

### PREPROCESSING 1 – ANALYZING THE DATA

			<del>, , , , , , , , , , , , , , , , , , , </del>	1.	7 07 0 17
0	Unnamed: 0	timestamp	nodeid	node_cpu_usage	node_memory_usage
18868390	18868390	19740000	c962e6dfccd9eff5d3c9c0b0ec4840e060198c06f90735	0.684157	0.758245
18868391	18868391	19740000	d8917e24e4ece24cefe7cec8b58e74f3d44f4482f6174d	0.682535	0.767011
18868392	18868392	19740000	517dfc566f6d75645db5e04292d3a49bedb914532cf41d	0.720583	0.829290
18868393	18868393	19740000	e203c6870f647a4ff900c8e906a54f891936f937c90bd2	0.810112	0.795873
18868394	18868394	19740000	bd804d03b6f749f7a8d378fa885463b81a789730f9008f	0.670382	0.723119
18868395	18868395	19740000	e25cee26e05f7b761b3b6a799387076204b81a89456584	0.704788	0.742582
18868396	18868396	19740000	bab298a07cc548715b66f7be7f235a67ba8938cf5158e8	0.697225	0.799916
18868397	18868397	19740000	6e59abf993ed62be45fe199ee4620f16ad85b824ad58de	0.568611	0.728240
18868398	18868398	19740000	7eb8c2676ff1ae3acee1b70b0380becfb9f4b591b8a7e8	0.619951	0.749109
18868399	18868399	19740000	f3064e4578a663535970809f08202def86d967cee28ff5	0.652030	0.752251

Αναλύσαμε το head του αρχείου csv.

2 στήλες που μας ενδιαφέρουν: cpu usage & memory usage

Διαγράψαμε τελείως τα rows με NaN τιμές. Υπολογίσαμε minimum & maximum τιμές για κάθε στήλη.

Μέσω της συνάρτησης calculate\_volatility βρήκαμε ποια nodes είχαν ακραίες διακυμάνσεις σε σύντομο χρονικό διάστημα (threshold 0.75 σε < 3 ts).

Βρήκαμε τα nodes με συνεχόμενο high cpu usage (>0.9 για παραπάνω από το 50% των ts) και αντίστοιχα για low usage (<0.1) και super low usage (<0.05).

Ταξινομήσαμε τα δεδομένα μας πρώτα βάση nodeid και στη συνέχεια βάση timestamp χαμηλό volatility (<0.1 για πάνω από 50% ts) και παρατηρήσαμε ότι σε όλα τα nodes το memory usage παρουσιάζει πολύ μικρές αλλαγές.

## PREPROCESSING 2 - DOWNSIZING

Για να έχουμε καλύτερη προσπέλαση του αρχείου χρησιμοποιήσαμε γνωστές μεθόδους για να μειώσουμε το μέγεθος του αρχείου μας.

1) κάθε uniqe nodeid από ένα string 64 χαρακτήρων το μετατρέψαμε σε integer (1 - 1400)

2) Περιορίσαμε την δεκαδική ακρίβεια του cpu & memory usage στα 4 δεκαδικά από 16 που ήταν αρχικά.

3) Το timestamp το μετατρέψαμε σε μικρότερους αριθμούς αντί για unix (1, 2, 3, 4 κτλ)

4) Αφαιρέσαμε τις ΝαΝ τιμές.

5) Καθώς το memory usage μένει κυρίως σταθερό αποφασίσαμε με τον υπεύθυνο της εργασίας να μην ασχοληθούμε καθώς δεν έχει και πολύ νόημα να το προβλέψουμε.

	А	В	С	D	Е	F
1	timestamp	nodeid, no	de_cpu_usa	ige,node_m	emory_usa	ge
2	0,1,0.5639	,0.7686				
3	1,1,0.5372	,0.7688				
4	2,1,0.5497	,0.7686				
5	3,1,0.5513	,0.7687				
6	4,1,0.5887	,0.7687				
7	5,1,0.6925	,0.7688				
8	6,1,0.7217	,0.7687				
9	7,1,0.6646	,0.7687				
	8,1,0.5804	,0.7685				
11	9,1,0.5609	,0.7686				
12	10,1,0.611	2,0.7687				
13	11,1,0.615	7,0.7689				
14	12,1,0.611	5,0.7687				
15	13,1,0.630	7,0.7689				
16	14,1,0.648	5,0.7688				
17	15,1,0.629	9,0.7693				
18	16,1,0.598	7,0.769				
19	17,1,0.587	8,0.7689				
20	18,1,0.580	8,0.7691				

### TRAINING THE MODEL

01

Αποφασίσαμε να κάνουμε ένα 80 – 20 split μεταξύ training & testing set.

02

Δοκιμάσαμε διάφορα loopback windows όπως 30 , 50 , 60 και 20.

03

Δοκιμάσαμε διάφορα epoch από 30 έως 100.

04

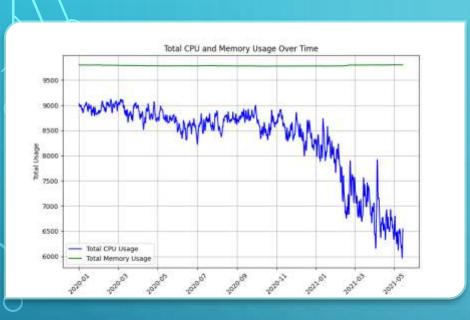
Ξεκινήσαμε προβλέποντας ένα μόνο node και όταν, βάση των μετρικών μας, ήμασταν ευχαριστημένοι συνεχίσαμε τρέχοντας το μοντέλο μας για batches από nodes (10,50,100,200).

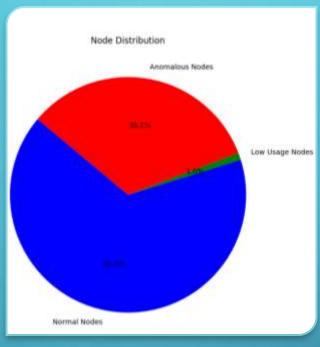
# ΜΕΤΡΙΚΕΣ ΛΑΘΟΥΣ & ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΑ ΠΟΥ ΑΝΤΙΜΕΤΩΠΙΣΑΜΕ

Για το evaluation του κάθε μοντέλου σε κάθε τεστ που κάναμε, υπολογίζαμε κάθε φορα το MSE, MAE, MAPE. Μετά από σύντομη έρευνα συμφωνήσαμε ότι το MAPE θέλουμε να είναι σίγουρα <20% και ιδανικά <10%. Επιπροσθέτως, για να έχουμε μια καλύτερη εικόνα, κάναμε plot το actual vs predicted node usage για να δούμε και visually πόσο καλά λειτουργεί το εκάστοτε μοντέλο.

Ένα από τα προβλήματα που αντιμετωπίσαμε είναι ότι τρέχοντας το μοντέλο μας σε ένα συγκεκριμένο node μπορεί να παίρναμε πολύ καλά αποτελέσματα, αλλά τρέχοντας το ίδιο ακριβώς μοντέλο σε κάποιο άλλο node το MAPE να ήταν >25%.

## ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΑ & ΛΥΣΕΙΣ



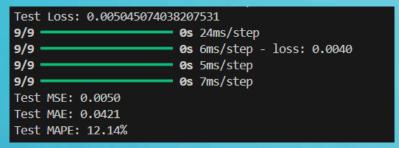


- - Θα πρέπει να είμαστε επίσης προσεκτικοί ώστε να μην κάνουμε overtrain το μοντέλο μας για να πετύχουμε αυτό το πιο ευρύ φάσμα.

- 00048fch278bd600fa0f41878de098d09714387406dc0e... fff43b88e176fadb97b76263b32b3abd895474e841eed8... 0.981635 Number of unique node IDs: 13118
- Peak CPU Usage Time: [32700000] Nodes with Constant Low Usage: 129 Nodes with Constant High Usage: 69 Nodes with Sudden Spikes: 1766 Total Nodes in Dataset: 13116

• Ξεκινήσαμε λοιπόν να αναλύουμε τα διαγράμματα που είχαμε στα χέρια μας ώστε να βρούμε ένα τρόπο να παίρνουμε καλά αποτελέσματα για ένα πιο ευρύ φάσμα από nodes.

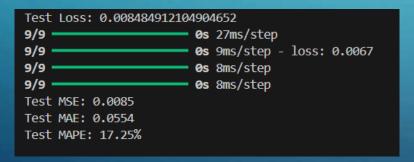
## EVALUATION OF THE MODEL(LSTM)



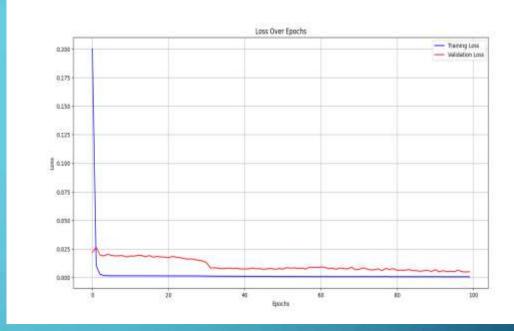
#### METRICS FOR NODE 5

Test Loss: 0.005686640739440918					
9/9 — 0s 2:	1ms/step				
9/9 — 0s 4r	ms/step - loss: 0.0045				
9/9 — 0s 4r	ms/step				
9/9 — 0s 4r	ms/step				
Test MSE: 0.0057					
Test MAE: 0.0496					
Test MAPE: 13.81%					

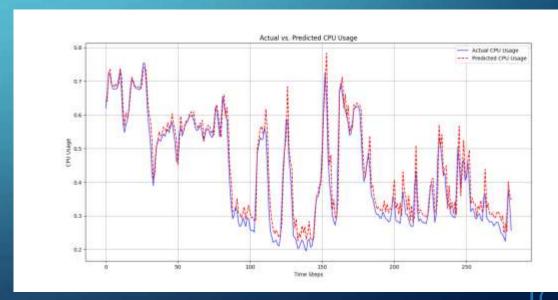
#### WITH LOOKBACK 20



WITH LOOKBACK 60



#### LOSS VS EPOCH



LOOKBACK: 30, EPOCH: 50

## OPTIMISING THE MODEL USING TRANSFER LEARNING

- Fine-tuning των τελευταίων layers ώστε να προσαρμοστούν στα νέα δεδομένα
- Χρήση **freezing layers** για διατήρηση χρήσιμων weights από το pre-trained model
- Regularization techniques (Dropout, L2 penalty)
   για αποφυγή overfitting
- Με αυτήν την προσέγγιση, επιτυγχάνουμε καλύτερο accuracy με λιγότερα training epochs, διατηρώντας efficiency & performance!

```
Training general model on nodes 1 to 100 with horizon 15...
Epoch 1/5
1703/1703
                             33s 16ms/step - loss: 0.0322 - val_loss: 0.0051
Epoch 2/5
1703/1703
                             33s 13ms/step - loss: 0.0045 - val loss: 0.0054
Epoch 3/5
                             22s 13ms/step - loss: 0.0044 - val loss: 0.0048
1703/1703
Epoch 4/5
                             41s 13ms/step - loss: 0.0044 - val loss: 0.0049
1703/1703
Epoch 5/5
                             42s 13ms/step - loss: 0.0043 - val loss: 0.0049
General Model Test Loss: 0.0049
General Model Aggregated Test MAPE: 8.81%
                      - 2s 119ms/step
         Node 113: Loss = 0.0023, MAPE = 5.51%
```

```
Node 113: Loss = 0.0023, MAPE = 5.51%

Node 114: Loss = 0.0010, MAPE = 3.15%

Node 115: Loss = 0.0066, MAPE = 11.76%

Node 116: Loss = 0.0061, MAPE = 10.11%

Node 117: Loss = 0.0168, MAPE = 15.12%
```

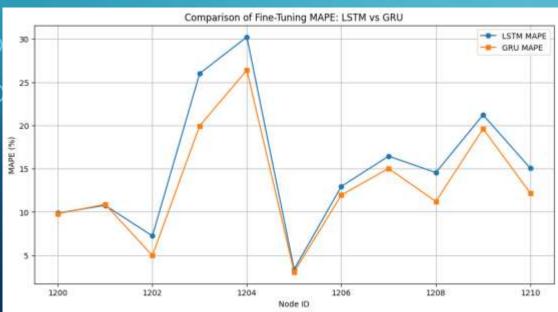
```
GPU is available. Training on GPU.
Training general model on all nodes data...
Epoch 1/5
/usr/local/lib/python3.11/dist-packages/keras/src/layers/rnn/rnn.py:200: UserWarning: Do not pass an `inp
 super(). init (**kwargs)
                            15s 12ms/step - loss: 0.0249 - val loss: 0.0018
898/898 -
Epoch 2/5
                            15s 8ms/step - loss: 9.4824e-04 - val loss: 0.0012
898/898
Epoch 3/5
                            8s 9ms/step - loss: 5.7552e-04 - val loss: 8.3536e-04
898/898 -
Epoch 4/5
898/898
                            8s 9ms/step - loss: 5.1141e-04 - val loss: 0.0014
Epoch 5/5
                           - 7s 8ms/step - loss: 4.9524e-04 - val loss: 0.0022
898/898 -
General Model Test Loss: 0.0022
/usr/local/lib/python3.11/dist-packages/keras/src/layers/rnn/rnn.py:200: UserWarning: Do not pass an `inp
 super(). init (**kwargs)
                       - 2s 115ms/step
Node 100: Loss = 0.0042, MAPE = 6.81\%
/usr/local/lib/python3.11/dist-packages/keras/src/layers/rnn/rnn.py:200: UserWarning: Do not pass an `inp
 super(). init (**kwargs)
```

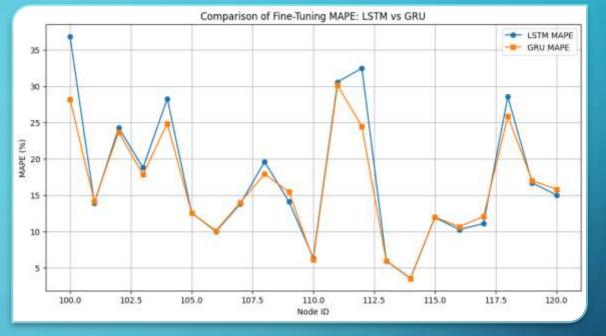
#### **FOR NODES 100 TO 150**

```
Sample 3: Actual CPU - [0.6491 0.7436 0.7436 0.7594 0.7594], Prodicted CPU - [0.66536534 0.6730889
Sample 4: Actual CPU - [0.7436 0.7436 0.7594 0.7594 0.7415], Predicted CPU - [0.67102855 0.6762182 0.6786662
Sample 5: Actual CPU = [0.7436 0.7594 0.7594 0.7415 0.7415], Predicted CPU = [0.7473038 0.7270413 0.73128694 0.71736765 0.71734416]
Node 114: Loss = 0.0007, MAPE = 2.66%
                        1s H7ms/step
Node 115 Fine-tuning Results (first 5 samples):
Sample 1: Actual CPU = [0.6313 0.6022 0.6022 0.5988 0.5988], Predicted CPU = [0.6741196 0.6640689 0.65644157 0.6559844 0.6500915
Sample 2: Actual CPU = [0.6022 0.6022 0.5088 0.5088 0.6097], Predicted CPU = [0.6326568 0.6320858 0.6296644 0.63374805 0.62965095
Sample 3: Actual CPU = [0.6022 0.5988 0.5988 0.6097 0.6097], Predicted CPU = [0.6147655 0.61666334 0.616255 0.62063056 0.61831504
Sample 4: Actual CPU = [0.5988 0.5988 0.6097 0.6097 0.523 ], Predicted CPU = [0.61631334 0.61675185 0.6158442 0.61895555
Sample 5: Actual CPU = [0.5988 0.6097 0.6097 0.523 0.523 ], Predicted CPU = [0.6095706 0.611251 0.61084205 0.6145587 0.6135759
Node 115: Loss = 0.0051, MAPE = 10.26%
Node 116 Fine-tuning Results (first 5 samples):
Sample 1: Actual CPU = [0.5809 0.6145 0.5931 0.6587 0.7298], Prodicted CPU = [0.5323482 0.5524973 0.5680435 0.5787367 0.5878862]
Sample 2: Actual CPU - [0.6145 0.5931 0.6587 0.7298 0.7262], Predicted CPU - [0.6093154 0.6116762 0.6179086 0.6189516 0
Sample 3: Actual CPU = [0.5931 0.6587 0.7298 0.7262 0.6699], Predicted CPU = [0.6203229 0.62300605 0.62772
Sample 4: Actual CPU - [0.6587 0.7298 0.7262 0.6699 0.6186], Predicted CPU - [0.6057322 0.6117529
Sample 5: Actual CPU = [0.7298 0.7262 0.6699 0.6186 0.5601], Predicted CPU = [0.684455 0.6712094 0.6715471 0.666751
Node 115: Loss = 0.0037, MAPE = 7.52%
Node 117 Fine-tuning Results (first 5 samples):
Sample 1: Actual CPU = [0.6326 0.6372 0.5975 0.5834 0.6246], Predicted CPU = [0.6136998 0.6140496 0.61293
Sample 2: Actual CPU = [0.6372 0.5975 0.5834 0.6246 0.6983], Predicted CPU = [0.6421521 0.6362693 0.6317197 0.62625265 0.61900437]
```

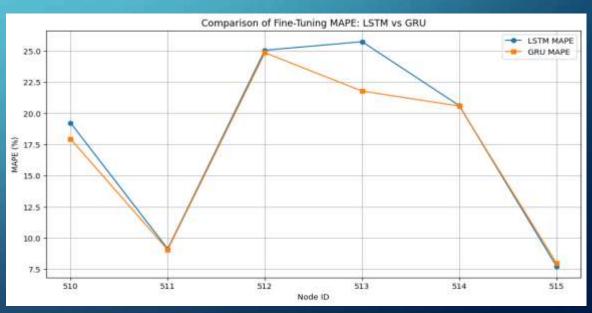
## ΔΉΜΙΟΥΡΓΙΑ GRU MONTEΛΟΥ

Δουλέψαμε πάνω στο ίδιο, ήδη preprocessed, αρχείο. Και με το κατάλληλο tweaking, «παίξαμε» με τις παραμέτρους ώστε να δούμε πώς θα κάνουμε την καλύτερη δυνατή πρόβλεψη.





#### LONG HORIZON(15) COMPARISON



SHORT HORIZON(5) COMPARISON