

kvvx51kst

January 23, 2025

```
[ ]: import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import torch
import torch.nn as nn
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.datasets import load_iris
import seaborn as sns

[ ]: #load the datasets
iris = load_iris()
X = iris.data #features
y = iris.target # Target

[ ]: #split the dataset into train and test ->20% test
X_train,X_test,y_train,y_test=train_test_split(X,y, test_size=0.2)

[ ]: scaler=StandardScaler() #to fix weight of multiple features and make it in same
    ↪range
# normalizing values of x_train and x_test
X_train = scaler.fit_transform(X_train) #normalizing -->look for details
X_test=scaler.transform(X_test) #->>

[ ]: #converting to tensor
X_train=torch.tensor(X_train, dtype=torch.float32)
X_test=torch.tensor(X_test, dtype=torch.float32)

y_train=torch.tensor(y_train, dtype = int)
y_test=torch.tensor(y_test, dtype = int)

[ ]: # Model Class
class MultiClassClassifier(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(MultiClassClassifier, self).__init__()
        #like deep nerural networks-> Multi Layers
```

```

        self.linear1=nn.Linear(4, 10) # 4 in 10 out -> number of input, number of
        ↪hidden layers
        self.linear2=nn.Linear(10, 6) # 10 in 6 out -> number of hiddden layers,
        ↪number of hidden layers
        self.linear3=nn.Linear(6, 3) # 6 in 3 out -> number of hisden layers,
        ↪number of categories of target

    def forward(self, x):
        x1 = torch.relu(self.linear1(x))
        x2 = torch.relu(self.linear2(x1))
        x3 = self.linear3(x2)
        return x3

```

```

[ ]: model = MultiClassClassifier()
      loss = nn.CrossEntropyLoss()
      criteria = torch.optim.SGD(model.parameters(), lr = 0.05)
      num_epochs=1000 #number of times

```

```

[ ]: # creating lists to store etst and train loss
      train_loss=[]
      test_loss=[]

```

```

[ ]: # training loop
      for ep in range(num_epochs):
          model.train()
          predicted_y = model(X_train)
          losses = loss(predicted_y, y_train)

          #feedback
          criteria.zero_grad()
          losses.backward()
          criteria.step()
          print(losses.item())

          train_loss.append(losses.item())
          model.eval()
          with torch.no_grad():
              predicted_test_y=model(X_test)
              loss_test=loss(predicted_test_y,y_test)
              test_loss.append(loss_test.item())

```

```

1.192313313484192
1.179514765739441
1.1679664850234985
1.1574138402938843
1.147717833518982
1.1387263536453247

```

1.1303791999816895
1.1225320100784302
1.1151683330535889
1.1082168817520142
1.1016453504562378
1.0954172611236572
1.0894511938095093
1.0837059020996094
1.0781666040420532
1.0727779865264893
1.0675238370895386
1.062384843826294
1.0573585033416748
1.05240797996521
1.0475176572799683
1.0426708459854126
1.037857174873352
1.0330849885940552
1.0283286571502686
1.0235804319381714
1.0188405513763428
1.0140951871871948
1.0093382596969604
1.004565715789795
0.9997774362564087
0.9949719309806824
0.9901372194290161
0.9852960109710693
0.9804335236549377
0.9755523204803467
0.9706540703773499
0.9657498002052307
0.9608317613601685
0.9558966755867004
0.9509521722793579
0.9460015892982483
0.9410375952720642
0.936058759689331
0.9310821294784546
0.9261013269424438
0.9211192727088928
0.9161457419395447
0.9111868143081665
0.9062427282333374
0.9013115763664246
0.8963944315910339
0.8914926648139954
0.8866144418716431

0.8817566633224487
0.8769208192825317
0.8721081018447876
0.8673187494277954
0.8625538349151611
0.8578140735626221
0.8530991673469543
0.8484067916870117
0.8437459468841553
0.8391116857528687
0.8344990015029907
0.8299144506454468
0.8253581523895264
0.8208301067352295
0.8163307309150696
0.8118597269058228
0.8074173331260681
0.8030035495758057
0.7986225485801697
0.7942809462547302
0.789962112903595
0.7856720685958862
0.7814169526100159
0.777191698551178
0.7729938626289368
0.76882404088974
0.7646873593330383
0.7605746984481812
0.756492018699646
0.7524345517158508
0.7484039664268494
0.744396984577179
0.740411102771759
0.7364454865455627
0.7324968576431274
0.7285635471343994
0.7246452569961548
0.720744252204895
0.7168601751327515
0.7129920125007629
0.709138810634613
0.7052971124649048
0.7014645934104919
0.6976381540298462
0.6938197016716003
0.6900106072425842
0.6862062215805054
0.6824091672897339

0.6786176562309265
0.6748305559158325
0.6710476279258728
0.6672651767730713
0.6634858250617981
0.6597106456756592
0.655936062335968
0.6521609425544739
0.648382842540741
0.6445986032485962
0.6408134698867798
0.6370230317115784
0.6332277059555054
0.6294276118278503
0.625619649887085
0.6218020915985107
0.6179734468460083
0.6141442656517029
0.610325038433075
0.6064964532852173
0.6026572585105896
0.5988076329231262
0.5949580669403076
0.5910918712615967
0.5872179865837097
0.5833397507667542
0.5794543027877808
0.5755653977394104
0.5716591477394104
0.5677345991134644
0.5638054013252258
0.5598956346511841
0.555977463722229
0.5520689487457275
0.5481811761856079
0.5442841053009033
0.5403820276260376
0.5364872217178345
0.5325769186019897
0.5286493301391602
0.5247057676315308
0.520754337310791
0.5167996287345886
0.5128446221351624
0.5088900923728943
0.5049334764480591
0.5009863376617432
0.49704286456108093

0.4930940866470337
0.48913833498954773
0.48518022894859314
0.4812163710594177
0.47724273800849915
0.47326624393463135
0.4692854583263397
0.46529218554496765
0.46128207445144653
0.45727425813674927
0.45327064394950867
0.449270635843277
0.445278137922287
0.4412837624549866
0.4372890293598175
0.43329954147338867
0.4293099045753479
0.42531874775886536
0.42132917046546936
0.4173419177532196
0.4133572280406952
0.40937721729278564
0.40540456771850586
0.4014512300491333
0.39751356840133667
0.39358916878700256
0.3896752595901489
0.38577303290367126
0.3818947374820709
0.3780409097671509
0.374205082654953
0.37038910388946533
0.36659395694732666
0.36282119154930115
0.3590715825557709
0.35534751415252686
0.3516525626182556
0.34798070788383484
0.34433823823928833
0.34072595834732056
0.33714592456817627
0.3335987329483032
0.3300798535346985
0.32660019397735596
0.3231566846370697
0.31975099444389343
0.31638622283935547
0.31306079030036926

0.3097778558731079
0.3065352737903595
0.3033338785171509
0.30017411708831787
0.29705655574798584
0.29398152232170105
0.290950208902359
0.287963330745697
0.2850198745727539
0.28212109208106995
0.27926552295684814
0.27645307779312134
0.27368345856666565
0.2709565758705139
0.26827308535575867
0.26563113927841187
0.2630258798599243
0.2604641616344452
0.25794896483421326
0.2554750144481659
0.25304195284843445
0.2506532669067383
0.24830447137355804
0.24599520862102509
0.24372802674770355
0.2414998859167099
0.2393091470003128
0.23715899884700775
0.23504389822483063
0.23296663165092468
0.23092272877693176
0.22891613841056824
0.22694148123264313
0.22500255703926086
0.2230944186449051
0.22122059762477875
0.2193763703107834
0.21756717562675476
0.2157905399799347
0.21404394507408142
0.2123272716999054
0.21063926815986633
0.20897887647151947
0.2073461413383484
0.20574043691158295
0.2041618824005127
0.20260801911354065
0.20107942819595337

0.19957569241523743
0.19809621572494507
0.1966416835784912
0.195209801197052
0.1938004046678543
0.19241327047348022
0.19104795157909393
0.18970385193824768
0.18838080763816833
0.1870780736207962
0.18579578399658203
0.18453316390514374
0.18329088389873505
0.18206733465194702
0.18086247146129608
0.17967568337917328
0.17850643396377563
0.1773543506860733
0.17621906101703644
0.175100177526474
0.17399737238883972
0.17291036248207092
0.17183873057365417
0.17078222334384918
0.16974098980426788
0.16871482133865356
0.1677028238773346
0.16670474410057068
0.16572022438049316
0.16474904119968414
0.16379089653491974
0.16284559667110443
0.16191288828849792
0.160992830991745
0.16008561849594116
0.15919017791748047
0.15830634534358978
0.15743388235569
0.15657258033752441
0.15572218596935272
0.1548825353384018
0.15405341982841492
0.15323470532894135
0.152426078915596
0.15162746608257294
0.15083858370780945
0.15006081759929657
0.1492948979139328

0.1485385298728943
0.1477792114019394
0.14702890813350677
0.14628741145133972
0.1455545872449875
0.14483028650283813
0.1441143900156021
0.14340658485889435
0.14270731806755066
0.1420167088508606
0.14133501052856445
0.14066101610660553
0.13999460637569427
0.13933563232421875
0.13868404924869537
0.13803967833518982
0.13740244507789612
0.13677221536636353
0.1361488699913025
0.13553234934806824
0.13492248952388763
0.1343192160129547
0.1337224841117859
0.13313208520412445
0.1325480341911316
0.13197018206119537
0.13139843940734863
0.1308327168226242
0.13027295470237732
0.12971903383731842
0.12917087972164154
0.1286284476518631
0.12809160351753235
0.1275603026151657
0.12703445553779602
0.1265139877796173
0.12599894404411316
0.12548920512199402
0.12498464435338974
0.12448513507843018
0.12399068474769592
0.12350119650363922
0.12301652133464813
0.12253674119710922
0.12206176668405533
0.12159164249897003
0.12112613022327423
0.12066518515348434

0.1202087551355362
0.11975676566362381
0.11930914968252182
0.1188659593462944
0.11842714250087738
0.11799252778291702
0.11756209284067154
0.11713577806949615
0.1167135089635849
0.11629525572061539
0.11588097363710403
0.11547061800956726
0.11506414413452148
0.11466143280267715
0.11426327377557755
0.11386881023645401
0.11347803473472595
0.113090880215168
0.11270729452371597
0.11232725530862808
0.11195061355829239
0.11157748103141785
0.11120772361755371
0.11084132641553879
0.11047828197479248
0.11011852324008942
0.109762042760849
0.10940877348184586
0.10905866324901581
0.10871169716119766
0.10836785286664963
0.10802708566188812
0.10768935084342957
0.10735461115837097
0.10702281445264816
0.10669397562742233
0.1063680574297905
0.10604524612426758
0.10572527348995209
0.10540807247161865
0.10509364306926727
0.1047821044921875
0.10447327047586441
0.10416736453771591
0.10386407375335693
0.10356342047452927
0.10326533019542694
0.1029713824391365

0.1026800349354744
0.1023927554488182
0.10210659354925156
0.1018228754401207
0.10154256969690323
0.1012643352150917
0.10098791867494583
0.10071404278278351
0.10044360160827637
0.10017445683479309
0.09990763664245605
0.09964365512132645
0.0993819385766983
0.09912171959877014
0.09886369109153748
0.09860861301422119
0.09835528582334518
0.0981035903096199
0.09785420447587967
0.09760769456624985
0.09736302495002747
0.09711995720863342
0.09687888622283936
0.09663974493741989
0.09640280902385712
0.09616822749376297
0.09593477100133896
0.09570322930812836
0.09547355771064758
0.09524573385715485
0.09502066671848297
0.09479665011167526
0.09457430243492126
0.09435368329286575
0.09413482993841171
0.09391812980175018
0.09370317310094833
0.09348935633897781
0.09327720105648041
0.09306670725345612
0.0928579717874527
0.09265158325433731
0.09244682639837265
0.09224364161491394
0.09204201400279999
0.0918419137597084
0.0916433185338974
0.09144625067710876

0.09125063568353653
0.09105648100376129
0.09086422622203827
0.09067309647798538
0.09048325568437576
0.09029493480920792
0.090108223259449
0.08992287516593933
0.08973889797925949
0.0895562544465065
0.08937498927116394
0.08919501304626465
0.08901634067296982
0.08883896470069885
0.08866289258003235
0.08848807960748672
0.08831451088190079
0.08814231306314468
0.08797165006399155
0.0878017470240593
0.08763322234153748
0.0874660387635231
0.08730006217956543
0.08713524043560028
0.08697160333395004
0.08680909126996994
0.08664772659540176
0.08648746460676193
0.08632832020521164
0.08617028594017029
0.08601336181163788
0.08585749566555023
0.08570273220539093
0.0855490043759346
0.08539654314517975
0.08524515479803085
0.08509477972984314
0.08494554460048676
0.08479727059602737
0.08465000987052917
0.08450385183095932
0.08435891568660736
0.0842149406671524
0.08407199382781982
0.08392994850873947
0.08378889411687851
0.08364885300397873
0.08350970596075058

0.08337147533893585
0.08323419839143753
0.08309774845838547
0.08296222239732742
0.0828276053071022
0.08269380778074265
0.08256091922521591
0.08242888003587723
0.08229765295982361
0.08216730505228043
0.0820377841591835
0.08190904557704926
0.08178117126226425
0.08165405690670013
0.08152773231267929
0.08140230178833008
0.08127758651971817
0.08115367591381073
0.08103052526712418
0.08090817183256149
0.08078658580780029
0.08066573739051819
0.08054561167955399
0.08042631298303604
0.08030769973993301
0.0801897868514061
0.08007266372442245
0.07995618879795074
0.07984047383069992
0.0797254741191864
0.07961111515760422
0.07949752360582352
0.07938456535339355
0.07927227765321732
0.07916070520877838
0.07904977351427078
0.07893950492143631
0.07882991433143616
0.07872094213962555
0.07861268520355225
0.07850499451160431
0.0783979669213295
0.07829157263040543
0.07818576693534851
0.07808064669370651
0.07797609269618988
0.07787216454744339
0.07776887714862823

0.07766611129045486
0.07756399363279343
0.07746244966983795
0.07736145704984665
0.07726109027862549
0.0771612748503685
0.07706204056739807
0.07696337252855301
0.07686521857976913
0.0767676904797554
0.07667065411806107
0.0765741840004921
0.0764782652258873
0.07638294249773026
0.07628817111253738
0.0761939063668251
0.076100192964077
0.07600697875022888
0.07591424882411957
0.07582207024097443
0.07573039829730988
0.07563921809196472
0.07554852962493896
0.07545832544565201
0.07536865025758743
0.07527942210435867
0.07519073039293289
0.07510246336460114
0.07501468807458878
0.07492738217115402
0.07484053820371628
0.0747542604804039
0.07466841489076614
0.07458309084177017
0.07449819147586823
0.07441375404596329
0.07432976365089417
0.07424618303775787
0.07416309416294098
0.07408038526773453
0.07399816066026688
0.07391630858182907
0.07383494079113007
0.07375393062829971
0.07367338985204697
0.07359322905540466
0.07351350039243698
0.07343416661024094

0.07335526496171951
0.07327675819396973
0.07319860905408859
0.07312091439962387
0.07304356247186661
0.07296665757894516
0.07289008051156998
0.07281394302845001
0.07273813337087631
0.07266275584697723
0.07258770614862442
0.07251313328742981
0.07243892550468445
0.07236508280038834
0.07229159027338028
0.07221848517656326
0.07214575260877609
0.07207349687814713
0.07200159132480621
0.07193005084991455
0.07185885310173035
0.0717880055308342
0.07171747833490372
0.07164732366800308
0.07157745957374573
0.07150797545909882
0.07143879681825638
0.07136997580528259
0.07130143791437149
0.07123328745365143
0.07116542011499405
0.07109788805246353
0.07103066891431808
0.07096376270055771
0.0708971843123436
0.07083089649677277
0.0707649439573288
0.07069925963878632
0.07063394039869308
0.07056888192892075
0.07050414383411407
0.07043967396020889
0.07037553191184998
0.07031165063381195
0.070248082280159
0.07018481194972992
0.07012180984020233
0.07005911320447922

0.069996677339077
0.06993455439805984
0.0698726624250412
0.06981112062931061
0.06974980235099792
0.06968879699707031
0.0696280226111412
0.06956753879785538
0.06950733810663223
0.06944741308689117
0.06938778609037399
0.06932839006185532
0.06926928460597992
0.06921041011810303
0.06915183365345001
0.0690934807062149
0.06903538852930069
0.06897755712270737
0.06891994178295135
0.06886265426874161
0.06880556792020798
0.06874871253967285
0.06869211792945862
0.06863577663898468
0.06857967376708984
0.06852379441261292
0.06846818327903748
0.06841279566287994
0.06835763901472092
0.06830273568630219
0.06824804842472076
0.06819360703229904
0.06813938915729523
0.06808537989854813
0.06803162395954132
0.06797807663679123
0.06792475283145905
0.06787165999412537
0.0678187757730484
0.06776613742113113
0.06771370023488998
0.06766150891780853
0.06760946661233902
0.06755769997835159
0.06750612705945969
0.0674547404050827
0.06740360707044601
0.06735266000032425

0.0673019140958786
0.06725140661001205
0.06720107048749924
0.06715095788240433
0.06710103154182434
0.06705131381750107
0.0670018121600151
0.06695248186588287
0.06690337508916855
0.06685446947813034
0.06680570542812347
0.06675711274147034
0.06670869141817093
0.06666049361228943
0.06661247462034225
0.06656464189291
0.06651696562767029
0.06646952033042908
0.06642225384712219
0.06637516617774963
0.06632827967405319
0.06628154963254929
0.06623503565788269
0.06618867069482803
0.0661424919962883
0.06609649211168289
0.06605067849159241
0.06600503623485565
0.06595958769321442
0.06591426581144333
0.06586917489767075
0.0658242255449295
0.06577946245670319
0.0657348707318306
0.06569042056798935
0.06564614921808243
0.06560207903385162
0.06555815041065216
0.06551436334848404
0.06547077745199203
0.06542732566595078
0.06538406759500504
0.06534096598625183
0.06529801338911057
0.06525523215532303
0.06521260738372803
0.06517013907432556
0.06512781977653503

0.06508568674325943
0.06504368036985397
0.06500183045864105
0.06496014446020126
0.06491860747337341
0.0648772343993187
0.06483600288629532
0.06479492038488388
0.06475399434566498
0.06471320241689682
0.0646725594997406
0.06463206559419632
0.06459175050258636
0.06455155462026596
0.0645114928483963
0.06447158008813858
0.06443183124065399
0.06439219415187836
0.06435273587703705
0.0643133893609047
0.06427418440580368
0.0642351508140564
0.06419620662927628
0.0641574114561081
0.06411878764629364
0.06408028304576874
0.06404190510511398
0.06400367617607117
0.0639655739068985
0.06392759829759598
0.0638897567987442
0.06385204941034317
0.06381448358297348
0.06377702206373215
0.06373969465494156
0.06370249390602112
0.06366545706987381
0.06362851709127426
0.06359170377254486
0.0635550320148468
0.0635184794664383
0.06348205357789993
0.06344575434923172
0.06340958178043365
0.06337353587150574
0.06333758682012558
0.06330176442861557
0.0632660910487175

0.06323052942752838
0.06319505721330643
0.0631597712635994
0.06312454491853714
0.06308946758508682
0.06305447965860367
0.06301962584257126
0.06298486888408661
0.0629502609372139
0.06291576474905014
0.06288138031959534
0.0628470852971077
0.0628129169344902
0.06277890503406525
0.06274494528770447
0.06271111965179443
0.06267742067575455
0.06264381110668182
0.06261034309864044
0.06257694214582443
0.06254370510578156
0.06251052021980286
0.062477484345436096
0.06244451552629471
0.062411703169345856
0.062378961592912674
0.06234633922576904
0.06231381744146347
0.06228140741586685
0.062249112874269485
0.062216904014348984
0.06218479201197624
0.06215281039476395
0.06212092563509941
0.062089141458272934
0.06205744668841362
0.062025848776102066
0.06199437379837036
0.06196298822760582
0.06193169578909874
0.06190051510930061
0.06186944246292114
0.06183844059705734
0.0618075467646122
0.06177675724029541
0.06174604594707489
0.06171545758843422
0.06168496608734131

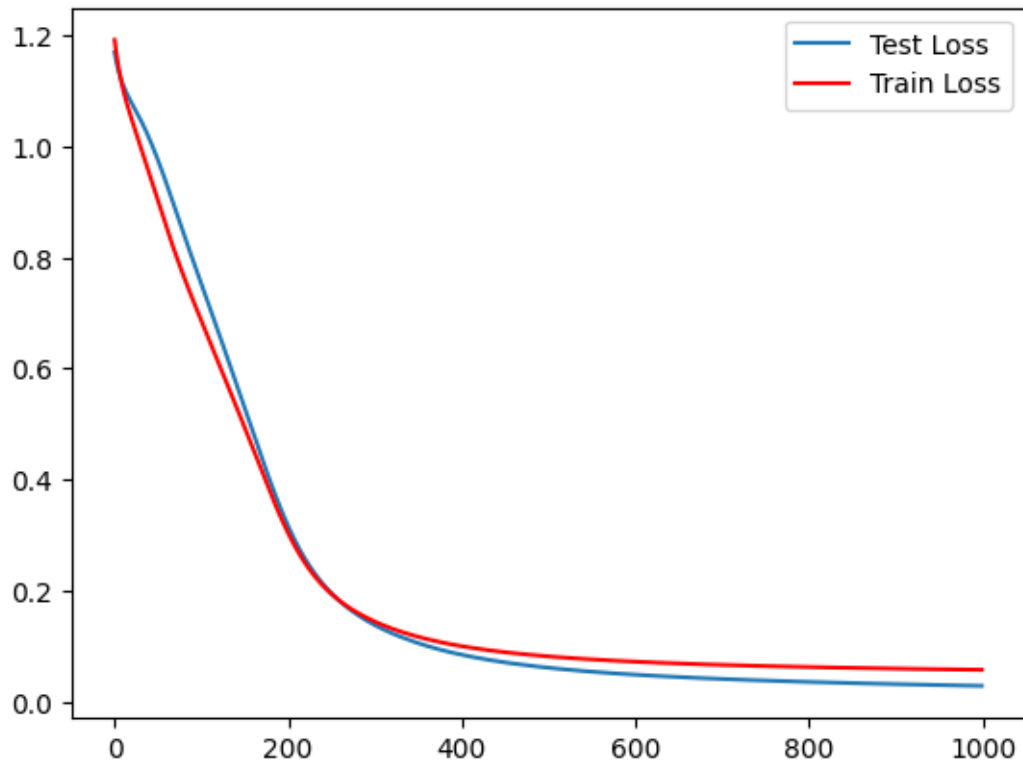
0.06165454909205437
0.06162422150373459
0.06159399822354317
0.061563875526189804
0.061533860862255096
0.06150389090180397
0.06147405877709389
0.061444319784641266
0.061414651572704315
0.06138508766889572
0.0613555908203125
0.06132620573043823
0.061296917498111725
0.06126770004630089
0.06123857945203781
0.06120956316590309
0.06118062883615494
0.06115178018808365
0.06112303584814072
0.06109434738755226
0.061065785586833954
0.06103729084134102
0.06100887805223465
0.06098054721951485
0.060952328145504
0.06092417240142822
0.060896094888448715
0.06086810678243637
0.06084022670984268
0.060812413692474365
0.06078469008207321
0.06075704097747803
0.06072945520281792
0.06070198863744736
0.060674600303173065
0.06064727529883385
0.060620054602622986
0.0605928935110569
0.060565829277038574
0.06053883582353592
0.06051193177700043
0.06048508733510971
0.06045834347605705
0.06043166294693947
0.060405079275369644
0.06037856638431549
0.06035212054848671
0.0603257417678833

0.060299456119537354
0.06027325615286827
0.060247138142585754
0.06022106483578682
0.060195088386535645
0.060169193893671036
0.0601433664560318
0.06011761352419853
0.06009193882346153
0.06006632745265961
0.06004079431295395
0.06001533940434456
0.05998995527625084
0.05996463820338249
0.05993940308690071
0.05991422012448311
0.05988914892077446
0.059864114969968796
0.059839170426130295
0.05981428176164627
0.059789467602968216
0.059764739125967026
0.059740111231803894
0.05971553176641464
0.05969105288386345
0.05966659262776375
0.059642210602760315
0.05961793288588524
0.05959372594952583
0.05956954136490822
0.05954546481370926
0.05952144414186478
0.05949748679995537
0.059473589062690735
0.05944976955652237
0.05942603573203087
0.05940233916044235
0.05937870591878891
0.059355150908231735
0.05933166295289993
0.0593082457780838
0.05928488075733185
0.05926159396767616
0.059238363057374954
0.05921519175171852
0.05919208005070686
0.059169039130210876
0.05914607271552086

0.059123165905475616
0.05910031497478485
0.059077538549900055
0.05905480310320854
0.05903215333819389
0.05900955945253372
0.05898701399564743
0.05896454676985741
0.058942120522260666
0.058919791132211685
0.05889749526977539
0.05887525528669357
0.05885307490825653
0.058830972760915756
0.05880891904234886
0.05878693237900734
0.058765001595020294
0.05874312296509743
0.05872131884098053
0.05869956687092781
0.05867788568139076
0.0586562342941761
0.058634672313928604
0.05861314758658409
0.05859167128801346
0.05857027694582939
0.05854892358183861
0.058527637273073196
0.05850641801953316
0.058485247194767
0.058464109897613525
0.05844305455684662
0.05842204391956329
0.058401089161634445
0.05838019400835037
0.05835935100913048
0.05833857133984566
0.05831782892346382
0.05829716473817825
0.05827654153108597
0.058255985379219055
0.05823545157909393
0.058215007185935974
0.058194611221551895
0.0581742562353611
0.058153968304395676
0.05813370272517204
0.05811351165175438

0.058093395084142685
0.058073293417692184
0.05805326998233795
0.058033280074596405
0.05801335349678993
0.057993482798337936
0.057973649352788925
0.05795389413833618
0.05793416500091553
0.05791449919342995
0.05789487808942795
0.05787532031536102
0.05785580351948738
0.057836342602968216
0.05781692638993263
0.05779755860567093
0.057778239250183105
0.057758986949920654
0.0577397421002388
0.05772057920694351
0.0577014721930027
0.05768241360783577
0.05766339227557182
0.05764441192150116
0.05762549862265587
0.05760661140084267
0.05758778750896454
0.05756901577115059
0.05755027383565903
0.05753159895539284
0.057512976229190826
0.05749440938234329
0.057475849986076355
0.0574573390185833

```
[ ]: plt.plot(test_loss, label = 'Test Loss')  
plt.plot(train_loss, color='red', label = 'Train Loss')  
plt.legend()  
plt.show()
```



```
[ ]: #calculating accuracy
with torch.no_grad():
    outputs=model(X_test)
    _, predicted_classes=torch.max(outputs.data,1) #get predicted classes

accuracy=(predicted_classes==y_test).sum().item()/y_test.size(0)
print(accuracy)
```

1.0

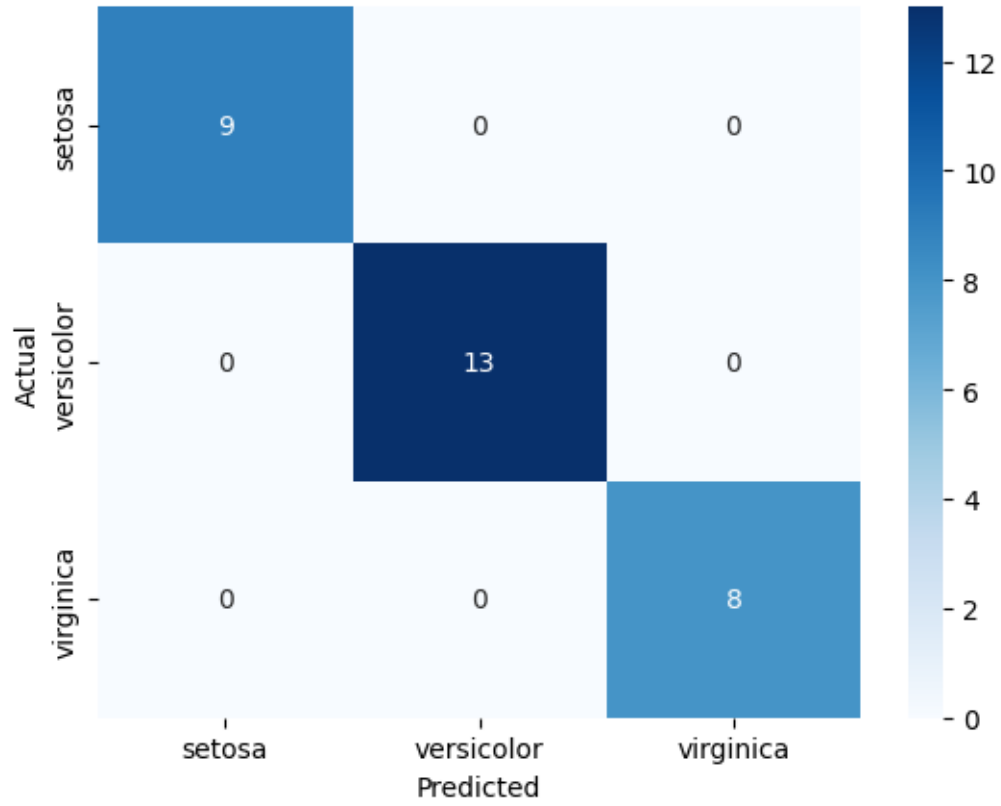
```
[ ]: from sklearn.metrics import confusion_matrix
```

```
[ ]: cm=confusion_matrix(y_test, predicted_classes)
print(cm)
sns.heatmap(cm, annot=True, cmap='Blues', xticklabels=iris.target_names,
            yticklabels=iris.target_names)
plt.ylabel('Actual')
plt.xlabel('Predicted')
plt.show()
```

```
[[ 9  0  0]
 [ 0 13  0]
```



```
[ 0  0  8]
```



```
[ ]:
```