

2 JUIN 2022



# RÉSEAUX DE NEURONES POUR LE TRAITEMENT DE NUAGES DE POINTS 3D ACQUIS

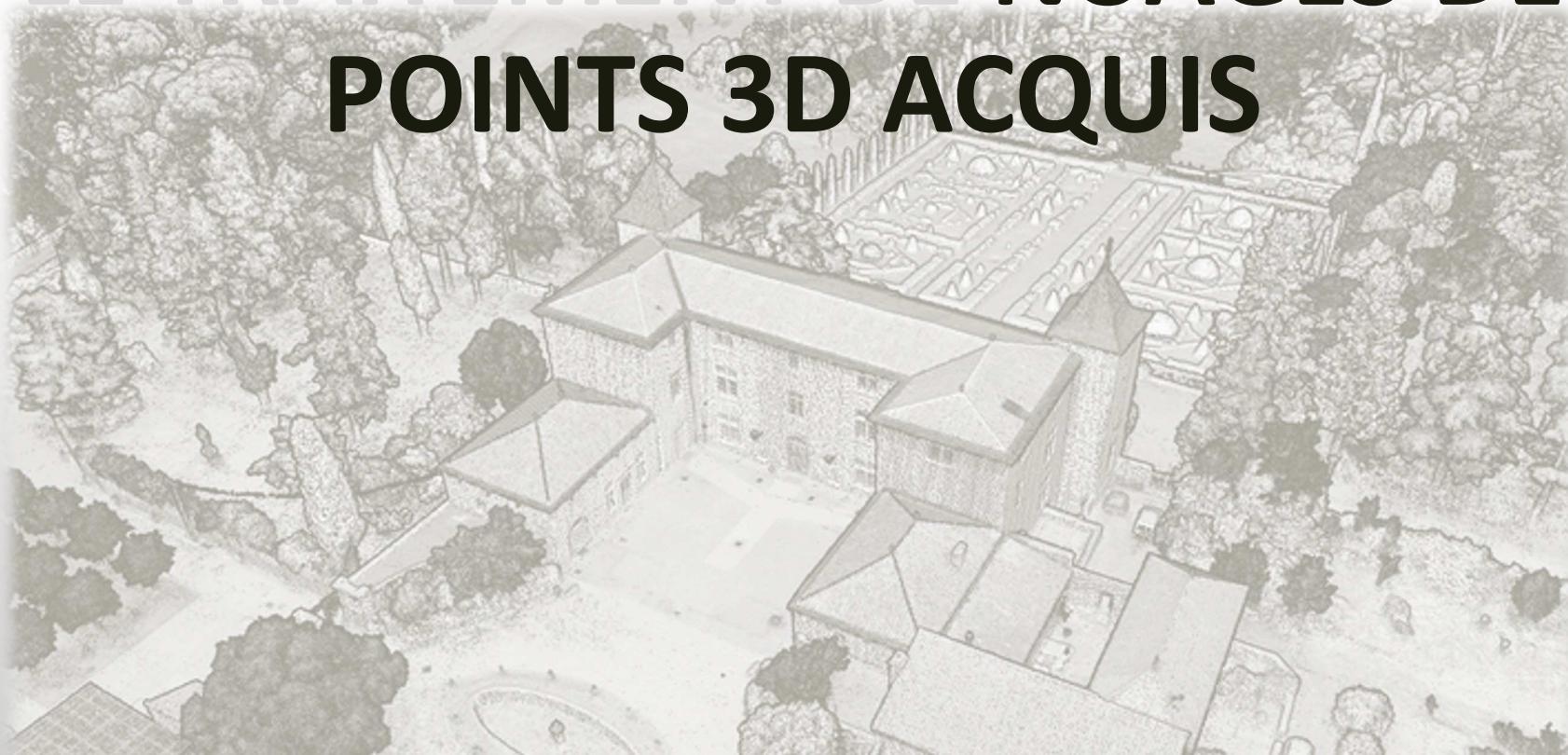
Approches rapides, robustes, et à faible impact énergétique



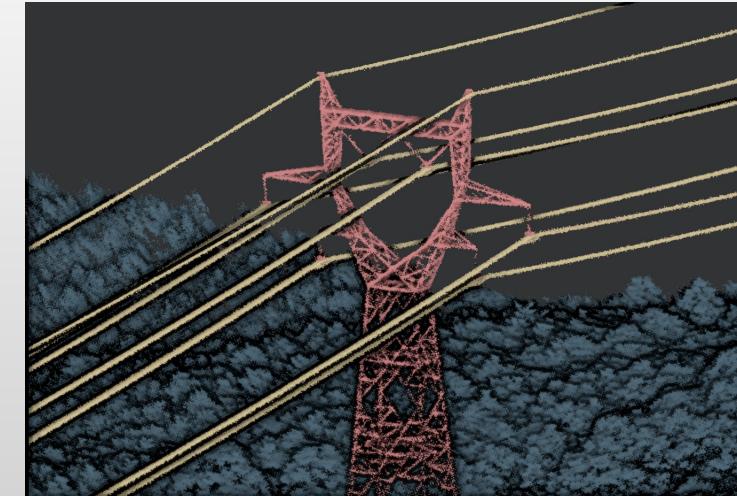
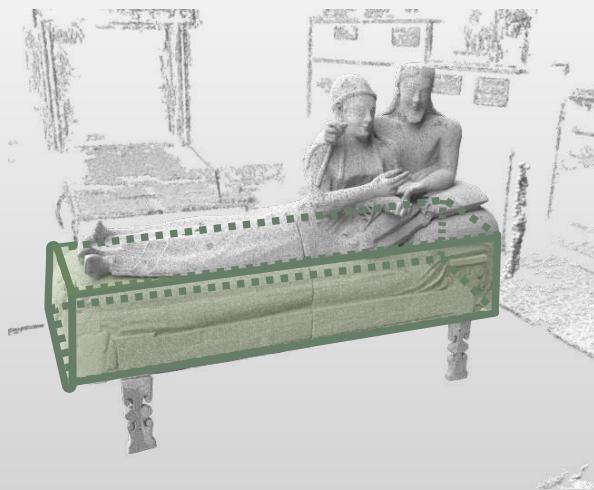
NICOLAS MELLADO

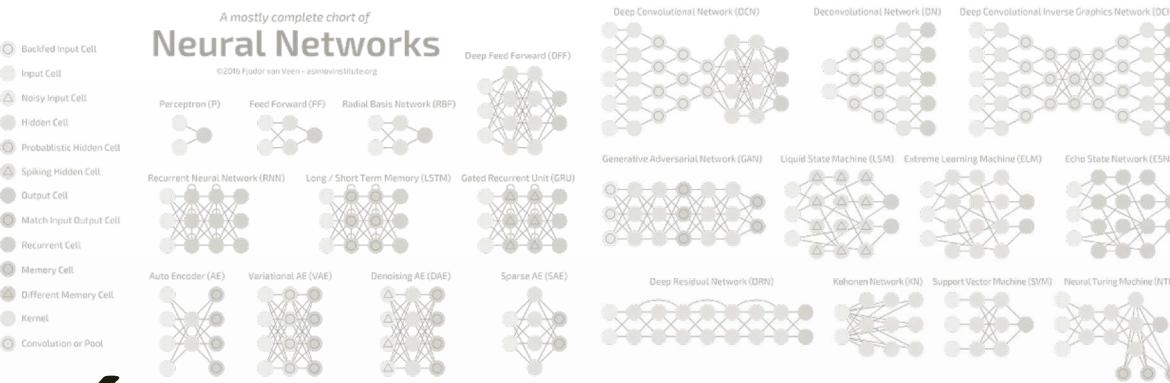
# RÉSEAUX DE NEURONES POUR LE TRAITEMENT DE NUAGES DE POINTS 3D ACQUIS

# RÉSEAUX DE NEURONES POUR LE TRAITEMENT DE NUAGES DE POINTS 3D ACQUIS



# RÉSEAUX DE NEURONES POUR LE TRAITEMENT DE NUAGES DE POINTS 3D ACQUIS





# RÉSEAUX DE NEURONES POUR LE TRAITEMENT DE NUAGES DE POINTS 3D ACQUIS

# RÉSEAUX DE NEURONES POUR LE TRAITEMENT DE NUAGES DE POINTS 3D ACQUIS

**Approches rapides, robustes, et à faible impact énergétique**  
(pour l'apprentissage et l'évaluation)

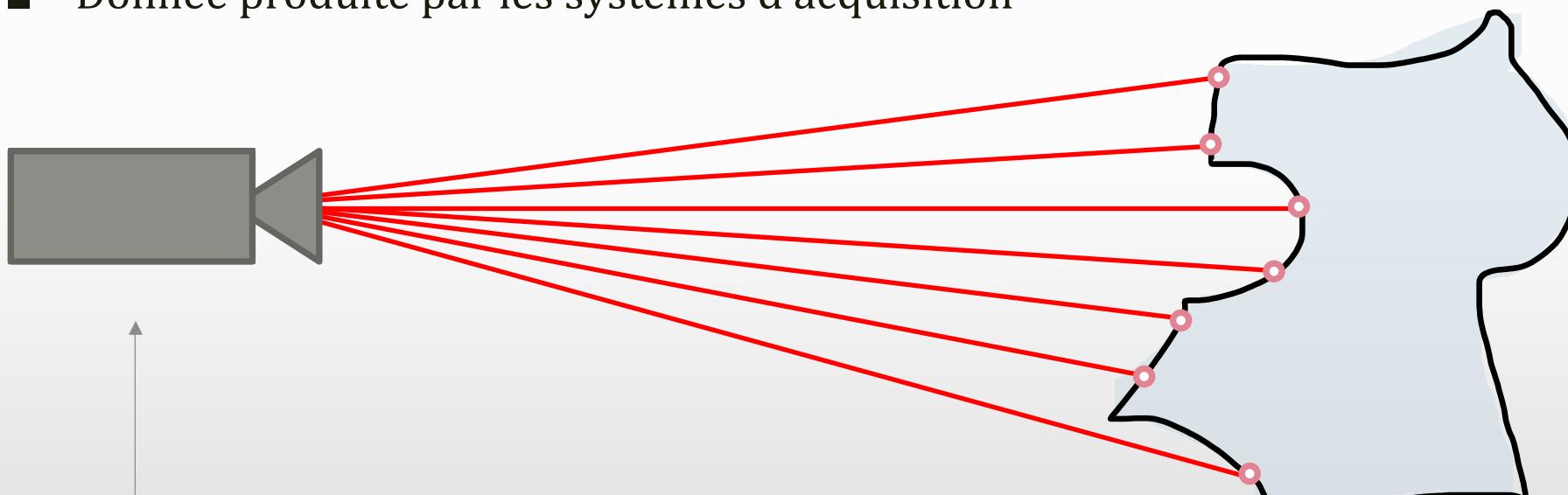


# GÉNÉRALITÉS



# Nuages de points 3d acquis

- Donnée produite par les systèmes d'acquisition

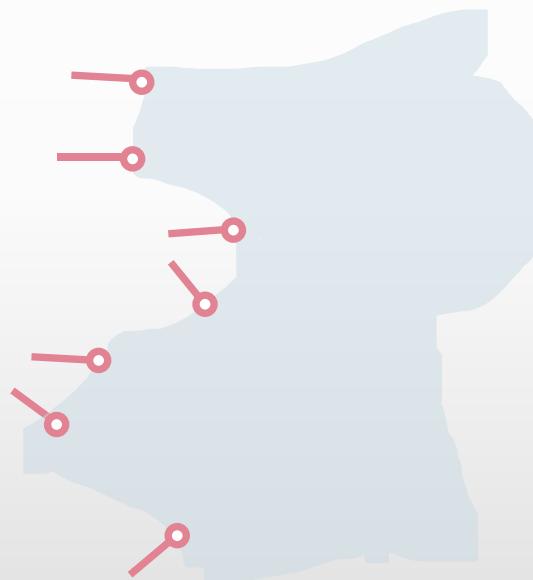


Différents systèmes:

- LiDAR,
- photogrammétrie, ...

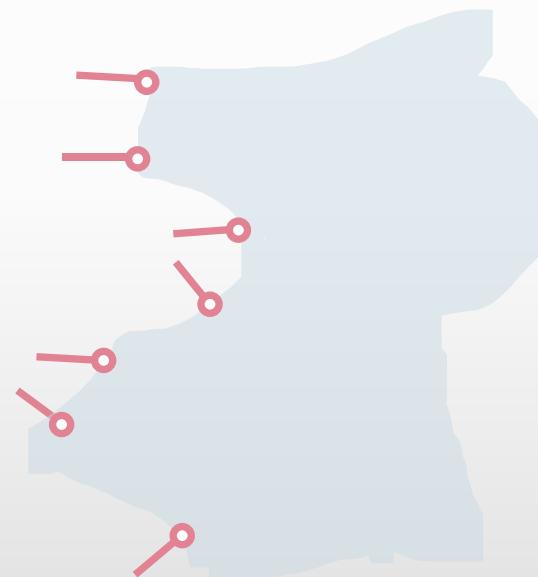
# Nuages de points 3d acquis

- Collection non-structurée de
  - *Position 3D*
  - *Attributs: normale, couleur, réflectivité, ...*



# Nuages de points 3d acquis

- Collection non-structurée de
  - *Position 3D*
  - *Attributs: normale, couleur, réflectivité, ...*

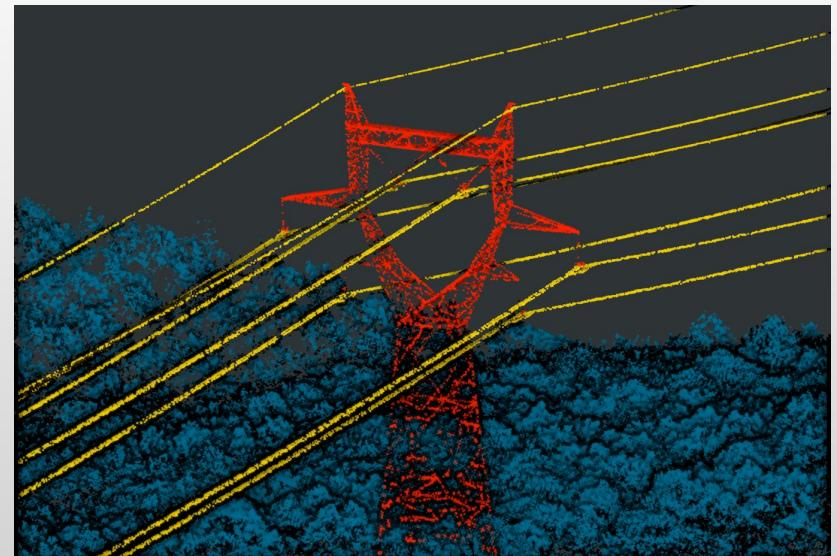


<https://www.youtube.com/watch?v=g1Bd0kQfjGg>



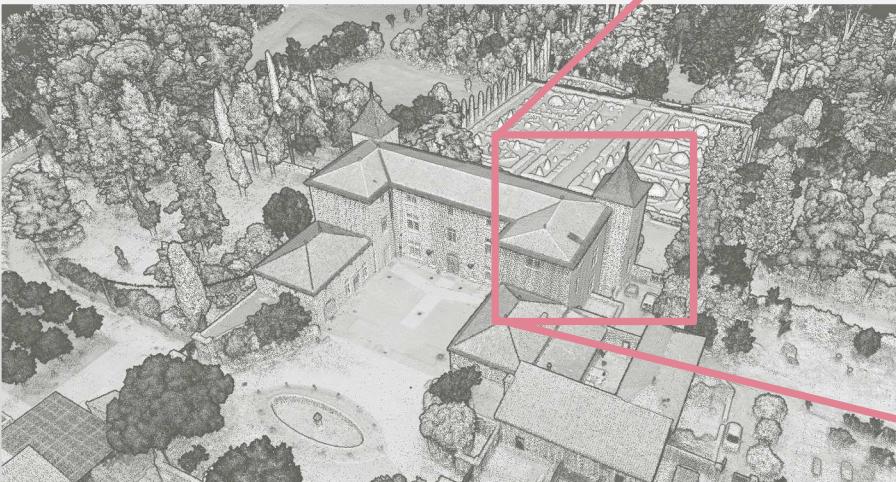
# Nuages de points 3d acquis

- Artefacts:
  - *Trous,*
  - *Bruit,*
  - *Variations d'échantillonnage*
- Donnée
  - *massive (milliards d'échantillons)*
  - *Complexe (du millimètre au kms)*



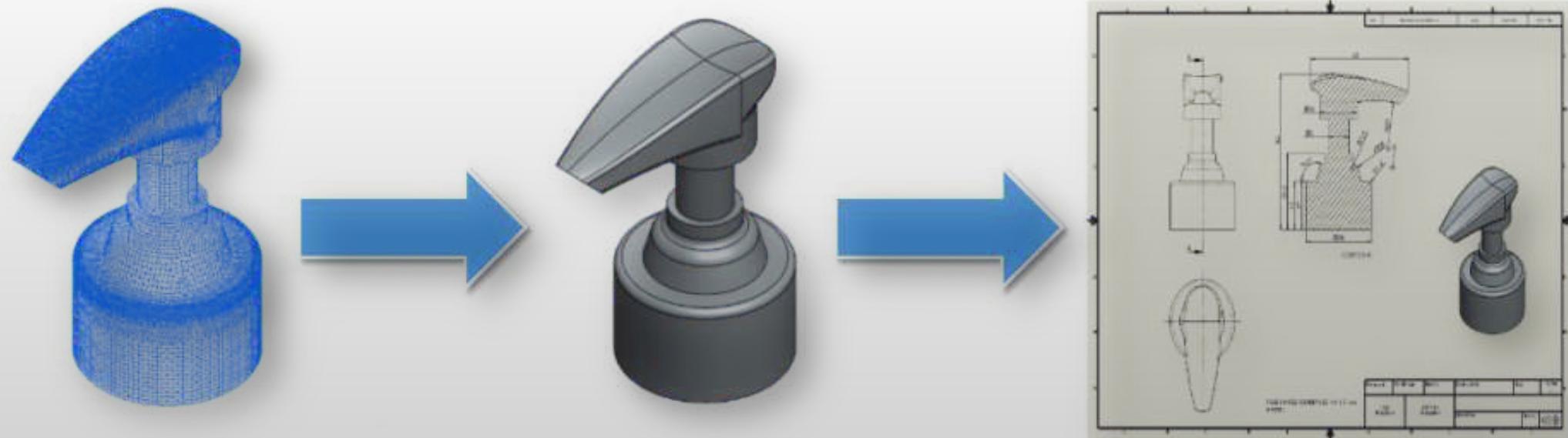
# Nuages de points 3d acquis

- Artefacts:
  - *Trous,*
  - *Bruit,*
  - *Variations d'échantillonnage*



# Traitement de nuages de points 3d

- Entrée: donnée non structurée échantillonnant une géométrie observée
- Sortie: caractérisation ou modélisation de la géométrie, ou de la scène sous-jacente

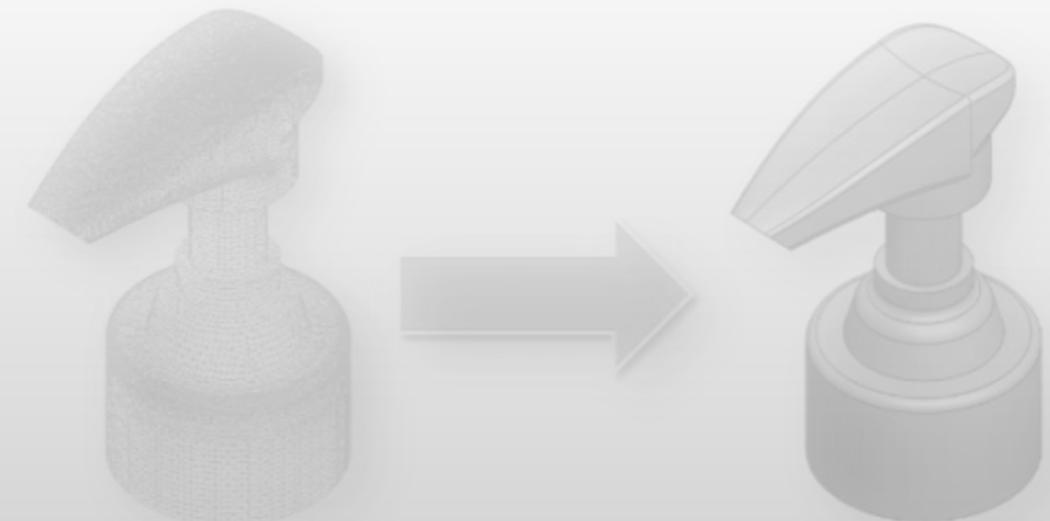


# Traitement de nuages de points 3d

- Entrée: donnée non structurée échantillonnant des géométries observées
- Sortie: caractérisation ou modélisation de la géométrie, ou de la scène sous-jacente

Exprimer/Calculer/Mesurer des propriétés  
Reconstruire la géométrie échantillonnée

Inférer des propriétés non géométriques  
(ex: objets et leurs relations)



# Traitement de nuages de points 3d

- Entrée: donnée non structurée échantillonnant des géométries observées
- Sortie: caractérisation ou modélisation de la géométrie, ou de la scène sous-jacente

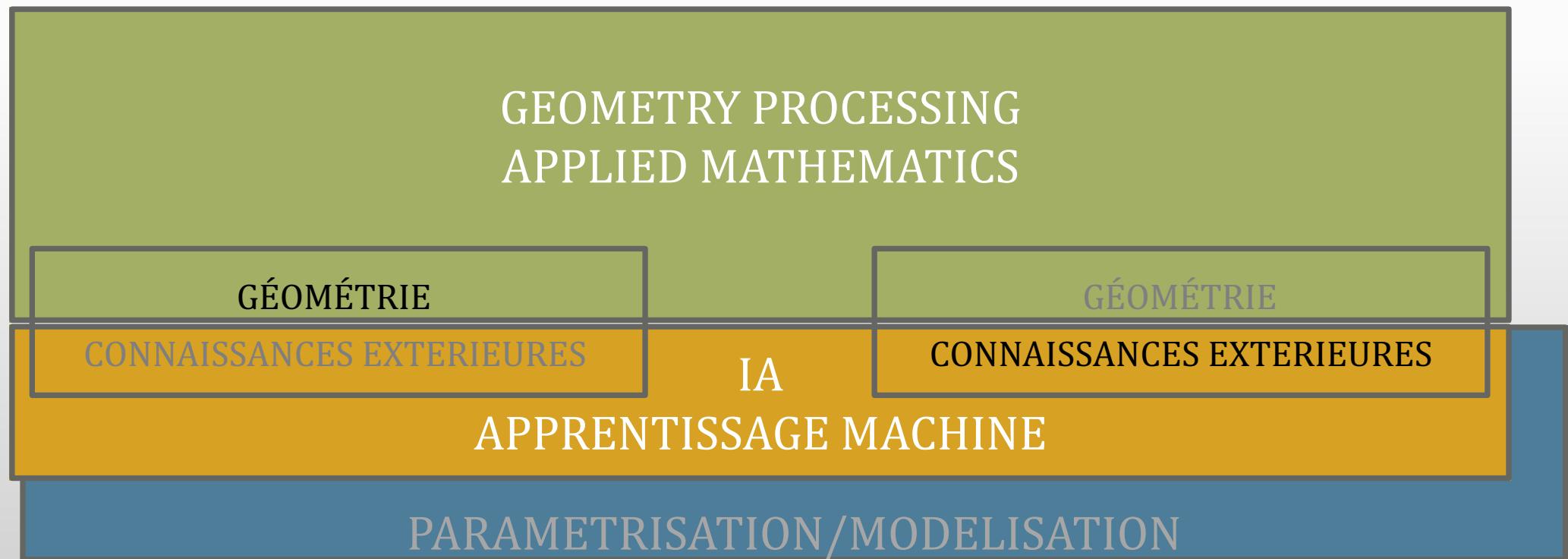
Exprimer/Calculer/Mesurer des propriétés  
Reconstruire la géométrie échantillonnée

Inférer des propriétés non géométriques  
(ex: objets et leurs relations)

GÉOMÉTRIE  
CONNAISSANCES EXTERIEURES

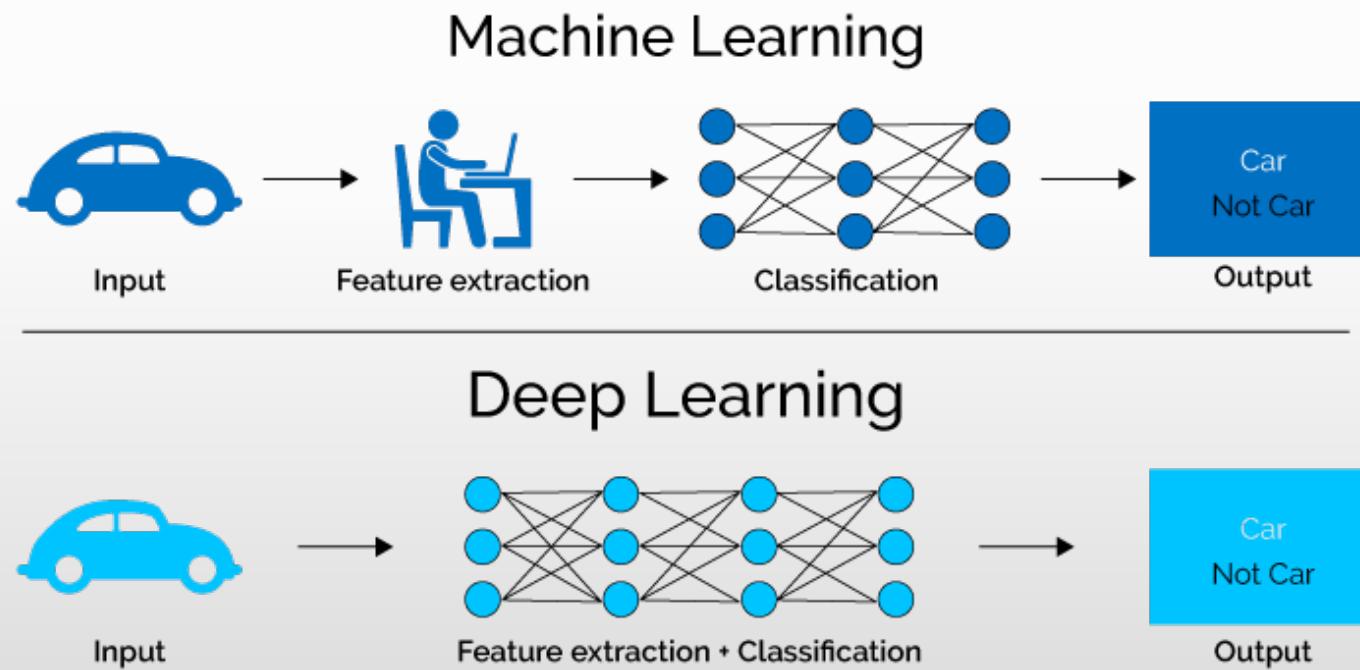
GÉOMÉTRIE  
CONNAISSANCES EXTERIEURES

# Traitement de nuages de points 3d



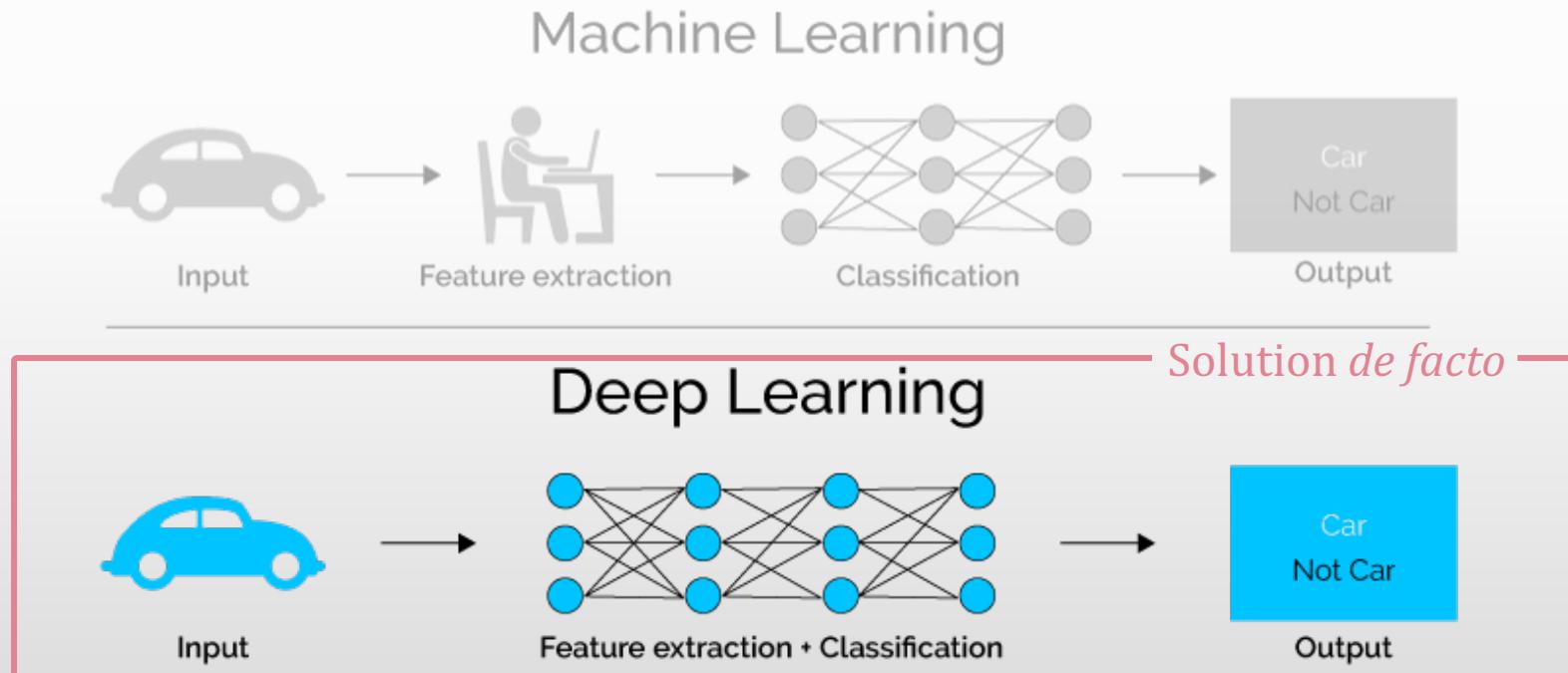
# Apprentissage Machine

## Apprentissage Profond

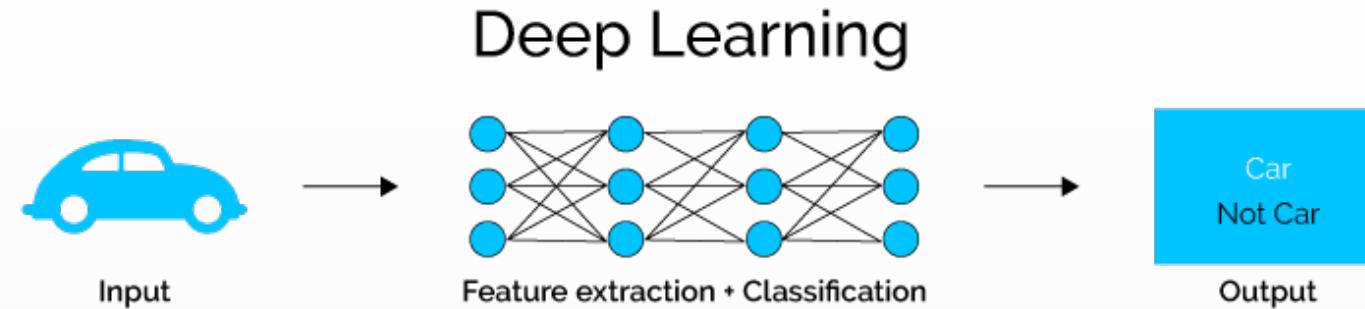


# Apprentissage Machine

## Apprentissage Profond



# Apprentissage Profond / Nuages de points

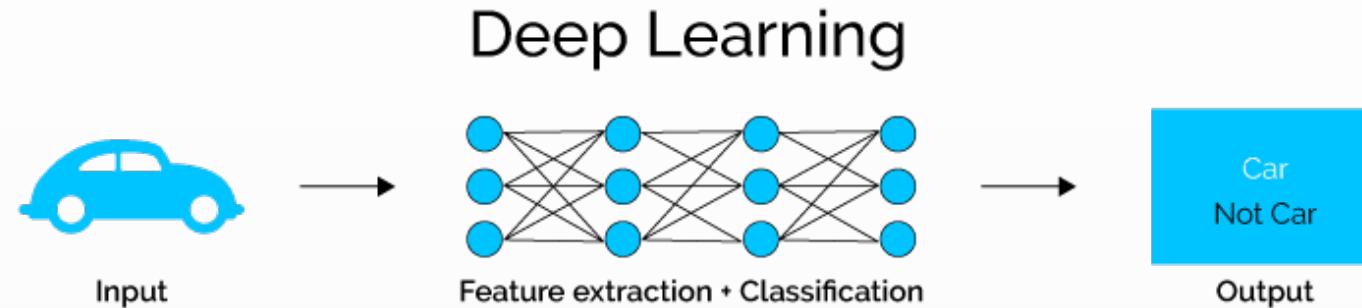


- Quelles données pour l'apprentissage:

- *Images*
- *Séquences (mots, son, vidéos, trajectoires)*
- *Graphes*
- ...

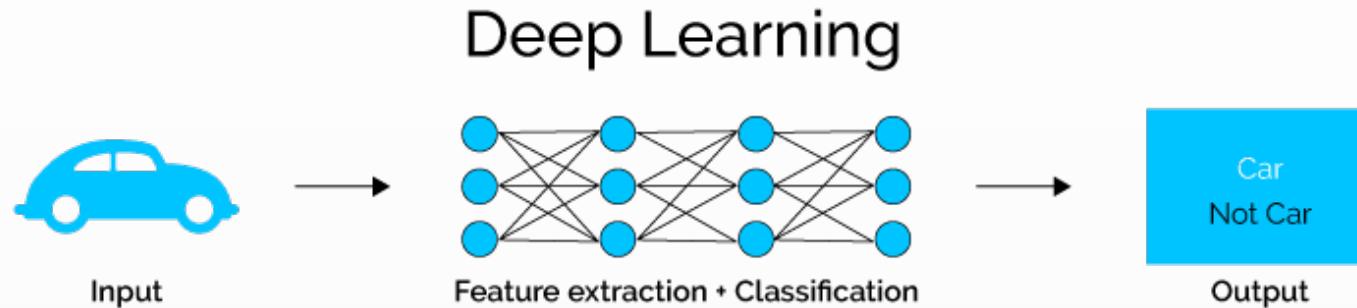
Données structurées (collections non-structurées)

# Apprentissage Profond / Nuages de points



- Quelles données pour l'apprentissage:
    - *Données structurées (collections non-structurées)*
  
  - Rappel propriétés nuages de points:
    - *Collection non-ordonnée de points*
    - *Collection de taille variable*
    - *Échantillonnage variable*
    - *Échantillonnage d'une collection d'espaces 2d plongés en 3d*
- } Données non-structurées

# Apprentissage Profond / Nuages de points



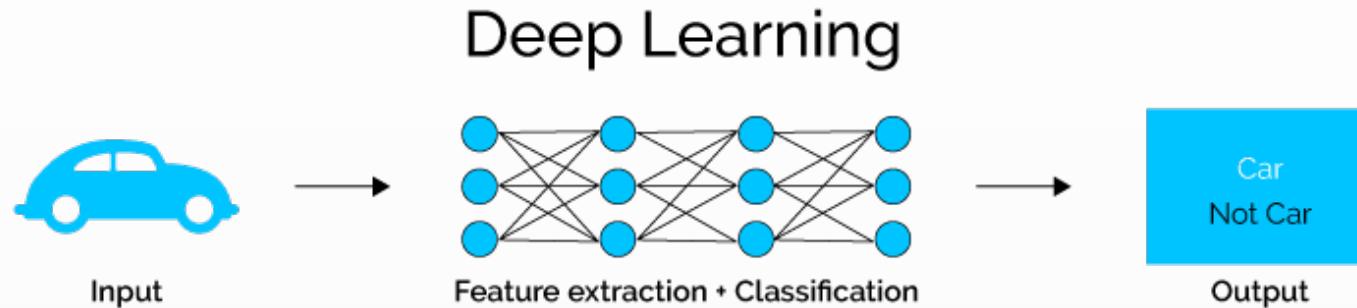
- Comment apprendre à partir de données non-structurées ?

- *Collection non-ordonnée de points*
- *Collection de taille variable*
- *Échantillonnage variable*
- *Échantillonnage d'une collection d'espaces 2d plongés en 3d*

Structuration (collection de taille fixe, grilles, graphes, ...)



# Apprentissage Profond / Nuages de points



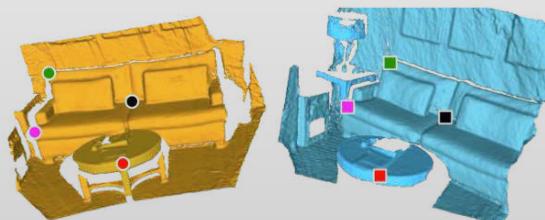
- Comment apprendre à partir de données non-structurées ?

- *Collection non-ordonnée de points*
- *Collection de taille variable*
- *Échantillonnage variable*
- *Échantillonnage d'une collection d'espaces 2d plongés en 3d*

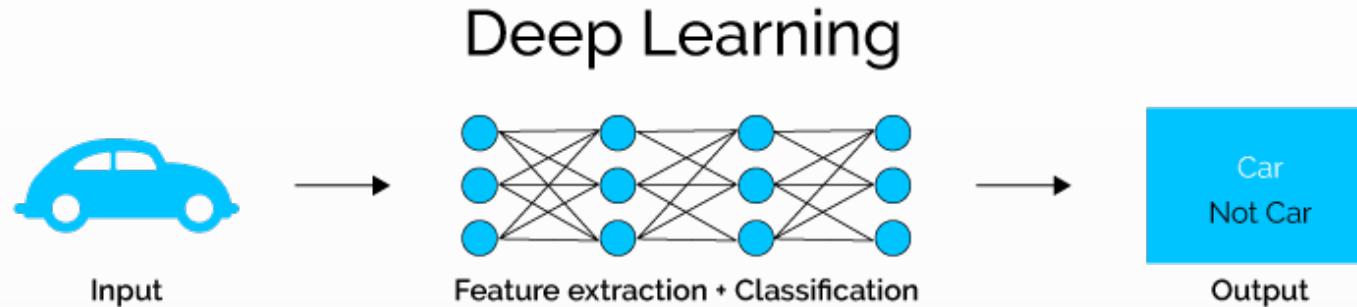
Structuration (collection de taille fixe, grilles, graphes, ...)



Apprentissage des propriétés d'invariance (transformations, bruit, ...)



# Apprentissage Profond / Nuages de points



- Comment apprendre à partir de données non-structurées ?

- *Collection non-ordonnée de points*
- *Collection de taille variable*
- *Échantillonnage variable*
- *Échantillonnage d'une collection d'espaces 2d plongés en 3d*

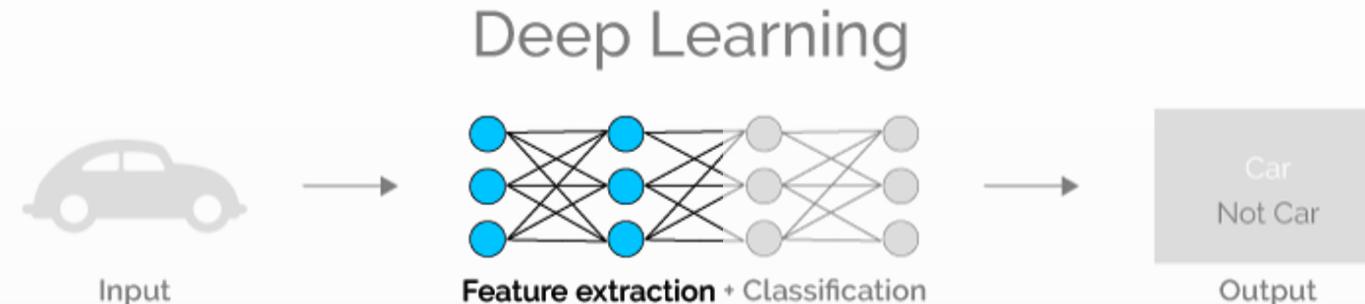
Structuration (collection de taille fixe, grilles, graphes, ...)

Apprentissage des propriétés d'invariance (transformations, bruit, ...)

Augmentation volume données  
Augmentation taille des réseaux

Coût (mémoire, calcul)  
Perte d'information

# Apprentissage Profond / Nuages de points



## ■ Comment appr

- *Collection*
- *Collection*
- { - *Échantillon*
- *Échantillon*

## Postulat

*Les contraintes sur la structuration et l'invariance sont principalement liées à l'étape d'extraction de features*

Apprentissage des propriétés d'invariance (transformations, bruit, ...)

Augmentation volume données  
Augmentation taille des réseaux

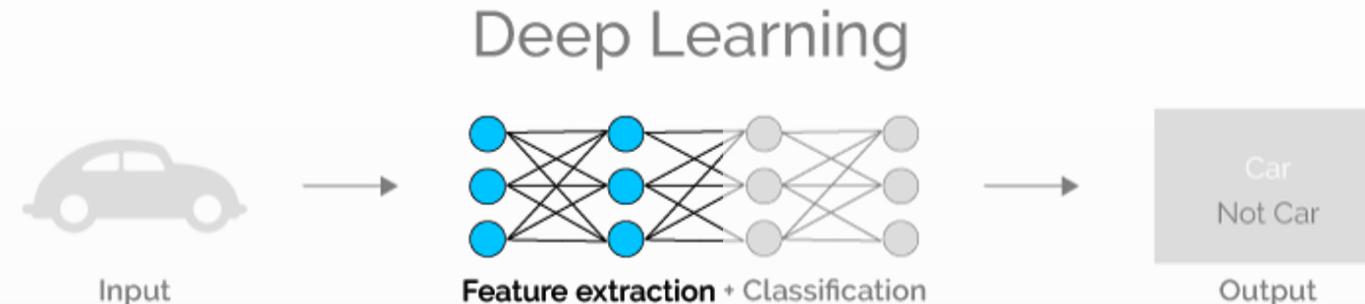
Structuration (collection de fixe, grilles, graphes, ...)

Coût (mémoire, calcul)  
Perte d'information

# NOTRE PROPOSITION

CONCEPTS

# Apprentissage Profond / Nuages de points



## ■ Comment appr

- *Collection*
- *Collection*
- {
  - *Échantillon*
  - *Échantillon*

## Objectif

*Repenser l'étape d'extraction pour réduire les volumes de données, la taille de réseaux, et augmenter leur efficacité*

Apprentissage des propriétés d'invariance (transformations, bruit, ...)

Augmentation volume données  
Augmentation taille des réseaux

cturation (collection de fixe, grilles, graphes, ...)

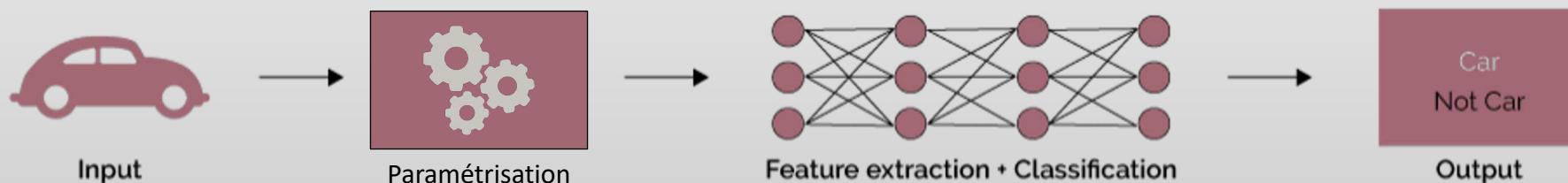
Coût (mémoire, calcul)  
Perte d'information

# Apprentissage Profond / Nuages de points

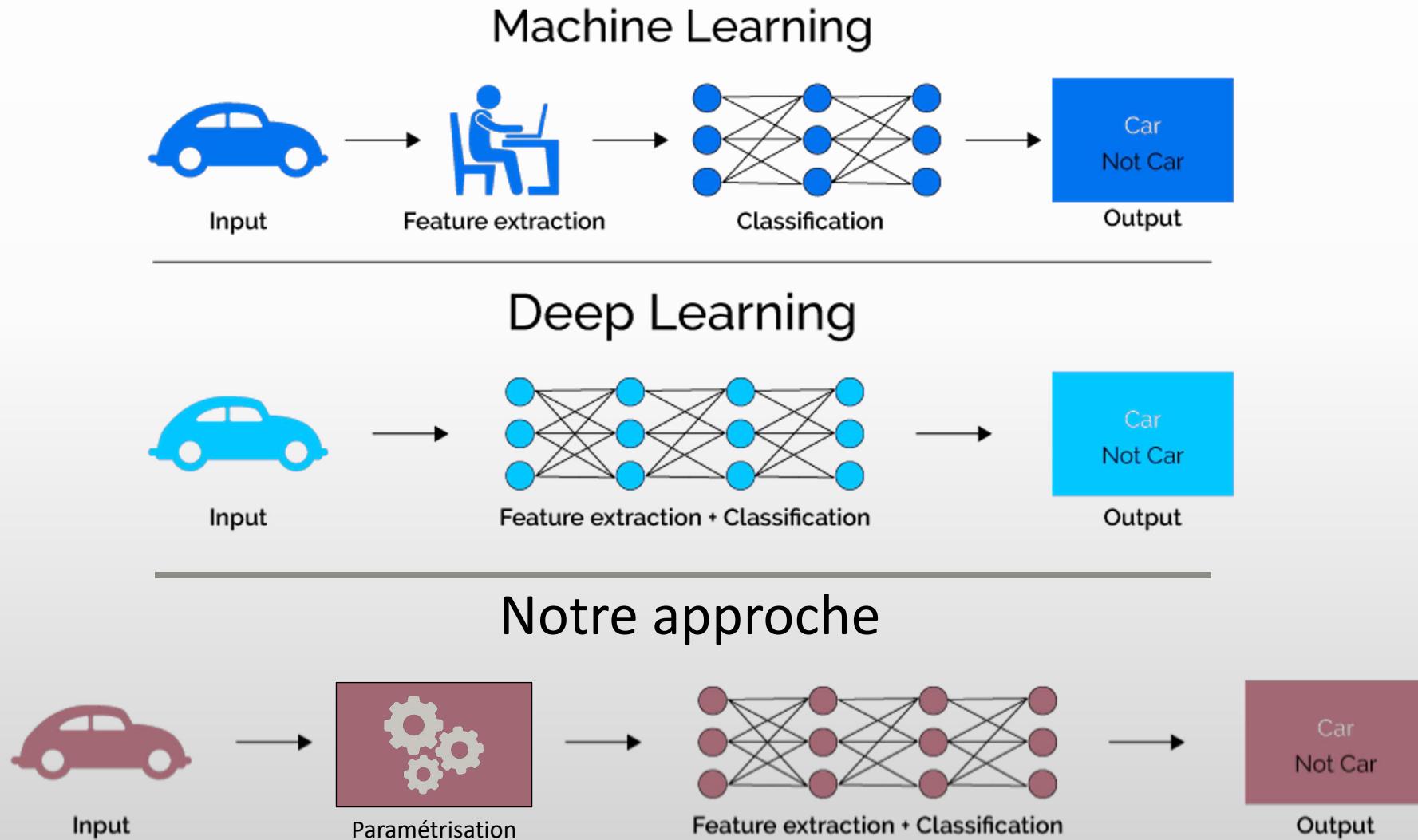
## Objectif

*Repenser l'étape d'extraction pour réduire les volumes de données, la taille de réseaux, et augmenter leur efficacité*

- Ajout d'une étape pour paramétrer les données dans un espace:
  - *Ayant les bonnes propriétés d'invariance et de robustesse (transformations, échantillonnage, bruit)*
  - *Sans perte d'information*
  - *Avec un coût mémoire/calcul contenu*

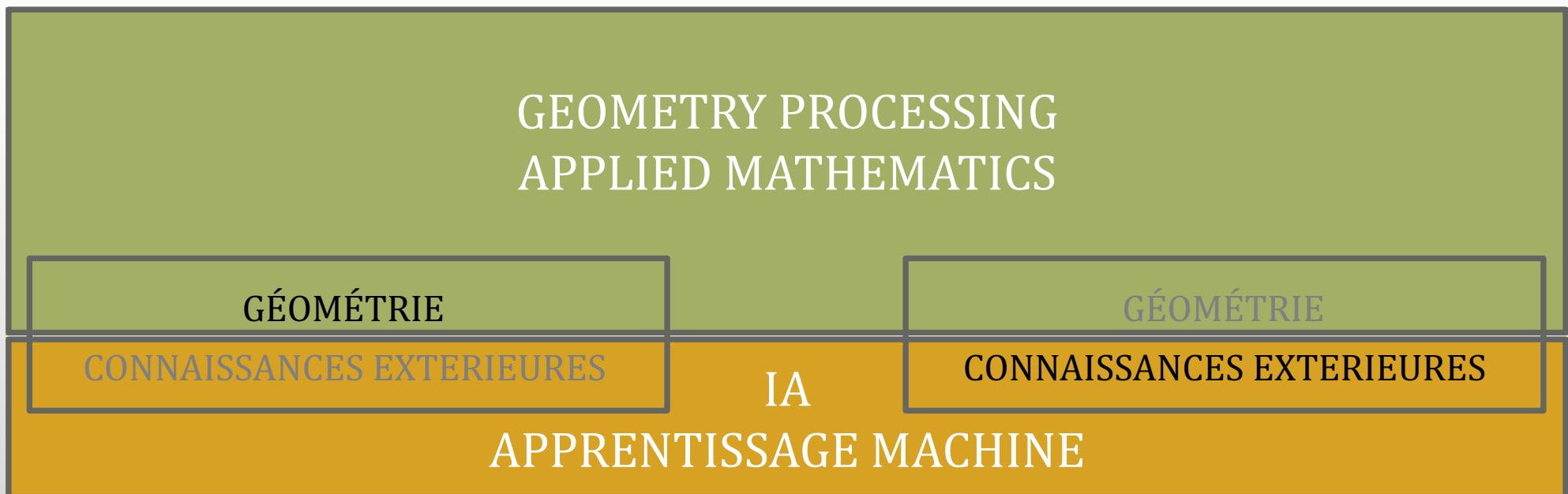


# Apprentissage Profond / Nuages de points

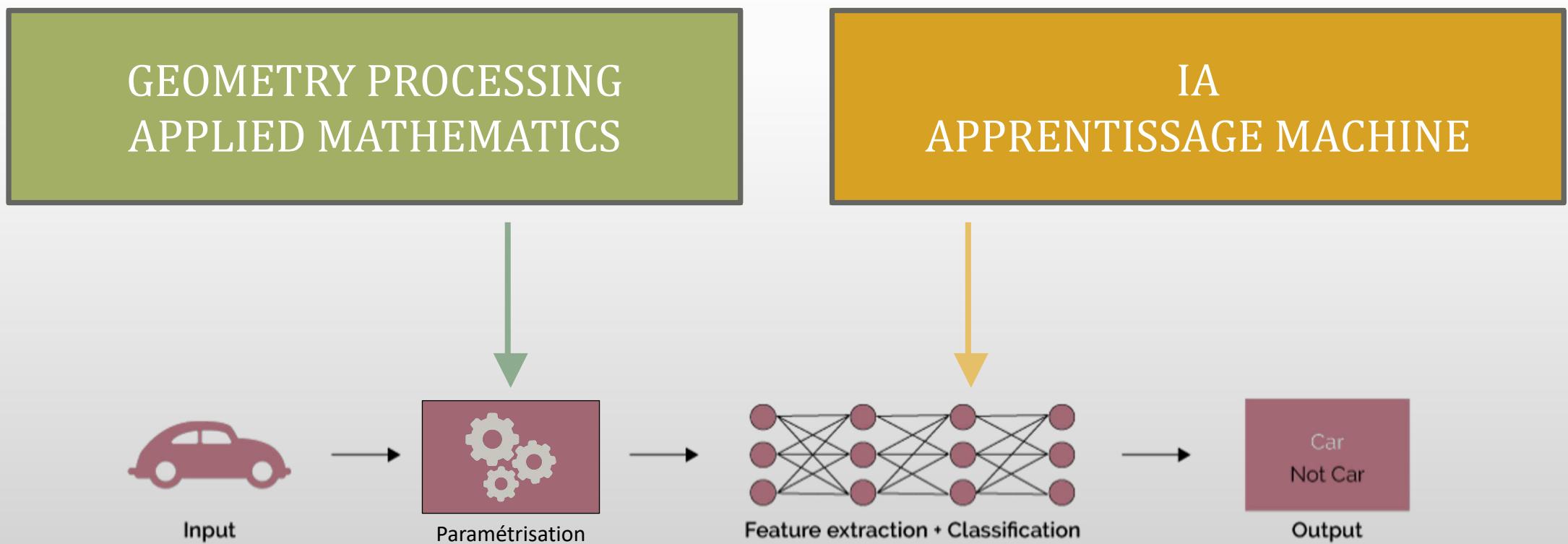


# Paramétrisation pour l'apprentissage

- De quels outils disposons-nous ?



# Paramétrisation pour l'apprentissage

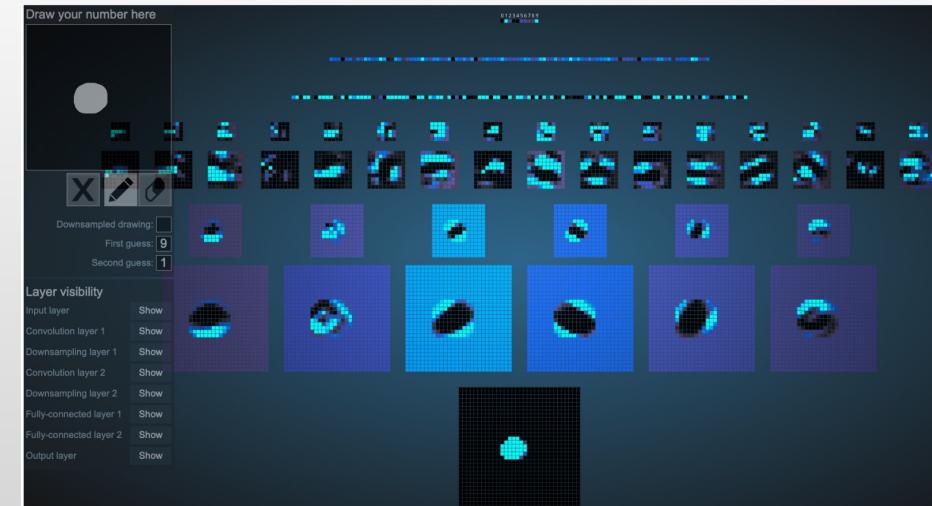


# Comment concevoir cette paramétrisation ?

- Propriétés attendues:
  - *Invariance aux transformation*
  - *Robustesse aux variations d'échantillonnage, de bruit*
  - *Robustesse aux données manquantes*
  - *Sans perte d'information*
  - *Avec un coût mémoire/calculation contenu*

# Comment concevoir cette paramétrisation ?

- Propriétés attendues:
  - *Invariance aux transformation*
  - *Robustesse aux variations d'échantillonnage, de bruit*
  - *Robustesse aux données manquantes*
  - *Sans perte d'information*
  - *Avec un coût mémoire/calcul contenu*
  - *Proche/Compatible avec les espaces latents des réseaux traditionnels*



# Proposition de paramétrisation

- Propriétés attendues:
  - *Invariance aux transformation*
  - *Robustesse aux variations d'échantillonnage, de bruit*
  - *Robustesse aux données manquantes*
  - *Sans perte d'information*
  - *Avec un coût mémoire/calculation contenu*
  - *Proche/Compatible avec les espaces latents des réseaux traditionnels*

Concaténation de tenseurs formés par les propriétés différentielles de surfaces reconstruites à plusieurs échelles

# Proposition de paramétrisation

- Propriétés attendues:

- *Invariance aux transformation*
- *Robustesse aux variations d'échantillonnage, de bruit*
- *Robustesse aux données manquantes*
- *Sans perte d'information*
- *Avec un coût mémoire/calcul contenu*
- *Proche/Compatible avec les espaces latents des réseaux traditionnels*

Concaténation de tenseurs  
formés par les propriétés différentielles  
de surfaces reconstruites  
à plusieurs échelles

# Proposition de paramétrisation

- Propriétés attendues:
  - *Invariance aux transformation*
  - *Robustesse aux variations d'échantillonnage, de bruit*
  - *Robustesse aux données manquantes*
  - *Sans perte d'information*
  - *Avec un coût mémoire/calculation contenu*
  - *Proche/Compatible avec les espaces latents des réseaux traditionnels*

Concaténation de tenseurs formés par les propriétés différentielles de surfaces reconstruites à plusieurs échelles

# Proposition de paramétrisation

- Propriétés attendues:

- *Invariance aux transformation*
- *Robustesse aux variations d'échantillonnage, de bruit*
- *Robustesse aux données manquantes*
- *Sans perte d'information*
- *Avec un coût mémoire/calculation contenu*
- *Proche/Compatible avec les espaces latents des réseaux traditionnels*

Concaténation de tenseurs formés par les propriétés différentielles de surfaces reconstruites à plusieurs échelles

# Proposition de paramétrisation

- Propriétés attendues:

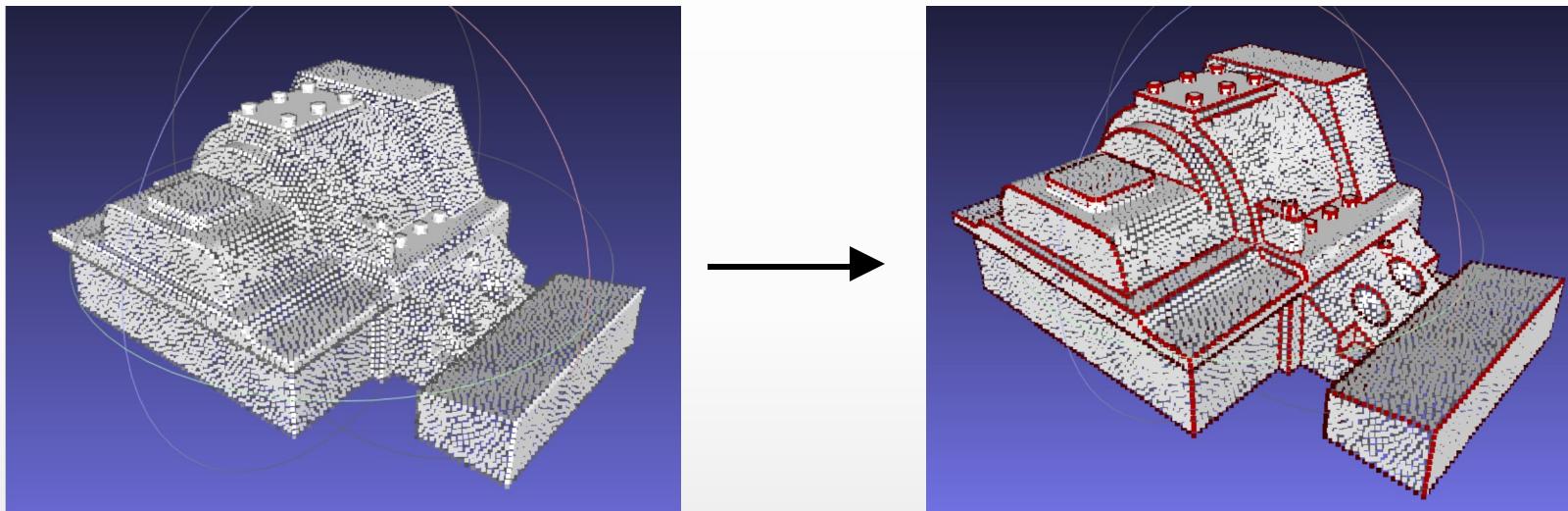
- *Invariance aux transformation*
- *Robustesse aux variations d'échantillonnage, de bruit*
- *Robustesse aux données manquantes*
- *Sans perte d'information*
- *Avec un coût mémoire/calcul contenu*
- *Proche/Compatible avec les espaces latents des réseaux traditionnels*

Concaténation de tenseurs formés par les propriétés différentielles de surfaces reconstruites à plusieurs échelles

# NOTRE PROPOSITION

MISE EN PRATIQUE

# Cas d'usage: classification d'arêtes

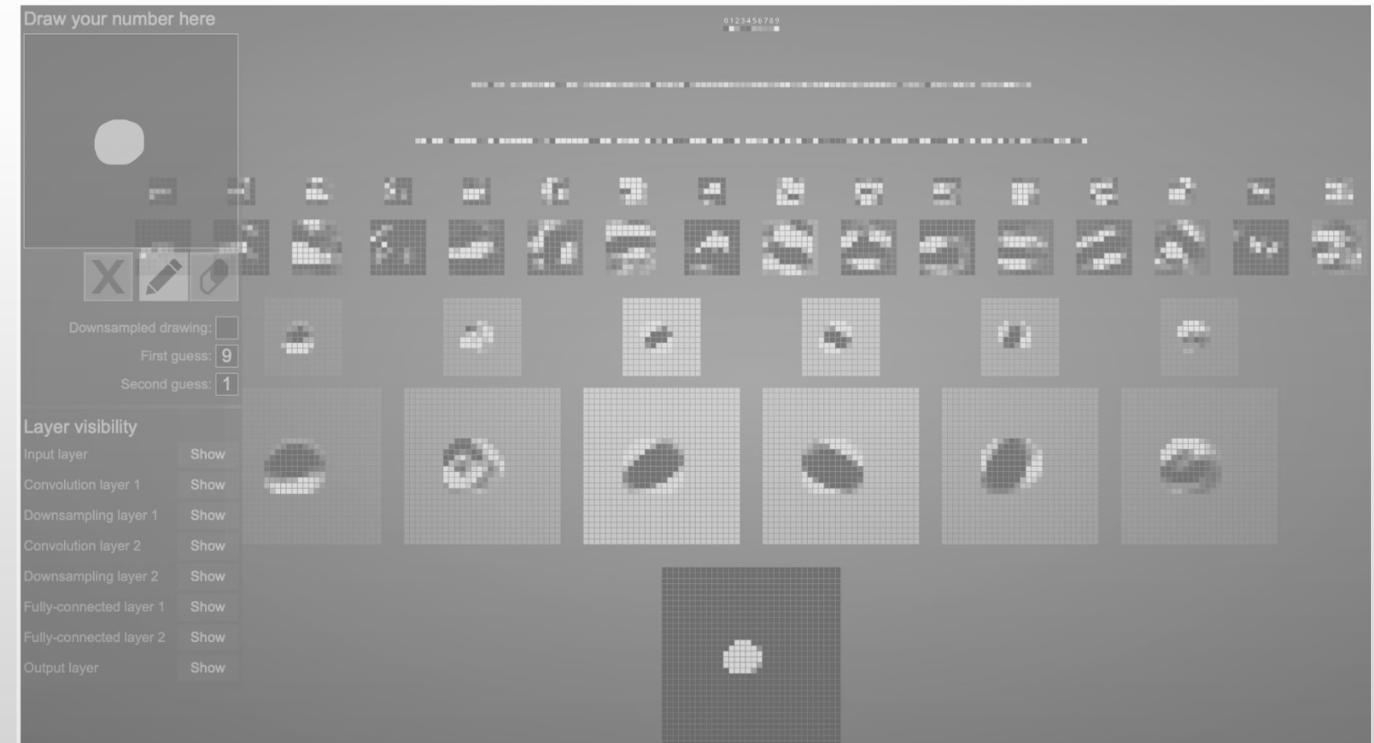
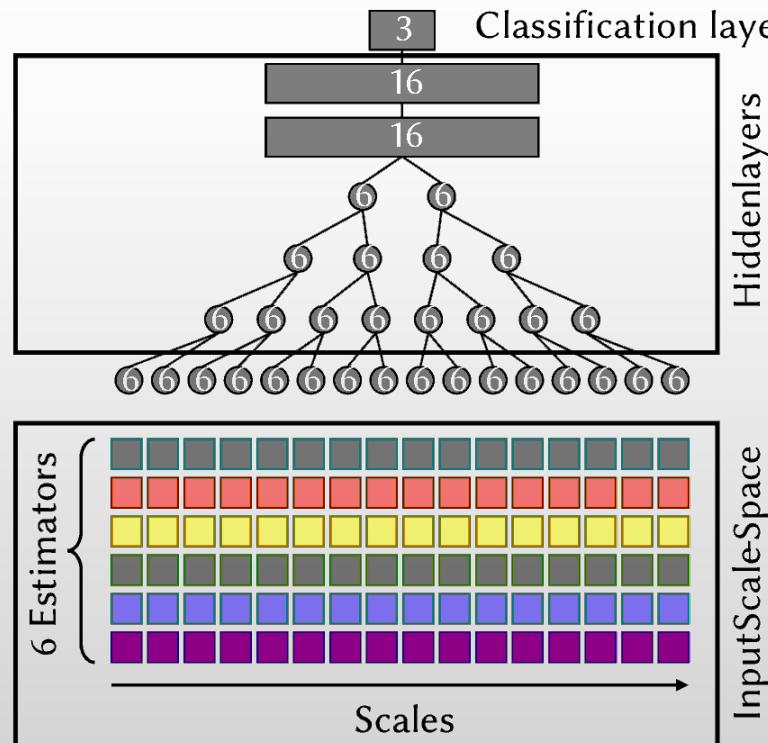


- Problème mal posé:
  - *Peu de chance d'avoir des points sur l'arête*
  - *Une arête est toujours arrondie si l'on « zoom » suffisamment*
- Pas de modélisation de l'incertitude: *ce point appartient à t'il une arête ou pas ?*

# PCEDNet

## *Point Cloud Edge Detection Network*

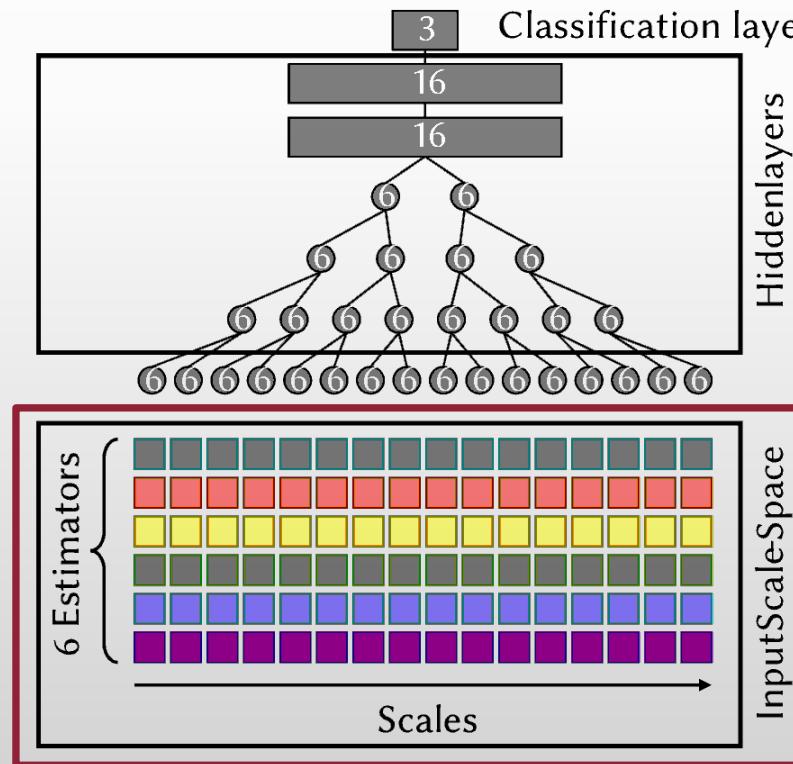
### ■ Architecture du réseau



# PCEDNet

## *Point Cloud Edge Detection Network*

- Calcul des tenseurs



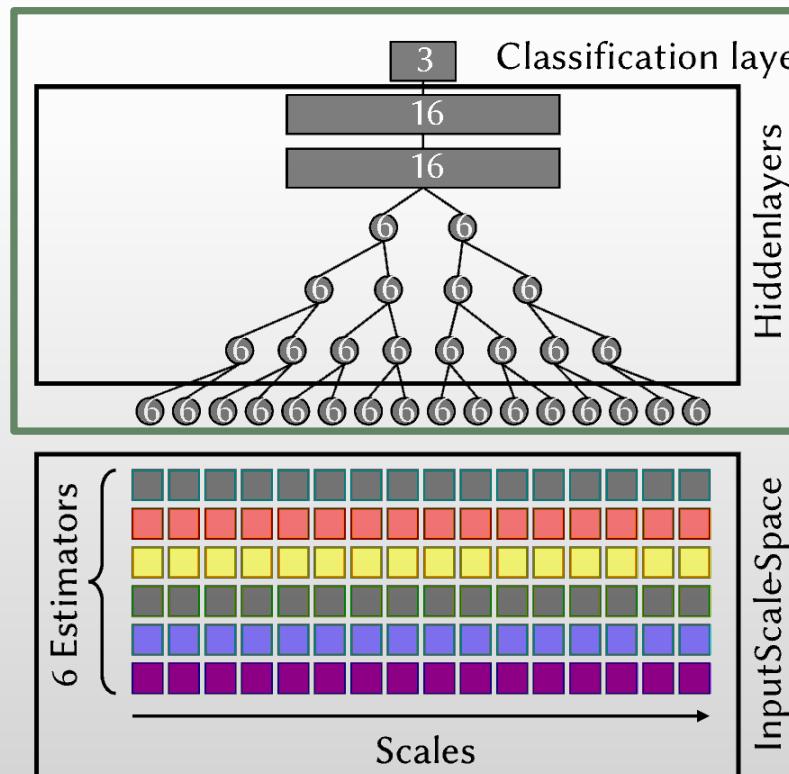
Dataset	#obj	#vert.	GLS	PCPNet	ECNet
Loudun 1	1	1M	19.30 s	35:00 m *	-
Empire	1	1.2M	36.40 s	54:22 m *	5:43 m *
Lans	1	1.23M	21.00 s	1:00:08 h *	6:13 m *
Church	1	1.9M	58.40 s	1:46:40 h *	-
Pisa Cathedral	1	2.5M	53.60 s	2:56:40 h *	-
Euler	1	3.9M	1:55 m	-	-
Munich	1	6M	1:59 m	-	-
Train St.	1	12.45M	5:31 m	-	-
Loudun 35	1	35M	9:52 m	-	-
Paris rue Madame	1	20M	11:23 m	-	-
Default	8	55k	1.08 s	22.11 s*	2.09 s*
SHREC	15	654k	14 s	5:54 m *	2:48 m *
ABC	7167	312.3M	2:35:00 h	7 d *	20 d *

Évaluation autre approches

# PCEDNet

## *Point Cloud Edge Detection Network*

- Évaluation



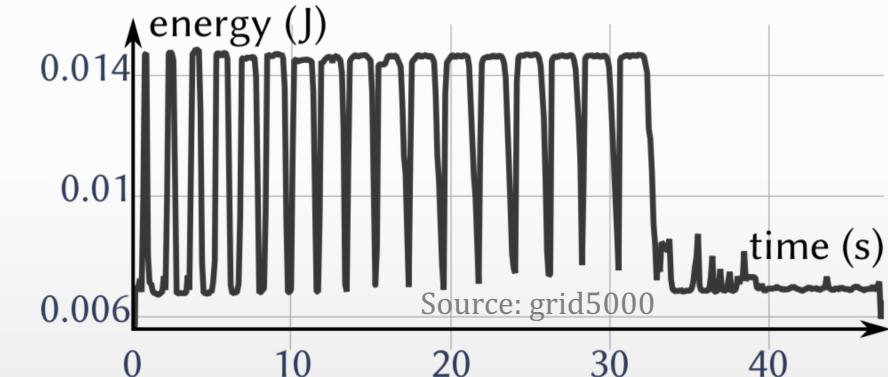
Dataset	#obj	#vert.	GLS	PCEDNet (total)
Loudun 1	1	1M	19.30 s	2.10 (21.40) s
Empire	1	1.2M	36.40 s	2.10 (38.50) s
Lans	1	1.23M	21.00 s	2.10 (23.10) s
Church	1	1.9M	58.40 s	0:03 (1:01) m
Pisa Cathedral	1	2.5M	53.60 s	4.70 (58.30) s
Euler	1	3.9M	1:55 m	0:07 (2:02) m
Munich	1	6M	1:59 m	0:11 (2:10) m
Train St.	1	12.45M	5:31 m	0:25 (5:57) m
Loudun 35	1	35M	9:52 m	1:09 (11:02) m
Paris rue Madame	1	20M	11:23 m	0:34 (12:31) m
Default	8	55k	1.08 s	0.25 (1.33) s
SHREC	15	654k	14 s	3.10 (17.10) s
ABC	7167	312.3M	2:35:00 h	0:25:30 (3:00:30) h

# PCEDNet

## *Point Cloud Edge Detection Network*

- Gain important à l'évaluation (voir article):

- Qualitatif/Quantitatif
- Vitesse (*500k points/seconde*)
- Passage à l'échelle (*500 millions*)
- Consommation énergétique/*point*



Classification	CA	FEE	PCPNet	ECNet	PIENet (8K pts)	GLS	CNN	FC	PCEDNet
Time $t_K$	<b>0.015</b>	0.16	2.28*	1.32*	0.062*	0.023	0.043 (0.066)	0.0024 (0.0254)	<b>0.0026 (0.0256)</b>
Energy $E_K$	<b>1.36</b>	14.79	592.87*	345.77*	15.63*	4.24	3.87 (8.11)	0.22 (4.46)	<b>0.23 (4.47)</b>

Table 13. Times  $t_K$  (2<sup>nd</sup> row) and processing unit energy consumption  $E_K$  (3<sup>rd</sup> row) required for classifying 1K points with the different methods (1<sup>st</sup> row). PCPNet and ECNet are run on an NVIDIA TITAN Quadro RTX 6000 GPU, and PIENet is run on an NVIDIA TITAN X GPU. The times and energy consumption for PIENet are computed from the statistics provided in [Wang et al. 2020].

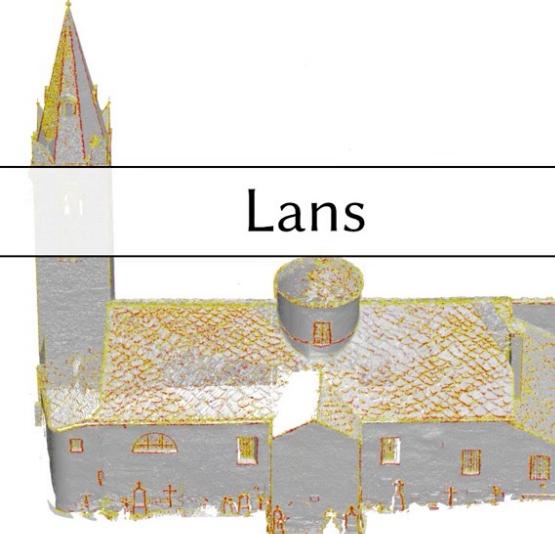
# PCEDNet

## *Point Cloud Edge Detection Network*

- Entrainement:
  - *Réseau de petite taille*
  - *Données d'entrée peu bruitées*
  
- Réseau facile à entraîner
  - *Rapide (secondes ou minutes)*
  - *Peu de données (milliers de points)*

<https://storm-irit.github.io/pcednet-sup/>

<https://www.youtube.com/watch?v=V-P0luB9aiE>



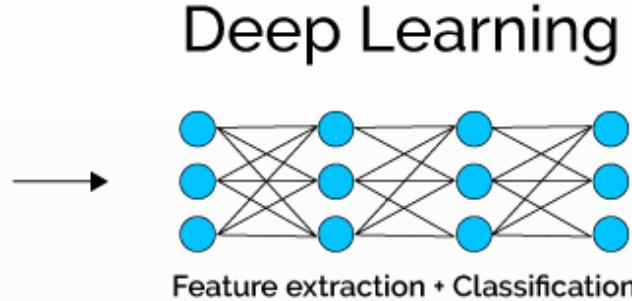
Lans

Apprentissage interactif par l'exemple

# CONCLUSIONS

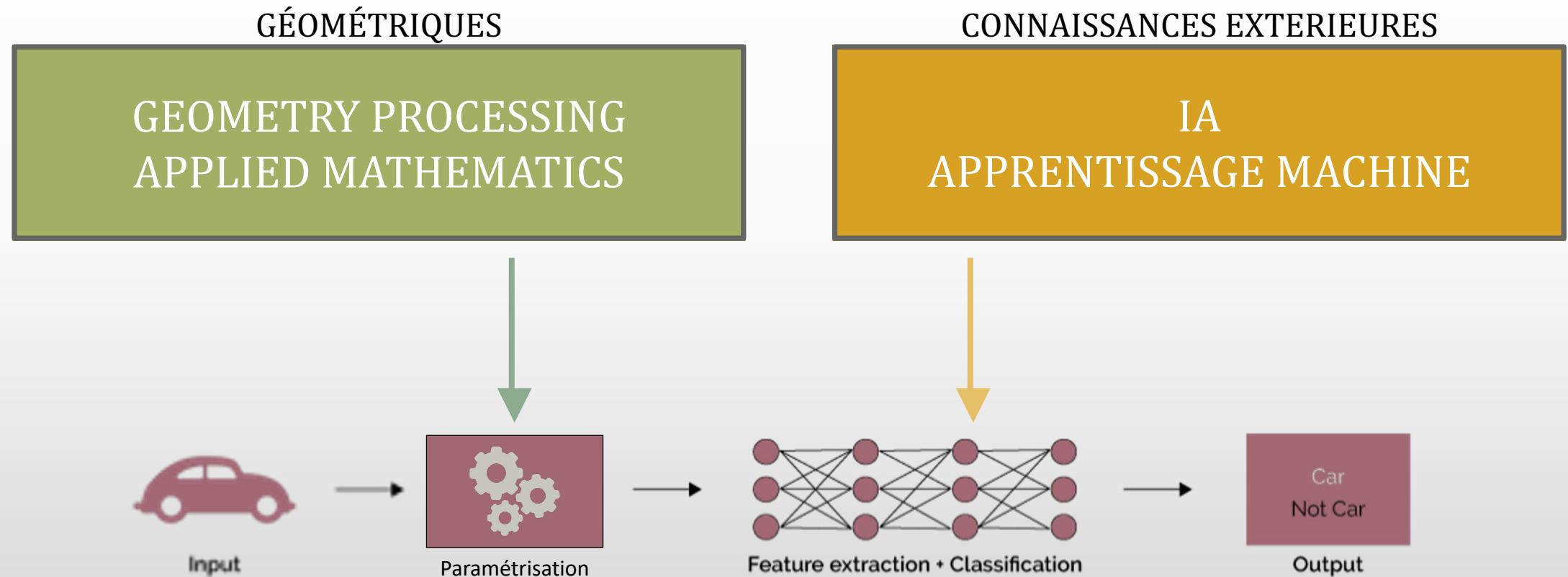


# Problématique principale

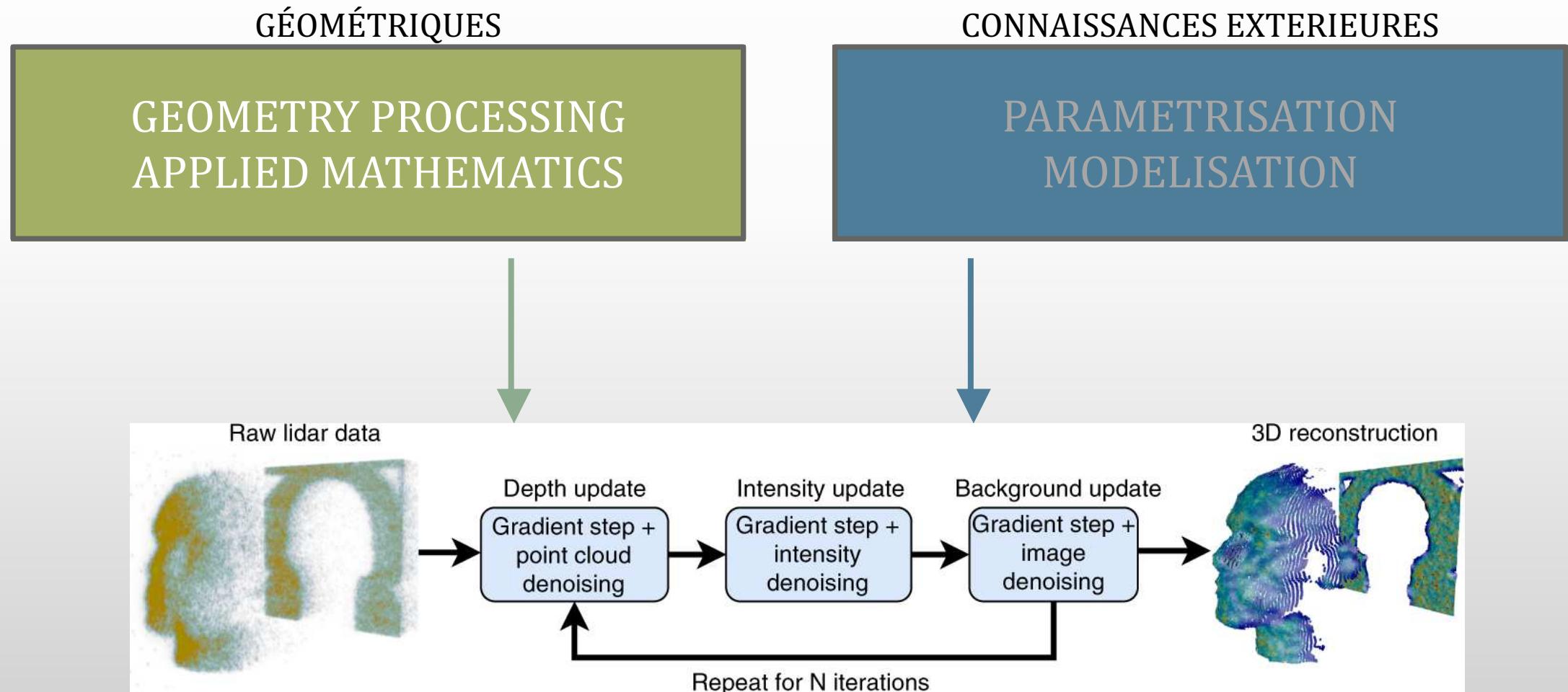


- Besoin:
  - *Structuration de la donnée*
  - *Apprentissage des propriétés d'invariance*
- Impact
  - *Temps de calcul*
  - *Volume de données*

# Idée principale



# Idée principale



# Perspectives

- Amélioration du calcul des estimateurs différentiels
  - *Performances, garanties théoriques*
- Amélioration du lien entre les tenseurs et le réseau
  - *Actuellement: 2 processus indépendants (avec des choix utilisateur)*
- Exploitation à des problèmes plus abstraits
  - *Classification non-géométrique*
  - *Reconstruction*
  - *Débruitage*
  - ...

# Questions ?

Growing Least Squares for the Analysis of Manifolds in Scale-Space  
Nicolas Mellado; Pascal Barla; Gaël Guennebaud; Patrick Reuter; Christophe Schlick  
CGF 2012 (Proc. of Symposium on Geometry Processing)

Adaptive multi-scale analysis for point-based surface editing  
Georges Nader; Gaël Guennebaud; Nicolas Mellado  
Pacific Graphics (2014)

Relative scale estimation and 3D registration of multi-modal geometry using Growing Least Squares  
Nicolas Mellado; Matteo Dellepiane; Roberto Scopigno  
Transactions on Visualization and Computer Graphics (2016)

SHREC'18 track: Recognition of geometric patterns over 3D models  
S. Biasotti, E. Moscoso Thompson, L. Barthe, S. Berretti, A. Giachetti, T. Lejemble, N. Mellado, K. Moustakas, I. Manolas, D. Dimou, C. Tortorici, S. Velasco-Forero, N. Werghi, M. Polig, G. Sorrentino, S. Hermon.  
Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval (2018)

Real-time 3D reconstruction from single-photon lidar data using plug-and-play point cloud denoisers  
Juliàn Tachella, Yoann Altmann, Nicolas Mellado, Aongus McCarthy, Rachael Tobin, Gerald S. Buller, Jean-Yves Tourneret, Stephen McLaughlin  
Nature Communications 10, 4984 (2019)

SHREC'19 track: Feature Curve Extraction on Triangle Meshes  
E. Moscoso Thompson, G. Arvanitis, K. Moustakas, N. Hoang-Xuan, E.R. Nguyen, M. Tran, T. Lejemble, L. Barthe, N. Mellado, C. Romanengo, S. Biasotti, B. Falcidieno.  
Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval (2019)

Persistence Analysis of Multi-scale Planar Structure Graph in Point Clouds  
Thibault Lejemble; Claudio Mura; Loic Barthe; Nicolas Mellado  
Eurographics (2020)

Stable and efficient differential estimators on oriented point clouds  
Lejemble Thibault, Coeurjolly David, Barthe Loic, Mellado Nicolas  
CGF 2021 (Proc. Of Symposium on Geometry Processing)

PCEDNet : A Lightweight Neural Network for Fast and Interactive Edge Detection in 3D Point Clouds  
Himeur Chems-Eddine, Lejemble Thibault, Pellegrini Thomas, Paulin Mathias, Barthe Loic, Mellado Nicolas  
ACM Transaction on Graphics (2022)

3D-ARD: A 3D-Acquired Research Dataset  
Nicolas Mellado; Quentin Marcadet, Loic Espinasse, Pascal Mora, Bruno Dutailly, Sarah Tournon-Valiente, Xavier Granier  
(202X)

