



# **Apport des méthodes d'apprentissage par réseaux de neurones à la caractérisation des écoulements polyphasiques par acquisition et traitement d'images**

Kassem DIA<sup>1</sup>, Fabrice LAMADIE<sup>2</sup>, Johan DEBAYLE<sup>3</sup>

<sup>1</sup>CEA, DES, LITEN, DTNM, Univ Grenoble, Grenoble, France

<sup>2</sup>CEA, DES, ISEC, DMRC, Univ Montpellier, Bagnols-sur-Ceze, Marcoule, France

<sup>3</sup>MINES Saint-Etienne, SPIN/LGF UMR CNRS 5307, 158 cours Fauriel, Saint-Etienne, France

# Sommaire

## 1. Introduction

- Contexte et objectif
- État de l'art

## 2. Combinaison modèles 3D germe-grain et machine learning pour la caractérisation d'images de systèmes particuliers

- Approche proposée
- Modélisation stochastique et évaluation des images synthétiques
- Estimation des propriétés 3D à partir d'une image 2D à l'aide de l'apprentissage automatique

## 3. Validation expérimentale

- Dispositif expérimental
- Résultats

## 4. Application à un Écoulement gaz-liquide

- Dispositif expérimental
- Définition des paramètres du modèle de particules sphéroïdales
- Résultats

## 5. Conclusion et perspectives



# 1 ■ Introduction

# Sommaire

## 1. Introduction

- Contexte et objectif
- État de l'art

## 2. Combinaison modèles 3D germe-grain et machine learning pour la caractérisation d'images de systèmes particuliers

- Approche proposée
- Modélisation stochastique et évaluation des images synthétiques
- Estimation des propriétés 3D à partir d'une image 2D à l'aide de l'apprentissage automatique

## 3. Validation expérimentale

- Dispositif expérimental
- Résultats

## 4. Application à un Écoulement gaz-liquide

- Dispositif expérimental
- Définition des paramètres du modèle de particules sphéroïdales
- Résultats

## 5. Conclusion et perspectives

# Contexte et Objectif

L'un des objectifs du CEA est d'étudier les procédés dédiés à l'extraction ou au recyclage des métaux critiques et des terres rares.

Ressources limitées



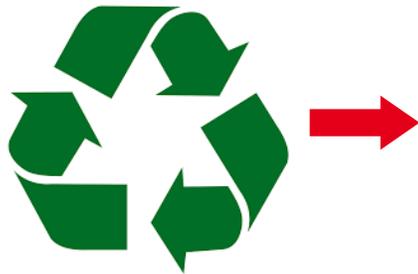
Production d'énergie à faible émission de carbone



Réacteurs de génie chimique



Recyclage



Procédés hydrométallurgiques pour le recyclage des métaux critiques et des terres rares

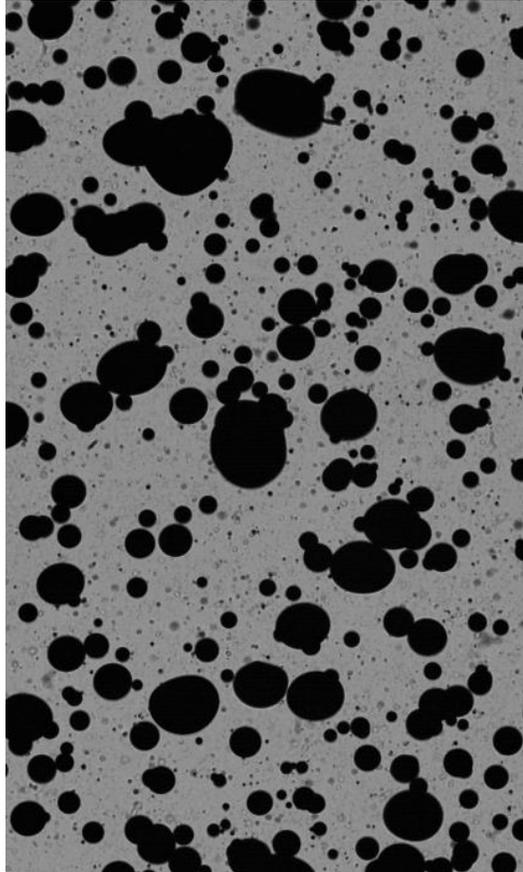
Hydrodynamique

Thermodynamique et chimie



Écoulements multiphasiques

# Contexte et Objectif



Acquisition 2D par ombroscopie  
sur un écoulement gaz-liquide

Écoulement multiphasique - **propriétés d'intérêt:**

- Vitesse des différentes phases,
- Informations dimensionnelles **de la phase dispersée:**
  - Distribution de taille,
  - Surface d'échange (Aire interfaciale),
  - Fraction volumique (Hold-up),
  - Morphologie and déformabilité.
- Transfert entre les phases.

Focus de cette  
présentation

# Sommaire

## 1. Introduction

- Contexte et objectif
- État de l'art

## 2. Combinaison modèles 3D germe-grain et machine learning pour la caractérisation d'images de systèmes particuliers

- Approche proposée
- Modélisation stochastique et évaluation des images synthétiques
- Estimation des propriétés 3D à partir d'une image 2D à l'aide de l'apprentissage automatique

## 3. Validation expérimentale

- Dispositif expérimental
- Résultats

## 4. Application à un Écoulement gaz-liquide

- Dispositif expérimental
- Définition des paramètres du modèle de particules sphéroïdales
- Résultats

## 5. Conclusion et perspectives

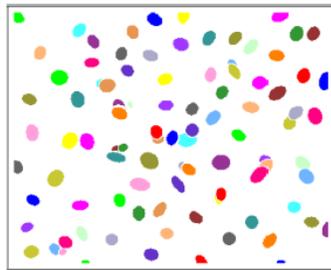
# État de l'art

## Techniques déterministes:

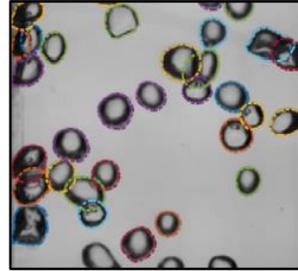
### Segmentation:

- Classification (k-means, ...),
- Segmentation morphologique,
- Etc.

Talbot & al. [2002]



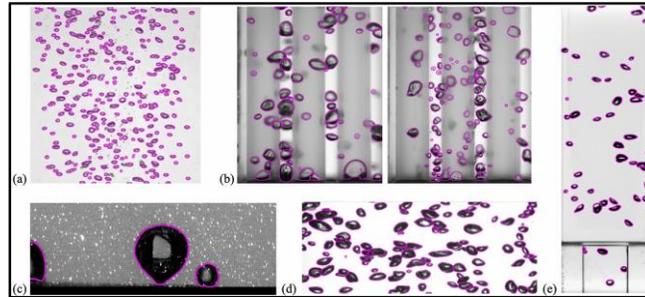
Fu & al. [2016]



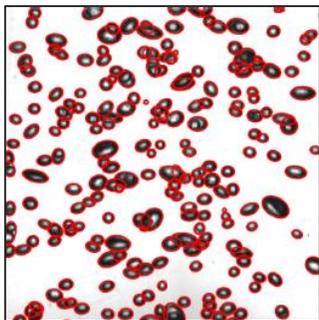
### Detection:

- Transformée d'Hough,
- Détection instantanée d'objets,
- Etc.

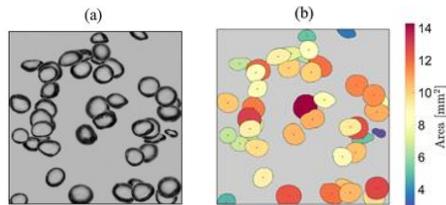
Kim & Park [2021]



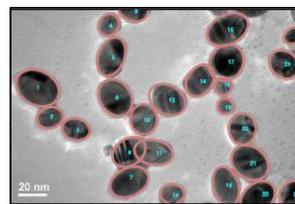
Zhang & al. [2012]



Fu & Liu [2019]



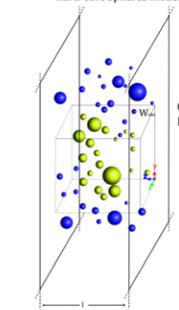
Zafari & al. [2015]



## Techniques probabilistes:

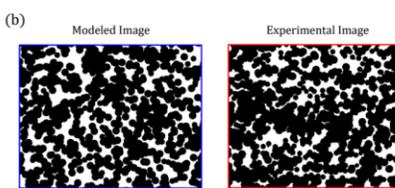
- Fitting de modèles probabilistes aux données réelles,
- Extraction des propriétés morphologiques des particules,
- Inférence statistique.

(a) Realization of the 3D hard-core spheres model

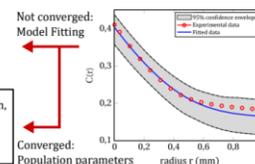


Orthogonal Projection

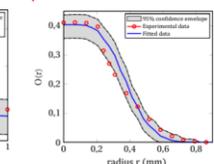
(b) Modeled Image Experimental Image



Quantitative Comparison

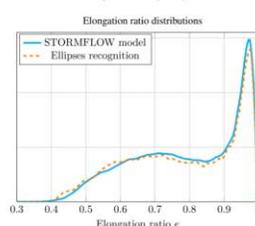
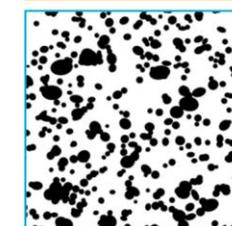
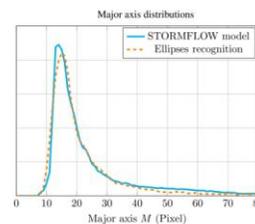
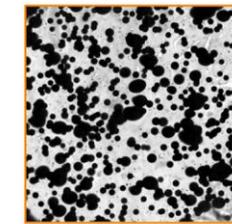


Converged: Population parameters

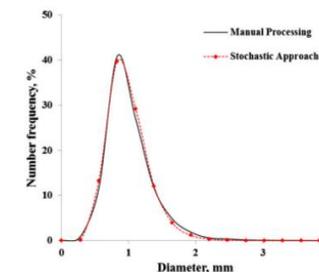


- Volume fraction, Surface fraction,  
- Size distribution,  
- Characteristic diameters,  
- etc.

Théodon & al. [2021]



Kracht & al. [2013]



# 2.

## **Combinaison modèles 3D germe-grain et machine learning pour la caractérisation d'images de systèmes particulaires**

# Sommaire

## 1. Introduction

- Contexte et objectif
- État de l'art

## 2. Combinaison modèles 3D germe-grain et machine learning pour la caractérisation d'images de systèmes particuliers

- Approche proposée
- Modélisation stochastique et évaluation des images synthétiques
- Estimation des propriétés 3D à partir d'une image 2D à l'aide de l'apprentissage automatique

## 3. Validation expérimentale

- Dispositif expérimental
- Résultats

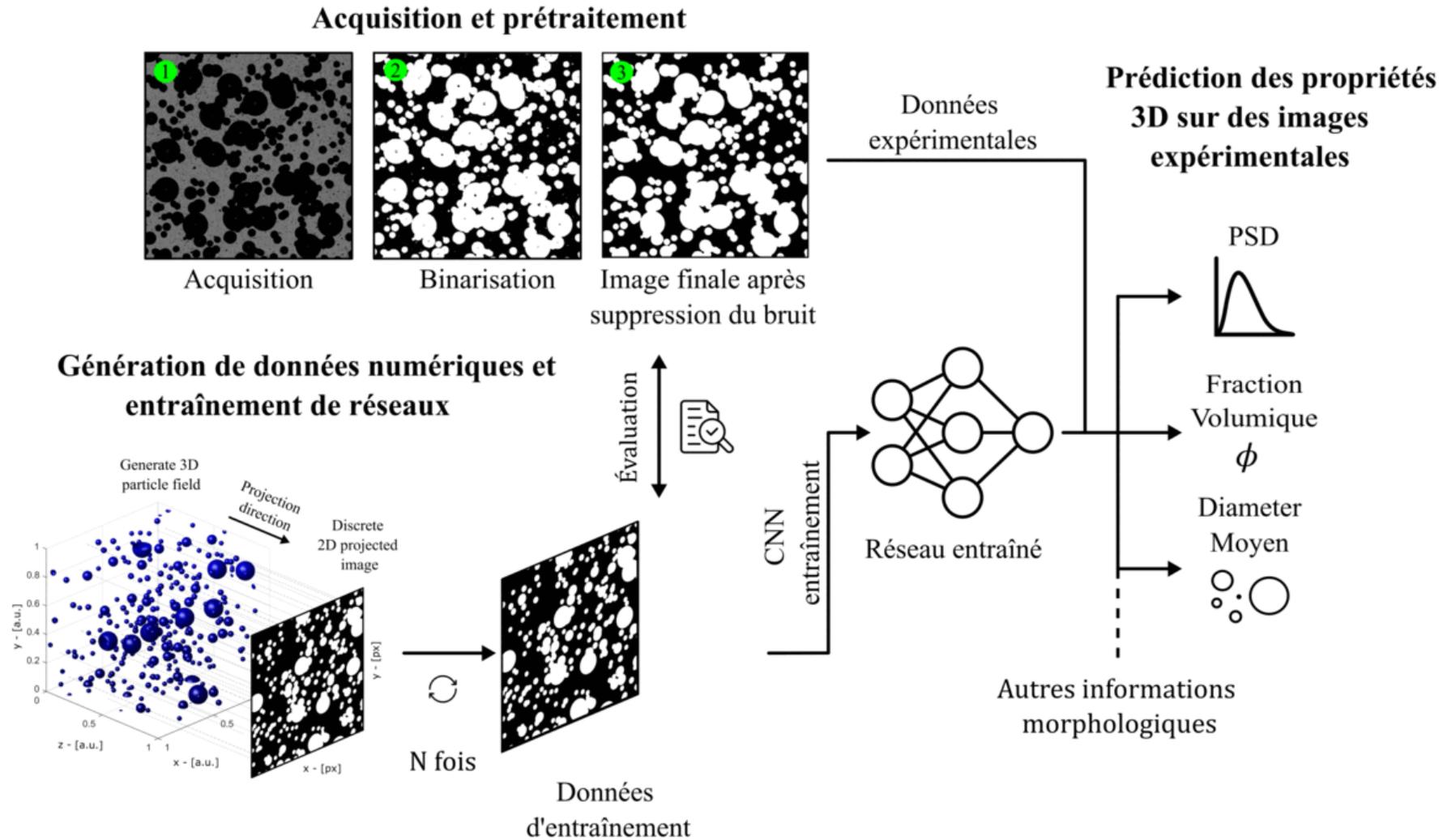
## 4. Application à un Écoulement gaz-liquide

- Dispositif expérimental
- Définition des paramètres du modèle de particules sphéroïdales
- Résultats

## 5. Conclusion et perspectives



# Approche proposée



# Sommaire

## 1. Introduction

- Contexte et objectif
- État de l'art

## 2. Combinaison modèles 3D germe-grain et machine learning pour la caractérisation d'images de systèmes particuliers

- Approche proposée
- Modélisation stochastique et évaluation des images synthétiques
- Estimation des propriétés 3D à partir d'une image 2D à l'aide de l'apprentissage automatique

## 3. Validation expérimentale

- Dispositif expérimental
- Résultats

## 4. Application à un Écoulement gaz-liquide

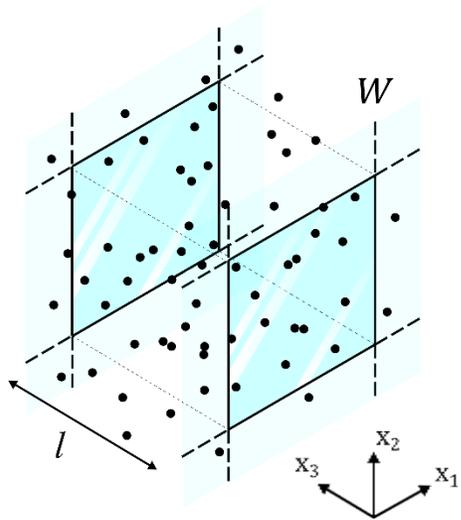
- Dispositif expérimental
- Définition des paramètres du modèle de particules sphéroïdales
- Résultats

## 5. Conclusion et perspectives

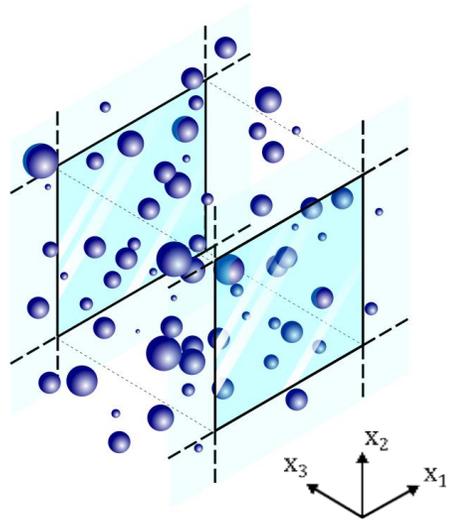
# Modélisation stochastique et évaluation des images synthétiques

## Modèle Germe-Grain 3D proposé:

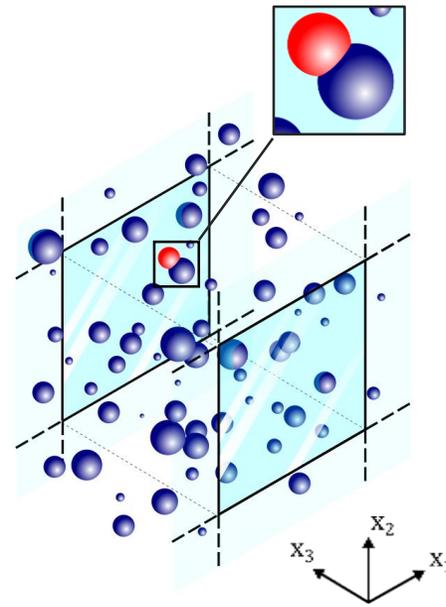
Définir une fenêtre d'observation  $W$ , puis placer PPP (Germe)



Associer à chaque point une marque représentant sa taille (Grains)

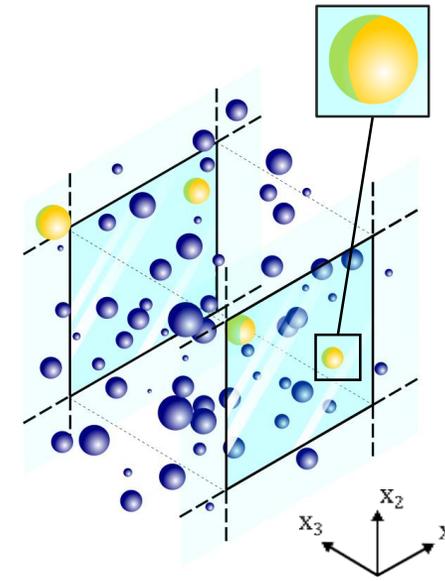


Utiliser le procédé d'amincissement Matérn type II



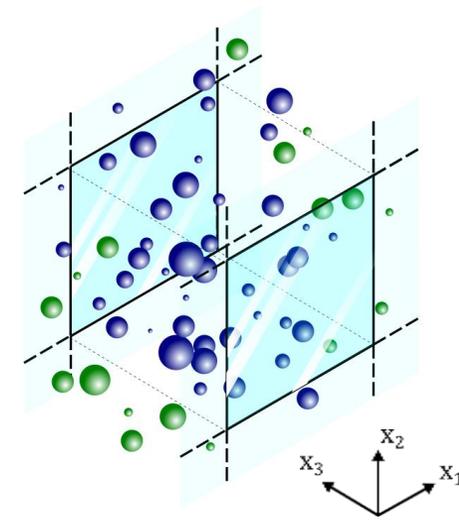
Éliminer les particules **rouge**

Deuxième amincissement éliminant l'interaction entre  $\partial W$  et les particules



Éliminer les particules **jaune**

Troisième amincissement par  $p(x)$  pour obtenir une distribution spatiale adaptée

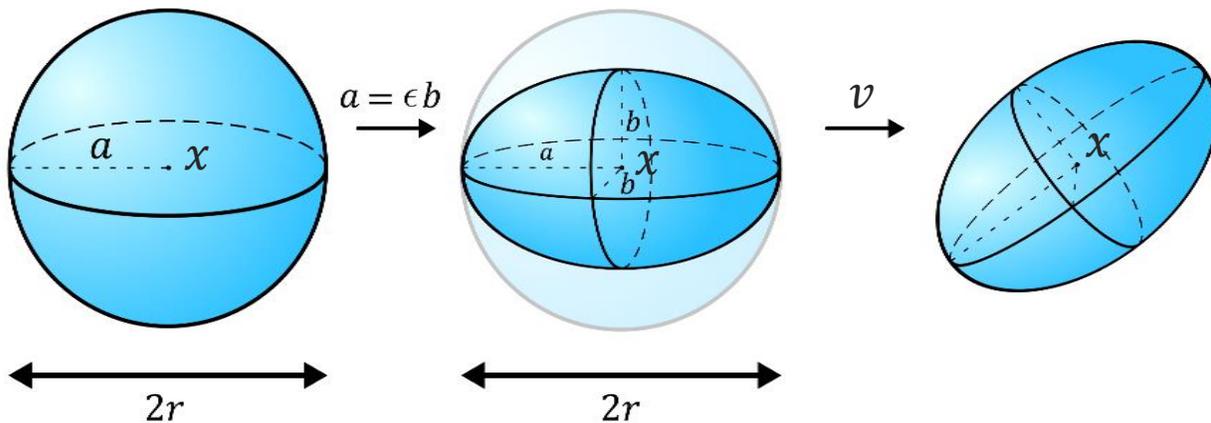


Éliminer les particules **vert**

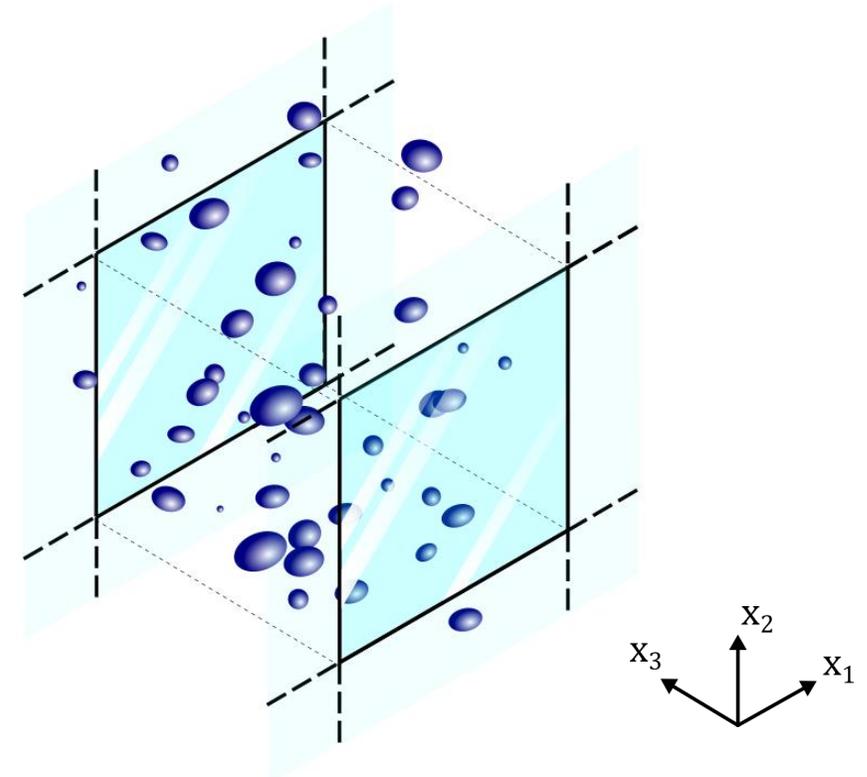
# Modélisation stochastique et évaluation des images synthétiques

## Modèle Germe-Grain 3D proposé: Grains ellipsoïdaux

Un grain typique  $G(x, m, t)$  a comme  
marque  $m = (a, \epsilon, v)$



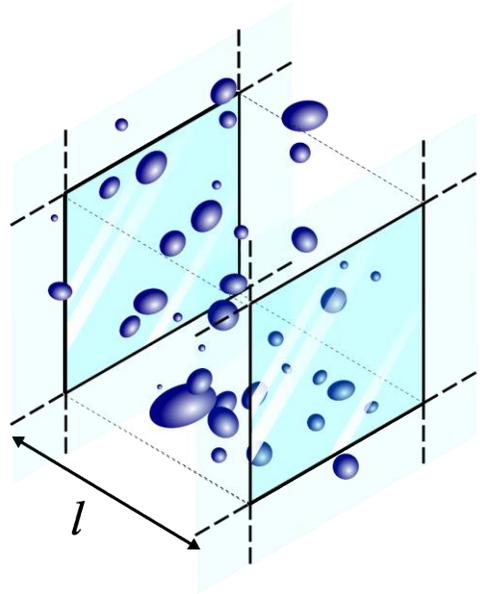
### Modèle final



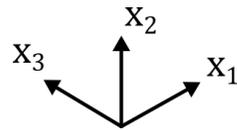
# Modélisation stochastique et évaluation des images synthétiques



**Modèle Germe-Grain 3D proposé:**  
Projection 2D pour la génération d'images

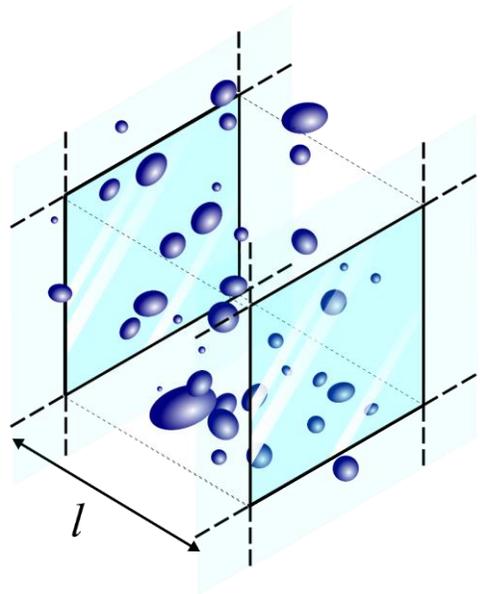


Résultat final

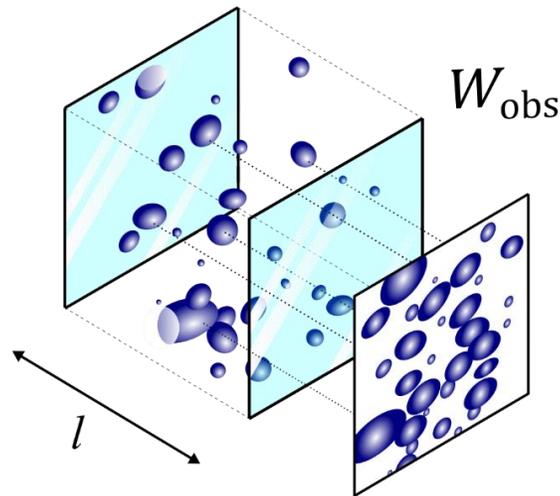


# Modélisation stochastique et évaluation des images synthétiques

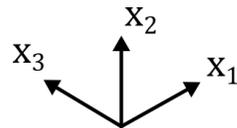
Modèle Germe-Grain 3D proposé:  
Projection 2D pour la génération d'images



Résultat final

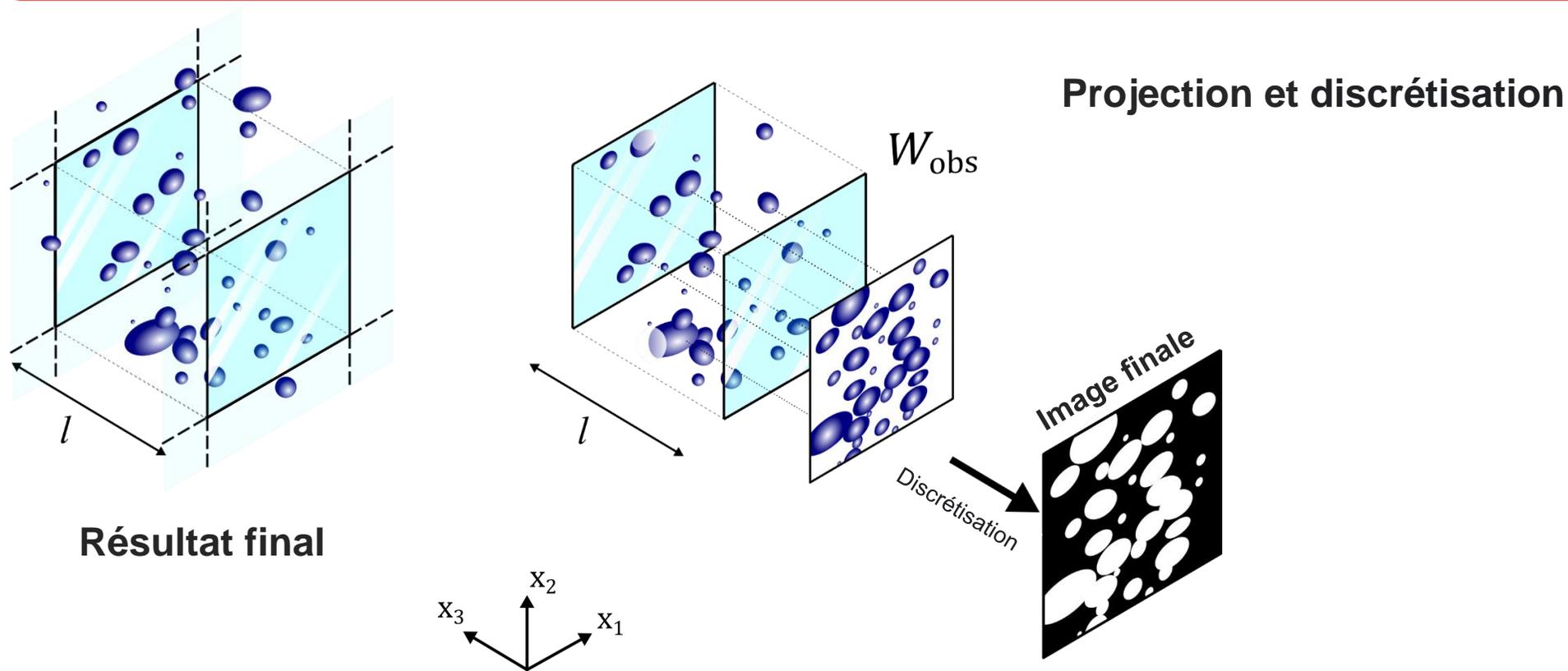


Projection et discrétisation



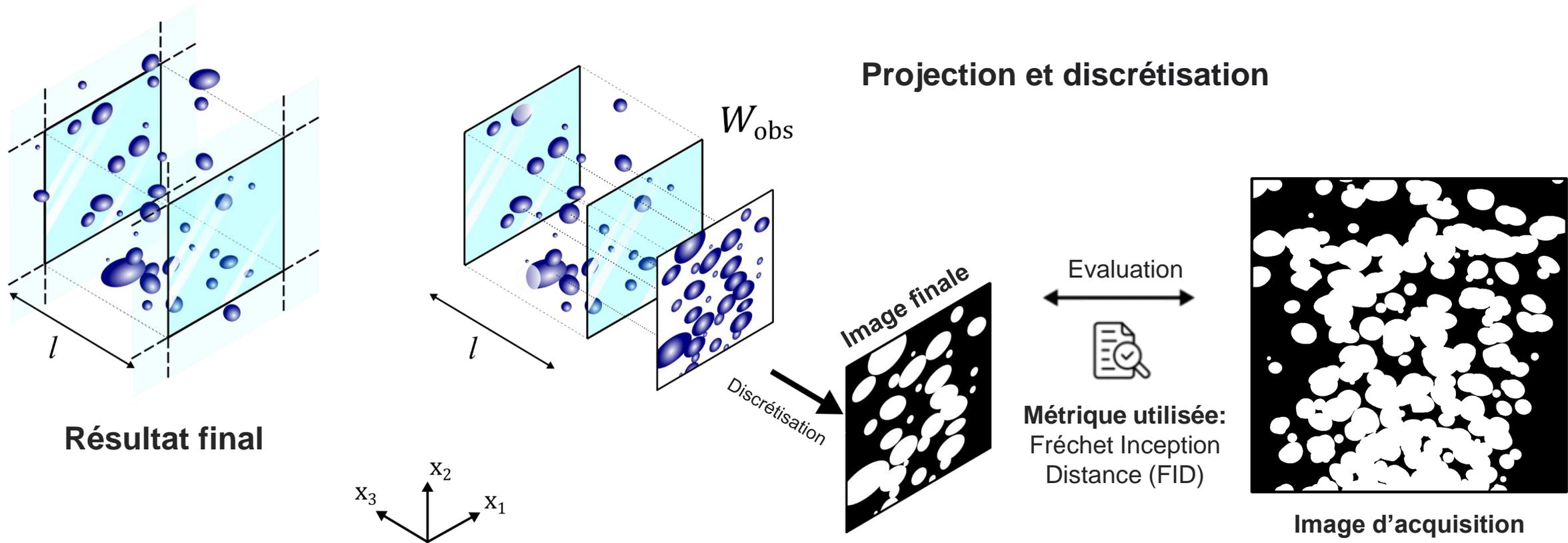
# Modélisation stochastique et évaluation des images synthétiques

Modèle Germe-Grain 3D proposé:  
Projection 2D pour la génération d'images



# Modélisation stochastique et évaluation des images synthétiques

Modèle Germe-Grain 3D proposé:  
Projection 2D pour la génération d'images



# Sommaire

## 1. Introduction

- Contexte et objectif
- État de l'art

## 2. Combinaison modèles 3D germe-grain et machine learning pour la caractérisation d'images de systèmes particuliers

- Approche proposée
- Modélisation stochastique et évaluation des images synthétiques
- Estimation des propriétés 3D à partir d'une image 2D à l'aide de l'apprentissage automatique

## 3. Validation expérimentale

- Dispositif expérimental
- Résultats

## 4. Application à un Écoulement gaz-liquide

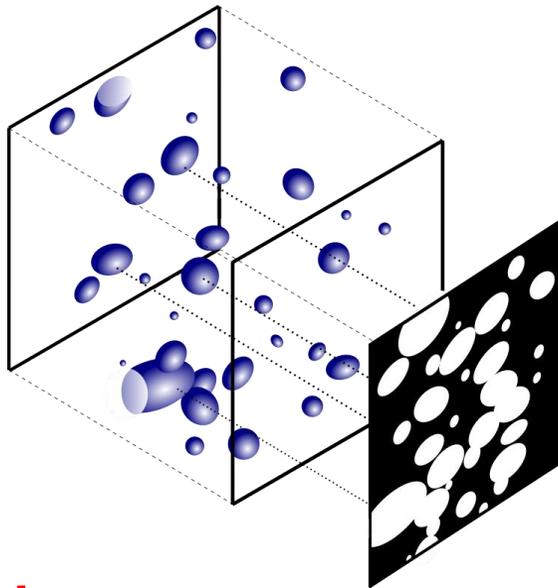
- Dispositif expérimental
- Définition des paramètres du modèle de particules sphéroïdales
- Résultats

## 5. Conclusion et perspectives

# Estimation des propriétés 3D à partir d'une image 2D à l'aide de l'apprentissage automatique

Générer une base de données d'images d'entraînement labélisées avec des informations 3D :

## Base de données

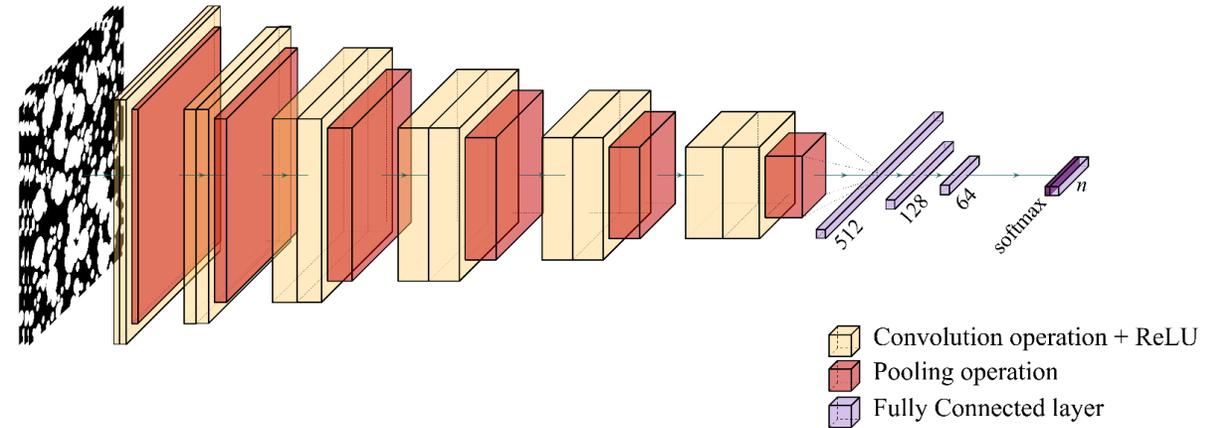


## Label

Couche de sortie peut être:

- ✓ Distribution de la taille des particules (*PSD*),
- ✓ Surface d'échange ,
- ✓ Hold-up  $\phi$ ,
- ✓ Morphologie et déformabilité...

## Architecture des réseaux de neurone convolutif



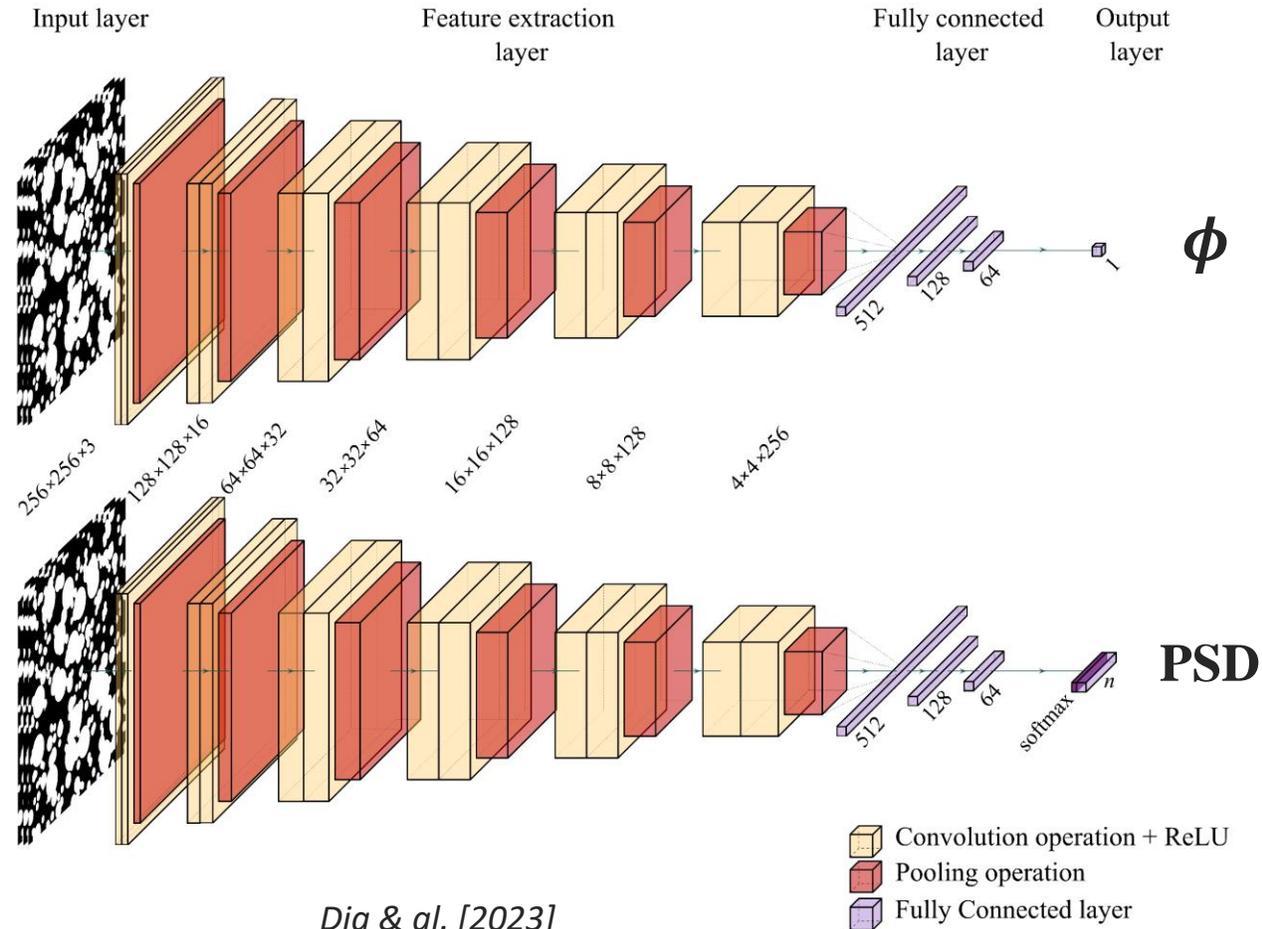
- Temps d'apprentissage  $\approx$  30min / 150 epoch en utilisant 4 cœurs de NVIDIA V100
- Temps de modélisation d'une image  $<$  1s

# Estimation des propriétés 3D à partir d'une image 2D à l'aide de l'apprentissage automatique

## Architectures des réseaux proposées:

Fraction volumique  
(Hold-up  $\phi$ )

Distribution de la taille  
des particules (PSD)



Dia & al. [2023]



# 3 ■ Validation expérimentale

# Sommaire

## 1. Introduction

- Contexte et objectif
- État de l'art

## 2. Combinaison modèles 3D germe-grain et machine learning pour la caractérisation d'images de systèmes particuliers

- Approche proposée
- Modélisation stochastique et évaluation des images synthétiques
- Estimation des propriétés 3D à partir d'une image 2D à l'aide de l'apprentissage automatique

## 3. Validation expérimentale

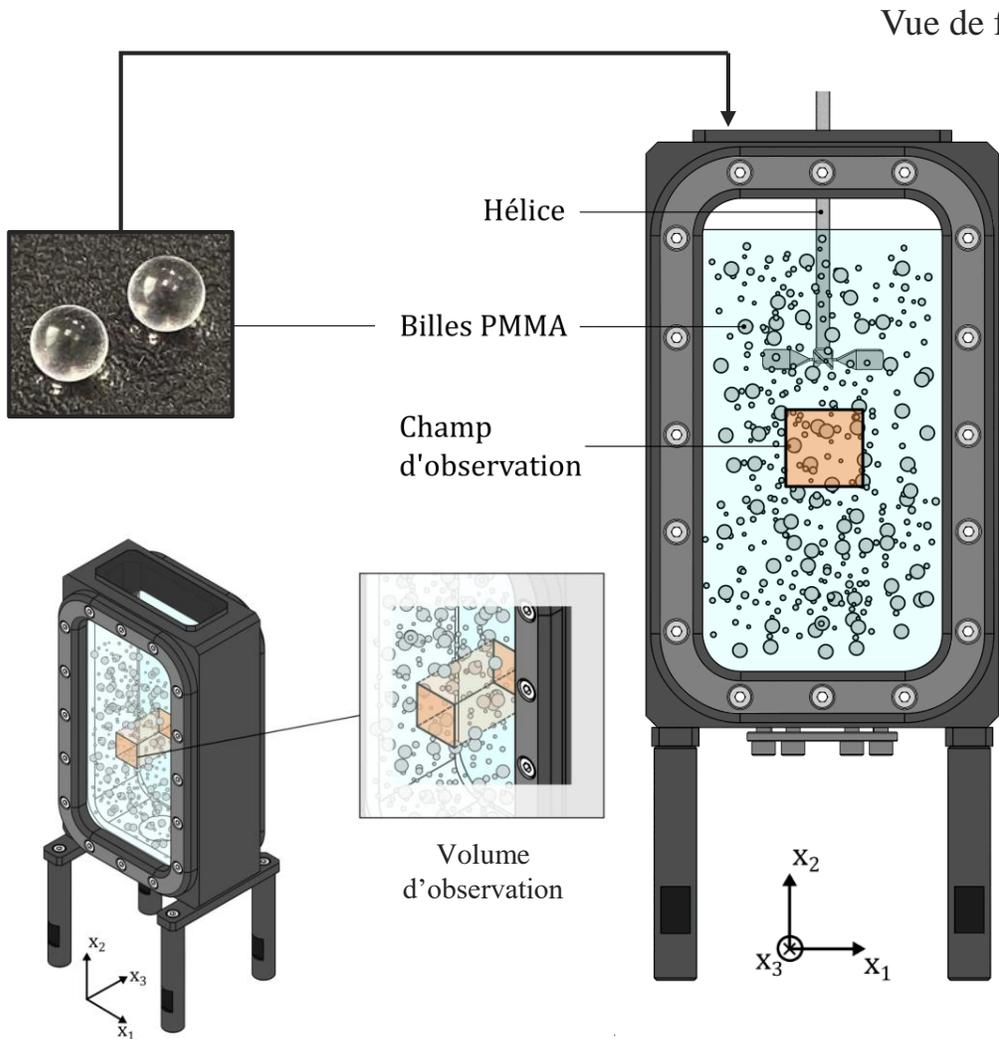
- Dispositif expérimental
- Résultats

## 4. Application à un Écoulement gaz-liquide

- Dispositif expérimental
- Définition des paramètres du modèle de particules sphéroïdales
- Résultats

## 5. Conclusion et perspectives

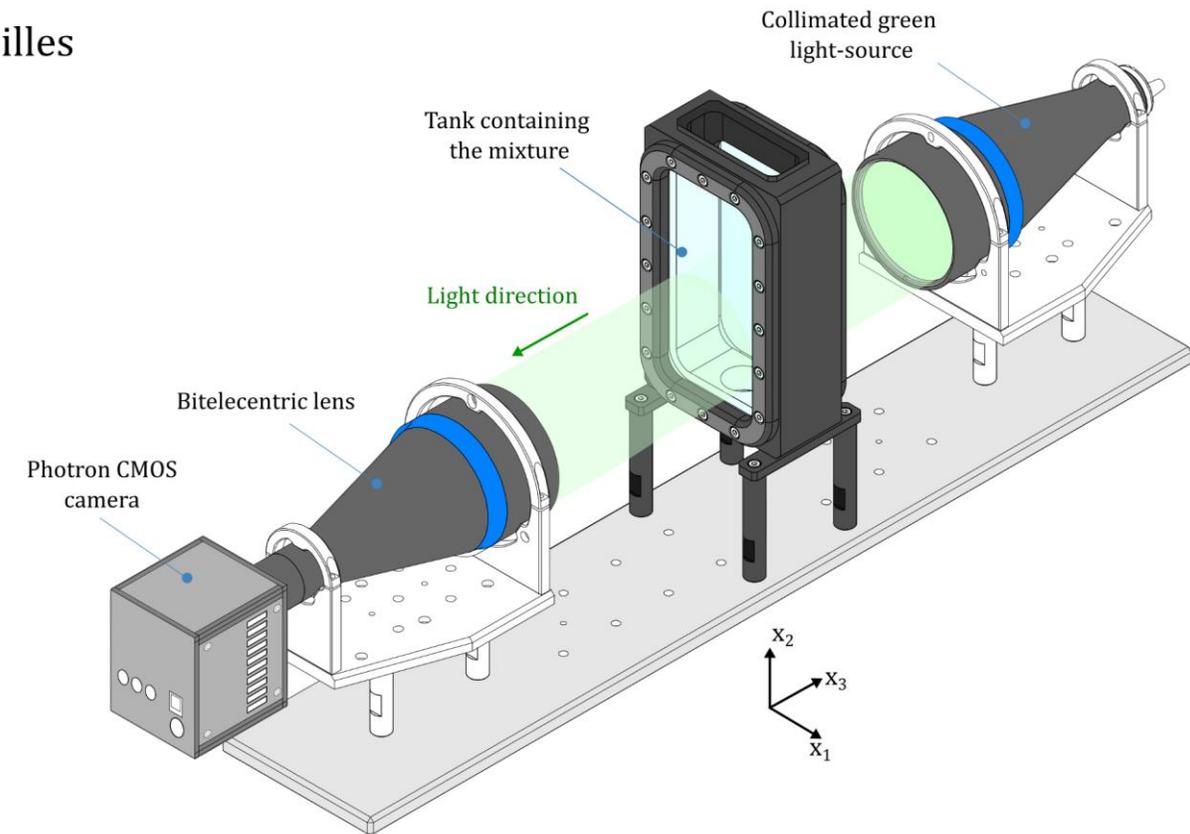
# Dispositif expérimental



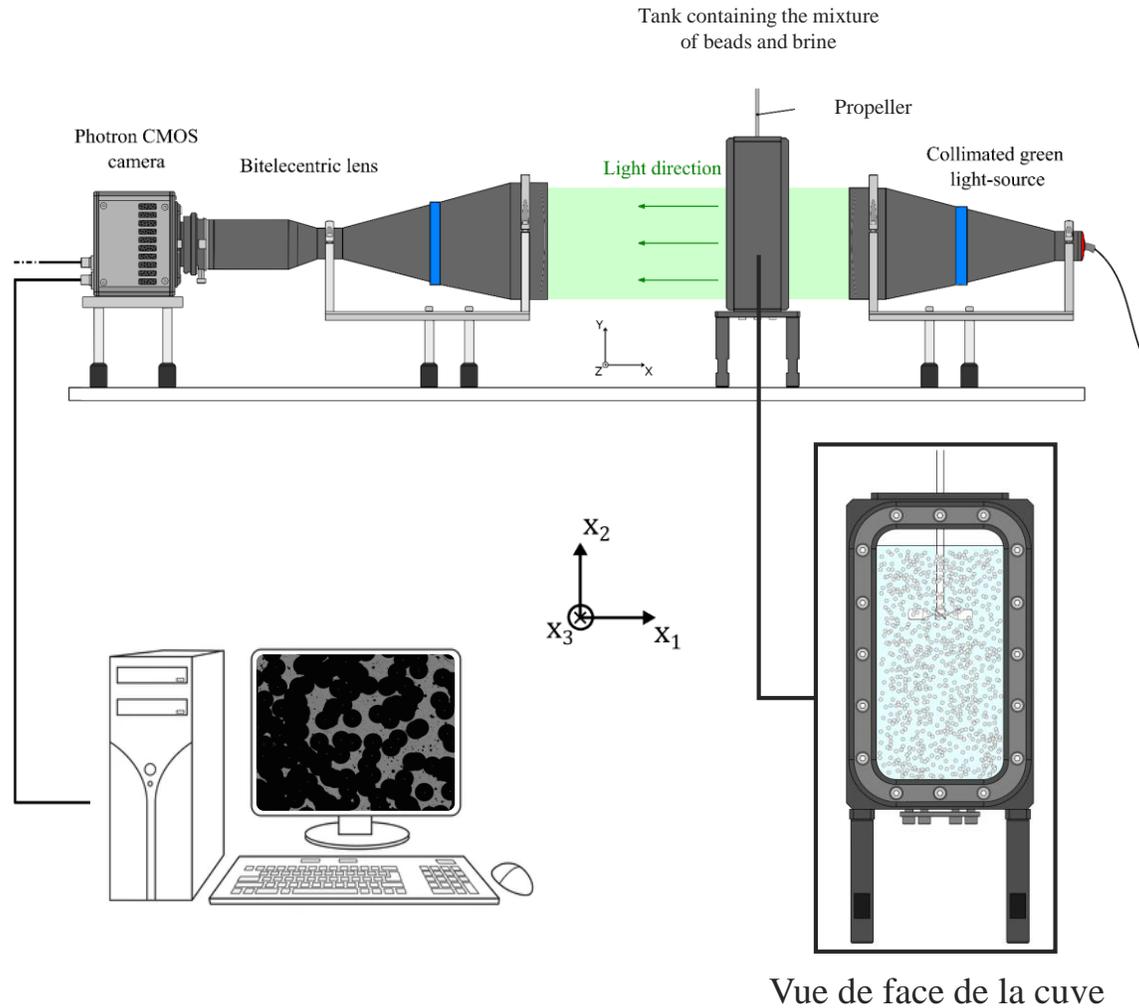
## Taille des billes

- 1.59 mm
- 0.79 mm
- 0.50 mm
- 0.39 mm

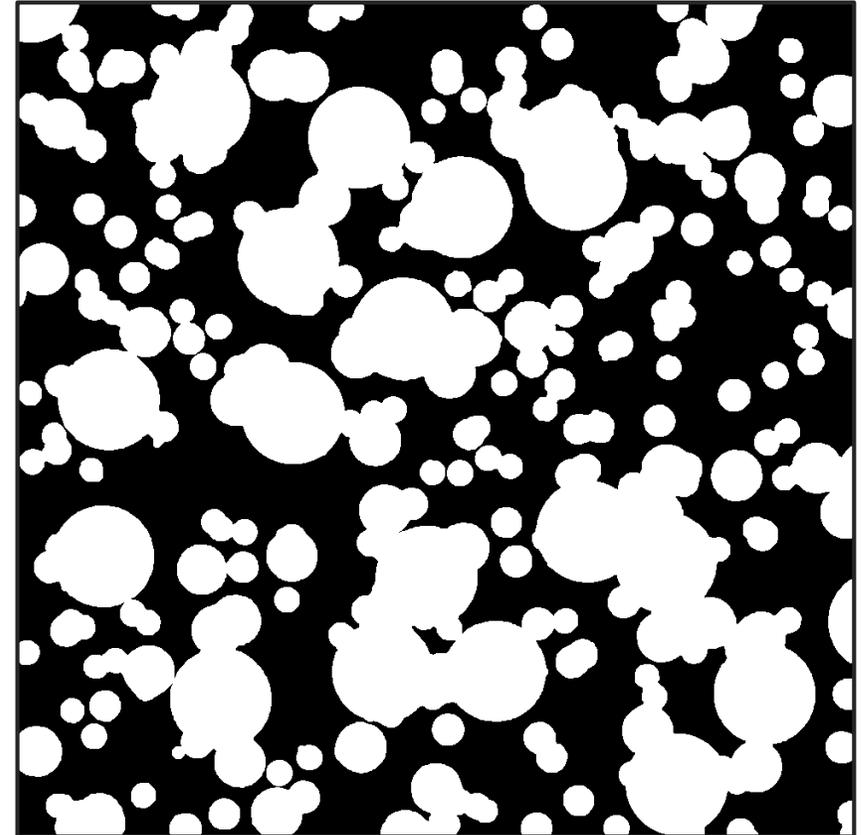
## Technique d'acquisition: Ombroscopie



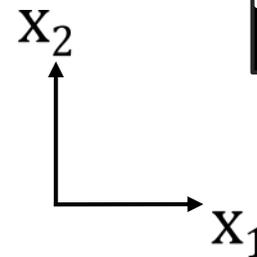
# Dispositif expérimental



## Binarisation des acquisitions



Nombre d'images par expérience:  
**4000 images**



# Sommaire

## 1. Introduction

- Contexte et objectif
- État de l'art

## 2. Combinaison modèles 3D germe-grain et machine learning pour la caractérisation d'images de systèmes particuliers

- Approche proposée
- Modélisation stochastique et évaluation des images synthétiques
- Estimation des propriétés 3D à partir d'une image 2D à l'aide de l'apprentissage automatique

## 3. Validation expérimentale

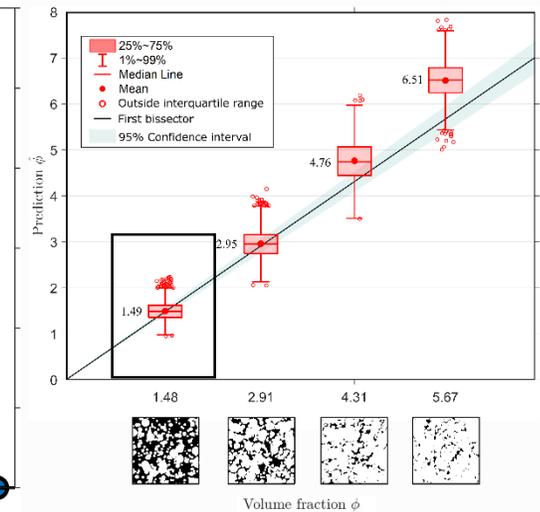
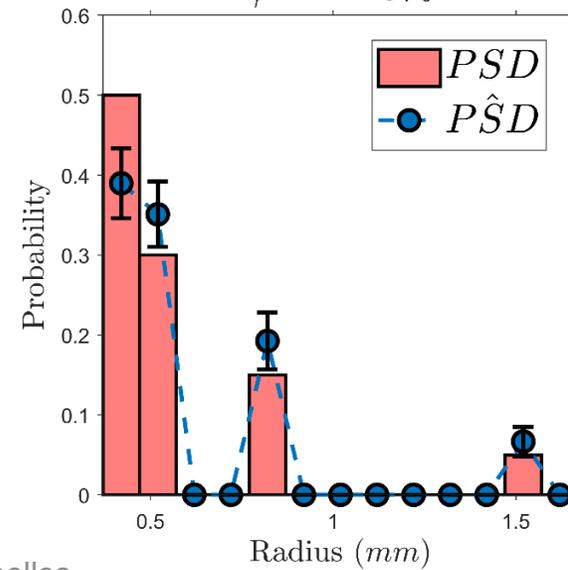
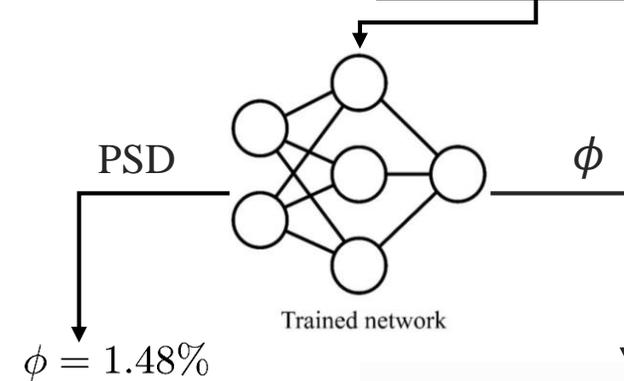
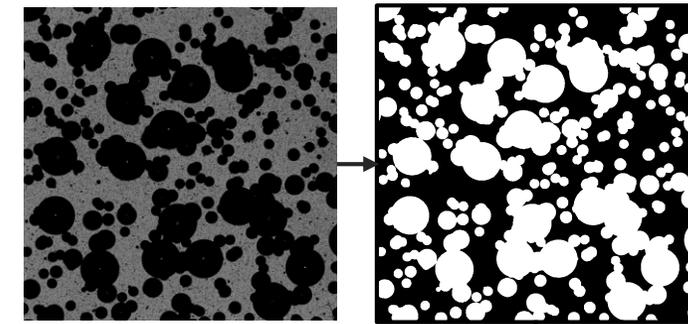
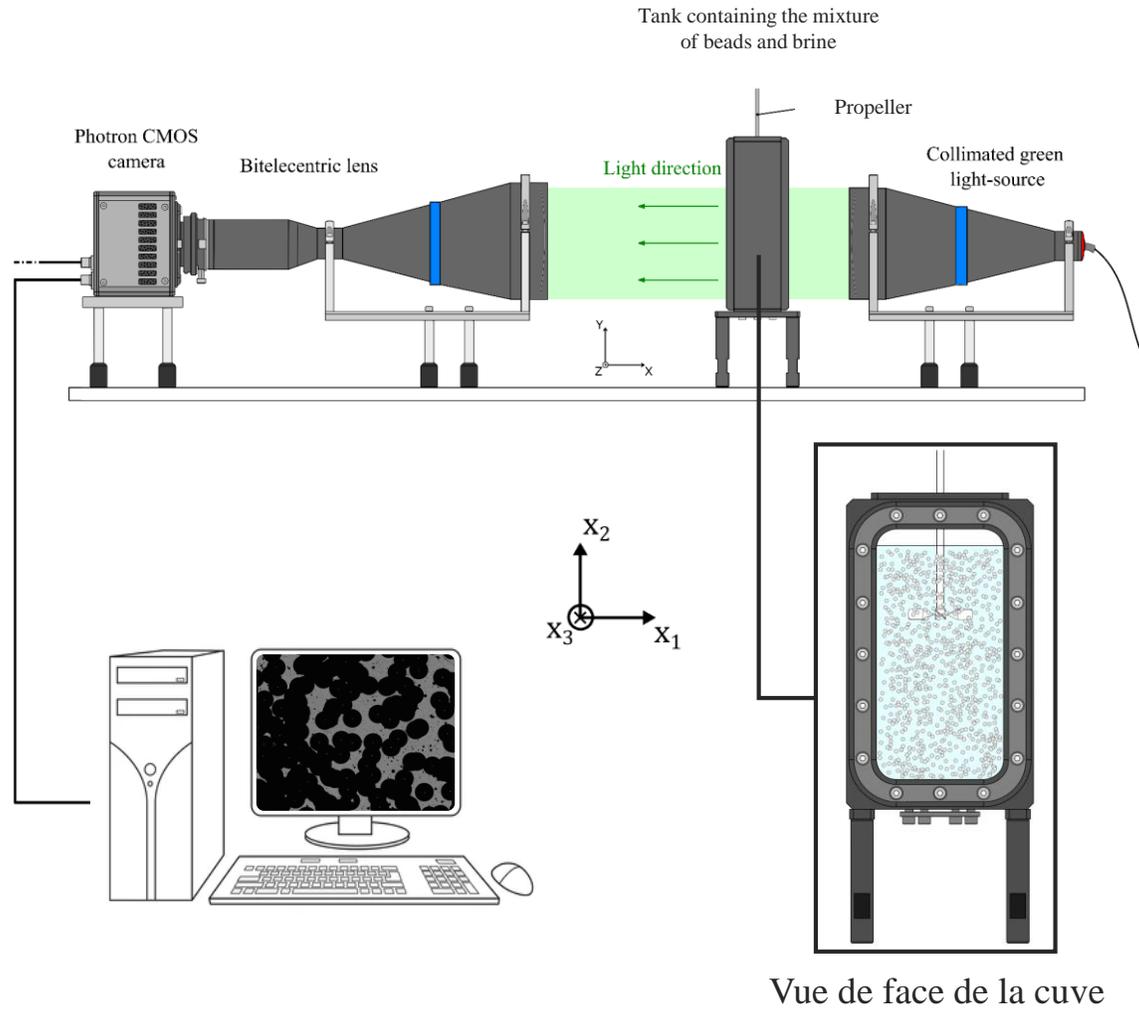
- Dispositif expérimental
- Résultats

## 4. Application à un Écoulement gaz-liquide

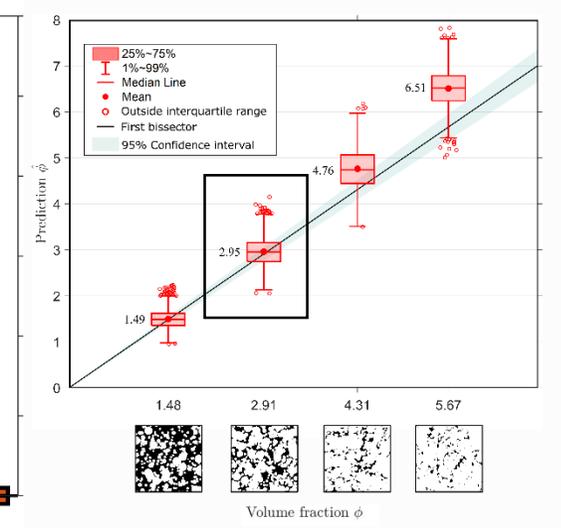
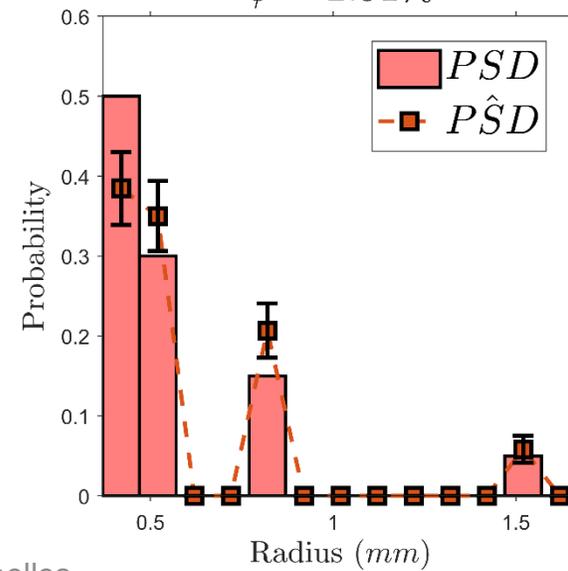
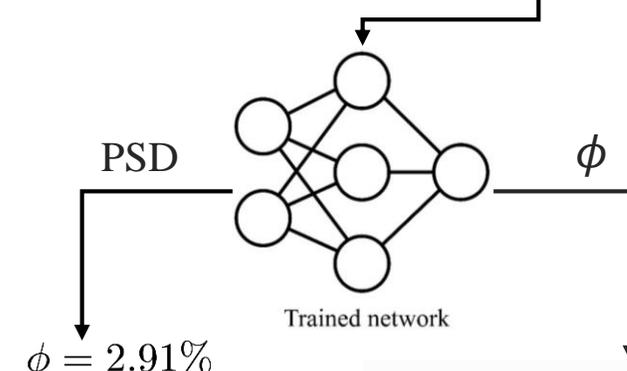
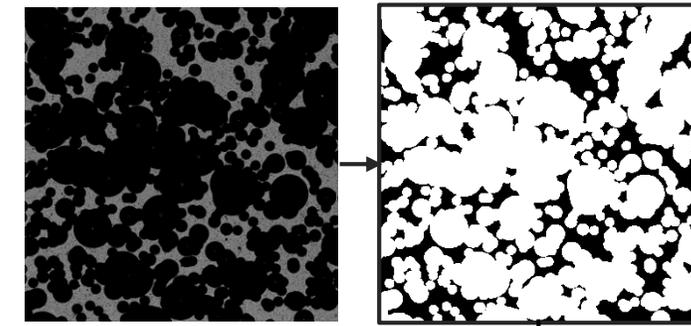
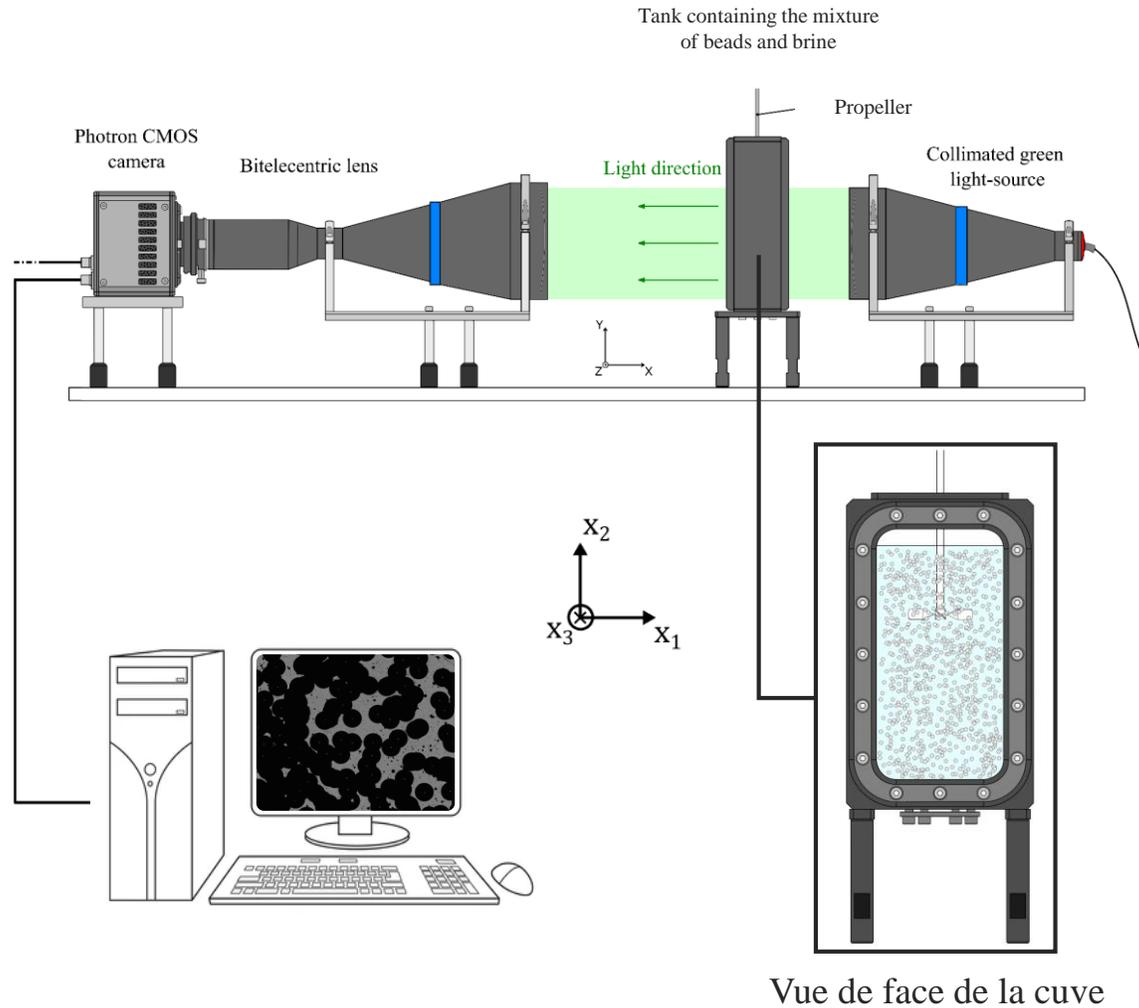
- Dispositif expérimental
- Définition des paramètres du modèle de particules sphéroïdales
- Résultats

## 5. Conclusion et perspectives

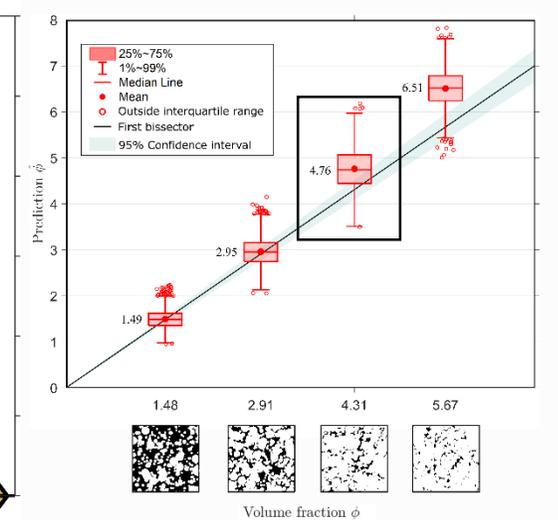
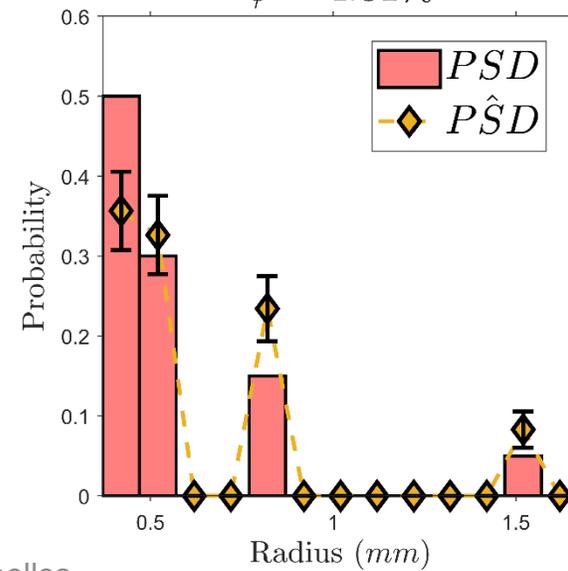
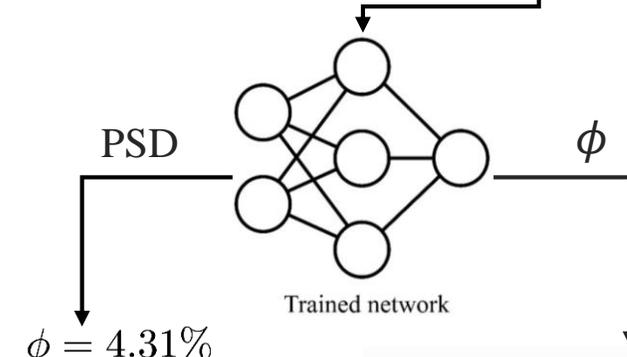
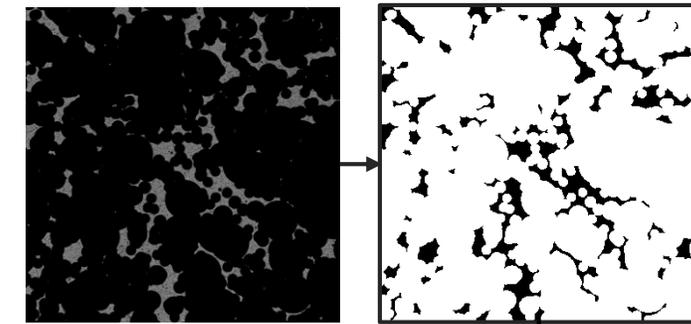
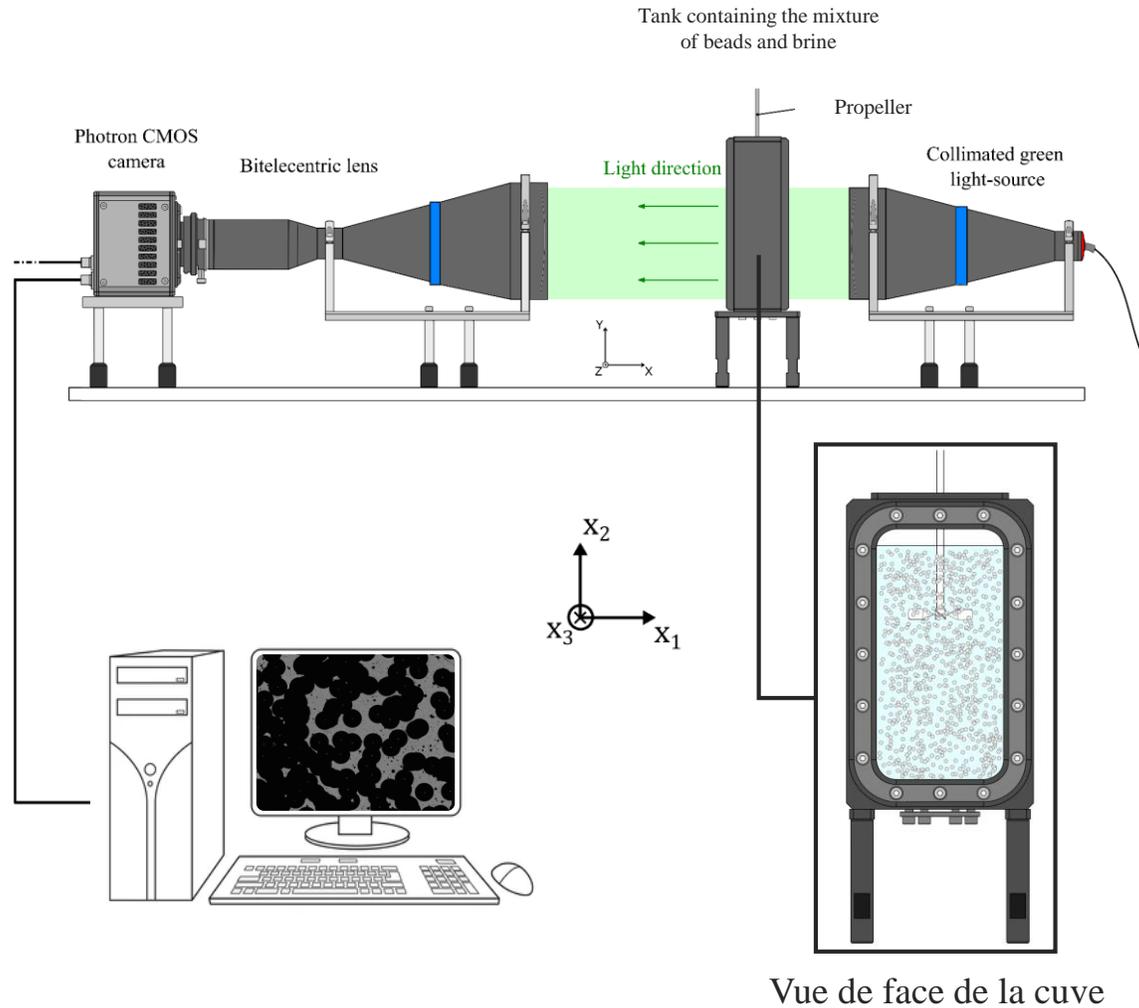
# Résultats



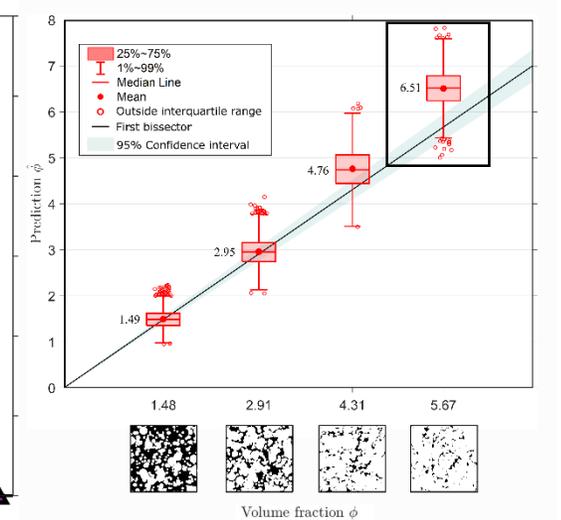
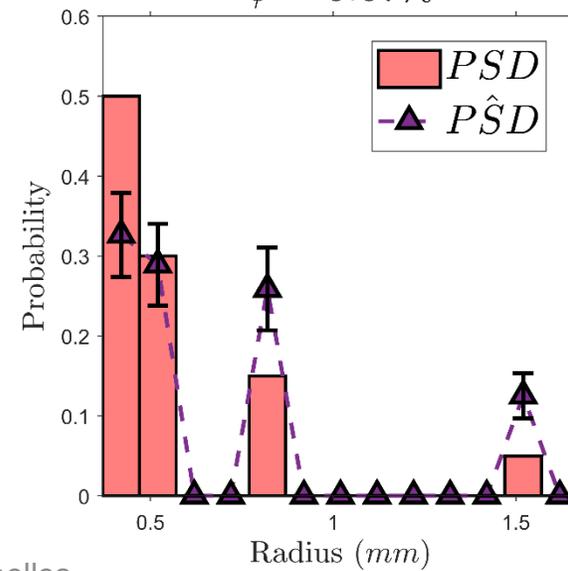
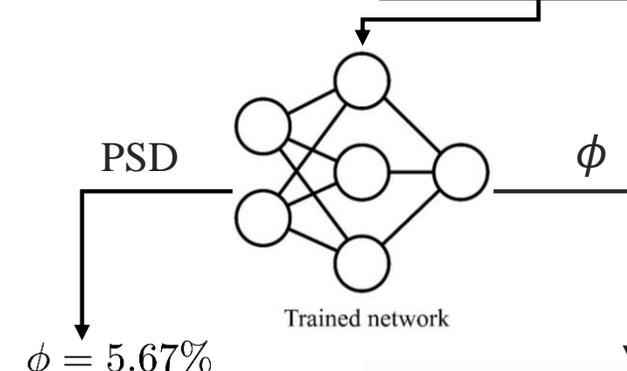
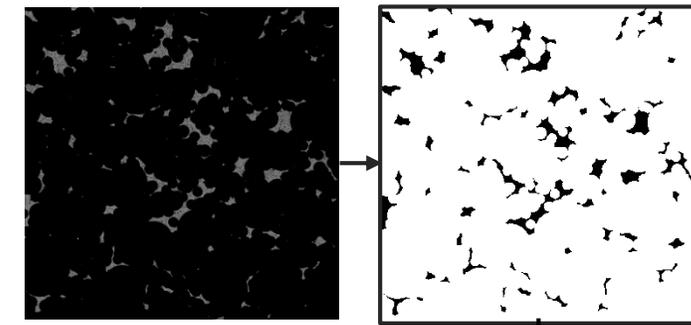
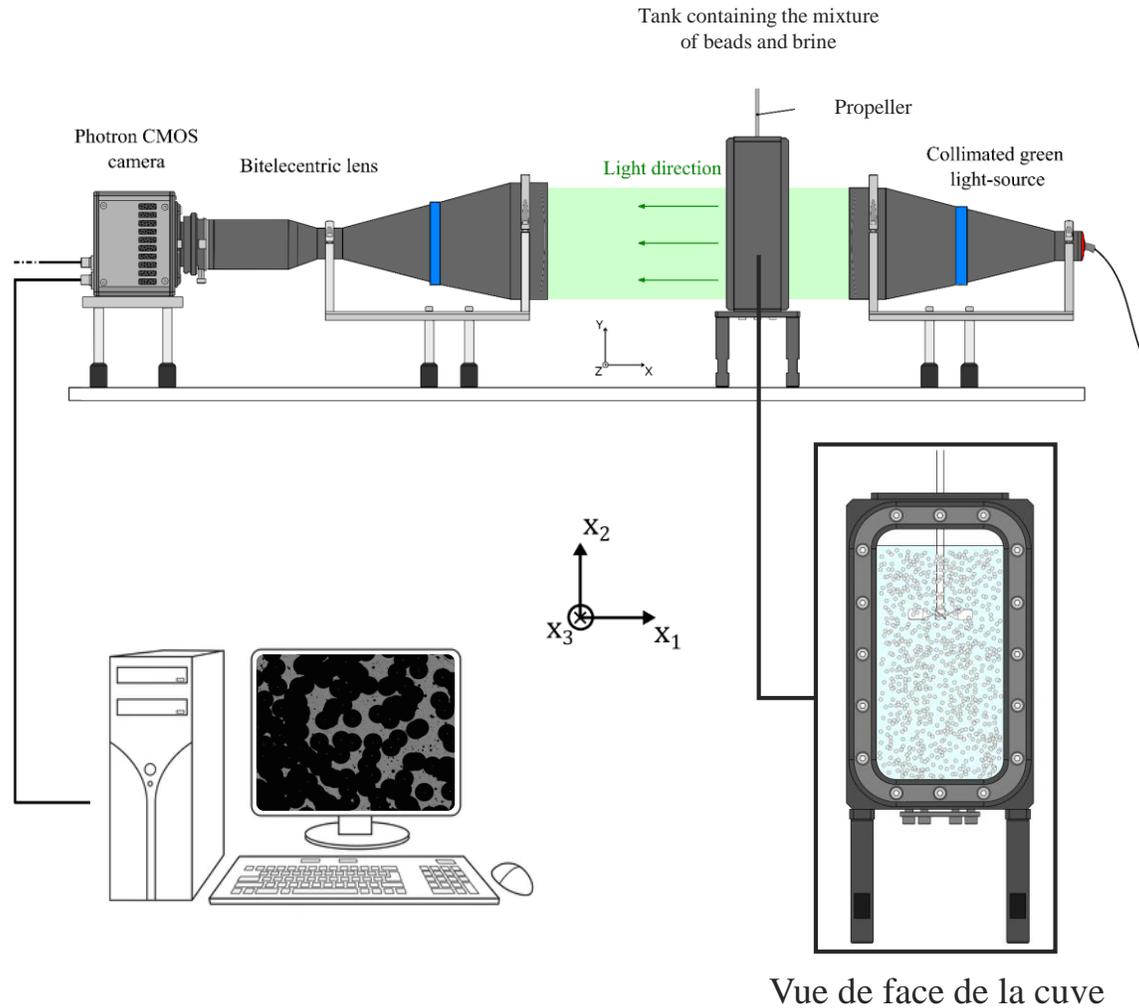
# Résultats



# Résultats



# Résultats





# 4 ■ Application à un Écoulement gaz-liquide

# Sommaire

## 1. Introduction

- Contexte et objectif
- État de l'art

## 2. Combinaison modèles 3D germe-grain et machine learning pour la caractérisation d'images de systèmes particuliers

- Approche proposée
- Modélisation stochastique et évaluation des images synthétiques
- Estimation des propriétés 3D à partir d'une image 2D à l'aide de l'apprentissage automatique

## 3. Validation expérimentale

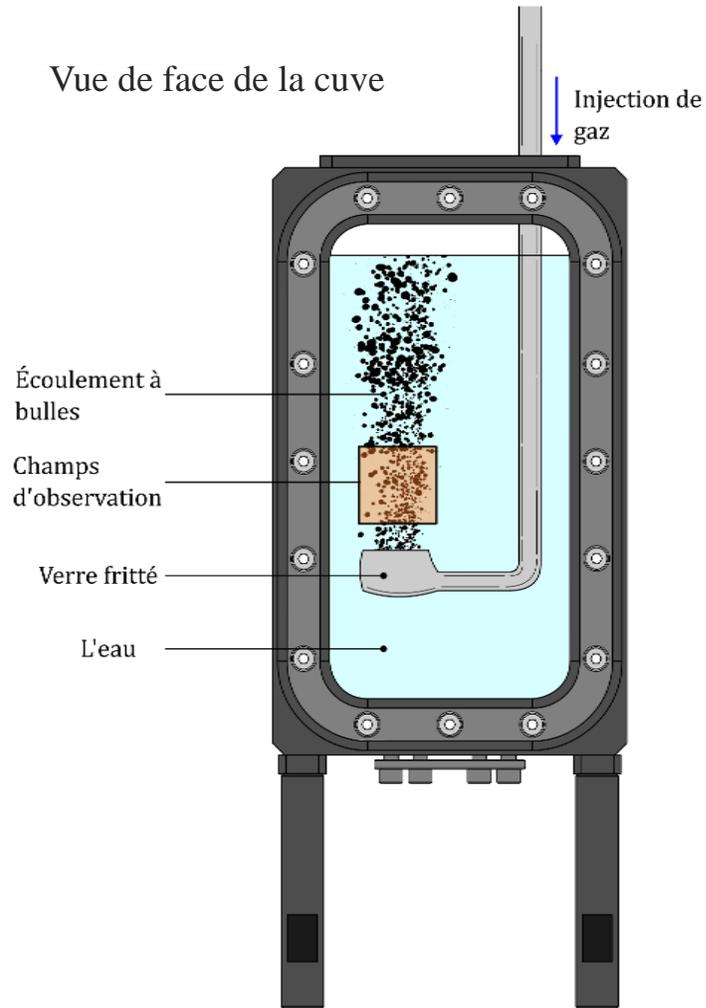
- Dispositif expérimental
- Résultats

## 4. Application à un Écoulement gaz-liquide

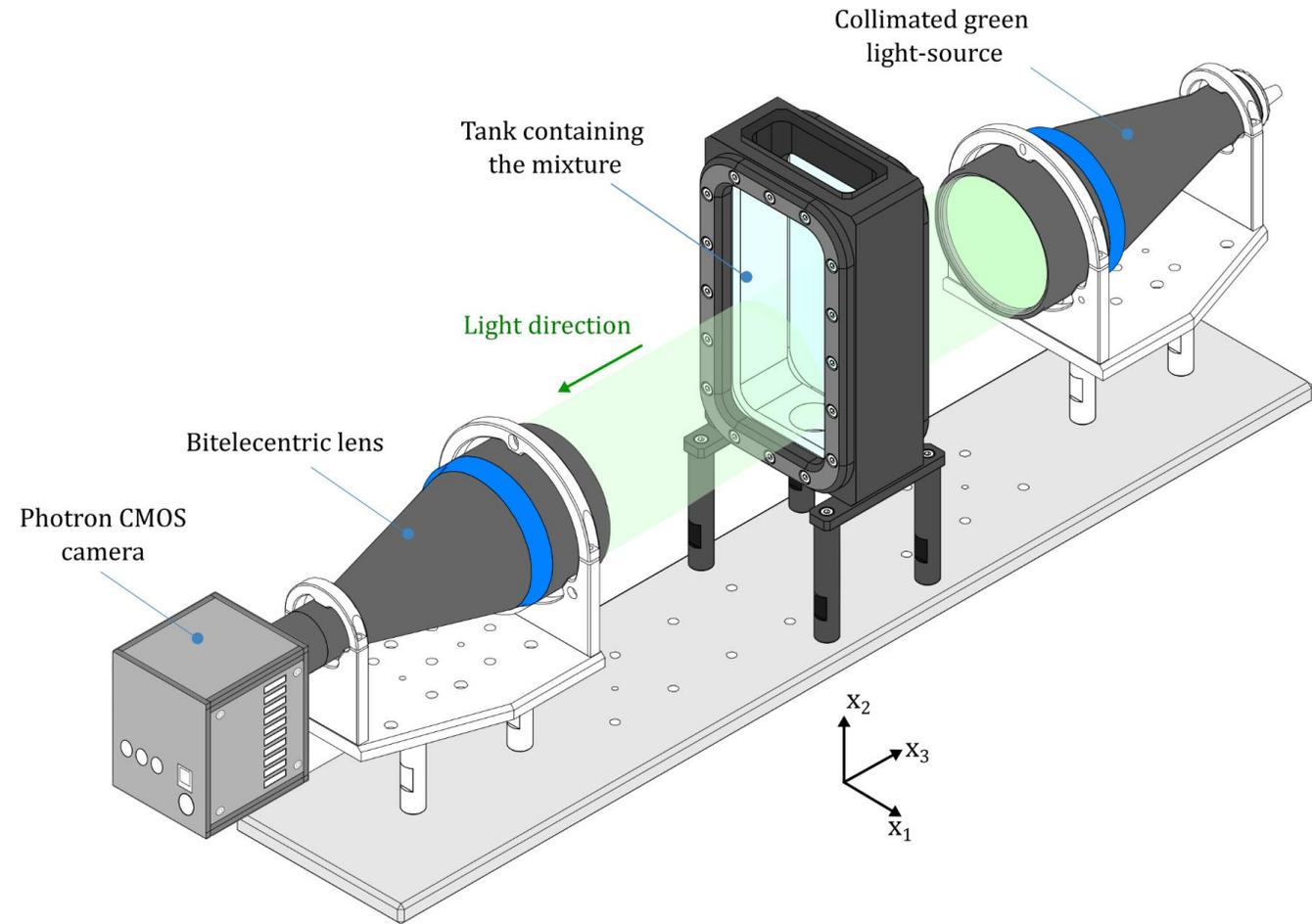
- Dispositif expérimental
- Définition des paramètres du modèle de particules sphéroïdales
- Résultats

## 5. Conclusion et perspectives

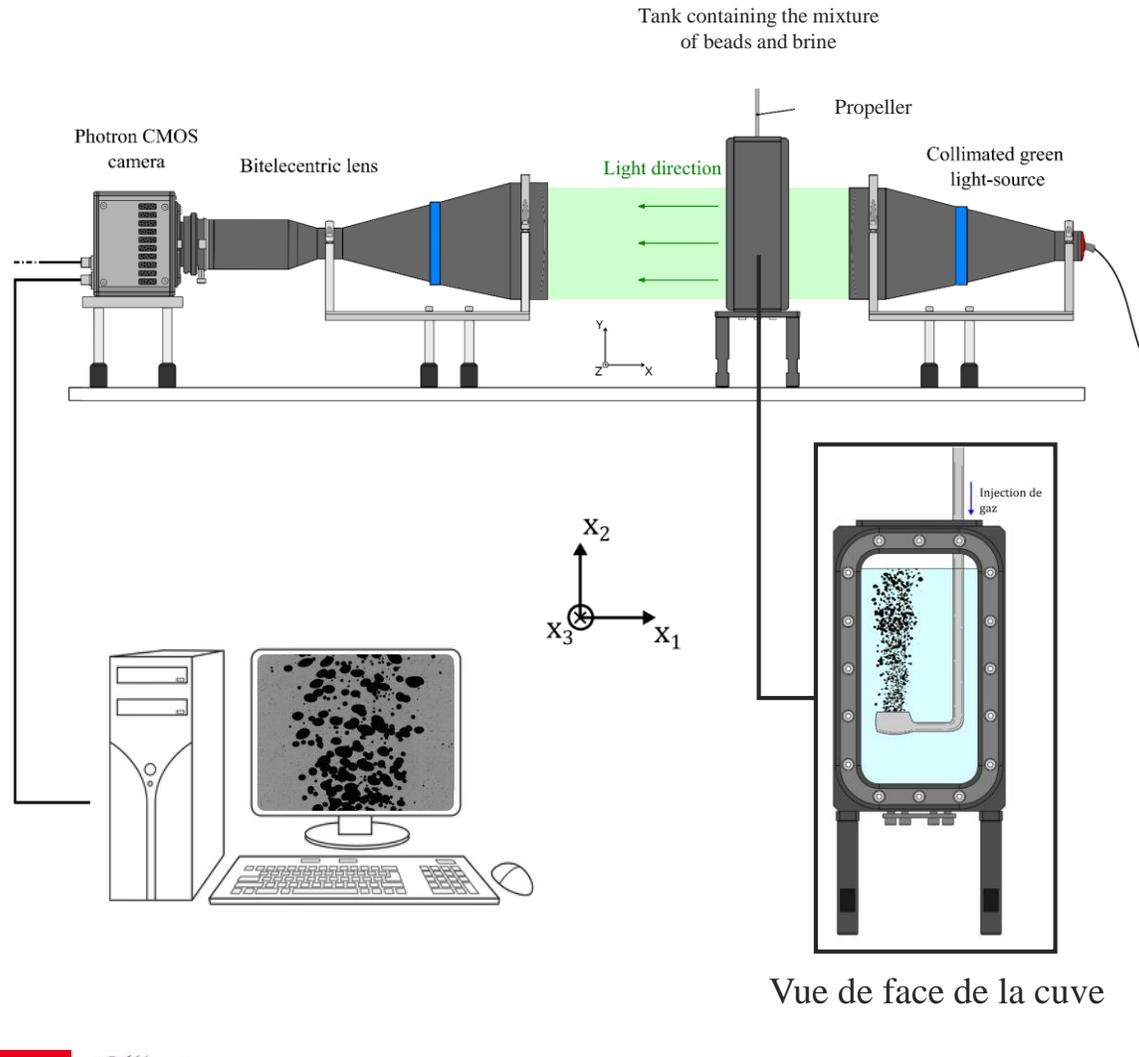
# Dispositif expérimental



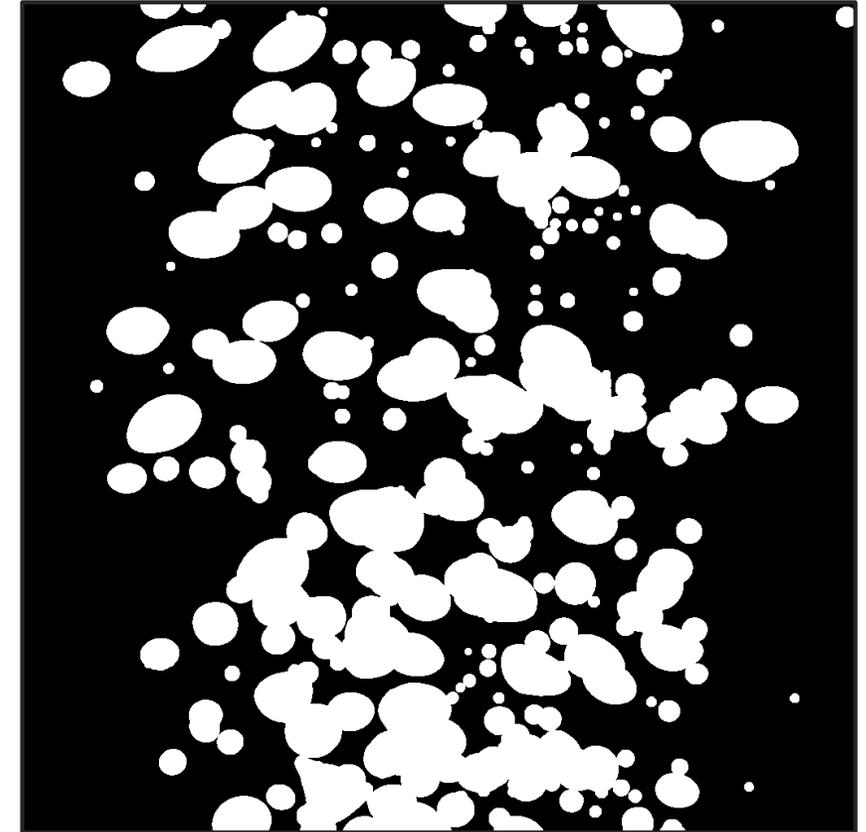
## Technique d'acquisition: Ombroscopie



# Dispositif expérimental

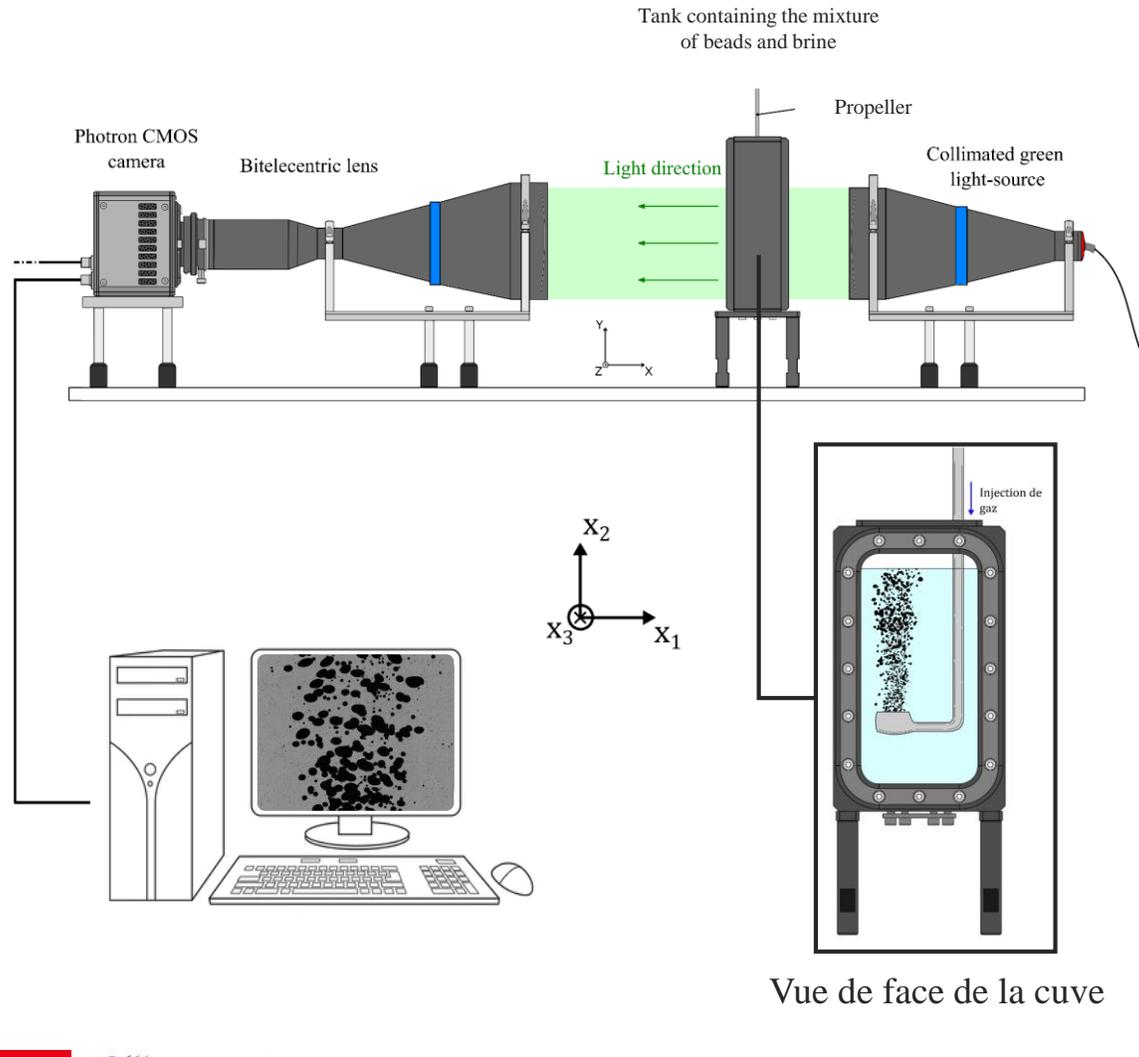


## Binarisation des acquisitions

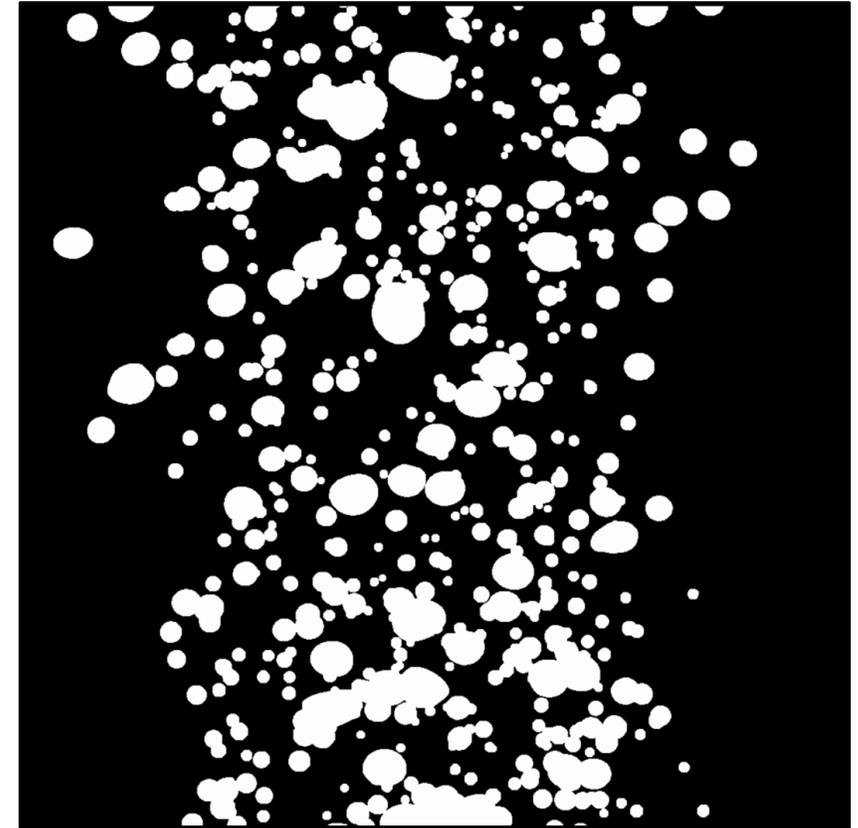


Nombre d'images par expérience:  
**4000 images**

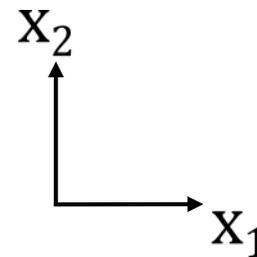
# Dispositif expérimental



## Binarisation des acquisitions



$$\dot{Q} = 2.5 \text{ L/h}$$



# Sommaire

## 1. Introduction

- Contexte et objectif
- État de l'art

## 2. Combinaison modèles 3D germe-grain et machine learning pour la caractérisation d'images de systèmes particuliers

- Approche proposée
- Modélisation stochastique et évaluation des images synthétiques
- Estimation des propriétés 3D à partir d'une image 2D à l'aide de l'apprentissage automatique

## 3. Validation expérimentale

- Dispositif expérimental
- Résultats

## 4. Application à un Écoulement gaz-liquide

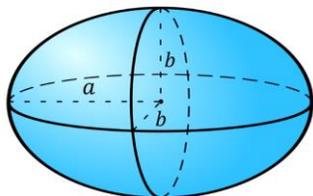
- Dispositif expérimental
- Définition des paramètres du modèle de particules sphéroïdales
- Résultats

## 5. Conclusion et perspectives

# Définition des paramètres du modèle de particules sphéroïdales

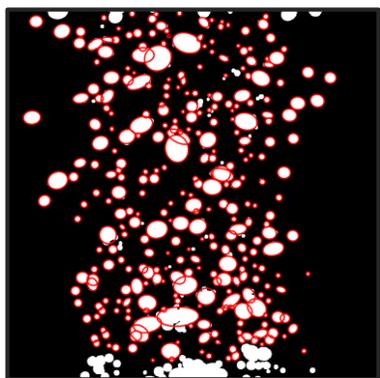
Distribution du grand axe  $a$ ,  
et d'élongation  $\epsilon = \frac{a}{b}$

Ellipsoïde typique:

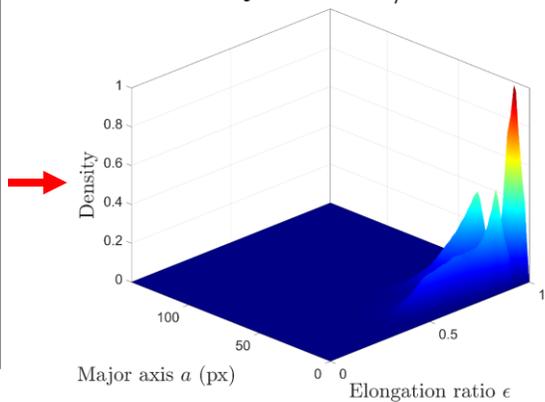


Détection et surface de densité:

$$\dot{Q} = 2.5 \text{ L/h}$$



De Langlard & al. [2018]



Distribution du vecteur  
d'orientation  
 $v = (\psi, \theta, \varphi)$

Suivant  $x_1$



$$\psi = 0$$

Suivant  $x_2$

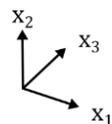


$$\theta \sim \mathcal{U}(0, 2\pi)$$

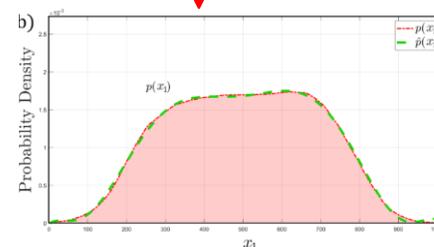
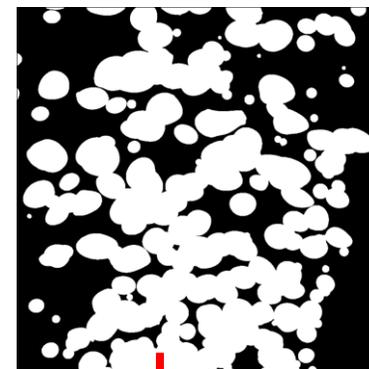
Suivant  $x_3$



$$\varphi \sim \mathcal{N}\left(0, \frac{\pi}{8}\right)$$



Définition du fonction  
d'amincissement  $p(x)$



Approximation polynomiale:

$$\hat{p}(x) = \sum_i p_i x^i,$$

$p_i$  sont les coefficients du  
polynôme.

Définition de l'intensité  
des particules avant  
amincissement  $\lambda$

$$\min_{\lambda} Err(I_r, I_g(\lambda))$$

où

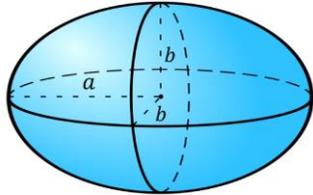
$$Err(I_r, I_g(\lambda)) = \alpha \times \left| \frac{A(I_r) - A(I_g(\lambda))}{A(I_r)} \right| + (1 - \alpha) \times \left| \frac{P(I_r) - P(I_g(\lambda))}{P(I_r)} \right|$$

- $I_r$  image expérimentale,
- $I_g(\lambda)$  image générée pour un  $\lambda$  donné,
- $\alpha$  paramètre de poids fixé par l'utilisateur (ici  $\alpha = 1/3$ ),
- Interpolation sur 2.5; 20; 40 L/h

# Définition des paramètres du modèle de particules sphéroïdales

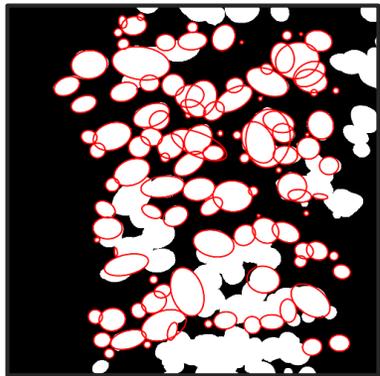
Distribution du grand axe  $a$ ,  
et d'élongation  $\epsilon = \frac{a}{b}$

Ellipsoïde typique:

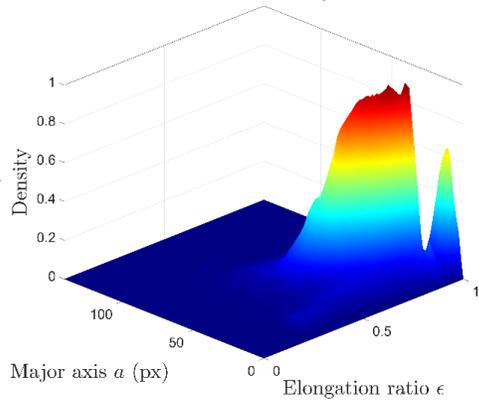


Détection et surface de densité:

$\dot{Q} = 20 \text{ L/h}$



De Langelard & al. [2018]



Distribution du vecteur  
d'orientation  
 $v = (\psi, \theta, \varphi)$

Suivant  $x_1$



$$\psi = 0$$

Suivant  $x_2$

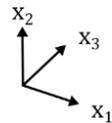


$$\theta \sim \mathcal{U}(0, 2\pi)$$

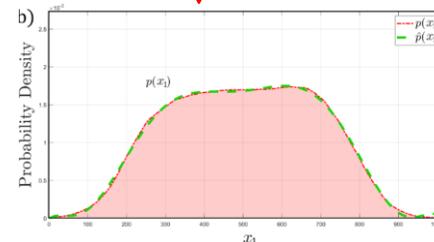
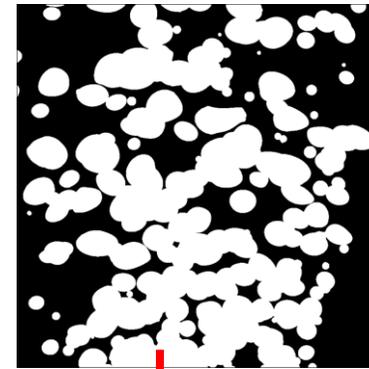
Suivant  $x_3$



$$\varphi \sim \mathcal{N}\left(0, \frac{\pi}{8}\right)$$



Définition du fonction  
d'amincissement  $p(x)$



Approximation polynomiale:

$$\hat{p}(x) = \sum_i p_i x^i,$$

$p_i$  sont les coefficients du polynôme.

Définition de l'intensité  
des particules avant  
amincissement  $\lambda$

$$\min_{\lambda} Err(I_r, I_g(\lambda))$$

où

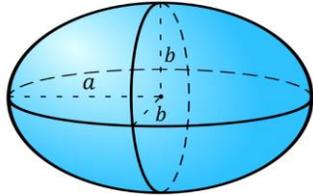
$$Err(I_r, I_g(\lambda)) = \alpha \times \left| \frac{A(I_r) - A(I_g(\lambda))}{A(I_r)} \right| + (1 - \alpha) \times \left| \frac{P(I_r) - P(I_g(\lambda))}{P(I_r)} \right|$$

- $I_r$  image expérimentale,
- $I_g(\lambda)$  image générée pour un  $\lambda$  donné,
- $\alpha$  paramètre de poids fixé par l'utilisateur (ici  $\alpha = 1/3$ ),
- Interpolation sur 2.5; 20; 40 L/h

# Définition des paramètres du modèle de particules sphéroïdales

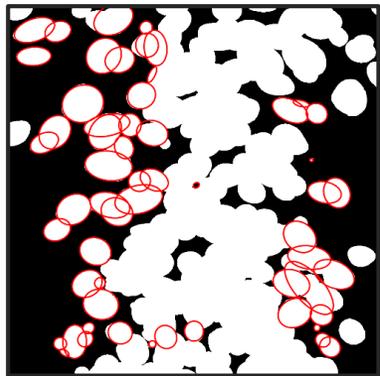
Distribution du grand axe  $a$ ,  
et d'élongation  $\epsilon = \frac{a}{b}$

Ellipsoïde typique:

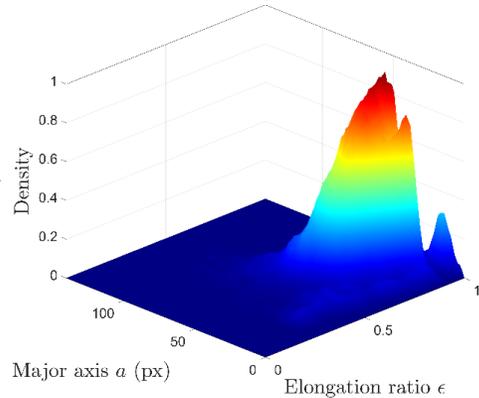


Détection et surface de densité:

$\dot{Q} = 40 \text{ L/h}$



De Langlard & al. [2018]



Distribution du vecteur  
d'orientation  
 $v = (\psi, \theta, \varphi)$

Suivant  $x_1$



$$\psi = 0$$

Suivant  $x_2$

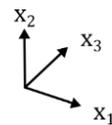


$$\theta \sim \mathcal{U}(0, 2\pi)$$

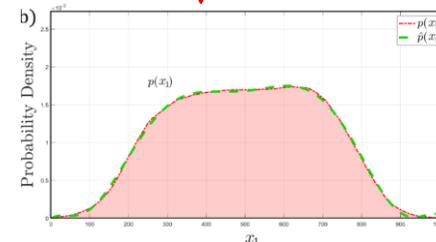
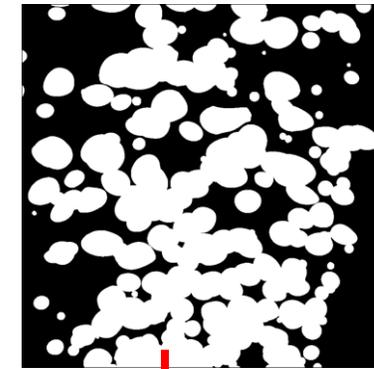
Suivant  $x_3$



$$\varphi \sim \mathcal{N}\left(0, \frac{\pi}{8}\right)$$



Définition du fonction  
d'amincissement  $p(x)$



Approximation polynomiale:

$$\hat{p}(x) = \sum_i p_i x^i,$$

$p_i$  sont les coefficients du polynôme.

Définition de l'intensité  
des particules avant  
amincissement  $\lambda$

$$\min_{\lambda} \text{Err} (I_r, I_g(\lambda))$$

où

$$\text{Err} (I_r, I_g(\lambda)) = \alpha \times \left| \frac{A(I_r) - A(I_g(\lambda))}{A(I_r)} \right| + (1 - \alpha) \times \left| \frac{P(I_r) - P(I_g(\lambda))}{P(I_r)} \right|$$

- $I_r$  image expérimentale,
- $I_g(\lambda)$  image générée pour un  $\lambda$  donné,
- $\alpha$  paramètre de poids fixé par l'utilisateur (ici  $\alpha = 1/3$ ),
- Interpolation sur 2.5; 20; 40 L/h

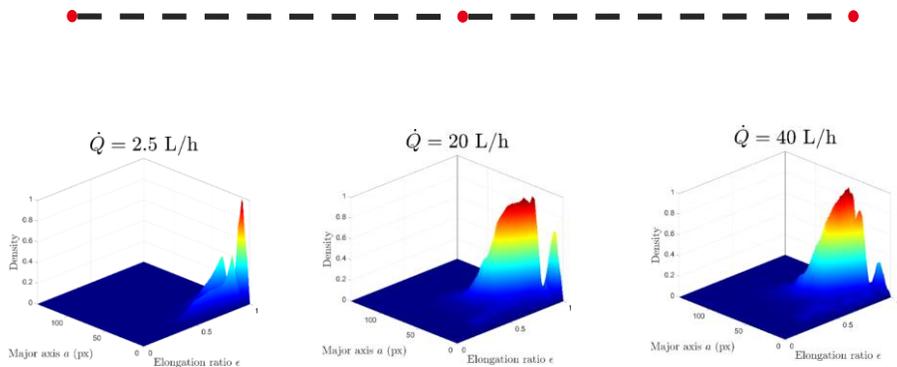
# Définition des paramètres du modèle de particules sphéroïdales

Distribution du grand axe  $a$ ,  
et d'élongation  $\epsilon = \frac{a}{b}$

Interpolation:  $s : [0, 1] \rightarrow \mathcal{S}$   
 $t \mapsto s(t)$ ,

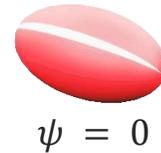
où:

$$s(t) = \begin{cases} (1-t) \times \hat{D}_{2.5} + t \times \hat{D}_{20}, & \text{if } 2.5 \leq \dot{Q} \leq 20, \\ (1-t) \times \hat{D}_{20} + t \times \hat{D}_{40}, & \text{if } 20 < \dot{Q} \leq 40, \end{cases} \leftarrow$$



Distribution du vecteur  
d'orientation  
 $v = (\psi, \theta, \varphi)$

Suivant  $x_1$



$$\psi = 0$$

Suivant  $x_2$

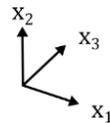


$$\theta \sim \mathcal{U}(0, 2\pi)$$

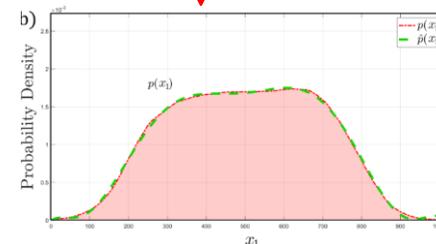
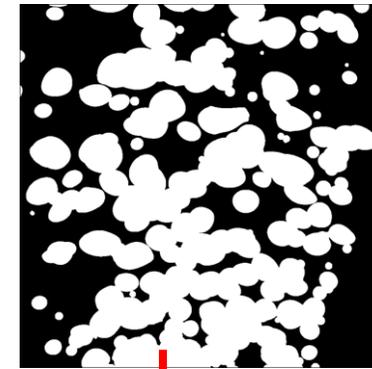
Suivant  $x_3$



$$\varphi \sim \mathcal{N}\left(0, \frac{\pi}{8}\right)$$



Définition du fonction  
d'amincissement  $p(x)$



Approximation polynomiale:

$$\hat{p}(x) = \sum_i p_i x^i,$$

$p_i$  sont les coefficients du  
polynôme.

Définition de l'intensité  
des particules avant  
amincissement  $\lambda$

$$\min_{\lambda} Err(I_r, I_g(\lambda))$$

où

$$Err(I_r, I_g(\lambda)) = \alpha \times \left| \frac{A(I_r) - A(I_g(\lambda))}{A(I_r)} \right| + (1 - \alpha) \times \left| \frac{P(I_r) - P(I_g(\lambda))}{P(I_r)} \right|$$

- $I_r$  image expérimentale,
- $I_g(\lambda)$  image générée pour un  $\lambda$  donné,
- $\alpha$  paramètre de poids fixé par l'utilisateur (ici  $\alpha = 1/3$ ),
- Interpolation sur 2.5; 20; 40 L/h

# Sommaire

## 1. Introduction

- Contexte et objectif
- État de l'art

## 2. Combinaison modèles 3D germe-grain et machine learning pour la caractérisation d'images de systèmes particuliers

- Approche proposée
- Modélisation stochastique et évaluation des images synthétiques
- Estimation des propriétés 3D à partir d'une image 2D à l'aide de l'apprentissage automatique

## 3. Validation expérimentale

- Dispositif expérimental
- Résultats

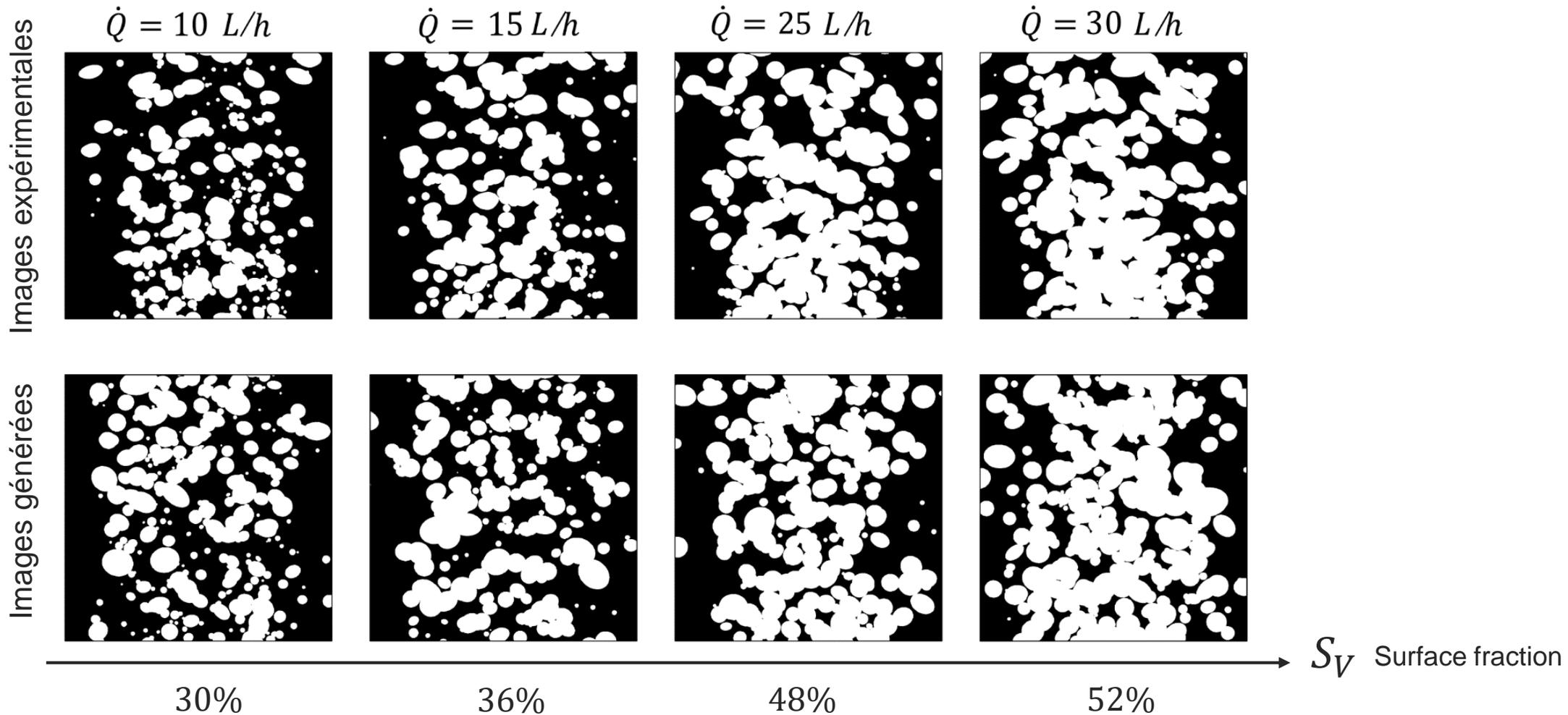
## 4. Application à un Écoulement gaz-liquide

- Dispositif expérimental
- Définition des paramètres du modèle de particules sphéroïdales
- Résultats

## 5. Conclusion et perspectives

# Résultats

Comparaison entre les images générées et les images réelles:



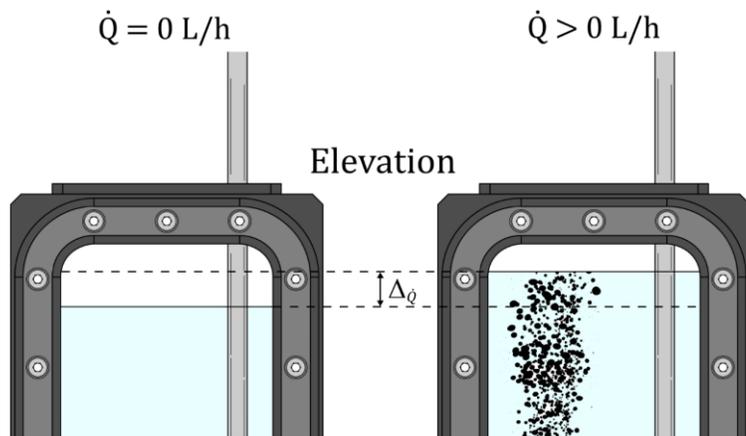
# Résultats

## Prédiction des informations morphologiques:

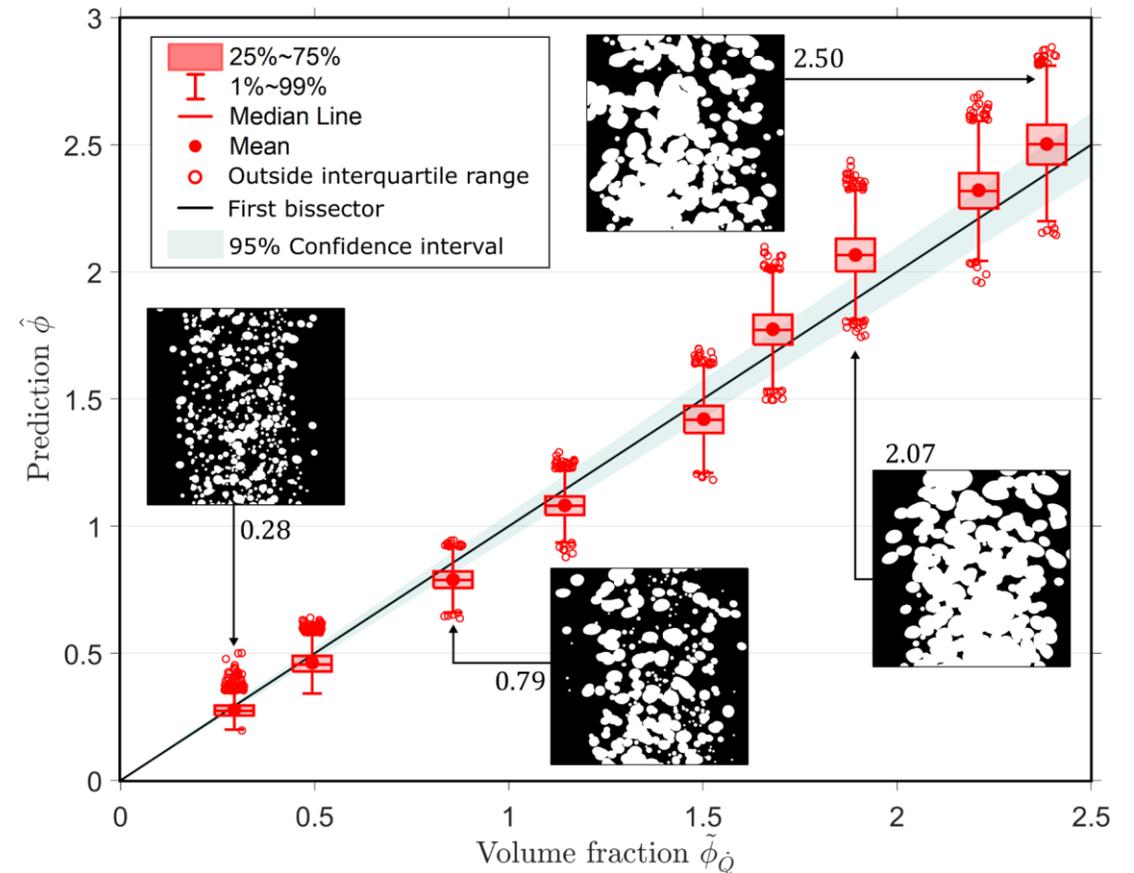
### Mesure de la fraction volumique $\tilde{\phi}$

$$\tilde{\phi}_{\dot{Q}} = \frac{\Delta \dot{Q} \times l \times L}{V}$$

- $\Delta \dot{Q}$  élévation de la phase continue
- $l$  profondeur de la cuve
- $L$  largeur de la cuve



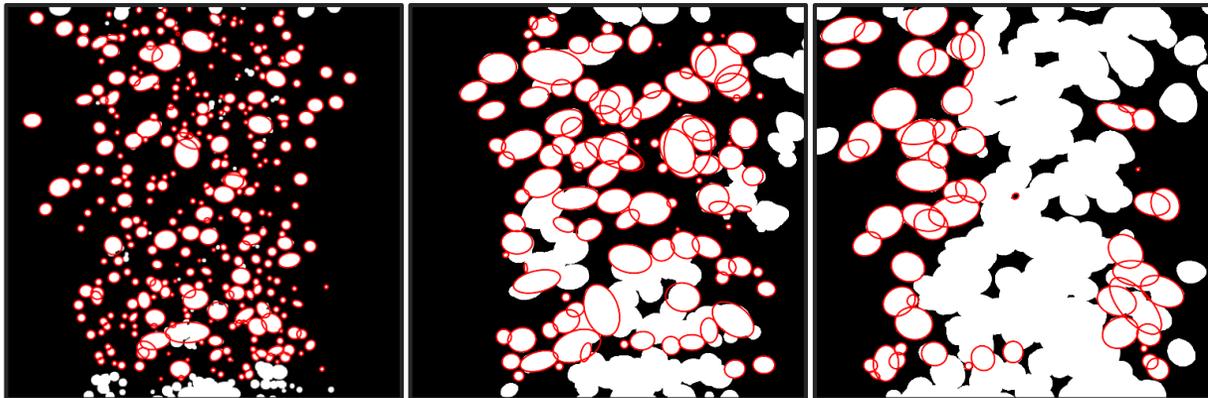
### Prédiction de la fraction volumique $\phi$



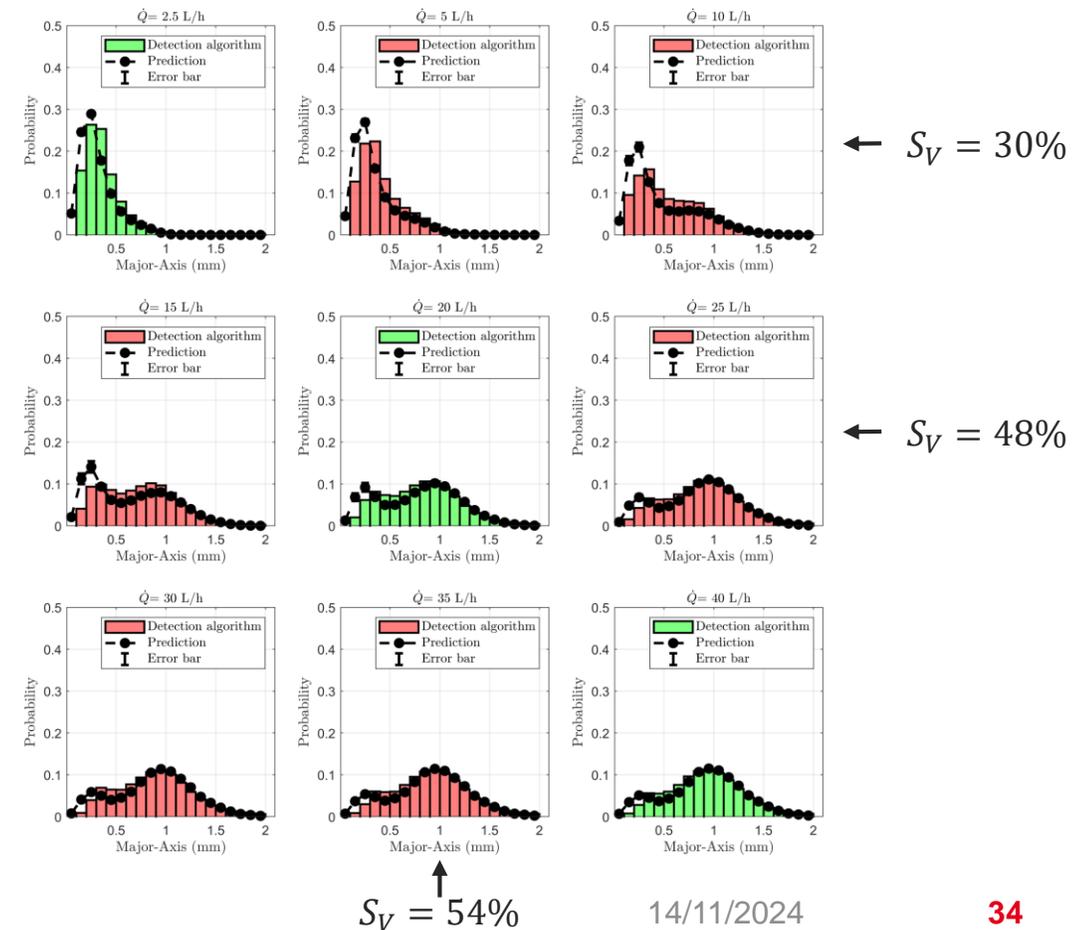
# Résultats

## Prédiction des informations morphologiques:

Distributions mesurée par approche déterministe  
[de Langlard & al.[2018]]:



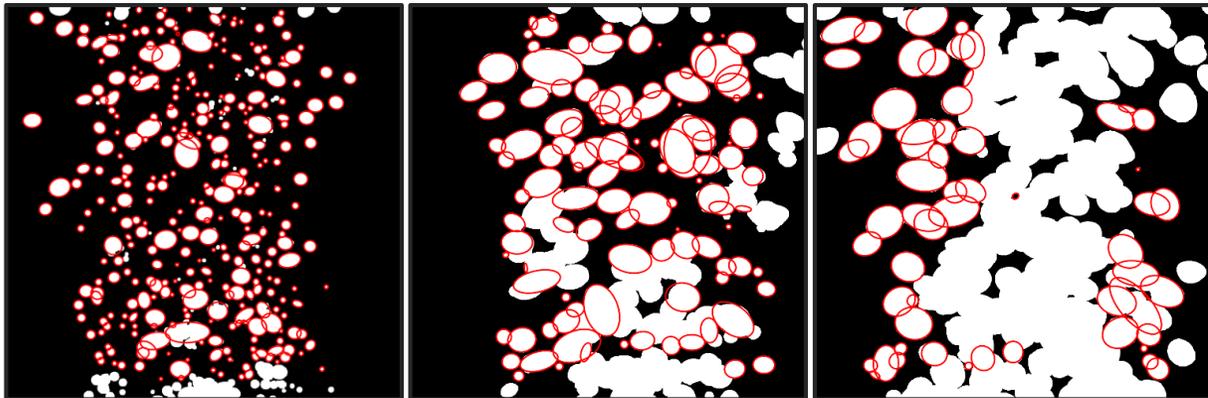
## Distributions du grand axe $a$ :



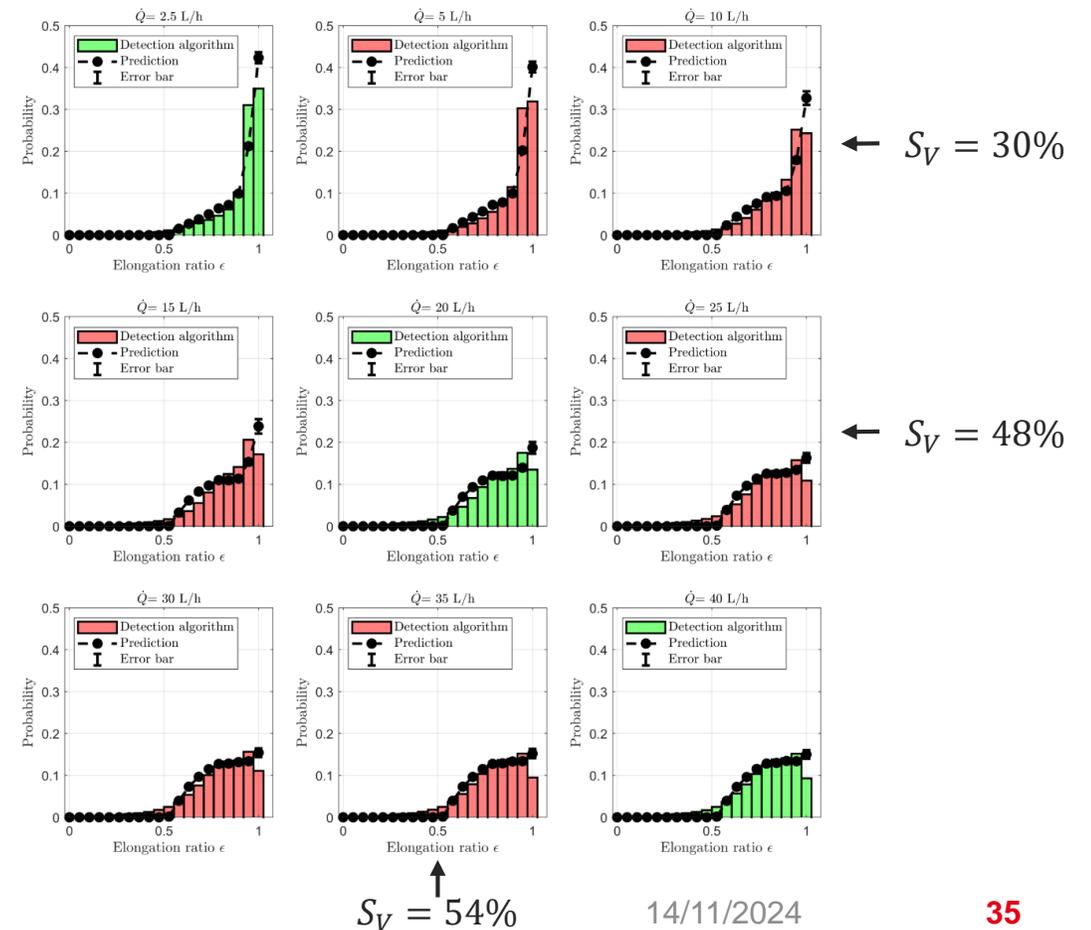
# Résultats

## Prédiction des informations morphologiques:

Distributions mesurée par approche déterministe  
[de Langlard & al.[2018]]:



## Distributions d'élongation $\epsilon$ :





# 5 ■ Conclusion et perspectives

# Sommaire

## 1. Introduction

- Contexte et objectif
- État de l'art

## 2. Combinaison modèles 3D germe-grain et machine learning pour la caractérisation d'images de systèmes particuliers

- Approche proposée
- Modélisation stochastique et évaluation des images synthétiques
- Estimation des propriétés 3D à partir d'une image 2D à l'aide de l'apprentissage automatique

## 3. Validation expérimentale

- Dispositif expérimental
- Résultats

## 4. Application à un Écoulement gaz-liquide

- Dispositif expérimental
- Définition des paramètres du modèle de particules sphéroïdales
- Résultats

## 5. Conclusion et perspectives

# Conclusion et perspectives

## Conclusion

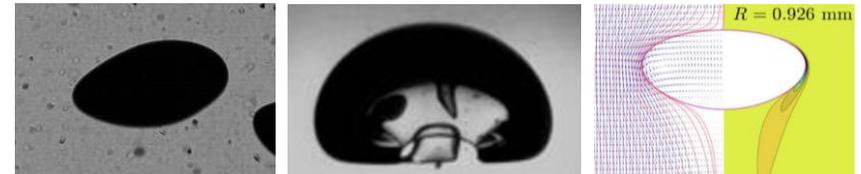
1. Enrichissement du **modèle stochastique 3D** pour prendre en compte:
  1. Les **facteurs de forme** (corrélation taille/forme).
  2. Les **inhomogénéités spatiales**.
  3. L'**orientation des particules**.
2. Liens entre les **propriétés 3D** et les **réalisations 2D**:
  - a. Identification des **réseaux de neurones adaptés**.
  - b. Architecture appropriée.
3. Emploi de **la FID** pour **l'évaluation de la vraisemblance des images générées**.

## Perspectives

1. Extension du modèle aux **formes de particules non sphériques** et prendre en compte de la structure de l'écoulement pour des modélisations plus réalistes et dynamiques.

Bulles déformées

Caps



2. Exploration des réseaux multi-sorties afin de prédire **plusieurs propriétés simultanément** et développement d'outils **d'analyse en temps réel**.

# Références

**Shao & al. [2020]** Siyao Shao, Kevin Mallery, and Jiarong Hong. “Machine learning holography for measuring 3D particle distribution”. In: *Chemical Engineering Science* 225 (2020).

**Talbot & al. [2002]** Hugues Talbot. “Elliptical distance transforms and the object splitting problem”. In: *CSIRO Mathematical and Information Sciences* (2002).

**Fu & al. [2016]** FU, Y. et Y. LIU. 2016, «Development of a robust image processing technique for bubbly flow measurement in a narrow rectangular channel», *International Journal of Multiphase Flow*, vol. 84, p. 217–228.

**Kim & Park [2021]** Yewon Kim and Hyungmin Park. “Deep learning-based automated and universal bubble detection and mask extraction in complex two-phase flows”. In: *Scientific reports* 11.1 (2021), p. 8940. issn: 20452322.

**Zhang & al. [2012]** Wen Hui Zhang, Xiaoya Jiang, and Yin Mingzi Liu. “A method for recognizing overlapping elliptical bubbles in bubble image”. In: *Pattern Recognition Letters* 33.12 (2012), pp. 1543–1548. issn: 01678655.

**Fu & Liu [2019]** Yucheng Fu and Yang Liu. “BubGAN : Bubble generative adversarial networks for synthesizing realistic bubbly flow images”. In: *Chemical Engineering Science* 204 (2019), pp. 35–47. issn: 0009-2509.

**Zafari & al. [2015]** Sahar Zafari et al. “Segmentation of partially overlapping nanoparticles using concave points”. In: *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* 9474.May 2016 (2015), pp. 187–197.

**Eremina & al. [2021]** Local Measures Distribution for the Estimation of the Elongation Ratio of the Typical Grain in Homogeneous Boolean Models. *Image Analysis and Stereology*, 40(2)

# Références

**Kracht & al. [2013]** W Kracht, X Emery, and C Paredes. “A stochastic approach for measuring bubble size distribution via image analysis”. In: International Journal of Mineral Processing 121 (2013), pp. 6–11. issn: 0301-7516.

**Théodon & al. [2021]** Léo Theodon, Tatyana Eremina, Kassem Dia, Fabrice Lamadie, Jean-Charles Pinoli, Johan Debayle. (2021). "Estimating the Parameters of a Stochastic Geometrical Model for Multiphase Flow Images Using Local Measures." Image Analysis and Stereology, 40(3), 115-125.

**De Langlard & al. [2018]** Mathieu de Langlard et al. “An efficiency improved recognition algorithm for highly overlapping ellipses: Application to dense bubbly flows”. In: Pattern Recognition Letters 101 (2018), pp. 88–95. issn: 01678655.

**De Langlard & al. [2018a]** Mathieu de Langlard et al. “A 3D stochastic model for geometrical characterization of particles in two-phase flow applications”. In: Image Analysis and Stereology 37.3 (2018), pp. 233–247. issn: 18545165.

**Matérn [2013]** Bertil Matérn. Spatial Variation. 5. 2014.

**Stoyan & Stoyan [1985]** Dietrich Stoyan and Helga Stoyan. “On One of Matérn’s Hard-core Point Process Models”. In: Mathematische Nachrichten 122.1 (1985), pp. 205–214.

**Dia & al. [2023]** Kassem Dia, Fabrice Lamadie, Johan Debayle. (2023). "Retrieving mean volumetric properties of multiphase flows from 2D images: A new approach combining deep learning algorithms and 3D modelling." Chemical Engineering Science, Volume 279, 118933, ISSN 0009-2509.



**Merci pour votre attention !!**

