

PROCESOS DE SEGMENTACIÓN DE NUBES DE PUNTOS

Segmentación y clasificación de la tecnología de Láser Escáner Terrestre TLS

REPORT 02. 2012

Mt. Univ. Arq. Juan Manuel Corso Sarmiento

UPC. Universitat Politècnica de
Catalunya. BarcelonaTech.

LMVC. Laboratorio de
Modelización Virtual de la
Ciudad

www-cpsv.upc.es/lmvc/
Juan.manuel.corso@upc.edu

Objetivo

Este reporte se centra en resumir el estado del arte de las técnicas actuales de segmentación de nubes de puntos y desarrollar una metodología para estructurar adecuadamente la información proveniente de la tecnología TLS, concluyendo con una aplicación, en el reporte Clasificación del patrimonio industrial de fabra i coats, metodología para la clasificación del patrimonio arquitectónico industrial.

Introducción

Al manejar la información del escáner como un elemento único se limita la manipulación e interpretación de los componentes del espacio, por ello de la necesidad de segmentar y clasificar de forma semiautomática la información de la nube de puntos, llevándonos a organizar, parametrizar y postprocesar esta información en elementos identificables, como un paso esencial en el proceso que conduce a la modelización tridimensional de los edificios.

Esta separación y organización de los objetos en una escena se basa en las características "homogéneas" de las nubes de puntos, con respecto a una serie de criterios¹. En el procesamiento de imágenes, el criterio de homogeneidad se puede relacionar con la radiometría de la imagen. En el caso de datos de láser, la homogeneidad se refiere generalmente a la posición de los puntos en 3D. Un criterio de homogeneidad bien podría ser la curvatura o las formas planas descritas por un conjunto de puntos.

Estos procesos son muy conocidos en el campo de procesamiento de imágenes, en particular en el campo de la teledetección por satélite, siendo un paso importante en el procesamiento y análisis de los datos láser.

En los últimos años se han propuesto muchos métodos, la mayoría de estas técnicas se han desarrollado inicialmente con datos LIDAR aéreos. Estos datos se adquieren en 2.5D, lo que da la posibilidad de transformarlos en la imagen², sin correr el riesgo de una pérdida significativa de la información³. Una vez convertidos en datos de imagen puede ser tratada con los mismos métodos que los mencionados en la sección 1 y 2.

La nube de puntos obtenida por el escáner láser terrestre se adquiere en 3D⁴. La conversión de estas nubes de puntos en una cuadrícula 2D⁵ podría causar una gran pérdida de información espacial⁶. Por lo tanto, los algoritmos de segmentación de imágenes se han ampliado y adaptado a estos nuevos datos, teniendo en cuenta el aspecto de las nubes terrestres en 3D.

¹ DEVEAU, M, Utilisation conjointe de données image et laser pour la segmentation et la modélisation 3D. Thèse présentée pour l'obtention du titre de Docteur de l'Université René Descartes -, Paris, 2006.

² MASAHARU, H, Hasegawa, H, Three-Dimensional City Modeling from Laser Scanner Data by Extracting Building Polygons Using Region Segmentation Method, International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Amsterdam, 2000.

³ GEIBEL, R, STILLA, U, Segmentation of Laser Altimeter Data for Building Modélisation, International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. XXXIII, Part B3, Amsterdam 2002, pág 326-334.

⁴ VOSSSELMAN, G, Gorte, B.G.H, Sithole, G, Rabbani, T, Recognising structure in laser scanner point clouds. IAPRS, vol. 46, part 8/W2, Freiburg, 2004 pág 33-38.

⁵ AXELSSON, P, Processing of Laser Scanner Data -Algorithms and Apáglications. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, vol. 54, 1999, pág. 138-147.

⁶ GAMBA, P, CASELLA, V, Model Independent Object Extraction from Digital Surface Models, International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Amsterdam. Vol. XXXIII, Part B3/1, Amsterdam, 2000, pág. 312-319.

1. Antecedentes de segmentación en el procesamiento de imágenes

En el campo de procesamiento de imágenes se desarrollan principalmente tres métodos de la segmentación: la segmentación por umbrales, por las fronteras y regiones (González⁷ 2004, Caloz y Collet⁸ 2001).

La segmentación por umbrales es segmentar una imagen en varias áreas, basados únicamente en el histograma de las cuentas de los componentes digitales. En cada histograma de la población uni o multi-dimensional se asigna una clase. Los límites de esta segmentación es localizar grandes variaciones radiométricas en la imagen, a través del cálculo de los máximos locales (por ejemplo, el cálculo del gradiente).

Estas fuertes variaciones corresponden a la frontera entre las regiones. Al final, la segmentación región se realiza sobre la base de un criterio de homogeneidad, del tipo o nivel de variación del nivel de gris a gris (por ejemplo "todos los píxeles son el mismo nivel gris" o "el cambio en nivel de gris no exceda un nivel n "). Entre los métodos utilizados en esta familia incluyen el algoritmo de crecimiento de la región propuesta por Besl y Jain⁹ o la segmentación por división y fusión de Horowitz y Pavlidis¹⁰, ver sección 3.

2. Segmentación de "imágenes" por rango

Esta información en imágenes 2.5D facilita la aplicación de algoritmos comparado con las nubes de puntos en tres dimensiones, permitiendo la aplicación eficiente de procesamientos de imágenes, con procesos estándares, ampliamente estudiados en la visión por computación, al punto de permitir la relación de diversas fuentes de información con imágenes de múltiples capas, logrando segmentaciones multiespectrales.

En ellas se logran interpretar diversos parámetros, aparte de la posición, la intensidad o color, existe la relación de las coordenadas en tres dimensiones con las imágenes en dos dimensiones en relación a las coordenadas esféricas, manteniendo la dirección de la normal, el ángulo del escáner y la distancia con el origen.

En el ejemplo presentado a continuación figura 1, se utiliza el algoritmo de Comanicu y Meer del 2002, llamado "Mean – Shift segmentation"¹¹, una segmentación basada en el rango y relación de puntos cercanos. Mediante este algoritmo se procedió a segmentar diferentes informaciones, obteniendo piezas de menor o mayor tamaño dependiendo de las propiedades de la información base, identificando las relaciones de la geometría y las propiedades de los materiales, como el agua de la fuente, o los colores de una misma fachada, lo cual demuestra el potencial de trabajar la información del escáner terrestre como imágenes de múltiples capas.

⁷ GONZÁLEZ, R, WOODS, R, EDDINS, S, Digital Image processing using MATLAB. Printed in USA, Pearson Prentice Hall. ISBN 0-13-008519-7, 2004.

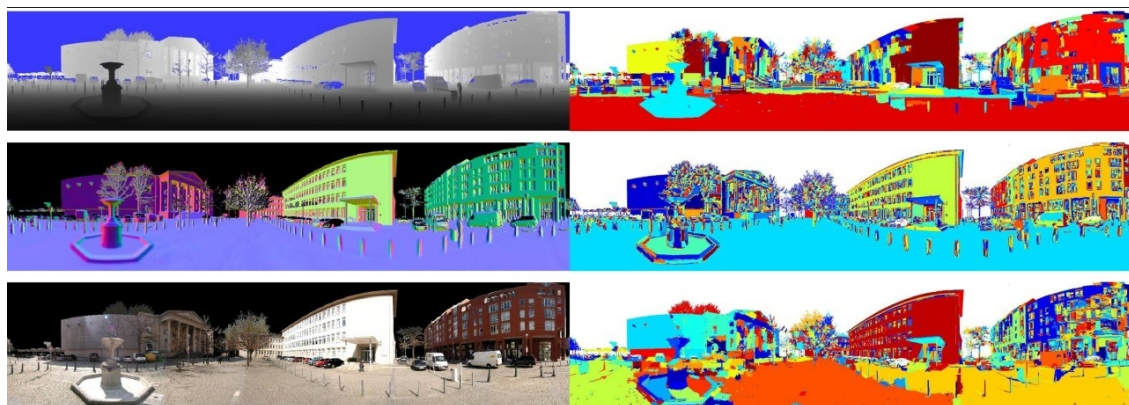
⁸ CALOZ, R, COLLET, C, Précis de télédétection, vol. 3, traitements numériques d'images de télédétection, Presses de l'université du Québec, Agence universitaire de la Francophonie, ISBN 2-7605-1145-6(v-3), 2001.

⁹ BESL, P, JAIN, R, Segmentation through variable-order surface fitting. PAMI, vol. 10 n°. 1, 1988, pág. 167-192.

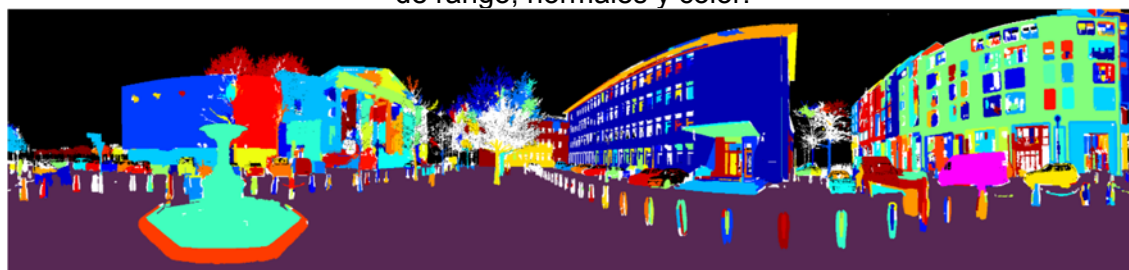
¹⁰ HOROWITZ, S.L, PAVLIDIS, T, Picture segmentation by a tree traversal algorithm. JACM, vol. 23, n°2, 1976, pág. 368-388.

¹¹ BARNEA, Shahar, Segmentation Of Terrestrial Laser Scanning Data By Integrating Range And Image Content, Congreso, International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Beijing, Julio, 2008.

Figura 1: A la izquierda en orden la imagen de rango, normales y color. A la derecha los resultado de la segmentación usando el algoritmo “mean-shift”, segmentación por rango (superior derecha), segmentación de las normales (medio derecha), segmentación de la imagen de color verdadero (inferior derecha)



Resultado de la segmentación corregida integrando las tres segmentaciones anteriores. La de rango, normales y color.



Fuente: BARNEA, Shahar, Segmentation Of Terrestrial Laser Scanning Data By Integrating Range And Image Content, Congress, International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Beijing, Julio, 2008.

3. Segmentación de nubes de puntos basada en el principio de fusión

Estos procesos adoptan técnicas de fusión para segmentar la nube de puntos. Entre ellos, hay tres que merecen algoritmos detallados. La clasificación y segmentación se realiza mediante tres tipos de algoritmos, el primero es la segmentación basada en el crecimiento de las superficies, que busca factores parecidos de las superficies como la medida, a partir de una selección de puntos semilla y el crecimiento con relación a los puntos vecinos, siendo un método menos sensible a el ruido de los datos, el segundo método es la segmentación por división y unión, dividiendo la nube en una estructura octree y reagrupándolos cuando cumplen ciertos parámetros en esta estructura, el último tipo de segmentación basada en líneas de barrido, en la que cada fila es considerada un barrido, que puede ser tratado independiente de los demás en la etapa inicial y se basa en el principio de que cada línea de barrido en cualquier plano 3D genera una línea 3D, detectando estas líneas y agrupando las similares puede formar superficies planas.

Vosselman¹² y Stamos¹³ utiliza extensiones del algoritmo de crecimiento de la región, para la extracción de las fachadas de los edificios con planos TLS. En el mismo contexto Wang,

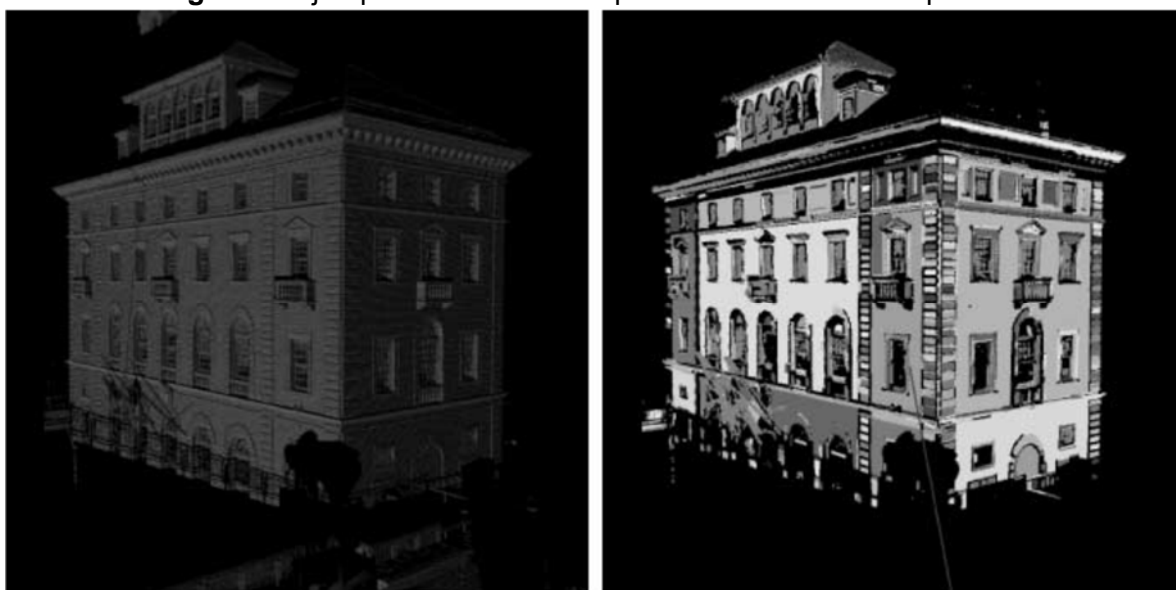
¹² PU, S, VOSSelman, G, Building facade reconstruction by fusing terrestrial laser points and images Sensors. vol. 9, n° 6, 2009, pág. 4525-4542.

Tseng¹⁴ y Schnabel¹⁵ proponen enfoques a la segmentación basados en algoritmos de división y fusión (split-and-merge) mediante el uso de una estructura octree (equivalente a imágenes quadtree).

3.1. La segmentación por un crecimiento en superficie

Este proceso de crecimiento de las superficies por dispersión es equivalente al crecimiento de imágenes de la figura 2, parte de la identificación de puntos (semillas de la superficie *seed*), y su crecimiento con relación a los puntos vecinos¹⁶, encontrando los puntos de un plano por crecimiento, agrupándolos de forma progresiva.

Figura 2: Ejemplo de clasificación por crecimiento de la superficie.



Fuente: STAMOS, I, ALLEN, P, Geometry and texture recovery of scenes of large scale. CVIU, vol. 88, n° 2 pág 94-118, 2002.

Vosselman¹⁷ proponen ajustar varios conjuntos de puntos en un plano y analizar los residuos. Así, el conjunto de puntos en el plano con la menor desviación estándar (desviación estándar simultáneamente por debajo de una cierta tolerancia) de la superficie que se desea la “semilla”. Esto implica por lo menos una porción de puntos coplanares en los datos. En la presencia de ruido, el error RMS asociado con el plano puede ser alto, a veces significa un fallo en la detección de la “semilla” de la superficie. En este caso, los algoritmos más robustos y resistentes al ruido, tales como RANSAC y la transformada de Hough puede ser una alternativa.

¹³ STAMOS, I, ALLEN, P, Geometry and texture recovery of scenes of large scale. CVIU, vol. 88, n° 2 pág 94-118, 2002.

¹⁴ WANG, M, TSENG, Y.-H, LIDAR data segmentation and classification based on octree structure. XXth ISPRS Congress, 12-23 July 2004 Istanbul, Turkey, Commission 3, 2004.

¹⁵ SCHNABEL, R, WAHL, R, KLEIN, R, Efficient RANSAC for Point-Cloud Shape Detection. In Computer Graphics Forum, vol. 26, n° 2, Blackwell Publishing, 2007, pág. 214-226.

¹⁶ Op. cit, STAMOS, I, 2002.

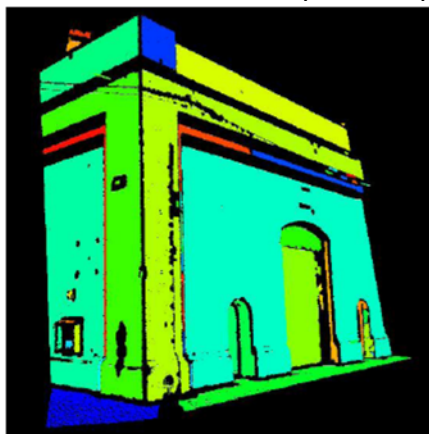
¹⁷ Op. cit, VOSSELMAN, G, 2004.

Existen variantes a este proceso, principalmente en relación a la forma de seleccionar las "semillas" y los tiempos de salida en los criterios de crecimiento. En los criterios de crecimiento, figura 3.

Las ventajas de su aplicación se dan en términos de velocidad y facilidad de implementación. Las desventajas de los algoritmos de crecimiento de superficie son por un lado, la gran influencia que las "semillas" de partida en los resultados finales. Además, a menudo es difícil de predecir si una región puede o no puede aumentar, particularmente si los datos son ruidosos. Para reducir la influencia de partida de las "semillas" se propuso una solución que consiste en considerar varias "semillas" al tiempo, las cuales crecen de forma independiente y a su vez, están basados en cálculos estadísticos robustos para extraer las "semillas"¹⁸. También existen errores de "sobre-segmentación," error "sub-segmentación" y el error "no segmentación".

Otros autores como Yu 2008¹⁹, señalan que el problema de los algoritmos de crecimiento no es suficientes para encontrar segmentos de planos adecuadamente, al partir solo de la condición de encontrar un plano local y no garantizar que el segmento final sea un plano en su totalidad. Para superar esta dificultad, los autores sugirieron un método que tiene en cuenta la forma plana general de los segmentos. Se compone de una fase de agregación (clustering phase), seguido por una fase de mejora. La fase de agregación es a los puntos de un grupo si son coplanares. Las ecuaciones de planos obtenidas se han depurado, utilizando una variante del algoritmo K-means, condicionándolo a formas planas en la fase final²⁰.

Figura 3. Clasificación de superficies planas.



Fuente: BELTON, David, Classification and Segmentation of Terrestrial Laser Scanner Point Clouds Using Local Variance Information, 2006

La detección de formas geométricas ha avanzado mucho, pero la interpretación de estas es limitada, no se ha llegado a que las estructuras de fachada sean reconocibles de forma

¹⁸ GOTARDO, P. F. U., BOYER, K. L, BELLON, O. R. P, SILVA, L, Robust extraction of planar and quadric surfaces from range images. In Proc. Intl. Conf. Pattern Recognition (ICPR), Cambridge, England, 2004, pág 216-219.

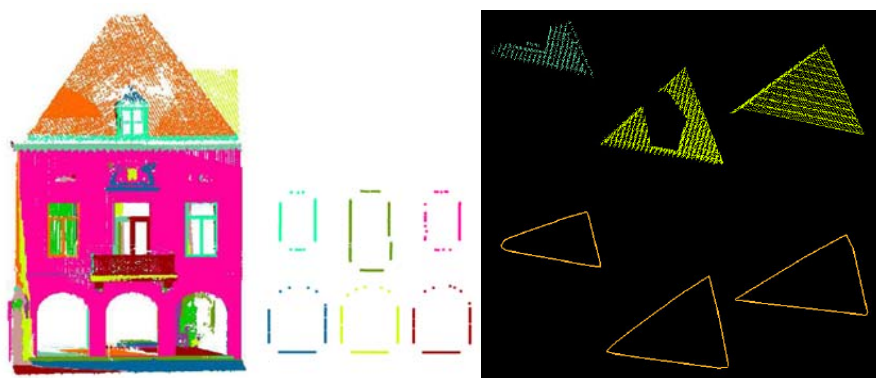
¹⁹ YU, G, GROSSBERG, M, WOLBERG, G, STAMOS, I, Think globally, cluster locally: a unified framework for range segmentation. Proceedings of 3DPVT'08-the Fourth Symposium on 3D Data Processing, Visualization and Transmission, 2008.

²⁰ COHEN-STEINER, D, ALLIEZ, P, DESBRUN, M, VARIATIONAL SHAPE APPROXIMATION. IN PROC. SIGGRAPH, LOS ANGELES, CA, 2004, PÁG 905-914.

automática por las máquinas, aunque las capacidades humanas permiten el fácil reconocimiento de los elementos que componen el espacio, llegando a la interpretación compleja del espacio urbano, en relación a la posición de los planos, la forma, el color, la tipología²¹. En busca de acercarse a este objetivo, se han planteado criterios que permitan una identificación de elementos de forma semiautomática, complementario a la clasificación por crecimiento (figura 4), en relación al tamaño, posición y tipología, alguno de estos parámetros son²²:

- **Restricción de tamaño:** Los elementos como paredes, ventanas y puertas se pueden distinguir fácilmente de otros elementos o segmentos con ruido por su tamaño.
- **Posición determinada:** Ciertos elementos sólo aparecen en determinadas posiciones. Por ejemplo, las ventanas y las puertas están siempre en las paredes, los techos son siempre en la parte superior de las paredes.
- **Dirección determinada:** Las paredes y techos son identificables por su dirección, por ejemplo las paredes casi siempre son verticales, por lo contrario las cubiertas no lo son.
- **Topología restringida:** Los elementos que constituyen un edificio tienen tipologías que relacionan sus partes, por ejemplo el terreno siempre se cruza con las paredes y los techos se interceptan con las paredes.
- **Restricciones varias:** Existen algunas relaciones que pueden permitir el reconocimiento, pero no son fijas. Por ejemplo, a veces las zonas de ventanas suelen tener menor densidad de puntos, ya que el vidrio refleja un número menor de pulsos láser, en comparación con otras partes de un edificio, pero esto sólo es una restricción opcional de categoría, ya que a veces las ventanas están cubiertas con cortinas y reflejan más pulsos láser.

Figura 4. Clasificación de elementos de fachada y generación de polilíneas de contorno.



Fuente: Shi Pu, Extracting Windows from Terrestrial Laser Scanning 2007

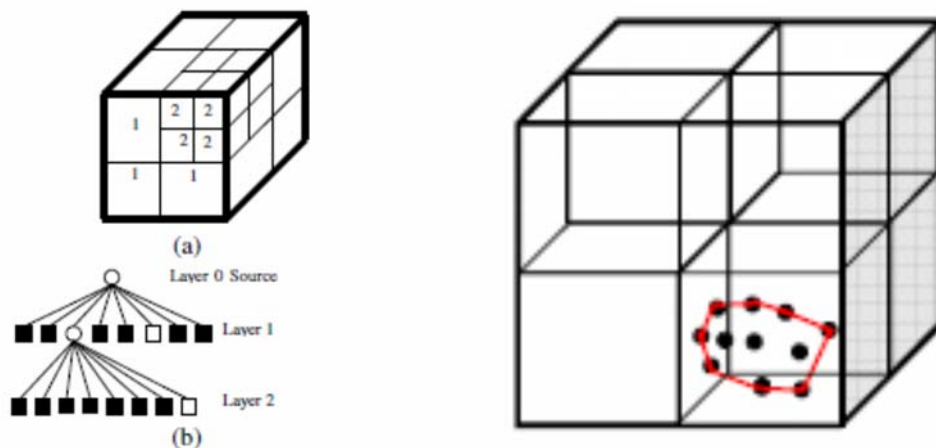
²¹ PU, Shi, Extracting Windows from Terrestrial Laser Scanning, ISPRS Workshop on Laser Scanning and SilviLaser, Espoo, Finland, 2007.

²² BOULAASSAL, H, Automatic Segmentation Of Building Facades Using Terrestrial Laser Data, ISPRS Workshop on Laser Scanning 2007 and SilviLaser 2007, Espoo, September 12-14, Finland, 2007.

3.2. Segmentación por división - fusión

La nube de puntos se divide según la estructura iterativa octree con el objetivo de extraer las superficies planas²³ (Figura 5). Así, durante la subdivisión, la coplanaridad de los puntos de contenidos en un cubo como estructura se prueba en cada nivel. Si la prueba es positiva, la subdivisión se detiene, de lo contrario, continúa hasta que todos los cubos contienen puntos coplanares o están vacíos. Inicialmente, se comienza desde el nivel 0, es decir un cubo que contiene todos los puntos de la nube.

Figura 5: Estructura iterativa octree y ejemplo de distribución desbalanceada de puntos



Fuente: Wang, M., Tseng, Y.-H., 2004. LIDAR data segmentation and classification based on octree structure. XXth ISPRS Congress 3, Commission, Istanbul, Turkey, 2004.

Este cubo se subdivide en ocho sub-cubos (nivel 1). Si los puntos de un cubo no son coplanares, entonces el cubo se vuelve a subdividir en ocho sub-cubos. El proceso se detiene cuando se obtiene cubos llenos de puntos coplanares o, en casos extremos, los cubos vacíos. La figura 6 muestra un ejemplo de los pasos de dicho algoritmo.

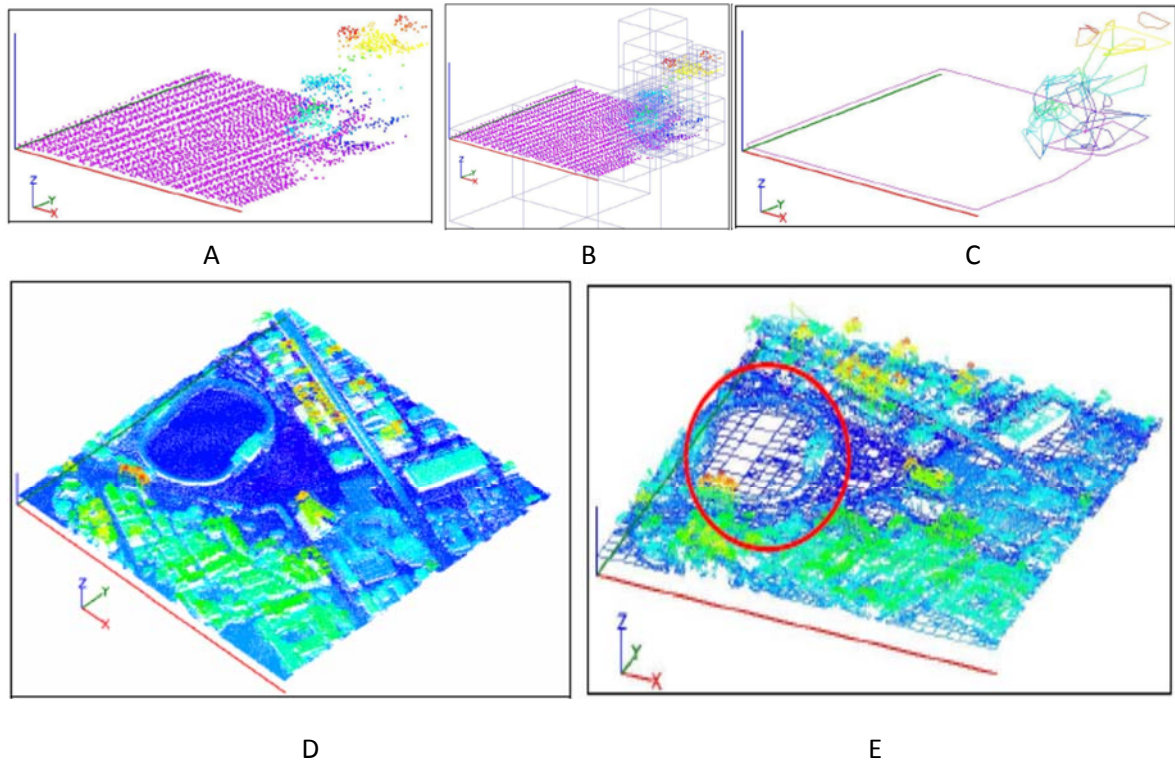
Algoritmos de segmentación para la división de proceder a la fusión mediante la división y agrupación de las regiones, organizado de acuerdo con un gráfico de adyacencia²⁴. Una suposición de la cohesión (homogeneidad) es la prueba de cada célula en cuestión. La verificación de esta hipótesis no conduce a dividir la región en dos subconjuntos complementarios. Cuando todas las partes cumplir con los criterios seleccionados, la segmentación no es completa. De hecho, aún es posible, por el hecho de la geometría de la división, para separar una región homogénea en varios elementos. Por tanto, debemos unir las porciones divididas erróneamente. Después viene la fase de fusión.

La principal ventaja de estas segmentaciones por la fusión de división no sólo radica en su capacidad para gestionar los datos grandes y complejos con gran rapidez, sino también en la facilidad para implementar este tipo de algoritmos. Su principal inconveniente es su sensibilidad a los datos de ruido. Para solucionar este problema, otro enfoque de la segmentación se basa en la extracción de las formas geométricas.

²³ Op. cit, WANG, 2004.

²⁴ Op. cit, HOROWITZ, 1976.

Figura 6: A) Ejemplo de un escáner aéreo LIDAR, B) subdivisión octree, C) union de los bordes del plano que mejor encaja, D) Ejemplo LIDAR escala urbana, E) Resultado de la división



Fuente: Wang, M., Tseng, Y.-H., 2004. LIDAR data segmentation and classification based on octree structure. XXth ISPRS Congress 3, Commission, Istanbul, Turkey, 2004.

3.3 Segmentación por perfil de escaneo

Este método parte de la idea de que los puntos de una línea de nube (o "perfil" de la nube) que pertenecen a una superficie plana son líneas rectas en 3D²⁵. Por lo tanto, esta segmentación se inicia mediante la separación de los perfiles verticales de las nubes. Esto se puede lograr ya sea por conocer el momento de la adquisición de cada punto, o por el modo en que se escanea.

Un segmento se considera correcto si la distancia máxima entre el punto más alejado y la línea recta es menor que un valor predeterminado, finalmente, los segmentos rectos se comparan con los de los perfiles de vecinos y si los segmentos son vecinos en el mismo plano, se fusionarán bajo los mismos criterios que los utilizados en el algoritmo de crecimiento de la superficie. Este procedimiento le permite agrupar elementos similares con las mismas propiedades (misma dirección del vector normal calculado con los vecinos más próximos).

De hecho, se puede considerar que este método es una nueva variante del método de crecimiento de regiones, ya que se puede considerar aquí que las semillas están comenzando líneas no, las superficies.

²⁵ JIANG, X, BUNKE, H, Fast Segmentation of Range Images into Planar Regions by Scan Line Grouping. Machine Vision and Applications vol. 7, n° 2, 1994, pág 115-122.

Este método ha sido adoptado para segmentar datos de escáner aéreos LIDAR²⁶, ya que mejora la separación de los perfiles mediante la adición de criterio de segmentación como información sobre la dirección de líneas. Por lo tanto, se divide el archivo en filas de puntos de escaneo de la misma orientación y se clasificaron, si los segmentos de línea orientados norte-sur (NS) o este-oeste (EW) tienen una serie de puntos comunes, se fusionan y se asignan a la misma región.

4. Segmentación por el reconocimiento de formas geométricas

La mayoría de los procedimientos de clasificación y segmentación se basan únicamente en la información geométrica derivada de las coordenadas de los puntos 3D. Una de las razones detrás de esto es que la información es común a todas las nubes de puntos, independientemente del hardware o de configuración del escáner, otra razón es que el objetivo de los procedimientos de clasificación y segmentación es a menudo dirigidas a la extracción de características geométricas. Los procedimientos que utilizan la información geométrica se pueden categorizar como borde o basado basada en la superficie.

4.1. Técnicas basadas en líneas

Estas técnicas se segmentan por las intersecciones o fronteras de las superficies, mediante la extensión de la superficie, figura 7. Los puntos de la superficie se agrupan en segmentos comunes delimitadas por las extensiones superficiales identificadas. Los puntos de borde son determinados por una métrica que representa o bien la variación de la curvatura o de la superficie²⁷.

El método más simple consiste en estimar una superficie plana de los puntos alrededor de un punto de interés, con el fin de encontrar la normal de la superficie, puesto que la cantidad de variación en la dirección normal de la superficie proporciona una indicación del nivel de curvatura o cambio en la superficie local, a menudo este proceso se realiza a través de un análisis de componentes principales (*principal component analysis* PCA) o la regresión de mínimos cuadrados.

Un problema con este método es que no existe un componente direccional a la aproximación de curvatura, que es adimensional y sin unidades, y también se ve afectada por el ruido²⁸, figura 8. Este problema se puede superar al examinar las direcciones de las normales para cada punto en un barrido de la normal entre puntos vecinos, variación en la orientación normal proporciona una indicación de si hay cambio en la superficie o curvatura presente en el entorno local²⁹.

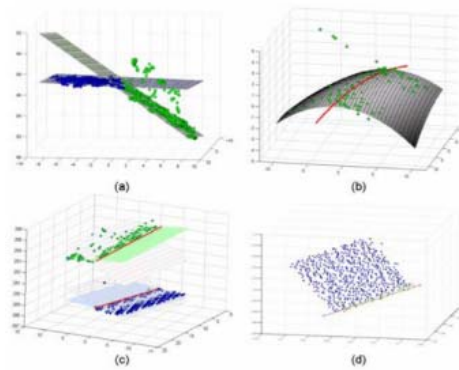
²⁶ Op. cit, VOSSELMAN, 2004

²⁷ RABBANI, T, HEUVEL, VOSSELMAN G, Segmentation of point clouds using smoothness constraint. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XXXVI (part 5), 2006, pág 248–253.

²⁸ MITRA, M, NGUYEN, A, GUIBAS, L, Estimating surface normals in noisy point cloud data. International Journal of Computational Geometry and Applications 14 (4, 5), 2004, pág 261–276.

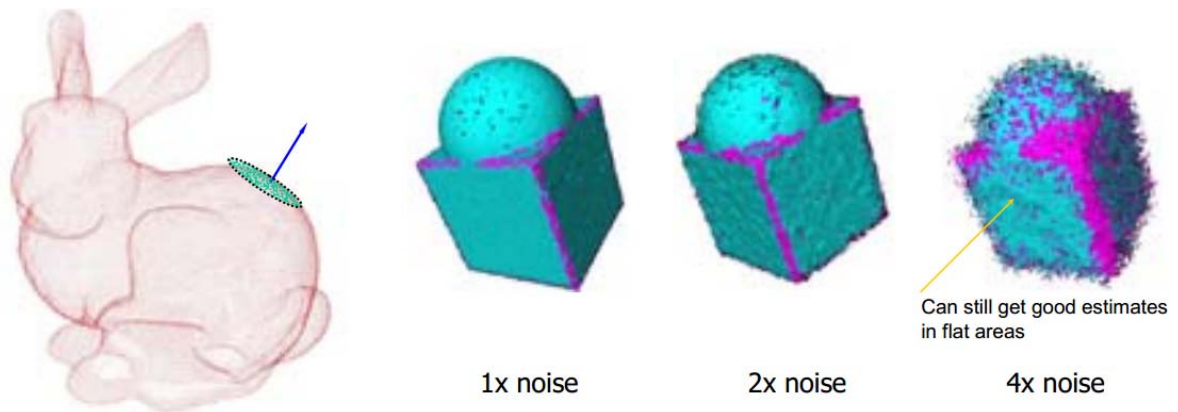
²⁹ PAGE, D, SUN Y, KOSCHAN, A, PAIK, J, ABIDI, M, Normal vector voting: Crease detection and curvature estimation on large, noisy meshes. Journal of Graphical Models 64 (3/4), 2002, pág 199–229.

Figura 7. Reconocimiento de intersección de planos y detección de líneas



Fuente: Christian Briesse, Towards Automatic Feature Line Modelling From Terrestrial Laser Scanner Data, 2008.

Figura 8: La normal usando en relación a un plano y efecto de aumentar el ruido en la estimación del error



Fuente: presentación del artículo MITRA, M, NGUYEN, A, GUIBAS, L, Estimating surface normals in noisy point cloud data. International Journal of Computational Geometry and Applications 14 (4, 5), 2004.

4.2. Técnicas basadas en superficies

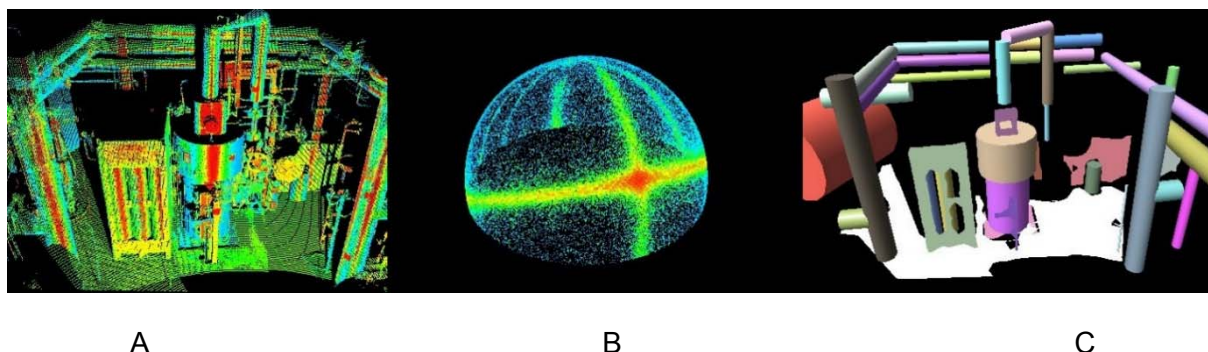
Dos técnicas que han demostrado su eficiencia, en la extracción automática de primitivas geométricas, incluso con una alta proporción de valores atípicos, son el paradigma RANSAC y la transformada de Hough.

4.2.1. Transformada de Hough

La transformada de Hough 3D es una variación del mismo proceso en 2D, capaz de detectar curvas de forma paramétrica con una forma conocida, se ha aplicado principalmente en la segmentación de los datos láser terrestres de elementos industriales como tuberías, compuestas principalmente por planos, esferas y cilindros³⁰ (Figura 9).

³⁰ Op. Cit VOSSSELMAN, G. 2004

Figura 9: A) Escena industrial con puntos de color codificado por su dirección normal de la superficie. B) Media esfera gaussiana con círculos correspondientes a las direcciones de los ejes dominantes del cilindro. C) Detección de planos y cilindros.



Fuente: VOSSelman, G., GORTE, B.G.H., SITHOLE, G., RABBANI, T., Recognising structure in laser scanner point clouds. IAPRS, vol. 46, part 8/W2, Freiburg, Germany, 2004.

Este algoritmo se utiliza para escenas de puntos limitada, por el costo computacional y los requerimientos de memoria.

4.2.2. RANSAC (RANdom SAmple Consensus)

El método iterativo RANdom SAmple Consensus (RANSAC) propuesto por Fischer and Bolles (1981)³¹: es un método iterativo para estimar parámetros de un modelo matemático a partir de un conjunto de datos observados.

Proviene del campo de visión por computador y se utiliza principalmente en la fotogrametría, para encontrar los puntos correspondientes de un par de imágenes, en el registro de nubes de puntos (Método DARCES)³². Se utiliza también como algoritmo de segmentación geométrica, debido a su capacidad para reconocer automáticamente las formas a través de los datos (planos, cilindros, esferas y toros), a pesar del ruido de las mismas.

Las primeras aplicaciones del paradigma RANSAC desde los datos TLS fue la extracción de planos, de fachadas de los límites de 620 edificios catastrales y el modelo digital de elevación de la zona urbana de estudio, llevado a cabo por Durupt y Taillandier³³, en el 2006.

La adaptación del algoritmo a diferentes formas geométricas tiene en cuenta la información de la normal. También requiere la estimación del número de puntos necesarios para determinar la forma primitiva.

³¹ FISCHLER, Martin, BOLLES, Robert, Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, Communications of the ACM CACM, Volume 24 Issue 6, 1981, Pág 381 - 395

³² CHEN, C, HUNG, Y, CHENG, J, RANSAC-based DARCES: A New Approach to fast Automatic Registration of Partially Overlapping Gande Image, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol 21 n 11, 1999, pág 1229-1234.

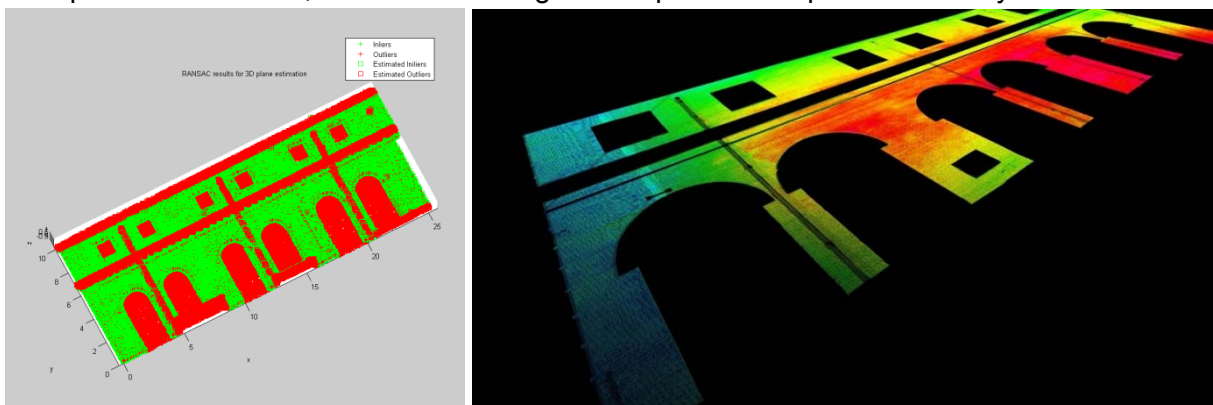
³³ DURUPT, M, TAILLANDIER, F, Modélisation automatique de bâtiments à partir d'un MNE et de limites cadastrales: une approche opérationnelle. 15ème congrès francophone AFRIFAFIA Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle. 2006.

En la figura 10 vemos un ejemplo de extracción de un plano, de una nube de puntos LAS, el paradigma RANSAC comienza por extraer al azar un mínimo de puntos base sobre los cuales se busca la relación del punto en este caso al plano. En el ejemplo mencionado el número mínimo de puntos para el cálculo de la superficie del plano es de 3, siendo un valor muy inferior para casos de estudio TLS, al buscar ajustar un plano a una nube de millones de puntos y sus respectivas combinaciones, convirtiéndose en valores tan altos que imposibilitan una verificación exhaustiva.

Una solución a esta verificación es elegir un subconjunto de puntos no afectados de errores importantes, que permitan obtener un ajuste correcto. Para ello se tiene en cuenta la probabilidad (P), al coger al menos una muestra con todos los puntos no erróneos en relación al número total de observaciones, el número mínimo de puntos para el cálculo (ρ), de la fracción de observaciones que pueden ser valores atípicos (outliers ϵ), y del número de pruebas seleccionadas de forma aleatoria (m). Dicha probabilidad se puede calcular mediante la siguiente fórmula³⁴:

$$m = \frac{\log(1 - P)}{\log(1 - (1 - \epsilon)^\rho)} \qquad 8.4 \text{ pruebas} = \frac{\log(1 - 0.99)}{\log(1 - (1 - 0.25)^3)}$$

Figura 10: Izquierda extracción de plano de fachada y visualización de puntos extraídos, proceso RANSAC, basado en los algoritmos planteados por KOVESI³⁵ y ZULIANI³⁶



Fuente: Propia

Las formas resultantes son probadas contra los puntos de los datos para determinar cuántos de los puntos se aproximan a la forma primitiva (Figura 5). A partir de la extracción de estos datos, se procede a calcular la superficie, en busca de encontrar la geometría que define la fachada. Para lograr el promedio se utilizaron diferentes técnicas, en los campos de procesamiento de imágenes y de construcción de mallas, concluyendo que los procesos de mallado permiten un mayor control del promedio de las superficies, con procesos de reducción de ruido en mallas que no modifican los límites de la los datos, y permiten análisis estadísticos en tiempo real.

³⁴ BUIILL, Felipe, Caracterización geométrica con técnicas ópticas 3D aplicadas al modernismo en Cataluña, tesis doctoral, Comunicación visual en arquitectura y diseño, Universitat Politècnica de Catalunya. BarcelonaTech, 2009.

³⁵ KOVESI, Peter, "MATLAB and Octave Functions for Computer Vision and Image Processing", 2006.

³⁶ ZULIANI, Marco, RANSAC for Dummies With examples using the RANSAC toolbox for Matlab™ & Octave and more, Enero, 2012.

5. Conclusiones y metodología propuesta

La segmentación es un paso crucial en la cadena que conduce a la modelación tridimensional, ya que la calidad del modelo final depende en gran medida de la calidad de la segmentación. Por esta razón muchos estudios y experimentos dedicados a esta tarea alimentan a la bibliografía.

El estado del arte en la segmentación ha puesto de relieve dos grandes familias de enfoques. El primero utiliza las relaciones de proximidad y similitudes para subdividir la nube de puntos. Se trata esencialmente de los algoritmos de crecimiento de la región y los algoritmos para la división de la fusión, aplicado al campo de escaneo láser. La segunda familia importante de los enfoques basados en la segmentación de las operaciones de reconocimiento automático de curvas paramétricas. La mayoría de estas técnicas están en el campo de visión por ordenador. Se puede deducir de esta segunda familia en esencia el paradigma RANSAC y la transformada de Hough.

En su tesis doctoral Tarsha-Kurdi³⁷ llevó a cabo un estudio comparativo entre la transformada de Hough y el algoritmo RANSAC, con el objetivo de la detección automática de los planos de cubierta a partir de datos de láser aerotransportados, según esta publicación el algoritmo RANSAC es más adecuado que la Transformada de Hough, ya que esta última requiere un mayor tiempo de procesamiento y presenta inestabilidad por el ruido de la nubes de puntos. Esta es una razón del especial interés en implementar el algoritmo RANSAC.

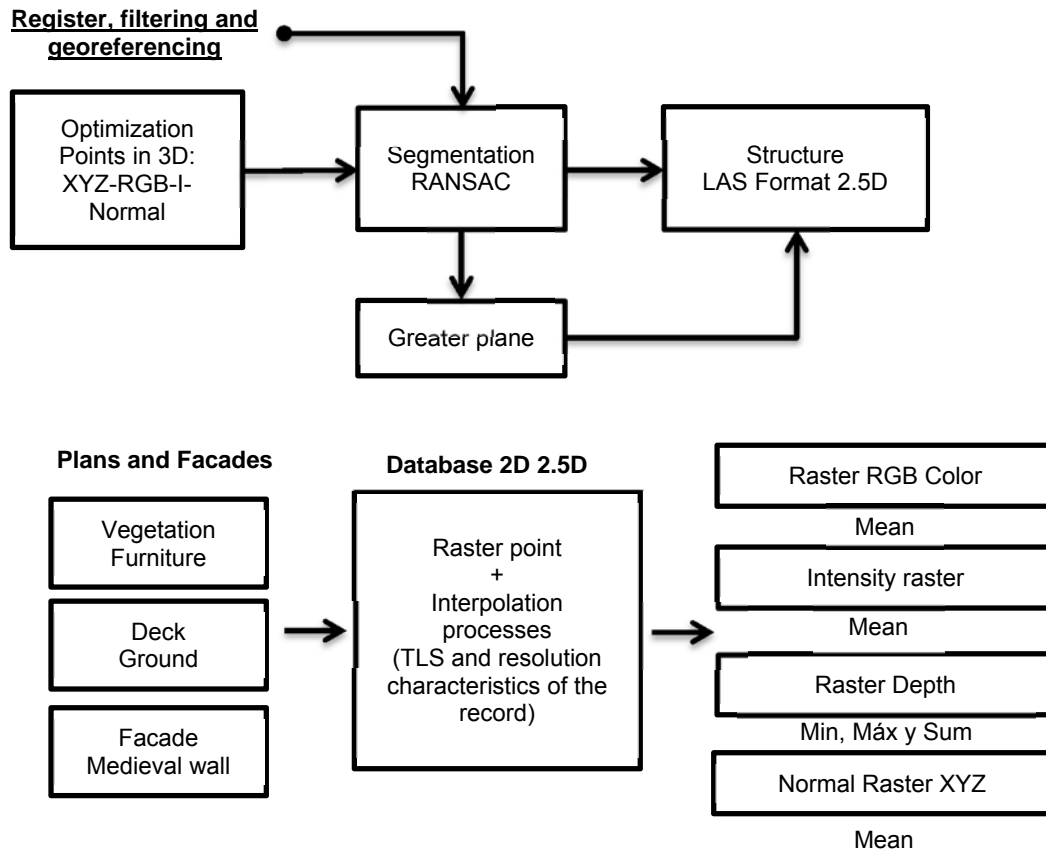
Partiendo de este estudio del estado del arte y de algoritmo de detección de planos RANSAC, se plantea una metodología, que se explica en el artículo "**Classification and Information Structure Of The Terrestrial Laser Scanner**"³⁸, en relación a la conversión de datos 3D a 2D y 2.5D, profundizando en el desdoblamiento de la información y la construcción de bases de datos a nivel de píxeles, figura 2.

La metodología planteada se basa en una clasificación RANSAC, **figura 11**. El último paso del proceso al tener la nube de puntos reorganizada, es la conversión e interpolación de la información de puntos a raster, con diferentes procesos, como: Modelos Digitales (DTM, DSM, Hillshade, etc.), procesos de interpolación Raster (Kriging, IDW, etc.), de triangulación (Terrain, TIN, etc.) o trasladando el valor de punto a pixel con una resolución y escala preestablecida (sum, desv. est., etc.). Partiendo de esta amplia gama de opciones, se procedió con la conversión directa del valor de punto a pixel, buscando un control riguroso de los datos, limitando alteraciones e interpolaciones de zonas sin relación. Complementando este proceso con procesos de interpolación en relación a la escala de trabajo y la información de partida, ignorando en este proceso los vacíos de información, para que sean interpolados, con la relación de los píxeles próximos, homogenizando zonas de mayor y menor información preliminar y disminuyendo con este filtrado el ruido en los bordes de las superficies (bordes de cierra por la resolución dela imagen)

³⁷ TARSHA-KURDI, F, Extraction et reconstruction de bâtiments en 3D à partir de relevés LIDAR aéroportés. Tesis Doctoral, l'Université Louis Pasteur Strasbourg, Sciences pour l'Ingénieur Spécialité: Topographie-Géomatique. Laboratorio MAP-PAGE, 2008.

³⁸ CORSO, J, ROCA, J, Classification and information structure of the Terrestrial Laser Scanner, Methodology for analyzing the registered data of Vila Vella, historic center of Tossa de Mar, 8th International conference on virtual cities and territories, Rio de Janeiro, 2012.

Figura 11: Metodología para la conversión de datos 3D a 2.5D y 2D



Fuente: propia

Bibliografía

AXELSSON, P, Processing of Laser Scanner Data -Algorithms and Apáglications. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, vol. 54, 1999, pág. 138-147.

BARNEA, Shahr, Segmentation Of Terrestrial Laser Scanning Data By Integrating Range And Image Content, Congreso, International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Beijing, Julio, 2008.

BESL, P, JAIN, R, Segmentation through variable-order surface fitting. PAMI, vol. 10 n°. 1, 1988, pág. 167-192.

BOULAASSAL, H, Automatic Segmentation Of Building Facades Using Terrestrial Laser Data, ISPRS Workshop on Laser Scanning 2007 and SilviLaser 2007, Espoo, September 12-14, Finland, 2007.

BUILL, Felipe, Caracterización geométrica con técnicas ópticas 3D aplicadas al modernismo en Cataluña, tesis doctoral, Comunicación visual en arquitectura y diseño, Universitat Politècnica de Catalunya. BarcelonaTech, 2009.

CALOZ, R, COLLET, C, Précis de télédétection, vol. 3, traitements numériques d'images de télédétection, Presses de l'université du Québec, Agence universitaire de la Francophonie, ISBN 2-7605-1145-6(v-3), 2001.

COHEN-STEINER, D, ALLIEZ, P, DESBRUN, M, VARIATIONAL SHAPE APPROXIMATION. IN PROC. SIGGRAPH, LOS ANGELES, CA, 2004, PÁG 905-914.

CORSO, J, ROCA, J, Classification and information structure of the Terrestrial Laser Scanner, Methodology for analyzing the registered data of Vila Vella, historic center of Tossa de Mar, 8th International Conference On Virtual Cities And Territories, Rio de Janeiro, 2012.

CHEN, C, HUNG, Y, CHENG, J, RANSAC-based DARCES: A New Approach to fast Automatic Registration of Partially Overlapping Gaze Image, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol 21 n 11, 1999, pág 1229-1234.

DEVEAU, M, Utilisation conjointe de données image et laser pour la segmentation et la modélisation 3D. Thèse présentée pour l'obtention du titre de Docteur de l'Université René Descartes -, Paris, 2006.

DURUPT, M, TAILLANDIER, F, Modélisation automatique de bâtiments à partir d'un MNE et de limites cadastrales: une approche opérationnelle. 15ème congrès francophone AFRIFAFIA Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle. 2006.

FISCHLER, Martin, BOLLES, Robert, Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, Communications of the ACM CACM, Volume 24 Issue 6, 1981, PáG 381 - 395

GAMBA, P, CASELLA, V, Model Independent Object Extraction from Digital Surface Models, International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Amsterdam. Vol. XXXIII, Part B3/1, Amsterdam, 2000, pág. 312-319.

GEIBEL, R, STILLA, U, Segmentation of Laser Altimeter Data for Building Modélisation, International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. XXXIII, Part B3, Amsterdam 2002, pág 326-334.

GONZÁLEZ, R, WOODS, R, EDDINS, S, Digital Image processing using MATLAB. Printed in USA, Pearson Prentice Hall. ISBN 0-13-008519-7, 2004.

GOTARDO, P. F. U., BOYER, K. L, BELLON, O. R. P, SILVA, L, Robust extraction of planar and quadric surfaces from range images. In Proc. Intl. Conf. Pattern Recognition (ICPR), Cambridge, England, 2004, pág 216-219.

HOROWITZ, S.L, PAVLIDIS, T, Picture segmentation by a tree traversal algorithm. JACM, vol. 23, n°2, 1976, pág. 368-388.

JIANG, X, BUNKE, H, Fast Segmentation of Range Images into Planar Regions by Scan Line Grouping. Machine Vision and Applications vol. 7, n° 2, 1994, pág 115-122.

KOVESI, Peter., "MATLAB and Octave Functions for Computer Vision and Image Processing", 2006.

MASAHARU, H, Hasegawa, H, Three-Dimensional City Modeling from Laser Scanner Data by Extracting Building Polygons Using Region Segmentation Method, International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Amsterdam, 2000.

MITRA, M, NGUYEN, A, GUIBAS, L, Estimating surface normals in noisy point cloud data. International Journal of Computational Geometry and Applications 14 (4, 5), 2004, pág 261–276. PU, S, Extracting Windows from Terrestrial Laser Scanning, ISPRS Workshop on Laser Scanning and SilviLaser, Espoo, Finland, 2007.

PU, S, VOSELMAN, G, Building facade reconstruction by fusing terrestrial laser points and images Sensors. vol. 9, n° 6, 2009, pág. 4525-4542.

PAGE, D, SUN Y, KOSCHAN, A, PAIK, J, ABIDI, M, Normal vector voting: Crease detection and curvature estimation on large, noisy meshes. Journal of Graphical Models 64 (3/4), 2002, pág 199–229.

RABBANI, T, HEUVEL, VOSELMAN G, Segmentation of point clouds using smoothness constraint. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XXXVI (part 5), 2006, pág 248–253.

SCHNABEL, R, WAHL, R, KLEIN, R, Efficient RANSAC for Point-Cloud Shape Detection. In Computer Graphics Forum, vol. 26, n° 2, Blackwell Publishing, 2007, pág. 214-226.

STAMOS, I, ALLEN, P, Geometry and texture recovery of scenes of large scale. CVIU, vol. 88, n° 2 pág 94-118, 2002.

TARSHA-KURDI, F, Extraction et reconstruction de bâtiments en 3D à partir de relevés LIDAR aéroportés. Tesis Doctoral, l'Université Louis Pasteur Strasbourg, Sciences pour l'Ingénieur Spécialité: Topographie- Géomatique. Laboratorio MAP-PAGE, 2008.

VOSELMAN, G, Gorte, B.G.H, Sithole, G, Rabbani, T, Recognising structure in laser scanner point clouds. IAPRS, vol. 46, part 8/W2, Freiburg, pág 33-38, 2004.

WANG, M, TSENG, Y.-H, LIDAR data segmentation and classification based on octree structure. XXth ISPRS Congress, 12-23 July 2004 Istanbul, Turkey, Commission 3, 2004.

YU, G, GROSSBERG, M, WOLBERG, G, STAMOS, I, Think globally, cluster locally: a unified framework for range segmentation. Proceedings of 3DPVT'08-the Fourth Symposium on 3D Data Processing, Visualization and Transmission, 2008.

ZULIANI, Marco, RANSAC for Dummies With examples using the RANSAC toolbox for Matlab™ & Octave and more, Enero, 2012.