



## تحلیل هوشمند تصاویر زیست پزشکی

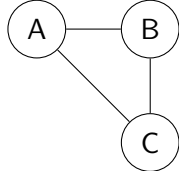
کوییز چهارم

شماره دانشجویی:

نام و نام خانوادگی:

### سوال اول (۵ نمره)

- (آ) موارد زیر را از لحاظ درست یا غلط بودن بسنجید. در صورت غلط بودن، علت را نیز بیان کنید.
- در شبکه‌های GNN می‌خواهیم با تغییر جایگاه نودها با یکدیگر، خروجی امبدینگ گراف صرفاً ثابت نماند.
  - در یک شبکه GCN که از تابع  $h_v^{(k+1)} = \sigma \left( W_k \max_{u \in \mathcal{N}(v)} (h_u^{(k)}) + B_k h_v^{(k)} \right)$  برای آپدیت امبدینگ‌ها در لایه‌هایش استفاده می‌کند، محاسبه امبدینگ برای هر گره Permutation Invariant است.
  - در همان شبکه GCN بالا، محاسبه امبدینگ کل گراف Permutation Invariant است.
- (ب) یک شبکه GNN بشکل زیر داریم. با توجه به داده‌های زیر یک لایه مقادیر امبدینگ گره‌ها را آپدیت کنید.



$$h_A^{[0]} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad h_B^{[0]} = \begin{bmatrix} -1 \\ -1 \end{bmatrix}, \quad h_C^{[0]} = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$$

وزن شبکه GNN در لایه صفر برابر با  $W^{[0]} = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$  است و از تابع تجميع‌کننده میانگین‌گیر و تابع فعال‌ساز  $ReLU(x) = \max(0, x)$  استفاده می‌کنیم.

پاسخ:

(آ) • غلط. می‌خواهیم شبکه گرافی Permutation Equivariant باشد یعنی با جایگشت دادن ورودی‌هایش، در خروجی هم متناظر همان جایگشت رخ می‌دهد.

• درست

• غلط. چون امدینگ نودها با توجه به همسایه‌ها مشخص می‌شود؛ پس با تغییر ترتیب نودها در گراف، خروجی‌ها نیز متناسب با آن تغییر میکنند. پس Permutation Equivariant است.

(ب) با توجه به فرمول آپدیت GNN با توجه به داده‌های سوال:

$$h_v^{(1)} = ReLU \left( W^{[0]} \sum_{u \in \mathcal{N}(v)} \frac{h_u^{(0)}}{|\mathcal{N}(v)|} \right)$$

مقادیر مربوط به نودها برابر است با:

$$h_A^{[1]} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, h_B^{[1]} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1.5 \end{bmatrix}, h_C^{[1]} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0.5 \end{bmatrix}$$

## سوال دوم (۵ نمره)

(آ) تابع هزینه **VoxelMorph** شامل دو بخش اصلی است:

• بخش شباهت تصویر (Image Similarity Term)

• بخش منظم ساز (Regularization Term)

• وظیفه هر یک از این دو بخش چیست؟ توضیح دهید.

(ب) یکی از محدودیت‌های مدل **VoxelMorph** ممکن است زمانی رخ دهد که دگرگونی بین دو تصویر بسیار پیچیده یا غیرخطی باشد. آیا می‌توانید یک سناریو که مدل دچار این محدودیت شود را تصور کنید؟ علت را شرح دهید.

پاسخ:

(آ) • **بخش شباهت تصویر (Image: Similarity Term)** وظیفه این بخش این است که تصویر ثابت (fixed) و تصویر متحرک (moving) پس از اعمال دگرگونی شباهت بیشتری به یکدیگر پیدا کنند. معیارهایی مانند Mean Squared Error (MSE) یا Mutual Information معمولاً برای این هدف استفاده می‌شوند.

• **بخش صاف‌سازی دگرگونی (Regularization: Term)** هدف آن جلوگیری از ایجاد دگرگونی‌های غیرمنطقی یا بی‌ثبات است که می‌تواند به افت کیفیت Registration منجر شود.

(ب) یک سناریوی مشخص که مدل **VoxelMorph** دچار محدودیت می‌شود زمانی است که داده‌های آموزشی و داده‌های ثبت (رجیستر) تفاوت‌های ساختاری قابل توجهی داشته باشند. برای مثال، فرض کنید مدل با تصاویر T1-weighted آموزش دیده باشد، اما بخواهیم از آن برای ثبت تصاویر T2-weighted استفاده کنیم. از آنجایی که این دو نوع تصویر ویژگی‌های کنتراست و شدت بسیار متفاوتی دارند، مدل نمی‌تواند شباهت معناداری بین آنها پیدا کند. بنابراین، در چنین حالتی، مدل احتمالاً دچار شکست می‌شود و دگرگونی‌های مناسب را یاد نمی‌گیرد.