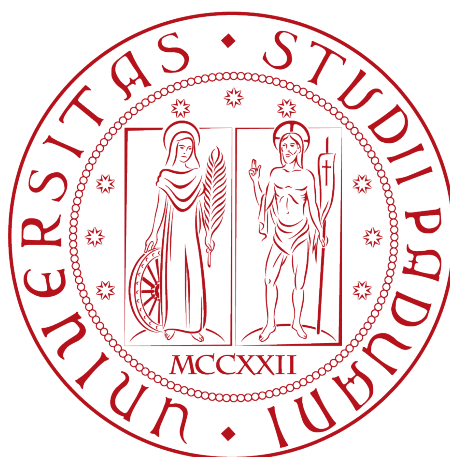


TOPOLOGICAL DATA ANALYSIS

MARCO TARANTINO

scuolagalileiana
di studi superiori



Prof. Silvana Bazzoni
Classe di Scienze Naturali
Scuola Galileiana di Studi Superiori

Novembre 2016

A Olga.

SOMMARIO

Lo studio di tecniche per analizzare grandi dataset è più che mai attuale vista la grande quantità di dati che viene prodotta dai più disparati settori delle scienze applicate e dell'industria, e vi sono quotidianamente progressi sia teorici che pratici.

Da un lato vi è stato lo sviluppo di strumenti di analisi estremamente generali, come quelle tecniche che insieme vengono chiamate Machine Learning (ML), per i quali esistono pacchetti software estremamente moderni che possono essere usati in ambiente production, oltre che per la ricerca. Dall'altro, l'efficienza dei moderni processori ha consentito l'applicazione di queste tecniche ad ampio spettro su enormi quantità di dati non strutturati.

Un nuovo tipo di problema, tuttavia, è emerso: ora che abbiamo a disposizione tutti questi dati non strutturati, che spesso sono collezioni di punti in spazi vettoriali di dimensione elevata, vorremmo capirne la struttura globale.

Vi sono già alcune tecniche sviluppate a questo scopo, come PCA (*Principal Component Analysis*), che tuttavia possono non essere sufficientemente sensibili alla struttura dei dati, oppure i dati possono essere in un formato che difficilmente può essere analizzato usando queste tecniche, ad esempio anziché punti di spazi vettoriali potremmo avere semplicemente una funzione distanza fra i punti del campione che stiamo analizzando, e da questa metrica vorremmo ricostruire la struttura dei dati. (NMDC: add picture)

Per risolvere questo problema sono state sviluppate una serie di tecniche, che insieme vengono chiamate Topological Data Analysis (TDA). Di queste noi ci occuperemo di presentare l'omologia persistente e l'algoritmo Mapper. La prima si occupa di studiare gli invarianti topologici dei dati *su tutte le scale* allo stesso tempo, e può essere usata da sola per scoprire strutture all'interno dei dati, ad esempio componenti connesse o presenza di buchi (n-dimensionali), o in congiunzione con tecniche di ML come SVM (*Support Vector Machines*), mediante la definizione di opportuni kernel nello spazio dei persistence diagrams. Il secondo produce un riassunto topologico dei dati sotto forma di grafo e può essere usato da solo o per preprocessare i dati prima di procedere con una pipeline PCA.

RINGRAZIAMENTI

Ringrazio la Professoressa Bazzoni che mi ha guidato e continua ancora a guidarmi con pazienza e dedizione nella scoperta del meraviglioso mondo della Matematica.

INDICE

1	TEORIA	1
1.1	Introduzione	1
1.2	Omologia simpliciale	6
1.2.1	Complessi simpliciali	6
1.2.2	Omologia simpliciale	7
1.3	Omologia Persistente	10
1.3.1	Codice a barre persistente di una nube di punti	13
1.4	Persistenza funzionale	14
2	CAPITOLO 2	17
2.1	Sezione 1 del capitolo 1	17
3	ESEMPI E APPLICAZIONI	19
3.1	Sezione 1 Capitolo 3	19
	BIBLIOGRAFIA	21

ELENCO DELLE FIGURE

Figura 1	Dati divisi in più cluster	1
Figura 2	\hat{X}_ε	2
Figura 3	Campionamento da una corona circolare	2
Figura 4	\hat{X}_ε al variare di ε	3
Figura 5	Cluster su scale diverse	3
Figura 6	Un esempio di persistence barcode	4
Figura 7	Un doppio anello	5
Figura 8	Variazione delle proprietà di \hat{X}_ε	5
Figura 9	Un complesso simpliciale	9
Figura 10	Il complesso X con l'aggiunta di un 2-simplesso	10
Figura 11	Esempio di complesso di Vietoris-Rips	11
Figura 12	Esempi di codici a barre	13
Figura 13	Codice a barre persistente di H_1 per un esagono regolare di lato R	14
Figura 14	Esempio di dati disposti in rami	15
Figura 15	X_r al variare di $r \in [0, 1]$	16
Figura 16	Persistenza funzionale	16

TEORIA

1.1 INTRODUZIONE

La TDA si prefigge come obiettivo quello di trovare strutture complesse in un insieme di dati. Finora sono stati conseguiti risultati come la determinazione di nuove variabili che influenzano l'attività neurale [9], la classificazione di traiettorie in robotica [7], l'identificazione di nuovi tipi di cancro al seno [6], e molti altri.

La novità della TDA sta nel provare a catturare la *forma* dei dati e, in questa, cercare proprietà topologiche interessanti che costituiscano un segnale anziché un rumore.



Figura 1. Dati divisi in più cluster

Ad esempio, consideriamo un insieme di dati come in fig. 1. È chiaro a chi osserva che vi sono tre gruppi di punti, tuttavia la formalizzazione matematica di questa osservazione non è immediata.

Il modo usato dalla TDA è l'*omologia persistente*, di cui diamo un'introduzione informale per poi riprenderlo in (NMDC: inserire riferimento al capitolo). Sia

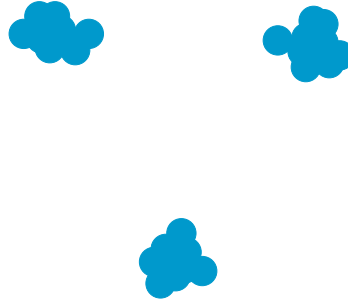
$$X = \{x_1, \dots, x_n\}$$

il nostro insieme di dati. Consideriamo per $\varepsilon > 0$ l'insieme

$$\hat{X}_\varepsilon = \bigcup_{0 \leq i \leq n} B(x_i, \varepsilon)$$

dove $B(x_i, \varepsilon)$ è la palla di centro x_i e raggio ε . Osserviamo che esiste un intervallo di valori $a \leq \varepsilon \leq b$ per cui \hat{X}_ε appare come in fig. 2.

Allora possiamo calcolare il numero di componenti connesse di \hat{X}_ε , o equivalentemente la dimensione del gruppo di omolo-

Figura 2. \widehat{X}_ε

gia $H_0(\widehat{X}_\varepsilon; k)$, dove k è un campo. L'osservazione che X è composto essenzialmente da tre componenti è espressa dal fatto che

$$\dim_k(H_0(\widehat{X}_\varepsilon; k)) = 3$$

per un intervallo notevole di valori di ε , e da un certo $\bar{\varepsilon}$ in poi diventa 1.

Ovviamente, non è necessario parlare di dimensione del gruppo di omologia H_0 per discutere del numero di componenti connesse. Tuttavia, se consideriamo l'insieme di dati X come in fig. 3, possiamo chiederci come formalizzare l'intuizione che essi sono disposti in forma circolare.

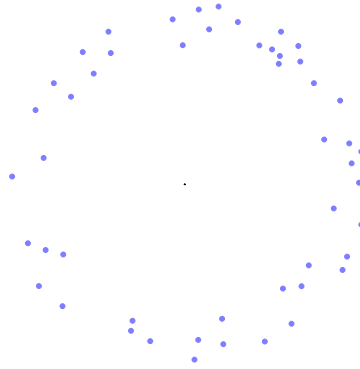


Figura 3. Campionamento da una corona circolare

Ancora una volta possiamo considerare l'insieme \widehat{X}_ε per diversi valori di ε come in fig. 4 e considerare stavolta il gruppo di omologia $H_1(\widehat{X}_\varepsilon; k)$.

La dimensione di $H_1(\widehat{X}_\varepsilon; k)$ varia fino a stabilizzarsi su 1. Questo ci dice che c'è essenzialmente un buco 1-dimensionale nei dati.

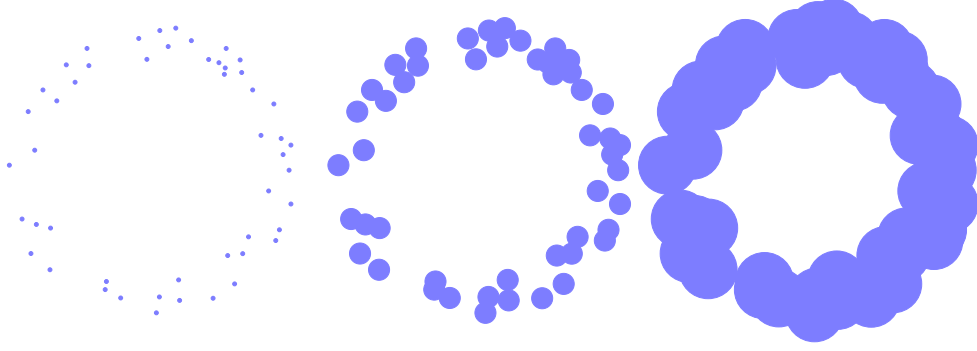


Figura 4. \widehat{X}_ε al variare di ε

Possiamo anche osservare variazioni di struttura al variare della scala di riferimento. Ad esempio, in fig. 5 possiamo vedere che i tre cluster sulla sinistra collassano in un unico cluster se condiseriamo \widehat{X}_ε per $\varepsilon \gtrsim e_2/2$.

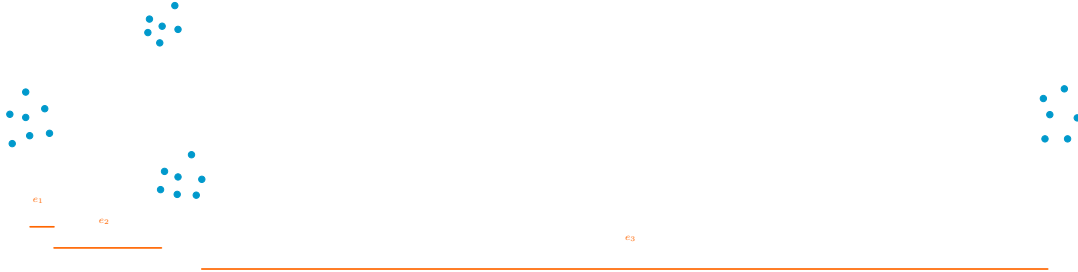


Figura 5. Cluster su scale diverse

Per visualizzare l'andamento di $\dim_k(\widehat{X}_\varepsilon)$ al variare di ε usiamo un tipo di grafico chiamato *persistence barcode*: per ogni *feature* presente nei dati, disegniamo un segmento orizzontale lungo quanto l'intervallo di lunghezze di ε in cui la feature persiste, come in fig. 6.

Il grafico fa interpretato nel seguente modo: all'inizio vi sono 26 punti distinti, al crescere di ε questi punti vengono uniti ad altri e quindi il numero si riduce, finché per $\varepsilon \gtrsim e_1/2$ restano essenzialmente 4 cluster, da $e_2/2$ ne restano solo due e da $e_3/2$ il gruppo di omologia $H_0(\widehat{X}_\varepsilon; k)$ diventa banale. (NMDC: aggiusta il grafico del barcode)



Figura 6. Un esempio di persistence barcode

Possiamo sempre usare questa rappresentazione grazie alla decomposizione dei persistence barcodes garantita dal teorema (NMDC: aggiungere riferimento).

Un altro aspetto che l'omologia persistente cattura è la relazione fra i gruppi di omologia nelle diverse scale, in particolare $H_*(\widehat{X}_\varepsilon; k)$ è funtoriale rispetto all'ordine di (\mathbb{R}, \leq) , cioè se $\varepsilon_1 \leq \varepsilon_2$ allora c'è una mappa $H_*(\widehat{X}_{\varepsilon_1}; k) \rightarrow H_*(\widehat{X}_{\varepsilon_2}; k)$ e se $\varepsilon_1 \leq \varepsilon_2 \leq \varepsilon_3$, allora la mappa associata a $\varepsilon_1 \leq \varepsilon_3$ è uguale alla composizione delle due mappe associate a $\varepsilon_1 \leq \varepsilon_2$ e $\varepsilon_2 \leq \varepsilon_3$.

Questo ci consente di catturare proprietà come quelle che si osservano in fig. 7.

In fig. 8 osserviamo che al variare di ε la dimensione di $H_1(\widehat{X}_\varepsilon; k)$ resta 1, tuttavia è chiaro che i due anelli sono due proprietà distinte dei dati. Questa distinzione non è racchiusa nel gruppo di omologia H_1 , mentre la si vede dal fatto che la mappa

$$H_1(\widehat{X}_{\varepsilon_1}; k) \xrightarrow{0} H_1(\widehat{X}_{\varepsilon_2}; k)$$

associata a $\varepsilon_1 \leq \varepsilon_2$ è il morfismo nullo. Questo ci dice che non ci sono relazioni fra i due gruppi di omologia.

(NMDC: dire qualcosa sull'algoritmo Mapper?)

Nel resto del capitolo ci occuperemo di costruire l'omologia persistente, con attenzione all'aspetto computazionale.

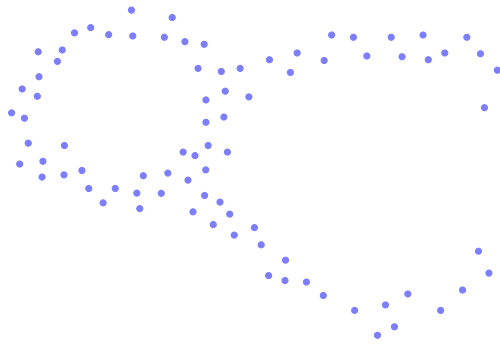
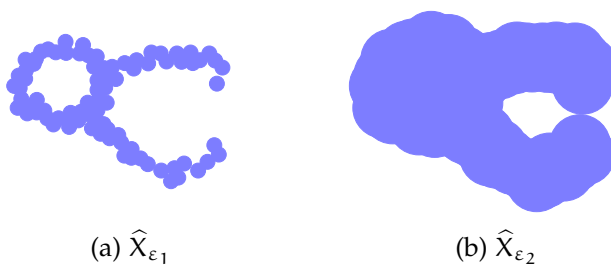


Figura 7. Un doppio anello



(a) $\widehat{X}_{\varepsilon_1}$

(b) $\widehat{X}_{\varepsilon_2}$

Figura 8. Variazione delle proprietà di \widehat{X}_ε

1.2 OMOLOGIA SIMPLICIALE

Fissato un campo k , ad ogni spazio topologico possiamo associare una successione di k -spazi vettoriali $H_i(X; k)$ detti *gruppi di omologia*. Per la precisione si tratta di una successione di funtori $H_*(-; k) : \mathbf{Top} \rightarrow \mathbf{Vect}_k$. Nel resto della sezione ci occuperemo di definire in modo operativo questi gruppi.

Esistono diversi modi di calcolare i gruppi di omologia. Il più generale e potente è l'omologia singolare, tuttavia questa risulta scomoda da usare in pratica perché richiede di lavorare con quozienti di spazi vettoriali di dimensione più che numerabile. Per aggirare il problema definiremo soltanto l'omologia simpliciale.

In virtù degli assiomi di Eilenberg-Steenrod [3, 4] le due definizioni sono equivalenti (almeno per gli spazi che andremo a considerare). Per una trattazione più dettagliata si vedano [5] o [8].

Si procederà associando all'insieme di dati X uno spazio topologico (detto complesso simpliciale) per ogni parametro $\varepsilon \in \mathbb{R}^+$ e si definirà l'omologia solo per questi particolari spazi topologici.

Gli spazi \widehat{X}_ε usati nell'introduzione, sebbene comodi per introdurre un'idea intuitiva di persistenza, non sono l'ambiente naturale in cui lavorare, quindi non verranno più usati nella trattazione formale. Si osservi, però, che l'omologia di \widehat{X}_ε è equivalente all'omologia del complesso simpliciale di Čech di parametro ε associato a X . Per questioni di comodità, tuttavia, noi lavoreremo principalmente con il complesso di Vietoris-Rips.

1.2.1 Complessi simpliciali

I complessi simpliciali sono particolari spazi topologici che hanno una descrizione combinatorica. Dato un insieme di punti $S = \{s_0, \dots, s_n\}$ in \mathbb{R}^k diremo che sono in posizione generale se non sono contenuti in nessun sottospazio affine di dimensione minore di n . Se S è in posizione generale, il suo involucro convesso $\sigma(S)$ è detto *(n -)simpleso generato da S* . I punti s_i di S si chiamano *vertici* di $\sigma(S)$. Se $\emptyset \neq T$ è un sottinsieme di S , $\sigma(T)$ è detto *faccia* di $\sigma(S)$.

Con questi ingredienti possiamo dare la seguente

Definizione 1. Un *complesso simpliciale* (finito) K è una famiglia finita di simpletti in uno spazio euclideo tali che:

1. Se $\sigma \in K$ e τ è una faccia di σ , allora $\tau \in K$.
2. Se $\sigma, \tau \in K$, allora il simpleso $\sigma \cap \tau$ è una faccia sia di σ sia di τ .

È chiaro che un complesso simpliciale è determinato essenzialmente da proprietà combinatoriche dell'insieme dei suoi vertici, che motiva la seguente costruzione astratta.

Definizione 2. Un *complesso simpliciale astratto* X è il dato della coppia $(V(X), \Sigma(X))$, dove $V(X)$ è un insieme finito, i cui elementi sono i *vertici* di X , e $\Sigma(X)$ è una famiglia di sottinsiemi non vuoti di $V(X)$, i cui elementi sono detti *simplessi* di X , tale che:

1. se $v \in V(X)$ allora $\{v\} \in \Sigma(X)$, e
2. se $\sigma \in \Sigma(X)$ e $\emptyset \neq \tau \subseteq \sigma$, allora $\tau \in \Sigma(X)$.

Un simpleso $\sigma \in \Sigma(X)$ è detto q -simpleso se $|\sigma| = q + 1$. Indichiamo con X_q l'insieme dei q -simplessi di X .

Osservazione 1. Ogni complesso simpliciale K determina un complesso simpliciale astratto \widehat{K} tale che $V(\widehat{K})$ è l'insieme dei vertici dei simplessi di K e un sottinsieme di $V(\widehat{K})$ è in $\Sigma(\widehat{K})$ se e solo se è l'insieme dei vertici di un simpleso di K .

Possiamo anche definire i morfismi $f : X \rightarrow Y$ fra complessi simpliciali astratti come le mappe $f_V : V(X) \rightarrow V(Y)$ fra i sottostanti insiemi di vertici e tali che $f_V(\sigma) \in \Sigma(Y)$ per ogni $\sigma \in \Sigma(X)$.

(NMDC: inserire qualche disegno, eventualmente un riferimento a qualche testo sugli oggetti simpliciali)

Ad ogni complesso simpliciale astratto X si può associare un complesso simpliciale $|X|$ detto la *realizzazione geometrica* di X (NMDC: aggiungere un riferimento) e tale che i morfismi $f : X \rightarrow Y$ siano mandati in mappe continue $|f| : |X| \rightarrow |Y|$ in maniera funtoriale, cioè $|g \circ f| = |g| \circ |f|$. Inoltre, ogni complesso simpliciale K è omeomorfo alla realizzazione geometrica del complesso simpliciale astratto \widehat{K} ad esso associato.

1.2.2 Omologia simpliciale

Ora definiremo i gruppi di omologia associati a un complesso simpliciale astratto.

Definizione 3. Sia k un gruppo o un campo o un anello e sia $X = (V(X), \Sigma(X))$ un complesso simpliciale astratto, insieme con un ordine totale sull'insieme $V(X)$. Il gruppo dei q -cicli di X su k è il k -modulo $C_q(X, k)$ generato dagli elementi

- $[v_0, \dots, v_q]$ con $v_0, \dots, v_q \in V(X)$ e tali che $\{v_0, \dots, v_q\} \in \Sigma(X)$

modulo le seguenti relazioni:

1. $[v_0, \dots, v_q] = 0$ se $v_i = v_j$ per qualche $i \neq j$,
2. $[v_{\sigma(0)}, \dots, v_{\sigma(q)}] = \text{sign}(\sigma)[v_0, \dots, v_q]$ per ogni permutazione σ di $\{0, \dots, q\}$.

Scriveremo $C_*(X, k)$ per indicare tutti i gruppi dei cicli in tutti i gradi, eventualmente sottintendendo il campo k .

Osservazione 2. Nella definizione precedente si è tenuta traccia dell'ordine dei vertici dei complessi simpliciali perché esso è importante ai fini dell'omologia, dunque d'ora in poi consideriamo sempre i complessi simpliciali ordinati.

Lemma 1. Dati due complessi simpliciali astratti X e Y e un morfismo f fra essi, allora f induce un omomorfismo $f_q : C_q(X) \rightarrow C_q(Y)$ per ogni $q \in \mathbb{N}$ definito da:

$$\begin{aligned} f_q : C_q(X) &\longrightarrow C_q(Y) \\ [v_0, \dots, v_q] &\mapsto [f(v_0), \dots, f(v_q)]. \end{aligned}$$

Scriveremo $f_* : C_*(X) \rightarrow C_*(Y)$ per indicare tutti questi morfismi.

Osservazione 3. Il motivo per cui il gruppo dei q -cicli è stato introdotto mediante generatori e relazioni è che in questo modo è più facile sollevare mappe di complessi simpliciali astratti a omomorfismi fra i gruppi dei cicli. Se avessimo semplicemente definito il gruppo dei q -cicli come il k -modulo generato da X_q sarebbe stato necessario modificare la definizione di f_* in modo che i cicli mappassero correttamente, perdendo notevolmente in eleganza.

Definizione 4. Sia X un complesso simpliciale astratto, allora esistono morfismi $\partial_q^X : C_q(X) \rightarrow C_{q-1}(X)$ per ogni $q \in \mathbb{N}_0$ definiti come:

$$\partial_q([v_0, \dots, v_q]) = \sum_{i=0}^q (-1)^i [v_0, \dots, \widehat{v_i}, \dots, v_q]$$

dove la notazione $\widehat{v_i}$ significa che l' i -mo elemento non è presente. Scriveremo ∂ invece che ∂^X quando non è necessario specificare il complesso simpliciale sottostante.

Lemma 2. Nelle notazioni precedenti, $\partial_{q-1} \circ \partial_q = 0$.

Osservazione 4. Il lemma precedente ci dice che per ogni complesso simpliciale astratto X i suoi cicli $C_*(X)$ formano un complesso di k -moduli. Allora data una mappa di complessi simpliciali astratti $f : X \rightarrow Y$, il suo sollevamento $f_* : C_*(X) \rightarrow C_*(Y)$ è un morfismo di complessi di k -moduli, cioè $f_{q-1} \circ \partial_q^X = \partial_q^Y \circ f_q$. Quest'ultima proprietà può essere espressa dicendo che il seguente diagramma è commutativo (cioè che qualsiasi percorso si segua componendo i morfismi non cambia il risultato della composizione).

$$\begin{array}{ccc} C_q(X) & \xrightarrow{\partial_q^X} & C_{q-1}(X) \\ \downarrow f_q & & \downarrow f_{q-1} \\ C_q(Y) & \xrightarrow{\partial_q^Y} & C_{q-1}(Y) \end{array}$$

Possiamo visualizzare $C_*(X)$ come la seguente successione:

$$\dots \longrightarrow C_2 \xrightarrow{\partial_2} C_1 \xrightarrow{\partial_1} C_0$$

a cui per completezza aggiungeremo il morfismo $\partial_0 : C_0 \rightarrow 0$.

Definizione 5. Dato un complesso impliciale astratto X , per ogni $q \in \mathbb{N}_0$ vale $\text{Im } \partial_q \subseteq \text{Ker } \partial_{q-1}$. Definiamo il q -mo gruppo di omologia di X come il quoziente

$$H_q(X) = \frac{\text{Ker } \partial_q}{\text{Im } \partial_{q+1}}.$$

Il seguente esempio serve a mostrare intuitivamente come l'omologia è collegata alle proprietà geometriche di un complesso simpliciale. Consideriamo il complesso simpliciale astratto $X = (V(X), \Sigma(X))$ con:

$$V(X) = (A, B, C, D, E)$$

$$\Sigma(X) = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}, \{D\}, \{E\}, \{A, B\}, \{C, D\}, \{D, E\}, \{C, E\}\}$$

rappresentato in figura fig. 9. La scrittura (A, \dots, E) indica che l'ordine è $A < \dots < E$.

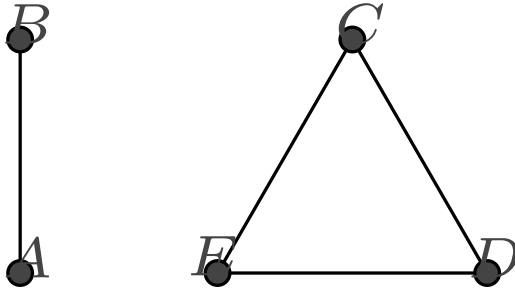


Figura 9. Un complesso simpliciale

Allora C_0 è lo spazio vettoriale generato da $[A], [B], [C], [D], [E]$ e C_1 da $[A, B], [C, D], [D, E], [C, E]$. Applicando il differenziale ∂_1 ai generatori di C_1 otteniamo:

$$\partial_1([A, B]) = [B] - [A]$$

$$\partial_1([C, D]) = [D] - [C]$$

$$\partial_1([D, E]) = [E] - [D]$$

$$\partial_1([C, E]) = [E] - [C]$$

Per semplicità, si può anche scrivere ∂_1 in forma matriciale come

$$\begin{array}{c} [A, B] \quad [C, D] \quad [D, E] \quad [C, E] \\ \begin{array}{c} [A] \\ [B] \\ [C] \\ [D] \\ [E] \end{array} \begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \end{array}$$

da cui risulta evidente che $\text{Im } \partial_1$ ha dimensione 3, quindi $H_0(X) = \text{Ker } \partial_0 / \text{Im } \partial_1$ è un k -spazio di dimensione 2. Si osservi che X ha esattamente 2 componenti connesse.

Analogamente $\text{Ker } \partial_1$ ha dimensione 1 e C_2 è lo spazio banale, quindi $H_1(X)$ ha dimensione 1, che rappresenta il fatto che c'è un loop nella spezzata $[C, D] + [D, E] + [E, C]$ (infatti $\text{Ker } \partial_1$ è generato proprio da questo vettore).

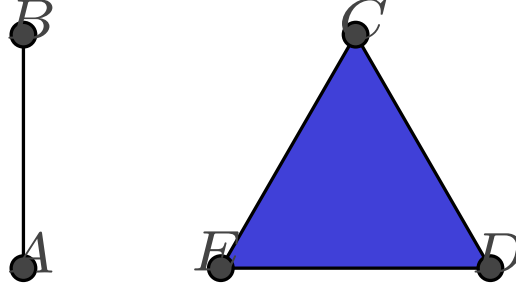


Figura 10. Il complesso X con l'aggiunta di un 2-simplesso

Se aggiungiamo a X il semplice $\{C, D, E\}$ come in fig. 10 abbiamo che C_2 è generato da $[C, D, E]$ e $\partial_2([C, D, E]) = [D, E] - [C, E] + [C, D] = [C, D] + [D, E] + [E, C]$. Quindi chiudendo il loop con un semplice abbiamo che $\text{Im } \partial_2 = \text{Ker } \partial_1$ e $H_1(X)$ è lo spazio banale.

Osservazione 5. L'assegnazione di $H_*(X)$ a un complesso simpliciale astratto X è in realtà un funtore, cioè per ogni morfismo di complessi simpliciali astratti $f : X \rightarrow Y$ esiste un omomorfismo di k -spazi vettoriali $f_* : H_*(X) \rightarrow H_*(Y)$ (e in realtà f_* è il morfismo indotto da $f_* : C_*(X) \rightarrow C_*(Y)$) e $(g \circ f)_* = g_* \circ f_*$.

1.3 OMOLOGIA PERSISTENTE

Nella sezione precedente è stata definita l'omologia simpliciale e si è visto con alcuni esempi come questa sia collegata a proprietà topolo-

giche del complesso simpliciale in analisi. Quello che resta per poter usare l'omologia per studiare una nube di punti è un modo di costruire un semplice simpliciale a partire dai dati, il che essenzialmente si riduce a studiare i dati ad una certa scala di grandezza. Tuttavia, non è necessariamente ovvio come fare e, come si è visto nell'introduzione, talvolta non esiste una scelta di scala che consenta di catturare tutte le proprietà (omologiche) dei nostri dati.

Per questo motivo si introduce il concetto di persistenza, che è un modo di controllare diverse scale contemporaneamente e le relazioni tra queste.

Definizione 6. Un *insieme persistente* è una famiglia di insiemi $\{X_r\}_{r \in \mathbb{R}}$ indicizzata da \mathbb{R} e tale che per ogni coppia di numeri reali $r < s$ esiste una funzione $f_{s,r} : X_r \rightarrow X_s$ e queste funzioni sono tali che se $r < s < t$ allora $f_{t,r} = f_{t,s} \circ f_{s,r}$. Più in generale un oggetto persistente in una categoria \mathcal{C} è un funtore $(\mathbb{R}, \leq) \rightarrow \mathcal{C}$, quindi si può parlare di *spazi vettoriali persistenti*, *spazi topologici persistenti*, *complessi simpliciali persistenti*, ecc.

A questo punto è possibile associare un complesso simpliciale astratto ai nostri dati nel seguente modo.

Definizione 7. Sia X uno spazio metrico finito. Fissato un numero reale positivo r il *complesso di Vietoris-Rips* di X è un complesso simpliciale astratto $VR(X, r)$ così definito:

- l'insieme dei vertici di $VR(X, r)$ è X ,
- la collezione $\{x_0, \dots, x_n\} \subseteq X$ è un semplice di $VR(X, r)$ se e solo se

$$d(x_i, x_j) \leq r \text{ per tutti gli } i, j \in \{0, \dots, n\}.$$

Osservazione 6. Se $r < s$ esiste un'ovvia iniezione $VR(X, r) \rightarrow VR(X, s)$, siccome gli insiemi dei vertici coincidono e ogni semplice di $VR(X, r)$ è anche un semplice di $VR(X, s)$, quindi la famiglia $\{VR(X, r)\}_{r \in \mathbb{R}}$ forma un complesso simpliciale persistente.

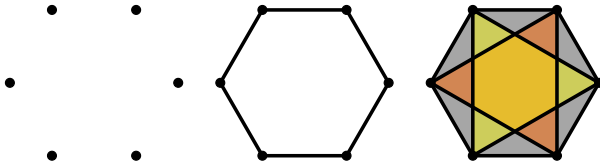


Figura 11. Esempio di complesso di Vietoris-Rips

Ad esempio si consideri un esagono regolare come in fig. 11. Se R è la misura del lato dell'esagono, le tre figure rappresentano $VR(X, r)$

rispettivamente con $0 \leq r < R$, $R \leq r < \sqrt{3}R$, e $r \geq \sqrt{3}R$. I complessi di Vietoris-Rips sono elementari nelle prime due figure. Si osservi, invece, che nella terza vi sono 8 2-simplessi, sebbene intuitivamente sia sufficiente usarne 4 per vedere che lo spazio diventa banale a quella scala.

A questo punto applicando $H_*(-, k)$ a $\{VR(X, r)\}_{r \in \mathbb{R}}$ otteniamo una famiglia di spazi vettoriali $\{H_*(VR(X, r), k)\}$ che insieme alle mappe $H_*(f_{s,r}, k) : H_*(VR(X, r)) \rightarrow H_*(VR(X, s))$ formano uno spazio vettoriale persistente. Osserviamo inoltre che essendo partiti da uno spazio metrico finito X ci saranno solo un numero finito di complessi di Vietoris-Rips al variare di r .

Gli spazi $\{H_*(VR(X, r), k)\}_{r \in \mathbb{R}}$ racchiudono l'informazione topologica dello spazio metrico X , tuttavia questa definizione astratta potrebbero sembrare di difficile utilizzo: assumendo di poter calcolare tutti gli $H_q(VR(X, r), k)$ per tutti gli r e per piccoli valori di q , la domanda successiva diventa cosa si può dire delle interazioni fra i vari complessi su scale diverse?

In linea di principio dobbiamo considerare per ogni $f_{s,r} : VR(X, r) \rightarrow VR(X, s)$ non banale l'associato morfismo di spazi vettoriali $H_q(f_{s,r}) : H_q(VR(X, r)) \rightarrow H_q(VR(X, s))$ e tenere traccia delle dimensioni degli spazi $H_q(VR(X, r))$, $H_q(VR(X, s))$, e $\text{Im } H_q(f_{s,r})$.

Al fine di poter meglio comprendere come sono fatti i gruppi di omologia persistenti, studiamo meglio gli spazi vettoriali persistenti. D'ora in poi per semplicità diremo che V è uno spazio vettoriale persistente invece che indicare esplicitamente tutta la famiglia $\{V_r\}$. Qualora fosse necessario esplicitare i morfismi $f_{s,r} : V_r \rightarrow V_s$ li indicheremo con la notazione (V, f) .

Definizione 8. Sia $I \subseteq \mathbb{R}$. Diremo che I è un intervallo di \mathbb{R} se dati comunque $r, s \in I$ tali che $r < s$ e t tale che $r < t < s$, allora anche $t \in I$. Definiamo *moduli intervallo* gli spazi vettoriali persistenti k_I , dove I è un intervallo di \mathbb{R} , tali che $k_I(r) = k$ se $r \in I$ e 0 altrimenti.

Definizione 9. Si definisce *somma diretta* di due spazi vettoriali persistenti (V, f^V) e (W, f^W) lo spazio vettoriale persistente U definito come $U_r = V_r \oplus W_r$ per ciascun r e $f_{s,r}^U = f_{s,r}^V \oplus f_{s,r}^W$, e lo si indica come $(V \oplus W, f^V \oplus f^W)$.

Poiché i moduli intervallo sono associati a intervalli di \mathbb{R} li si può rappresentare come barre lunghe quanto l'intervallo ad essi associati (fig. 12a), e similmente una somma diretta finita di moduli intervallo $k_{I_1} \oplus k_{I_2} \oplus \dots \oplus k_{I_n}$ può essere rappresentata con quelli che sono detti codici a barre (fig. 12b). Il seguente teorema ci dice che in realtà tutti gli spazi vettoriali persistenti si possono rappresentare in questo modo.

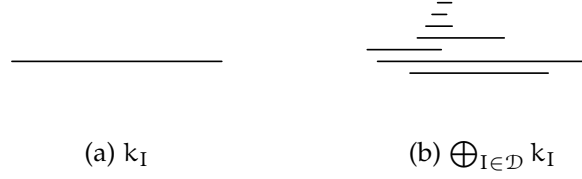


Figura 12. Esempi di codici a barre

Teorema 1 (Decomposizione degli spazi vettoriali persistenti [1]). Sia (V, f) uno spazio vettoriale persistente tale che V_r ha dimensione finita per ogni $r \in \mathbb{R}$, allora esiste un multi-insieme \mathcal{D} di intervalli, cioè una famiglia di intervalli con ripetizioni, tale che

$$V \cong \bigoplus_{I \in \mathcal{D}} k_I.$$

1.3.1 Codice a barre persistente di una nube di punti

Con la teoria sviluppata finora è possibile, a partire da una collezione di dati sotto forma di nube di punti, costruire un codice a barre associato alla sua omologia persistente. Sia X una nube di punti, cioè un sottinsieme finito di \mathbb{R}^n , possiamo costruire una torre di inclusioni di complessi simpliciali astratti

$$VR(X, r_0) \hookrightarrow VR(X, r_1) \hookrightarrow VR(X, r_2) \hookrightarrow \dots$$

e applicarvi $H_q(-, k)$ ottenendo

$$H_q(VR(X, r_0)) \rightarrow H_q(VR(X, r_1)) \rightarrow H_q(VR(X, r_2)) \rightarrow \dots$$

Il codice a barre persistente di X allora è il codice a barre associato a $H_q(VR(X, -))$ mediante il Teorema 1. Le barre lunghe di questo codice a barre sono considerate delle proprietà topologiche robuste di X perché restano su più scale, mentre barre corte sono considerate rumore. Ad esempio nella fig. 3 mostrata nell'introduzione il codice a barre persistente di H_0 presenta una lunga barra, il che significa che l'insieme da un certo punto in poi è connesso, mentre il codice a barre di H_1 contiene una barra che compare intorno alla distanza tipica fra due punti vicini e scompare intorno a $\sqrt{3}$ volte il raggio, a rappresentare il fatto che l'insieme ha essenzialmente un buco. Il fatto che le barre corrispondenti ai loop in H_1 scompaiano a circa $\sqrt{3}$ volte il raggio lo si intuisce dalla fig. 11 disegnando il codice a barre di H_1 dell'esagono come si vede in fig. 13.

Tuttavia, è possibile che un codice a barre persistente non mostri questa dualità fra barre lunghe e corte, ma presenti anche barre di lunghezza diversa.

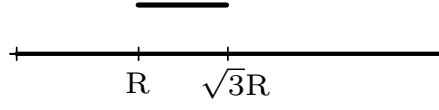


Figura 13. Codice a barre persistente di H_1 per un esagono regolare di lato R

Per chiarezza esplicitiamo il procedimento seguendo [2].

Definizione 10 (Persistenza di una nube di punti). Il processo di persistenza di una nube di punti è l'insieme delle seguenti operazioni.

1. Sia X una nube di punti, cioè un sottinsieme finito di \mathbb{R}^n .
2. A partire da X si costruisce una famiglia crescente di complessi simpliciali (astratti) $\{X_r\}$ (ad esempio con il complesso di Vietoris-Rips) la cui omologia H_q produce per ogni $q \geq 0$ uno spazio vettoriale persistente:

$$H_q(X_{r_0}) \rightarrow H_q(X_{r_1}) \rightarrow H_q(X_{r_2}) \rightarrow \dots$$

3. Il Teorema 1 fornisce un multi insieme di intervalli, che può essere visualizzato come codice a barre persistente.

Utilizzando i codici a barre persistenti si riescono a individuare buchi n -dimensionali e a tracciarne l'evoluzione su più scale, o più in generale si possono distinguere due nubi di punti sulla base di proprietà omologiche dei complessi persistenti associati. Nel capitolo 3 mostreremo come è possibile utilizzare l'omologia persistente per fare questo tipo di analisi.

1.4 PERSISTENZA FUNZIONALE

Nella sezione 1.3 si è visto come calcolare l'omologia persistente di una nube di punti, tuttavia non tutte le forme di interesse vengono evidenziate dai codici a barre persistenti in questo modo. Si consideri ad esempio la fig. 14 in cui sono presenti tre rami che si distaccano da un nucleo centrale.

È possibile costruire un complesso simpliciale persistente la cui omologia evidenzi questa ramificazione? La risposta è fortunatamente positiva. Di seguito mostreremo la procedura più generale detta persistenza funtoriale, e vedremo come il caso in esame segue come suo caso particolare.

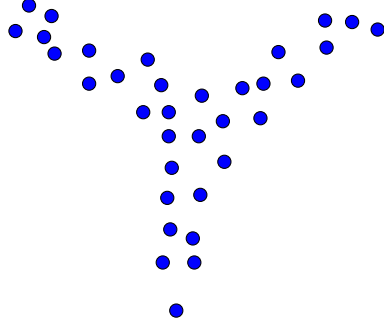


Figura 14. Esempio di dati disposti in rami

Sia $f : X \rightarrow \mathbb{R}$ una funzione reale definita su uno spazio metrico finito X . Allora per ogni $r \in \mathbb{R}$ possiamo considerare le preimmagini $X_r = f^{-1}([-\infty, r])$. Fissato un parametro $0 < \rho \in \mathbb{R}$ si possono costruire i complessi di Vietoris-Rips

$$VR(X_{r_0}, \rho) \hookrightarrow VR(X_{r_1}, \rho) \hookrightarrow VR(X_{r_2}, \rho) \hookrightarrow \dots$$

e, applicando $H_q(-)$ a questi complessi, si ottiene lo spazio vettoriale persistente

$$H_q(VR(X_{r_0})) \rightarrow H_q(VR(X_{r_1}, \rho)) \rightarrow H_q(VR(X_{r_2}, \rho)) \rightarrow \dots$$

Infine, anche in questo caso il teorema 1 ci consente di costruire un codice a barre persistente.

Per rendere la persistenza funzionale sensibile a forme come quella in fig. 14 si può usare una funzione che misuri l'eccentricità di un punto $x \in X$ come

$$e_p(x) = \left(\sum_{y \in X} d(x, y)^p \right)^{\frac{1}{p}}$$

o, in caso $p = \infty$, $e_\infty(x) = \max_{y \in X} d(x, y)$. Poiché queste funzioni assumono valori alti per punti distanti dal "centro", prendiamo la rinormalizzazione

$$\hat{e}_p(x) = \frac{e_p^{\max} - e_p(x)}{e_p^{\max} - e_p^{\min}}$$

che assume valori in $[0, 1]$ e raggiunge entrambi gli estremi. Inoltre i punti distanti dal centro adesso hanno valori bassi, come si può vedere in fig. 15.

Il codice a barre persistente corrispondente è mostrato in fig. 16.

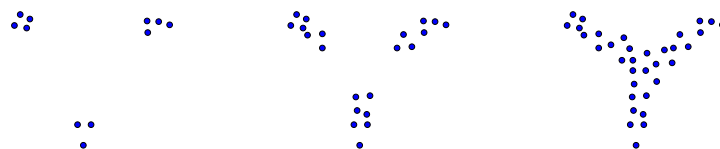


Figura 15. X_r al variare di $r \in [0, 1]$



Figura 16. Persistenza funzionale

CAPITOLO 2

2.1 SEZIONE 1 DEL CAPITOLO 1

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipisicing elit, sed do eiusmod tempor incididunt ut labore et dolore magna aliqua. Ut enim ad minim veniam, quis nostrud exercitation ullamco laboris nisi ut aliquip ex ea commodo consequat. Duis aute irure dolor in reprehenderit in voluptate velit esse cillum dolore eu fugiat nulla pariatur. Excepteur sint occaecat cupidatat non proident, sunt in culpa qui officia deserunt mollit anim id est laborum.

ESEMPI E APPLICAZIONI

NMDC: aggiugnere esempi come statistical machine learning usando persistence diagrams

3.1 SEZIONE 1 CAPITOLO 3

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipisicing elit, sed do eiusmod tempor incididunt ut labore et dolore magna aliqua. Ut enim ad minim veniam, quis nostrud exercitation ullamco laboris nisi ut aliquip ex ea commodo consequat. Duis aute irure dolor in reprehenderit in voluptate velit esse cillum dolore eu fugiat nulla pariatur. Excepteur sint occaecat cupidatat non proident, sunt in culpa qui officia deserunt mollit anim id est laborum.

BIBLIOGRAFIA

- [1] CRAWLEY-BOEVEY, W. Decomposition of pointwise finite-dimensional persistence modules. 1–7.
- [2] CURRY, J. M., AND MAR, A. T. Topological Data Analysis and Cosheaves. 1–30.
- [3] EILENBERG, S., AND STEENROD, N. Axiomatic approach to homology theory. ... of the National Academy of Sciences of ... (1945).
- [4] EILENBERG, S., AND STEENROD, N. E. *Foundations of algebraic topology*.
- [5] HATCHER, A. *Algebraic Topology*.
- [6] LUM, P. Y., SINGH, G., LEHMAN, A., ISHKANOV, T., VEJDEMO-JOHANSSON, M., ALAGAPPAN, M., CARLSSON, J., AND CARLSSON, G. Extracting insights from the shape of complex data using topology. *Scientific reports* 3 (2013), 1236.
- [7] POKORNY, F. T., HAWASLY, M., AND RAMAMOORTHY, S. Multiscale Topological Trajectory Classification with Persistent Homology. *Robotics: Science and Systems* (2014).
- [8] ROTMAN, J. J. *An Introduction to Algebraic Topology*, vol. 119 of *Graduate Texts in Mathematics*. Springer New York, New York, NY, 1988.
- [9] SPREEMANN, G., DUNN, B., BOTNAN, M. B., AND BAAS, N. A. Using persistent homology to reveal hidden information in neural data.