

系級：電機系 2E

姓名：張峻瑋

學號：110511194

機器學習導論 作業 3：支持向量機

Nu-SVC	0.1	0.3	0.5	0.99
Linear	0.9584	0.944	0.9284	0.8172
RBF	0.976	0.9596	0.9484	0.9056
sigmoid	0.642	0.9344	0.9272	0.872

表 1：使用 ν -SVM 之不同 ν 值與 kernel type 下測資正確率

C-SVC	0.1	0.3	0.5	1.0	3.0	5.0
Linear	0.95	0.95	0.95	0.95	0.95	0.95
RBF	0.958	0.9692	0.972	0.9784	0.9832	0.9828
sigmoid	0.9332	0.9268	0.9168	0.9072	0.888	0.8976

表 2：使用 C-SVM 之不同 C 值與 kernel type 下測資正確率

從表 1 與表 2 可發現，使用 C-SVM 的效果普遍比 ν -SVM 好。而三種 kernel 中又以 RBF 表現最好，線性分類次之，sigmoid 最差。

在表 1 中可發現， ν -SVM 中線性分類隨 ν 值漸增而準確度遞減；RBF 亦同；sigmoid 則是在 $\nu = 0.3$ 時表現最好。在表 2 可發現，線性分類的成果穩定；RBF 在 $C = 3.0$ 時表現最好；sigmoid 則是隨 C 值增加而遞減。

以下試分析 $C = 3.0$ 、RBF 之模型：

支持向量的圖形存放於 support_vectors 資料夾中。其中各個數字成為支持向量的數量為：

	0	1	2	3	4
數量	187	117	334	268	228

表 3：各數字之支持向量個數

所謂支持向量，即在進行支持向量機的分類時，畫分分類線最接近該線的向量即為支持向量，可解釋為在分類時，與自己類別最不像者。RBF 並非線性，是先將各各量映射到另一空間中，再進行分類，故在分類上可以比較細，支持向量也會比線性分類多。

從表 3 我們發現，2 的支持向量最多，1 最少。表示 2 最容易與其他數字混

淆。確實 2 的許多圖片，與上下皆有一槓的 1 相近，也與最後一筆較短的 3 相近。而 1 最不容易被混淆，故支持向量最少。



圖 1：長得像 2 的 1



圖 2：長得像 1 的 2



圖 3：長得像 1 的 4



圖 4：長得像 3 的 4