HAL
open science

# Cartographie urbaine 3D : détection et analyse des évolutions de l'environnement pour la mise à jour automatique

Ahmad Kamal Aijazi, Paul Checchin, Laurent Trassoudaine

## To cite this version:

Ahmad Kamal Aijazi, Paul Checchin, Laurent Trassoudaine. Cartographie urbaine 3D : détection et analyse des évolutions de l'environnement pour la mise à jour automatique. Reconnaissance de Formes et Intelligence Artificielle (RFIA) 2014, Jun 2014, France. hal-00989038

**HAL Id: hal-00989038**

**https://hal.science/hal-00989038v1**

Submitted on 9 May 2014

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# Cartographie urbaine 3D : détection et analyse des évolutions de l'environnement pour la mise à jour automatique

Ahmad K. Aijazi Paul Checchin Laurent Trassoudaine

Clermont Université, Université Blaise Pascal, BP 10448, F-63000 CLERMONT-FERRAND.
Institut Pascal, CNRS, UMR 6602, F-63177 AUBIERE.
prénom.nom@univ-bpclermont.fr

## Résumé

*Cet article présente une méthode automatique de détection et d'analyse des changements qui surviennent dans les scènes urbaines. Ils sont intégrés progressivement par mise à jour incrémentale de la carte 3D. Les nuages de points 3D, acquis lors de passages successifs en un même lieu mais à des jours et horaires différents, sont combinés pour enrichir la cartographie. Les modifications qui se produisent dans la scène au cours de cette période sont détectées et analysées à l'aide de fonctions cognitives de similarité. Les résultats, évalués sur des données réelles en utilisant différentes métriques, démontrent non seulement l'efficacité du procédé mais attestent que les changements qui peuvent intervenir sont effectivement incorporés dans la cartographie 3D résultante. Ainsi, seules les entités permanentes subsistent dans la carte. La méthode proposée est facilement applicable et adaptée pour opérer sur des scènes urbaines de grande taille.*

## Mots Clef

Cartographie 3D, détection de changements, mise à jour automatique de carte

## Abstract

*This work presents a method that automatically detects changes for 3D urban cartography and then, after analysis, progressively incorporates them via incremental updating. The 3D point clouds obtained from different passages (in the same place) at different days and times are matched together to complete the 3D urban landscape by incremental updating. The different changes occurring in the urban landscape over this period are detected and analyzed using cognitive functions of similarity. The resulting 3D cartography is progressively modified accordingly. The results evaluated on real data set using different evaluation metrics demonstrate the scalability as well as the efficiency of the method.*

## Keywords

3D Mapping, Change Detection, Automatic Updating

# 1 Introduction

La détection automatique des évolutions de l'environnement urbain pour la mise à jour des modèles 3D ou des cartes suscite un intérêt dans la communauté scientifique car elle présente plusieurs défis [4]. La plupart des techniques proposées détectent les modifications à partir de données aéroportées [16] [15]. Les travaux utilisant des relevés lasers terrestres se concentrent essentiellement sur l'analyse de la déformation d'objets sélectionnés. Une modification est détectée par soustraction d'un ensemble de données ré-échantillonnées [10] ou d'ajustement à des modèles de surface comme des plans [9] ou des cylindres [13]. Afin de détecter des changements en environnements de grande taille, Hsiao et al. [6] combinent relevés lasers terrestres et topographiques classiques pour ensuite les transformer en une grille 2D qui est comparée avec les numérisations des cartes topographiques existantes. Dans [5], les changements sont détectés dans l'espace cartésien 3D, et les différentes possibilités de comparaison des relevés lasers (point-à-point, point-à-modèle, ou modèle-à-modèle) sont discutées. Les auteurs utilisent ensuite une comparaison point-à-point avec quelques adaptations et exploitent une structure de données de type octree pour accéder au nuage de points 3D. La comparaison est effectuée en utilisant la distance de Hausdorff en tant que mesure pour identifier d'éventuels changements. Hyyppä et al. [7] ont également utilisé la méthode de mise en correspondance point-à-point pour détecter des changements dans les scènes 3D urbaines, mais, en cas de mauvais appariements, une fausse détection apparaît. Zeibak et Filin [17] dédient cette méthode afin de mieux caractériser les changements causés par des occultations. Kang et al. [8] détectent non seulement les changements au niveau des bâtiments urbains, mais quantifient aussi les régions modifiées avec une série de nuages de points datés et des modèles de bâtiments reconstruits. Toutefois, ce travail se concentre uniquement sur les changements dus à des démolitions.

Dans notre travail, nous réalisons la détection, mais aussi l'analyse des modifications par apparition ou par disparition d'éléments de la scène urbaine 3D. La méthode proposée exploite une carte d'évidences 3D et des fonctions cognitives de similarité. A notre connaissance, il n'existe

aucun travail antérieur utilisant les données terrestres qui détecte puis analyse les changements survenus dans l'environnement urbain 3D exploré, et met à jour ensuite la cartographie 3D.

La méthode exploite le nuage de points 3D à deux niveaux différents : 1) au niveau du point afin de caractériser l'environnement urbain et enrichir avec précision les zones occultées ; 2) au niveau de la grille afin d'analyser et de gérer les différents changements qui se produisent dans l'environnement urbain.

Les données urbaines 3D utilisées sont obtenues à partir de LiDAR terrestres mobiles au cours de différents passages sont directement géo-référencées à l'aide d'un système GPS/IMU intégré. Ces nuages de points 3D géo-référencés sont segmentés et classés en types d'objets de base puis caractérisés selon deux classes principales d'objets : les permanents et les temporaires. Les objets temporaires sont retirés des nuages de points 3D pour délivrer un nuage dit « perforé » de la scène urbaine. Ces nuages perforés, obtenus au cours de différents passages (pour un même lieu) à des moments différents sont ensuite combinés pour enrichir la cartographie urbaine 3D en objets permanents. Les différentes modifications survenues dans le paysage urbain au cours de cette période sont détectées à l'aide de fonctions cognitives de similarité et la cartographie 3D qui en résulte est progressivement modifiée en conséquence par mise à jour incrémentale.

# 2 Classification et extraction d'objets occultants

En milieu urbain, la collecte des données relatives aux façades des bâtiments, acquises par les différents systèmes terrestres mobiles de numérisation, est largement entravée par la présence, dans la scène, d'objets temporairement fixes et/ou en mouvement (piétons, voitures, etc.). Ces derniers provoquent l'occultation de certaines régions que l'on souhaiterait cartographier. Afin d'obtenir la cartographie urbaine 3D, la première étape est donc d'identifier la partie permanente de l'espace numérisé. Il convient alors d'ôter les objets temporaires des nuages de points, en ne gardant que les entités permanentes.

Pour atteindre cet objectif, nous devons calsser l'environnement urbain en 2 catégories principales : les objets permanents et les objets temporaires. Plusieurs méthodes ont été proposées pour la classification des environnements urbains, nous avons utilisé pour cette tâche l'approche décrite dans [1]. Cette méthode décrit l'environnement urbain dans six classes principales d'objets : route, bâtiment, voiture, poteau, arbre, non-classés. La classification des objets en deux classes {permanent} ou {temporaire} s'appuie sur leurs caractéristiques basiques (les routes, les bâtiments, les arbres et les poteaux ne peuvent se déplacer alors que les voitures et les piétons peuvent être soit statiques ou temporairement mobiles). Certains des résultats de cette méthode sont présentés figure 1.

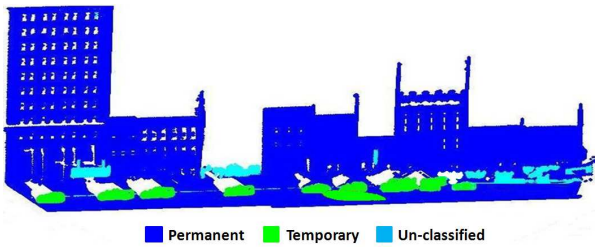



FIGURE *1 – Classification des objets présents dans la scène urbaine en 2 classes principales.*

A l'issue de chaque passage, une fois les objets présents dans la scène urbaine classés dans les deux classes principales, les points 3D de ceux étiquetés comme temporaires sont retirés du nuage de points pour le passage considéré. L'ensemble des nuages de points 3D perforés obtenus en un même lieu, mais à des moments différents, sont ensuite combinés pour compléter la cartographie 3D par mise à jour incrémentale comme indiqué dans la section 4. De plus, comme la nature des objets non-classés n'est pas connue, ils sont considérés par défaut comme temporaires et retirés des nuages de points 3D. S'il s'avérait que l'un de ces objets non-classés appartienne à la cartographie permanente, ils apparaîtront comme des changements dans les passages suivants et seront ajoutés comme des entités permanentes dans la cartographie 3D lors de la phase de mise à jour incrémentale.

# 3 Détection automatique de changements

Les nuages de points 3D perforés obtenus au cours des passages successifs sont combinés pour remplir les zones initialement occultées et ainsi compléter la cartographie 3D urbaine. Le nuage de points perforé est tout d'abord projeté sur une carte d'évidences 3D (*evidence grid*) et les scores des cellules 3D correspondantes sont calculés. Rappelons qu'une carte d'évidences est un partitionnement de l'environnement en cellules qui représentent par une probabilité le fait qu'elles soient occupées ou pas [11]. Une carte de similarité est ensuite générée pour les passages ultérieurs. Sur la base de cette carte de similarité et de l'incertitude associée, les différents changements qui apparaissent dans l'environnement urbain sont analysés et des mesures appropriées sont prises pour répondre à ces changements. Les détails sont fournis ci-dessous.

## 3.1 Carte d'évidences 3D : formulation

Comme les données 3D sont directement géo-référencées, l'utilisation d'une grille d'occupation pour la comparaison des acquisitions effectuées lors des passages successifs apparaît comme plus logique et plus pratique qu'une approche fondée sur la théorie des graphes. Chaque cellule 3D ou voxel de cette grille occupe un volume $L^3$ et se voit affectée un score $C_S$, fonction de certains attributs des points 3D la constituant (1). Ces attributs incluent le volume occupé $V_{Occ}$, la normale à la surface $N_{X,Y,Z}$ selon les

axes $X$, $Y$ et $Z$, l'intensité moyenne de la réflectance du laser et les valeurs moyennes de la couleur RVB à savoir $R_I$, $R_c$ ($c \in \{\bar{R}, \bar{G}, \bar{B}\}$) respectivement, et le numéro du passage courant $n_p$. Les valeurs normalisées de ces attributs sont utilisées pour calculer le score associé à chaque cellule :

$$C_S^j = \frac{w_{Occ} V_{Occ}^j + w_N N_{X,Y,Z}^j + w_{RI} R_I^j + w_{Rc} R_c^j + w_{np} n_p}{w_{Occ} + w_N + w_{RI} + w_{Rc} + w_{np}} \quad (1)$$

où $j$ est le numéro de cellule. $w_{Occ} = 1$ et $w_N = 0.5$ sont des pondérations affectant les attributs d'occupation et de la normale alors que $w_{RI} = 0.25$ et $w_{Rc} = 0.125$ sont ceux qui concernent l'intensité et la couleur respectivement. $w_{np} = 0.0625$ pondère le numéro de passage. Ces valeurs sont choisies pour favoriser l'occupation (en taille et en orientation) au détriment de la représentation (intensité et couleur) puisque la forme est plus invariante en environnement urbain, à l'image de ce qui est fait dans les méthodes classiques de grille d'occupation [11]. Ces cartes d'évidences sont élaborées à l'issue de chaque passage à partir du nuage de points 3D précédent mis à jour $(\mathbf{P}(n_p - 1))$ et du dernier nuage acquis perforé. Elles permettent d'établir ou de réactualiser la carte de similarité ainsi que les incertitudes associées.

## 3.2 Construction de la carte de similarité

Afin d'obtenir une carte de similarité lors de chaque passage, les cartes d'évidences 3D des passages successifs sont comparées. Au lieu d'exploiter la grille pour identifier une similarité globale, la mesure de la similarité est effectuée au niveau des cellules car c'est la partie de la cartographie 3D qui a évolué qui nous intéresse ici. De nombreuses distances ont été mises au point pour comparer deux objets (dans notre cas la cellule) selon un jeu d'attributs, tel que le critère du $\chi^2$ ou de Mahalanobis. Cependant, lorsque l'on travaille avec des valeurs réelles, la métrique la plus largement utilisée (et la plus simple) est la mesure de Minkowski $dp$ :

$$dp(x,y) = \left[\sum_{i=1}^{k} W_i \left|x_i - y_i\right|^p\right]^{\frac{1}{p}} \text{ avec } p > 0. \quad (2)$$

Dans cette formule, $x_i$ et $y_i$ sont les valeurs du $i^e$ attribut décrivant les entités $x$ et $y$. $W_i$ est la pondération imputée à cet attribut et $k$ est le nombre total d'attributs. Afin de transformer la distance de Minkowski (2) en une mesure de similarité $sp$, une valeur de seuil $D_i$ est introduite. Elle correspond à la différence entre les bornes supérieures et inférieures de la gamme des valeurs constituant le $i^e$ attribut :

$$sp(x,y) = \left[\sum_{i=1}^{k} W_i \frac{D_i - \left|x_i - y_i\right|^p}{D_i}\right]^{\frac{1}{p}} \text{ avec } p > 0. \quad (3)$$

Cette fonction de similarité peut fournir une mesure indiquant le taux de changement se produisant dans une cellule de la grille 3D au cours des passages successifs, mais elle reste muette sur le type de changement qui a eu lieu. Or, cette information est utile lorsqu'il s'agit de décider comment gérer ces modifications dans la cartographie 3D.

TABLE *1 – Type de modifications.*

| # | Condition | Hypothèse possible |
|---|---|---|
| 1 | $ASym_{x,y} < ASym_{y,x}$ | Addition de structure (nouvelle construction ou précédente mauvaise classification d'objets) |
| 2 | $ASym_{x,y} > ASym_{y,x}$ | Disparition de structure (pour cause de démolition) |
| 3 | $ASym_{x,y} = ASym_{y,x}$ | Modification de structure (selon la valeur de *Sym*) |

Ainsi, pour une analyse plus perspicace du type de changement, nous intégrons la notion de distance entre les individus ou les objets étudiés en sciences cognitives. A cet effet, la méthode proposée par Tversky [12] est utilisée pour évaluer le degré de similitude $S_{x,y}$ entre deux individus $x$ et $y$ décrits par un ensemble d'attributs $A$ et $B$, en combinant les quatre termes $A \cup B$, $A \cap B$, $A - B$ et $B - A$ dans la formule :

$$S_{x,y} = \frac{f(A \cap B)}{f(A \cup B) + \alpha f(A - B) + \beta f(B - A)} \quad (4)$$

Nous combinons donc les définitions proposées par Tversky et Minkowski. La fonction $f$ devient alors la formule de Minkowski comme réécrite en (3) avec $p$ égal à 1, $f$ étant une combinaison linéaire de fonctions.

A présent, en fonction de la façon dont les paramètres $\alpha$ et $\beta$ sont instanciés, différents types de modèles cognitifs de similarité peuvent être exprimés. Pour $\alpha = \beta = 0$, on obtient la mesure de similarité symétrique *Sym*, tandis qu'avec $\alpha = 0$ et $\beta = -1$, nous obtenons la mesure de similarité asymétrique *ASym*. On peut donc construire une carte de similarité $\mathbf{S}_{Map}$. Les valeurs de *ASym* permettent d'évaluer le degré d'intégration de la première cellule (référence) dans la seconde cellule (cible). Ainsi, avec les attributs, et leurs pondérations respectives, affectés à ces cellules (cf. § 3.1), la valeur de *ASym* peut être utilisée pour expliciter le type de changements qui se produit dans la grille des cellules 3D (cf. Tab. 1) où $x$ et $y$ représentent la même cellule de la grille 3D au cours des différents passages. Ces valeurs de *Sym* et *ASym* aident non seulement à déterminer le type de modifications qui se produisent, mais aussi l'action la plus appropriée nécessaire pour gérer cette cellule en particulier. La condition 1 est automatiquement prise en charge dans la phase de mise à jour incrémentale alors que pour les conditions 2 et 3, une fonction de réinitialisation automatique est mise en œuvre.

Cette carte de similarité $\mathbf{S}_{Map}$ est réactualisée pour chaque passage et seules les cellules pour lesquelles $Sym < Sim_{\text{seuil}}$, où $Sim_{\text{seuil}}$ est le seuil de similarité, et leurs valeurs d'incertitude, sont gardées dans la carte associée tandis que les cellules restantes, considérées comme identiques (avec un niveau de similarité élevé) sont supprimées de la carte. Ainsi, non seulement la dimension de la carte est diminuée progressivement au cours des passages successifs mais les problèmes de stockage mémoire possibles dans le cas de nuages de points très grands pour des environnements vastes sont évités (cf. § 5).

### 3.3 Incertitude associée

Soient les scores $C^j_{S1}$, $C^j_{S2}$, ..., $C^j_{Sn}$ d'une cellule particulière $j$ pour $n$ passages. Ils forment une séquence de variables indépendantes et identiquement distribuées. La variance du $n^e$ échantillon $s_n^{j^2}$ est donnée par $s_n^{j^2} = \frac{\sum_{k=1}^{n}\left(C^j_{S_k} - \bar{C}^j_{S_n}\right)^2}{n-1}$. L'incertitude associée à chaque cellule de la carte $u^j$ est estimée et mise à jour pour chaque passage ($n > 1$) en utilisant les relations suivantes :

$$u_n^j = \left[\left(\frac{(n-2)}{(n-1)}\right)(u_{n-1}^j)^2 + \frac{(C^j_{S_n} - \bar{C}^j_{S_{n-1}})^2}{n}\right]^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

où $\bar{C}^j_{S_n}$ est la moyenne glissante donnée par :

$$\bar{C}^j_{S_n} = \left(\frac{C^j_{S_n} + (n-1)\bar{C}^j_{S_{n-1}}}{n}\right) \quad (6)$$

Il n'est pas nécessaire d'initialiser (5) et (6) car, pour $n = 2$, le premier terme de (5) vaut 0 et dans (6) $\bar{C}^j_{S_1} = C^j_{S_1}$. Cette mesure d'incertitude, mise à jour avec (5) et (6), pour chaque cellule, à chaque passage, met en lumière la fiabilité de l'état des cellules identifiées comme ayant une valeur d'incertitude élevée puisque leur contenu change assez souvent. Ceci pourrait être dû au trafic de la circulation en zone urbaine. Par ailleurs, une faible incertitude signifie que le contenu de la cellule 3D est assez stable. Cette mesure d'incertitude peut également être exploitée comme critère pour choisir l'action appropriée pour traiter les cellules 3D changeantes.

## 4 Mise à jour incrémentale

La cartographie 3D est mise à jour au cours des passages successifs. Les nuages de points 3D perforés obtenus lors de chaque passage en un lieu particulier ne sont pas seulement combinés pour compléter les zones occultées de la carte urbaine 3D, mais tous les changements détectés sont analysés puis progressivement intégrés dans la cartographie résultante pour maintenir son caractère intègre. Les différentes étapes de ce procédé sont décrites ci-dessous.

### 4.1 Mise en correspondance des nuages 3D

Chaque nouveau nuage de points 3D est mis en correspondance avec le nuage de points courant en utilisant la méthode ICP (*Iterative Closest Point*) [3]. Cette méthode est la plus appropriée pour cette tâche puisque les nuages de points 3D sont déjà géo-référencés et relativement peu éloignés. On constate que, dans un contexte urbain, la majeure partie des nuages de points 3D correspond à des bâtiments, ce qui a l'avantage de maintenir une cohérence entre les relevés. Aussi, au lieu d'appliquer la méthode ICP à la totalité des points 3D, seuls ceux des édifices sont pris en compte. Comme la partie inférieure des bâtiments, près du sol, est souvent occultée en raison de la présence de différents objets, notamment mobiles, le profil haut des bâtiments est extrait, puis la méthode ICP est appliquée sur ces contours pour obtenir la matrice de transformation tel que présenté dans [2].

Pour éviter les points redondants, une union des points 3D appartenant aux deux profils mis en correspondance est effectuée. Chaque point 3D du premier nuage de points est associé à celui du second, si $\mathbf{p}_{\texttt{0a}} - \mathbf{p}_{\texttt{0b}} \leq \sqrt[3]{\mathbf{e}_{\text{tol}}}$ est satisfaite. Ici $\mathbf{p}_{\texttt{0a}}$ et $\mathbf{p}_{\texttt{0b}}$ (vecteurs $3 \times 1$) sont les positions des points dans les deux nuages exprimées dans le système d'axes $X$, $Y$ et $Z$. $\mathbf{e}_{\text{tol}}$ (vecteur $3 \times 1$) est égal à l'inverse du nombre maximal de points 3D par mètre cube que l'on souhaite dans la cartographie 3D discrète. Les points 3D mis en correspondance sont fusionnés, ce qui garantit que seuls les points manquants sont ajoutés, complétant ainsi le nuage de points 3D perforé. Par ailleurs, si une nouvelle entité (construction) ou des régions de points 3D de la scène sont acquis au cours des passages ultérieurs, elles sont automatiquement ajoutées, satisfaisant ainsi le premier type de changement (cf. Tab. 1).

### 4.2 Réinitialisation automatique

Le but de cette fonction est de détecter et d'analyser les différents changements qui se produisent dans l'environnement urbain, au cours d'un certain nombre de passages, avant de les intégrer dans la cartographie 3D qui en résulte. La fonction analyse la carte de similarité $\mathbf{S}_{Map}$ et compare *Sym*, *ASym* et les mesures d'incertitude $u$ des cellules 3D après chaque $n_{reset}$ nombre de passages. Les cellules 3D $C_n^j$ qui satisfont aux conditions 2 et 3 (cf. Tab. 1) avec une faible valeur d'incertitude $u$, (7), sont réinitialisées en même temps que celles relatives au nuage perforé de points récemment acquis, i.e. leur contenu est remplacé par le contenu de ces dernières. Ainsi, tous les changements qui se produisent dans l'environnement urbain sont automatiquement intégrés dans la cartographie 3D résultante de manière progressive, sans affecter la partie restante.

$$\begin{aligned} Reset(C_n^j) &\xrightarrow{\text{if}} \forall m \\ \left(ASym(C_{m-1}^j, C_m^j) \geq ASym(C_m^j, C_{m-1}^j)\right) &\bigwedge \left(u_n^j < u_{\text{seuil}}\right) \end{aligned} \quad (7)$$

où $m = \{(n - n_{reset}) \cdots n\}$, avec $n > n_{reset}$. La méthode de réinitialisation proposée a été vérifiée en opérant une modification directement au niveau du contenu du jeu de données (désigné par la suite `Site-1 (modifié)`). Différentes zones de la scène urbaine (bâtiments, routes, poteaux et arbres) ont été ôtées (cf. Fig. 4).

A présent, (7) assure qu'un changement détecté n'est incorporé dans la cartographie résultante que si la présomption est très forte. Si cette modification se confirme, la valeur de l'incertitude des cellules, altérées par cette dernière, va progressivement diminuer et lorsque un niveau bas $u_{\text{seuil}}$ est franchi, les changements sont intégrés dans la cartographie 3D via la fonction de réinitialisation, comme le montre la figure 2(a). En revanche, le changement détecté par une forte incertitude, ou son augmentation, traduit une modification brutale de la zone en raison, soit d'une (re)-construction en cours, soit d'un trafic important dans la scène (cf. Fig. 2(b)). Dans de telles situations, ces changements ne sont pas intégrés, mais retardés jusqu'à ce que

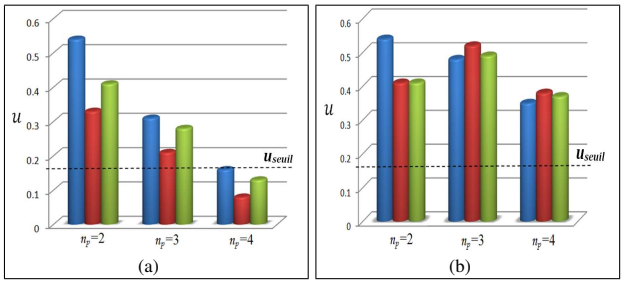



FIGURE 2 – *Variation de l'incertitude u pour 3 cellules adjacentes où un changement a été détecté. (a) Cas d'une modification stabilisée. (b) Cas de changements rapides.*

$u$ diminue en dessous du seuil $u_{\text{seuil}}$ alors que le nombre de passages $n_p$ augmente.

Dans le cas où certains points ou objets 3D sont ajoutés ou supprimés de manière erronée dans la cartographie 3D, en raison d'une mauvaise classification ou du fait qu'ils étaient initialement non classés, et qu'ils sont ensuite détectés dans les passages suivants comme des modifications de l'environnement, ils sont, après analyse, progressivement ajoutés ou retirés par la fonction de réinitialisation automatique : par exemple, des murs du bâtiment et des conteneurs présents en permanence ont été ajoutés (cf. Fig. 6(d)). La cartographie 3D obtenue est donc bien composée des caractéristiques exactes, réelles et permanentes.

# 5 Résultats, évaluation et discussion

Afin de valider notre méthode, le jeu de données 3D Urban Data Challenge 2011 a été utilisé. Il contient des acquisitions constituées de quatre passages en plusieurs zones du centre ville de Lexington, Kentucky, États-Unis, obtenues à des moments différents. Les données ont été enregistrées par le véhicule numérisateur terrestre du Vis Center's (University of Kentucky) [1] équipé de deux capteurs LiDAR Optech (fréquence de balayage à 200 Hz), d'un GPS, d'une centrale inertielle et d'un caméra.

Les résultats de notre méthode, testée sur les données issues de trois sites différents extraits du jeu de données, sont examinés à présent. Figure 6, seuls les résultats détaillés du `Site-1 (modifié)` sont illustrés. Ils montrent clairement comment la cartographie 3D est progressivement complétée et mise à jour après la détection et l'analyse réussie des différents changements survenus.

Afin d'évaluer la méthode, une courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) a été construite. La valeur de $Sim_{\text{seuil}}$ (seuil discriminatoire) varie de 0 à 1 et les taux de vrais positifs (True Positive Rates - TPR) et faux positifs (False Positive Rates - FPR) ont été établis. L'évolution de cette courbe ROC selon $u_{\text{seuil}}$ (variant de 0 à 0,5) est présentée en vue 3D (surface dans ce cas) sur la figure 3. On peut observer que les résultats optimaux (point A) sont obtenus pour les valeurs $Sim_{\text{seuil}} = 66\%$ et $u_{\text{seuil}} = 0.15$. Cette analyse a été menée au niveau des cellules 3D. La figure 4

[1] `http://viscenter.wordpress.com/2011/01/06/`

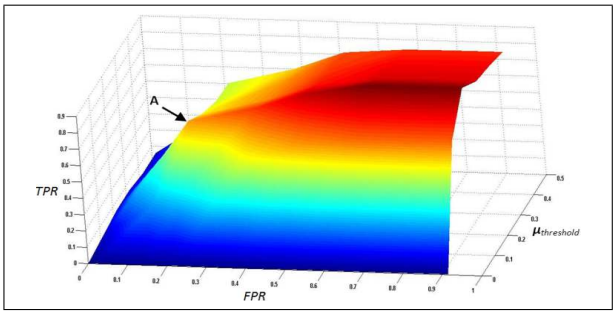



FIGURE 3 – *Courbe ROC 3D. Le point A sur la surface traduit les résultats optimaux.*

TABLE 2 – *Evaluation de la détection des changements.*

| | Critères | `Site-1` modifié | `Site-1` | `Site-2` |
|---|---|---|---|---|
| **ACC** | Accuracy | $0,864$ | $0,891$ | $0,903$ |
| **PPV** | Positive Predictive Value | $0,842$ | $0,850$ | $0,900$ |
| **NPV** | Negative Predictive Value | $0,864$ | $0,902$ | $0,901$ |
| **FDR** | False Discovery Rate | $0,158$ | $0,150$ | $0,100$ |
| $\mathbf{F_1}$ | $F_1$ measure | $0,695$ | $0,650$ | $0,782$ |
| **MCC** | Matthews Correlat. Coeff. | $+0,624$ | $+0,692$ | $+0,729$ |

illustre quelques-uns des changements détectés.

A partir de ces valeurs ($Sim_{\text{seuil}}$ et $u_{\text{seuil}}$) et des autres seuils fixés à $L = 2\ m$, $\mathbf{e}_{\text{tol}} = (0,000125\ 0,000125\ 0,000125)^T$ (en $m^3$) et $n_{reset} = 3$ (dans notre cas, le nombre maximum de passages possibles est 4), nous avons ensuite évalué les performances pour les trois sites à l'aide de différentes métriques usuelles [14] (cf. Tab. 2). Le critère **MCC** (Matthews Correlation Coefficient) est considéré comme la mesure la plus équilibrée car elle est insensible à la taille des différentes classes, or justement, le nombre de cellules modifiées est généralement bien moindre que celui des cellules non modifiées. Ce critère, comme les autres, est calculé sur la base du nombre de vrais positifs (i.e. détection correcte des cellules 3D modifiées), faux positifs, vrais négatifs et faux négatifs. Un score de $+1$ traduit une prédiction parfaite, 0 équivaut à un tirage aléatoire et $-1$ indique un désaccord complet. Les scores dépassant, pour les critères **ACC** et **MCC**, des valeurs supérieures à 85% et $+0.6$ respectivement, démontrent clairement l'efficacité de la méthode proposée.

La variation de la taille de carte de similarité, étudiée pour les trois sites, a également été analysée. La figure 5 montre la diminution progressive de la taille de cette carte au cours des passages successifs. Ceci est dû au fait que les zones initialement occultées sont enrichies et donc que les dissimilarités dues aux caractéristiques manquantes s'atténuent mais aussi que les changements détectés dans la cartographie sont gérés par la fonction de réinitialisation. Pour ce qui est du `Site-1 (modifié)` (cf. Fig. 5), la taille importante de $\mathbf{S}_{Map}$ est liée aux parties de la scène qui ont été supprimées des données du `Site-1` (cf. Fig. 4) alors que la forte diminution de la taille se produit pour $n_p = 4$ avec l'appel de la fonction de réinitialisation ($n_{reset} = 3$). On remarque que les structures non-répétitives ou que les cel-

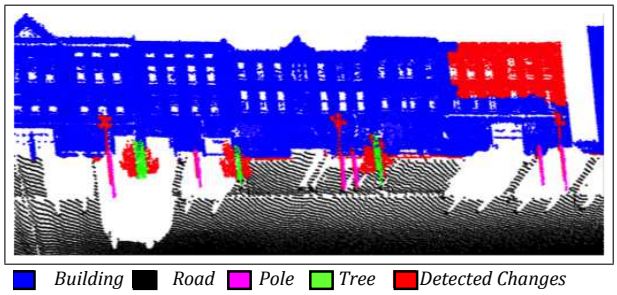



FIGURE 4 – *Les changements détectés sur l'un des sites expérimentaux sont présentés en rouge. Ils proviennent du mûr du bâtiment démoli, des grands poteaux coupés en deux et de la taille de la végétation.*

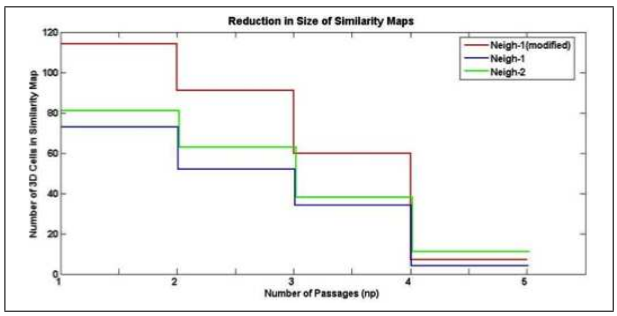
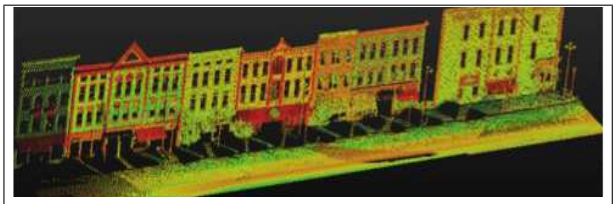



FIGURE 5 – *Diminution progressive de la taille de la carte de similarité* $\mathbf{S}_{Map}$.

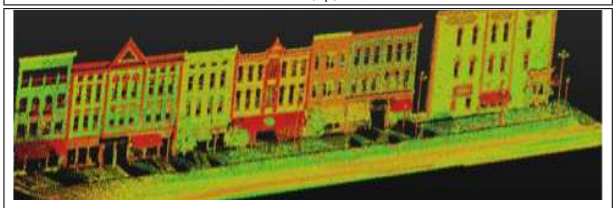
lules à fortes valeurs d'incertitude demeurent, même après la phase de réinitialisation. Idéalement, ce nombre de cellules dans $\mathbf{S}_{Map}$ tend vers zéro quand le nombre de passages $n_p$ augmente. La méthode proposée est donc tout à fait appropriée pour manipuler de grands nuages de points correspondants à des environnements de grande taille.

# 6 Conclusion

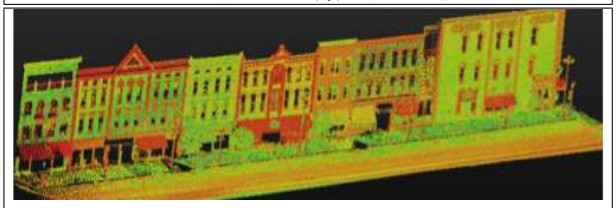
Une méthode pour la détection automatique de changements et pour la mise à jour incrémentale de la cartographie urbaine 3D a été présentée. Différentes modifications artificielles ou naturelles survenues dans le paysage urbain sont automatiquement détectées et analysées à l'aide de fonctions cognitives de similitude. La cartographie 3D qui en résulte est progressivement modifiée en conséquence. La méthode permet de s'assurer que le nuage de points 3D est bien mis à jour et qu'il ne contient que les éléments permanents. Les résultats évalués en utilisant différents indicateurs standards montrent son efficacité. Elle peut donc être facilement intégrée dans des applications liées à la modélisation du paysage urbain et à la cartographie qui nécessitent d'actualiser fréquemment leurs bases de données.



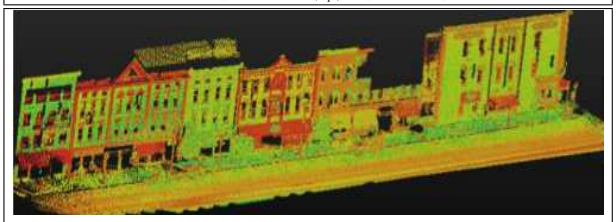
(a) Nuage de points 3D $\mathbf{P}(n_p)$ : après le $1^{er}$ passage



(b) Nuage de points 3D $\mathbf{P}(n_p)$ : après le $2^{e}$ passage



(c) Nuage de points 3D $\mathbf{P}(n_p)$ : après le $4^{e}$ passage



(d) Nuage de points 3D $\mathbf{P}(n_p)$ : après réinitialisation automatique

FIGURE 6 – *(a) Nuage de points initial sans objets temporaires. (b) et (c) Mise à jour après détection de changements de type 1. (d) Réinitialisation automatique après détection de changements de type 2 & 3.*

# Références

[1] A.K. Aijazi, P. Checchin, and L. Trassoudaine. Classification of 3D Urban Scenes – A Voxel Based Approach. In *ICPRAM*, Vilamoura, Portugal, Feb. 2012.

[2] A.K. Aijazi, P. Checchin, and L. Trassoudaine. Handling Occlusions for Accurate 3D Urban Cartography: A new Approach based on Characterization and Multiple Passages. In *Intl. Conf. 3DIMPVT*, ETH Zürich, Switzerland, Oct. 2012.

[3] P.J. Besl and N.D. McKay. A Method for Registration of 3-D Shapes. In *IEEE Trans. on PAMI*, volume 14(2), pages 239–256, 1992.

[4] N. Champion and E. Jurgen. *Detection of unregistered buildings for updating 2D databases*, volume 56, pages 7–54. EuroSDR Official Publication, 2009.

[5] D. Girardeau-Montaut, M. Roux, R. Marc, and G. Thibault. Change detection on points cloud data acquired with a ground laser scanner. *IAPRS & SIS*, 36:30–35, 2005.

[6] K.H. Hsiao, J.K. Liu, M.F. Yu, and Y.H. Tseng. Change detection of landslide terrains using ground-based LiDAR data. In *XXth ISPRS Congress, Istanbul, Turkey, Commission VII, WG VII/5*, 2004.

[7] J. Hyyppä, A. Jaakkola, H. Hyyppä, H. Kaartinen, A. Kukko, M. Holopainen, et al. Map updating and change detection using vehicle-based laser scanning. In *Urban Remote Sensing Event, 2009 Joint*, pages 1–6. IEEE, 2009.

[8] Z. Kang and Z. Lu. The change detection of building models using epochs of terrestrial point clouds. In *Multi-Platform/Multi-Sensor Remote Sensing and Mapping (M2RSM), Intl. Workshop on*, pages 1–6, 2011.

[9] R. Lindenbergh and N. Pfeifer. A statistical deformation analysis of two epochs of terrestrial laser data of a lock. *Proc. of 7th Conf. on Optical 3D Measurement Techniques*, 2:61–70, 2005.

[10] T. Schäfer, T. Weber, P. Kyrinovic, and M. Zámecniková. Deformation measurement using terrestrial laser scanning at the Hydropower Station of Gabcíkovo. In *INGEO 2004 and FIG Regional Central and Eastern European Conference on Engineering Surveying*, Bratislava, Slovakia, Nov. 2004.

[11] A. Souza and L. Gonçalves. 3D Robotic Mapping with Probabilistic Occupancy Grids. *Intl. Journal of Engineering Sciences & Emerging Technologies*, 4(1):15–25, Dec. 2012.

[12] A. Tversky. Features of similarity. *Psychological review*, 84(4):327, 1977.

[13] R. Van Gosliga, R. Lindenbergh, and N. Pfeifer. Deformation analysis of a bored tunnel by means of terrestrial laser scanning. *Image Engineering and Vision Metrology. ISPRS Commission*, 36:167–172, 2006.

[14] M. Vihinen. How to evaluate performance of prediction methods? Measures and their interpretation in variation effect analysis. *BMC Genomics*, 13(Suppl 4):S2, 2012.

[15] T. Vögtle and E. Steinle. Detection and Recognition of Changes in Building Geometry Derived from Multitemporal Laserscanning Data. In *IAPRS & SIS*, volume XXXV Part B2, pages 428–433, Istanbul, Turkey, Jul. 2004.

[16] T.T. Vu, M. Matsuoka, and F. Yamazaki. Lidar-based change detection of buildings in dense urban areas. In *Proc. Intl Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS'04.*, volume 5, pages 3413–3416, 2004.

[17] R. Zeibak and S. Filin. Change detection via terrestrial laser scanning. *IAPRS*, 36(3/W52):430–435, 2007.