

20

Storage di point cloud

✓ Esempio di formato di file per point cloud: <filename>.xyz

Posizione del primo campione (x y z) Normale del primo campione (x y z)

```
-93.588310 384.453247 8.672122 -0.750216 0.605616 0.265339
-93.365311 384.456879 9.228838 -0.766408 0.558148 0.317947
-92.981407 384.595978 9.903000 -0.771328 0.544261 0.329898
-93.032166 384.662994 9.664095 -0.753935 0.579665 0.309145
-92.670418 384.707367 10.423333 -0.773636 0.510460 0.375390
-92.432343 384.866455 10.697584 -0.775882 0.504696 0.378535
-92.233391 384.935974 11.023732 -0.770233 0.538780 0.341258
-91.959816 384.952209 11.629505 -0.765533 0.534614 0.357975
-91.684883 385.122528 11.965501 -0.783344 0.499727 0.369656
-90.981750 385.299408 13.283755 -0.797000 0.474158 0.374119
-91.017151 385.362061 13.132144 -0.801652 0.457642 0.384600
-90.481400 385.523560 13.933455 -0.691992 0.589880 0.416160
-90.241745 385.597351 14.216219 -0.664425 0.625032 0.409725
-89.772568 385.683197 14.820392 -0.626528 0.653291 0.425056
-89.167023 385.833191 15.455617 -0.654831 0.640269 0.401562
-88.530830 386.009369 16.353712 -0.737686 0.498695 0.455108
-87.759621 386.192017 17.259428 -0.681486 0.572231 0.456211
-86.996521 386.357880 18.085392 -0.653592 0.574349 0.492890
-86.823006 386.214783 18.469635 -0.665109 0.533859 0.522135
-85.953079 386.573792 19.228466 -0.682286 0.524974 0.508810
...eccetera
```

22

Geometry Processing on point clouds

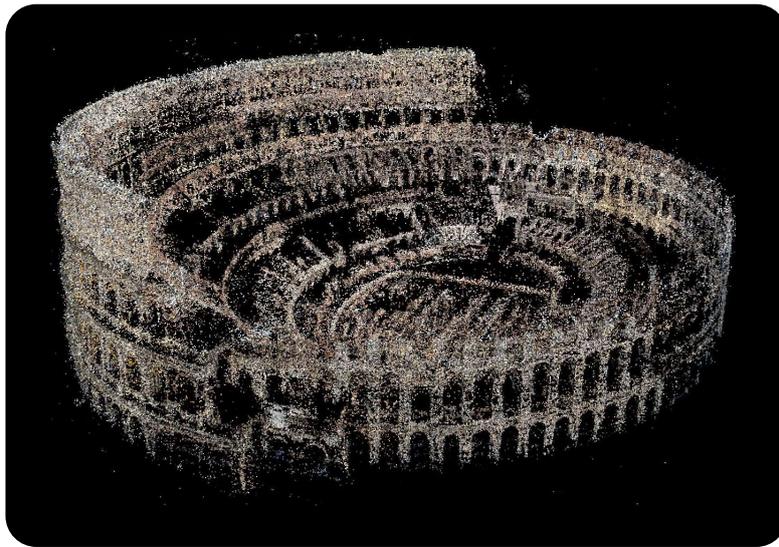
- ✓ Esistono tecniche di creazione di point cloud a partire da immagini
 - ⇒ Shape From Motion,
e
Photogrammetry
(problemi studiani in seno alla Computer Vision)
 - ⇒ Vedi lezione su acquisizione 3D

✓

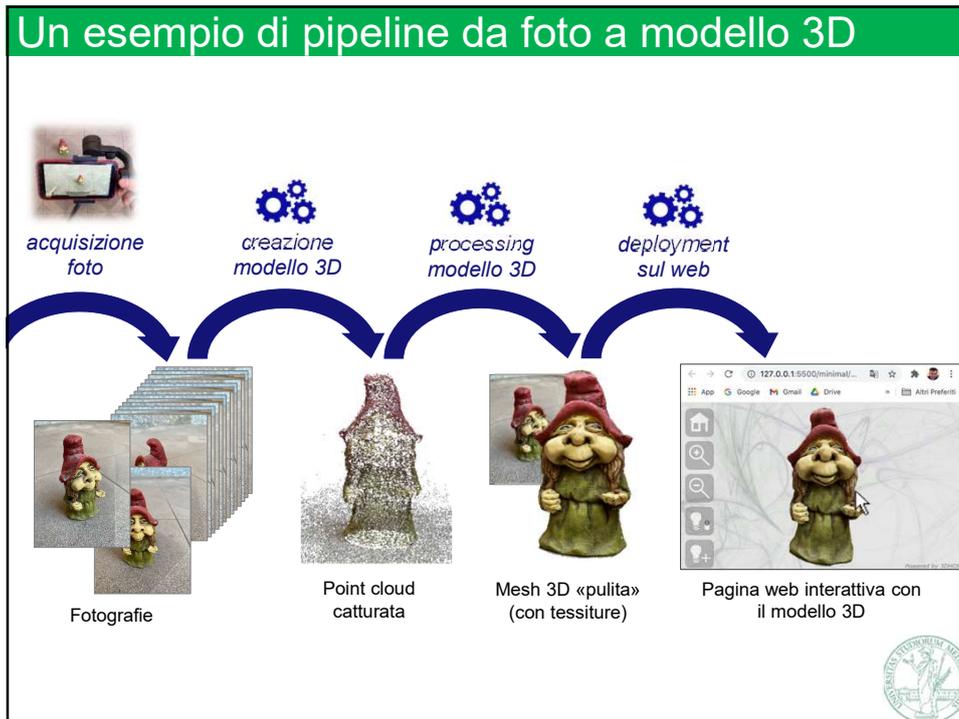


23

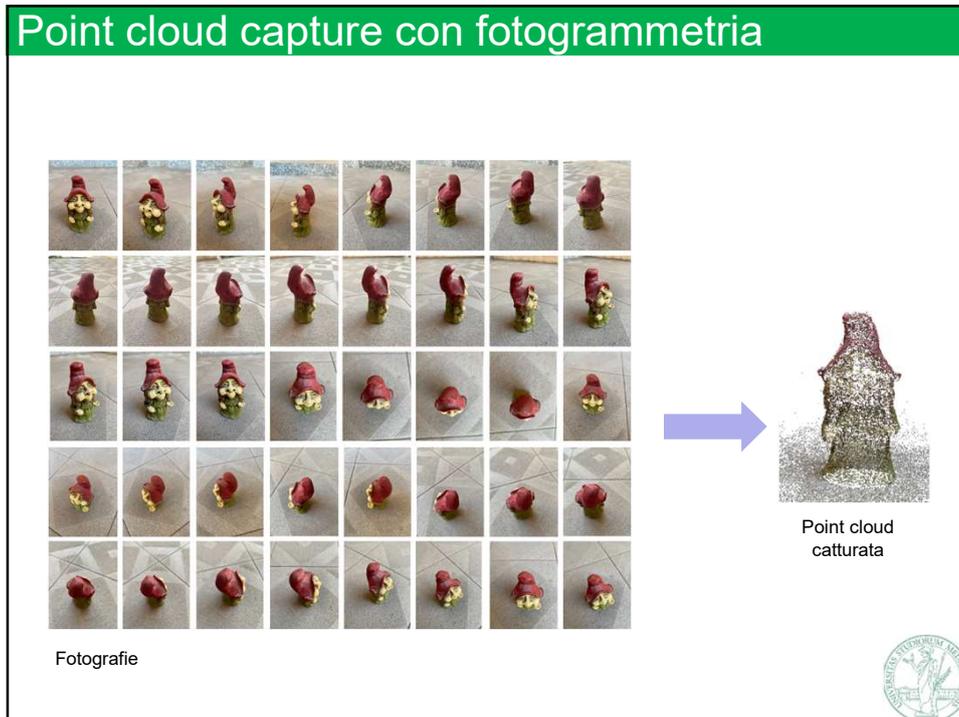
Una point cloud acquisita da fotografie



24



25



26

Software e strumenti esistenti

✓ Per cattura di point cloud:

✓ Un repository di point-clouds catturate:



<https://sketchfab.com/tags/point-cloud>



27

Software e strumenti esistenti

Per geometry-processing su point clouds



Point Cloud C++ Library

MeshLab

Cloud Compare

specializzato anche in range scans, un modello di dato che vedremo più tardi

vedi:
«Filters» → «Point Set»



28

Geometry Processing supoint clouds: surface offsetting

Cominciamo con un task semplice:

- ✓ Surface off-setting:
aggiungere un piccolo «offset» ad una superficie,
⇒ per es, per simulare l'aggiunta di un piccolo strato di vernice sull'oggetto, avente un piccolo spessore
- ✓ Come: spostare la posizione di ogni campione della point-cloud con di un fattore scalare k nella direzione della sua normale

$$\forall \mathbf{p}_i \in P : \mathbf{p}_i \leftarrow \mathbf{p}_i + k \cdot \hat{\mathbf{n}}$$

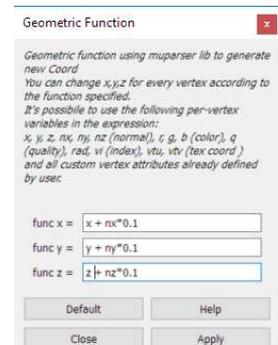
- ✓ (Qual'è la complessità algoritmica di questo procedimento?)



29

Esperimento in aula: surface offsetting (note)

- ✓ Saricare una point cloud dal sito del corso
- ✓ Scaricare, installare ed eseguire MeshLab
(vedere sito del corso per il link)
 - ⇒ File => import mesh...
 - ⇒ selezionare la pointcloud
 - ⇒ Filters => Smoothing, fairing and defor.
 - ⇒ Geometry Function
 - ⇒ Imettere i valori per applicare la formula
 - il punto \mathbf{p}_i ha coordinate (x,y,z)
 - la normale $\hat{\mathbf{n}}$ ha coordinate (nx,ny,nz)
 - come offset usiamo, in questo esempio, 0.1



30

Geometry Processing su point clouds: k-NN

- ✓ Un sotto-problema ricorrente:
trovare il **vicinato spaziale** di ogni vertice
 - ⇒ Cioè rispondere alla domanda:
dato un vertice, quali sono i vertici a lui più vicini?
 - ⇒ Molto del processing su point-cloud richiede di risolvere questo come sotto-problema
- ✓ Definizione del problema N.1:
 - ⇒ «dato un vertice i in posizione \mathbf{p}_i ,
trovare tutti i vertici j che siano in una posizione \mathbf{p}_j
entro una certa distanza d_{MAX} da \mathbf{p}_i »
 - ⇒ dove d_{MAX} è un parametron del problema
 - ⇒ (sapresti esprimere questa condizione con un'espressione dell'algebra di punti e vettori?)
- ✓ Questo modo di definire un vicinato ha molti problemi
 - ⇒ il valore d_{MAX} dipende dalla scala del modello (è *scale dependent*)
 - ⇒ non funziona bene con point cloud aventi una risoluzione adattiva (perché?)



32

Geometry Processing su point clouds: k-NN

- ✓ Definizione del problema N.2:
 - ⇒ dato un vertice i in posizione \mathbf{p}_i ,
trovare i k vertici più vicini a lui
 - ⇒ dove k è una parametro del problema: per es, 10, o 8
 - ⇒ questi k punti sono detti i **k nearest neighbors**
(in sigla: **k-NN**)
 - ⇒ Perché questo modo di definire un vicinato è molto più robusto?
(ed è quello adottato praticamente in ogni situazione)
- ✓ Problema: efficienza
 - ⇒ In ogni caso, risolvere questo task con tecniche «forza bruta»
non è efficiente
 - ⇒ «Forza bruta» (in questo caso) = testare tutti i campioni
 - ⇒ Trovare il vicinato di un punto: complessità lineare (con la risoluzione)
Trovare il vicinato di tutti i punti: complessità quadratica
 - ⇒ (vedi corso di algoritmi per la spiegazione di questi termini!)
 - ⇒ INFO: in CG, una complessità quadratica, è considerata proibitiva
 - ⇒ Sono necessarie tecniche algoritmiche più sofisticate (che non vedremo)



33

Geometry Processing su point clouds: stima delle normali

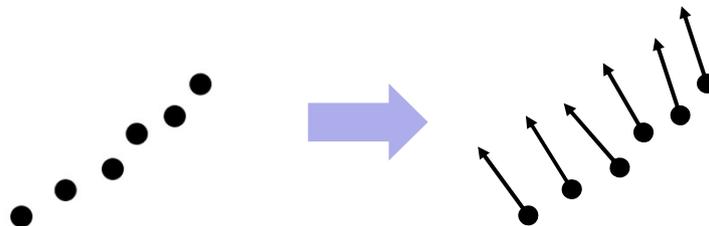
- ✓ Una point cloud può essere sprovvista di direzioni normali per ogni campione
- ✓ E' dunque necessario stimare le normali a partire dalle posizioni
 - ⇒ Vedremo, questo è un problema ricorrente anche con altri tipi di dato
- ✓ Come? (schema di una soluzione)
 - ⇒ Per ogni punto:
 1. trovare il suo vicinato (k-NN)
 2. trovare il piano passante per il suo vicinato («best fitting plane»)
 3. assegnare a quel punto la normale di quel piano
 - ⇒ Nota: un piano passa per tre punti, ma nessun piano in generale passa per $N > 3$ punti maggiore. Tuttavia, è possibile trovare il piano che *minimizza la distanza da N punti dati* (problema risolvibile usando l'algebra di punti e vettori)
 - ⇒ Nota: è necessario risolvere anche un'ambiguità di direzione: un piano ha due normali di segno opposto



35

Geometry Processing su point clouds: stima delle normali

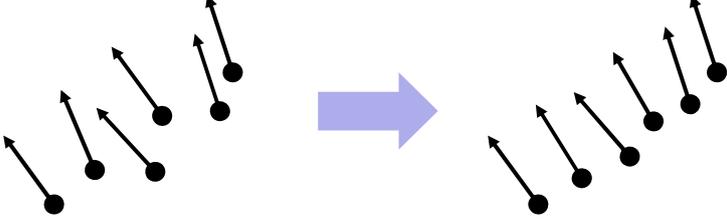
- ✓ Normal estimation on point clouds



36

Geometry Processing su point clouds: denoising

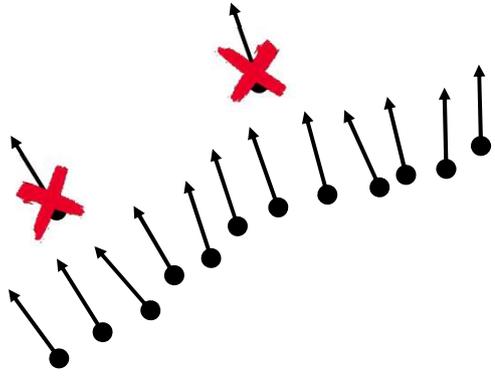
- ✓ Denoise – Noise reduction – o «fairing»
⇒ Di posizioni (e/o normali)



37

Geometry Processing su point clouds: outlier removal

- ✓ Rimozione degli «outlier»



38

Geometry Processing su point clouds: denoising

- ✓ Come tipico per altri modelli 3D acquisiti dalla realtà, errori di misurazione si traducono in «rumore» sul dato
 - ⇒ nel nostro caso: si tratta di errori nella posizione e nella normale
 - ⇒ è anche il caso, ovviamente, per dati catturati dal vero di ogni altro tipo come immagine o dati auditivi (da cui il nome di «rumore» -- noise)
- ✓ Un task tipico è dunque de-noising: rimuovere il «rumore» dalla point cloud, tentando di preservare il «segnale»
 - ⇒ Spostare ogni campione in modo da avvicinarlo alla superficie reale
- ✓ Concetto generale per point-cloud de-noising:
 - ⇒ Si suppone che le superfici tendano ad essere lisce: superfici molto frastagliate devono essere rese più lisce avvicinando ogni punto al piano passante per il suo vicinato
- ✓ Un problema solo simile è quello della rimozione degli outliers:
 - ⇒ Alcuni punti possono essere stati del tutto «inventati» dal processo di ricostruzione 3D (per errori, o perché sono realtivi ad altre superfici): questo punti non devono essere rimossi, non modificati
 - ⇒ Il problema è dunque quello dell'identificazione degli «outliers»



39

Geometry Processing su point clouds: registration

- ✓ Spesso point cloud diverse fanno riferimento a parti diverse di uno stesso oggetto
 - ⇒ ad esempio, ho catturato due lati di una statua con due procedimenti, come laser scanning
- ✓ Un task che vogliamo risolvere in questo caso è spostare (ruotare e traslare) una delle due in modo da portare le parti in comune a coincidere
 - ⇒ nota: quindi, ci devono essere quindi sovrapposizioni
 - ⇒ problema detto allineamento (o “registrazione”) di point cloud
 - ⇒ un problema molto ben studiato



44

Geometry Processing su point clouds: registration

- ✓ Schema di una soluzione
(algoritmo detto "Iterative Closest Point" ICP)
 1. Scegliere un insieme arbitrario di punti di una delle due nuvole (per esempio, qualche centinaio)
 2. Per ognuno di loro, trovare il suo *corrispondete* sull'altra nuvola, come il punto più vicino ad esso
 3. Scartare i punti che hanno il corrispondente troppo lontano, (oltre un valore soglia)
 4. Trovare una rotazione+traslazione che avvicini il più possibile ogni punto sul suo corrispondente (sotto problema matematico)
 5. Ripetere dal punto 1, fino a "convergenza"

✓



45

Geometry Processing su point clouds: registration

- ✓ Caratteristiche dell'ICP
 - ⇒ Ad ogni iterazione, le due nuvole si avvicinano e quindi si avranno corrispondenze migliori, e così via
 - ⇒ Se nella situazione di partenza le due nuvole sono sufficientemente vicine alla soluzione corretta, allora il sistema converge ad una soluzione molto buona («incollando» le due point clouds in modo perfetto)
 - ⇒ Altrimenti, il sistema può convergere a soluzioni del tutto sbagliate, o non convergere del tutto
 - ⇒ E' necessario partire da una soluzione che si avvicina a quella «corretta»
 - ⇒ Distinguiamo quindi due problemi, da risolvere in cascata...
- ✓ **Coarse registration** (allineamento grossolano):
 - ⇒ trovare una prima soluzione approssimativa che metta in corrispondenza le due point-cloud in modo non necessariamente accurato
 - ⇒ Sono stati proposti molti algoritmi (che non vedremo), o anche soluzioni manuali
- ✓ **Fine registration** (allineamento fine):
 - ⇒ fatto con ICP

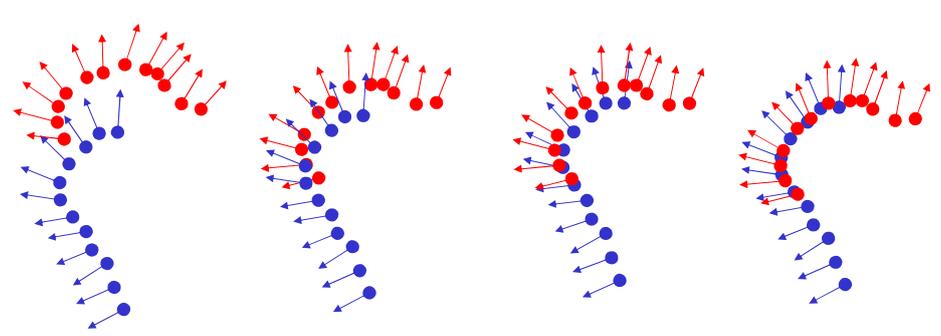


46

Geometry Processing su point clouds: registration

Allineare una point cloud su un'altra

✓ Algoritmo ICP («Iterative Closest Points»)



situazione iniziale dopo la 1° iterazione dopo la 2° iterazione dopo la 3° iterazione (e convergenza)



47

Geometry Processing su point clouds

✓ Il task più comune: convertire la point-cloud in un'altra rappresentazione

- ⇒ Più adatta a processing o a rendering
- ⇒ Ricorda che le point cloud sono diffuse soprattutto in virtù della loro facilità di acquisizione 3D (spesso da immagini)

✓ Tipicamente esempio: da point cloud a mesh poligonale

✓ see next lecture!



49