Spectral decomposition of atomic structures in heterogeneous cryo-EM

簡述:

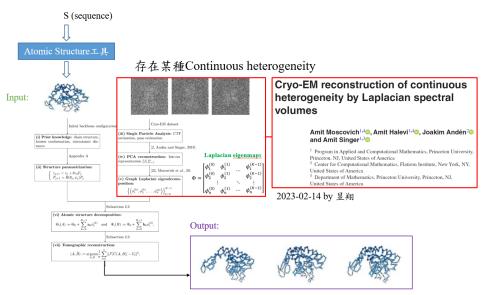


Figure 1:完整流程圖

從流程圖裡,可以很清楚的知道,裡頭包含了另外一篇論文裡的方法,並結合了該方法的精神。因此,我會先介紹 Cryo-EM reconstruction of continuous heterogeneity by Laplacian spectral volumes 的方法與精神,然後再說明 Spectral decomposition of atomic structures in heterogeneous cryo-EM。

 Cryo-EM reconstruction of continuous heterogeneity by Laplacian spectral volumes

● 假設與目的:

在這篇論文當中,假設了我們所取得的 cryo-EM images 來自一個具有 continuous heterogeneity 的 particle,進而做了一個假設「每張 cryo-EM image 分 別來自某個 conformation,這些 conformations 之間具有某種連續變化。」

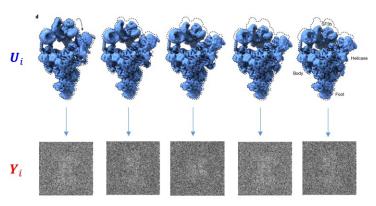


Figure 2: Continuous heterogeneity 示意圖

换句話說,每張 cryo-EM image 都是某個 conformation 的投影,而這個關係可以用式子更清楚的表示:

$$Y_i = h_i * T(U_i) + \varepsilon_i \cdot i = 1, \dots, n$$

其中T表示電子東的垂直投影, h_i 為 point spread function (PSF),在這篇論文當中,還假設T與 h_i 都是事先知道的。

這篇論文中所感興趣的部分為 $\underline{U_i}$ 之間的 conformation 變化,因此在實際上只能拿到 Y_i 的資訊的前提下,困難點有二:1、要如何從 Y_i 轉換成 U_i ,並更進一步的 2、描述 continuous heterogeneity,

● 方法:

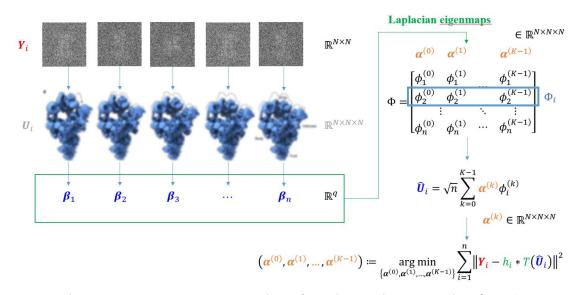


Figure 3: Cryo-EM reconstruction of continuous heterogeneity 流程圖

步驟:

- 1. 利用 Y_i 提取出可以代表 U_i 的 PCA 特徵係數 $\beta_i \in R^q$
- 2. 使用 β_i 做 Laplacian eigenmaps 降至 K 維,即 $\Phi_i \in R^K$,得到在 R^K 空間中 β_i (U_i)之間的關係。

在 Laplacian eigenmaps 步驟裡,有一個很重要的特點,就是我們得到的 Φ_i ,雖然可以用來畫在座標上,但是座標軸卻還沒有被賦予意義的!

3. 用 Φ_i 重建出每個 \underline{Y}_i 背後對應的 \hat{U}_i ,也就是根據我們的目標,賦予 Φ_i 每個 component 合適的意義,Moscovich et al. (2020) 主要目的是要重建出 \underline{U}_i ,所以讓每個 component 都對應到一個 3D volume。

步驟相關備註:

《步驟 1》如何從 Y_i 轉換成 β_i ?

參考 Andén and Singer (2018),或者可以嘗試其他辦法。

《步驟 2》Laplacian eigenmaps

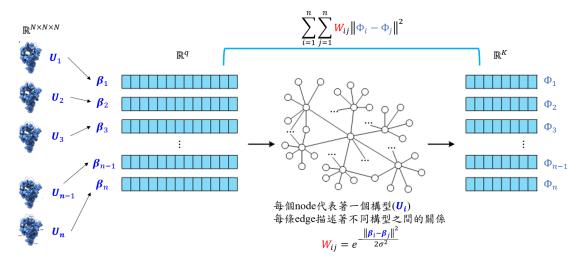


Figure 4: Continuous heterogeneity 之 Laplacian eigenmaps 示意圖

目的:用來描述不同 conformations 之間的關係,如果是具有連續變化的關係,例如有某個缺口會慢慢打開,或是慢慢閉合,那麼 conformations 可以用合適的 manifold 描述出來。

方法特色:著重在描述 local 的表現,希望降維後的資料可以充分保留下高維度的 local 關係,藉由一個一個 local 之間的連結,將所有資料結合在一起。

$$\min_{\Phi} \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} W_{ij} \| \Phi_i - \Phi_j \|^2$$

如果我們將 Laplacian eigenmaps 最後降維的所有資料寫成一個 $n \times K$ 的矩陣 Φ , Φ 的第 i 個 row 記為 $\Phi_i \in \mathbb{R}^K$, Φ 的第 j 個 row 記為 $\phi_i \in \mathbb{R}^n$,且定義W =

 $\left[W_{ij}
ight]_{n imes n}$ 以及 $D = \mathrm{diag}(d_{ii})$,其中 $d_{ii} = \sum_{j=1}^n W_{ij}$,則這個最佳化問題可以改寫為

$$\min_{\Phi} 2tr[\Phi^T(D-W)\Phi]$$

倘若限制求出來的 ϕ 不能為0,這將引導成為 general eigenvalue problem,即

$$L\phi = \lambda D\phi$$

其中L = D - W。

會議中討論:

- (1) 雖然 Laplacian eigenmaps 中涉及 general eigenvalue problem,但是求出來的 general eigenvector 並非是基底,直接就是座標軸的係數,這個非常重要!!!
- (2) 對於利用越多個 eigenvectors ϕ_j , 可以越 $\min_{\Phi} 2tr[\Phi^T(D-W)\Phi]$, 是否有更直觀的看法?(感謝定立老師的分享,希望我沒有理解錯誤)

當我們用越多的 ϕ_j ,相當於用更多個 components 一起去模擬高維度的資料,所以可以慢慢降低差距。舉例來說,如果我們只用一個 component,那麼最貼近的辦法,只能用 mean。

(3) 是否可以用 tSNE 或是其他的工具來替換 Laplacian eigenmaps?
Laplacian eigenmaps 在建立 graph 的時候,使用的是 knn 的架構,而最後求座標位置的時候,是解 general eigenvalue problem,依舊屬於線性範疇,較可以完整保留住高維度資料的資訊。
而 tSNE 跟 Laplacian eigenmaps 最不一樣的地方,在於低維度呈現時,會讓原本在高維度相近的點,在低維度時更靠近,在高維度距離遠的點,在低維度時更遠,這是因為這個方法更在乎的是視覺上的呈現,因此低維度時會誇大群聚的特色,進而有一定程度的扭曲。另外一個相當不同的差別是,Laplacian eigenmaps 是唯一解,tSNE 會因為起始點的不同,使得 output 也不同。若是比較計算時間,Laplacian eigenmaps 也相對較快速。

《步驟 3》用 Φ_i 重建出每個 Y_i 背後對應的 \hat{U}_i

這個步驟相當特別,因為它利用到 Laplacian eigenmaps 的 output 的Φ,Φ每個 component 沒有意義的這個特性。

正因為 Φ 的 component 沒有意義,所以可以根據我們的目的,去賦予它意義。

譬如 Moscovich et al. (2020) 想要重建出 3D volume,所以利用 SGD 去找出 對應每個軸合適的 3D volume,即 $\alpha^{(k)} \in \mathbb{R}^{N \times N \times N}$,如 Figure 5。

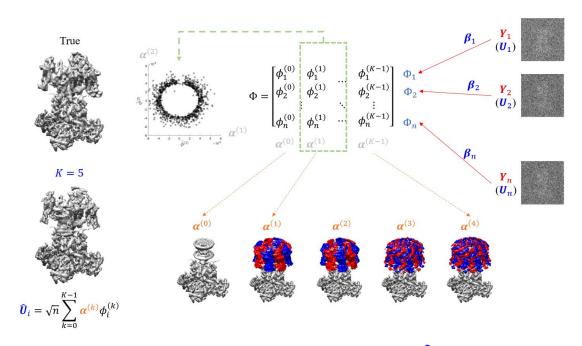


Figure 5: 用 $Φ_i$ 重建出每個 Y_i 背後對應的 \hat{U}_i

= . Spectral decomposition of atomic structures in heterogeneous cryo-EM

● 目的:

流程圖(Figure 1)中的紅色部分,已經提供了「從 Y_i 建立 conformation 的關係圖(Φ),再從 Φ 重建出 \hat{U}_i 」的完整流程,這相當於證實了確實可以從每個 Y_i 找到背後所代表某個 U_i 的途徑。

如果將這個想法,結合 atomic structure,也就是說,「atomic structure 也應該根據 U_i 的變化而變化。」

● 需要預備的背景知識

(1) Molecule Structure

為此篇論文解析 atomic structure 時所使用的主要方式,只針對 backbone 上的 C_{α} ,並借用 bond angle ψ 與 torsion angle θ 概念建立**空間關係**。對應 bond angle 的部分:

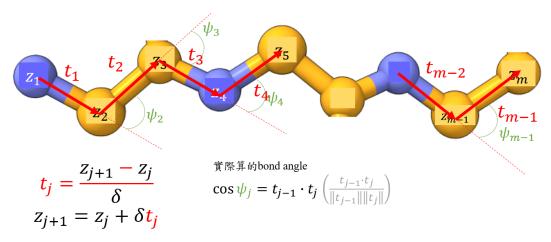


Figure 6: bond angle ψ

對應 torsion angle 的部分:

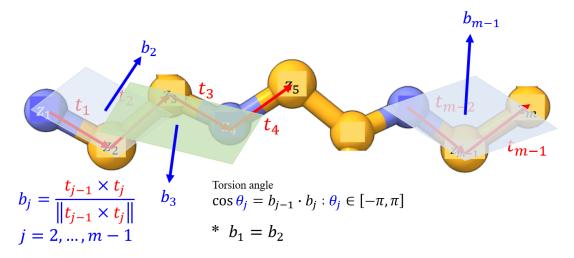


Figure 7: torsion angle θ

(2) Frenet Frame

上述的 molecule structure 剛好跟 Frenet frame 的架構重和度相當高。可以將其視為一種離散型態的 Frenet frame 系統。

假設 atomic structure 上共有m個胺基酸,即有m個 C_{α} ,

每個 C_{α} 的空間座標為 $z_{i} \in \mathbb{R}^{1 \times 3}$, j = 1, ..., m,

而 $t_i \in \mathbb{R}^{1\times 3}$ 與 $b_i \in \mathbb{R}^{1\times 3}$ 如 Figure 6, 7 所定義。

每一個 Frenet frame 需要 3 個 C_{α} 決定,並將 Frenet frame F_i 紀錄為

$$F_{j} = \begin{bmatrix} n_{j} \\ b_{j} \\ t_{j} \end{bmatrix}_{3 \times 3}, j = 2, ..., m - 1$$

若在 Z_1 補上虛擬的 b_1 (平行於 b_2),則可以創造出 F_1 。

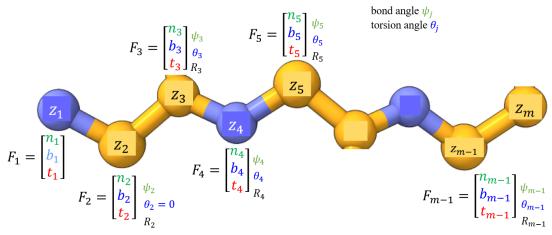


Figure 8:每個Zi可以擁有的 Frenet Frame 資訊

從建構出 F_j 的規則中,我們可以知道 F_j 與 F_{j-1} 之間存在一個旋轉矩陣的轉換關係,即 $F_j=R_jF_{j-1}$,j=2,...,m-1。

$$R_{j} = \begin{bmatrix} \cos \psi_{j} & -\sin \psi_{j} \\ & 1 \\ \sin \psi_{j} & \cos \psi_{j} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta_{j} & \sin \theta_{j} \\ -\sin \theta_{j} & \cos \theta_{j} \\ & 1 \end{bmatrix}$$

(證明見 Appendix A.1)

(3) 表達 atomic structure 的方式

已有工具
$$\Theta=(\theta_2,\theta_3,...,\theta_{m-1})\in\mathbb{R}^{m-2}$$
 (torsion angle)
$$\Psi=(\psi_2,\psi_3,...,\psi_{m-1})\in\mathbb{R}^{m-2} \text{ (bond angle)}$$

方法 1, the positions of the atoms

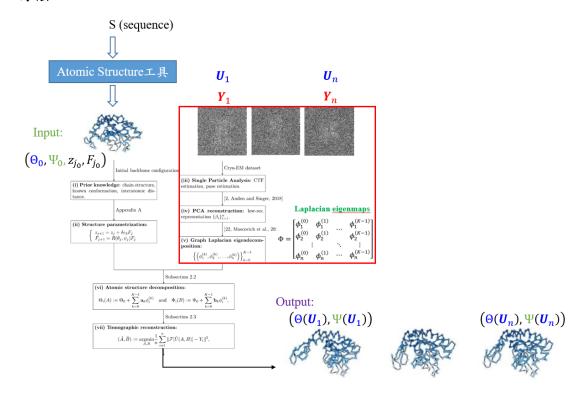
$$(z_1, z_2, \dots, z_m) \in \mathbb{R}^{3m}$$

方法 2, Frenet frame 與 the associated point cloud

只要有 torsion angles 與 bond angles 的資訊,再加上一個屬於中間 部分的 Z_{j_0} 與它的 Frenet frame F_{j_0} ,就可以依靠 $F_j = R_j F_{j-1}$ 的關係,推估所有的 the positions of the atoms,即

$$\mathbf{Z}(\Theta, \Psi, z_{j_0}, F_{j_0}) = (z_1, z_2, \dots, z_m)$$

方法:



輸入:atomic structure (例如: Alphafold 2 的 output),提取 Θ_0 , Ψ_0 , Z_{j_0} , F_{j_0} 訊息 n 張 cryo-EM images (每張 Y_i 的背後各自代表著某個 U_i)

步驟:

- 1. 效法 Moscovich et al. (2020)中的步驟 1, 2,從 Y_i ,得到還未賦予軸意義的 Φ_i 。
- 2. 利用 $\Phi_i \in \mathbb{R}^K$ 作為係數,分別作用在 torsion angles 與 bond angles 兩個系統上,假設在 torsion angles 的系統上,可以找到對應 Φ_i 每個軸上背後可以對應的 torsion angle 的成分組合 $a_k \in \mathbb{R}^{m-2}$;同樣的,在 bond angles 的系統上,每個軸對應到的 bond angle 的成分組合 $b_k \in \mathbb{R}^{m-2}$ 。

$$\Theta(U_i) = \Theta_0 + \sum_{k=0}^{K-1} a_k \phi_i^{(k)} = \Theta_0 + A_{(m-2) \times K} \Phi_i$$

$$\Psi(U_i) = \Psi_0 + \sum_{k=0}^{K-1} b_k \phi_i^{(k)} = \Psi_0 + B_{(m-2) \times K} \Psi_i$$

(注意事項) 這是一個「假設」步驟,假設我們如果找到軸對應的意義後,會怎麼去重構各個 U_i 的 $\Theta(U_i)$ 、 $\Psi(U_i)$,因此在假設的前提下,這步驟時我們還不知道 A、B 為何,因此也不知道 $\Theta(U_i)$ 、 $\Psi(U_i)$ 是怎樣的。

3. 從 atomic structure 去模擬 cryo-EM 的 density map 「假設」我們已經有了調整後的 $\Theta(U_i)$ 、 $\Psi(U_i)$,在根據一早選定的 Z_{i_0} , F_{i_0} ,根據 the associated point cloud,

$$\Gamma_i(A,B) = \mathbf{Z}(\Theta(U_i), \Psi(U_i), z_{j_0}, F_{j_0}) = (z_1, z_2, \dots, z_m)$$

這相當於 cryo-EM density map 的中心骨幹,接著可以模擬出骨感周圍的 density map

$$\widehat{\boldsymbol{U}}_{i}(A,B)(x) = \sum_{z_{j} \in \Gamma_{i}(A,B)} v \exp\left[-\frac{\left\|x - z_{j}\right\|^{2}}{2\sigma^{2}}\right]$$

(注意事項) 這是一個相當重要的步驟,因為它架起了從 atomic structure 到 cryo-EM structure 的橋樑,並且別忘了,我們實際上擁有可用的資料,其實只有 cryo-EM images Y_i 。

4. 利用 \hat{U}_i 去反推 A、B

由於 \hat{U}_i 連結起 atomic structure 與 cryo-EM structure,且其中未知參數只有 $A \setminus B$,所以用估計對應 Y_i 的投影 \hat{Y}_i ,

$$\widehat{\mathbf{Y}}_i(A,B) = h_i * T(\widehat{\mathbf{U}}_i)$$

則求得最佳的 A、B,相當於

$$\left[\hat{A}, \hat{B}\right] = \underset{A,B}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left\| \hat{\mathbf{Y}}_{i}(A, B) - \mathbf{Y}_{i} \right\|_{2}^{2}$$

求解方法為 Stochastic gradient descent (SGD) algorithm

- 相關討論議題(以下只是我的看法,也歡迎大家一起提出各自的觀點)
 - 1. 為什麼要使用兩次降維方法? (PCA 與 Laplacian eigenmaps) (感謝思齊的提問。)

在 Moscovich et al.(2020) 中,從 Y_i 到提取出 β_i ,雖然這篇裡沒有使用到每個 β_i component 背後的 PC,但理論上來說,我們也可以用 β_i 來重建出 \widetilde{U}_i 。從流程圖中,我們可以知道 Φ_i 的維度比 β_i 更低,不難推測出,由 Φ_i 所建構出的 \widehat{U}_i 的解析度比 \widetilde{U}_i 更低。

這邊提出一個我的小小的想法:如果我們想要看到相對高解析度的重建,我們可以只使用 Φ_i 提供的 conformations 之間的關係,當我們想要知道背後的 U_i 實際上模樣時,或許可以回到由 β_i 所重建出的 \widetilde{U}_i 。

另外,雖然 Φ_i 只能建出相對低解析度的 \hat{U}_i ,但是這個方法背後引伸出了一個很創新的想法,就是「根據 conformations 之間的關係,重新賦予軸意義」,而這個意義完全可以視需求而定。

正因為 Moscovich et al.(2020)成功了,所以才有了 Esteve-Yagüe et al. (2022)。這也使得第二步的降維(Laplacian eigenmaps)在這個方法中扮演相當重要的角色。

2. 在 Esteve-Yagüe et al. (2022)中,從 atomic structure 過渡到 cryo-EM structure 時,使用的 $\hat{U}_i(x)$ 模型跟我們在 Q-scores 看到的模型相同,而

Reference:

Andén, J., and Singer, A. (2018). Structural variability from noisy tomographic projections. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 11(2), 1441-1492.

Moscovich, A., Halevi, A., Andén, J., and Singer, A. (2020). Cryo-EM reconstruction of continuous heterogeneity by Laplacian spectral volumes. *Inverse Problems*, 36(2), 024003.

Esteve-Yagüe, C., Diepeveen, W., Öktem, O., and Schönlieb, C. B. (2022). Spectral decomposition of atomic structures in heterogeneous cryo-EM. *Inverse Problems*.

Appendix

A.1

一般來說,在三維座標中, $v_1\in\mathbb{R}^{3\times 1}$ 經過旋轉矩陣 $R\in\mathbb{R}^{3\times 3}$ 作用後,變成 $v_2\in\mathbb{R}^{3\times 1}$,可寫為

$$v_2 = R \cdot v_1$$

因此, F_{j-1} 要轉至 F_j ,可以分成兩步驟:

第一步,固定 b_{j-1} ,在 n_{j-1} 與 t_{j-1} 所構成的平面上,將 t_{j-1} 轉 ψ_j (bond angle)至 t_i ,並更新 \tilde{b}_i 與 \tilde{n}_i 。

第二步,固定 t_j ,在 \tilde{n}_j 與 \tilde{b}_j 所構成的平面上,將 \tilde{b}_j 轉 θ_j (torsion angle)至 b_j 。綜合上述,可以寫成

$$\begin{bmatrix} n_i^T & b_i^T & t_i^T \end{bmatrix}$$

$$=\begin{bmatrix} n_{j-1}^T & b_{j-1}^T & t_{j-1}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta_j & -\sin \theta_j \\ \sin \theta_j & \cos \theta_j \\ & & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \psi_j & \sin \psi_j \\ & 1 \\ -\sin \psi_j & \cos \psi_j \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ & 1 \\ & & 1 \end{bmatrix}$$

等號兩邊取轉置,

$$F_{j} = \begin{bmatrix} \cos \psi_{j} & -\sin \psi_{j} \\ & 1 \\ \sin \psi_{j} & \cos \psi_{j} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta_{j} & \sin \theta_{j} \\ -\sin \theta_{j} & \cos \theta_{j} \\ & 1 \end{bmatrix} F_{j-1}$$

可得到

$$R_{j} = \begin{bmatrix} \cos \psi_{j} & -\sin \psi_{j} \\ & 1 \\ \sin \psi_{j} & \cos \psi_{j} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta_{j} & \sin \theta_{j} \\ -\sin \theta_{j} & \cos \theta_{j} \\ & 1 \end{bmatrix}$$