

Title

Author

ABSTRACT

abstract

Keywords: keyword1, keyword2

摘 要

摘要

关键字: 关键字 1, 关键字 2

1 chapter1

chapter1

2 chapter2

chapter2

2.1 section2.1

section2.1

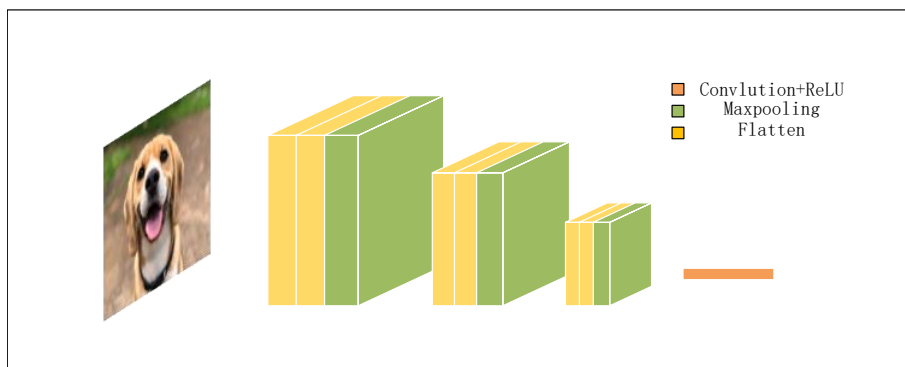


图 2.1: caption1

3 chapter3

chapter3

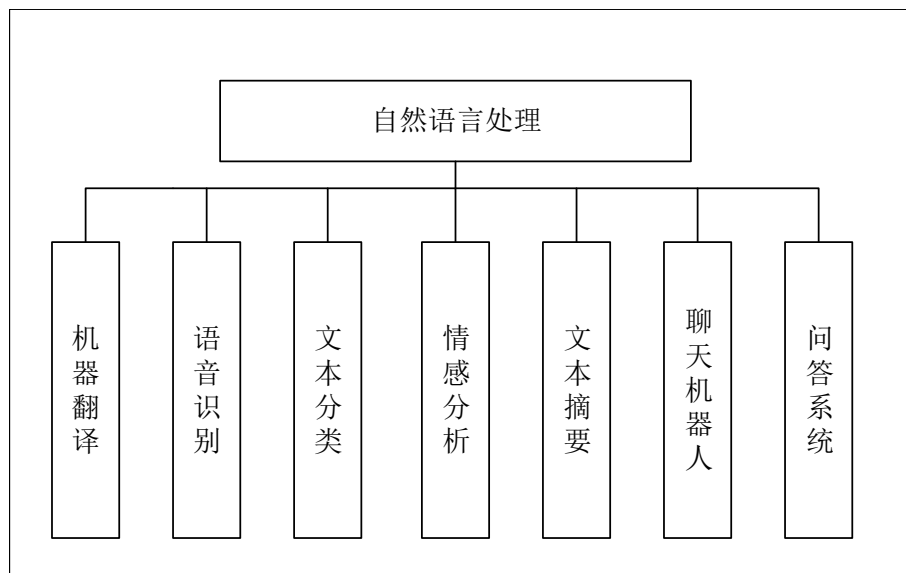


图 3.1: cpation2

4 chapter4

4.1 section4.1

$$w^* = \arg \min_{\theta} \sum_i L(y_i, f(x_i; w)) + \lambda \Omega(w) \quad (4.1)$$

4.2 section4.2

设 $A \in C_r^{m \times n}$, $\lambda_i, r = \text{rank}(A)$, λ_i 是 AA^H 的特征值, μ_i 是 $A^H A$ 的特征值, 它们都是实数。且设

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \cdots \geq \lambda_r > \lambda_{r+1} = \lambda_{r+2} = \cdots = \lambda_m = 0$$

$$\mu_1 \geq \mu_2 \cdots \geq \mu_r > \mu_{r+1} = \mu_{r+2} = \cdots = \mu_m = 0$$

则特征值 λ_i 与 μ_i 之间的关系为: $\lambda_i = \mu_i > 0, (i = 1, 2, \cdots, r)$ 。

设 $A \in C_r^{m \times n}$, AA^H 的正特征值 λ_i , $A^H A$ 的正特征值 μ_i , 称 $\alpha_i = \sqrt{\lambda_i} = \sqrt{\mu_i}$, $(i = 1, 2, \cdots, r)$ 是 A 的正奇异值, 简称奇异值。若 A 是正规矩阵, 则 A 的奇异值是 A 的非零特征向量的模长。

若 $A \in C_r^{m \times n}$, $\delta_1 \geq \delta_2 \geq \cdots \geq \delta_r$ 是 A 的 r 个正奇异值, 则存在 m 阶酉矩阵 U 和 n 阶酉矩阵 V , 满足:

$$A = UDV^H = U \begin{bmatrix} \Delta & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V^H$$

其中, $\Delta = \text{diag}(\delta_1, \delta_2, \cdots, \delta_r)$, Δ 为奇异对角阵, U 满足 $U^H AA^H U$ 是对角阵, V 满足 $V^H A^H A V$ 是对角阵。 U 的第 i 列为 A 的对应于 δ_i 奇异值对应的左奇异向量, V 的第 i 列为 A 的对应于 δ_i 奇异值对应的右奇异向量。它们的每一列均为单位向量, 且各列之间相互正交。

若 $A \in C_r^{m \times n}$, $\delta_1 \geq \delta_2 \geq \cdots \geq \delta_r$ 是 A 的 r 个正奇异值, 则总有次酉矩阵 $U_r \in U_r^{m \times r}$, $V_r \in V_r^{n \times r}$ 满足: $A = U_r \Delta V_r^H$, 其中 $\Delta = \text{diag}(\delta_1, \delta_2, \cdots, \delta_r)$ 。

$$A = UDV^H = U \begin{bmatrix} \Delta & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V^H = \sum_{i=1}^r A_i = \sum_{i=1}^r \delta_i u_i v_i^H$$

参考文献

- [1] 赵京胜等. 自然语言处理中的文本表示研究 [J]. 软件学报, 2022. 33(1): 第 102-128 页.
- [2] 冯志伟. 神经网络、深度学习与自然语言处理 [J]. 上海财经大学学报 (哲学社会科学版), 2021(2): 第 110-122 页.