L\_range = [6,12];

L\_delta=1;

alpha\_range = [0.06,0.12];

alpha\_delta=0.01;

num\_epochs=10;

NLMS:

Static 1: SER -> 0.002 BER-> 0.001 L=10 alpha=0.1

Static 2:SER -> 0.119 BER -> 0.06 L=12 alpha:0.06

Qstatic 1: SER -> 0.0091 BER -> 0.00455 L= 11 alpha=0.07

Qstatic 2: SER -> 0.11668 BER -> 0.05935 L=12 alpha=0.06

Varying 1:SER-> 0.02624 BER-> 0.01312 L=12 alpha=0.12

Varying 2:SER-> 0.09144 BER-> 0.04576 L=12 alpha=0.09

L\_range = [6,12];

L\_delta=1;

lambda\_range = [0.9,0.99];

lambda\_delta=0.01;

num\_epochs=10;

RLS:

Static 1: SER -> 0.002 BER-> 0.001 L=12 lambda=0.99

Static 2:SER -> 0.13 BER -> 0.065 L=12 lambda=0.99

Qstatic 1: SER -> 0.009725 BER -> 0.0048625 L=12 lambda=0.99

Qstatic 2: SER -> 0.1199 BER -> 0.060762 L=6 lambda=0.99

Varying 1:SER-> 0.02272 BER-> 0.01136 L=9 lambda=0.99

Varying 2:SER-> 0.08804 BER-> 0.04406 L=12 lambda=0.99

Epoch=100

RLS:

Static 1:

符號錯誤率 (SER): 0.002

符號錯誤率 (BER): 0.001

Static 2:

符號錯誤率 (SER): 0.005

符號錯誤率 (BER): 0.0025

qstatic 1:

符號錯誤率 (SER): 0.0127

符號錯誤率 (BER): 0.0064

qstatic 2

符號錯誤率 (SER): 0.11913

符號錯誤率 (BER): 0.0602

Varying1:

符號錯誤率 (SER): 0.05612

符號錯誤率 (BER): 0.0282

Varying2:

符號錯誤率 (SER): 0.12148

符號錯誤率 (BER): 0.06182

NLMS:

Static 1:

符號錯誤率 (SER): 0.005

符號錯誤率 (BER): 0.0025

Static 2:

符號錯誤率 (SER): 0.143

符號錯誤率 (BER): 0.0715

qstatic 1

符號錯誤率 (SER): 0.03

符號錯誤率 (BER): 0.015167

qstatic 2

符號錯誤率 (SER): 0.15314

符號錯誤率 (BER): 0.07925

varying 1

符號錯誤率 (SER): 0.094489

符號錯誤率 (BER): 0.047667

varying 2

符號錯誤率 (SER): 0.13333

符號錯誤率 (BER): 0.067133

RLS參數

Static1:

L=12,lambda=0.99 SER=0.005 BER=0.0025

L=12,lambda=1.01 SER=0.005 BER=0.0025

Static2:

L=9,lambda=0.99 SER=0.14 BER=0.071

L=9,lambda=1.01 SER=0.13 BER=0.066

Qstatic1:

L=6, lambda=0.99 SER= 0.029525 BER= 0.017812

L=5, lambda=0.99 SER= 0.029625 BER= 0.017912

L=5, lambda=1.02 SER= 0.0289 BER= 0.017512

Qstatic2:

L=6, lambda=0.99 SER= 0.1505 BER= 0.078688

L=3, lambda=0.99 SER= 0.13632 BER= 0.069962

L=3, lambda=1.01 SER= 0.13478 BER= 0.0691

L=3, lambda=1.02 SER= 0.1347 BER= 0.0691

Varying 1:

L=6, lambda=0.99 SER= 0.1408 BER= 0.08434

L=3, lambda=0.99 SER= 0.10192 BER= 0.06108

L=3, lambda=1.26 SER= 0.08928 BER= 0.0548

Varying 2:

L=6,lambda=0.99 SER= 0.23196 BER= 0.1343

L=3, lambda=0.99 SER= 0.1896 BER= 0.10884

L=3, lambda=1.1 SER= 0.18352 BER= 0.10568

NLMS參數

Static 1:

L=9, alpha=0.11 , SER=0.008, BER=0.0045

Static 2:

L=9, alpha=0.11 , SER=0.163, BER=0.082

Qstatic 1:

L=6,alpha=0.12, SER= 0.082875, BER= 0.047975

L=4,alpha=0.2, SER= 0.05795, BER= 0.03475

L=5,alpha=0.3,SER= 0.052875,BER= 0.031662

L=6,alpha=0.4,SER= 0.052225,BER= 0.031087

L=6,alpha=0.42,SER= 0.052125,BER= 0.030975

Qstatic 2:

L=6,alpha=0.12, SER= 0.18125, BER= 0.095875

L=2,alpha=0.1,SER=0.15948 , BER= 0.082375

Varying 1:

L=6,alpha=0.12, SER= 0.26804, BER= 0.1487

L=3,alpha=0.2, SER= 0.19792, BER= 0.11038

L=5,alpha=0.3, SER= 0.18724, BER= 0.10396

L=5,alpha=0.4, SER= 0.17292, BER= 0.09666

L=5,alpha=0.49, SER= 0.16732, BER= 0.09376

Varying 2:

L=6,alpha=0.12, SER= 0.2536, BER= 0.14302

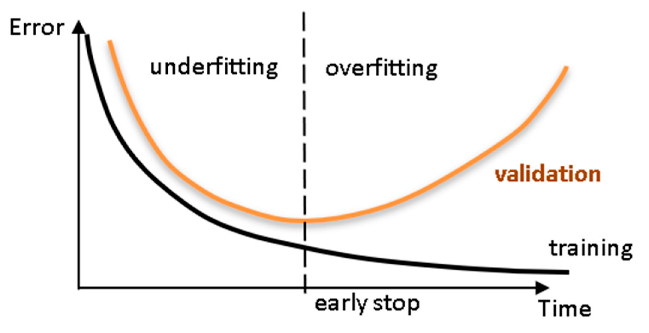
L=3,alpha=0.2,SER= 0.21068,BER= 0.12132

L=5,alpha=0.3, SER= 0.21008, BER= 0.1183

L=5,alpha=0.33, SER= 0.20996, BER= 0.11822

Method

data reuse是一種重複利用訓練資料的方法，雖然訓練資料都屬於同一批樣本，但通過當下的weights狀態，得到的更新結果是不同的，data reuse的優勢為經過多次遍歷，充分挖掘資料的淺在價值從而加速filter的優化。然而如果對同一份資料使用太多次來進行訓練，可能會有overfitting的風險，讓filter只偏好於同一份或同一類型的資料，若對一個overfitting的model輸入同一份訓練資料，會得到比上一輪更好的表現，但輸入新資料，則會得到較差的結果。



在實作的部分，我們也是一樣用grid search找參數代入去看filter的訓練表現，且在每個block的training sequence會重複被用到好幾次來訓練，這個是整個data reused的流程圖，

一張含有 文字, 寫生, 圖表, 字型 的圖片

自動產生的描述

先是選一組參數代入，然後依序輸入每個block的訓練資料，然後用訓練的結果去更新filter的參數，而更新參數的方法選擇用NLMS或RLS，然後每個block都會用同樣的訓練資料重複去訓練，來幫助模型收斂。

Conclusion

我們在這次專題中，分別研究了data reuse(DR)和Decision Feedback

Equalizer (DFE)兩種新方法，DFE主要的功能是消除過去訊號的干擾來讓預測更加準確，而DR是利用相同的資料去訓練我們的filter，然後將DFE-NLMS、DFE-RLS、DR-NLMS、DR-RLS實作於給定的三種channel上且兩種不同SNR的資料，分別觀測每種方法在六組不同資料的SER、BER，並用Grid Search找出可得到最低BER的參數組合。我們還比較了DFE-NLMS、DFE-RLS和傳統NLMS和RLS的收斂速度，發現RLS 的收斂速度較NLMS 快、RLS-DFE 的收斂速度較 NLMS-DFE 快。最後，我們透過觀察測試資料通過filter的輸出在星座圖上的表現，以及參考訓練資料在BER的表現，我們最終選擇RLS、RLS-DFE、DR-RLS作為我們的主要方法。

然後這table 3是在高SNR下訓練的表現，可以發現結果跟前幾個方法比起來，SER和BER的表現明顯好很多，不過都是在static的訊號表現較好，較varying的表現較差，

然後table 4是在低SNR下訊練的表現，可以發現越varying的訊號表現比較好，在低SNR環境下訓練，模型需要處理更多noise和不確定性。這種情況會強迫模型學習更深層次的特徵，varying的訊號相較於static的訊號有更多特徵可以捕捉，所以在訓練的表現上，varying的訊號表現比較好。