

# Potentiel de l'imagerie hyperspectrale de proxi-détection pour l'estimation et la cartographie de la teneur en azote dans les feuilles de betteraves sucrières

S. JAY, X. HADOUX, N. GORRETTA, G. RABATEL

UMR ITAP

*3<sup>ème</sup> Colloque Scientifique SFPT-GH*

*16 mai 2014*

Pour mieux  
affirmer  
ses missions,  
le Cemagref  
devient Irstea



[www.irstea.fr](http://www.irstea.fr)





# Plan de la présentation

- **Introduction**
- **Données**
- **Méthodes**
- **Résultats**

# Introduction

Contexte  
Problématique



3

## Projet AKER

- Augmentation de la demande en sucre,
- Prédominance de la canne à sucre,
- Doubler le rythme de croissance annuel du rendement de la betterave.

## Objectifs

- Etude de la variabilité génétique de la betterave,
- Croisement avec du matériel élite, et création de nouvelles variétés à haut potentiel,
- Développement de nouveaux outils de phénotypage à haut-débit,
- Comparaison de différents traitements appliqués à la plante.

→ Etude de la partie racinaire (Ana Herrero, Irstea),

→ Etude de la partie aérienne (paramètres structurels et paramètres biochimiques).



# Introduction

Contexte

Problématique

## Teneur en azote foliaire (LNC)

- L'azote, un des éléments nutritifs les plus importants pour le développement de la plante.
- Présent en quantité limitée dans le sol.
- Ajuster la fertilisation azotée à chaque culture.
- Comment la plante réagit à un certain type de fertilisation, et comment l'azote foliaire est assimilé ?

## La spectroscopie VNIR, un moyen non-destructif d'accéder au LNC

- Régression à partir d'indices spectraux basés sur quelques longueurs d'onde,
- Régression sur données réduites spectralement à l'aide d'outils chimiométriques, e.g., PCR, PLSR...

## Apport de l'imagerie hyperspectrale

- Spatialisation des valeurs prédites, i.e., cartographie du LNC.



# Plan de la présentation

- Introduction
- **Données**
- Méthodes
- Résultats

# Données

## Campagne de mesures 2013:



- 2 variétés de betteraves sucrières,  
x 4 fertilisations azotées,  
x 3 rangs,  
x 2 stades de croissance.
- Pour chacune des 48 images:
  - Environ 5 plants imagés,
  - Mesure destructive du LNC moyen sur ces 5 plantes.



# Plan de la présentation

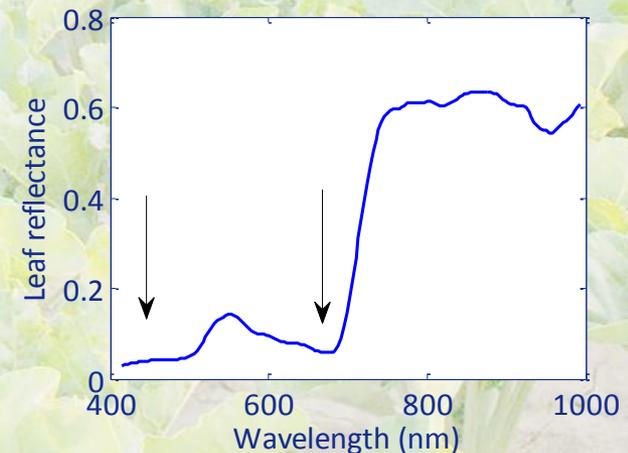
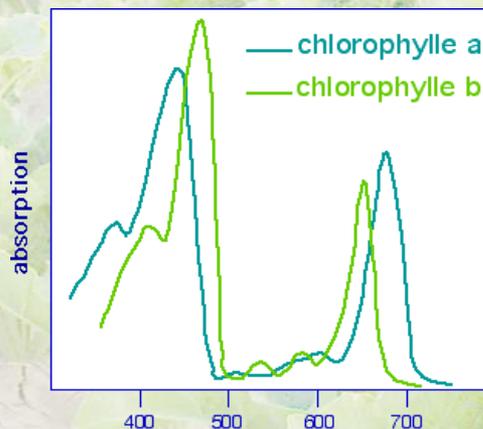
- Introduction
- Données
- **Méthodes**
- Résultats

**Objectif:** La variabilité spectrale observée est principalement reliée à la variabilité du LNC.

→ Réduire l'influence des autres sources de variabilité.

## Considérations biochimiques

- Dans le VNIR: absorption azote ↓, absorption chlorophylle ↑.
- Corrélation LNC / teneur en chlorophylle (généralement).  
→ LNC retrouvé via la chlorophylle .
- Amplitude du plateau NIR relié à la structure anatomique et à la matière sèche.
- Restriction à 400-700 nm (absorption chlorophylle max.)



## Considérations géométriques

- Proxi-détection → Problèmes liés a la géométrie complexe de la scène (réflexions spéculaires, réflexions du ciel, inclinaison des feuilles, ombres, réflexions multiples).
- Modèle proposé par Vigneau et al (2011):

$$R_{meas}(\lambda) = \alpha \cdot R_{leaf}(\lambda) + \beta$$

$\alpha$  → inclinaison de la feuille  
 $\beta$  → réflexion spéculaire } indépendant de  $\lambda$

## Pré-traitements mis en œuvre (pour chacune des 48 images HS)

1. Débruitage de chaque spectre individuel
2. Centrage autour de la valeur moyenne de chaque spectre individuel  
→ Elimination de la réflexion spéculaire
3. Calcul du spectre moyen pour chaque image

**Objectif :** Utiliser la base d'étalonnage (48 couples LNC / spectre moyen) pour construire un modèle de régression capable de prédire le LNC à partir d'un spectre de réflectance.

**Problème :** Soit  $X$  une matrice de spectres de taille  $(N \times Q)$ ,  $Y$   $(N \times 1)$  les valeurs de LNC associées, et  $B$   $(Q \times 1)$  un modèle linéaire.

$$Y = X \cdot B \quad \not\rightarrow \quad B = (X^t X)^{-1} X^t Y$$

→ Partial Least Square Regression (PLSR)

## Partial Least Square Regression (PLSR)

- Basée sur la décomposition PLS de la matrice  $\mathbf{X}$  ( $N \times Q$ ):

$$\mathbf{X} \approx \mathbf{T} \cdot \mathbf{P}^t$$

$\mathbf{T}$  : matrice des  $A$  scores ( $N \times A$ );  $\mathbf{P}$  : matrice des  $A$  loadings ( $Q \times A$ ).

- La décomposition est telle qu'elle explique à la fois la variabilité de  $\mathbf{X}$  et celle de  $\mathbf{Y}$  ( $\neq$  PCA qui cherche à expliquer seulement la variabilité de  $\mathbf{X}$ ).

- PLSR : régression de  $\mathbf{Y}$  sur les scores  $\mathbf{T}$ , i.e., trouver  $\mathbf{B}$  ( $A \times 1$ ) tel que:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{T} \cdot \mathbf{B} \rightarrow \mathbf{B} = (\mathbf{T}^t \mathbf{T})^{-1} \mathbf{T}^t \mathbf{Y}$$

- Choix du nombre de variables latentes  $A$ :
  - Validation croisée sur la base d'étalonnage.
  - Nombre de variables latentes tel que l'erreur  $RMSECV = f(A)$  soit minimale.

# Plan de la présentation

- Introduction
- Données
- Méthodes
- **Résultats**

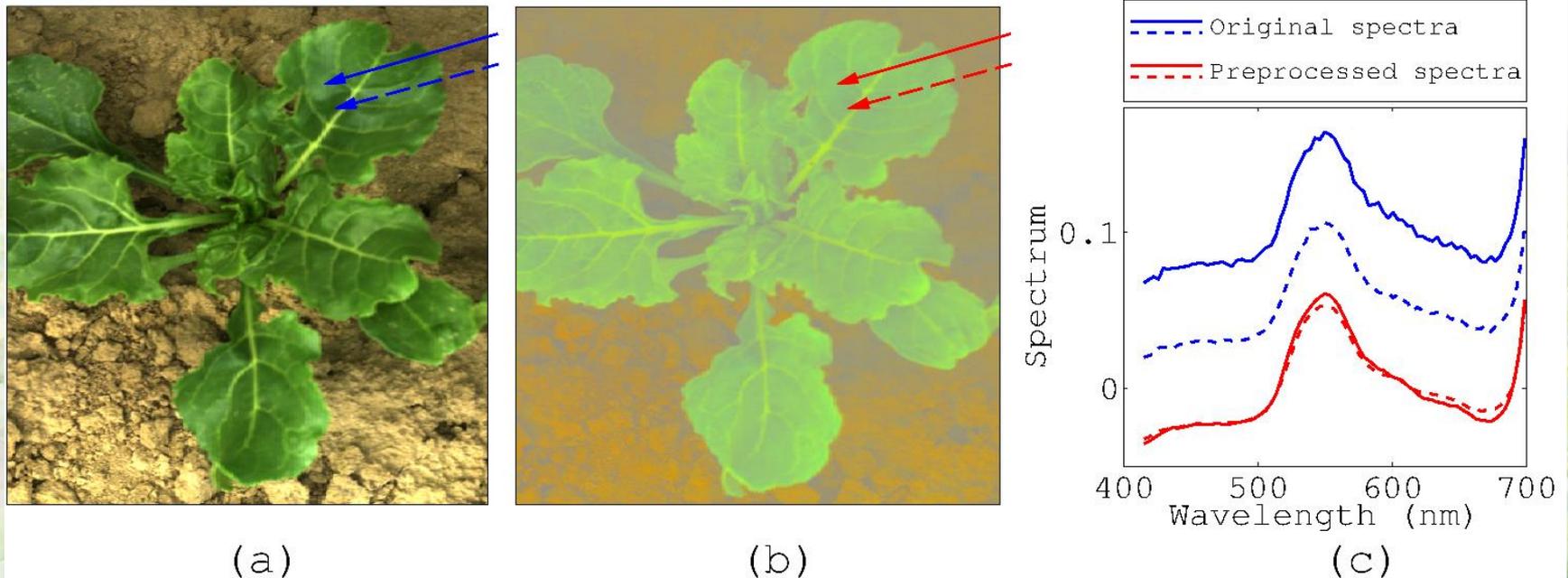
# Résultats

Pré-traitements

13

Prédiction sur spectres  
moyens

Cartographie du LNC



**Figure:** (a) Image RGB originale, (b) Image en fausses couleurs après pré-traitements, et (c) Spectres extraits avec (lignes pleines) ou sans (lignes pointillées) réflexion spéculaire.



# Résultats

Pré-traitements

14

Prédiction sur spectres moyens

Cartographie du LNC

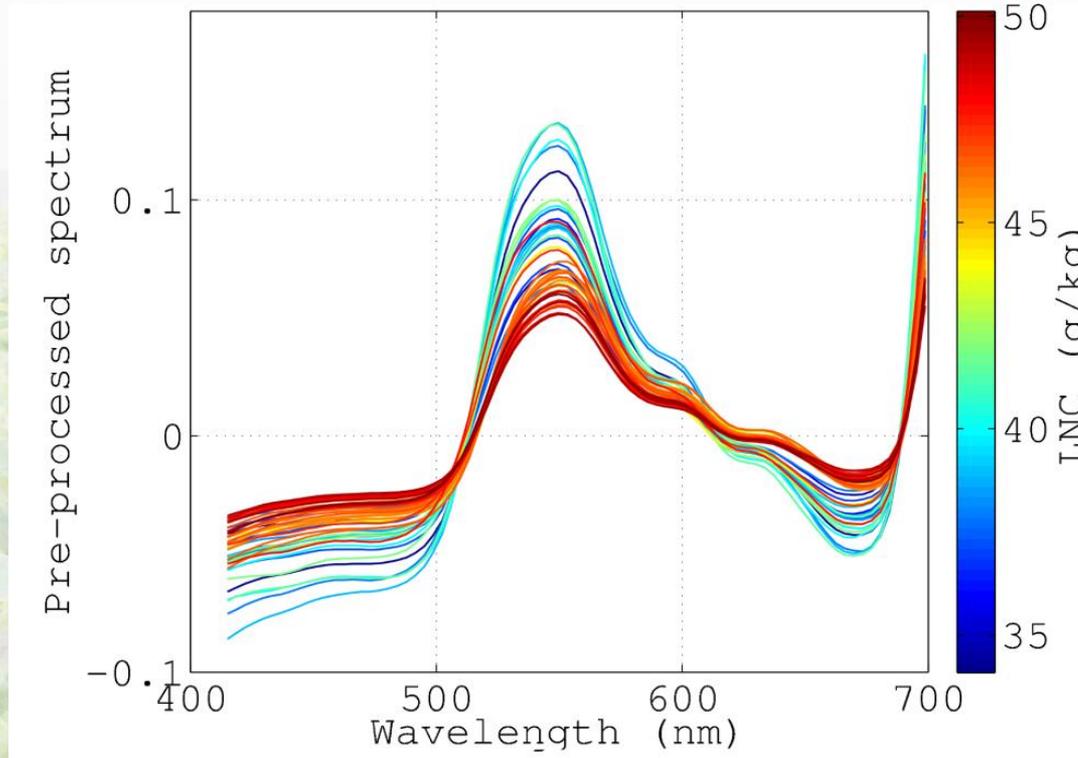


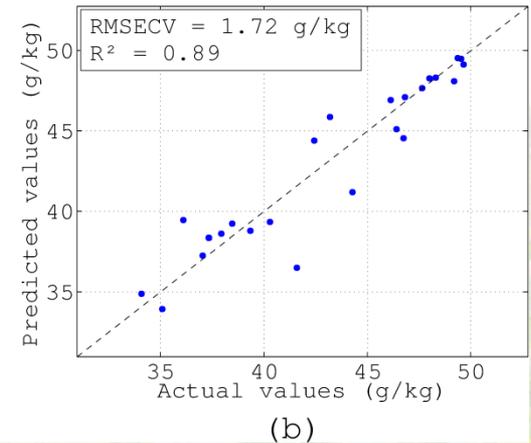
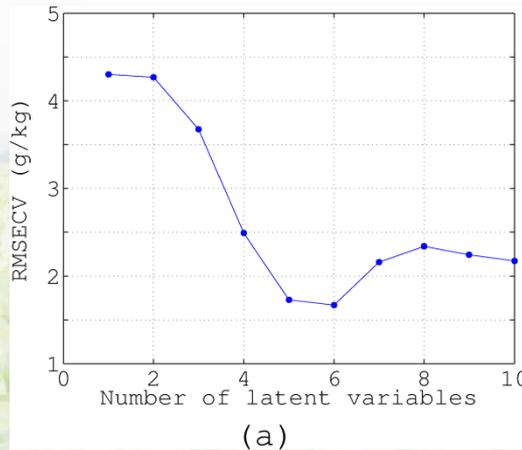
Figure: Spectres moyens pré-traités.



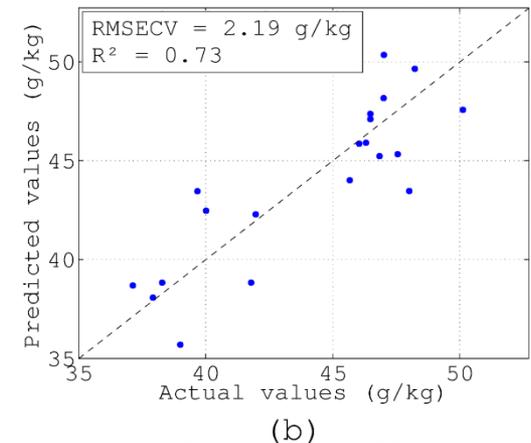
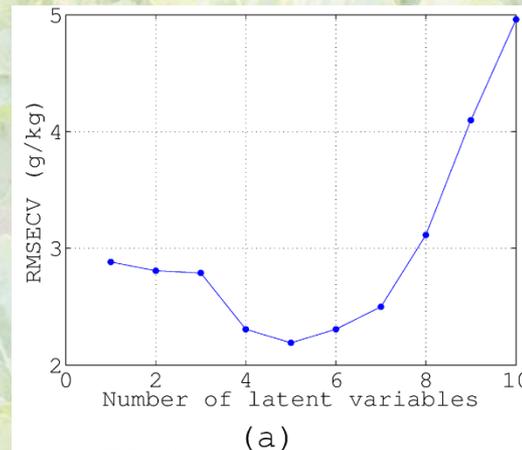
# Résultats

## Régression sur une seule variété

**Figure: Variété Python**  
(a) Choix du nombre de variables latentes,  
(b) Résultats de prédiction (5 variables latentes).



**Figure: Variété Eleonora**  
(a) Choix du nombre de variables latentes,  
(b) Résultats de prédiction (5 variables latentes).



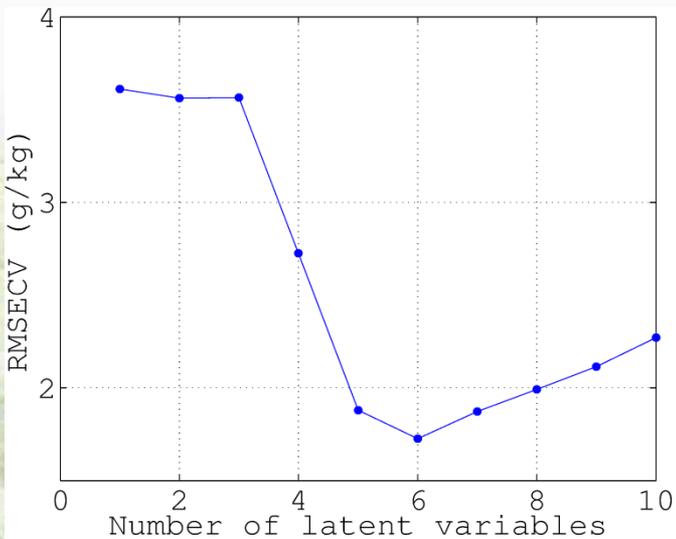
# Résultats

Pré-traitements

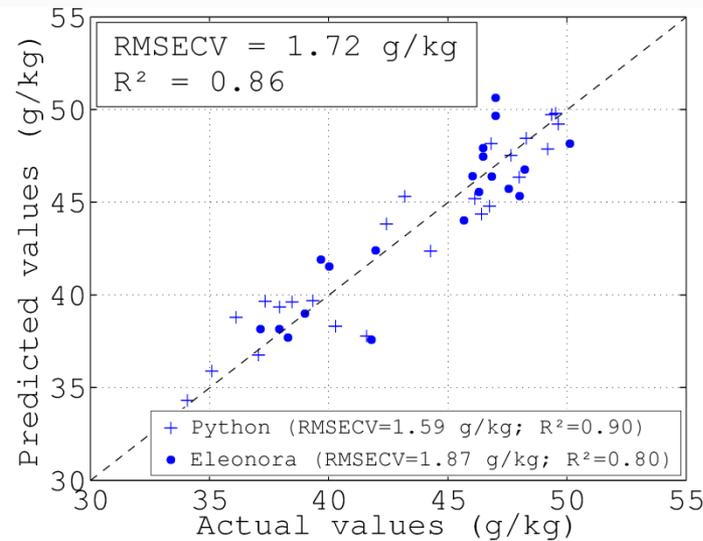
Prédiction sur spectres  
moyens

Cartographie du LNC

## Régression sur les deux variétés



(a)



(b)

**Figure:** (a) Choix du nombre de variables latentes, (b) Résultats de prédiction (6 variables latentes).

# Résultats

Pré-traitements

17

Prédiction sur spectres  
moyens

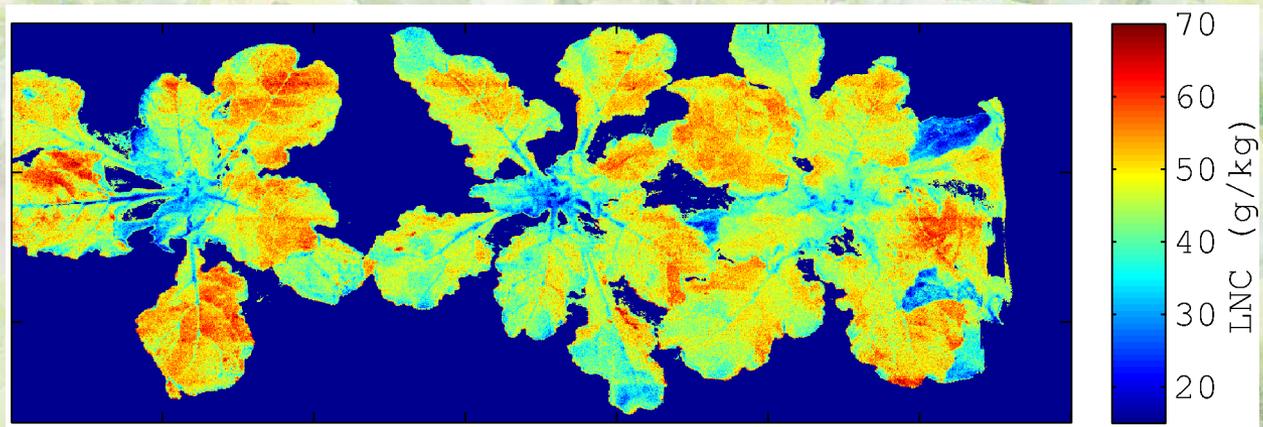
Cartographie du LNC

## Application des modèles sur HSI Python

**Figure:**  
*Image RGB  
reconstruite.*



**Figure:**  
*Cartographie  
obtenue avec le  
modèle Python.  
général.*



# Conclusions & Perspectives

## Conclusions

- Construction d'une base de données variée constituée de couples (LNC moyen / spectre moyen),
- Correction préalable des effets indésirables non-corrélés au LNC,
- Calibration de divers modèles de régression selon la variété,
- Bonnes performances de prédiction sur l'ensemble de la base de données,
- Cartographies du LNC cohérentes.

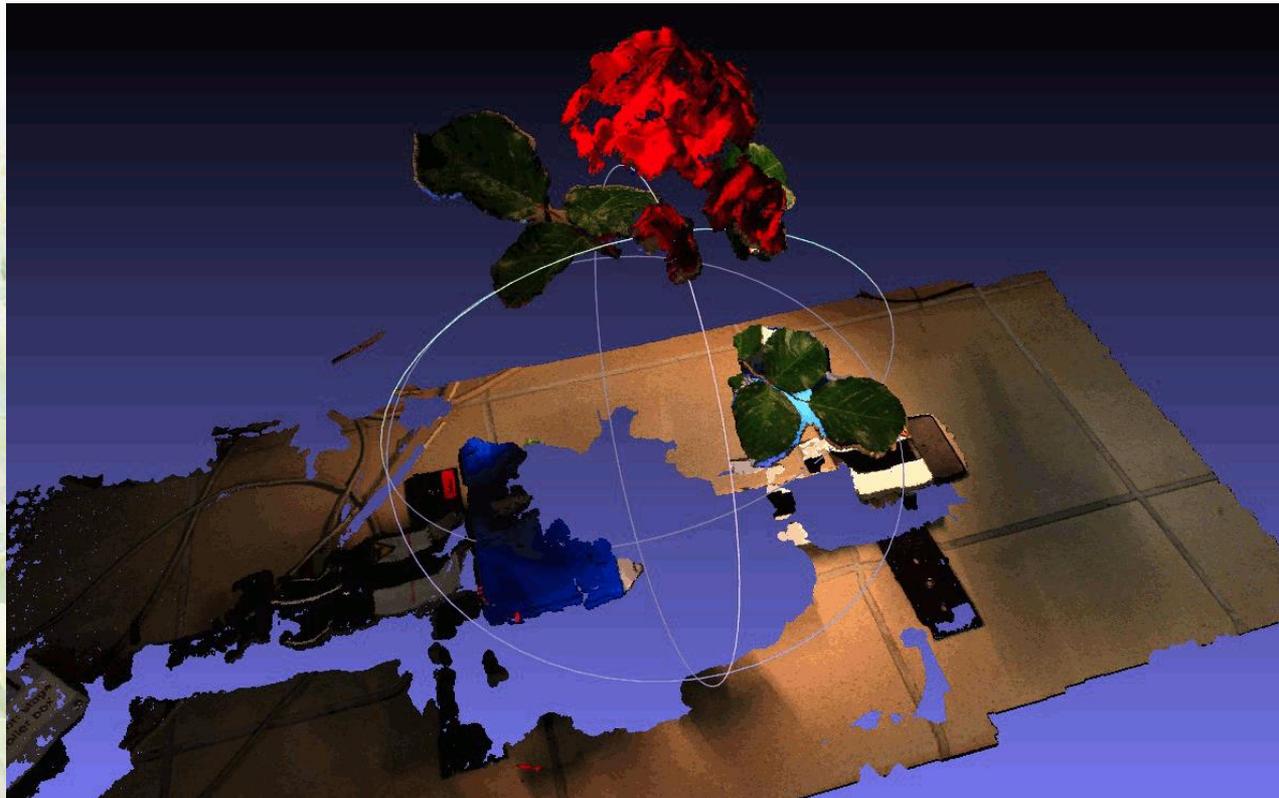
## Perspectives

- Agrandir et diversifier la base de données.
- Affiner les pré-traitements pour mieux corriger les effets indésirables liés à la géométrie de la scène et à l'hétérogénéité des conditions d'éclairement (réflexions du ciel, réflexions multiples, ombres, etc).



# Conclusions & Perspectives

Si l'on sait reconstruire une plante en 3D à partir d'images 2D...



Cf : S. Jay, G. Rabatel, X. Hadoux, D. Moura, N. Gorretta. *In-field Crop Row Phenotyping from 3D Modeling Performed Using Structure from Motion*. Submitted to Computers and Electronics in Agriculture.

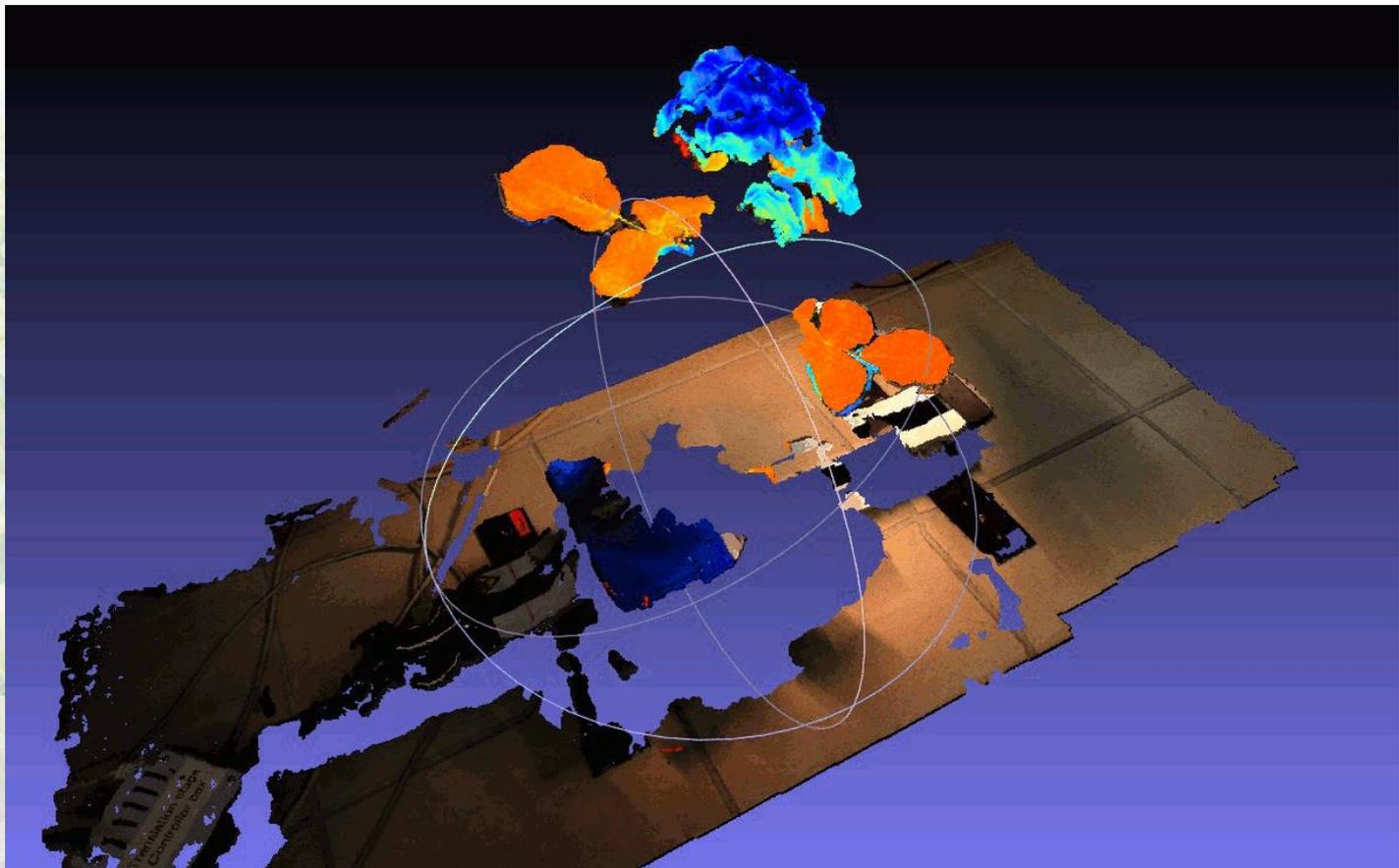
# Conclusions & Perspectives

Et que l'on sait cartographier le LNC dans la plante à partir d'une image HS...



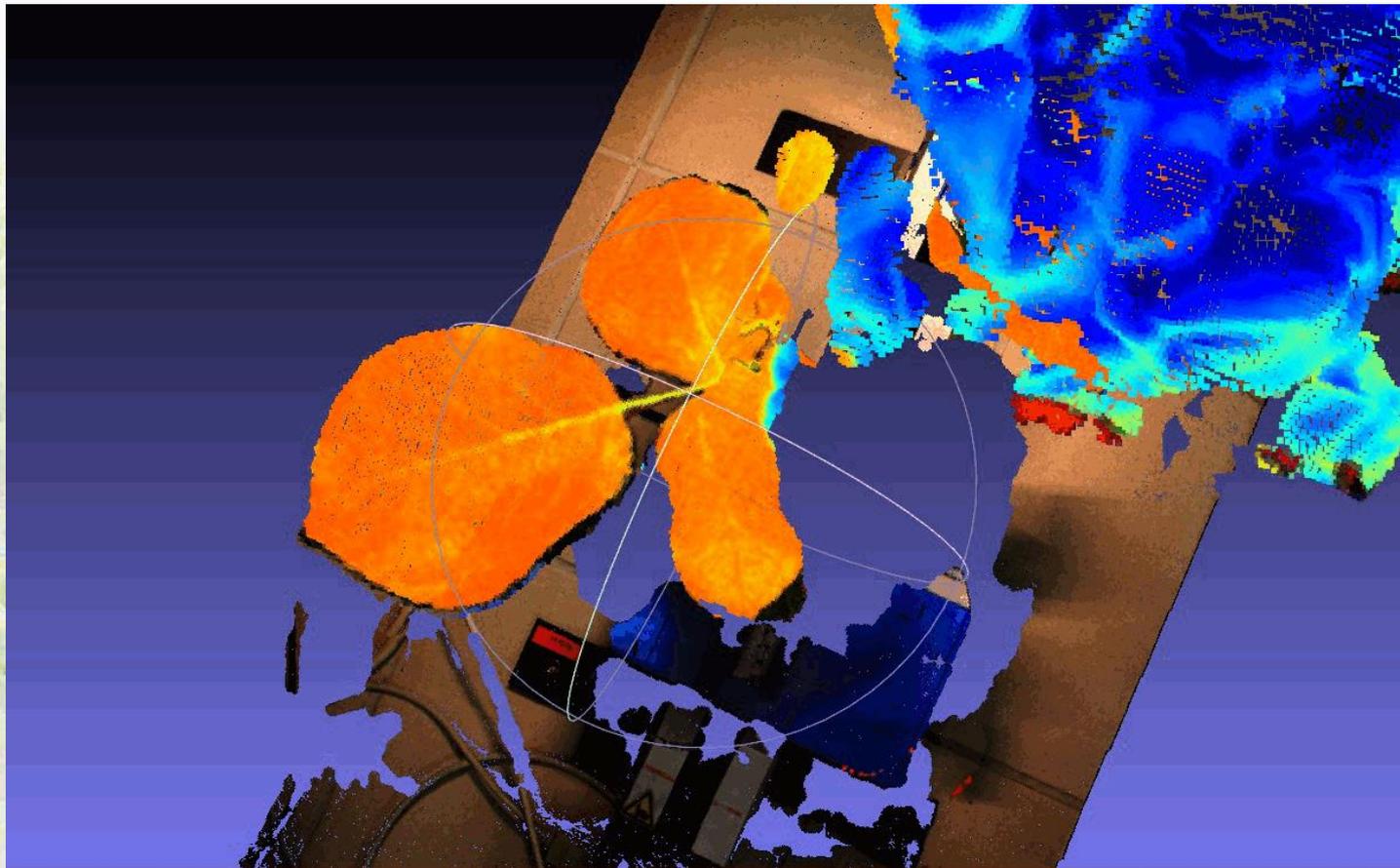
# Conclusions & Perspectives

On peut réaliser une cartographie 3D du LNC dans la plante !



# Conclusions & Perspectives

On peut faire une cartographie 3D du LNC dans la plante !





***Merci de votre attention !***