

Segmentazione di nuvole di punti con tecniche di *model-fitting*, Intelligenza Artificiale e curvatura locale

Michele Buldo
Riccardo Tavalare
Nicola Rossi
Cesare Verdoscia

Abstract

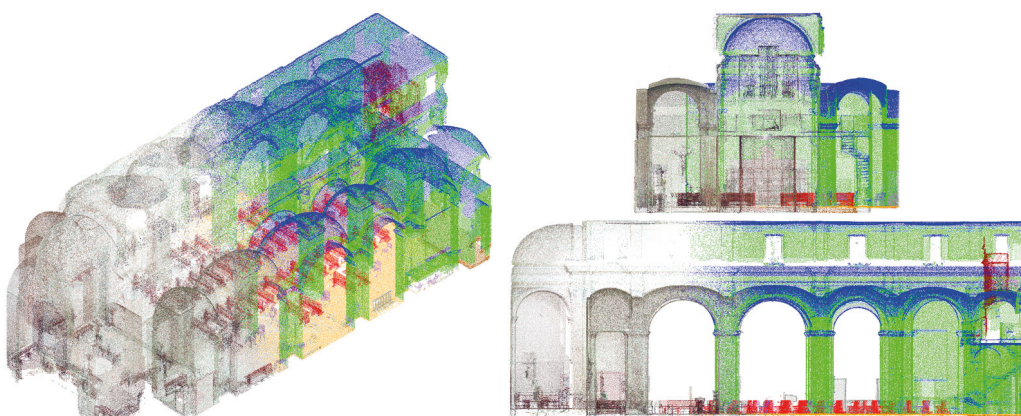
La segmentazione semantica e la classificazione delle nuvole di punti nel contesto del Patrimonio Culturale e Architettonico sono diventate tematiche di crescente rilevanza negli ultimi anni, in particolare grazie ai progressi dell'Intelligenza Artificiale. I dati 3D, acquisibili tramite tecniche come la scansione laser e la fotogrammetria, consentono di generare rappresentazioni estremamente dettagliate di sculture, edifici e siti archeologici, ma pongono al contempo sfide significative nella corretta distinzione semantica delle diverse componenti architettoniche e strutturali.

Questo studio propone lo sviluppo di un *workflow* metodologico avanzato, implementato in *Python*, che integra noti algoritmi di *model-fitting* (RANSAC), apprendimento non supervisionato come il *clustering* (DBSCAN) e l'analisi della curvatura geometrica delle nuvole di punti. L'approccio, completamente automatico e privo di pre-addestramento manuale, consente la distinzione di elementi quali pavimento, banchi, sedie, colonne, volte ecc., mediante una sequenza ben definita di operazioni e un preciso settaggio dei parametri. I risultati ottenuti da questo *framework*, applicati allo studio degli spazi interni di una chiesa pugliese, sono trasferibili ad altri casi di studio, adattandosi alle esigenze dell'operatore, e costituiscono una base solida per futuri sviluppi in ambito di rappresentazione computazionale, con applicazioni in ambienti CAD o HBIM.

Parole chiave

Patrimonio architettonico, segmentazione nuvole di punti, *model-fitting*, Intelligenza Artificiale, curvatura locale.

Segmentazione
automatica della nuvola
di punti mediante
approccio multicriterio
(elaborazione degli
autori).



Introduzione e obiettivi della ricerca

Le tecniche di segmentazione delle nuvole di punti, applicate all'analisi del patrimonio architettonico, includono diversi approcci, come metodi basati su regole geometriche, algoritmi di *model-fitting*, *region-growing*, o metodologie supportate dall'Intelligenza Artificiale (IA) [Yang et al. 2022, pp. 1-25; Yang et al. 2023, pp. 1-25; Zhang et al. 2023, pp. 1-25; Zhao et al. 2023, pp. 247-254].

Ogni metodo presenta vantaggi e limitazioni, influenzati dalle caratteristiche geometriche e dalla qualità dei dati acquisiti. In particolare, i metodi che sfruttano le proprietà intrinseche della nuvola di punti, quali planarità, curvatura e densità, possono risultare particolarmente efficaci in contesti con geometrie regolari. Un esempio è l'algoritmo RANSAC (*Random Sample Consensus*), che tramite un processo iterativo di selezione casuale di sottoinsiemi di punti, adatta modelli geometrici, come piani, sfere e cilindri, alle nuvole di punti [Fischler; Bolles 1981, pp. 381-395; Schnabel et al. 2007, pp. 214-226]. Tuttavia, RANSAC può risultare meno preciso nell'analisi di geometrie complesse, come le volte architettoniche, che richiedono strategie di segmentazione più sofisticate [Lanzara et al. 2019, pp. 645-652; Buldo et al. 2023, pp. 333-340; Battini et al. 2024, pp. 37-47].

Parallelamente, algoritmi di apprendimento non supervisionato come il *clustering* DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) consentono di suddividere la nuvola di punti in base alla densità locale, separando le regioni ad alta densità, considerate *cluster*, da quelle a bassa densità, etichettate come rumore [Ester et al. 1996, pp. 226-231]. Questo approccio è utile per isolare elementi distinti dalla struttura principale e ridurre il rumore nei dati, risultando efficace anche nell'estrazione di piante di edifici storici, soprattutto se combinato con altri algoritmi come il *K-Means* [Escudero et al. 2024, pp. 5787-5799]. Negli ultimi anni, l'introduzione dell'IA ha radicalmente trasformato la segmentazione delle nuvole di punti, consentendo una segmentazione semantica avanzata tramite algoritmi di *machine learning* supervisionato [Grilli et al. 2021, pp. 471-478; Buldo et al. 2024, pp. 6938-6965] e reti neurali convoluzionali di *deep learning*, come *PointNet* e *PointNet++* [Teruggi et al. 2020; Matrone et al. 2023, pp. 207-214] o il *Segment Anything Model* (SAM) [Kang et al. 2024].

Questi approcci apprendono autonomamente le caratteristiche distintive delle strutture architettoniche, prospettando segmentazioni precise. Tuttavia, la loro applicazione è limitata dalla necessità di *dataset* di addestramento specifici e da elevate capacità computazionali, fattori che ne limitano l'adozione nel contesto del patrimonio culturale, caratterizzato da variazioni morfologiche e uno stato di conservazione eterogeneo.

Inoltre, l'uso di tecniche basate sull'IA solleva questioni etiche riguardo alla trasparenza e all'interpretabilità dei risultati, nonché al rischio di *bias* nei *dataset* di addestramento, che potrebbero compromettere l'accuratezza e l'imparzialità dei processi decisionali automatizzati [Ge 2024, pp. 137-143; Tiribelli et al. 2024 pp. 293-305].

In questo scenario, il concetto di *èkphrasis* offre una prospettiva interessante sulla segmentazione delle nuvole di punti, non solo come un'attività tecnica, ma come un processo descrittivo che rende leggibile la complessità architettonica. Attraverso l'analisi e la classificazione delle forme, la segmentazione contribuisce alla creazione di una rappresentazione strutturata dello spazio, migliorando la comprensione e la documentazione e diventando parte di una narrazione visiva che arricchisce i modelli digitali.

L'obiettivo principale di questa ricerca è la progettazione e lo sviluppo di un flusso di lavoro metodologico automatizzato per la segmentazione semantica delle nuvole di punti, concepito per operare senza la necessità di un addestramento specifico, come può avvenire nei tradizionali approcci di apprendimento supervisionato. A tal fine, è stata applicata una procedura algoritmica in ambiente *Python*, finalizzata all'estrazione automatica degli elementi architettonici della Chiesa di Santa Maria Veterana a Triggiano (Puglia, Italia).

Questa chiesa (fig. 1), eretta alla fine del XVI secolo sui resti di una basilica altomedievale, presenta una pianta a tre navate separate da pilastri quadrangolari, con le laterali voltate e la centrale definita da un'abside con semi-cupola e coperta da un soffitto a tavolato finemente decorato. All'esterno la facciata in pietra bianca si mostra tripartita verticalmente da tre

frontoni (due curvi e uno triangolare centrale), da due portali laterali sormontati da piccoli rosoni, dal portale maggiore (racchiuso da due alte colonne corinzie che sorreggono un arco a tutto sesto) e dal grande rosone centrale [Otranto et al. 1987].



Fig. 1. Chiesa di Santa Maria Veterana a Triggiano. A sinistra: nuvola di punti della struttura interna; a destra: facciata principale della chiesa (a destra).

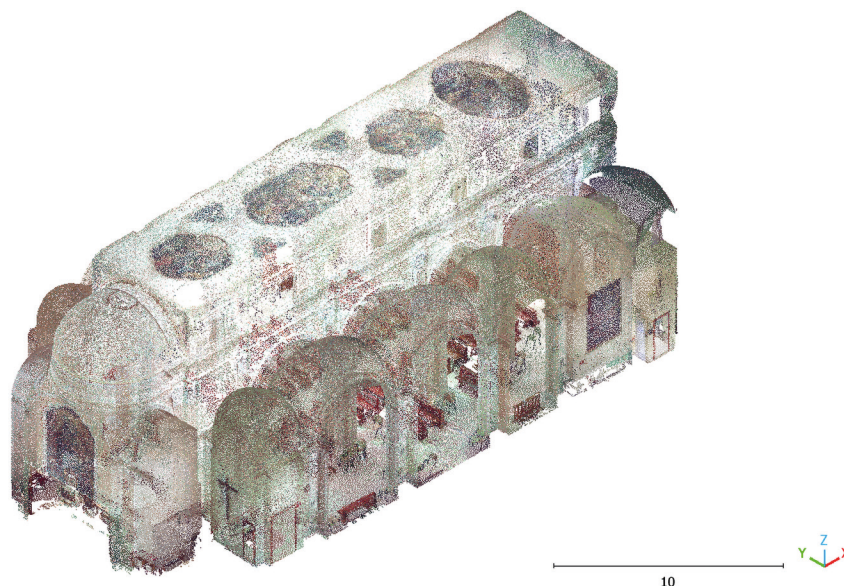
Metodologia

L'approccio metodologico si basa su una strategia di segmentazione sequenziale della nuvola di punti relativa all'interno della chiesa, finalizzata all'identificazione di oggetti ed elementi architettonici, quali pavimenti, arredi, strutture voltate e curve, per una discretizzazione semantica del dato acquisito che può essere di supporto in ambito CAD (*Computer-Aided Design*) e HBIM (*Heritage Building Information Modelling*).

Il dataset di base è costituito da una nuvola di punti prodotta da un laser scanner terrestre CAM2® FARO Focus 3D I 20, attraverso un rilievo condotto da 23 postazioni. La pianificazione dell'acquisizione è stata eseguita secondo criteri mirati alla riduzione delle zone d'ombra e all'ottimizzazione degli angoli di scansione, con l'obiettivo di garantire una copertura completa (Livello di Completezza) [Biswas 2016] e una risoluzione uniforme della superficie rilevata. Per ottimizzare la gestione computazionale dei dati di elaborazione, la nuvola di punti grezza è stata preliminarmente sottoposta a un processo di rimozione del rumore mediante un filtro *Statistical Outlier Removal* (SOR), all'interno del software *opensource CloudCompare*, ed è stata successivamente decimata con un passo di campionamento di 0,04 m, risultando in un dataset finale composto da 968.182 punti (fig. 2). A partire dai dati decimati, l'intero flusso di lavoro è stato sviluppato nell'ambiente *Spyder* utilizzando il linguaggio di programmazione *Python*, avvalendosi di librerie quali *NumPy*, *Open3D* e *scikit-learn*. Il processo è stato suddiviso principalmente in tre fasi: la prima consistente nella segmentazione del pavimento mediante l'algoritmo RANSAC; la seconda fase riguardante la segmentazione degli elementi isolati (come banchi, sedie e altro) utilizzando l'algoritmo DBSCAN; infine, l'ultima fase si è concentrata sulla segmentazione delle strutture voltate attraverso un'analisi della curvatura locale dei punti.

Innanzitutto, è stata eseguita la segmentazione della nuvola di punti per isolare il pavimento principale, un elemento chiave per le analisi successive e utilizzabile come riferimento per la creazione di elaborati tecnici con software CAD. In questo contesto, è stato scelto l'algoritmo RANSAC per la sua capacità di identificare modelli geometrici all'interno della nuvola in modo robusto.

Fig. 2. Nuvola di punti interna della chiesa (elaborazione degli autori).

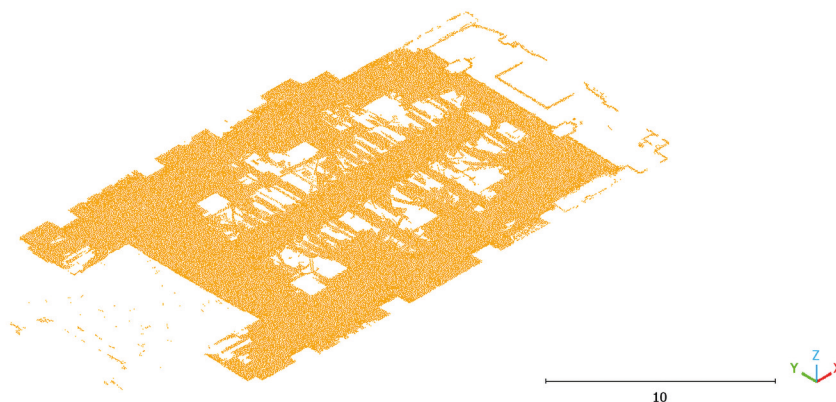


Attraverso un processo iterativo che seleziona casualmente un sottoinsieme di punti, è stata identificata la principale superficie planare della scena, ovvero il piano dominante, che meglio rappresenta l'estensione del pavimento. Questo piano è descritto da un modello geometrico, la cui equazione definisce l'area che meglio approssima i punti rilevati, considerati *inliers*, mentre quelli esterni, che appartengono a oggetti o elementi fuori dal piano, sono riconosciuti come *outliers*.

Per l'implementazione di RANSAC, sono stati definiti alcuni parametri chiave. La tolleranza, (*distance_threshold*) intesa come distanza massima accettabile tra i punti e il piano stimato, è stata fissata a 0,05 m, considerando anche la risoluzione della nuvola e la definizione di un valore che assicurasse una sufficiente flessibilità. Un valore più basso avrebbe potuto escludere punti validi in presenza di piccole irregolarità del pavimento, mentre un valore più alto avrebbe potuto favorire una segmentazione imprecisa.

Il numero di punti necessario per calcolare il piano (*ransac_n*) è stato impostato a tre, poiché è sufficiente per definire un piano in uno spazio tridimensionale, mentre le iterazioni massime (*num_iterations*) sono state fissate a 1000, consentendo all'algoritmo di esplorare ampiamente le possibili configurazioni e aumentare la probabilità di raggiungere il risultato atteso (fig. 3). Quest'ultimo valore è stato definito sulla base di una fase di sperimentazione, in cui è stato osservato che un numero maggiore di iterazioni aumenta la probabilità di convergere su una soluzione robusta, specialmente in scenari con rumore elevato o dati disomogenei.

Fig. 3 Segmentazione del pavimento della chiesa mediante l'algoritmo RANSAC (elaborazione degli autori).



Il passo successivo ha riguardato l'analisi dei punti rimanenti. In questo contesto, è stato impiegato l'algoritmo DBSCAN per il *clustering* degli arredi. La scelta di questo algoritmo di IA si è basata sulla sua capacità di identificare gruppi (*clusters*) di densità variabile e di gestire efficacemente il rumore. Come parametri dell'algoritmo, l'*eps*, inteso come soglia di vicinanza tra i punti affinché possano essere considerati nel medesimo *cluster*, è stato impostato a 0,1 m. Un valore maggiore avrebbe potuto unire punti appartenenti a *cluster* distinti, mentre uno minore generare un numero eccessivo di *cluster*, molti dei quali non rappresenterebbero, nella realtà, oggetti completi. Inoltre, il numero minimo di punti richiesti affinché un insieme possa essere considerato un *cluster* è stato fissato a 11 (*min_samples*), consentendo anche agli oggetti di dimensioni ridotte di essere riconosciuti. Dopo l'applicazione di DBSCAN, lo *script* algoritmico ha permesso di estrarre ed utilizzare le etichette dei *cluster* per colorare la nuvola di punti. In tal modo, ogni *cluster* ha ricevuto un colore distintivo, mentre i punti considerati rumore, contrassegnati con l'etichetta -1, sono stati colorati in nero. Questa visualizzazione chiara e intuitiva consente di identificare facilmente i diversi oggetti presenti nella nuvola di punti, facilitando l'interpretazione dei risultati e l'analisi successiva che ha previsto un affinamento manuale dell'etichettatura in gruppi separati di elementi (fig. 4).

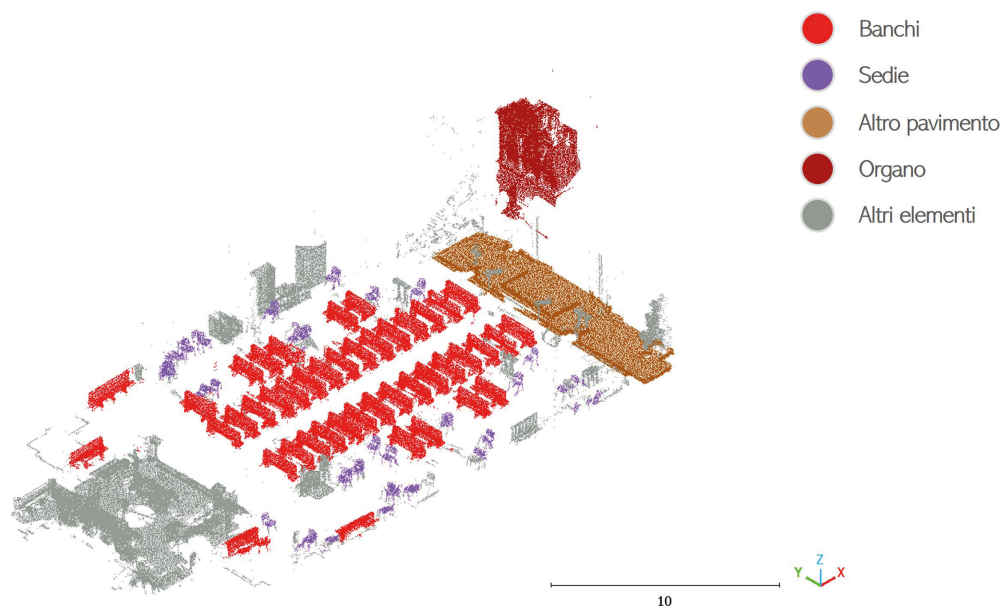


Fig. 4. Segmentazione degli oggetti isolati sovrastanti il pavimento mediante l'algoritmo DBSCAN (elaborazione degli autori).

Dopo il *clustering* degli oggetti, si è proceduto con un'analisi di curvatura locale dei punti sulla porzione di nuvola rimanente (fig. 5), per la segmentazione di elementi dalla geometria complessa, come le strutture voltate delle cappelle laterali.

La curvatura può essere considerata come parametro fondamentale per descrivere la geometria di una superficie. Per questo motivo esso è stato scelto per discretizzarle e sopperire agli errori che possono derivare dalla difficile gestione parametrica dell'algoritmo RANSAC. Per calcolare la curvatura locale, è stato necessario stimare dapprima le normali di ogni punto nella nuvola, con la funzione *estimate_normals* di *Open3D*, che utilizza l'analisi locale dei vicini tramite il metodo statistico PCA (*Principal Component Analysis*) per determinare il piano tangente alla superficie locale e definisce la normale come vettore perpendicolare a tale piano, fornendo informazioni fondamentali sull'orientamento delle superfici.

In questo caso, è stato adottato un raggio di ricerca di 0,2 m e un massimo di 30 punti vicini, parametri ottimizzati per assicurare una stima affidabile. Dopo aver ottenuto le normali, la curvatura è stata calcolata utilizzando il prodotto scalare tra le normali e un vettore verticale che rappresenta l'asse z. Questa operazione consente di valutare quanto una superficie si discosti da un piano ideale. Successivamente, è stata applicata una soglia di 0,20 (valore

Fig. 5. Porzione di nuvola di punti rimanente dopo i processi di segmentazione *model-fitting* e di *unsupervised learning* (elaborazione degli autori).

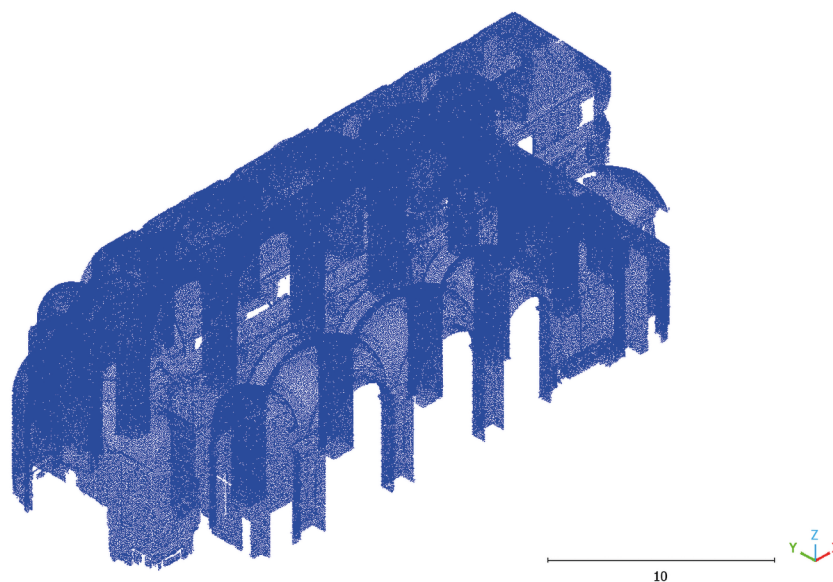
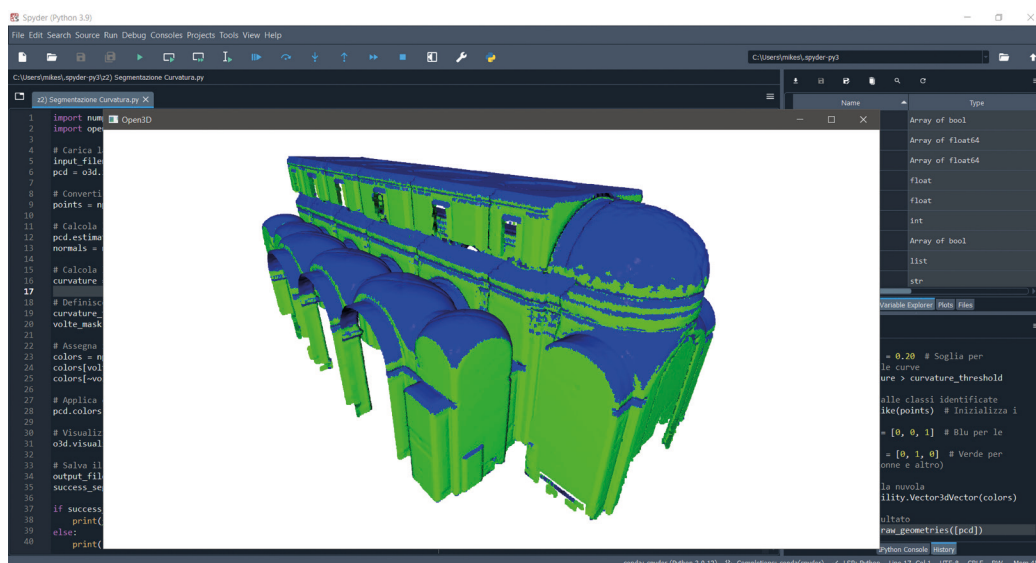


Fig. 6. Visualizzazione in ambiente *Python* della struttura segmentata della chiesa mediante l'analisi della curvatura (strutture voltate in blu; resto della struttura in verde) (elaborazione degli autori).



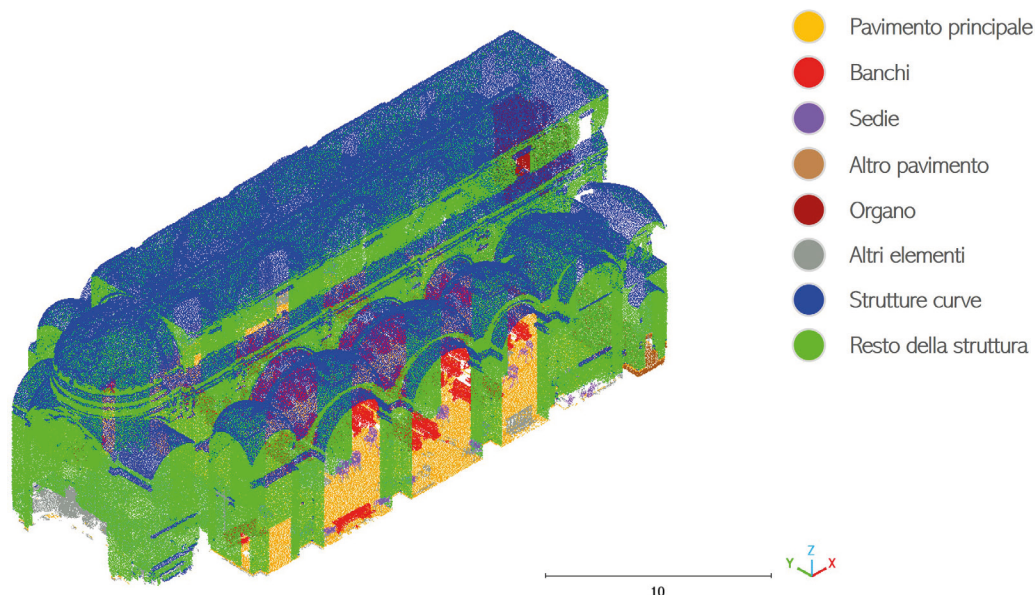
adimensionale) per identificare le superfici curve: le aree con valori superiori a questa soglia indicano una curvatura significativa, e vengono colorate in blu, mentre tutte le altre aree, considerate relativamente piatte, sono colorate in verde (fig. 6).

Risultati

L'approccio metodologico presentato ha dimostrato una significativa efficacia nel trattamento delle nuvole di punti, consentendo una segmentazione accurata degli elementi architettonici della chiesa oggetto di studio (fig. 7).

L'applicazione dell'algoritmo RANSAC per la segmentazione del pavimento, identificato come piano dominante, ha fornito un riferimento robusto e affidabile. Contestualmente, l'impiego dell'apprendimento non supervisionato tramite l'algoritmo DBSCAN ha facilitato l'identificazione di *cluster* di oggetti variabili, consentendo l'eliminazione di elementi superflui dalla scena e ottimizzando le successive elaborazioni.

Fig. 7. Risultato dell'intero processo di segmentazione semantica della nuvola di punti (elaborazione degli autori).



Un aspetto innovativo di questo approccio è rappresentato dall'analisi della curvatura, che ha permesso di distinguere con grande rigore le superfici voltate, gli archi, la semi-cupola e i relativi pennacchi. Tuttavia, è importante notare che tale metodologia presenta delle limitazioni, in quanto identifica anche elementi curvi non direttamente associabili alle coperture voltate, quali modanature e cornici.

Questa caratteristica conduce a una segmentazione priva di etichettatura per gli elementi singoli, una problematica che può essere affrontata attraverso l'uso combinato di *scalar fields*, interventi manuali o altre tecniche avanzate di IA, al fine di migliorare la precisione dei risultati. Inoltre, si riscontra un errore significativo nella classificazione del soffitto e di altri dettagli minori, che sono stati erroneamente identificati come curvi anziché come superfici planari. Questa discrepanza può essere attribuita a una soglia di curvatura inadeguata o a una gestione non ottimale dei calcoli. In questo caso è opportuno rivedere e ottimizzare i valori utilizzati, oppure considerare l'implementazione di approcci alternativi, come il metodo RANSAC, al fine di migliorare l'accuratezza della segmentazione. Pertanto, si raccomanda di condurre test preliminari per garantire una selezione precisa dei parametri, poiché le scelte effettuate in questa fase hanno un impatto significativo sui risultati finali.

Conclusioni e sviluppi futuri

L'approccio proposto offre un elevato potenziale di estensione per la rappresentazione in ambiente CAD e HBIM, utilizzando, ad esempio, algoritmi per definire contorni geometrici che costituiscono una base per la vettorializzazione e supportando la creazione di superfici complesse, alle quali è possibile associare elementi parametrici.

In questa prospettiva, la segmentazione automatica e i modelli di IA a supporto del processo *Scan-to-BIM* non si configurano soltanto come una procedura tecnica, ma assumono i tratti di una *èkphrasis* digitale, in cui la descrizione algoritmica delle forme si trasforma in rappresentazione analitica e sensibile dello spazio architettonico. Il linguaggio computazionale, proseguendo e ampliando la tradizione descrittiva del Disegno, si afferma così come strumento critico e operativo per la conoscenza e la valorizzazione del patrimonio costruito.

Riferimenti bibliografici

- Battini, C., Ferretti, U., De Angelis, G., Pierdicca, R., Paolanti, M., Quattrini, R. (2024). Automatic generation of synthetic heritage point clouds: Analysis and segmentation based on shape grammar for historical vaults. In *Journal of Cultural Heritage*, 66, pp. 37-47. <https://doi.org/10.1016/j.culher.2023.10.003>
- Biswas, H. K. (2016). *Planning for scanning in construction: Optimizing 3D laser scanning operations using building information modelling and a novel specification on surface scanning completeness*. MPhil thesis, Heriot-Watt University. Heriot-Watt University Institutional Repository.
- Buldo, M., Agustín-Hernández, L., Verdoscia, C. (2024). Semantic Enrichment of Architectural Heritage Point Clouds Using Artificial Intelligence: The Palacio de Sástago in Zaragoza, Spain. In *Heritage*, 7(12), pp. 6938-6965. <https://doi.org/10.3390/heritage7120321>.
- Buldo, M., Agustín-Hernández, L., Verdoscia, C., Tapolare, R. (2023). A Scan-to-BIM workflow proposal for Cultural Heritage. Automatic point cloud segmentation and parametric-adaptive modelling of vaulted systems. In *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 48(M2), pp. 333-340.
- Escudero, P.A., López González, M. C., García Valdecabres, J. L. (2024). Optimising Floor Plan Extraction: Applying DBSCAN and K-Means in Point Cloud Analysis of Valencia Cathedral. In *Heritage*, 7(10), pp. 5787-5799. <https://doi.org/10.3390/heritage7100272>.
- Ester, M., Kriegel, H.-P., Sander, J., Xu, X. (1996). A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise. In *2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96)*, pp. 226-231.
- Fischler, M.A., Bolles, R. C. (1981). Random sample consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography. In *Communications of the ACM*, 24(6), pp. 381-395. <https://doi.org/10.1145/358669.358692>.
- Ge, C. (2024). The review of AI and cultural heritage protection-Taking the whole process of cultural heritage protection as an example. In *Applied and Computational Engineering*, 71(1), pp. 137-143. <https://doi.org/10.54254/2755-2721/71/20241666>.
- Grilli, E., Poux, F., Remondino, F. (2021). Unsupervised Object-Based Clustering in Support of Supervised Point-Based 3D Point Cloud Classification. In *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 43(B2), pp. 471-478.
- Kang, J., Chen, N., Li, M., Mao, S., Zhang, H., Fan, Y., Liu, H. (2024). A Point Cloud Segmentation Method for Dim and Cluttered Underground Tunnel Scenes Based on the Segment Anything Model. In *Remote Sensing*, 16(97). <https://doi.org/10.3390/rs16010097>.
- Lanzara, E., Samper, A., Herrera, B. (2019). Point Cloud Segmentation and Filtering to Verify the Geometric Genesis of Simple and Composed Vaults. In *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 42(2W15), pp. 645-652.
- Matrone, F., Felicetti, A., Paolanti, M., Pierdicca, R. (2023). Explaining AI: Understanding Deep Learning Models for Heritage Point Clouds. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 10(M1), pp. 207-214.
- Otranto, G., Lavermicocca, N., Magistrale, F., Battista, P., Gelao, C., Battisti, A., Desantis, G., Giuranna, R. (1987). *L'Antica Maggiore Chiesa di Triggiano. Prime Testimonianze*. Bari: Levante Editori.
- Schnabel, R., Wahl, R., Klein, R. (2007). Efficient RANSAC for point-cloud shape detection. In *Computer Graphics Forum*, 26(2), pp. 214-226. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8659.2007.01016.x>.
- Teruggi, S., Grilli, E., Russo, M., Fassi, F., Remondino, F. (2020). A Hierarchical Machine Learning Approach for Multi-Level and Multi-Resolution 3D Point Cloud Classification. In *Remote Sensing*, 12(16). <https://doi.org/10.3390/rs12162598>.
- Tiribelli, S., Pansoni, S., Frontoni, E., Giovanola, B. (2024). Ethics of Artificial Intelligence for Cultural Heritage: Opportunities and Challenges. In *IEEE Transactions on Technology and Society*, 5(3), pp. 293-305. <https://doi.org/10.1109/TTS.2024.3432407>.
- Yang, S., Hou, M., Li, S. (2023). Three-Dimensional Point Cloud Semantic Segmentation for Cultural Heritage: A Comprehensive Review. In *Remote Sensing*, 15(3), pp. 1-25. <https://doi.org/10.3390/rs15030548>.
- Yang, S., Xu, S., & Huang, W. (2022). 3D Point Cloud for Cultural Heritage: A Scientometric Survey. In *Remote Sensing*, 14(5542), pp. 1-25. <https://doi.org/10.3390/rs14215542>.
- Zhang, R., Wu, Y., Jin, W., Meng, X. (2023). Deep-Learning-Based Point Cloud Semantic Segmentation: A Survey. In *Electronics*, 12(17), pp. 1-25. <https://doi.org/10.3390/electronics12173642>.
- Zhao, J., Hua, X., Yang, J., Yin, L., Liu, Z., Wang, X. (2023). A Review of Point Cloud Segmentation of Architectural Cultural Heritage. In *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 10(1/W1), pp. 247-254.

Autori

Michele Buldo, Politecnico di Bari, michele.buldo@poliba.it
Riccardo Tapolare, Politecnico di Bari, riccardo.tapolare@poliba.it
Nicola Rossi, Politecnico di Bari, n.rossi@phd.poliba.it
Cesare Verdoscia, Politecnico di Bari, cesare.verdoscia@poliba.it

Per citare questo capitolo: Michele Buldo, Riccardo Tapolare, Nicola Rossi, Cesare Verdoscia (2025). Segmentazione di nuvole di punti con tecniche di model-fitting, Intelligenza Artificiale e curvatura locale. In L. Carlevaris et al. (a cura di), *èkphrasis. Descrizioni nello spazio della rappresentazione/èkphrasis. Descriptions in the space of representation*. Atti del 46° Convegno Internazionale dei Docenti delle Discipline della Rappresentazione. Milano: FrancoAngeli, pp. 3553-3568. DOI: 10.3280/oa-1430-c939.

Point Cloud Segmentation Using Model-Fitting, Artificial Intelligence and Local Curvature Techniques

Michele Buldo
Riccardo Tավոլare
Nicola Rossi
Cesare Verdoscia

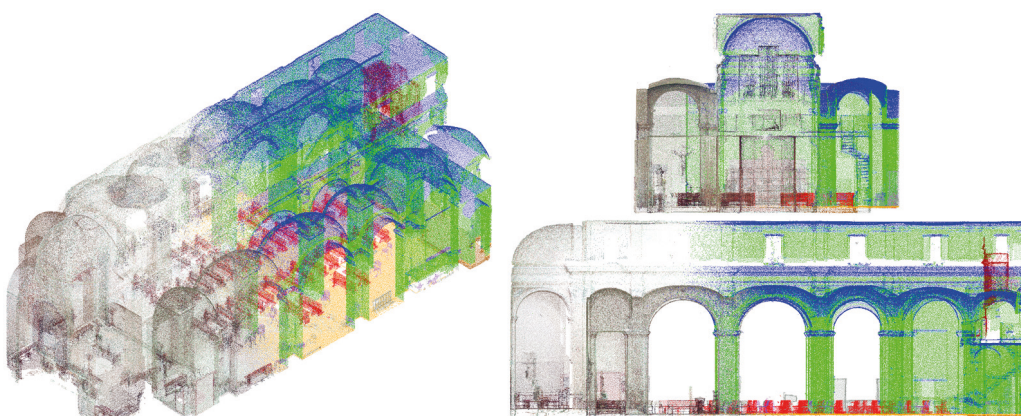
Abstract

Semantic segmentation and point cloud classification within the context of Cultural and Architectural Heritage have become key topics of investigation in recent years, particularly due to advancements in Artificial Intelligence. While 3D data, acquired through methods such as laser scanning and photogrammetry, enable the generation of highly detailed representations of sculptures, buildings, and archaeological sites, they also present significant challenges in accurately distinguishing various architectural and structural components.

This study proposes the development of an advanced methodological workflow, implemented in Python, which integrates well-established algorithms for model fitting (RANSAC), unsupervised learning as clustering (DBSCAN), and the analysis of geometric curvature within point clouds. The approach is fully automated and requires no manual pre-training, enabling the segmentation of elements such as pavement, benches, chairs, columns, vaults, and others through a clearly defined sequence of operations and precise parameter settings. The results obtained from this framework, applied to the study of the interior layout of an apulian church, are transferable to other case studies, adaptable to the specific needs of the user, and provide a solid foundation for future developments in computational representation, with potential applications in CAD or HBIM environments.

Keywords

Architectural Heritage, Point Cloud Segmentation, Model-Fitting, Artificial Intelligence, Local Curvature.



Automatic segmentation of the point cloud using a multi-criteria approach.

Introduction and research goals

Point cloud segmentation techniques applied to Architectural Heritage, encompass a variety of strategies, including those based on geometric rules, model-fitting algorithms, region-growing, and approaches supported by Artificial Intelligence (AI) [Yang *et al.* 2022, pp. 1-25; Yang *et al.* 2023, pp. 1-25; Zhang *et al.* 2023, pp. 1-25; Zhao *et al.* 2023, pp. 247-254]. Each method presents advantages and limitations influenced by the geometric features and the quality of the acquired data. Notably, techniques that leverage the embedded properties of point clouds –such as planarity, curvature, and density– can prove particularly effective in contexts featuring regular geometries.

An illustrative example is the RANSAC (Random Sample Consensus) algorithm, which employs an iterative process of random selection of subsets of points to fit geometric models, such as planes, spheres, and cylinders, to the point clouds [Fischler; Bolles 1981, pp. 381-395; Schnabel *et al.* 2007, pp. 214-226]. However, RANSAC may exhibit reduced accuracy when analysing complex geometries, such as architectural vaults, which necessitate more sophisticated segmentation strategies [Lanzara *et al.* 2019, pp. 645-652; Buldo *et al.* 2023, pp. 333-340; Battini *et al.* 2024, pp. 37-47].

Concurrently, unsupervised learning algorithms, such as DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise), facilitate the segmentation of point clouds based on local density, distinguishing high-density regions, regarded as clusters, from low-density areas, which are classified as noise [Ester *et al.* 1996, pp. 226-231]. This approach is instrumental in isolating distinct elements from the main structure and in reducing noise within the data, proving effective for the extraction of floor plans of historical buildings, particularly when combined with other algorithms, such as *K-Means* [Escudero *et al.* 2024, pp. 5787-5799].

In recent years, the advent of AI has fundamentally transformed point cloud segmentation, enabling advanced semantic segmentation through supervised machine learning algorithms [Grilli *et al.* 2021, pp. 471-478; Buldo *et al.* 2024, pp. 6938-6965] and deep learning convolutional neural networks, such as *PointNet* and *PointNet++* [Teruggi *et al.* 2020; Matrone *et al.* 2023, pp. 207-214] or the Segment Anything Model (SAM) [Kang *et al.* 2024].

These approaches autonomously learn the distinctive characteristics of architectural structures, resulting in accurate segmentations. However, their application is constrained by the necessity for specific training datasets and substantial computational capabilities, factors that limit their adoption within the context of Cultural Heritage, characterised by morphological variations and heterogeneous conservation states.

Furthermore, the utilisation of AI-based techniques raises ethical concerns regarding the transparency and interpretability of results, as well as the risk of bias within training datasets, which could compromise the accuracy and impartiality of automated decision-making processes [Ge 2024, pp. 137-143; Tiribelli *et al.* 2024, pp. 293-305].

In this context, the concept of *èkphrasis* offers an intriguing perspective on point cloud segmentation, perceiving it not merely as a technical endeavour, but as a descriptive process that renders architectural complexity comprehensible. Through the analysis and classification of forms, segmentation contributes to the creation of a structured representation of space, enhancing understanding and documentation while becoming part of a visual narrative that enriches digital models.

The primary objective of this research is the design and development of an automated methodological workflow for semantic segmentation of point clouds, conceived to operate without the need for specific training, as is typically required in conventional supervised learning approaches. To this end, an algorithmic procedure has been implemented in a *Python* environment, aimed at the automatic extraction of architectural elements from the Church of Saint Mary Veteran in Triggiano (Apulia Region, Italy).

This church (fig. 1), built at the end of the 16th century on the remains of an early medieval basilica, features a three-nave plan separated by quadrangular pillars. The lateral naves are vaulted, while the central nave is defined by an apse with a semi-dome and covered by a finely decorated coffered ceiling. Externally, the white stone façade is vertically divided into three sections by three pediments –two curved and one central triangular. It also features

two lateral portals surmounted by small rose windows, a larger central portal framed by two tall Corinthian columns supporting a round arch, and a prominent central rose window [Otranto et al. 1987].



Fig. 1. The Church of Saint Mary Veteran in Triggiano. Left: point cloud of the internal structure; right: main façade of the church (elaboration by the authors).

Methodology

The methodological approach is grounded in a sequential segmentation strategy of the point cloud pertaining to the interior of the church, aimed at identifying objects and architectural elements, such as pavements, furnishings, vaulted and curved structures, to achieve a semantic discretisation of the acquired data that can support applications in CAD (Computer-Aided Design) and HBIM (Heritage Building Information Modelling).

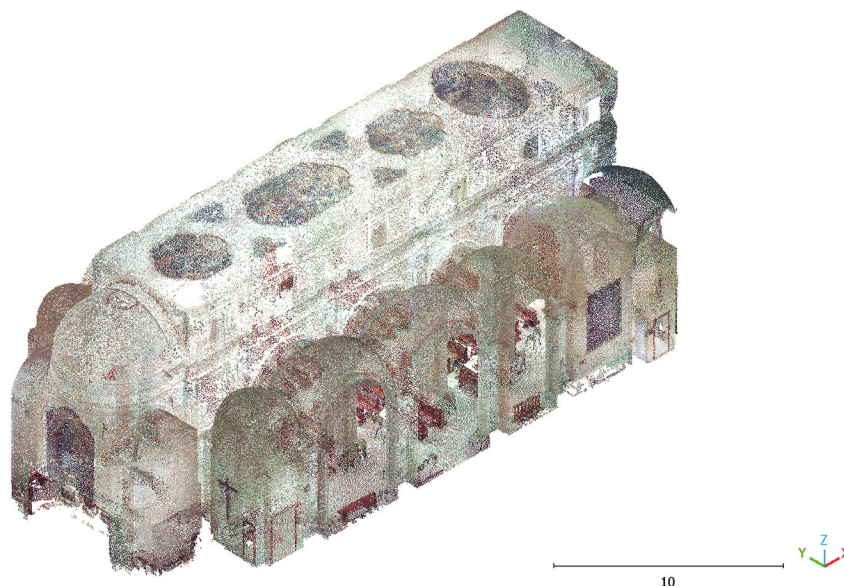
The foundational dataset comprises a point cloud generated by a CAM2® FARO Focus 3D 120 terrestrial laser scanner, produced through a survey conducted from 23 different positions. The acquisition planning was carried out according to criteria designed to minimise shadow areas and optimise scanning angles, with the goal of ensuring comprehensive coverage (Level of Completeness) [Biswas 2016] and uniform resolution of the surveyed surface. To optimise the computational management of the processing data, the raw point cloud was initially subjected to a noise removal process using a *Statistical Outlier Removal* (SOR) filter within the open-source software *CloudCompare*. It was subsequently downsampled with a sampling step of 0.04 m, resulting in a final dataset composed of 968,182 points (fig. 2).

Starting from the downsampled data, the entire workflow was developed within the *Spyder* environment using the *Python* programming language, utilising libraries such as *NumPy*, *Open3D*, and *scikit-learn*. The process was primarily divided into three phases: the first phase involved the segmentation of the pavement using the RANSAC algorithm; the second phase concerned the segmentation of isolated elements (such as pews, chairs, and other objects) employing the DBSCAN algorithm; and finally, the last phase focused on the segmentation of vaulted structures through an analysis of the local curvature of the points.

The segmentation of the point cloud was first executed to isolate the main pavement, a key element for subsequent analyses and usable as a reference for creating technical documentation with CAD software.

In this context, the RANSAC algorithm was selected for its robustness in identifying geometric models within the point cloud. Through an iterative process that randomly selects a subset of points, the primary planar surface of the scene was identified, namely the dom-

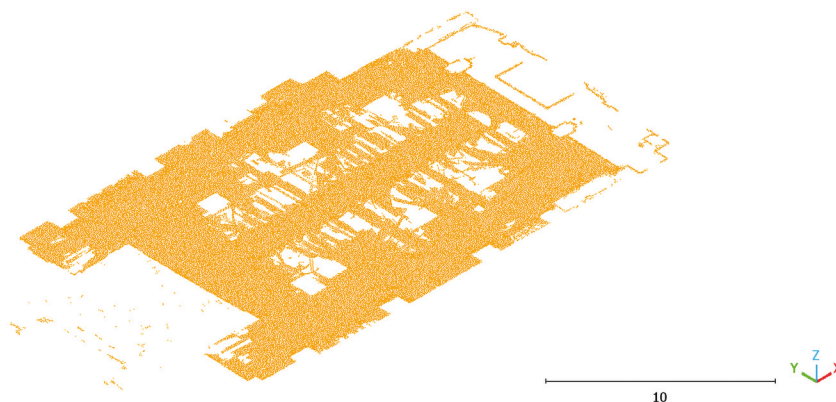
Fig. 2. Internal point cloud of the church (elaboration by the authors).



inant plane that best represents the extent of the pavement. This plane is described by a geometric model, whose equation defines the area that best approximates the detected points, regarded as inliers, while those points that lie outside, belonging to objects or elements not on the plane, are recognised as outliers.

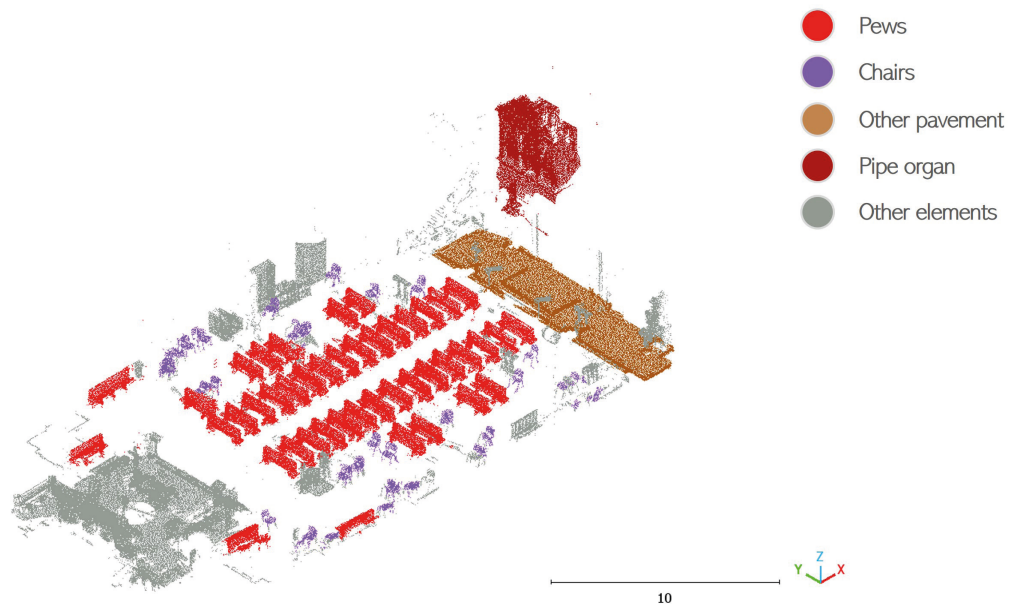
For the RANSAC implementation, several key parameters were defined. The tolerance (*distance_threshold*), understood as the maximum acceptable distance between the points and the estimated plane, was set to 0.05 m, taking into consideration the resolution of the point cloud and defining a value that ensured sufficient flexibility. A lower value could have resulted in the exclusion of valid points due to minor floor irregularities, whereas a higher value could have led to less precise segmentation. The number of points necessary to calculate the plane (*ransac_n*) was set to 3, as this is sufficient to define a plane in three-dimensional space. The maximum number of iterations (*num_iterations*) was fixed at 1000, allowing the algorithm to extensively explore possible configurations and increase the probability of achieving the expected result (fig. 3). This latter value was determined based on a testing phase, during which it was observed that a greater number of iterations increases the likelihood of converging on a robust solution, especially in scenarios characterised by high noise levels or heterogeneous data. The next step involved the analysis of the remaining points. In this context, the DBSCAN algorithm was employed for clustering the furnishings. The choice of this AI algorithm was based on its ability to identify groups

Fig. 3. Segmentation of the main church pavement using the RANSAC algorithm (elaboration by the authors).



(clusters) of variable density and to effectively manage noise. For the algorithm's parameters, the epsilon (ϵ), defined as the proximity threshold between points for them to be considered within the same cluster, was set to 0.1 m. A higher value could have resulted in the merging of points belonging to distinct clusters, while a lower value could generate an excessive number of clusters, many of which would not accurately represent complete objects. Additionally, the minimum number of points required for a set to be considered a cluster was established at 11 ($min_samples$), allowing smaller objects to be recognised. Following the application of DBSCAN, the algorithmic script enabled the extraction and utilisation of the cluster labels to colour the point cloud. Consequently, each cluster was assigned a distinctive colour, while points deemed noise, marked with the label -1, were coloured black. This clear and intuitive visualisation facilitates the easy identification of the various objects present in the point cloud, thereby aiding in the interpretation of results and the subsequent analysis, which involved manual refinement of the labelling into separate groups of elements (fig. 4). Following the clustering of the objects, a local curvature analysis of the points on the remaining portion of the point cloud was conducted (fig. 5) to facilitate the segmentation of elements with complex geometries, such as the vaulted structures of the lateral chapels.

Fig. 4. Segmentation of isolated objects on the main pavement using the DBSCAN algorithm and class labelling (elaboration by the authors).



Curvature serves as a fundamental parameter in the description of surface geometry. For this reason, it was selected to discretise the data and to address potential errors arising from the complexities associated with the parametric management of the RANSAC algorithm.

To compute local curvature, it was first essential to estimate the normals of each point within the point cloud, employing the *estimate_normals* function from *Open3D*. This function utilises local neighbour analysis through the statistical method of *Principal Component Analysis* (PCA) to ascertain the tangent plane to the local surface. The normal vector, defined as perpendicular to this plane, provides critical information regarding the orientation of the surfaces. In this study, a search radius of 0.2 m and a maximum of 30 neighbouring points were established, with these parameters optimised to ensure a robust estimation. Upon obtaining the normals, curvature was calculated using the dot product between the normal vectors and a vertical vector representing the z-axis. This operation enables the assessment of how much a surface deviates from an ideal plane. Subsequently, a threshold value of 0.2 (dimensionless) was implemented to identify curved surfaces: areas exhibiting values above this threshold are indicative of significant curvature and are visualised in blue, while all other areas, regarded as relatively flat, are rendered in green (fig. 6).

Fig. 5. Portion of the point cloud remaining after model-fitting segmentation processes and unsupervised learning (elaboration by the authors).

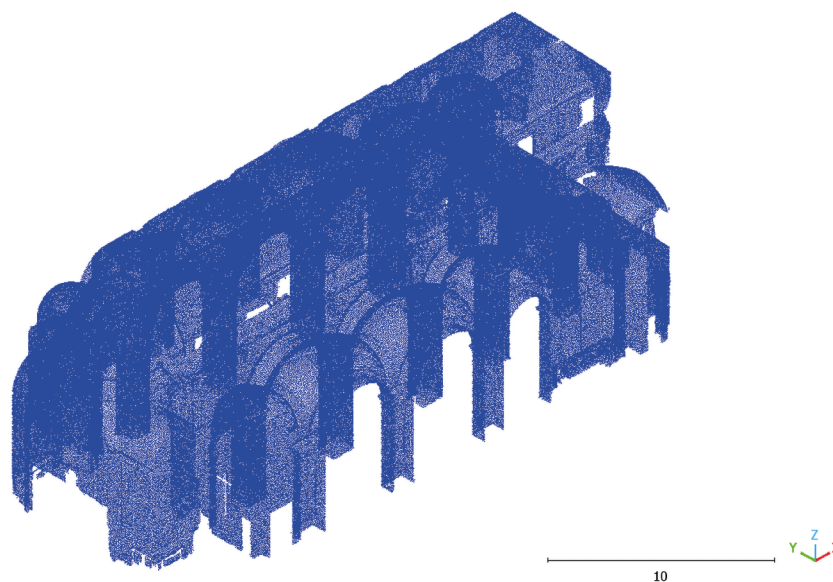
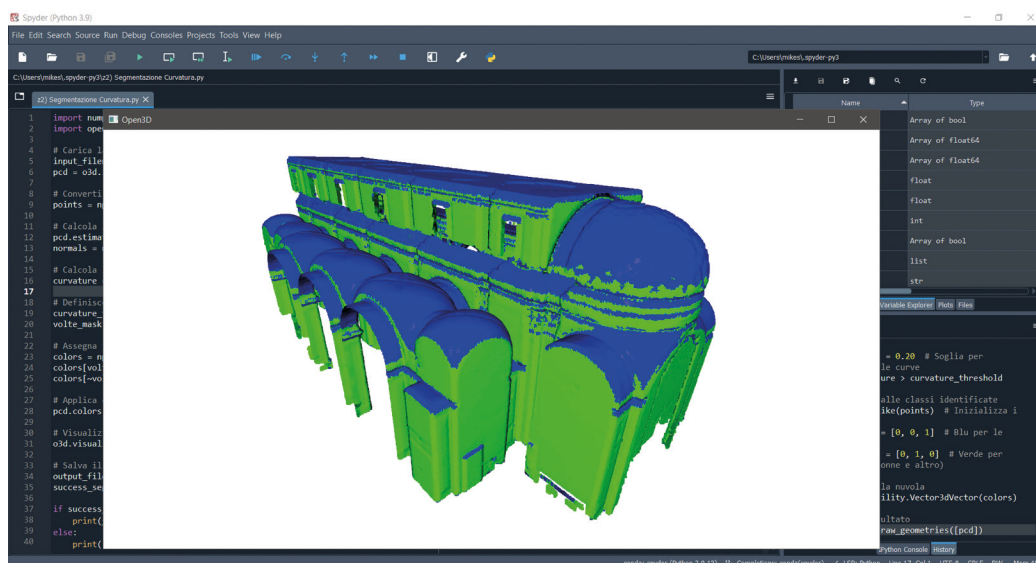


Fig. 6. Visualisation in the Python environment of the segmented structure of the church through curvature analysis (curved structures in blue; remaining structure in green) (elaboration by the authors).



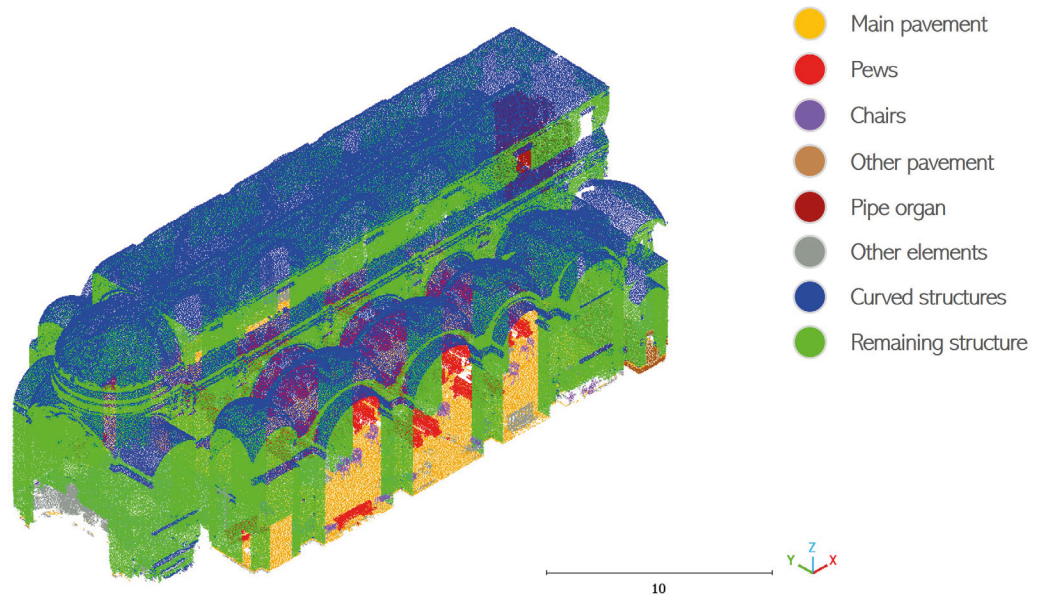
Results

The methodological framework outlined herein has proven highly effective in processing point clouds, enabling accurate segmentation of the architectural elements within the church under examination (fig. 7). The application of the RANSAC algorithm for pavement segmentation, identified as the dominant plane, yielded a robust and reliable reference.

Simultaneously, the employment of unsupervised learning through the DBSCAN algorithm facilitated the identification of variable object clusters, effectively eliminating extraneous elements from the scene and optimising subsequent analyses.

A particularly innovative facet of this approach is the analysis of curvature, which allows for a meticulous distinction between vaulted surfaces, arches, the semi-dome, and their corresponding pendentives. However, it is essential to acknowledge that this methodology has certain limitations, as it may also identify curved elements that are not directly associated

Fig. 7. Result of the entire semantic segmentation process of the point cloud (elaboration by the authors).



with the vaulted ceilings, such as moldings and cornices. This leads to a lack of labelling for individual components, a challenge that can be mitigated through the combined application of scalar fields, manual adjustments, or other advanced AI techniques to enhance the accuracy of the results.

Additionally, a significant error has been observed in the classification of the ceiling and other minor details, which were incorrectly identified as curved instead of planar surfaces. This discrepancy may arise from an insufficient curvature threshold or suboptimal management of calculations. In such instances, it is prudent to reassess and optimise the parameters employed or consider alternative methodologies, such as the RANSAC method, to enhance segmentation accuracy. Thus, conducting preliminary tests is advisable to ensure precise parameter selection, as the decisions made at this stage greatly influence the final outcomes.

Conclusions and future developments

The proposed approach offers significant potential for extension in CAD and HBIM environments, using algorithms to define geometric contours that serve as a foundation for vectorisation, while also supporting the creation of complex surfaces to which parametric elements can be associated.

In this perspective, automatic segmentation and AI models supporting the scan-to-BIM process are not merely technical procedures but take on the characteristics of a digital *ékphrasis*, where the algorithmic description of forms transforms into an analytical and sensitive representation of architectural space. Computational language, evolving from and amplifying the descriptive tradition of Drawing, thus establishes itself as a critical and operational tool for the knowledge and enhancement of built Heritage.

Reference List

- Battini, C., Ferretti, U., De Angelis, G., Pierdicca, R., Paolanti, M., Quattrini, R. (2024). Automatic generation of synthetic heritage point clouds: Analysis and segmentation based on shape grammar for historical vaults. In *Journal of Cultural Heritage*, 66, pp. 37-47. <https://doi.org/10.1016/j.culher.2023.10.003>
- Biswas, H. K. (2016). *Planning for scanning in construction: Optimizing 3D laser scanning operations using building information modelling and a novel specification on surface scanning completeness*. MPhil thesis, Heriot-Watt University. Heriot-Watt University Institutional Repository.
- Buldo, M., Agustín-Hernández, L., Verdoscia, C. (2024). Semantic Enrichment of Architectural Heritage Point Clouds Using Artificial Intelligence: The Palacio de Sástago in Zaragoza, Spain. In *Heritage*, 7(12), pp. 6938-6965. <https://doi.org/10.3390/heritage7120321>.
- Buldo, M., Agustín-Hernández, L., Verdoscia, C., Tavolare, R. (2023). A Scan-to-BIM workflow proposal for Cultural Heritage. Automatic point cloud segmentation and parametric-adaptive modelling of vaulted systems. In *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 48(M2), pp. 333-340.
- Escudero, P.A., López González, M. C., García Valdecabres, J. L. (2024). Optimising Floor Plan Extraction: Applying DBSCAN and K-Means in Point Cloud Analysis of Valencia Cathedral. In *Heritage*, 7(10), pp. 5787-5799. <https://doi.org/10.3390/heritage7100272>.
- Ester, M., Kriegel, H.-P., Sander, J., Xu, X. (1996). A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise. In *2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96)*, pp. 226-231.
- Fischler, M.A., Bolles, R. C. (1981). Random sample consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography. In *Communications of the ACM*, 24(6), pp. 381-395. <https://doi.org/10.1145/358669.358692>.
- Ge, C. (2024). The review of AI and cultural heritage protection-Taking the whole process of cultural heritage protection as an example. In *Applied and Computational Engineering*, 71(1), pp. 137-143. <https://doi.org/10.54254/2755-2721/71/20241666>.
- Grilli, E., Poux, F., Remondino, F. (2021). Unsupervised Object-Based Clustering in Support of Supervised Point-Based 3D Point Cloud Classification. In *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 43(B2), pp. 471-478.
- Kang, J., Chen, N., Li, M., Mao, S., Zhang, H., Fan, Y., Liu, H. (2024). A Point Cloud Segmentation Method for Dim and Cluttered Underground Tunnel Scenes Based on the Segment Anything Model. In *Remote Sensing*, 16(97). <https://doi.org/10.3390/rs16010097>.
- Lanzara, E., Samper, A., Herrera, B. (2019). Point Cloud Segmentation and Filtering to Verify the Geometric Genesis of Simple and Composed Vaults. In *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 42(2W15), pp. 645-652.
- Matrone, F., Felicetti, A., Paolanti, M., Pierdicca, R. (2023). Explaining AI: Understanding Deep Learning Models for Heritage Point Clouds. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 10(M1), pp. 207-214.
- Otranto, G., Lavermicocca, N., Magistrale, F., Battista, P., Gelao, C., Battisti, A., Desantis, G., Giuranna, R. (1987). *L'Antica Maggiore Chiesa di Triggiano. Prime Testimonianze*. Bari: Levante Editori.
- Schnabel, R., Wahl, R., Klein, R. (2007). Efficient RANSAC for point-cloud shape detection. In *Computer Graphics Forum*, 26(2), pp. 214-226. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8659.2007.01016.x>.
- Teruggi, S., Grilli, E., Russo, M., Fassi, F., Remondino, F. (2020). A Hierarchical Machine Learning Approach for Multi-Level and Multi-Resolution 3D Point Cloud Classification. In *Remote Sensing*, 12(16). <https://doi.org/10.3390/rs12162598>.
- Tiribelli, S., Pansoni, S., Frontoni, E., Giovanola, B. (2024). Ethics of Artificial Intelligence for Cultural Heritage: Opportunities and Challenges. In *IEEE Transactions on Technology and Society*, 5(3), pp. 293-305. <https://doi.org/10.1109/TTTS.2024.3432407>.
- Yang, S., Hou, M., Li, S. (2023). Three-Dimensional Point Cloud Semantic Segmentation for Cultural Heritage: A Comprehensive Review. In *Remote Sensing*, 15(3), pp. 1-25. <https://doi.org/10.3390/rs15030548>.
- Yang, S., Xu, S., & Huang, W. (2022). 3D Point Cloud for Cultural Heritage: A Scientometric Survey. In *Remote Sensing*, 14(5542), pp. 1-25. <https://doi.org/10.3390/rs14215542>.
- Zhang, R., Wu, Y., Jin, W., Meng, X. (2023). Deep-Learning-Based Point Cloud Semantic Segmentation: A Survey. In *Electronics*, 12(17), pp. 1-25. <https://doi.org/10.3390/electronics12173642>.
- Zhao, J., Hua, X., Yang, J., Yin, L., Liu, Z., Wang, X. (2023). A Review of Point Cloud Segmentation of Architectural Cultural Heritage. In *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 10(1/W1), pp. 247-254.

Authors

Michele Buldo, Politecnico di Bari, michele.buldo@poliba.it
Riccardo Tavolare, Politecnico di Bari, riccardo.tavolare@poliba.it
Nicola Rossi, Politecnico di Bari, n.rossi@phd.poliba.it
Cesare Verdoscia, Politecnico di Bari, cesare.verdoscia@poliba.it

To cite this chapter: Michele Buldo, Riccardo Tavolare, Nicola Rossi, Cesare Verdoscia (2025). Point Cloud Segmentation Using Model-Fitting, Artificial Intelligence, and Local Curvature Techniques. In L. Carlevaris et al. (Eds.), *èkphrasis. Descrizioni nello spazio della rappresentazione/èkphrasis. Descriptions in the space of representation*. Proceedings of the 46th International Conference of Representation Disciplines Teachers. Milano: FrancoAngeli, pp. 3553-3568. DOI: 10.3280/oa-1430-c939.