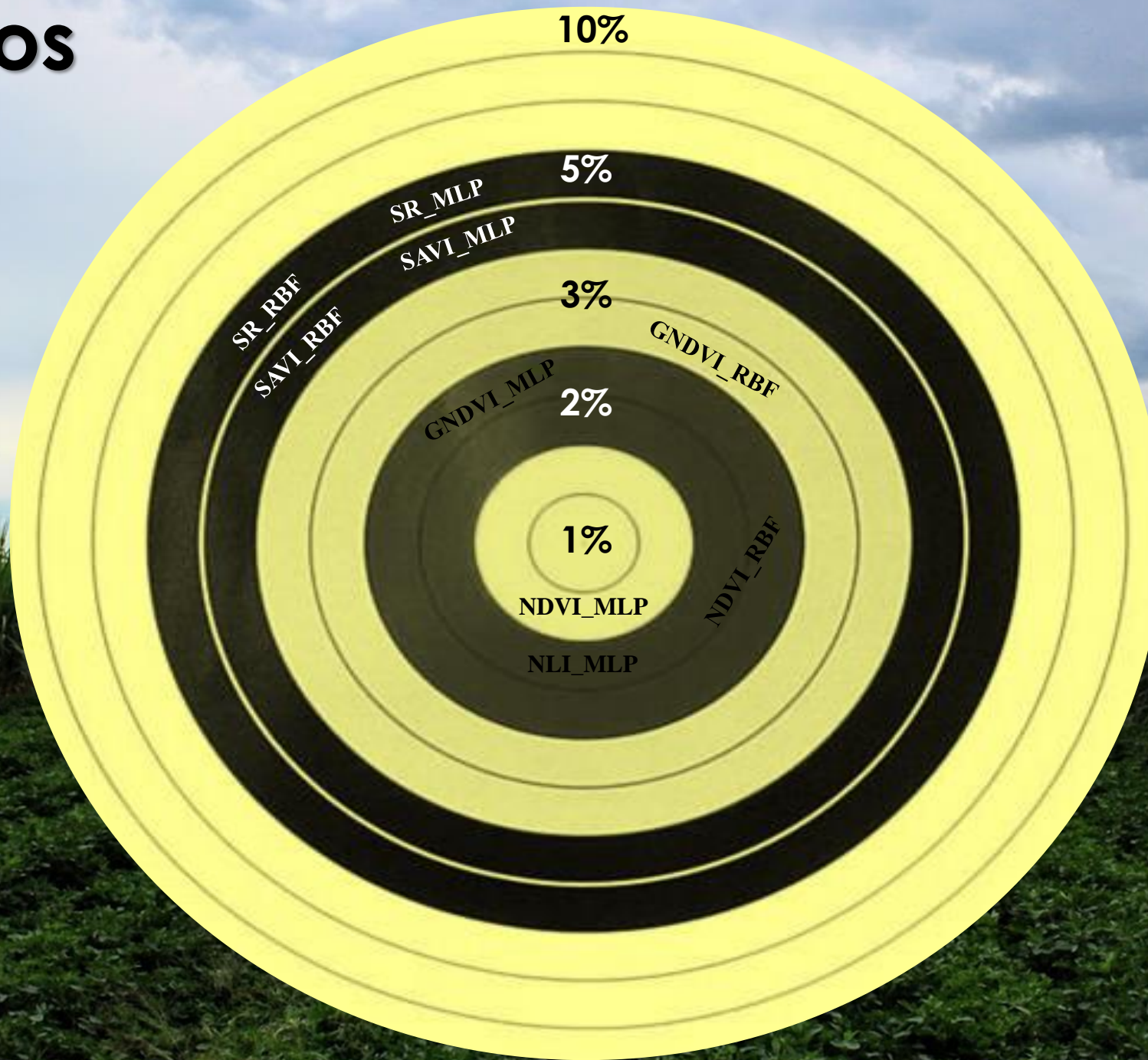
Resultados

97 DAS



Resultados

111 DAS



Perspectiva

Agregar valor aos produtos agrícolas



Mapa para colheita

Melhor gerenciamento

ESTIMATIVA DA PRODUTIVIDADE DE AMENDOIM

por meio de técnicas de sensoriamento remoto e
inteligência artificial

OBJETIVOS



Estimar a produtividade do amendoim



Dados de sensoriamento remoto orbital



Áreas comerciais de produção

Objetivo adicional

Validação dos modelos de previsão de produtividade obtidos na safra 2020/2021 a partir de índices de vegetação

Metodologia



8 áreas

2 tipos de solo



Duas variedades:
OL23 e IAC 503



Semeadura

precoce e tardia

Município	Cultivar	Solo	Semeadura
Taquaritinga	OL3	Arenoso	Precoce
Santa Ernestina	OL3	Arenoso	Tardia
Taiuva	OL3	Argiloso	Precoce
Jaboticabal	IAC 503	Argiloso	Tardia
Guariba	IAC 503	Argiloso	Precoce
Jaboticabal	OL3	Argiloso	Tardia
Ibitinga	IAC 503	Arenoso	Tardia
Ibitinga	IAC 503	Arenoso	Precoce

- ✓ 30 pontos amostrais (0,5 ha) para avaliação da produtividade
- ✓ Amostras coletadas após os 90 DAS (OL3) e após os 120 DAS (IAC 503)
 - ✓ intervalos de aproximadamente 10 dias, até um dia antes da colheita

Metodologia

✓ Sensoriamento Remoto

- ✓ PlanetScope
- ✓ imagens coincidiram com a data de coleta das amostras no campo ± 2 dias

✓ Redes Neurais Artificiais

- ✓ Multilayer Perceptron (MLP) e Radial Basis Function (RBF)

IV *	Equação	Referência
NDVI	$\frac{NIR - Red}{NIR + Red}$	Rouse et al. (1974)
GNDVI	$\frac{NIR - Green}{NIR + Green}$	Gitelson e Merzlyak (1996)
MNLI	$\frac{(NIR2 - Red)(1 + L)}{(NIR2 + Red + L)}$	Gong et al. (2003)
EVI	$\frac{G(NIR - Red)}{(L + NIR + C1Red - 2Blue)}$	Justice et al. (1998)
NLI	$\frac{NIR^2 - Red}{NIR^2 + Red}$	Goel and Qin, (1994)
SR	$\frac{NIR}{Red}$	Jordan (1969)
SAVI	$\frac{(1 + L)(NIR - Red)}{(L + NIR + Red)}$	Huete (1988)

Metodologia

- ✓ Treinamento e teste dos modelos
 - ✓ 80% para o treinamento e 20% para teste
 - ✓ Treinamento: RNA's foram treinadas 5000 vezes, com a rede selecionando os 10 melhores modelos
 - ✓ 5 MLP e 5 RBF
 - ✓ Pacote Neural Networks do software Statistica

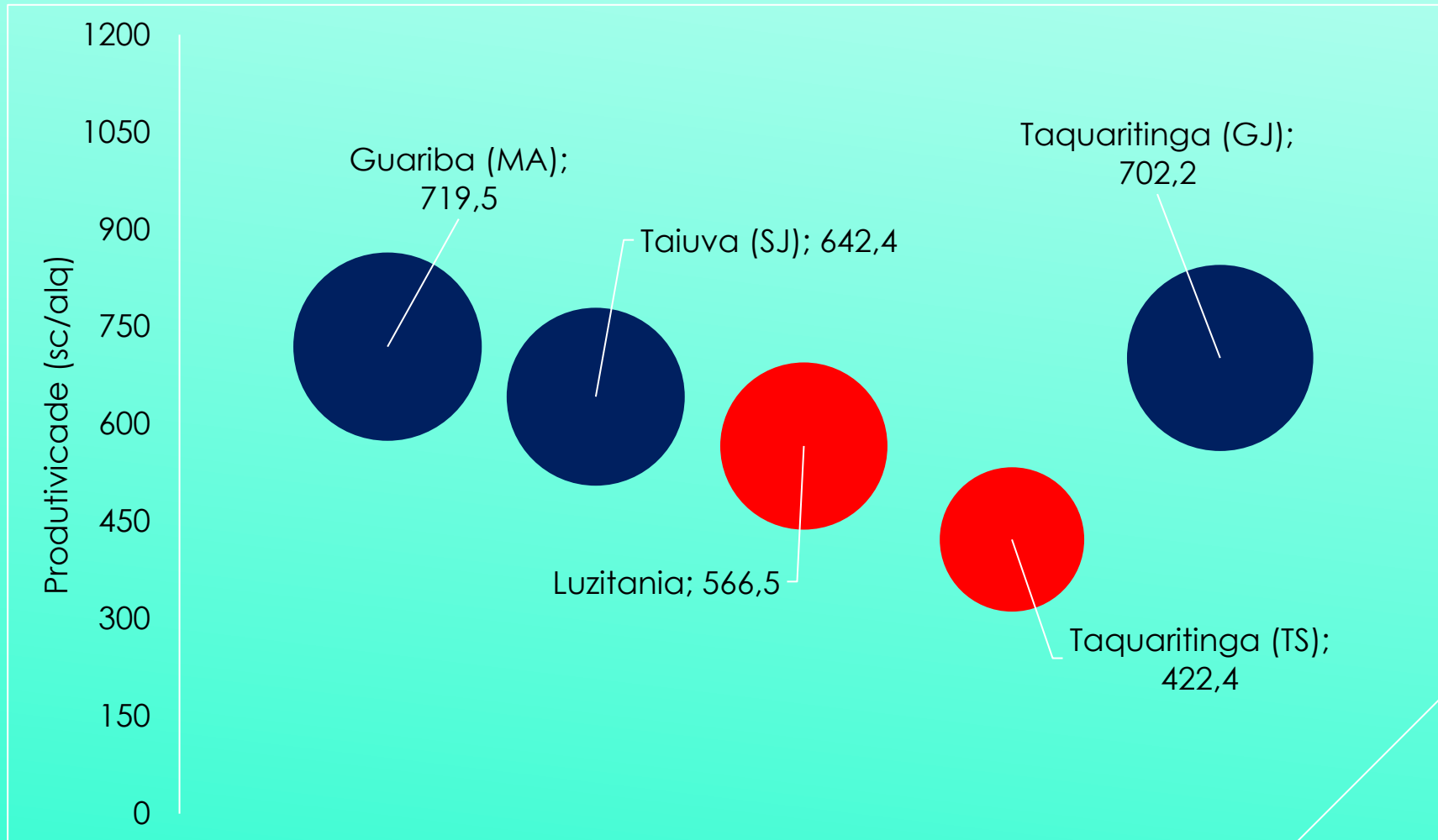
- ✓ Eficiência avaliada pelo MAE
 - ✓ Acurácia

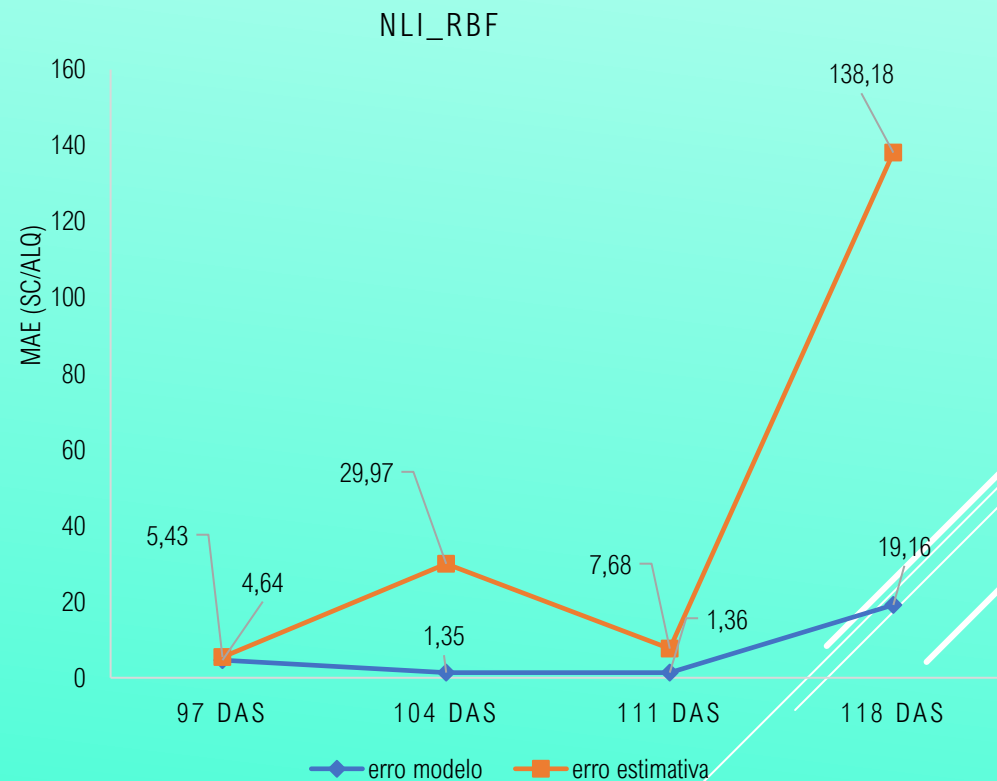
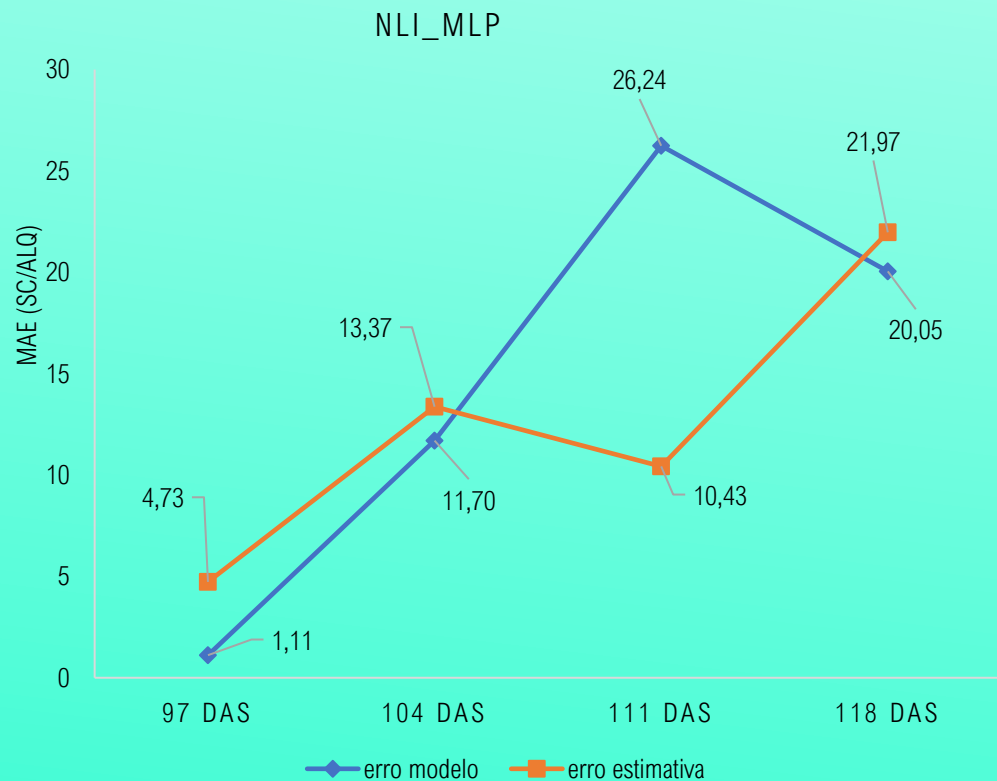
$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Metodologia

- ✓ Validação dos modelos da safra 2020-2021
 - ✓ Extraídos os valores dos IVs para cada área da safra 2021-2022
 - ✓ aplicados aos modelos anteriormente desenvolvidos (safra 2020-2021)
 - ✓ Predição da produtividade para as cinco áreas em estudo

RESULTADOS

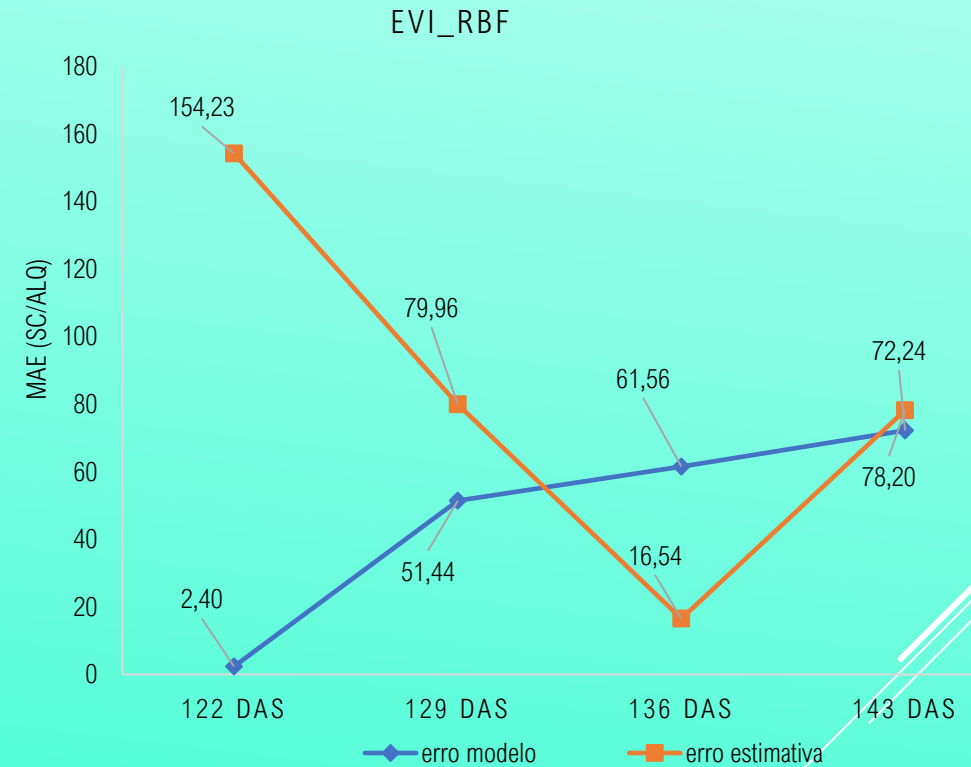
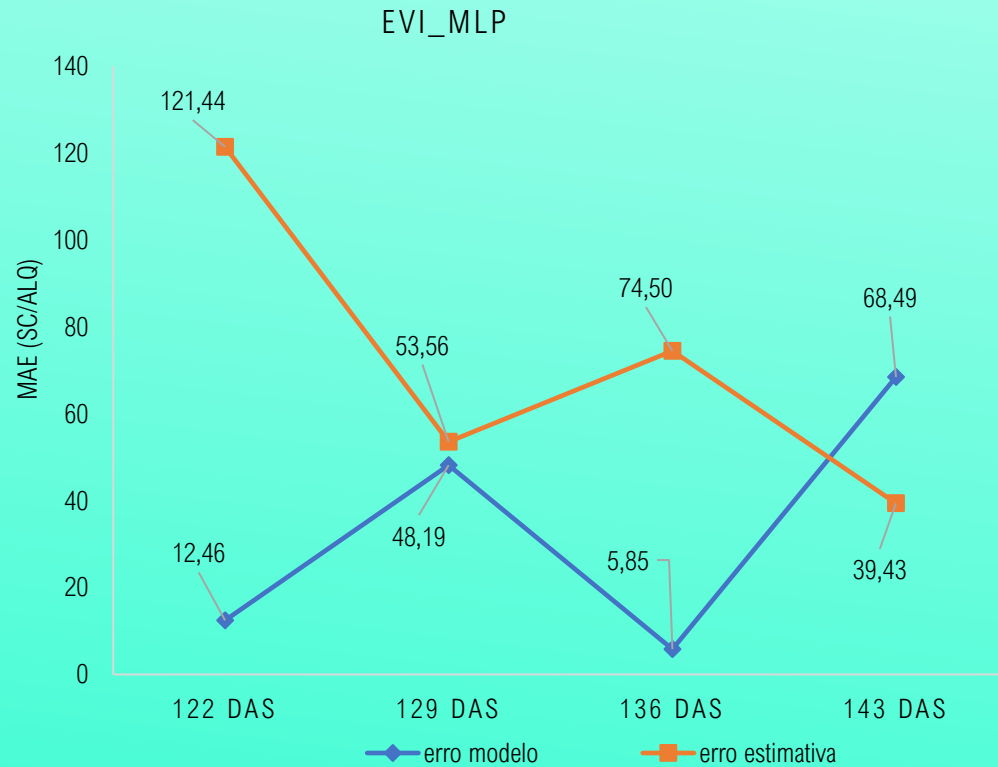




Erro do modelo x Erro da estimativa

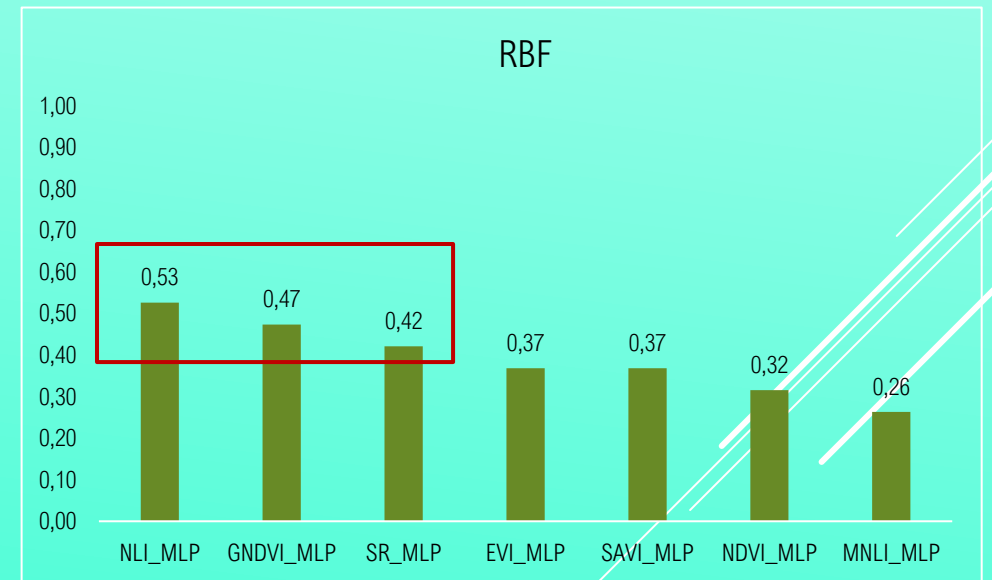
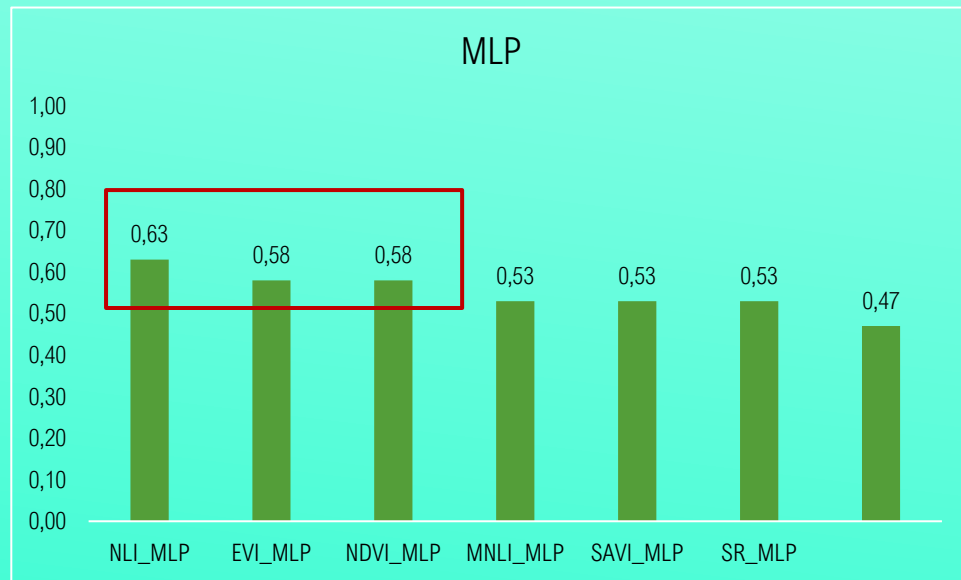
Guariba

IAC 503 | Precoce | Argiloso

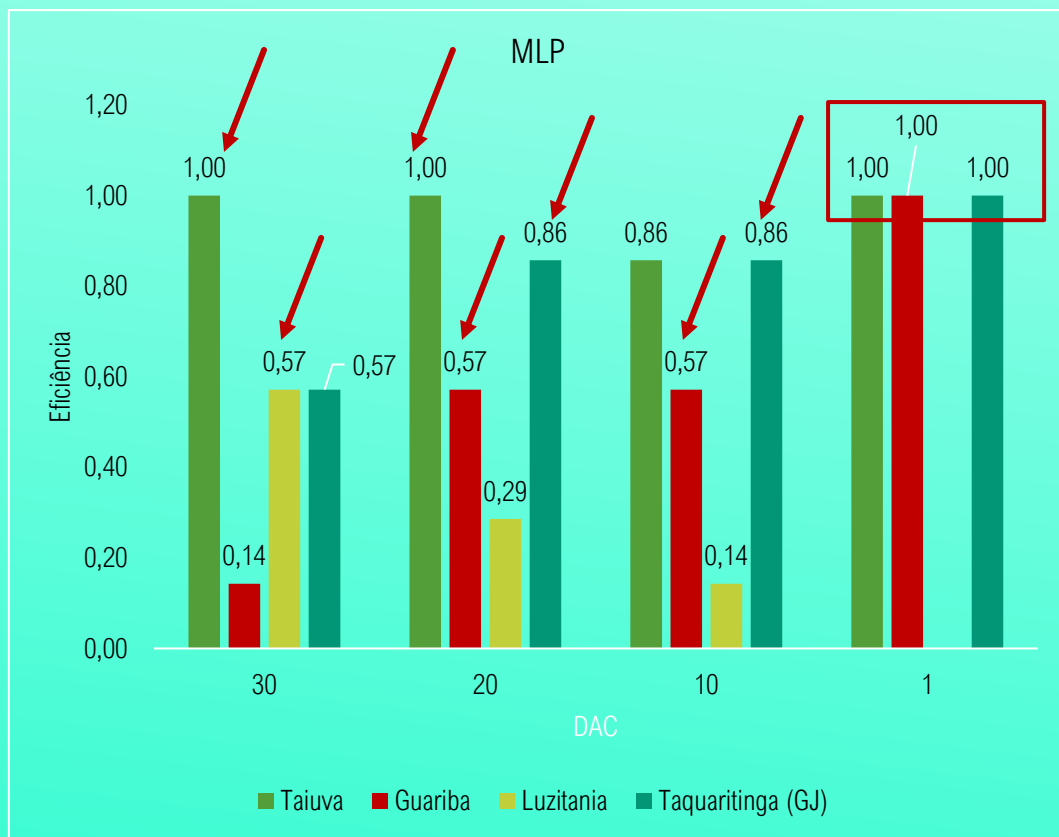


Erro do modelo x Erro da estimativa

EFICIÊNCIA DOS IVS NA ESTIMATIVA DA PRODUTIVIDADE NAS 19 AVALIAÇÕES



MELHOR MOMENTO PARA ESTIMATIVA DA PRODUTIVIDADE CONSIDERANDO OS 7 IVS



Taiuva | OL3 | Precoce | Argiloso

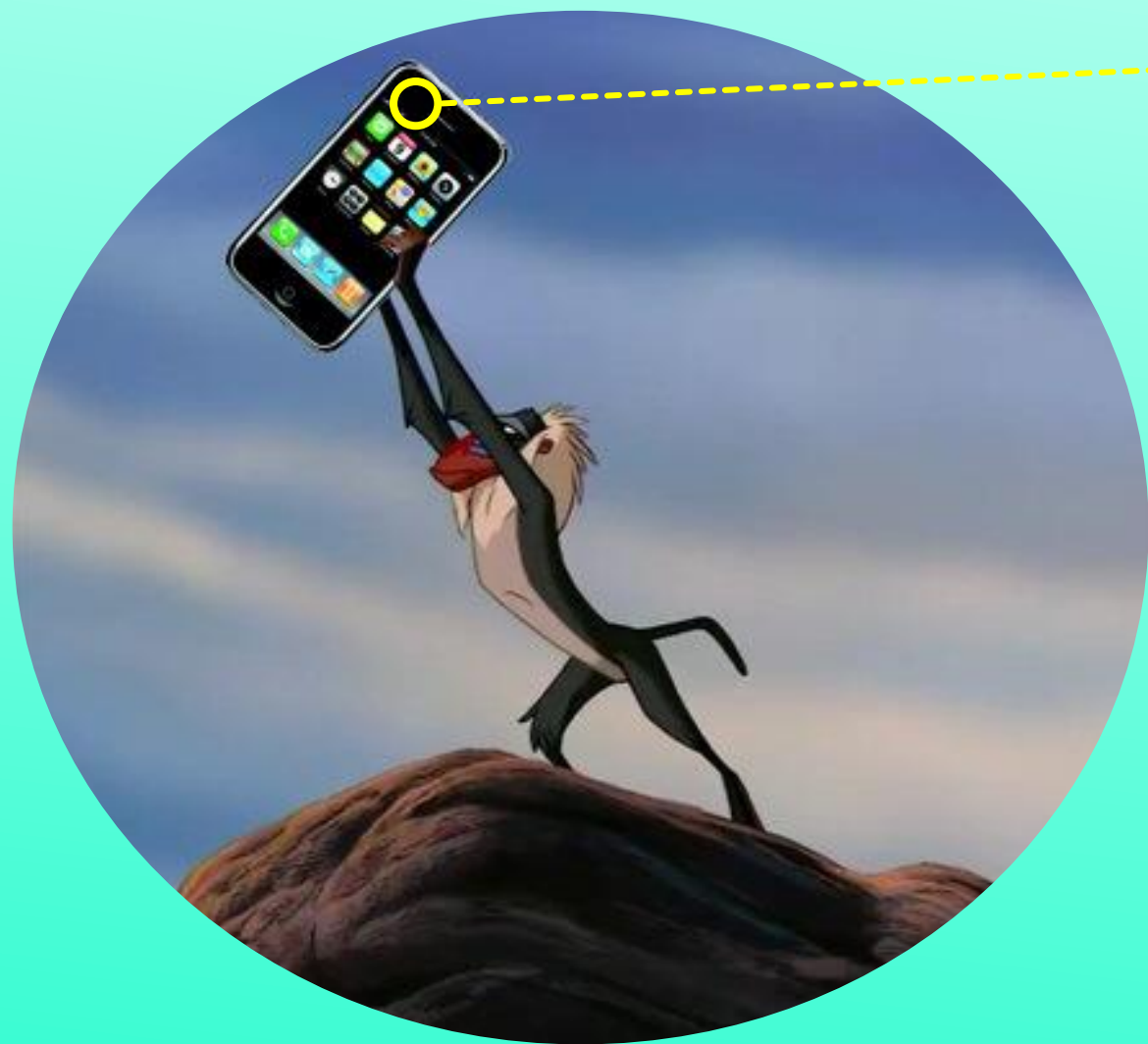
Guariba | IAC 503 | Precoce | Argiloso

Luzitania | IAC 503 | Tardia | Argiloso

Santa Ernestina (GJ) | OL3 | Precoce | Arenoso



6. CONSIDERAÇÕES FINAIS



1. A Agricultura Inteligente não existe sem conectividade!
2. Tecnologia é importante, mas fazer o básico bem feito é fundamental!

Nossos modelos...

Boa acurácia!

Necessitam ser aprimorados

Abrangem

- ✓ solos arenosos e argilosos
- ✓ OL3 e IAC 503
- ✓ Semeadura precoce e tardia

Novas parcerias!!

Perspectivas...

Ampliar o leque de variedades

Outros sistemas de cultivos

Outras regiões geográficas

- ✓ EUA (ok)
- ✓ Brasil ?
- ✓ Argentina ?

Prof. Dr. Rouverson Pereira da Silva

+55 (16) 3209-7283

rouverson.silva@unesp.br



www.rsrg.net.br



www.lamma.com.br



Siga nossas redes sociais!



@rouversonsilvaresearch
@lamma.unesp



@rouversonsilvaresearchgroup
@lammaunesp

Para o futuro não basta
produzir; temos que produzir
com sustentabilidade!

Décio Gazzoni