$notebook_name$

$number_of_pages$

new_page

$notebook_created$

$notebook_modified$

Autoencoder-based Graph Construction for SSL

Problem formulation:

$$L = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^{m} \quad , \quad U = \{x_i\}_{i=m+1}^{n}$$

$$x_i \in X \quad , \quad y_i \in Y = \{1, 2, \cdots, C\}$$

Loss 由 label data 的 supervised loss 与 unlabel data 的 regularization term 组成.

regularization terms: consistency loss + feature matching loss

Consistency loss:

$$L_c(\theta) = \sum_{i=1}^{n} l_c\left(f(x_i; \theta, \xi), \tilde{f}(x_i; \theta', \xi')\right)$$

其中，$f(x_i; \theta, \xi)$ 为模型预测结果，ξ 为施加于 x_i 上的随机扰动

$\tilde{f}(x_i; \theta', \xi')$ 为 teacher model,

$l_c(\cdot)$ 为距离函数

Feature matching loss:

$$L_g(\theta, W) = \sum_{x_i, x_j \in L \cup U} l_g\left(h(x_i; \theta), h(x_j; \theta), W_{ij}\right)$$

其中，$h: X \longrightarrow R^p$ 为输入空间到低维特征空间的映射.

W_{ij}：相似性矩阵 W 的 (i,j) 项（同类为1 其它为0）

W_{ij}：相似度图矩阵 W 的 (i,j) 项 (取值 1 或 0)

$l_g(\cdot,\cdot)$：取决于 W_{ij} 的一种距离度量

$$l_g = \begin{cases} \|h(x_i) - h(x_j)\|^2 & , \text{if } W_{ij} = 1 \\ \max(0, \text{margin} - \|h(x_i) - h(x_j)\|)^2 & , \text{if } W_{ij} = 0 \end{cases}$$

margin 为预定义的正数.

使用 matrix completion 的方法构建 W.

SSL Framework.

$$L_s(\theta) + \lambda_c L_c(\theta) + \lambda_g L_g(\theta) \qquad (5)$$

Autoencoder-based Graph Construction for SSL

Our approach

为减少计算开销，使用神经网络进行 matrix completion 工作

使用 auto-encoder 计算参数，记为 ϕ，使用 autoencoder loss 计算开销及 Graph estimate.

4.1. Learning the graph with autoencoder

$\boxed{\text{CNN}} \longrightarrow h(x_1), \ldots, h(x_n) \in R^d$, feature vectors

$\downarrow$

$$X = [h(x_1), \cdots, h(x_n)] \in R^{d \times n}$$

$u(y_1), \cdots, u(y_m) \in R^c$, one-hot-coded label vectors

$$Y = [u(y_1), \cdots, u(y_m), \underbrace{0_c, \cdots 0_c}_{(n-m)\text{ vectors}}] \in R^{c \times n}$$

$$Z = \begin{bmatrix} Y \\ X \end{bmatrix} \longleftarrow$$

$\hookrightarrow$ Completing Z enables predict all labels.

$\downarrow$

input dropout：以一定概率将 label-presence column 向量置0，即 $z_j = \begin{bmatrix} u(y_j) \\ h(x_j) \end{bmatrix} \longrightarrow \bar{z}_j \begin{bmatrix} 0_c \\ h(x_j) \end{bmatrix}$

最终得到 $\bar{Z} = \begin{bmatrix} \bar{Y} \\ X \end{bmatrix}$ (7)

autoencoder loss :

$$L_{AE}(\theta, \phi) = \sum (Y_{:,i} - \hat{Y}_{:,i})^2 + \mu \|X - \hat{X}\|^2 \qquad (8)$$

$$\mathcal{L}_{AE}(\theta,\phi) = \sum_{(i,j)\in\Omega_Y} (\hat{y}_{ij} - y_{ij}) + \mu(t)\|\hat{X} - X\|_F$$

其中, $(\hat{Y}, \hat{X})$ 表示autoencoder $g_\phi(Z)$的输出.

$\mu(t)$ 为单调增函数.

$$\downarrow$$

记 $\tilde{u}(y_i)$ 为 predict label vector, $\tilde{y}_i = \arg\max_k [\tilde{u}(y_i)]_k$

因此, similarity graph W 为:

$$W_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } \tilde{y}_i = \tilde{y}_j \\ 0, & \text{if } \tilde{y}_i \neq \tilde{y}_j \end{cases}$$

4.2 Simultaneous training

$$\mathcal{L}_S(\theta) + w(t)\cdot(\mathcal{L}_c(\theta) + \lambda\cdot\mathcal{L}_g(\theta,W)) + \mathcal{L}_{AE}(\theta,\phi) \quad (10)$$

文献[18][24]

Experiments

数据集：MNIST, SVHN, CIFAR-10