Project 3

Στεβής Χαράλαμπος-Αντωνιος ΑΜ: 1115201600278

$January\ 21,\ 2022$

Contents

1	Ερώτημα Α														2									
	1.1 Πως στήσαμε το πείραμα														2									
	1.2	Πειράμ	Πειράματα															2						
		1.2.1																						2
		1.2.2																						10
		1.2.3	Oı		izer	χα	. L	OSS	Fu	inc	etic	on												13
2	Ерс	ότημα	Γ																					15
3	Ερώτημα Δ														19									
	3.1	Γενικά	١.																					19
	3.2	Παρατι	ηρή	σεις																				19
				SH .																				19
		3.2.2	Hy	yper	$\operatorname{cub}_{\mathfrak{e}}$	9 .																		19
		3.2.3																						19

1 Ερώτημα Α

1.1 Πως στήσαμε το πείραμα

Παίρνοντας ως template τα παραδείγματα από Time-Series Forecasting: Predicting Stock Prices Using An LSTM Model κάναμε τα εξής:

Αρχικά καθαρίσαμε το dataset και το στήσαμε έτσι ώστε να μπορεί να διαβαστεί καθαρά από την python. Βάλαμε ένα extra column με το όνομα Dates που ξεκινάει από το 2007 και σταματάει μέχρι το 2017. Αυτό θα βοηθήσει στην οπτικοποίηση του προβλήματος.

Στην συνέχεια χωρίσαμε το dataset σε training και test set με ratio περίπου 80%-20%. Κάναμε normalize τις τιμές των input ώστε να έχουν όλα το ίδιο βάρος στο τεστάρισμα.

Ύστερα στήσαμε το νευρωνικό (περισσότερα για αυτό στην συνέχεια) και το τρέξαμε. Με το μοντέλο μας βγάλαμε τις predicted τιμές και τις συγκρίναμε με τα πραγματικά αποτελέσματα.

Τέλος οπτικοποιήσαμε τα αποτελέσματα του μοντέλου μας και των πραγματικών τιμών.

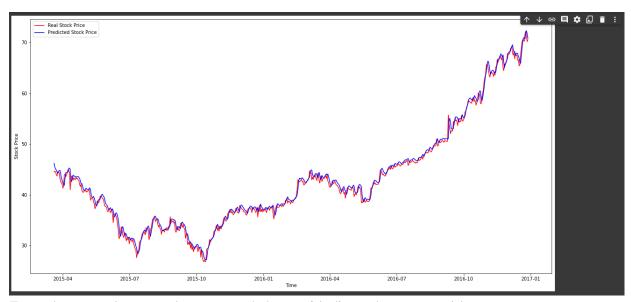
1.2 Πειράματα

1.2.1 Epochs και Batch Size

Το template με το οποίο ξεκινήσαμε είχε 4 layers με 50 κόμβους το καθένα και 1 layer για output. Ο optimizer ήταν Adam και το loss function ήταν Mean Squared Error. Τέλος το μοντέλο έκανε fit σε 100 εποχές με batch size 32 inputs. Το dropout chance σε όλα τα πειράματα παρέμεινε 0.2 γιατί ήταν αρκετό. Ο χρόνος περίπου του default setup ήταν λεπτά και είχε τα εξής αποτελέσματα:

```
Epoch 94/100
                            =======] - 12s 128ms/step - loss: 8.1482e-04
92/92 [=====
Epoch 95/100
                                 =====] - 12s 127ms/step - loss: 7.3314e-04
92/92 [=====
Epoch 96/100
                                    ==] - 12s 128ms/step - loss: 7.1693e-04
92/92 [====
92/92 [====
                                    ==] - 12s 128ms/step - loss: 7.8510e-04
Epoch 98/100
                                    ==] - 12s 126ms/step - loss: 7.5030e-04
92/92 [====
Epoch 99/100
                                     ==] - 12s 127ms/step - loss: 7.3260e-04
92/92 [=====
Epoch 100/100
```

Παρατηρούμε ότι το loss είναι αρχετά μιχρό και αυτό είχε σαν κίνδυνο overfitting, κάτι που επιβεβαιώθηκε από τα γραφήματα όπως για παράδειγμα:



Στο γράφημα η μπλε και η κόκκινη γραμμή είναι σχεδόν ίδεες κάτι που αποτελέι πρόβλημα για πρόβλεψη γενικότερων inputs.

Μετά τρέξαμε την οριαχή περίπτωση με 10 εποχές και 1 input στο batch size. Κάτι τέτοιο χρειάστηκε περίπου 30 λεπτά καθώς τα inputs ήταν περίπου 3000 σε κάθε εποχή. Το παραπάνω πείραμα είχε σαν αποτέλεσμα:

```
Epoch 1/10
2940/2940 [=
                                ======] - 182s 60ms/step - loss: 0.0057
Epoch 2/10
                             =======] - 176s 60ms/step - loss: 0.0030
2940/2940 [=
Epoch 3/10
                             =======] - 177s 60ms/step - loss: 0.0023
2940/2940 [=
Epoch 4/10
2940/2940 [=
Epoch 5/10
2940/2940 [=
                             ========] - 176s 60ms/step - loss: 0.0018
Epoch 6/10
2940/2940 [=
                      =============== ] - 176s 60ms/step - loss: 0.0017
Epoch 7/10
2940/2940 [=
                      =============== ] - 176s 60ms/step - loss: 0.0017
Epoch 8/10
                      Epoch 9/10
Epoch 10/10
                           ========] - 178s 60ms/step - loss: 0.0013
2940/2940 [==
```

Αυξάνοντας το batch size σε 10 μας έδωσε τα εξής αποτελέσματα:

```
model.fit(X_train, y_train, epochs = 10, batch_size = 10)
Epoch 1/10
294/294 [==
                               =======] - 10s 16ms/step - loss: 0.0085
Epoch 2/10
294/294 [==
Epoch 3/10
294/294 [=
Epoch 4/10
294/294 [=
                                 =====] - 5s 16ms/step - loss: 0.0025
Epoch 5/10
294/294 [=
                                 =====] - 5s 16ms/step - loss: 0.0023
Epoch 6/10
294/294 [=
                                 =====] - 5s 16ms/step - loss: 0.0022
Epoch 7/10
294/294 [==
                                ======] - 5s 16ms/step - loss: 0.0018
Epoch 8/10
294/294 [==
                                ======] - 5s 16ms/step - loss: 0.0020
Epoch 9/10
294/294 [==
                              =======] - 5s 17ms/step - loss: 0.0019
Epoch 10/10
294/294 [==
                             ========] - 5s 17ms/step - loss: 0.0017
```

Παρατηρούμε ότι η διαφορά στο loss δεν είναι μεγάλη και είναι φυσικό καθώς το batch size άλλαξε ελάχιστα.

Αυξάνοντας αχόμα λίγο το batch size σε 100 μας έδωσε τα εξής αποτελέσματα:

```
model.fit(X_train, y_train, epochs = 10, batch_size = 100)
Epoch 2/10
                              ======] - 1s 38ms/step - loss: 0.0050
Epoch 3/10
                                   ===] - 1s 38ms/step - loss: 0.0034
Epoch 4/10
                                  ====] - 1s 38ms/step - loss: 0.0032
Epoch 5/10
                                   ===] - 1s 38ms/step - loss: 0.0030
Epoch 6/10
                                   ===] - 1s 38ms/step - loss: 0.0028
Epoch 7/10
30/30 [====
                                 =====] - 1s 38ms/step - loss: 0.0027
Epoch 8/10
Epoch 10/10
```

 $E\delta \dot{\omega}$ το loss βλέπουμε ότι μεγάλωσε ακόμα περισσότερο αλλά η κλίμακα τάξης παρέμεινε ίδια.

Τέλος αλλάξαμε το batch size σε 1000 κάτι που μείωσε δραματικά τον χρόνο του πειράματος:

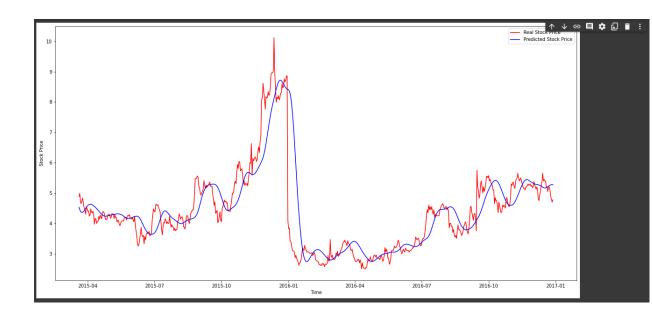
```
model.fit(X_train, y_train, epochs = 10, batch_size = 1000)
Epoch 1/10
Epoch 2/10
      Epoch 3/10
3/3 [======] - 1s 235ms/step - loss: 0.0430
Epoch 4/10
3/3 [======] - 1s 237ms/step - loss: 0.0415
Epoch 5/10
3/3 [========] - 1s 245ms/step - loss: 0.0206
3/3 [=======] - 1s 234ms/step - loss: 0.0255
Epoch 8/10
3/3 [=========== ] - 1s 240ms/step - loss: 0.0206
Epoch 9/10
Epoch 10/10
```

Εδώ παρατηρούμε ότι το loss έχει αλλάξει τάξη μεγέθους και από 0.00x έγινε 0.0x.

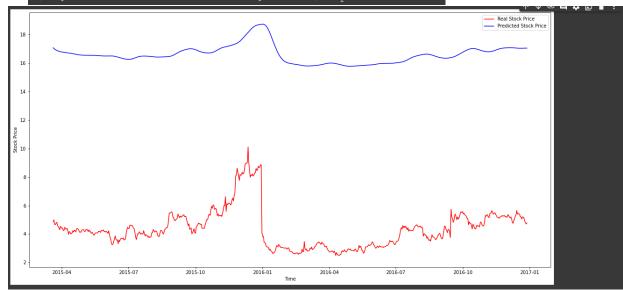
Στην συνέχεια αυξήσαμε τον αριθμό των εποχών σε 100 και τρέξαμε τα πειράματα ξανά με batch size $10{,}100$ και 1000 αντίστοιχα:

```
Epoch 94/100
Epoch 95/100
                              ========] - 5s 17ms/step - loss: 7.6120e-04
 Epoch 96/100
 294/294 [====
                              ========] - 5s 17ms/step - loss: 7.7619e-04
 Epoch 97/100
                          ========== ] - 5s 17ms/step - loss: 7.5420e-04
                          ========== ] - 5s 17ms/step - loss: 7.4855e-04
Epoch 99/100
Epoch 100/100
 294/294 [====
                           =========] - 5s 17ms/step - loss: 7.2256e-04
Epoch 94/100
30/30 [==
                                  ===] - 1s 37ms/step - loss: 0.0011
Epoch 95/100
30/30 [===
                                  ====] - 1s 38ms/step - loss: 0.0011
Epoch 96/100
30/30 [===:
                                =====] - 1s 38ms/step - loss: 0.0011
Epoch 97/100
30/30 [====
                              ======] - 1s 38ms/step - loss: 0.0011
                            =======] - 1s 37ms/step - loss: 0.0010
30/30 [=====
Epoch 99/100
30/30 [=====
Epoch 100/100
30/30 [=====
                                 ====] - 1s 37ms/step - loss: 0.0011
Epoch 94/100
                                  ==] - 1s 240ms/step - loss: 0.0024
Epoch 95/100
                                 ==] - 1s 239ms/step - loss: 0.0026
3/3 [=====
                                 ==] - 1s 240ms/step - loss: 0.0025
Epoch 97/100
3/3 [=====
                            ======] - 1s 231ms/step - loss: 0.0025
Epoch 98/100
3/3 [=====
                              =====] - 1s 243ms/step - loss: 0.0024
Epoch 99/100
3/3 [=====
                                ===] - 1s 234ms/step - loss: 0.0024
Epoch 100/100
```

Όπως βλέπουμε όσο μικρότερο το batch size τόσο μικρότερο loss. Ωστόσο το γράφημα του 100,1000 ήταν το ιδανικό ώστε να αποφύγουμε το overfitting:



Τέλος θέλαμε να τρέξουμε σχετικά όριακές περιπτώσεις όπως το epochs=10, batch size = 1. Έτσι δοκιμάσαμε 10 εποχές αλλά με 3000 batch size (όσο και το μέγεθος των input , που σημαίνει ότι περνάει μόνο μία φορά από κάθε input) και είχαμε τα εξής αποτελέσματα:

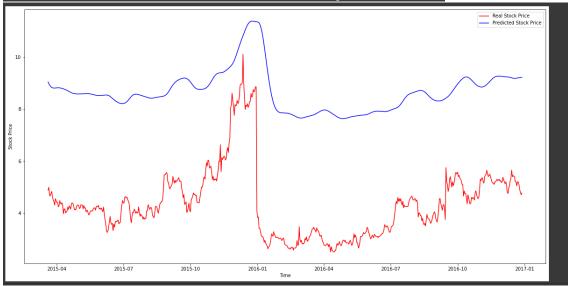


Εδώ παρατηρούμε ότι οι λίγες εποχές δεν έχουν αφήσει το μοντέλο να κάνει fit και έτσι έχουμε περίπτωση underfitting.

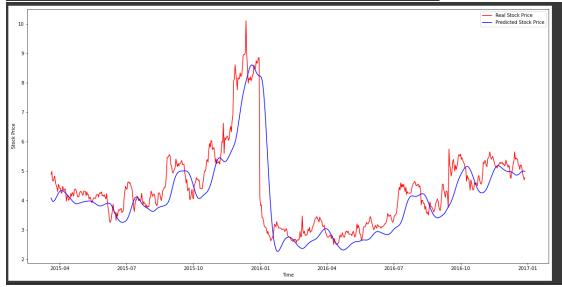
1.2.2 Layers xat Unit

Χρησιμοποιόντας 100 εποχές και 1000 batch size αρχίσαμε να πειραματιζόμαστε με τα layers και τους κόμβους.

Αρχικά μειώσαμε τους κόμβους σε 10. Αν και το fitting έτρεξε πολύ πιο γρήγορα τα αποτελέσματα του loss και της οπτικοποίησης ήταν κακά όπως είναι φυσικό. Μειώσαμε την πολυπλοκότητα και έτσι κερδίσαμε χρόνο όμως δεν δώσαμε χώρο στο νευρονικό να εξελιχθεί:



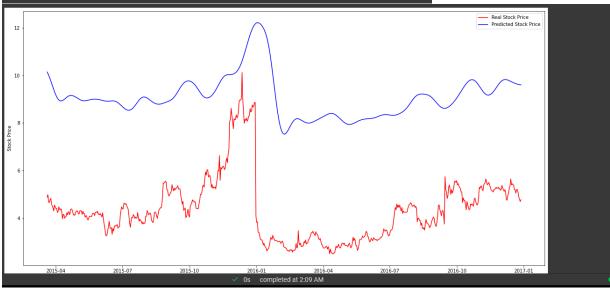
Στην συνέχεια δοκιμάσαμε με 4 layers και 100 units σε κάθε κόμβο κάτι που αύξησε το χρόνο αλλά βελτίωσε το loss:



Παρατηρούμε ότι το loss έχει μειωθεί αρχετά και η οπτικοποίηση είναι πολύ καλύτερη, με κόστος βέβαια τον χρόνο (περίπου 20 λεπτά).

Τέλος δοχιμάσαμε το πείραμα με 100 εποχές, 1000 batch size και 50 κάμβους αλλάζοντας τα layers. Αρχικά τρέξαμε το πείραμε με 1 layer και αχόμα ένα για το output:

Βλέπουμε ότι το σφάλμα δεν αλλάζει κάτι που είναι φυσικό καθώς τα inputs δεν περνάνε από επεξεργασία. Στην συνέχεια δοκιμάσαμε 10 layers:



Ενώ βλέπουμε ότι το loss είναι σχετικά καλό η οπτικοποίηση του προβλήματος μας πληροφορεί για το αντίθετο.

1.2.3 Optimizer xal Loss Function

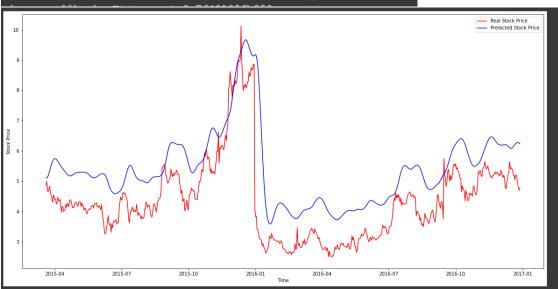
Για ό,τι τρέχαμε μέχρι τώρα χρησιμοποιούσαμε τον optimizer adam. Τρέξαμε το πρόγραμμα με SGD, Adamax και RMSProp και είχαμε τα εξής αποτελέσματα:

```
Epoch 95/100
     3/3 [======
     Epoch 96/100
     Epoch 97/100
                                       - 4s 1s/step - loss: 0.0049
     Epoch 98/100
     Epoch 99/100
                                   ===] - 4s 1s/step - loss: 0.0046
SGD: <sup>3/3</sup> [======
                                     ==] - 4s 1s/step - loss: 0.0049
      Epoch 94/100
       3/3 [======
       Epoch 95/100
       3/3 [======
                                         - 4s 1s/step - loss: 0.0034
       Epoch 96/100
                                          - 4s 1s/step - loss: 0.0035
                                    ====] - 4s 1s/step - loss: 0.0032
                                   =====] - 4s 1s/step - loss: 0.0034
      3/3 [=======
Adam:
          Epoch 94/100
          3/3 [======
                               =========] - 4s 1s/step - loss: 0.0044
          Epoch 96/100
                                               4s 1s/step - loss: 0.0057
          3/3 [=====
          Epoch 97/100
          3/3 [=====
                                               4s 1s/step - loss: 0.0047
          Epoch 98/100
          3/3 [======
          Epoch 99/100
          3/3 [======
          Epoch 100/100
                                             - 4s 1s/step - loss: 0.0045
RMSProp:
```

Όσο για την οπτικοποίηση κανένας από τους παραπάνω optimizers δεν έφτασε την εγκυρώτητα και την ακρίβεια του Adam χωρίς φυσικά overfitting, με εξαίρεση τον RMSProp που ήταν αρκετά ακριβές.

Τέλος για τα functions loss είχαμε default την Mean squared Error και τρέξ-

αμε επίσης την Mean Absolute Error με τα εξής αποτελέσματα:



2 Ερώτημα Γ

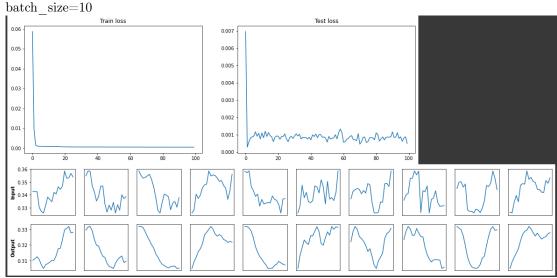
Σχόλια, τιμές δοχιμών και αλγόριθμοι είναι μέσα στην εργασία, εδώ απλώς αναφέρονται ποιά μοντέλα χρησιμοποιήθηκαν και με ποιές τιμές παράχθηκαν τα αρχεία για το ερώτημα Δ που αχολουθεί:

Γενικές μεταβλητές που μένουν ίδιες στα πρώτα τα μοντέλα:

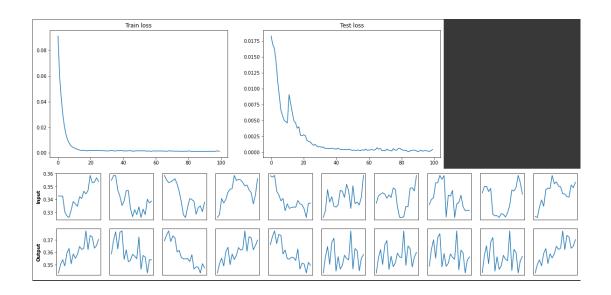
- 1. startdate = "01/01/2007"
- 2. $window_length = 20$
- 3. $encoding_dim = 10$
- 4. epochs = 100
- 5. $test_samples = 500$

Μοντέλα:

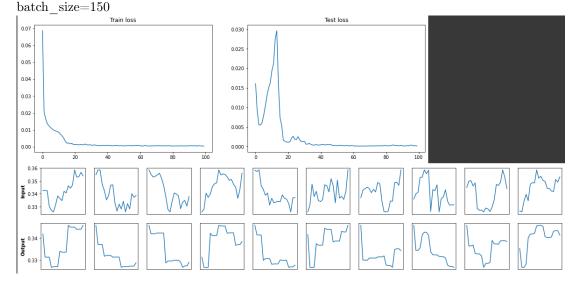
 $1. \ \, Simple feed-forward \, autoencoder \, -> \, optimizer = adam, \, loss = mean_squared_error, \, \\$



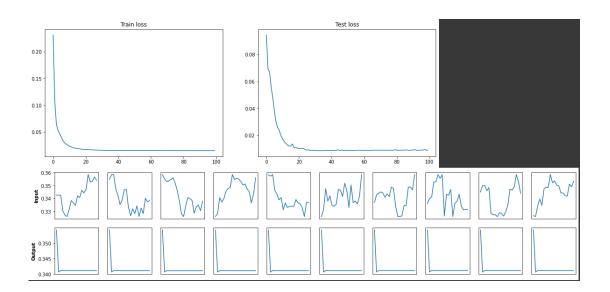
2. Deep autoencoder -> optimizer='adam', loss='mean squared error', batch size=60



3. 1D Convolutional autoencoder -> optimizer='adam', loss='mean_squared_error',



 $4.~LSTM \operatorname{->optimizer='adam', loss='mean_absolute_error', batch_size=100}$

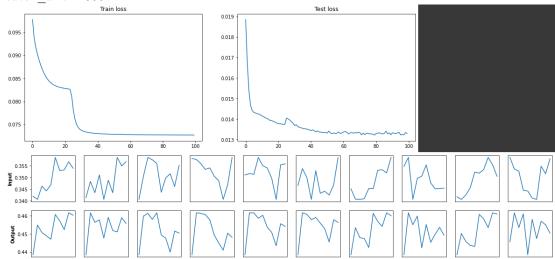


Για τα δύο τελευταία χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικοί παράμετροι:

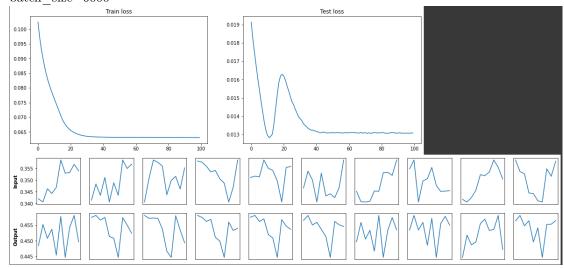
- 1. startdate = "01/01/2007"
- $2. \ window_length = 10$
- 3. encoding_dim = 3
- 4. epochs = 100
- 5. $test_samples = 500$

Μοντέλα:

 $1. \ \, Simple \, AE + augmention \, with \, synthetic \, datar \, \text{--}> optimizer = adam, \, loss = mean_squared_error, \, \\ \, batch_size = 2000$



2. Deep autoencoder + synthetic data -> optimizer='adam', loss='mean_squared_error', batch size=6000



3 Ερώτημα Δ

3.1 Γενικά

Τα αρχεία στα οποία έγιναν οι συγκρίσεις θα βρίσκονται μαζί με την εργασία. Το query file παρέμενε ίδιο σε όλους τους αλγορίθμους και αποτελείτε από τα τελευταία 10 queries του dataset που δώθηκε.

Τρέξαμε τα μοντέλα που αναφέρονται παραπάνω με τους εξής αλγορίθμους: LSH, HyperCube, LSH with Discrete Frechet.

Συνολικά παράχθηκαν 21 αρχεία, 3 εκ των οποίων είναι οι αρχικοί αγλόριθμοι και 18 εκ των οποίων είναι predicted dataset από τα μοντέλα. Οι συγκρίσεις γίνονται μεταξύ των αλγορίθμων original dataset με dataset των μοντέλων.

3.2 Παρατηρήσεις

3.2.1 LSH

Σε όλα τα αρχεία των μοντέλων φαίνεται πως το distanceLSH και το distanceTrue είναι τα ίδια. Επίσης παρατηρούμε ότι οι Approximate και True Neighbors είναι επίσης οι ίδιοι. Κάτι τέτοιο δεν συμβαίνει στο original αρχείο. Τέλος οι χρόνοι για την εύρεση του NN φαίνεται πως είναι πάντα 0 για τον true χρόνο ενώ για τον LSH χρόνο είναι 80+.

3.2.2 Hypercube

Εδώ παρατηρούμε διαφοτερικά αποτελέσματα. Approximate με True neighbor διαφέρουν καθώς διαφορετικές είναι συνήθως και οι αποστάσεις. Οι χρόνοι συνεχίζουν στα προηγούμενα πρότυπα με χρόνους Cube να βρίσκονται στα 30+ ενώ οι πραγματικοί χρόνοι είναι μηδενικοί.

3.2.3 Frechet

Τέλος τα αποτελέσματα για το frechet ακολουθούν τα πρότυπα του LSH αφού χρησιμοποιούν το ίδιο αλγόριθμο και έτσι βλέπουμε ίδια μεταξύ τους distances και neighbors ενώ πάλι οι χρόνοι φάνονται να είναι 80+ για τον Frechet και 0 για τον true χρόνο.