

Hw 3

Amirabbas Afzali - 400100662

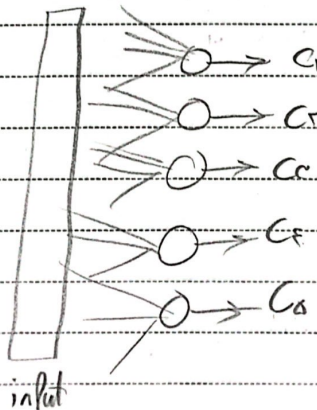
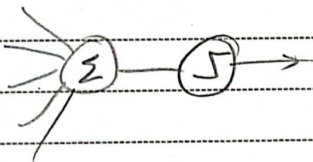
سوال ۱) با فرض $\text{padding} = 0$ ، در شبکه هیچ تفاوتی نداریم و ۵ فیلتر

10×10 شبکه که لایه dense با ۵ نورون می باشد. و هر فیلتر شبکه

نورون (Perceptron) می باشد که عمل کانولوشن همان عمل $\text{linear combination}$

در Perceptron، بعد از آن خروجی هر فیلتر به عدد اسکالر است، (از شبکه nonlinear است)

لایه Perceptron غیر خطی را



padding = 5, kernel size = 3 \equiv convolution same as (yol)

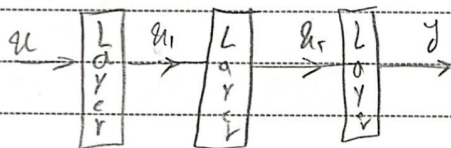
$$\rightarrow \text{input shape} = 14 \times 14 \times 14 \quad n_{\text{out}} = \left\lfloor \frac{n_{\text{in}} + 2p - k}{s} \right\rfloor + 1$$

$$\text{output shape} = 14 \times 14 \times 14$$

$$\# \text{ of parameter} = 14 \times (\delta \times \delta \times 14 + 1) = 1514$$

$$\text{input shape} = 14 \times 14 \times 14$$

cb



$$\text{shape of } x_1 = 14 \times 14 \times 14$$

$$x_2 = 14 \times 14 \times 14$$

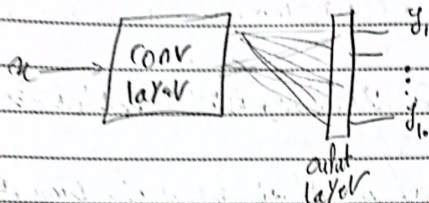
$$y = 14 \times 14 \times 14$$

$$\# \text{ of parameter} = 14 \times (\delta \times \delta \times 14 + 1) + 14 \times (\delta \times \delta \times 14 + 1) + 14 \times (\delta \times \delta \times 14 + 1) = 15051$$

Subject :

Date :

c)



$$\# \text{ of feature maps} = 1 \times 5 \times 1 + 10(1 \times 1 \times 1 \times 1 + 1) = 55.011$$

d)

تعريف receptive field : receptive field : input space الجول في CNN's feature maps

المساحة (التي تأخذها الخلية)

$$n_{out} = \left\lceil \frac{n_{in} + p - k}{s} \right\rceil + 1$$

$$j_{out} = j_{in} \times s \rightarrow \text{jump in the output feature map}$$

$$r_{out} = r_{in} + (k-1)s \rightarrow \text{receptive field size}$$

$$start_{out} = start_{in} + \left(\frac{k-1}{s} - p \right) \times j_{in} \rightarrow \text{center of receptive field.}$$

$$k=8, s=1, p=5$$

$$r_0=1$$

$$j_0=1 \rightarrow r_1 = 1 + 8 \times 1 = 9 \rightarrow r_2 = 9 + 8 \times 1 = 17$$

المساحة receptive field : 17x17

اسفند ۳) بر اساس منبری مربوط به UNET :

• ویژگی‌های اصلی شبکه UNET و نیاز آن با کانولوشن عمیقی :

شبکه UNET، ساختار U مانند دارد و در ابتدا dimension را کم می‌کند (در Encoder)

و سپس dimension را افزایش می‌دهد (در Decoder). همچنین بین لایه‌های کانولوشن

با نیاز به اتصال skip connection وجود دارد که منجر به کاهش gradient vanishing می‌گردد

و به طور کلی این شبکه برای تسک‌هایی مانند semantic segmentation, instant segmentation

کاربرد زیادی دارد.

• فایده‌های skip connection ها :

این اتصال منجر به بازایی اطلاعات از دست رفته در فرآیند کاهش می‌شود و باعث می‌شود در

decoder می‌شود و با وجود این اتصال بین اصطلاحات low level و high level

در decoder با هم ترکیب می‌شوند. همچنین باعث می‌شود که gradient vanishing

کمتر شود.

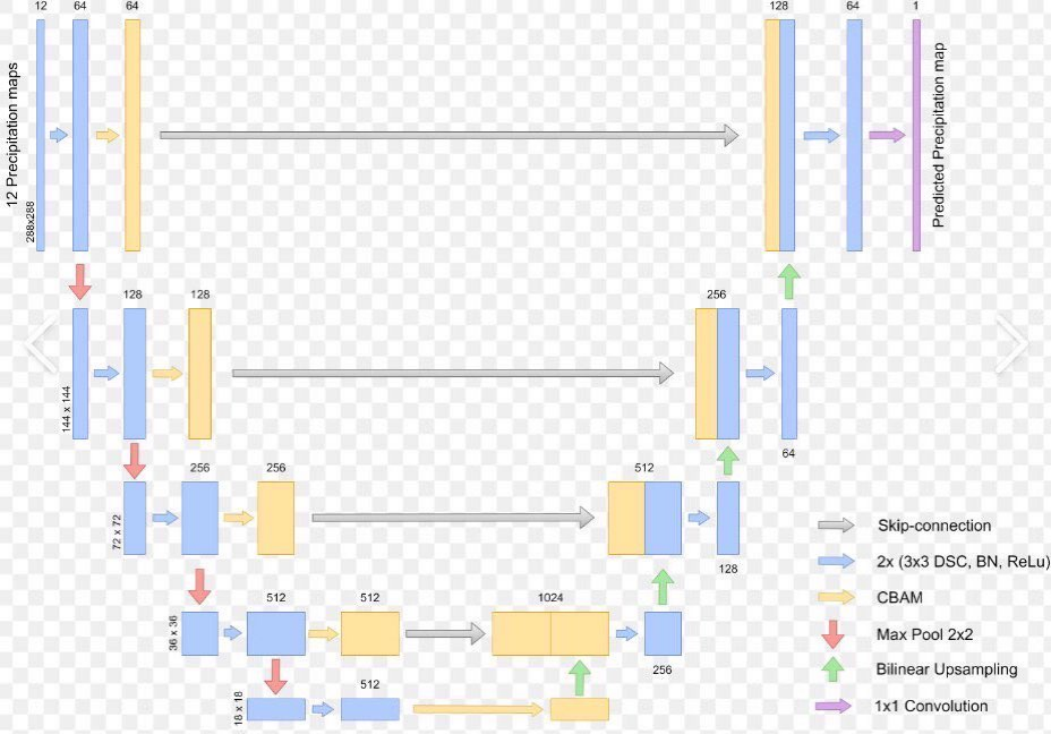
• اهمیت آن در تقویم پزشکی

مانند آنکه به این ترتیب، این شبکه با ترکیب کردن اطلاعات low level و high level

در درک "localization" در تقویم و در آن، به همان دلیل که در شبکه‌های segmentation

کاربرد زیادی دارد، در کاربردهای پزشکی مانند تشخیص توده‌ها و تصویرهای مغزی

(local) کاربرد دارند.



۲. رولات محاسباتی UNET : (التمیز معمار) که UNet از CBAM استفاده می کند که در این مثال از آن صرف نظر می کنیم
- با توجه به معمار UNET که در صفحه قبل آمده است داریم :

$$\text{input} = 256 \times 256 \rightarrow 128 \times 128 \rightarrow 64 \times 64 \rightarrow 32 \times 32$$

shape of feature maps in latest space

تعداد کانال ها با توجه به تعداد فیلترهای لایه های کانولوشنی تعیین می شود.

تعداد فیلترهای (لایه دوم کانولوشنی) . kernel size in channel bias # of filters

$$((3 \times 3) \times 64 + 1) \times 128 = 7384$$

۳. مشکل های معرفی DenseNet :

شبکه DenseNet در واقع از ایده ResNet به نحو دیگری استفاده کرده است

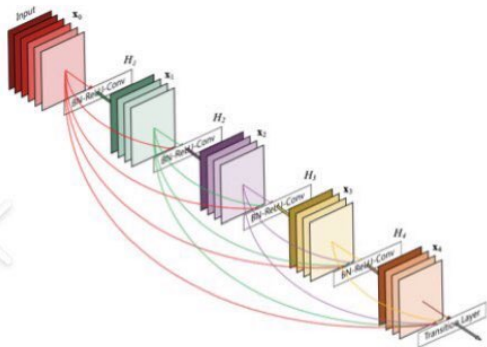
و از skip connection به گرات استفاده کرده است. در ResNet به Residual block

به غیر $H(x) = F(x) + x$ می باشد $F(x)$ اغلب به nonlinear mapping می باشد.

ولی در ResNet، هر لایه کانولوشنی، خروجی تمام لایه های قبل خود را دریافت می کند

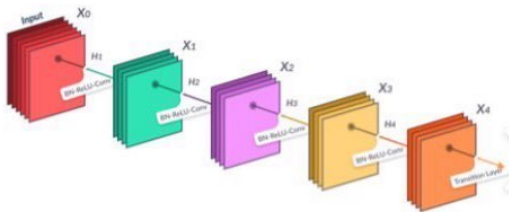
و operation (با هم جمع و جمع) $H(x) = H_1([x, x_1, \dots, x_{L-1}])$ می باشد

sumation or concatenation
dense connection



DenseNet Structure

$$a^{[l]} = g([a^{[0]}, a^{[1]}, a^{[2]}, \dots, a^{[l-1]}])$$



ResNet Structure

$$a^{[l]} = g(z^{[l+1]} + a^{[l]})$$

درمانده ^{شکل گرفته شد} در Resnet و Residual connections باعث اتمام اطلاعات
 high level با low level می شود، مشکل gradient flow را تا حد فزاینده
 می کند و توانایی شبکه در generalization را افزایش می دهد (شبکه inductive بفرز دهد).

و در densenet، در هر dense block با این اطلاعات خوبی لایه های
 پیشین به ورودی هر لایه، شبکه به نوعی از اطلاعات لایه های مختلف دوباره استفاده
 می کند (reuse) و فیچرهای pattern های غنی تری از اطلاعات culture
 فراهم می کند. همچنین ما با dense connectionها نیز، مشکل gradient flow
 را حل می کنیم.

• حل مشکل J. Vanishing :

مانند ^{شکل گرفته شد} dense connection مشکل J. Vanishing را برطرف می کند
 زیرا هر لایه به خوبی آن با خوبی شبکه و در نتیجه Loss Function، یک مسیر مستقیم
 وجود دارد و گره های آن معبر می کنند و وزن های لایه به خوبی update می شود.
 با حل مشکل J. Vanishing می توان از شبکه های deep تر استفاده کرد و در نتیجه

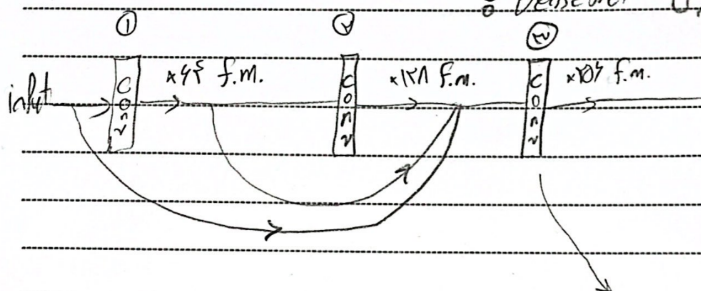
Subject :

Date :

نظریت شبکه به طور exponential، افزایشی با n و m mapping

nonlinear تر خولیم داشت و در نتیجه pattern های پیچیده تر capture

• سوال کتابی DenseNet



تعداد خروجی های مرحله i الی بعد $=$ $in_channel + 44 + 121 = in_channel + 192$

in-channel
↓

• یاد نگارشی از k : k

$$C_{out} = C_{in} + k \times n = 192 + 2 \times 256 = 1024$$

