

Задача сегментації для медичних зображень: U-Net Архітектура

26 листопада 2024 р.

Захаров Дмитро

План

1 Вступ

- Задача сегментації медичних зображень
- Нейронні мережі: нагадування

2 U-Net

Вступ

Задача сегментації

Задача сегментації

Зазвичай, маючи зображення X , виділяє регіони (розділ) $\mathcal{R}_1, \dots, \mathcal{R}_C$, що відповідають певним ознакам.

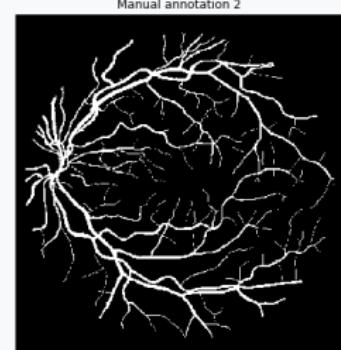


Рис.: Приклад сегментації на наборі даних “DRIVE: Digital Retinal Images for Vessel Extraction”. Маємо $X = \mathcal{R}_0 \cup \mathcal{R}_1$, де \mathcal{R}_1 — судини на сітці (білий колір на фотографії).

Ще приклади

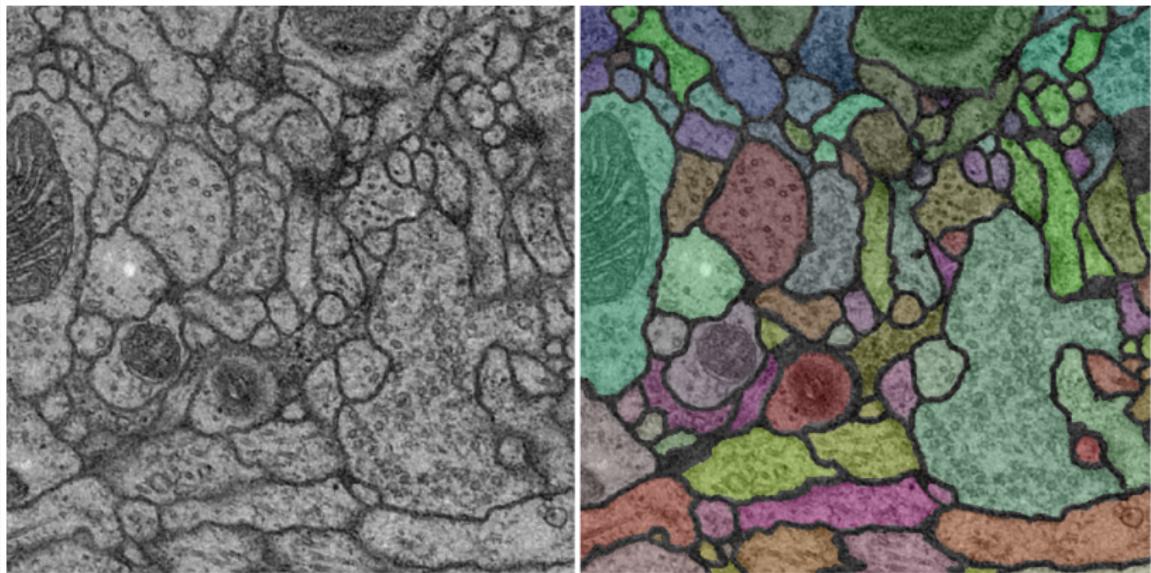
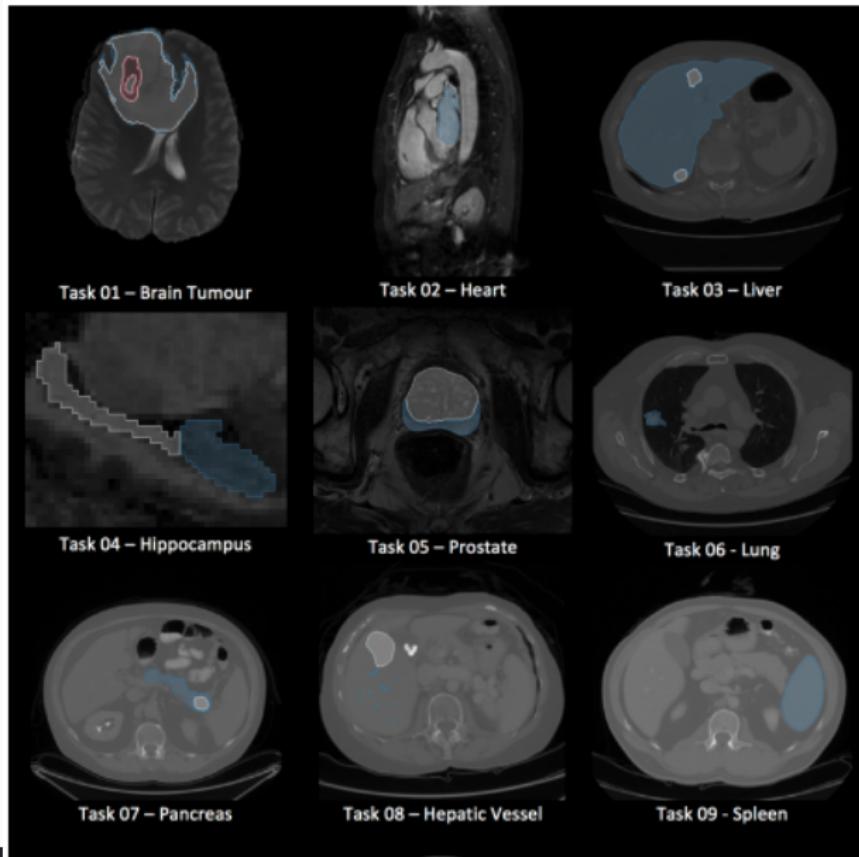


Рис.: Приклад сегментації на наборі даних “ISBI Challenge: Segmentation of neuronal structures in EM stacks”. Набір із 30 розділів із серійного набору даних трансмісійної електронної мікроскопії (ssTEM) черевного нервового канатика (VNC) личинки першої стадії личинки дрозофіли. Маємо багато регіонів $\{\mathcal{P}_i\}$.

Ще приклади



Нейронні мережі

Коротко

Нейронна мережа — це параметризація функції $f(x|\theta)$, що складається з досить великої кількості параметрів $\theta \in \mathbb{R}^n$.

Example

Стандартні Fully Connected (FC) шари виглядають як:

$$f(x|\theta) = \sigma \circ W_\ell \circ \sigma \circ W_{\ell-1} \circ \cdots \circ \sigma \circ W_1 \circ x,$$

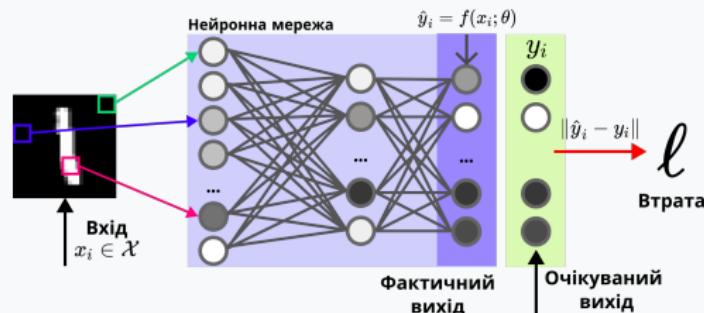


Рис.: Пряме поширення: обрахунок значення втрати

Конволюційна операція

The diagram illustrates the convolution operation $X * \mathcal{K}$. It shows three grids: the input X (7x7), the kernel \mathcal{K} (3x3), and the resulting output $X * \mathcal{K}$ (7x7).

The input X is a 7x7 grid of binary values. A 3x3 kernel \mathcal{K} is applied to it. The resulting output $X * \mathcal{K}$ is a 7x7 grid where each value is the result of the convolution of a 3x3 patch from X with \mathcal{K} .

The diagram highlights the receptive field of the top-left output unit (value 1) in green. This receptive field covers the top-left 3x3 patch of the input X , which contains the values 1, 0, 1; 1, 1, 1; and 0, 0, 0. The kernel \mathcal{K} is also highlighted in green.

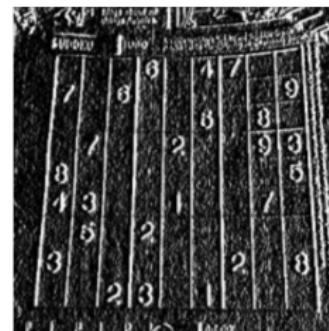
Рис.: Механізм знаходження конволюції $X * \mathcal{K}$ для $\mathcal{K} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ та $X \in \mathbb{R}^{7 \times 7}$.

Фільтри Собеля



$$* \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \\ +2 & 0 & -2 \\ +1 & 0 & -1 \end{bmatrix} =$$

x Sobel kernel



$$* \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} =$$

y Sobel kernel



Рис.: Демонстрація фільтрів Собеля.

U-Net

Архітектура

Ключова ідея

U-Net — це так звана **fully convolutional network** модель, себто вона повністю працює з зображеннями, не переходячи у виході на Fully Connected шари.

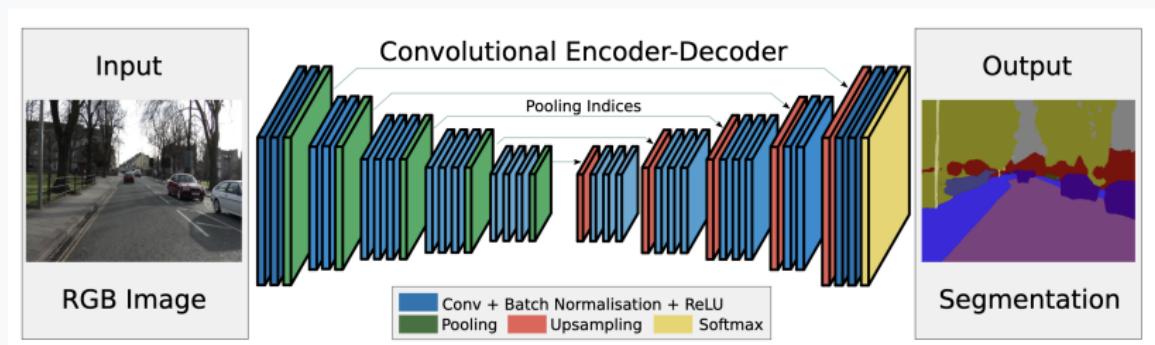


Рис.: Архітектура U-Net.

Тренування

Нехай $\Omega \subset \mathbb{Z}^2$ — область на зображенні.

Definition

Softmax функцією називають вираз вигляду:

$$p_k(\mathbf{x}) = \frac{\exp(a_k(\mathbf{x}))}{\sum_{k'=1}^K \exp(a_{k'}(\mathbf{x}))}.$$

Definition

Функцією енергії називаємо вираз:

$$E(\Omega|f) = \sum_{\mathbf{x} \in \Omega} w(\mathbf{x}) \log p_{\ell(\mathbf{x})}(\mathbf{x}), \quad a_k(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x})_k$$

де $w : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ — вага пікселя, $\ell : \Omega \rightarrow [K]$ — мітка пікселя.

Тренування

Definition

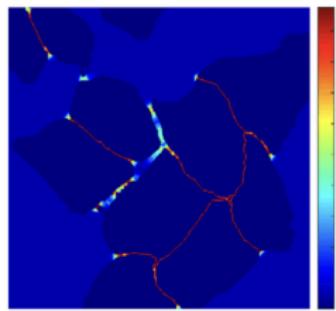
Мапою ваги називаємо вираз:

$$w(\mathbf{x}) = w_c(\mathbf{x}) + w_0 \cdot \exp\left(-\frac{(d_1(\mathbf{x}) + d_2(\mathbf{x}))^2}{2\sigma^2}\right),$$

де $w_c : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ — мапа ваги для балансування, $d_1 : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ — відстань до границі найближчої клітинки, $d_2 : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ — відстань до границі другої за порядком клітинки іншого класу.



input image



$w(\mathbf{x})$

Тренування

Наша нейронна мережа $f(X|\theta) : \mathbb{R}^{W \times H \times 3} \times \Theta \rightarrow [0, 1]^{W \times H \times K}$.

Таким чином,

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E(\Omega_i | f).$$

Table 2. Segmentation results (IOU) on the ISBI cell tracking challenge 2015.

Name	PhC-U373	DIC-HeLa
IMCB-SG (2014)	0.2669	0.2935
KTH-SE (2014)	0.7953	0.4607
HOUS-US (2014)	0.5323	-
second-best 2015	0.83	0.46
u-net (2015)	0.9203	0.7756

Рис.: Результат тренування U-Net.

Дякую за Вашу Увагу!

