

DE PLÉIADES À PLÉIADES NEO : UNE ANALYSE DE L'AMÉLIORATION DE LA RESTITUTION 3D

David Youssefi¹, Dimitri Lallement¹, Christian Hümmer¹, Emmanuelle Sarrazin¹, Emmanuel Dubois¹, Jean-Marc Delvit¹

1: Centre Nationale d'Études Spatiales (CNES), 18 Avenue Edouard Belin, 31400 Toulouse, Cedex, France

Résumé

Fort de son expertise en géométrie et en 3D, le Centre National d'Études Spatiales (CNES) développe de nouveaux outils open-source capitalisant une partie de son savoir-faire. Ils sont destinés à être au cœur du segment sol de la mission CO3D et à servir tout l'écosystème aval. Le traitement de ces données impose de concevoir des chaînes robustes, capables de passer à l'échelle. De ce fait, les outils 3D du CNES sont massivement parallélisables, utilisant des technologies multiprocesseurs voire multi-nœuds tout en restant agnostique au matériel utilisé. Ces logiciels proposent des interfaces simples afin de permettre également leur utilisation en dehors des chaînes de traitement opérationnelles. Ces outils sont capables de produire un Modèle Numérique de Surface (MNS) à partir de couples stéréoscopiques d'images (CARS) dont l'étape majeure repose sur la mise en correspondance (Pandora). Par la suite, ils permettent d'extraire un Modèle Numérique de Terrain (MNT) à partir du MNS produit (Bulldozer) et d'en dériver un Modèle Numérique de Hauteur (MNH). Suite à cela, des comparaisons entre tous ces modèles numériques d'élévation peuvent également être effectuées (Demcompare). Dans l'attente de l'arrivée des données CO3D, le CNES éprouve d'ores et déjà ces outils sur d'autres capteurs, dont Pléiades et plus récemment Pléiades Neo. Cet article qualifie l'amélioration de cette restitution 3D apportée par cette nouvelle génération de satellite. Les outils 3D du CNES sont sous licence libre et non contaminante (Licence Apache v2) afin de notamment permettre l'exploitation et la valorisation des données Pléiades et maintenant Pléiades Neo. Ils offrent enfin la possibilité de reproduire les résultats présentés dans cet article.

Mots clés : Pléiades, Pléiades Neo, Modèle Numérique de Surface, Modèle Numérique de Terrain, Code ouvert

Abstract

Based on its expertise in geometry and 3D, the Centre National d'Études Spatiales (CNES) is developing new open-source tools capitalizing on its knowledge. They are intended to be part of the CO3D mission's ground segment, and to serve the entire applicative ecosystem. Processing this data requires robust softwares able to scale up. As a result, CNES 3D tools are massively parallelizable, using multiprocessor and even multi-node technologies, while remaining hardware agnostic. These software offer simple interfaces so that they can also be used outside operational processing chains. The tools presented in this article can be used to produce a Digital Surface Model (DSM) from stereoscopic image pairs (using CARS). The main step for the DSM computation is the stereo matching and it's also performed using a CNES 3D tool (Pandora). They also allow to extract a Digital Terrain Model (DTM) from the produced DSM (using Bulldozer) and to derive a Digital Height Model (DHM). Following this, comparisons between all these digital elevation models can also be made (using Demcompare). In anticipation of CO3D data, the CNES is already testing these tools on other sensors, including Pléiades and more recently Pléiades Neo. This article describes the improvement in 3D reconstruction thanks to this new generation of satellites. CNES's 3D tools are licensed under a free and non-contaminating license (Apache v2 License), enabling the exploitation and enhancement of Pleiades and now Pleiades Neo data. They also offer the possibility of reproducing the results presented in the article.

Keywords : Pléiades, Pléiades Neo, Digital Surface Model, Digital Terrain Model, Open source

1. Contexte

1.1. Introduction

Depuis 2021, Pléiades Neo assure la continuité de la mission Pléiades, avec des performances accrues en termes de précision.

Fabriqués, détenus et exploités par Airbus Défense and Space, ces satellites nouvelle génération reprennent l'agilité de leurs aînés Pléiades HR 1A et 1B lancés maintenant il y a plus de 10 ans permettant des prises de vue complètement adaptées à de la restitution 3D.

L'agilité des satellites Pléiades HR et Pléiades Neo permettent en effet, d'assurer de multiples acquisitions en une seule passe. En acquérant des images de la même zone sous de multiples points de vue, il est ainsi possible de créer des cartes de la topographie communément appelées Modèles Numériques de Surface (MNS).

Comme l'illustre la Figure 1, le MNS est une représentation à la fois du sol, appelé Modèle Numérique de Terrain (MNT), et du sursol comme la végétation ou les

bâtiments. En retranchant le MNT au MNS, on obtient le Modèle Numérique de Hauteur (MNH) qui stocke l'information altimétrique du sursol indépendamment de la topographie du paysage.



FIGURE 1: Différence entre le MNS et le MNT.

Dans le cadre de la future mission CO3D, dont l'objectif est de modéliser en 3D les surfaces émergées du globe (Lebègue et al., 2020), le CNES a développé une panoplie d'outils pour générer et comparer ces modèles numériques. L'arrivée massive de données 3D avec cette mission amène le CNES à assurer le passage à l'échelle de ses outils. Et étant donné que ces briques logicielles sont adaptables à d'autres capteurs, le CNES a voulu évaluer l'amélioration de la qualité des produits 3D entre Pléiades et Pléiades Neo.

1.2. Objectif de l'article

Depuis plus de 10 ans, les satellites Pléiades HR ont largement pu démontrer leur capacité à générer des données exploitables pour produire des MNS. L'objet de cet article est de qualifier l'amélioration de cette restitution 3D apportée par la nouvelle gamme de satellites PNEO, de façon quantitative et qualitative dans le cas de la reconstruction 3D urbaine.

Pour ce faire, les outils 3D open-source du CNES ont été utilisés : CARS (Youssefi et al., 2020) pour la génération de MNS, Bulldozer (Lallement et al., 2022) pour l'extraction de MNT à partir du MNS et Demcompare pour la qualification des Modèles 3D générés. Comme le but est d'évaluer l'apport des capteurs et non la performance des outils, ces chaînes sont utilisées avec les mêmes paramètres pour Pléiades et Pléiades Neo.

1.3. Données utilisées

Les données utilisées lors de cette étude sont deux paires d'images Pléiades HR (PHR) et Pléiades Neo (PNEO) acquises sur le centre-ville de Nice. L'acquisition PHR a eu lieu le 13 octobre 2018 à 10h15 (heure locale) et l'acquisition PNEO a eu lieu le 29 décembre 2021 à 10h29 (heure locale). La figure 2 représente les conditions d'acquisitions de chaque paire : les données PHR sont séparées d'un angle de 12° tandis que les données PNEO d'un angle de 20°. Ces conditions d'acquisition sont favorables à PHR pour voir les fonds de rue, mais PNEO profite d'un rapport B/H légèrement avantageux pour la précision altimétrique. Cependant, ces configurations restent relativement proches.

Ces données ont été préalablement recalées via une spatio-triangulation en utilisant la base de calage 3D SRP (Chandelier et al., 2021).

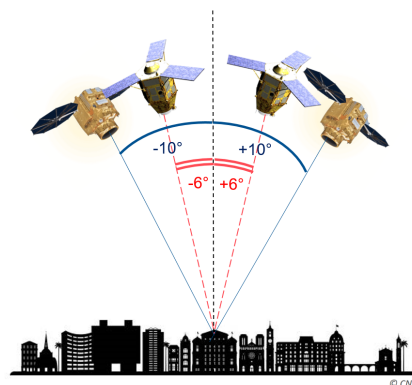


FIGURE 2: Angles d'incidence pour la prise de vue stéréo PNEO (bleu) et PHR (rouge).

Le Lidar HD®¹ est utilisé dans cette étude comme donnée de référence. Les MNS PHR et PNEO sont comparés à la vérité terrain LiDAR HD® à 50 cm : ils ont été projetés dans une grille régulière commune de 3000x3000 pixels, soit une zone d'étude de plus de 2 km². Le choix a été fait de travailler avec cette résolution de 50 cm comme compromis entre les résolutions des bandes panchromatiques (PAN) de PHR (70 cm) et de PNEO (30 cm) servant à générer les MNS.

1.4. Limites de l'analyse

Les résultats ne sont pas exhaustifs et présentent les différences de performances observées sur une zone urbaine particulière. Il mériterait une étude complémentaire sur d'autres villes ou d'autres types d'éléments comme la végétation. L'analyse s'est concentrée sur la thématique urbaine et la qualification de bâtiments assurant une stabilité temporelle en altitude, autorisant l'utilisation combinée des acquisitions PHR, PNEO et LiDAR HD® à des dates différentes.

2. Évaluation des performances MNS

2.1. La chaîne de restitution stéréo CARS

CARS pour Chaîne Automatique de Restitution Stéréoscopique est une chaîne de photogrammétrie permettant d'extraire à partir de paires d'images le MNS comme l'illustre la figure 3.

L'outil réalise cette restitution d'altitude en enchaînant les étapes classiques d'un pipeline stéréo multi-vues décrites dans la figure 4, à savoir :

1. le ré-échantillonnage des images en géométrie épipolaire, géométrie dans laquelle les pixels composant les objets immobiles se déplacent le long des lignes, et ce, afin d'accélérer l'étape de mise en correspondance des pixels qui suit,
2. l'appariement dense des pixels (ou calcul de disparités) de la paire d'image réalisé par Pandora décrit dans la section 2.2 : pour chaque pixel d'une image de référence, on cherche à trouver le pixel correspondant,

1. Lien LiDAR HD® : geoservices.ign.fr/lidarhd

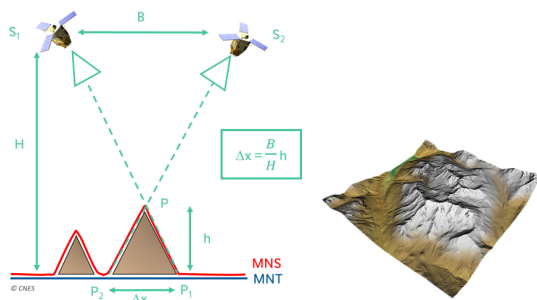


FIGURE 3: A gauche : Configuration à deux satellites séparés d'une distance B à une altitude H : le ratio B/H est classiquement utilisé pour qualifier cette configuration. A droite : un exemple de MNS.

- la triangulation des lignes de visée issues des positions images des pixels qui se correspondent pour obtenir un nuage de points 3D

Les nuages de points 3D générés par paire peuvent alors être concaténés puis projetés dans une grille terrain régulière afin d'obtenir le Modèle Numérique de Surface final comme image géoréférencée d'altitude au sol.

A savoir, que toutes ces étapes sont réalisées par tuile permettant ainsi une parallélisation totale des traitements.

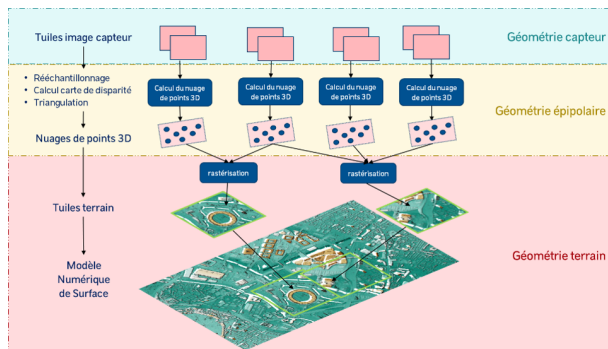


FIGURE 4: Principe simplifié du fonctionnement de CARS.

Ce pipeline multi-vues nécessite une étape de pré-traitement. En effet, les images satellite servant à générer les modèles 3D sont accompagnées de modèles géométriques souvent sous la forme d'une représentation compacte (RPC) (Grodecki et Dial, 2003) pour faciliter leur utilisation. Ces modèles peuvent comporter des imprécisions qui empêchent un rééchantillonnage dans une géométrie épipolaire parfaite (où les correspondants se retrouveraient bien exactement sur la même ligne). C'est pourquoi, les mêmes étapes du pipeline multivues : 1. de ré-échantillonnage et 2. de mise en correspondance sont réalisées. Seulement cette fois, pour la mise en correspondance, ce sont des points homologues épars comme des SIFT (Lowe, 2004) qui sont utilisés. L'utilisation de ces points homologues permet de corriger la géométrie épipolaire. Ils permettent aussi d'avoir une première estimation des altitudes de la scène pour la mise en correspondance.

Les algorithmes de la chaîne sont décrits plus précisément dans (Michel et al., 2020). Aussi, le code est disponible sur PyPI² et GitHub³.

2.2. Le corrélateur Pandora

Pandora est un framework de mise en correspondance qui consiste à associer les points homologues entre deux images. Pandora prend en entrée une paire d'images rectifiées, c'est-à-dire en géométrie épipolaire. Dans cette géométrie, la recherche du point homologue se fait sur la même ligne, ce qui a l'avantage de réduire le temps de calcul. A partir de cette paire d'images, Pandora produit une carte de disparité, correspondant à l'écart en colonnes des pixels homologues.

Le calcul de mise en correspondance est inspiré des travaux de (Scharstein et Szeliski, 2002). Le principe consiste d'abord à calculer un volume de coûts. Pour ce faire, il s'agit d'évaluer une mesure de similarité entre un pixel donné de l'image de gauche et chaque pixel de l'image de droite inclus dans l'intervalle de disparité considéré. L'ensemble des mesures de coût forme la courbe de coût pour le pixel donné. Toutes les courbes de coût sont rassemblées dans un volume de coûts. La disparité est ensuite déduite du volume de coûts en sélectionnant le pixel de l'image de droite pour lequel le score de corrélation est le plus élevé (ou le plus faible en fonction de la mesure de similarité considérée). Des étapes supplémentaires peuvent être ajoutées afin d'améliorer la carte de disparité produite.

Pandora est très modulaire et facilement configurable. Il est possible de sélectionner les étapes à réaliser, de choisir parmi plusieurs méthodes à chaque étape et de configurer les paramètres de chaque méthode. Le code est disponible sur PyPI⁴ et GitHub⁵.

Dans la suite de l'article, le pipeline Pandora utilisé est le suivant :

- calcul du volume de coûts obtenu à l'aide MCCNN (Žbontar et LeCun, 2015),
- optimisation avec Semi-Global Matching (Hirschmuller, 2008),
- sélection de la disparité,
- affinage sous-pixellique avec vfit (Haller et al., 2010),
- filtrage avec un filtre médian,
- validation croisée (Fua, 1993).

2.3. L'outil d'analyse Demcompare

Demcompare est un outil de comparaison de Modèle Numérique d'Élévation (MNE). Il permet donc de comparer des MNS, MNT et MNH entre eux. Les résultats des comparaisons ont deux applications majeures : la qualification d'un produit 3D (comparaison d'un MNE avec une

2. Lien PyPI : pypi.org/project/cars
 3. Lien GitHub : github.com/CNES/cars
 4. Lien Pypi : pypi.org/project/pandora
 5. Lien Github : github.com/CNES/pandora

référence) et la détection de changement (comparaison de deux MNE à deux dates différentes). Contrairement à une simple différence entre les deux MNE au format matriciel, Demcompare intègre des briques logicielles permettant de projeter les MNE dans une géométrie terrain commune à une résolution définie. Une étape de co-registation optionnelle basée sur la méthode de Nuth et Kääb (2011) permet de distinguer les différences altimétriques et planimétriques. En recalant ainsi les MNE, on s'assure d'analyser uniquement les différences d'élévation et pas un biais lié à des différences de modèles géométriques des MNE en entrée. L'outil intègre également un module de statistiques contenant un ensemble de métriques (médiane, écart-type, RMSE, etc.) permettant de qualifier les différences à l'échelle de la scène ou en fonction d'une classification. En effet, Demcompare est capable de gérer des classifications afin de faire des analyses en fonction de critères (notamment sémantiques) et propose également un module de classification par type de pente ([0%,5%], [5%,10%], etc.). L'outil a été conçu de sorte à être facile d'utilisation et propose notamment une interface en Python ou via des notebooks Jupyter. Il est évolutif et adaptable si l'on souhaite lancer une qualification plus précise. Demcompare est disponible sur Pypi⁶ et Github⁷.

2.4. Référence utilisée

Comme décrit dans la section 1.3, la donnée LiDAR HD@ a été utilisée pour qualifier les MNS. La classification associée est aussi une donnée importante, car elle permet, comme présentée ci-après, d'isoler les statistiques pour les différentes classes (bâtiments et sol notamment). Aussi, comme la donnée LiDAR HD@ est très résolue, elle permet de calculer les pentes locales (notamment sur les toits de bâtiments) et de mettre en évidence la restitution des pans de toits.

2.5. Analyse des résultats

2.5.1. Résultat sur la zone complète

Une première analyse ne prenant pas en compte les classes sémantiques montre une nette amélioration de la reconstruction 3D de Pléiades HR à Pléiades NEO.

Premièrement, on peut voir sur la figure 5 que le MNS PNEO comporte beaucoup moins de pixels sans donnée (nodata) que PHR. Ce résultat était attendu au vu de la différence de résolution (et donc à un nombre de mesures d'altitude augmenté). Mais ces pixels à l'altitude indéterminée sont surtout situés dans les zones d'ombres. Par conséquent, il n'y a pas que la résolution spatiale qui explique ce phénomène. Dans les ombres, le rapport signal à bruit amélioré combiné à un échantillonnage plus fin autorise des corrélations nouvelles.

Deuxièmement, on observe dans le tableau 1 que les médianes semblent relativement proches. Cette mesure

ne permet pas de montrer une réelle différence de performance lorsque toutes les classes sémantiques sont confondues.

Troisièmement, l'écart interquartile et le NMAD montrent plus distinctement l'amélioration de performance attendue entre PHR et PNEO. L'écart interquartile est une mesure de dispersion qui s'obtient en faisant la différence entre le troisième quartile et le premier quartile. C'est un estimateur statistique plus robuste qu'un écart-type. L'équation 1 définit le NMAD, acronyme anglais pour désigner l'écart-type absolu médian. Tout comme l'écart interquartile, cette mesure est insensible aux points aberrants. Elle est communément utilisée pour qualifier les performances d'un MNS.

$$\text{NMAD} = b * \text{median}(|x_i - \text{median}(x)|) \quad (1)$$

où $b = 1.4826$ est une constante liée à l'hypothèse de normalité des données sans tenir compte de l'anormalité induite par des points aberrants (Rousseeuw et Croux, 1993).

Ces mesures statistiques robustes aux points aberrants reflètent quantitativement l'amélioration visible sur l'histogramme présenté dans la figure 6. Seulement, l'histogramme est un mélange de distribution et donc, pour savoir plus précisément qualifier ces améliorations, il a été choisi d'isoler une partie des différentes classes sémantiques composant la scène.

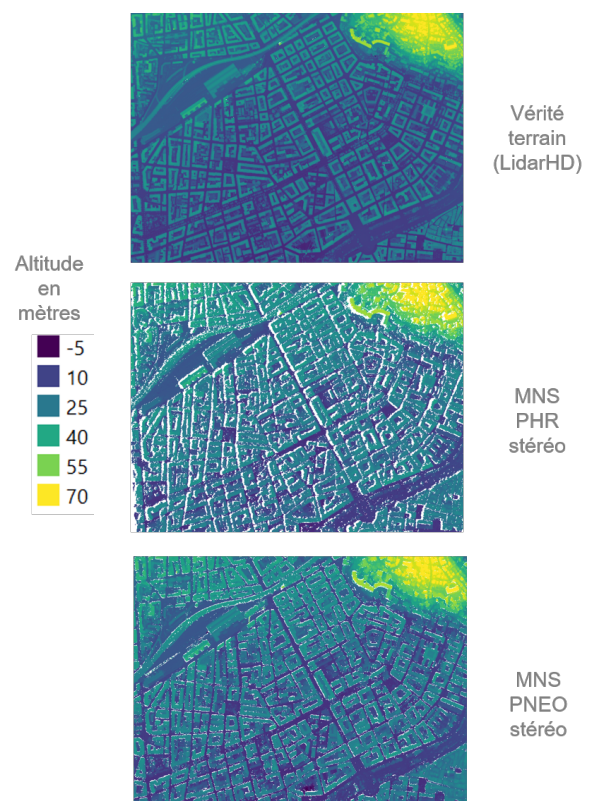


FIGURE 5: En haut : MNS LiDAR HD@. Au milieu : MNS PHR. En bas : MNS PNEO.

6. Lien Pypi : <https://pypi.org/project/demcompare/>

7. Lien Github : <https://github.com/CNES/demcompare>

Capteur	PHR	PNEO
nodata	16.31 %	5.23 %
Médiane	0.19 m	0.01 m
Écart interquartile	4.57 m	2.84 m
NMAD	1.79 m	1.11 m

TABLE 1: Statistiques des différences altimétriques sur toute la zone entre le MNS de référence LiDAR HD® et les MNS PHR et PNEO.

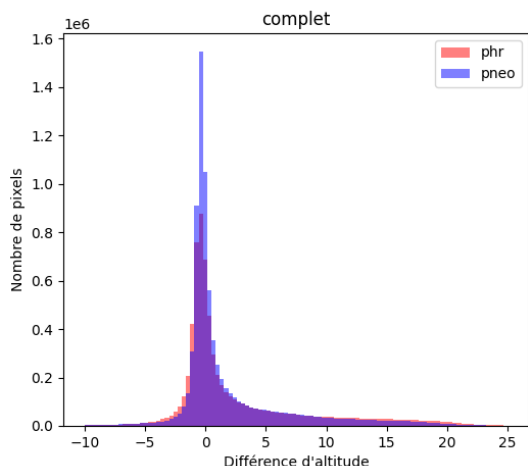


FIGURE 6: Histogramme des différences altimétriques PHR / LiDAR HD® en rouge et PNEO / LiDAR HD® en bleu sur toute la zone (le recouvrement est en violet).

2.5.2. Résultat sur la classe "bâtiment"

Grâce à la classification LiDAR HD®, il est possible d'isoler les pixels appartenant à du bâtiment dans les MNS associés. Comme la figure 7 le montre, on obtient une distribution plus proche d'une loi normale ce qui permet de qualifier plus précisément les performances sur les bâtiments. Les statistiques du tableau 2 montre une amélioration très nette des performances sur les mesures statistiques robustes à savoir l'écart interquartile et le NMAD.

Capteur	PHR	PNEO
nodata	5.94 %	1.43 %
Médiane	-0.34 m	-0.29 m
Écart interquartile	0.93 m	0.61 m
NMAD	0.68 m	0.44 m

TABLE 2: Statistiques des différences altimétriques sur la classe "bâtiment" entre le MNS de référence LiDAR HD® et les MNS PHR et PNEO.

La figure 8 permet de visualiser la pente des toits du LiDAR HD® et de les comparer aux différences d'altitude entre PHR et LiDAR HD®, et, PNEO et LiDAR HD®. On remarque que les toits pentus sont mieux restitués avec PNEO qu'avec PHR. Ceci permet d'espérer de pouvoir générer des maquettes 3D de bâtiments avec un nou-

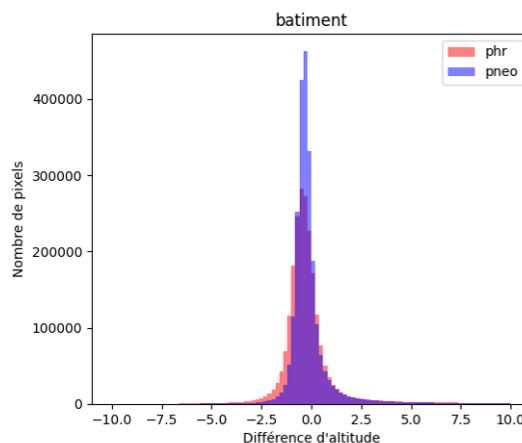


FIGURE 7: Histogramme des différences altimétriques PHR / LiDAR HD® en rouge et PNEO / LiDAR HD® en bleu sur la classe "bâtiment" (le recouvrement en violet).

veau niveau de détails grâce à PNEO.

2.5.3. Résultat sur la classe "sol"

Isoler la classe sol permet de compléter l'analyse. Les images de la figure 9 montrent que même sur PNEO, les principales erreurs sont commises dans la restitution des rues dues à l'adhérence de la corrélation. En effet, les pixels mis en correspondance dans le processus de photogrammétrie sont appariés grâce à leur voisinage. Les bords de bâtiments sont donc généralement imprécisément restitués. Aussi, ces zones, à fortes différences d'altitude par rapport à la référence, sont bien réduites grâce à la résolution augmentée de PNEO malgré des conditions d'acquisitions favorables pour PHR comme décrit dans la section 1.3.

Si on analyse l'histogramme en figure 10, on remarque que le nombre de points confondus entre le sol et les bâtiments (population avec une erreur autour de 15 m) est très grandement réduit avec PNEO, augmentant drastiquement le nombre de points justes (ajouté aux points valides qui étaient invalides avec PHR).

Capteur	PHR	PNEO
nodata	23.7 %	7.1 %
Médiane	1.21 m	-0.07 m
Écart interquartile	11.22 m	2.59 m
NMAD	3.04 m	0.90 m

TABLE 3: Statistiques des différences altimétriques sur la classe "sol" entre le MNS de référence LiDAR HD® et les MNS PHR et PNEO.

2.5.4. Résultats qualitatifs

Pour terminer, le zoom sur la gare de Nice dans la figure 11 sur le bâtiment confortent les observations précédentes. A savoir que le MNS PNEO est plus dense et restitue plus fidèlement la forme des toits. Il permet de

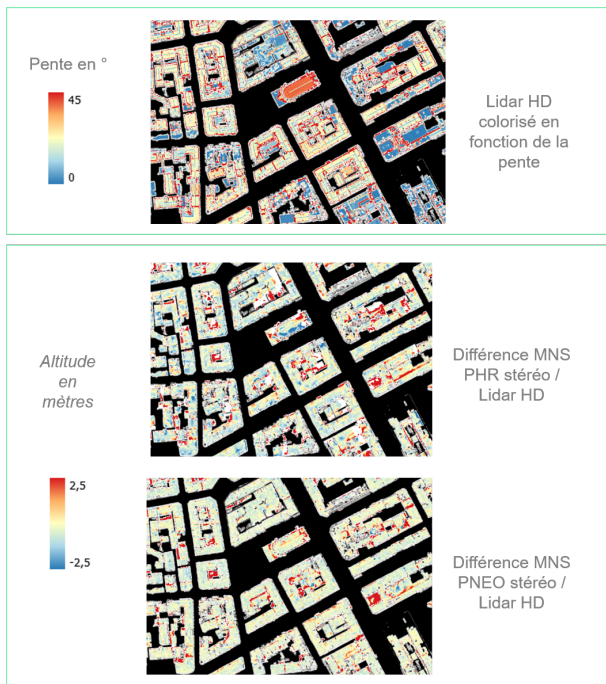


FIGURE 8: En haut, les pixels sont colorisés en fonction de la pente du LiDAR HD® (forte pente : rouge, faible pente : bleu). En bas, les pixels sont colorisés en fonction de la différence d'altitude (forte différence : rouge, faible différence : bleu).

détecter plus de détails notamment sur la voie dans cet extrait. Enfin, le profil de la figure 12 montre que comme pour le MNS PHR, le MNS PNEO estime bien la hauteur du haut des bâtiments. Cependant, la résolution élevée de PNEO permet de récupérer les fonds de rue et la cour intérieure avec une meilleure reconstruction des bords des bâtiments.

3. Évaluation des performances MNT

3.1. L'outil Bulldozer

Bulldozer est un outil dont l'objectif est d'extraire un MNT à partir d'un MNS. Contrairement à de nombreuses méthodes, il n'a besoin pas d'autres données exogènes en entrée comme un masque de sursol ou un masque d'eau. Bulldozer est conçu pour fonctionner avec des MNS raster à partir de divers types de capteurs : photogrammétrie satellitaire, photogrammétrie aérienne, LiDAR, etc. Comme décrit dans (Lallement et al., 2023), Bulldozer est basé sur une version modifiée du principe de simulation de lâché de drap multi-échelle et intègre une stratégie de tuilage prenant en compte une marge de stabilité ce qui permet de traiter des MNS de toute taille tout en garantissant une homogénéité dans les résultats produits. Des efforts ont notamment été faits sur la capacité de l'outil à traiter des MNS bruités comme l'on peut obtenir en imagerie satellitaire à cause des erreurs de corrélations sur les zones radiométriquement uniformes (ombres, eau, etc.). On peut vulgariser son fonctionnement avec l'illustration de la figure 13 : dans l'étape 1,



FIGURE 9: Différences altimétriques MNS PHR / LiDAR HD® et MNS PNEO / LiDAR HD® pour la classe "sol".

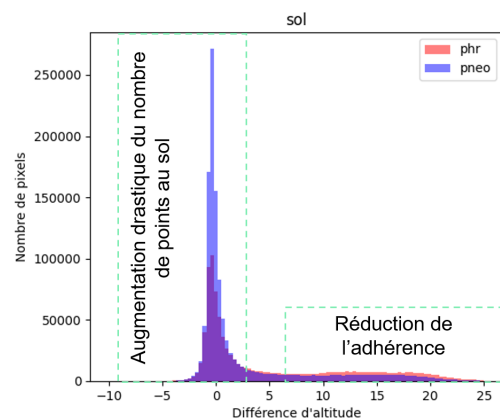


FIGURE 10: Histogramme des différences PHR / LiDAR HD® en rouge et PNEO / LiDAR HD® en bleu sur la classe "sol" (le recouvrement en violet).

on inverse le MNS en entrée puis dans l'étape 2 on simule un drap qui tombe sur ce MNS retourné et grâce à un système de points d'accroche sur les zones stables considérées comme du sol et une tension sur les autres zones, on obtient un drap dont la forme correspond au MNT à l'étape 3. Afin de faciliter sa prise en main par les utilisateurs, des travaux ont été menés sur son accessibilité avec notamment la création d'une interface QGIS, la mise en place interface de programmation d'application (API) en Python et la publication du code disponible sur les dépôts de code PyPI⁸ et Github⁹.

3.2. Référence utilisée

Afin de qualifier les MNT PHR et PNEO, il a été fait le choix dans cette étude de se baser sur un MNT de référence calculé à partir du LiDAR HD®. Il existe en France le RGE Alti®¹⁰ qui est une référence MNT produite par l'IGN, mais il a été préféré l'option d'utiliser un

8. Lien PyPI : pypi.org/project/bulldozer-dtm

9. Lien Github : github.com/CNES/bulldozer

10. Lien RGE Alti® : geoservices.ign.fr/rgealti



FIGURE 11: Visualisation des MNS sur la zone de la gare de Nice. En haut : MNS LiDAR HD@. Au milieu : MNS PHR. En bas : MNS PNEO.

MNT élaboré à partir de la référence MNS utilisée dans l'étude. En effet, cela permet de travailler à la même résolution que les MNS, de maîtriser la date de production sur la zone et de s'assurer de la cohérence géométrique et cartographique du produit. Comme le montre la figure 14, le MNT produit avec Bulldozer sur la donnée LiDAR HD@ peut être considéré comme une vérité terrain : il suit parfaitement le relief de la scène sans rentrer dans les bâtiments. Cela s'observe également à travers le MNH calculé avec ce MNT : on voit que le drap n'a pas décroché et donc sous-estimé l'altitude du sol dans la zone de colline en haut à droite de la scène et que les bâtiments sont bien restitués. La même configuration de l'outil a été utilisée pour effectuer l'extraction du MNT de référence LiDAR HD@, du MNT PHR et du MNT PNEO.

3.3. Analyse des résultats

Étant donné que le sol est une structure morphologique que l'on peut qualifier de basses fréquences, on pourrait s'attendre à ce que le changement de résolution apporté par PNEO n'améliore pas significativement la qualité des MNT produits comparé à des MNT issus de MNS PHR. En effet, les changements topographiques du sol sont rarement à l'échelle décimétrique. Comme la

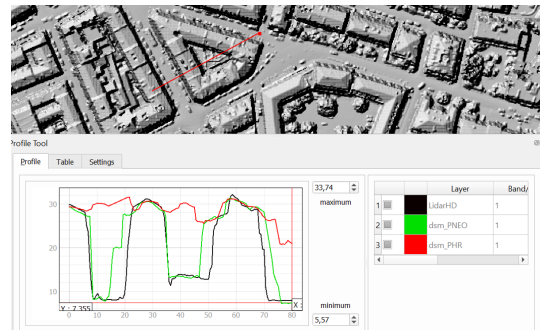


FIGURE 12: Profil 1D sur une rue et une cour intérieure en centre ville. Le MNS PNEO (vert) est plus fidèle à la référence MNS LiDAR HD@ (noir) que le MNS PHR (rouge).

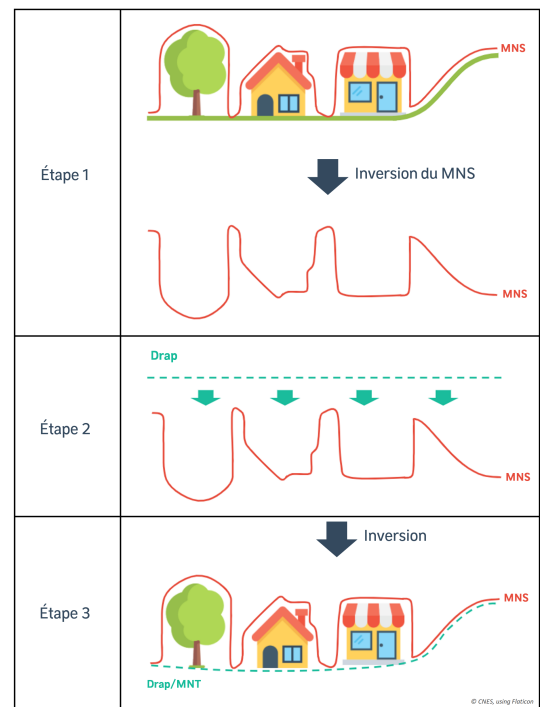


FIGURE 13: Principe simplifié du fonctionnement de Bulldozer.

figure 15 l'illustre, on observe bien une faible différence entre le MNT PNEO et PHR. La haute résolution de PHR suffit déjà à capturer les points au sol permettant une extraction du MNT fidèle à la réalité. Cependant, on remarque dans la figure 16, une nette dégradation de la qualité du MNT PHR par rapport à celui de PNEO. Cela s'explique par la qualité moindre du MNS PHR fourni en entrée de Bulldozer. Pour la même zone d'étude, dans la figure 17 si l'on regarde le MNT généré à partir du MNS PHR, le résultat du lâcher de drap est cohérent. Mais comme montré dans la section 2, le MNS PHR n'étant pas assez précis pour reconstituer le fond de rue, il surestime l'altitude des zones urbaines denses ce qui entraîne un décrochage du drap lors de l'extraction du MNT avec Bulldozer. Au contraire, le MNS PNEO en restituant le fond des rues est capable de fournir des points d'accroche fiables pour la descente de drap. On observe donc finalement que même si la résolution PHR est suffisante pour restituer un MNT fidèle au sol dans le cas de

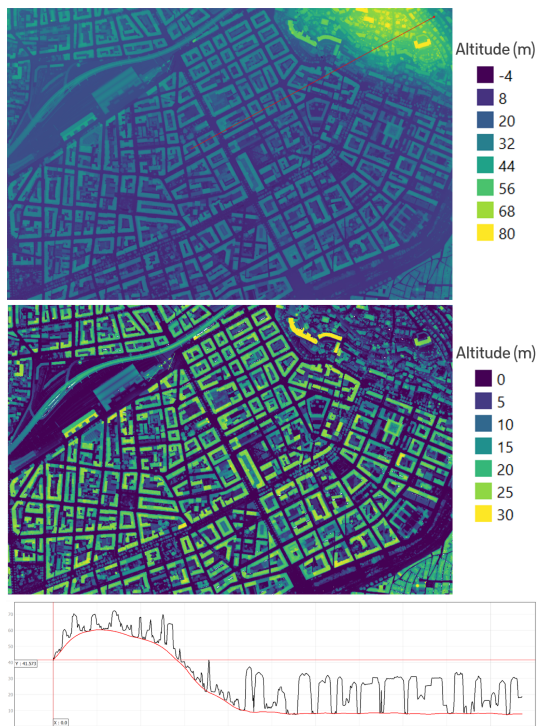


FIGURE 14: En haut : MNS LiDAR HD@. Au milieu : MNH calculé avec Bulldozer à partir du MNS LiDAR HD@. En bas : Profil 1D avec le MNS LiDAR HD@ (noir) et le MNT calculé avec Bulldozer (rouge).

paysage avec du sursol épars, dans le cas d'une scène urbaine dense, on préférera utiliser un MNS PNEO. On peut observer en bas à droite de la figure 18, que ce phénomène décrochage du drap est également visible pour PNEO dans le cas d'une zone urbaine très dense. Les occlusions liées à la prise de vue et la limite de résolution entraîne une mauvaise estimation du MNS qui aboutit à une zone considérée comme une colline par Bulldozer. Dans le cas de cette étude, la scène étant principalement urbaine, on note une nette amélioration des performances altimétriques du MNT PNEO comparé au MNT PHR comme l'illustre le tableau 4.

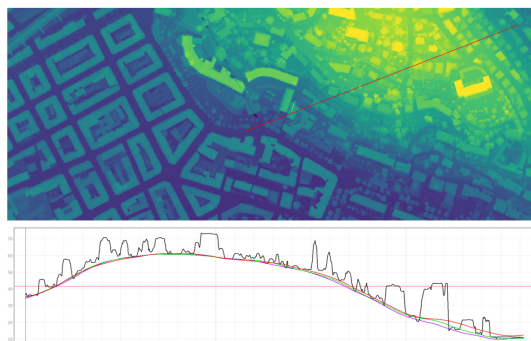


FIGURE 15: Comparaison des MNT PHR (rouge), PNEO (vert) et LiDAR HD@ (violet) en zone périurbaine. Le MNS LiDAR HD@ (noir) est affiché pour illustrer la densité de sursol de la zone, mais n'est utilisé que pour le calcul du MNT LiDAR HD@.

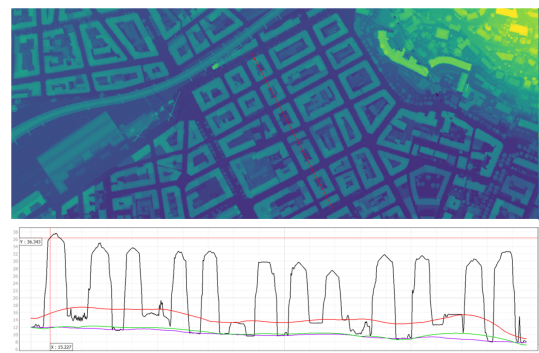


FIGURE 16: Comparaison des MNT PHR (rouge), PNEO (vert) et LiDAR HD@ (violet) en zone urbaine dense. Le MNS LiDAR HD@ (noir) est affiché pour illustrer la densité de sursol de la zone, mais n'est utilisé que pour le calcul du MNT LiDAR HD@.

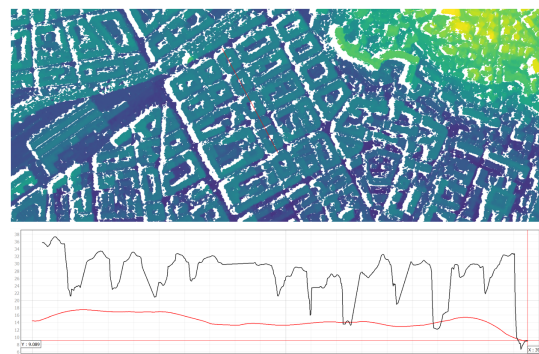


FIGURE 17: Profil 1D avec le MNS PHR (noir) et le MNT Bulldozer (rouge) extrait à partir de ce MNS.

4. Perspectives

Afin de compléter cette première analyse, des travaux complémentaires pourraient permettre d'avoir une vision plus globale de l'apport pour la 3D de la résolution plus fine de Pléiades Neo. Tout d'abord, il serait intéressant d'étudier les performances altimétriques MNS sur d'autres classes sémantiques et notamment sur la végétation. Comme expliqué dans la Section 1.4, cette tâche est compliquée, mais pourrait avoir une forte valeur ajoutée pour des applications spécifiques : estimation de la déforestation, suivi de la végétalisation urbaine, distinction végétation haute-végétation basse dans une carte d'occupation du sol, etc. Il serait également intéressant de consolider ces résultats en étudiant d'autres zones du globe avec des paysages différents (sol en sable, maison avec des toits en tôle, etc.) pour voir si malgré un changement de texture, les résultats sont consistants. Cependant, cela nécessite d'avoir une référence 3D comme le

Capteur	PHR	PNEO
Médiane	2.29 m	0.53 m
Ecart interquartile	3.11 m	1.42 m
NMAD	2.28 m	1.00 m

TABLE 4: Métriques MNT

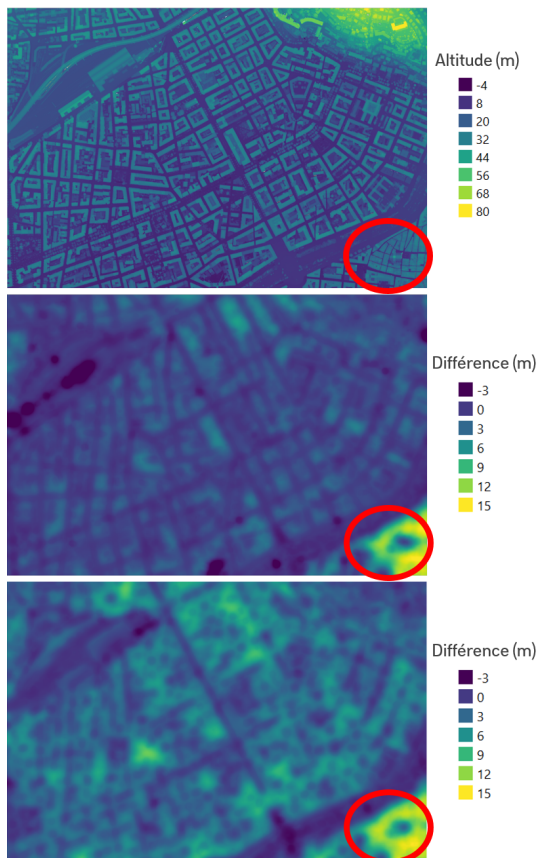


FIGURE 18: En haut : MNS LiDAR HD® de référence pour illustrer la structure 3D de la scène. Au milieu : différence entre le MNT LiDAR HD® de référence et le MNT PNEO, en rouge la zone de décrochage. En bas : différence entre le MNT LiDAR HD® de référence et le MNT PHR, en rouge la zone de décrochage.

LiDAR HD® et ce type de données en accès libre est rare. Même s'il semble que cela n'affectera pas énormément les résultats présentés dans l'étude, une comparaison avec de meilleures conditions d'acquisition pourrait être pertinente : prise de vue avec des angles plus proche, acquisition tri-stéréoscopique pour comparer la capacité à reconstituer les rues avec une prise de vue nadir, date des acquisitions satellites plus proche de la date de prise de vue LiDAR HD®. Un dernier axe de travail pourrait être d'affiner les paramètres des outils utilisés pour l'évaluation des performances. Comme décrit dans la Section 1.3, dans le cadre de l'étude, les outils 3D ont été utilisés avec des paramètres identiques pour chaque capteur et avec les valeurs par défaut. Il pourrait être intéressant de faire une comparaison avec la configuration optimale des options des outils pour chacun des capteurs afin d'analyser l'apport en performance 3D sur les meilleures versions des produits 3D possible.

Références

Chandelier, L., Coeurdevey, L., Favé, P., Barot, A., Jaussaud, M., oct. 2021. Srp, une base de calage 3d de très haute précision sur le continent africain. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection* 223 (1), 129–142.

URL <https://rfpt.sfpt.fr/index.php/RFPT/article/view/569>

- Fua, P., 1993. A parallel stereo algorithm that produces dense depth maps and preserves image features. *Machine Vision and Applications* 6 (1), 35–49.
- Grodecki, J., Dial, G., 01 2003. Block adjustment of high-resolution satellite images described by rational polynomials. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 69, 59–68.
- Haller, I., Pantilie, C., Oniga, F., Nedeveschi, S., June 2010. Real-time semi-global dense stereo solution with improved sub-pixel accuracy. Dans : *2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. pp. 369–376.
- Hirschmuller, H., février 2008. Stereo Processing by Semiglobal Matching and Mutual Information. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 30 (2), 328–341.
- Lallement, D., Lassalle, P., Ott, Y., 2023. Bulldozer, a free open source scalable software for dtm extraction. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*
URL <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-4-W7-2023-89-2023>
- Lallement, D., Lassalle, P., Ott, Y., Demortier, R., Delvit, J.-M., 2022. Bulldozer : An automatic self-driven large scale digital terrain model extraction method from digital surface model. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*
URL <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-B2-2022-409-2022>
- Lallement, D., Lassalle, P., Ott, Y., Demortier, R., Delvit, J.-M., 2022. Bulldozer : An automatic self-driven large scale digital terrain model extraction method from digital surface model. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*
URL <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-B2-2022-409-2022>
- Lebègue, L., Cazala-Hourcade, E., Languille, F., Artigues, S., Melet, O., 2020. Co3d, a worldwide one-meter accuracy dem for 2025. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*
URL <http://dx.doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-B1-2020-299-2020>
- Lowe, D., 11 2004. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision* 60, 91–110.
- Michel, J., Sarrazin, E., Youssefi, D., Cournet, M., Buffe, F., Delvit, J., Emilien, A., Bosman, J., Melet, O., L'Helguen, C., 2020. A new satellite imagery stereo pipeline designed for scalability, robustness and performance. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences V-2-2020*, 171–178.
- Nuth, C., Kääb, A., 2011. Co-registration and bias corrections of satellite elevation data sets for quantifying glacier thickness change. *The Cryosphere* 5.
- Rousseeuw, P., Croux, C., 12 1993. Alternatives to median absolute deviation. *Journal of the American Statistical Association* 88, 1273 – 1283.
- Scharstein, D., Szeliski, R., avril 2002. A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms. *International Journal of Computer Vision* 47 (1), 7–42.
URL <https://doi.org/10.1023/A:1014573219977>
- Youssefi, D., Michel, J., Sarrazin, E., Buffe, F., Cournet, M., Delvit, J.-M., L'Helguen, C., Melet, O., Emilien, A., Bosman, J., 2020. Cars : A photogrammetry pipeline using dask graphs to construct a global 3d model. Dans : *IGARSS 2020 - 2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. pp. 453–456.
- Žbontar, J., LeCun, Y., octobre 2015. Stereo Matching by Training a Convolutional Neural Network to Compare Image Patches. *arXiv e-prints*, arXiv :1510.05970.