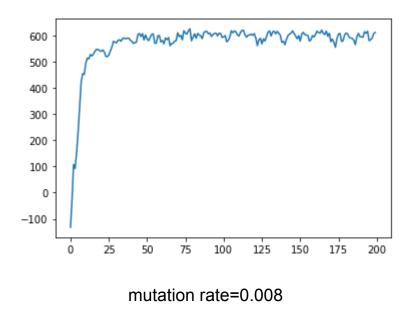
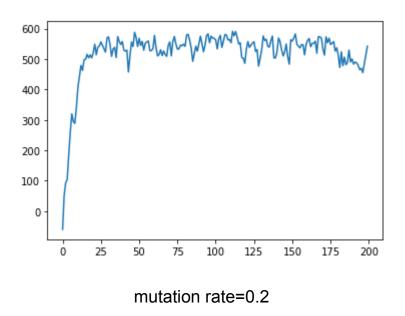
Discuss 1:



在將mutation rate調整至0.008後, 適應度在前50代達到了更高的峰值, 而在其他代中, 則沒有非常明顯的變化(只有稍微下降一些)。這表示增加突變率能促進探索空間的多樣性, 使算法能夠跳出局部最優解。



在增加mutation rate到0.02後,我發現折線圖的波動變得更明顯,且相較原本的值降低了許多,我認為這是因為突變率太高導致收斂不穩定。因此mutation rate也不能只有隨便調高就好,要在適當的值才會使算法發揮最大效用。

Discuss 2:

根據每一代所花費的時間,我認為GA在特定的優化問題上具有良好的適應性和全局搜索能力,他在這種情況下會是相對高效的。但主要還是要看問題的複雜性、種群大小和基因表現方式等多種因素。下面是對GA效率的分析,以及與傳統啟發式算法和現代機器學習方法的比較:

GA算法的效率

計算時間:

● GA 需要多次評估適應度函數, 假如個體比較大量, 可能會花費較長的計算時間。

適應性:

● GA 對於複雜的、非線性的優化問題表現良好。GA使用自然選擇的機制,使 他能夠有效地探索解空間並保持多樣性,從而避免陷入局部最優解。

並行計算:

● GA 具有天然的並行性,因為每個個體的適應度計算可以獨立進行,這使得在多核處理器上進行優化變得可行。

與傳統啟發式算法的比較

效率:

- 傳統的啟發式算法通常在計算上比較簡單,對於某些特定問題可以更快地 找到解,計算效率可能會更高一些。但它們通常缺乏全局搜索能力,容易陷 入局部最優解。
- 而GA 通過交叉和突變操作在解空間中進行全局搜索, 雖然可能可以找到更好的解, 但計算時間會更長。

適用:

● GA 適合複雜或高維度的問題,而傳統的啟發式算法在簡單或特定的優化問題上表現較佳。

與現代機器學習方法的比較

計算效率:

- 現代機器學習方法(如深度學習)通常會需要大量的數據和計算資源, 訓練時間可能會很長。
- GA 不需要大量的標記數據, 並且在一些問題上可以快速找到近似解, 效率 應該會更高一點。

解的表現:

- 機器學習方法對於複雜的學習和預測表現很好, 尤其是在有大量標記數據 的情況下。
- 而 GA 通常更適合優化問題, 能在複雜的解空間中尋找最優解。