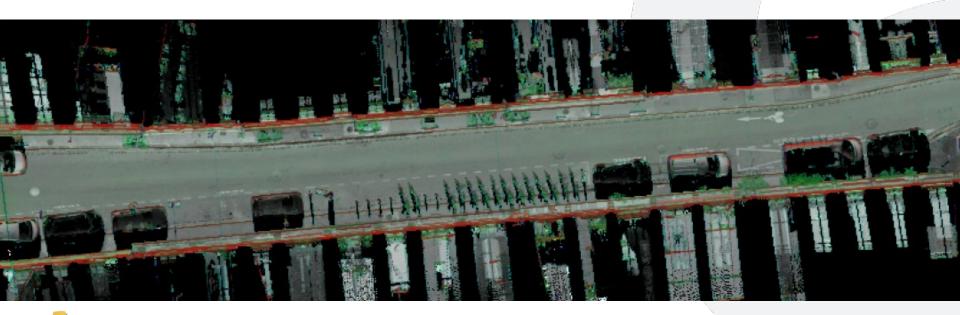




# Traitement distribué de nuages massifs de points laser avec Spark.





**Mathieu Brédif** 





# **Institut National de l'Information Géographique et Forestière**



### **Production (>1000 agents)**

- Photographies aériennes, orthophotographies
- Création et maintenance de Bases de données 2D et 3D
- Cartographie
- Diffusion (geoportail) ...

# Recherche (~100 chercheurs): 5 équipes

- LAREG : Géodésie, Mathématiques appliquées ...
- LOEMI : Électronique, capteurs ...
- MATIS : Vision par ordinateur, Photogrammétrie, Laser, télédétection, Apprentissage, Informatique graphique, BigData ...
- COGIT : Analyse spatiale, Cartographie ...
- LIF: inventaire forestier







# Plateformes d'acquisition de données









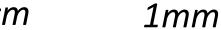
rue

1cm



ville

10cm











bâtiment









# IGN Données acquises **Mobile Mapping**





## **Trajectoire**

- centrale inertielle + GPS + odomètre → position et orientation à 200Hz

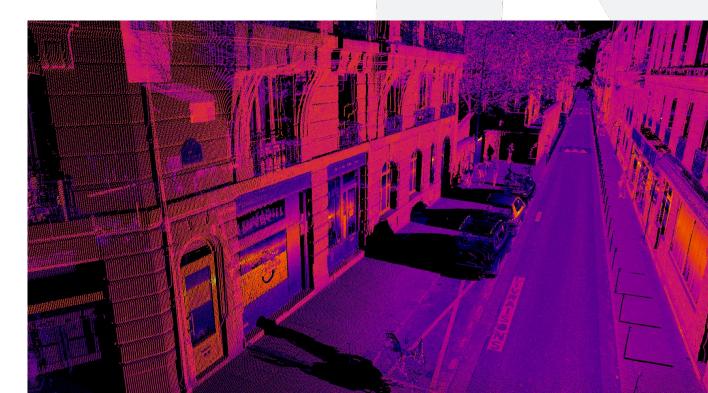
# **Images**

- 9 images totalisant 28MPix tous les 2m

#### Laser

- 300 000 points/s
- 84 octets/point (non compressé)
- ~100Go/H d'acquisition
- 6H par jour ...







# Données acquises Mobile Mapping





# **Trajectoire**

- centrale inertielle + GPS + odomètre → position et orientation à 200Hz

# **Images**

- 9 images totalisant 28MPix tous les 2m

#### Laser

- 300 000 points/s
- 84 octets/point(non compressé)
- ~100Go/H d'acquisition
- 6H par jour ...



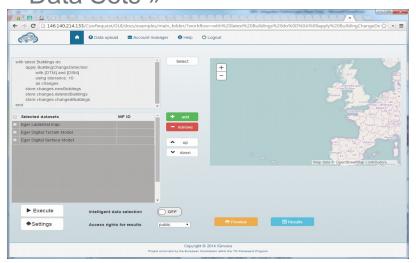




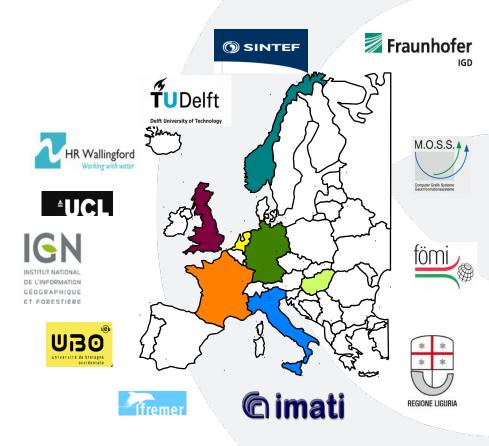
# **Projet IQmulus**



« A High-volume Fusion and Analysis Platform for Geospatial Point Clouds, Coverages and Volumetric Data Sets »













# Infrastructure IQmulus



# Plateforme dev actuelle du projet

→ Fraunhofer IGD

# 6 hypervisors (i.e. real machines)

- → Dual Octacore 2,7 GHz
- → 256 GB RAM

### **Total**

- → 96 CPU cores, 259 GHz
- → 1536 GB RAM

# **Total storage**

→ 19 TB









# **Infrastructure IQmulus**



# Spark cluster - standalone mode v1.5.1

- → 1 master VM 6GB RAM
- → 8 slaves VM 6GB RAM

#### **Autres Services**

- → conteneurs Docker
- → gestionnaire de jobs ad-hoc :(

# Stockage des données

- $\rightarrow$  HDFS
- → Accessible en HTTP après authentification Visualisation webmapping ou webGL directe!





→ IGN: partenaire ISC-PIF depuis 01/2015

→ Achat en cours de noeuds sur la grille IdF





# **Contexte applicatif**



# Orthophotographies aériennes

Résolution < 10 cm

Mais occultations: arbres, toits...

#### **Motivation**

- → Orthophotographie de l'espace public
- → ex : Cartographie des réseaux enterrés
  - → Réglementation DT-DICT
  - → EDF, Suez, etc doivent géoréférencer leurs plans locaux sur une donnée de référence...









# **Contexte applicatif**



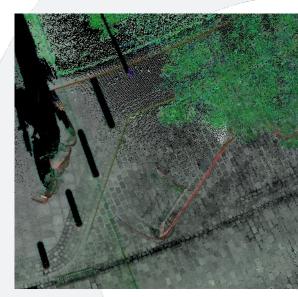
# **Proposition**

OrthoLidar expressif à partir de laser MMS [Brédif15]

#### **Difficultés**

Temps de calcul Volume de données Problèmes de compréhensibilité

- → fausses couleurs
- → perte de la 3eme dimension (z)





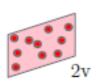




# Stylisation du nuage de points |Qmulus















# Géométrie locale : Dimensionnalité

ACP adaptative  $\rightarrow$  D=(d<sub>1y</sub>,d<sub>1h</sub>,d<sub>2y</sub>,d<sub>2h</sub>,d<sub>3</sub>) probabilité

Palette de couleurs :  $C=(c_{1v}, c_{1h}, c_{2v}, c_{2h}, c_3)$ 

Teinte	Géométrie locale: couleur pondérée (D.C)
Saturation	Confiance en la caractérisation de la géométrie locale
Luminance	Réflectance horizontale Tone-mapping f, pondération par d <sub>2h</sub>

# **Contraintes utilisateur**

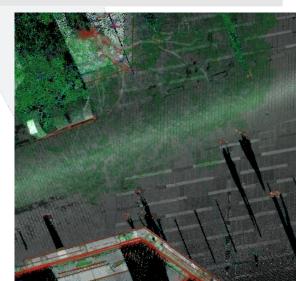
Arbres verts  $\rightarrow c_3$  vert

Façades visibles  $\rightarrow c_{2v}$  rouge

Réflectance au sol  $\rightarrow c_{2h}$  blanc

ightarrow pondérée par d $_{\mathrm{2h}}$ 

(Fond blanc)





# **Formulation**

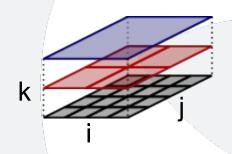


#### Entrée

- → Ensemble de fichiers (~1 To, 3 000 000 points par fichier)
- → Attributs utilisés des points : x,y,z,r (position et réflectance)

### **Sortie**

 $\rightarrow$  Pyramide d'images



$$color_{ijk} = f\left(\frac{\sum_{p \in P_{ijk}} d_{2h}(p)r(p)}{\sum_{p \in P_{ijk}} d_{2h}(p)}\right) \frac{\left(\sum_{p \in P_{ijk}} D(p)\right) \cdot C}{\sum_{p \in P_{ijk}} 1}$$



f: tone-mapping = bijection croissante vers [0,1]

P<sub>ijk</sub> = {points laser inclus dans l'emprise du pixel ijk}





# **Formulation**



### **Prétraitement**

- $\rightarrow$  ACP de chaque point :  $(x,y,z,r) => (x,y,r,d_{1v},d_{1h},d_{2v},d_{2h},d_{3})$
- → Pyramide auxiliaire A à 6 canaux

$$A_{ijk} = (A_{ijk}^{2hr}, A_{ijk}^{1v}, A_{ijk}^{1h}, A_{ijk}^{2v}, A_{ijk}^{2h}, A_{ijk}^{3}) = \sum_{p \in P_{ijk}} (d_{2h}r, d_{1v}, d_{1h}, d_{2v}, d_{2h}, d_{3})(p)$$



→ Pyramide d'images A vers couleur : pixel à pixel ! :)

$$color_{ijk} = f\left(\frac{\sum_{p \in P_{ijk}} d_{2h}(p) r(p)}{\sum_{p \in P_{ijk}} d_{2h}(p)}\right) \frac{\left(\sum_{p \in P_{ijk}} D(p)\right) \cdot C}{\sum_{p \in P_{ijk}} 1} = f\left(\frac{A_{ijk}^{2hr}}{A_{ijk}^{2h}}\right) \frac{(A_{ijk}^{1v}, A_{ijk}^{1h}, A_{ijk}^{2v}, A_{ijk}^{2h}, A_{ijk}^{3}) \cdot C}{A_{ijk}^{1v} + A_{ijk}^{1h} + A_{ijk}^{2v} + A_{ijk}^{2h} + A_{ijk}^{3}}$$

→ sous échantillonage additif de A :)

$$A_{i,j,k+1} = A_{2i,2j,k} + A_{2i+1,2j,k} + A_{2i,2j+1,k} + A_{2i+1,2j+1,k}$$

car  $P_{i,j,k+1} = P_{2i,2j,k} \cup P_{2i+1,2j,k} \cup P_{2i,2j+1,k} \cup P_{2i+1,2j+1,k}$ 







# **Framework**





duke.edu

# **Spark Resilient Distributed Dataset (RDD)**

- → abstraction d'un dataset chargé dans la RAM distribuée du cluster (avec spilling si RAM trop petite)
- → programmation fonctionnelle & paresseuse (scala)

# **Spark SQL & Dataframes**

→ API SQL avec optimisation du plan d'exécution

val A = sqlContext.read.parquet('a.parquet')

val B = A.groupBy('id)

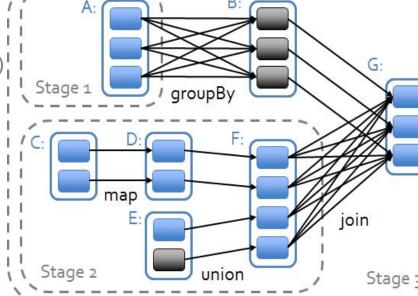
val C = sqlContext.read.json('c.json')

val D = C.map(f)

val E = sqlContext.read.csv('e.csv')

val F = D.union(E)

val G = B.join(F)







# Implémentation Spark



#### **Custom DataSource**

- → lecture/écriture d'un ensemble de fichier laser (PLY ou LAS) comme une dataframe spark.
  - Splittable InputFormat
  - Project : seul les attributs nécessaires sont lus
  - Filter : pruning des fichiers en se basant sur les statistiques en métadonnées ou dans un premier scan

val pointcloud1 : DataFrame = sqlContext.read.ply(filenames)
val pointcloud2 : DataFrame = sqlContext.read.las(filenames)
pointcloud1.write.las(outdir1)
pointcloud2.write.ply(outdir2)

→ spark package spark-iqmulus en cours de dépôt open source https://github.com/IGNF/spark-iqmulus





# **Voxelisation et ACP**

// lecture des fichiers
val input = sqlContext.read.ply(filenames)

// projection et renommage des attributs
val projected = input.select('x,'y,'z,'reflectance as 'i)

// filtrage, test des boites englobantes des fichiers/splits val filtered = projected where ('x > xmin) // ...



// agrégation des tuiles, en regroupant les voxels de la tuile et un bord de W voxels val tiled = keyed.aggregateByKey(Tile(N,W))(\_ :+ \_, \_ ++ \_ )

// calcul pour chaque voxel d'une ACP, définie sur un voisinage (2W+1)^3 val mapped = tiled.mapValues(\_.windowedmap(W,ACP))

#### // écriture des tuiles

mapped foreach { case ((tx,ty,tz),tile) => tile.saveAsPly(res,tx,ty,tz,s"\$out/\$tx/\$ty/\$tz.ply")

