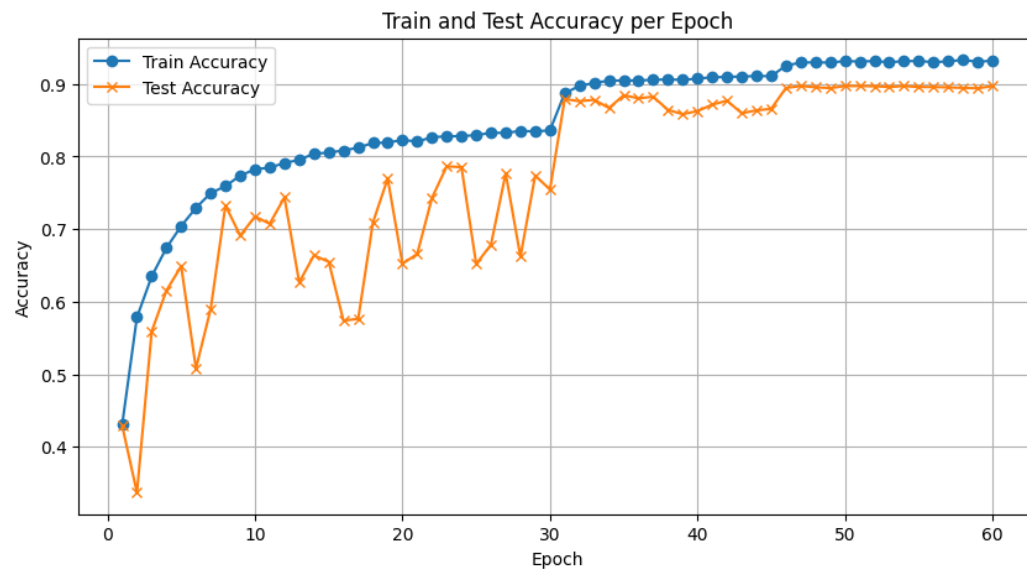


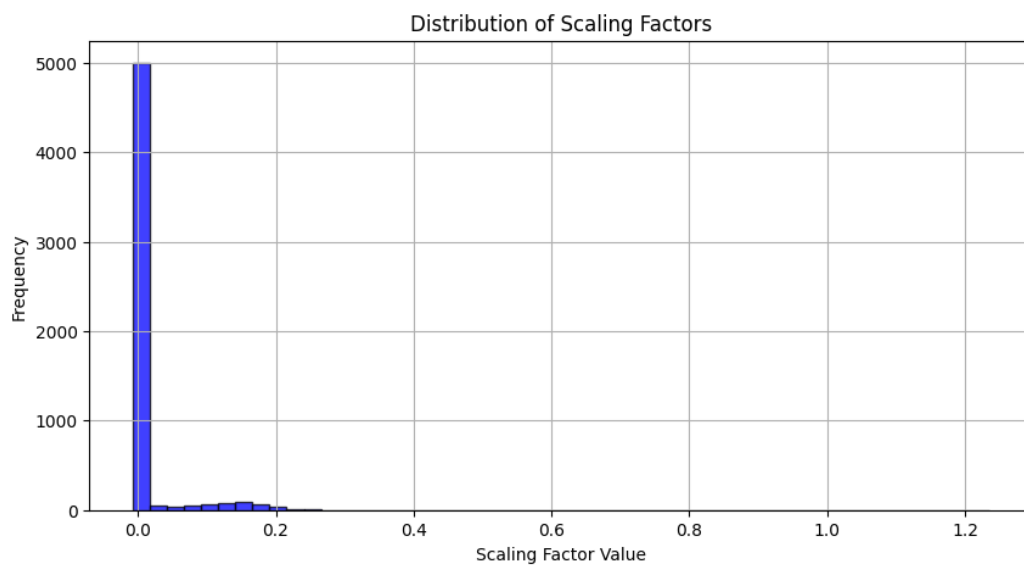
## LAB4 Report

(一) Plot sparsity-training accuracy of origin model over epochs

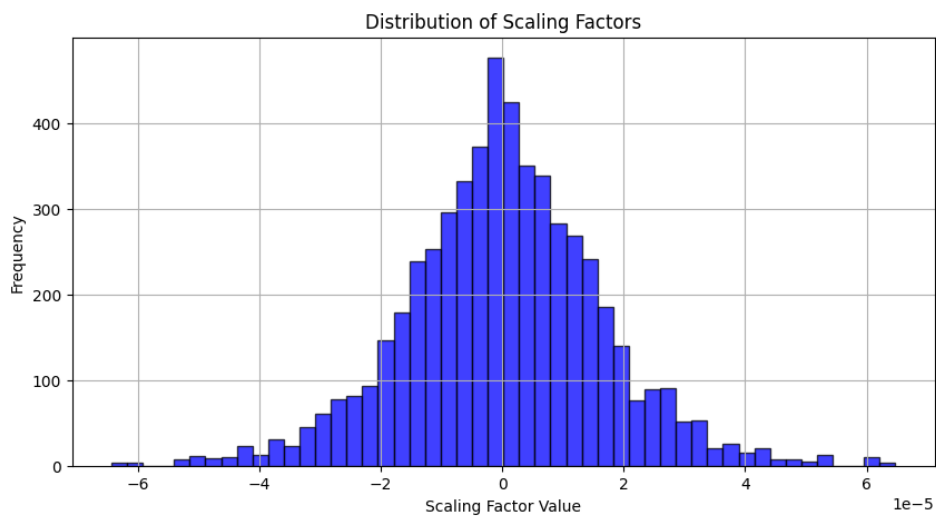


(二) Plot scaling factor distribution with 3 different  $\lambda$  value

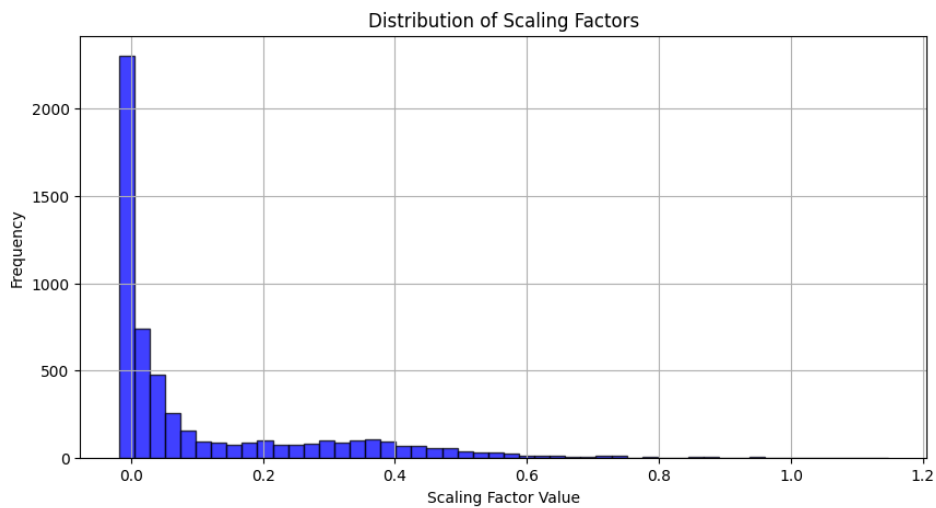
1. LAMBDA = 0.001



## 2. LAMBDA = 0.01



## 3. LAMBDA = 0.0001



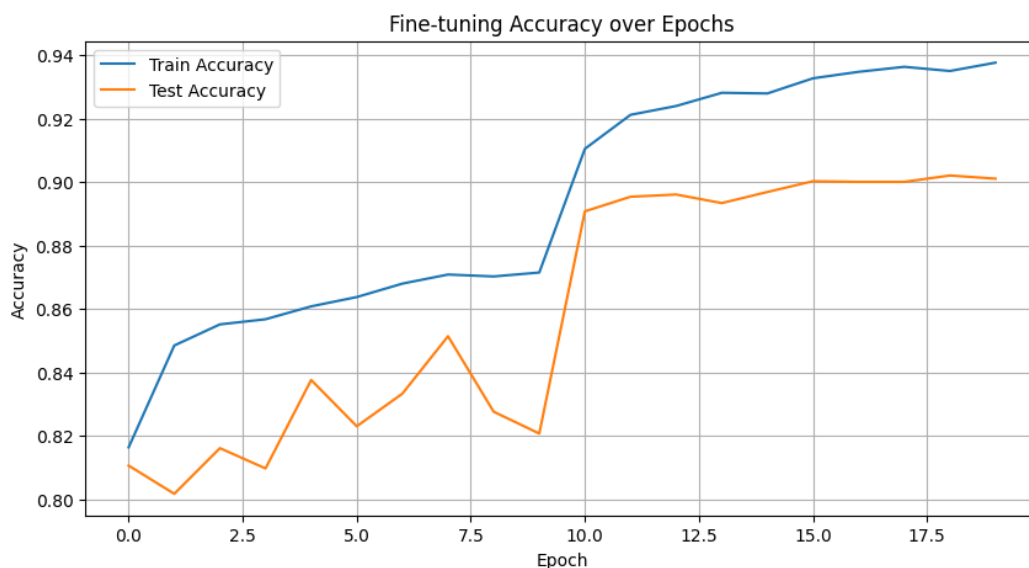
(三) Show model test accuracy after pruning 50% channels

Test set: Accuracy: 8809/10000 (88.1%)

(四) Show model test accuracy after pruning 90% channels

Test set: Accuracy: 2615/10000 (26.1%)

(五) Plot training (fine-tuning) accuracy of pruned 90% model over epochs



(六) Show what problem you encounter and how you solve it

在實作過程中，我針對三種不同的  $\lambda$  值（0.01, 0.001, 0.0001）進行了測試，並觀察縮放因子的分布以及剪枝後模型性能的變化。這個過程中出現了一些出乎意料的結果，尤其是在  $\lambda$  值對縮放因子壓縮效果的影響上。

起初我認為更大的  $\lambda$  值（例如  $\lambda=0.01$ ）會對縮放因子施加更強的壓縮，使更多的縮放因子接近 0。然而實驗結果顯示，當  $\lambda=0.001$  時，縮放因子集中於 0 的比例反而更高，而  $\lambda=0.01$  的分布顯得更為分散。這說明  $\lambda=0.001$  更強調全局性的壓縮，而  $\lambda=0.01$  可能會保留部分通道的較高縮放因子，以應對某些特定特徵的重要性。

至於  $\lambda=0.0001$ ，由於正則化力度明顯略輸於  $\lambda=0.001$ ，這使得剪枝效果不顯著，模型參數減少的幅度非常有限。

總結這三種情況，我選擇  $\lambda=0.001$  作為稀疏正則化的最佳參數，因為它實現了縮放因子的有效壓縮，同時在剪枝後保留了關鍵特徵，測試精度下降幅度也能接受。在這個過程中，我通過觀察縮放因子的分布圖，對稀疏正則化的影響有了更深入的理解，並掌握了如何平衡模型的稀疏性和測試性能。這些經驗為我後續的剪枝與壓縮工作提供了重要的參考依據。