

GEMAUT : Un Outil Libre pour Générer Automatiquement des Modèles Numériques de Terrain Haute Résolution

Nicolas Champion
IGN - Direction de l'Observation de la Terre et du Positionnement
Campus Spatial du CNES
18 Avenue Edouard Belin, 31400 TOULOUSE
Nicolas.Champion@ign.fr

Résumé

GEMAUT est un outil libre et robuste, dédié à la génération automatique de Modèles Numériques de Terrain (MNT) à partir de Modèles Numériques de Surface (MNS) satellitaires à haute ou très haute résolution. L'approche s'appuie sur l'extraction automatique des points de sol - via SAGA ou PDAL - suivie d'une optimisation énergétique robuste pour reconstruire la surface du terrain sans nécessiter de masque de sol/sursol exogène en entrée. Un module d'auto-qualification estime ensuite la précision verticale relative de notre modèle sous la forme d'un masque de précision spatialisé, dérivé des différences locales entre MNS et MNT. Fondé sur des bibliothèques open source, le code de GEMAUT est diffusé publiquement afin de favoriser transparence, reproductibilité et collaboration au sein de la communauté géospatiale.

Mots-clés : Modèle Numérique de Terrain, Modèle Numérique de Surface, Imagerie satellite, Optimisation, Open source, Auto-qualification

Abstract

GEMAUT is a robust and open-source tool for automatically generating Digital Terrain Models (DTMs) from high or very high-resolution satellite Digital Surface Models (DSMs). It performs fully automatic ground extraction - using either the SAGA slope-based filter or the PDAL Cloth Simulation Filter - and reconstructs the terrain through a robust energy-based optimization scheme, without requiring any external ground mask. A second key contribution is an automatic quality-assessment module that derives a spatialized estimate of relative vertical uncertainty from local DSM-DTM elevation differences, enabling reliable quality control in operational workflows. The tool has been coded using open-source libraries and publicly released on GitHub to promote transparency, reproducibility, and collaboration within the geospatial community.

Keywords : Digital Terrain Model, Digital Surface Model, Satellite, Optimisation, Open Source, Automatic Quality Assessment

1. Introduction

Les dernières générations de satellites à Haute et très Haute Résolution, tels que Pléiades-HR, Pléiades Néo ou encore CO3D, offrent des capacités d'acquisition stéréoscopiques et la possibilité d'accéder à une information en 3D pour une scène donnée. Cette information est traditionnellement représentée sous la forme de deux produits : le Modèle Numérique de Surface (MNS) et le Modèle Numérique de Terrain (MNT).

Le MNS constitue une représentation tridimensionnelle de la surface terrestre observée. Il décrit l'altitude de l'ensemble des éléments visibles (sol, végétation haute, bâtiments, etc.) et peut être obtenu par corrélation dense des images stéréoscopiques acquises par satellite. Des outils open source tels que CARS (Youssefi et al., 2020) ou MicMac (Rupnik et al., 2017) permettent aujourd'hui de générer ces MNS de manière entièrement automatique à partir d'images satellite comme Pléiades Néo.

Le MNT, pour sa part, correspond à la surface topographique naturelle du terrain, c'est-à-dire la surface du sol nu, exempte de toute végétation, bâtiment ou structure anthropique (arbres, ponts, routes surélevées, etc.). Il s'agit de la surface représentée par les courbes de niveau sur une carte topographique. Les MNT constituent donc un produit clé dans de nombreuses applications telles que :

- L'orthorectification fine d'images satellites, pour garantir la précision géométrique des objets observés au sol (tracés routiers, pistes d'aéroport, marquages au sol, etc.)
- La détection et l'extraction des éléments du sursol (bâtiments, véhicules, etc.) dans le Modèle Numérique de Hauteur (MNH), calculé par différence entre le MNS et le MNT.
- La modélisation 3D urbaine, notamment pour la reconstruction des bâtiments et la génération de modèles CityGML de type LOD1 ou LOD2

En pratique, le MNT doit être reconstruit à partir du MNS. Cette étape constitue un défi méthodologique important et fait l'objet de nombreux travaux depuis plusieurs décennies.

C'est dans ce contexte que s'inscrit cet article qui vise à présenter GEMAUT (Génération de Modèles Automatiques de Terrain), un outil développé à l'IGN et récemment entièrement réécrit. GEMAUT propose une approche automatique, robuste et libre pour générer un MNT à partir d'un MNS de corrélation issus d'images satellite haute résolution.

2. Etat de l'Art

Depuis plus de 20 ans, de nombreuses méthodes ont été développées pour extraire automatiquement la surface du terrain à partir d'un MNS, qu'il s'agisse de

filtres morphologiques, de modèles statistiques ou encore d'approches basées sur l'apprentissage profond.

Dès 2000, Vosselman a proposé une méthode de filtrage basée sur la pente (« slope-based filtering ») pour distinguer les points du sol des points du sursol dans les nuages de points LIDAR. Le principe repose sur la pente, c'est-à-dire relation entre la différence d'altitude et la distance horizontale entre des points voisins : un point est classé comme « sol » s'il ne dépasse pas un seuil de pente maximal défini localement. Cette approche, conceptuellement proche des opérateurs morphologiques d'érosion, a posé les bases des techniques modernes de filtrage et demeure une référence dans la génération automatique de MNT. Trois variantes du filtre sont proposées : une fonction « synthétique » fondée sur les pentes maximales attendues pour le terrain (par exemple 30%), un filtre « maximum » dérivé empiriquement d'échantillons de points du sol et enfin un filtre probabiliste qui utilise une modélisation statistique pour minimiser les erreurs de classification totales (de type I et II) en trouvant un compromis entre le rejet à tort de points du sol et la sélection à tort de points du sursol. Les principaux atouts de cette approche résident dans sa simplicité conceptuelle et d'implémentation. En revanche, elle présente certaines limites, notamment au niveau des temps de calculs qui peuvent être élevés et la présence d'erreurs dans les zones de végétation basse. Malgré ces limites, cette approche est considérée comme une référence et est implémentée dans la bibliothèque SAGA.

En parallèle, Les méthodes se basant sur des maillages triangulés (TIN) comme celle décrite dans (Axelsson, 2000) reconstruisent le terrain à partir de points sol avec une densité adaptée au relief, offrant potentiellement une bonne précision et une compression efficace des données. Leur principale limite est la difficulté d'extraire automatiquement des points sol fiables, ce qui complique leur utilisation avec des données satellitaires.

De notre côté, notre premier travail pour générer automatiquement un MNT à partir d'un MNS photogrammétrique a été présenté dans (Champion et Boldo, 2006) puis (Champion et al., 2009). Cet algorithme, développé à l'IGN entre 2006 et 2009, repose sur une approche d'interpolation par grille élastique, dans laquelle la surface topographique est reconstruite à partir des seuls points identifiés comme sol. Cette technique a été initialement introduite par Georges Masson d'Autume (1978), à qui nous rendons hommage en reprenant ses initiales dans l'acronyme GEMAUT.

À l'origine, l'algorithme nécessitait en entrée un masque exogène de sol/sursol, représentant les zones à exclure lors de l'interpolation. Ce masque a d'abord été dérivé de Bases de Données de bâtiments, puis obtenu par des méthodes d'apprentissage automatique (Random Forest). Dans le cadre du projet AI4GEO (2020–2023) (Brunet et al., 2020) (Brunet et al., 2022), nous avons testé des outils d'intelligence artificielle visant à prédire les zones du sol/sursol. Cependant, la nécessité de disposer d'un tel masque, valable sur des paysages variés, s'est révélée difficile et contraignante pour l'utilisateur final. C'est précisément cette limite qui a motivé la refonte de la méthode présentée dans cet

article. Par ailleurs, des points de sursol peuvent toujours se retrouver à tort dans le masque de sol : pour les éliminer, une procédure robuste basée sur la théorie des M-estimateurs a été intégrée dès l'origine à l'étape d'interpolation. Comme nous le verrons dans la section suivante, l'extraction des points du sol est désormais effectuée directement à partir du MNS, sans recours à des données exogènes ni à un apprentissage supervisé.

(Krauß et al., 2011) ont évalué trois approches pour l'extraction de MNT à partir de MNS issus d'imagerie satellite en milieu urbain :

- Une ouverture morphologique classique, efficace pour éliminer des objets isolés mais lissant excessivement les détails topographiques ;
- La dilatation géodésique, une méthode robuste mais sensible à son paramètre de hauteur ;
- La détection de ruptures de pente (« Steep Edge Detection »), performante en environnement urbain dense mais inopérante en absence de structures verticales marquées.

Cette étude, fondée sur des MNS synthétiques pour lesquels le terrain de référence est connu, montre que la performance des algorithmes dépend fortement du contexte : aucun n'est optimal dans toutes les situations. Les auteurs suggèrent alors une approche adaptative et hybride, combinant plusieurs filtres selon la configuration locale du relief, avec des mesures de confiance spatialisées pour sélectionner la meilleure solution.

(Pijl et al., 2020) introduisent TERRA (« Terrain Extraction from elevation Rasters through Repetitive Anisotropic filtering »), un algorithme novateur visant à préserver les discontinuités du terrain telles que les murets ou talus agricoles, souvent gommées par les filtres classiques. Le principe repose sur un filtrage anisotrope répétitif, orienté selon la direction locale de la pente, afin d'éliminer progressivement les objets surelevés tout en préservant les ruptures de terrain. Testé sur 6 jeux de données contrastés, TERRA affiche une excellente capacité à réduire les erreurs de type I (des éléments du sol retirés à tort, en moyenne 5 %), surpassant les filtres conventionnels. En revanche, la méthode montre des limites sur les terrains plats ou dans les zones fortement végétalisées, où des erreurs de type II (des éléments du sursol conservés) peuvent apparaître. TERRA se distingue par sa simplicité de paramétrage et sa rapidité de calcul, mais reste une approche spécialisée.

(Bittner et al., 2023) présente une méthode DSM2DTM basée sur l'apprentissage profond pour résoudre la génération automatique de MNT à partir d'un MNS. L'approche repose sur une architecture EfficientUNet, combinant l'encodeur EfficientNet-B0 à un décodeur de type U-Net. Ce réseau convolutionnel permet de transformer directement un MNS en MNT selon un schéma end-to-end, sans filtrage préalable ni réglage de paramètres complexes. En s'entraînant sur des données topographiques de très bonne qualité (issues de SwissTopo), le modèle apprend automatiquement à

différencier les structures du sursol (bâtiments, végétation) des altitudes du sol, tout en conservant les formes complexes du relief. Les résultats montrent une nette amélioration par rapport aux approches traditionnelles. Ses principales limites résident dans la dépendance à de grands volumes de données d'apprentissage de qualité, une généralisation limitée à d'autres contextes géographiques ou capteurs et le caractère « boîte noire » des modèles profonds, qui rend leur interprétation difficile. Cette approche démontre toutefois le potentiel de l'IA pour automatiser complètement le processus de passage d'un MNS vers un MNT.

Enfin, (Lallement et al., 2023) présentent Bulldozer, un logiciel libre et extensible pour l'extraction de MNT à partir de MNS. Reposant sur une version modifiée de l'algorithme de simulation de drap, en Anglais « Cloth Simulation Filter » (CSF) (Zhang et al., 2016), il simule la descente d'un drap virtuel sur le MNS afin d'épouser la surface du terrain sous-jacent. L'introduction d'un paramètre intuitif, `max_object_size`, permet de contrôler la taille maximale des objets filtrés, offrant une grande adaptabilité aux différents types de paysages. L'outil se distingue par sa scalabilité (traitement de MNS massifs par découpage en tuiles avec le contrôle de marges de stabilité) et sa large accessibilité (API Python, interface CLI et module QGIS). Ses limites concernent principalement la sensibilité de la sortie à la qualité du MNS en entrée, notamment en présence de bruit, de zones d'ombre ou de plans d'eau. De plus, le paramètre `max_object_size`, bien que simple à comprendre, requiert un ajustement manuel suivant les contextes.

La version de GEMAUT présentée ici s'inscrit dans la continuité de l'ensemble de ces travaux et cherche à combiner plusieurs de leurs atouts. Héritier direct de l'algorithme de (Champion et Boldo, 2006), il conserve la robustesse de l'approche initiale pour filtrer les points aberrants présents dans les MNS de corrélation, tout en intégrant les méthodes d'extraction de points au sol, issues de (Vosselman, 2000) ou du CSF (Zhang et al., 2016) à la base de la méthode implémentée dans (Lallement et al., 2023). Dans GEMAUT, la détection des points du sol se fait donc désormais de manière entièrement automatique, en se basant uniquement sur le MNS, sans masque exogène ni apprentissage supervisé, tandis que la phase d'interpolation reste fondée sur l'optimisation énergétique d'un modèle de surface régulière.

La section suivante décrit plus en détail le principe de fonctionnement de GEMAUT.

3. GEMAUT : Méthodologie & Auto-Qualification

La démarche implémentée dans GEMAUT se déploie donc en deux grandes phases :

- L'extraction du masque de sol à partir du MNS, en utilisant au choix la méthode SAGA qui implémente le filtre de (Vosselman, 2000) ou la méthode PDAL, basée sur le CSF de (Zhang et al., 2016).
- L'interpolation du MNT à partir des seules altitudes des points au sol extraits à l'étape

précédente, suivant une approche d'optimisation énergétique détaillée dans la section suivante.

3.1 Extraction des points au sol

3.1.1 Méthode SAGA - Filtrage fondé sur la pente locale

La première option d'extraction repose sur la méthode de filtrage fondée sur la pente proposée par (Vosselman, 2000) et implémentée dans la bibliothèque SAGA.

Cette approche consiste à estimer pour chaque point la différence d'altitude maximale admissible avec ses voisins, selon la distance horizontale d qui les sépare :

$$\Delta Z_{max} = d \times \tan\theta$$

où θ représente la pente maximale du terrain, paramètre fourni par l'utilisateur.

Contrairement aux variantes « maximum » ou « probabiliste » proposées initialement par (Vosselman, 2000) qui nécessitent des données d'apprentissage, la fonction synthétique est non supervisée, comporte peu de paramètres et est donc propice à une utilisation opérationnelle.

3.1.2 Méthode PDAL - CSF

La seconde option d'extraction implémente le « Cloth Simulation Filter » (CSF) de (Zhang et al., 2016), via la bibliothèque open source PDAL.

Cette méthode repose sur une simulation physique dans laquelle on « laisse tomber » un drap virtuel sur la scène topographique inversée. En pratique, le MNS est d'abord retourné ($Z \rightarrow -Z$), puis le drap, soumis à la gravité et à des contraintes de rigidité, vient épouser la forme du terrain à reconstruire : les points situés au-dessus du tissu sont classés comme sol et ceux au-dessous comme sursol.

Dans GEMAUT, la chaîne de traitement basée sur PDAL et CSF comporte une série d'étapes successives : la lecture du MNS, le filtrage des valeurs aberrantes, l'application du filtre CSF avec des paramètres adaptés aux environnements urbains, puis l'export d'un masque binaire (0 = sol, 1 = sursol) rééchantillonné à la résolution du MNS en entrée.

Les principaux paramètres utilisés sont 2m pour la résolution de sortie, 0.8 pour le pas de la descente du drap, 5 pour la rigidité et 500 pour le nombre maximum d'itérations avant convergence.

3.2 Interpolation et Optimisation

Le principal enjeu de la reconstruction du MNT réside dans l'interpolation entre les points au sol extraits lors de l'étape précédente, en présence d'observations potentiellement aberrantes. Ces points aberrants, issus d'erreurs de corrélation dans le MNS ou d'erreurs lors de la phase d'extraction, correspondent à des points du sursol (notamment bâtiments et végétation haute) ayant été conservés à tort dans le masque de points au sol. Leur présence compromet la précision altimétrique du modèle final et ils doivent donc être filtrés.

Pour résoudre la problématique de la reconstruction du MNT, nous proposons de la formuler comme un problème d'optimisation, où l'on cherche à estimer les

valeurs du MNT $\{z_{c,l}\}$ à partir des observations (les points au sol dans le MNS) $\{obs_{c,l}\}$ – où (c,l) désigne les (colonnes, lignes) sur l'ensemble de la zone – en minimisant l'énergie :

$$E(z) = K(z) + \lambda G_{\alpha,k}(z, \sigma) \quad (1)$$

Cette énergie est composée de 2 termes décrits ci-après.

3.2.1 Terme d'Attache aux Données

$$G_{\alpha,k}(z, \sigma) = \sum_{\substack{(c,l) \in [1,M] \times [1,N] \\ p_{c,l} \in \text{Sursol}}} \rho_{\alpha,k} \left(\frac{z_{c,l} - obs_{c,l}}{\sigma} \right) \quad (2)$$

Comme justifié dans (Champion, 2011), ce terme d'attache aux données permet donc de limiter l'influence des observations éloignées du modèle : leur poids décroît avec la valeur du résidu.

Dans notre contexte, les erreurs du MNS sont majoritairement dissymétriques : les observations situées au-dessus du terrain correspondent le plus souvent à des points de sursol (bâtiments résiduels, végétation), tandis que les points situés sous la surface estimée ont davantage de chances de correspondre à de véritables observations du sol, malgré la présence possible d'erreurs de corrélation.

Pour tenir compte de cette dissymétrie, nous utilisons une norme robuste combinant Tukey et Huber. La norme de Tukey – formule (3) ci-dessous – est appliquée aux points localement plus hauts afin d'annuler l'influence des points aberrant liés au sursol. La norme de Huber – formule (4) ci-dessous – est utilisée pour les points plus bas, afin de conserver une bonne attache aux observations proches tout en limitant l'influence des valeurs aberrantes.

$$\rho_{\alpha,k}(x) = \begin{cases} \frac{\alpha^2}{6} \text{ if } x < 0 \text{ et } |x| \geq \alpha \\ \frac{\alpha^2}{6} \times \left[1 - \left(1 - \left(\frac{x}{\alpha} \right)^2 \right)^3 \right] \text{ si } x < 0 \text{ et } |x| < \alpha \end{cases} \quad (3)$$

$$\rho_{\alpha,k}(x) = \begin{cases} \frac{x^2}{2} \text{ if } x > 0 \text{ et } |x| \leq k \\ k \times \left(x - \frac{k}{2} \right) \text{ si } x > 0 \text{ et } |x| > k \end{cases} \quad (4)$$

Les paramètres de la norme robuste utilisée dans nos travaux sont définis dans la littérature, sous l'hypothèse d'un bruit centré réduit. $k=1.345$ et $\alpha = -4.6851$ (Zhang et al., 2003). Dans notre cas, les altitudes issues du MNS sont affectées par un bruit de corrélation que l'on suppose gaussien centré mais non réduit. Cela nécessite de calculer un écart-type et de normaliser l'écart entre les altitudes données par le modèle et celles des observations, comme nous en discuterons dans la Section 5.

3.2.2 Terme de Régularisation

Le terme de régularisation, donné dans la formule (5) introduit une contrainte sur la forme du MNT afin d'assurer l'unicité et la stabilité de la solution. Il correspond à la minimisation de la courbure totale de la surface, estimée à partir des dérivées secondes en chaque pixel. Dans nos travaux, nous avons décidé, pour une question de simplicité du modèle, de revenir

à l'idée originale de (Masson d'Autume, 78) qui se place en 4-connexité pour le calcul de la courbure et l'estimation de la dérivée seconde :

$$K(z) = \sum_{(c,l) \in [1,M] \times [1,N]} \left(\frac{\partial^2 z}{\partial^2 x_c} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 z}{\partial^2 y_l} \right)^2 \quad (5)$$

Enfin, le coefficient λ permet d'assurer un compromis entre la fidélité aux observations et la régularité de la surface. Dans l'implémentation actuelle, une valeur élevée privilégie la restitution fine du relief local, tandis qu'une valeur faible tend à lisser davantage la surface. Plus de détails sont donnés en Section 5 à ce sujet.

3.2.3 Optimisation

L'optimisation est réalisée par une descente de gradient conjugué, selon la méthode de Fletcher-Reeves, implémentée dans la bibliothèque GSL (GNU Scientific Library). Cette méthode présente un bon compromis entre stabilité et rapidité de convergence. La solution initiale du processus est donnée par le MNS, garantissant en général une convergence vers un minimum global. D'autres initialisations, notamment basées sur des MNT globaux, ont été testés mais ne se sont pas révélées concluantes.

Enfin, le calcul est effectué par dalles, en léger recouvrement, principalement pour optimiser les temps de traitement mais aussi pour éviter les instabilités numériques liées aux grandes dimensions matricielles. Chaque dalle est ensuite assemblée avec ses voisines grâce à un processus de mosaïquage. Sur les zones de recouvrement, une pondération est associée à chaque dalle participant au calcul. Les poids sont définis en fonction de la distance aux bords de ces dalles. Cette approche réduit les effets de bords et garantit la continuité topographique du MNT final.

3.3 Estimation de la précision relative du MNT dans un module d'Auto-Qualification

Une contribution majeure de GEMAUT est l'intégration d'un module d'auto-qualification permettant d'évaluer automatiquement la qualité du MNT produit et d'estimer, pour chaque pixel, la précision verticale relative du modèle. L'approche proposée est entièrement statistique, non paramétrique, et repose exclusivement sur l'analyse comparative entre le MNS en entrée et le MNT en sortie, sans recours à une référence extérieure. La méthode se déploie en 5 étapes :

- Analyse des écarts altimétriques entre le MNS et le MNT, à partir de la distribution de la différence $\Delta Z = Z_{MNS} - Z_{MNT}$ et de l'histogramme correspondant (Figure 1).
- Focalisation sur les points du sol, correspondant à la partie négative de l'histogramme (zones où le MNT est plus haut que le MNS). La partie positive de la distribution, associée aux points de sursol, est exclue de l'analyse. Notons que dans l'implémentation actuelle, le masque de sol/sursol PDAL ou SAGA n'est pas exploité mais des tests pour l'intégrer pourraient être réalisés en ce sens à l'avenir.

- Reconstruction d'une distribution centrée et symétrique des écarts, par réflexion de la partie négative de l'histogramme autour de l'axe des ordonnées, de manière à approximer une distribution normale pour les erreurs dans le MNT.
- Estimation d'un intervalle de confiance local, défini par le 90ème percentile de cette distribution : cette valeur représente la marge d'erreur dans laquelle 90 % des altitudes sont supposées se situer.
- Spatialisation de la mesure par application d'une fenêtre glissante de 50 × 50 m, afin de fournir une estimation locale de la qualité du MNT, en lien par exemple avec la topographie et l'occupation du sol.

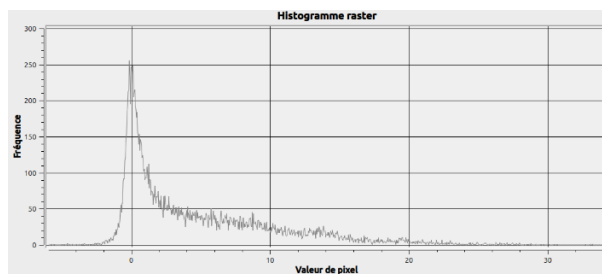


Figure 1 : Histogramme des écarts altimétriques entre le MNS et le MNT GEMAUT. La partie négative correspond majoritairement à des points du sol, utilisés pour estimer la distribution des erreurs terrain. La partie positive reflète les éléments du sursol.

Cette méthode ne requiert pas de référence externe, répondant ainsi à la contrainte d'auto-qualification. Cependant, elle présente plusieurs limites. Tout d'abord, elle estime une précision relative et non absolue, puisque le MNS utilisé comme référence peut comporter ses propres erreurs, en lien avec la corrélation d'images et les étapes amont telles que la spatio-triangulation des images satellite. De plus, l'hypothèse de symétrie des erreurs, introduite lors de la reconstruction de la distribution, peut conduire à une sous-estimation de l'incertitude réelle. En pratique, les erreurs altimétriques ne sont pas réparties de manière symétrique. Ainsi, dans les zones de végétation ou de bâti, le MNT GEMAUT tend à être attiré par des points résiduels de sursol, ce qui conduit à une surestimation de l'altitude : le terrain réel se trouve alors plus bas. À l'inverse, dans les zones à fortes pentes, une petite erreur horizontale se traduit par une erreur verticale amplifiée, souvent dans un seul sens (positif ou négatif selon la topographie locale). Les distributions d'erreurs y sont donc tronquées ou étirées d'un côté, ce qui contredit l'hypothèse de symétrie.

Malgré ces limites, la méthode proposée offre une première approximation opérationnelle pour l'auto-qualification du MNT et permet de délivrer une mesure spatialisée, cohérente avec la qualité altimétrique attendue pour notre modèle.

4. Résultats & Evaluation

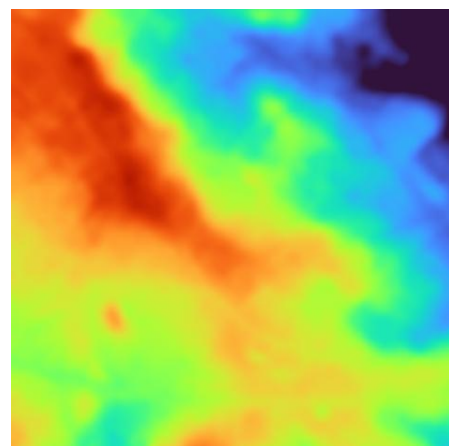
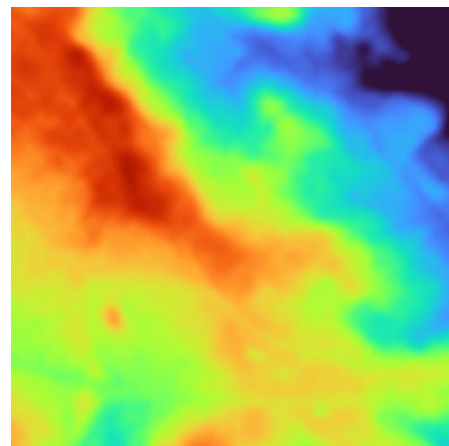
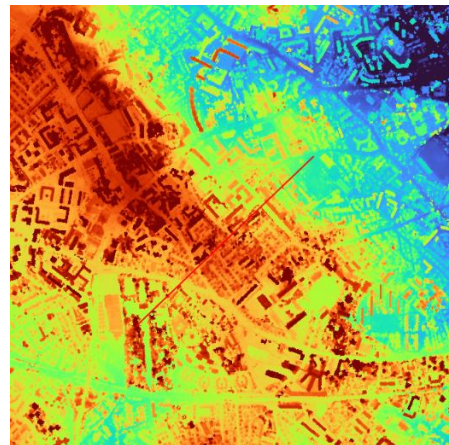


Figure 2 : MNS issu de MicMac (Haut). MNT reconstruit à partir du masque sol/sursol obtenu avec PDAL (Milieu) et avec SAGA (Bas). L'altitude est représentée à l'aide d'une échelle hypsométrique, comprise entre 40m (bleu) et 85 m (rouge).

4.1 Cadre Expérimental

Les expérimentations ont été menées sur Montpellier, sur une emprise de 2,5 x 2,5 km² en utilisant 2 triplets d'images stéréoscopiques Pléiades Néo acquis en hiver, le 29/11/2021 pour le premier et le 27/01/2022 pour le second. Un MNS a été généré avec le logiciel MicMac (Figure 2 - Haut) à un pas de 30cm et 2 MNT

ont été générés par GEMAUT selon les deux modes d'extraction du sol disponibles – PDAL (Milieu) et SAGA (Bas) – à un pas de 4m. Cette résolution planimétrique constitue un compromis adapté au caractère régularisé de la surface reconstruite et cohérente avec les résolutions actuellement disponibles au niveau du globe, de l'ordre de 10m.

4.2 Analyse Qualitative

Comme illustré sur le profil altimétrique (Figure 3), on observe que GEMAUT parvient à restituer fidèlement la topographie du terrain tout en éliminant efficacement la majorité des éléments du Sursol (bâtiments, végétation, autres infrastructures).

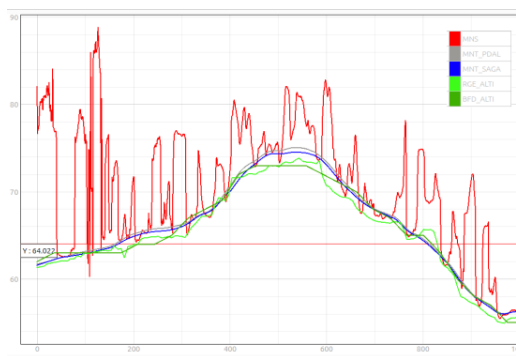


Figure 3 : Profil altimétrique extrait le long de l'axe rouge (Figure 2 – Haut). MNS (rouge); MNT GEMAUT PDAL (gris) et SAGA (bleu). 2 références externes, le RGE Alti@ (vert clair) et la BD Alti@ (vert foncé).

Le masque de précision est présenté sur la Figure 4 (Haut). Les valeurs en noir correspondent à des zones de faible erreur et donc de fort niveau de confiance, tandis que les valeurs en rouge indiquent une dégradation de la précision, pouvant atteindre une incertitude verticale relative d'environ 2 mètres. Un profil altimétrique (Bas) extrait dans l'une des zones signalées par le module d'auto-qualification (Milieu) met en évidence un décrochage local du MNT à cet endroit, confirmant la pertinence de l'alerte envoyée.

4.3 Analyse Quantitative

Pour évaluer la qualité du MNT GEMAUT produit avec PDAL et SAGA, une comparaison visuelle et altimétrique a été réalisée avec les MNT de référence RGE Alti@ et BD Alti@ (Figure 5). La comparaison est effectuée avec le RGE Alti@ au pas de 5 m, offrant une description fine du terrain, et la BD Alti@, de résolution plus grossière (25m), utilisée ici pour compléter et consolider la première analyse.

Le Tableau 1 donne les statistiques associées à la distribution des écarts altimétriques entre les MNT GEMAUT (SAGA / PDAL) et les 2 références.

Concernant le MNT calculé avec le masque SAGA et lorsque le RGE Alti@ est utilisé comme référence, cette distribution se caractérise par une moyenne de 0.89m, un écart-type de 0.91m et un écart moyen quadratique de 1.28m. Lorsque la BD Alti@ est utilisée, les valeurs sont respectivement de 0.47m, 1.13m et 1.22m.

Concernant le MNT calculé avec le masque PDAL, la distribution des écarts altimétriques entre ce dernier et le RGE Alti@ se caractérise par une moyenne de 1.09m, un écart-type de 0.87m et un écart moyen quadratique de 1.39m. Avec la BD Alti@, les valeurs sont respectivement de 0.67m, 1.14m et 1.32m.

	RGE Alti@			BD Alti@		
	μ	σ	emq	μ	σ	emq
MNT SAGA	0.89	0.91	1.28	0.47	1.13	1.22
MNT PDAL	1.09	0.87	1.39	0.67	1.14	1.32

Tableau 1 : Statistiques associées à la distribution des écarts altimétriques entre les MNT GEMAUT (SAGA resp. PDAL) et les 2 Références RGE Alti@ et BD Alti@. μ donne la Moyenne, σ l'écart-type et EMQ, l'écart moyen quadratique. Exprimés en mètre.

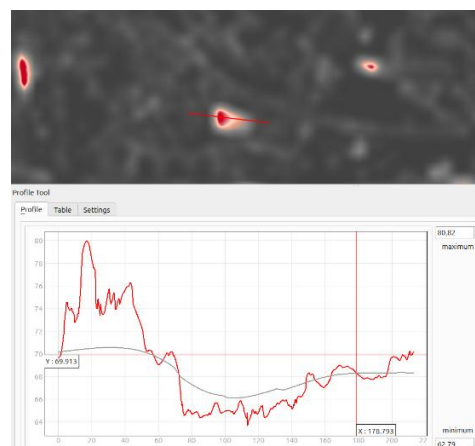
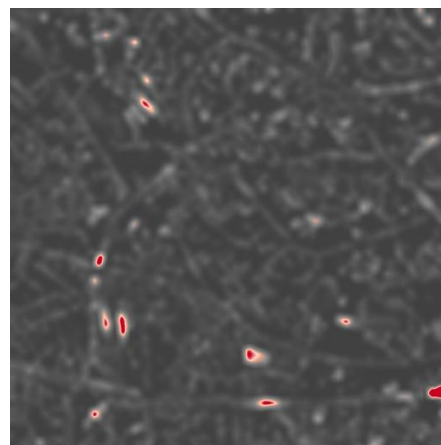


Figure 4 : Auto-qualification. (Haut) Masque de qualité spatialisé issu du module d'auto-qualification (noir = faible erreur, forte confiance ; rouge = précision dégradée, jusqu'à 2 m d'incertitude verticale relative). (Bas) Profil extrait dans une zone d'alerte (Milieu) montrant un décrochage du MNT PDAL (en gris) par rapport au MNS (en rouge).

Les statistiques présentées dans le Tableau 1 démontrent la robustesse du processus de filtrage des points aberrants en entrée. Le biais résiduel est lié aux points résiduels de sursol qui ont tendance à ce que le modèle s'accroche localement à des points du sursol et y surestime l'altitude du sol.

Ces résultats montrent aussi que la méthode SAGA fournit statistiquement des performances légèrement supérieures à celles obtenues avec PDAL, avec une réduction du biais d'environ 20 cm. Des précisions à ce sujet sont apportées dans la section suivante.

4.4 Performances et Temps de calcul

Les tests ont été réalisés sur 8 CPU Intel Xeon Gold à 2,4 GHz. Sur une surface de 2,5 x 2,5 km², les temps moyens observés pour l'ensemble du traitement sont les suivants : environ 3 minutes lorsque PDAL est utilisé et 16 minutes avec SAGA, qui confirme expérimentalement la relative lenteur de cette dernière méthode, comme on l'avait souligné dans l'état de l'art.

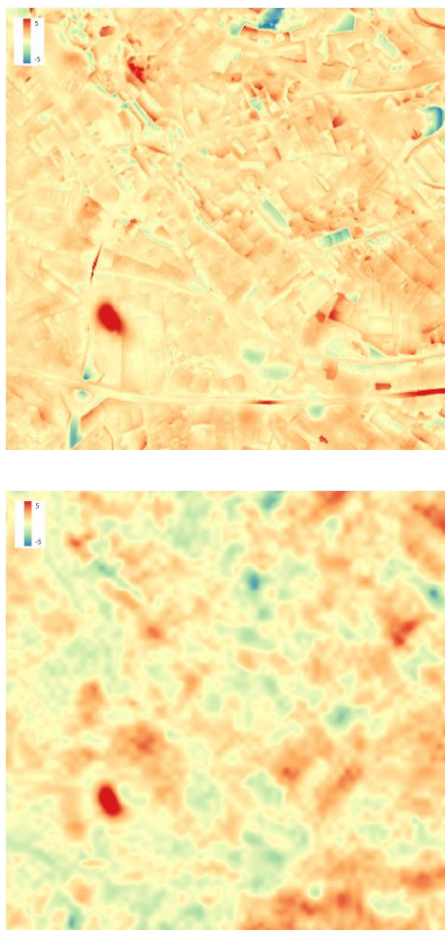


Figure 5: Cartes des écarts altimétriques entre le MNT GEMAUT (PDAL) et deux références. En haut : différences MNT GEMAUT – RGE Alti®. En bas : différences MNT GEMAUT – BD Alti®. Les couleurs représentent les différences d'altitude comprises entre -5 m (bleu) et +5 m (rouge). Ces cartes mettent en évidence les zones de surestimation et de sous-estimation locales et permettent une évaluation spatiale de la précision verticale du MNT.

5. Discussions

5.1 Discussion sur le paramétrage σ et λ

5.1.1 Constantes utilisées dans le Terme d'Attache aux Données

Le terme d'attache aux données repose donc sur des normes robustes issues de la théorie des M-estimateurs, dont les paramètres sont classiquement définis sous l'hypothèse d'un bruit gaussien centré réduit. Dans notre cas, les altitudes issues du MNS sont affectées par un bruit de corrélation que l'on suppose gaussien centré mais non réduit.

Il est donc nécessaire d'utiliser l'écart-type σ , représentatif du bruit de corrélation dans le MNS, afin de normaliser les résidus avant d'appliquer les paramètres trouvés dans la littérature pour la norme robuste de Huber-Tukey. Conformément aux travaux présentés dans (Champion, 2011), l'écart-type σ des résidus est estimé sur des zones exemptes d'observations aberrantes, typiquement une surface plane telles qu'une piste aéroportuaire ou une zone artificialisée comme un stade de foot.

En pratique, c'est la même valeur qui est utilisée pour σ , tout au long du processus de minimisation. Par ailleurs, des expérimentations menées sur des données de différentes résolutions ont montré que la méthode est relativement peu sensible à des variations modérées de σ , ce qui permet d'utiliser une seule valeur a priori, et contribue à rendre l'utilisation de la méthode plus simple dans un contexte opérationnel.

5.1.2 Coefficient de pondération λ

Ce paramètre λ ne possède pas de signification physique directe, mais joue un rôle essentiel dans l'équilibre entre fidélité aux données avec le terme d'attache aux données et généralisation du relief avec le terme de régularisation.

D'un point de vue physique, le MNT que l'on reconstruit avec GEMAUT peut être interprété comme une membrane qui s'ajuste aux observations tout en conservant une certaine régularité.

Des valeurs élevées de λ privilégient ainsi l'attache aux données, conduisant à une surface qui suit plus fidèlement les observations mais peut être affectée par la présence de points aberrants. À l'inverse, des valeurs faibles favorisent la régularisation, ce qui induit un lissage accru de la surface et peut entraîner un décrochage local vis-à-vis des observations.

Des expérimentations menées sur une plage de valeurs large montrent que la méthode est peu sensible à des variations modérées de λ , ce qui traduit une bonne robustesse du modèle vis-à-vis de ce paramètre. En pratique, $\lambda = 0.01$ est une valeur qui s'est révélée adaptée pour les différents jeux de données et configurations testés.

Ici encore, cela permet de simplifier l'utilisation de GEMAUT dans un contexte opérationnel, sans dégradation significative des performances.

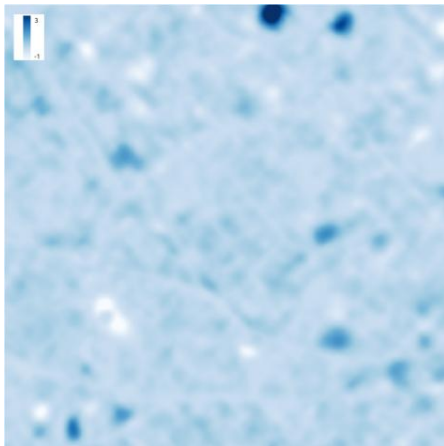


Figure 6 : Comparaison des masques sol/sursol obtenus avec les méthodes PDAL/CSF et SAGA, et impact sur le MNT. En haut : masque de sol/sursol avec PDAL/CSF. Au milieu : masque SAGA. En bas : différence altimétrique entre les MNT SAGA et PDAL. Echelle hypsométrique de -1 m (bleu foncé) à +3 m (blanc). Cette figure illustre la nature contrastée des deux filtres (PDAL plus restrictif, SAGA plus permissif) et les variations altimétriques induites dans le MNT final

5.2 Discussion sur les masques SAGA & PDAL

Les paramètres des méthodes d'extraction du sol (SAGA et PDAL) ont été fixés de manière empirique. Concernant la méthode PDAL, nous nous sommes inspirés des configurations utilisées dans des outils existants tels que Bulldozer, qui repose également sur CSF. Concernant la méthode SAGA, les paramètres ont une interprétation physique (pente maximale, rayon et voisinage) et les valeurs retenues nous ont semblé cohérentes et logiques.

En pratique, la méthode PDAL/CSF (Figure 6 - Haut) tend à être plus permissive, intégrant davantage de points potentiellement situés au sursol. A l'inverse, le masque SAGA (Figure 6 - Milieu) tend à être plus restrictif, en éliminant un nombre plus important de points au sol. Toutefois, l'une des caractéristiques de GEMAUT réside dans sa robustesse vis-à-vis des erreurs de classification du masque : l'étape d'optimisation permet de limiter leur impact sur le MNT final, ce qui rend la chaîne relativement peu sensible à des variations et erreurs modérées dans les masques de sol et sursol.

Dans nos expérimentations, on constate un décalage systématique d'environ 20 cm entre le MNT reconstruit avec le masque PDAL et celui reconstruit avec le masque SAGA, comme l'illustre la différence entre les 2 MNT sur la Figure 6 (bas). Compte-tenu de la précision attendue pour un système stéréoscopique comme Pléiades Néo, de l'ordre du mètre, cet écart n'est pas significatif et peut être considéré comme statistiquement négligeable.

6. Implémentation Open-Source

GEMAUT a été entièrement repensé informatiquement pour s'appuyer exclusivement sur des bibliothèques open source. L'outil a été conçu comme une chaîne de traitement modulaire, articulée en cinq grands blocs fonctionnels, comme résumé dans le tableau 2.

L'ensemble du code est écrit en Python, avec certains modules écrits en C++ pour les parties critiques comme l'optimisation dans GEMAUT. Les principales dépendances Python incluent : rasterio, numpy, scipy, tqdm, PyYAML, et loguru.

Les dépendances externes sont PDAL et SAGA GIS ainsi que le module d'optimisation, compilé avec CMake. Ces 2 derniers modules ne sont pas installables avec pip (contrairement à PDAL) et font l'objet d'un script d'installation à part.

Actuellement, GEMAUT s'exécute sous Linux via une interface en ligne de commande (CLI). La chaîne de traitement est déployable via un environnement virtuel Conda, garantissant la portabilité.

L'utilisateur peut spécifier les paramètres de traitement à l'aide d'un fichier de configuration YAML ou directement avec des arguments dans le terminal. Nous espérons que cette approche permettra une intégration facile dans des chaînes de traitement automatisées ou dans des environnements de calcul distribués.

Étape	Description	Librairies utilisées
1. Prétraitement	Lecture du MNS, comblement des valeurs de no data et découpage en dalles	rasterio, numpy, scipy (python)
2. Filtrage du sol	Extraction des points au sol à l'aide de SAGA ou PDAL	SAGA GIS, PDAL
3. Optimisation du MNT	Interpolation et minimisation d'énergie par descente de gradient conjugué	GSL et OpenCV (C++)
4. Assemblage	Mosaïquage des dalles et export du MNT final au format GeoTIFF	rasterio
5. Orchestration	Gestion de la configuration, journalisation et exécution de la chaîne en ligne de commande	argparse, PyYAML, loguru, tqdm

Tableau 2: Structure modulaire de GEMAUT. Résumé des principaux blocs fonctionnels de la pipeline, décrivant, pour chaque étape, son rôle dans le processus, et les bibliothèques open source utilisées.

Le code source complet est disponible sur GitHub : <https://github.com/IGNF/GEMAUT-pipeline> pour le passage du MNS vers le MNT et <https://github.com/IGNF/make-quality-great-again> pour le module d'auto-qualification.

Cette mise à disposition vise à favoriser la réutilisation et la collaboration au sein de la communauté géospatiale, en cohérence avec les initiatives promouvant la transparence, la reproductibilité et l'ouverture des outils, notamment de génération de MNT, dans la dynamique de l'open-source à l'IGN.

7. Conclusions

Cet article a présenté GEMAUT, un outil open source développé à l'IGN pour la génération automatique de Modèles Numériques de Terrain (MNT) à partir de Modèles Numériques de Surface (MNS) et sans données exogènes. Ce besoin, identifié dans le cadre du projet AI4GEO et partagé avec d'autres initiatives telles que Bulldozer, répond à la nécessité de disposer d'une chaîne entièrement automatisée pour produire des MNT précis à partir de MNS.

La méthode repose sur l'extraction des points au sol, réalisée avec 2 implémentations (SAGA et PDAL) suivie d'une interpolation fondée sur une minimisation d'énergie.

La méthode associe également au MNT un masque de précision, dans une logique d'auto-qualification. Basé sur une analyse statistique des écarts locaux entre MNS et MNT, il fournit, pour chaque pixel, un intervalle de confiance altimétrique.

Les résultats obtenus sur la zone urbaine de Montpellier démontrent la faisabilité et la stabilité du processus, même si des validations supplémentaires restent nécessaires sur d'autres types de paysages.

Afin d'encourager ces expérimentations et d'assurer la reproductibilité des travaux, le code source de GEMAUT a été publié en open source.

GEMAUT n'a donc pas vocation à rester figé, mais à vivre, être testé et amélioré par la communauté scientifique et technique, notamment géospatiale.

Les prochaines versions continueront à faciliter la prise en main et l'intégration de nouvelles fonctionnalités de GEMAUT par des partenaires extérieurs, en fonction des retours utilisateurs que nous aurons reçus.

Références

- Axelsson, P. (2000). *DEM generation from laser scanner data using adaptative TIN models*. In : *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 33, Part B4/1, pp 110–117.
- Bittner, K., Zorzi, S., Krauss, T., & d'Angelo, P. (2023). *DSM2DTM: An end-to-end deep learning approach for digital terrain model generation*. In : *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLVIII-1/W2-2023, 67–74.
- Brunet, P.-M., Lassalle, P., Baillarin, S., Vallet, B., Le Bris, A., Romeyer, G., Le Besnerais, G., Weissgerber, F., Foulon, G., Gaudissart, V., Triquet, C., Darques, M., Souille, G., Gabet, L., Ferrero, C., Huynh, T.-L., & Lavergne, E. (2020). *AI4GEO: A data intelligence platform for 3D geospatial mapping*. In : *Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*.
- Brunet, P.-M., Baillarin, S., Lassalle, P., Weissgerber, F., Vallet, B., Triquet, C., Foulon, G., Romeyer, G., Souille, G., Gabet, L., Ferrero, C., Huynh, T.-L., & Lavergne, E. (2022). *AI4GEO: A path from 3D model to digital twin*. In : *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2022)*.
- Champion, N., & Boldo, D. (2006). *A robust algorithm for estimating digital terrain model from digital surface models in dense urban areas*. In : *ISPRS Commission III Symposium on Photogrammetric Computer Vision*.
- Champion, N., Boldo, D., Pierrot-Deseilligny, M., & Stamon, G. (2009). *Automatic estimation of fine terrain models from multiple high-resolution satellite images*. In : *Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2009)*.
- Champion, N. (2011). *Détection de changement 2D à partir d'imagerie satellitaire : Application à la mise à jour des Bases de Données géographiques*. Thèse de Doctorat. Université Paris 5. René Descartes.

- Krauβ, T., Arefi, H., & Reinartz, P. (2011). Evaluation of selected methods for extracting digital terrain models from satellite born digital surface models in urban areas. In : *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*.
- Lallement, D., Lassalle, P., & Ott, Y. (2023). *BULLDOZER, un logiciel libre et évolutif pour l'extraction de MNT*. In : *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLVIII-4/W7-2023, 89–96.
- Masson d'Autume. G. *Construction du modèle numérique d'une surface par approximations successives : application aux Modèles Numériques de Terrain*. In : *Bulletin de la Société Française de Photogrammétrie et Télédétection*, 71 :33–41, 1978.
- Pijl, A., Bailly, J.-S., Feurer, D., El Maaoui, M. A., Boussema, M. R., & Tarolli, P. (2020). *TERRA: Terrain Extraction from elevation Rasters through Repetitive Anisotropic filtering*. In : *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 84, 101977.
- Rupnik, E., Daakir, M., & Pierrot-Deseilligny, M. (2017). *MicMac – a free, open-source solution for photogrammetry*. In : *Open Geospatial Data, Software and Standards*, 2(3).
- Vosselman, G. (2000). *Slope based filtering of laser altimetry data*. In : *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing (IAPRS)*, XXXIII, Part B3, 935–942.
- Youssefi, D., Michel, J., Sarrazin, E., Buffe, F., Cournet, M., Delvit, J., L'Helguen, C., Melet, O., Emilien, A., & Bosman, J. (2020). *CARS: A photogrammetry pipeline using Dask graphs to construct a global 3D model*. In : *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*.
- Zhang, K., Chen, S.-C., Whitman, D., Shyu, M., Yan, J., & Zhang, C. (2003). *A progressive morphological filter for removing non-ground measurements from airborne LiDAR data*. In : *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(4), 872–882.
- Zhang, W., Qi, J., Wan, P., Wang, H., Xie, D., Wang, X., & Yan, G. (2016). *An easy-to-use airborne LIDAR data filtering method based on cloth simulation*. In : *Remote Sensing*, 8(6), 501.