第4章 発展的なニューラルネットワーク 4.1 畳み込みニューラルネットワーク

須賀勇貴

茨城大学理工学研究科

April 17, 2023

はじめに

近年の深層学習の二枚看板

畳み込みニューラルネットワーク(CNN)

画像認識に特化したニューラルネットワーク

ex. 画像認識, 物体検出

再帰的ニューラルネットワーク (RNN)

時系列データの学習に特化したニューラルネットワーク

ex. 音声認識, 言語翻訳, 気象予報

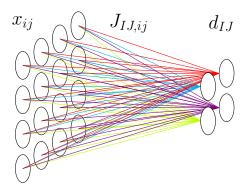
まず、畳み込みニューラルネットワーク (CNN) について説明する.

- 説明すること
 - 画像 (猫の画像) と特徴 (猫の写っている場所) が相関するモデルを考える
 - ② 適切なハミルトニアンの構築
 - 3 畳み込み演算の導出

$$i \approx I, j \approx J$$
 の辺りに猫が写っている確率 (4.1.1)

この場合の最も素朴なハミルトニアン

$$H_{J,x}(\{d_{I,J}\}) = -\sum_{IJ} \left(\sum_{ij} d_{IJ} J_{IJ,ij} x_{ij} + d_{IJ} J_{IJ} \right)$$
(4.1.2)



(4.1.1) を議論したい場合、全てのij との相互作用を考えても無駄

$$J_{IJ,ij} = \begin{cases} \sharp \ \ \forall \ \square & \left(i = s_1 I + \alpha, \ \alpha \in [-W_1/2, W_1/2]\right) \\ j = s_2 J + \beta, \ \beta \in [W_2/2, W_2/2] \end{cases}$$
 (4.1.3)

 $s_{1,2}:$ ストライド (stride) $\,\cdots$ 「何ピクセル飛ばし」で特徴を捉えるかのパラメータ $W_{1,2}:$ フィルターサイズ $\,\cdots$ どのくらいの大きさの領域で特徴を捉えるかのパラメータ

これを実現できる結合定数

$$J_{IJ,ij} = \sum_{\alpha\beta} J_{IJ,\alpha\beta} \delta_{i,s_1I+\alpha} \delta_{j,s_2J+\beta}$$
(4.1.4)

$$s_{1,2}=3,W_{1,2}=2$$
 のときを考える (右図) $J_{IJ,ij}=\sum_{lpha,eta=-1}^1 J_{IJ,lphaeta}\delta_{i,3I+lpha}\delta_{j,3J+eta}$

$$H_{J,x}(\{d_{IJ}\})$$

$$= -\sum_{I,J=0}^{1} \left(\sum_{i,j=0}^{3} \sum_{\alpha,\beta=-1}^{1} d_{IJ} J_{IJ,\alpha\beta} \delta_{i,3J+\alpha} \delta_{j,3J+\beta} x_{ij} + d_{IJ} \right)$$

$$= -\sum_{I,J=0}^{1} \sum_{\alpha,\beta=-1}^{1} d_{IJ} J_{IJ,\alpha\beta} x_{3I+\alpha,3J+\beta} - \sum_{I,J=0}^{1} d_{IJ} J_{IJ}$$

1 項目 =
$$d_{00}J_{00,00}x_{00} + d_{00}J_{00,01}x_{01} + d_{00}J_{00,10}x_{10} + d_{00}J_{00,11}x_{11}$$

= $d_{01}J_{01,02}x_{02} + d_{01}J_{01,03}x_{03} + d_{01}J_{01,12}x_{12} + d_{01}J_{01,13}x_{13}$
= $d_{10}J_{10,20}x_{20} + d_{10}J_{10,21}x_{21} + d_{10}J_{10,30}x_{30} + d_{10}J_{10,31}x_{31}$
= $d_{11}J_{11,22}x_{22} + d_{11}J_{11,23}x_{23} + d_{11}J_{11,32}x_{32} + d_{11}J_{11,33}x_{33}$

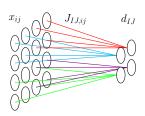


図: 結合定数の模式図

$$i, j = 0, 1, 2, 3$$

 $I, J = 0, 1$

猫の写っている場所は真ん中だったり、右側だったりする

11

捉えたい画像の特徴が「猫っぽさ」である場合, その特徴は I, J に依存しないはず

1

結合定数に IJ 依存性は入れないことにする

$$J_{IJ,ij} = \sum_{\alpha\beta} J_{\alpha\beta} \delta_{i,S_1I+\alpha} \delta_{j,s_2J+\beta}$$
 (4.1.5)

ハミルトニアンは

$$H_{J,x}^{\mathsf{conv}}(\{d_{IJ}\})$$

$$= -\sum_{\{d_{IJ}\}} \exp \left[\sum_{IJ} d_{IJ} \left(\sum_{\alpha\beta} J_{\alpha\beta} x_{s_1I+\alpha, s_2J+\beta} + J \right) \right]$$
(4.1.6)

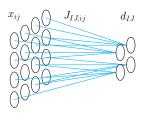


図: 結合定数の模式図

$$i, j = 0, 1, 2, 3$$

$$I, J = 0, 1$$

$$H_{J,x}^{\mathsf{conv}}(\{d_{IJ}\}) = -\sum_{\{d_{IJ}\}} \exp\left[\sum_{IJ} d_{IJ} \left(\sum_{\alpha\beta} J_{\alpha\beta} x_{s_1I+\alpha,s_2J+\beta} + J\right)\right] \tag{4.1.6}$$

この状態のボルツマン重みを計算

$$Q_{J}(\{d_{IJ} = 1|x\}) = \frac{\exp\left[-H_{J,x}^{\mathsf{conv}}(\{d_{IJ} = 1\})\right]}{\sum_{\{d_{IJ}\}} \exp\left[-H_{J,x}^{\mathsf{conv}}(\{d_{IJ}\})\right]}$$

$$= \frac{\exp\left[\sum_{\alpha\beta} J_{\alpha\beta} x_{s_{1}I+\alpha,s_{2}J+\beta} + J\right]}{\sum_{\{d_{IJ}\}} \exp\left[\sum_{IJ} d_{IJ} \left(\sum_{\alpha\beta} J_{\alpha\beta} x_{s_{1}I+\alpha,s_{2}J+\beta} + J\right)\right]}$$

$$= \sigma\left(\sum_{\alpha\beta} J_{\alpha\beta} x_{s_{1}I+\alpha,s_{2}J+\beta} + J\right)$$

$$(4.1.7)$$

ここで.

$$\{d_{IJ}\} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$Q_J(\{d_{IJ} = 1|x\}) = \sigma \left(\sum_{\alpha\beta} J_{\alpha\beta} x_{s_1 I + \alpha, s_2 J + \beta} + J\right)$$

$$\tag{4.1.7}$$

このときの演算

$$x_{ij} \to \sum_{\alpha\beta} J_{\alpha\beta} x_{x_{s_1}I + \alpha, s_2J + \beta} \tag{4.1.8}$$

を畳み込み演算という

畳み込み演算を含むニューラルネットワーク → 畳み込みニューラルネットワーク

現在、画像認識において畳み込みニューラルネットワークは常識となっている

4.1.2 転置畳み込み