

機器學習第一次報告

題目: Fast evaluation of crack growth path using time series forecasting

何沛原 7108053101

國立中興大學應用數學系計算科學碩士班計算科學組

1. 目標

我的目標就是用比較快速的方法去預測裂縫的增長。

以下為原論文所用的兩種方法:

(一) 長短期記憶 (Long short-term memory): 是一種時間遞歸神經網絡 (RNN), 適合於處理和預測時間序列中間隔和延遲非常長的重要事件。

(二) 多層神經網路 (multi-layer neural network): 只需知道輸入和輸出便可訓練網路引數, 從而得到一個神經網路「黑箱」。之所以被稱為黑箱, 是因為無需知道 $y=f(x)$ 中 f 是什麼, 也能輕易做函式計算, 因為 f 就是網路本身。

2. 相關論文

(一) A Comparison Study of Machine Learning Based Algorithms for Fatigue Crack Growth Calculation, Hongxun Wang, Weifang Zhang, Fuqiang Sun and Wei Zhang, Molecular Diversity Preservation International, 2017.

原因:

因為目前存在大部分的疲勞裂縫成長模型無法處理非線性逼近, 而機器學習方法提供有彈性的趨近疲勞裂縫成長的建模, 因為它有出色的非線性逼近和多變量學習能力。在這篇論文裡, 疲勞裂縫成長計算法總共有三種不同的機器學習演算法: 極限學習機 (extreme learning machine, ELM)、輻狀基底函數網路 (radial basis function network, RBFN)、基因演算法之最佳化反向傳遞網路 (genetic algorithms optimized back propagation Network, GABP)。

疲勞裂縫成長: 一般材料內部不可避免的常會存在一些缺陷 (也許是微觀上的), 結構物在長時間承受交替負載的情況時, 負載的變動會使這些缺陷產生無法回復的裂縫, 當原始裂縫擴展至材料可容許最大裂縫長度的過程, 稱為疲勞裂縫成長。

極限學習機: 為人工智慧機器學習領域中的一種人工神經網路模型, 是一種求解單隱層前饋神經網路的學習算法。

輻狀基底函數網路: 是一種使用輻狀基底函數作為激活函數的人工神經網路。

基因演算法之最佳化反向傳遞網路: 它就是用基因演算法去改善準確度和穩定性經由最佳化初始重量和起點。

(二) Prediction of Fatigue Crack Growth Rate in Aircraft Aluminum Alloys using Radial Basis Function Neural Network, Hassaan Bin Younis, Khurram Kamal, Muhammad Fahad Sheikh, Amir Hamza, and Tayyab Zafar, 2018 Tenth International Conference on Advanced

computational Intelligence, 2018.

原因:

因為這篇論文利用輻狀基底函數類神經網路去預測疲勞裂縫成長速率, 我想知道他的過程是怎麼做的。

輻狀基底函數類神經網路: 輻狀基底函數類神經網路是一種高效的區域性逼近網路, 它具有非線性擬合能力強, 全域性最優逼近; 區域性接受特性使得決策時含有距離的概念, 學習規則簡單、拓撲結構緊湊、結構引數可實現分離學習, 收斂速度快, 便於計算機實現; 穩定性、泛化能力、記憶能力強, 具有強大的自我學習能力等。

(三) A Finite element method for crack growth without remeshing, Nicolas Moës, John Dolbow, Ted Belytschko, International Journal for Numerical Methods in Engineering, 2019.

原因:

因為這篇論文會告訴我們有限元素法可以讓裂縫獨立於網格外, 網格化對於建模裂縫成長是不需要的, 所以我很有興趣在沒有網格時他會如何實作。

有限元素法: 將模型分割成許多的元素, 利用節點 (node) 結合元素, 將所有元素計算得到的結果結合起來。

(四) An energy principles based model for fatigue crack growth prediction, Ankang Cheng, Nian-Zhong Chen, Yongchang Pu, International Journal for Numerical Methods in Engineering, 2019.

原因:

因為在這篇論文裡, 它會用能量原理基礎模型去預測疲勞裂縫成長, 我想要繼續了解不同的方法去預測疲勞裂縫成長。

能量原理基礎模型: 包括 (一) 裂縫尖端局部應力 (二) FPZ 長度的測定 (三) 疲勞裂縫成長率的預測。

(五) Fatigue crack growth assessment method subject to model uncertainty, Yan-Hui Lin, Ze-Qi Ding, Enrico Zio, Engineering Fracture Mechanics, 2019.

原因:

因為在這篇論文裡, 一個二段式最小平方估計法是可以被用來估計未知的參數在疲勞裂縫成長模型裡。

二段式最小平方估計法: Consider a simple regression model: $y = \alpha + \beta x + u$, where y is the dependent variable, x is the independent variable, α and β are estimable parameters, u is the error term.

(六) Multiple-cracked fatigue crack growth by BEM, Ai-Min Yan, Hung Nguyen Dang, Computational Mechanics, 1995.

原因:

~ 因為在這篇論文裡，對偶邊界元素法 (Dual BEM) 被應用於研究疲勞裂縫成長，我想要知道他是怎麼操作的。

對偶邊界元素法: 對偶邊界積分方程式為

$$c_{ij}u_j(x)=RPV \int_B U_{ki}(s,x)t_k(s)dB(s)-$$

$$CPV \int_B T_{ki}(s,x)u_k(s)dB(s), x \in B$$

$$c_{ij}t_j(x)=CPV \int_B L_{ki}(s,x)t_k(s)dB(s)-$$

$$HPV \int_B M_{ki}(s,x)u_k(s)dB(s), x \in B$$

，其中 c_{ij} 為邊界體角所決定，若為平滑邊界，則 $c_{ij}=0.5\delta_{ij}$ ，而 CPV 是柯西主值、RPV 是黎曼主值與 HPV 是阿達馬主值。

若將邊界離散化成常數元素，則變成

$$\frac{1}{2}u_i(x)=\sum_{l=1}^N RPV \int_{B_l} U_{ik}(s,x)dB(s)t_i(s_l)-$$

$$\sum_{l=1}^N CPV \int_{B_l} T_{ik}(s,x)dB(s)u_i(s_l)$$

$$\frac{1}{2}t_i(x)=\sum_{l=1}^N CPV \int_{B_l} L_{ik}(s,x)dB(s)t_i(s_l)-$$

$$\sum_{l=1}^N HPV \int_{B_l} M_{ik}(s,x)dB(s)u_i(s_l)$$

，其中 N 表示元素的點數， B_l 表示第 l 個元素點。

(七)Long short-term memory, Sepp Hochreiter, Jurgen Schmidhuber, Neural Computation, 1997.

原因:

~ 因為在這篇論文裡，它就是在詳細介紹長短期記憶 (Long short-term memory) 是什麼，也就是一開始在原論文中所使用的其中一種方法，所以我更想要深入了解它到底是什麼。

長短期記憶 (Long short-term memory, LSTM) 是一種時間遞歸神經網絡 (RNN)，適合於處理和預測時間序列中間隔和延遲非常長的重要事件。