



ΤΕΛΙΚΗ ΑΝΑΦΟΡΑ ΠΡΟΟΔΟΥ

ΠΡΑΚΤΙΚΗΣ ΑΣΚΗΣΗΣ

Όνομα ασκούμενου: ΚΑΛΥΒΑΣ ΝΙΚΟΛΑΟΣ

<u>Αρ. Μητρώου: 3130273</u>

Φορέας Υλοποίησης Π.Α.: KM QUBE ASSET MANAGEMENT

Επιβλέπων Καθηγητής: ΑΝΤΩΝΗΣ ΔΗΜΑΚΗΣ

Εργασιακός Επιβλέποντας: ΓΡΑΦΕΙΟ ΠΡΑΚΤΙΚΗΣ ΑΣΚΗΣΗΣ Ο.Π.Α

Ακαδημαϊκό Εξάμηνο: Χειμώνας 2020 - Ακ. Έτος Εξάμηνο 2020 - 2021

Aθήνα, 19/3/2021









Η εταιρεία:

Η ΚΜ Cube είναι μια εταιρεία διαχείρισης περιουσιακών στοιχείων που προσφέρει εξελιγμένες επενδυτικές υπηρεσίες σε ιδιώτες επενδυτές και ιδρύματα. Η ομάδα μας στελεχώνεται από έμπειρους επαγγελματίες με πολυετή σταδιοδρομία σε ιδρύματα μεγάλου κύρους και ισχυρές αναλυτικές δεξιότητες.Η εταιρεία μας είναι το αποτέλεσμα μιας ομαδικής προσπάθειας ανθρώπων με ταλέντο και μεγάλη

εμπειρία στην διαχείριση περιουσίας. Δραστηριοποιούμαστε στην Ελλάδα

και στην Ευρωπαϊκή Ένωση στον τομέα της συμβουλευτικής και εν λευκώ

διαχείρισης χαρτοφυλακίου. Το πλεονέκτημα μας είναι η χρήση αλγοριθμικών μοντέλων με αντιστάθμιση κινδύνου, έτσι ώστε να μεγιστοποιήσουμε τις αποδόσεις και την ασφάλεια για τους πελάτες μας.

Ο Ρόλος μου:

Βοηθός έρευνας και ανάπτυξης λογισμικού για πρόβλεψη χρηματοοικονομικών μεταβλητών με την χρήση μηχανικής εκμάθησης (Machine Learning) σε κρυπτονομίσματα. Αυτή την θέση εργασίας έχω στο περιβάλλον της πρακτικής μου στην ΚΜ QUBE ASSET MANAGEMENT, μαζί με τον Κ. Κώστα Μεταξά. Η πρακτική ξεκίνησε στις 16/11/2020 και πλέον ένα μήνα αργότερα

μπορώ να αναφέρω με σιγουριά, πως με τον Κ. Κώστα έχουμε πάρα πολύ καλή επικοινωνία, ο Κ. Κώστας είναι απίστευτα μεταδοτικός, έχει πολύ υψηλές γνώσεις προγραμματισμού, γνωρίζει ακριβώς ποιες είναι οι ανάγκες της αγοράς, χρησιμοποιεί τις πιο πρόσφατες μορφές τεχνολογίας και εργαλείων της εποχής μας, είναι καινοτόμος και τον περιβάλλει πάντα ένα κλίμα εφευρετικότητας και εμπιστοσύνης.

Λόγο πανδημίας του covid-19 η πρακτική πραγματοποιείται με την μορφή τηλεργασίας, επικοινωνούμε με τον Κ. Κώστα και συζητάμε για το project, πολλές φορές γίνεται share screen και μου εξηγεί την λειτουργία διαφόρων εργαλείων, άλλες φορές παράγει κάποιο κώδικα και τον επεξηγεί, άλλες στιγμές θα λύσει τις απορίες μου και πάντα στο τέλος της τηλεργασίας καταλήγουμε στο τι να μελετήσω ή στο τι να προγραμματίσω, μέχρι την επόμενη τηλεργασία.

Η ομάδα μας έχει στόχο να απορροφήσει όσο τον δυνατό περισσότερη γνώση γίνεται στα κρυπτονομίσματα και τις συμπεριφορές τους και να παρέχει στον χρήστη ένα web application το οποίο με την χρήση φίλτρων και μηχανικής εκμάθησης να προτείνει σε ποιο ή ποια κρυπτονομίσματα να επενδύσει την συγκεκριμένη χρονική στιγμή.

Μέρος Πρώτο

Χρήση εργαλείων στο project:

- 1. Λειτουργικό ubuntu
- 2. Visual studio code editor
 - 3. Χρήση Git
 - 4. Χρήση Docker
- 5. Programme language Python

Εργαλεία και βιβλιοθήκες προγραμματισμου:

- 1. Χρήση Coin Market Api (with requests library)
 - 2. Χρήση pandas software library for Python
 - 3. Χρήση json file,datetime

Screenshots of the above services:

Visual studio code editor

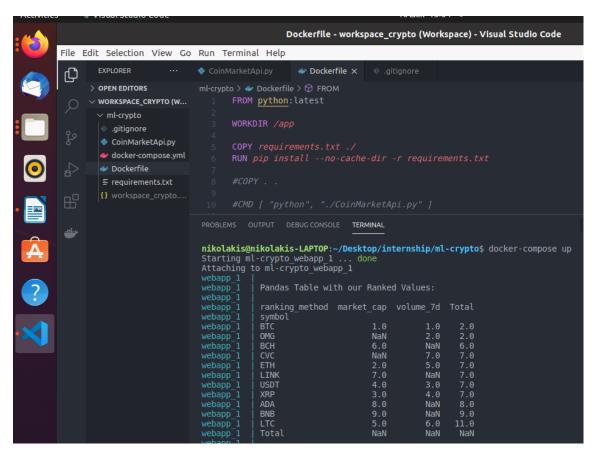
```
File Edit Selection View Go Run Terminal Help

EXPLORER ... CoinMarketApi.py x Dockerfile ... gitignore

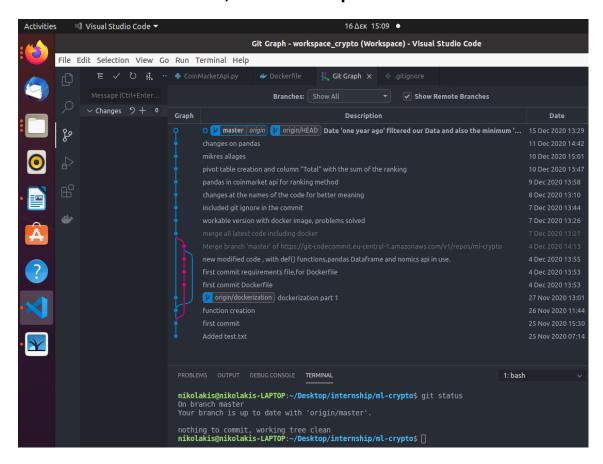
Nopen EDITORS ml-crypto > CoinMarketApi.py > ...

WORKSPACE_CRYPTO (W... of the mode of the m
```

Docker:



Presentation of Git tool, with Git Graph in Vs code:



Presentation of Python code with Api ,json file and Pandas Library tools for processing our data:

To project μας, χωρίζεται σε δύο μέρη.

Το πρώτο μέρος αποτελεί την αξιολόγηση τών κρυπτονομισμάτων με βάση πέντε βασικά κριτήρια:

- 1. Ο χρόνος από την ημέρα εκκίνησης του κρυπτονομίσματος, να μήν είναι μικρότερος του ενός έτους.
- 2. Το μεγαλύτερο Market Cap (Market Cap = Τιμή x αριθμός νομισμάτων που υπάρχουν)
- 3. Το μεγαλύτερο Ποσοστό αλλαγής της τιμής, τις τελευταίες 7 ημέρες.
- 4. Την μεγαλύτερη ένταση της τιμής τις τελευταίες 24 ώρες. (Volume 24 hours)
- 5. Επίσης το Volume 24 hours > 10 εκατομμύρια.

Τα 5 προηγούμενα κριτήρια λοιπόν, τα υλοποιούμε με την χρήση της ιστοσελίδας CoinMarketCap και το API του.

Όσον αφορά την ιστοσελίδα , μας παρέχει διάφορα δεδομένα σχετικά με πολλά αναφερόμενα νομίσματα, όπως η τιμή τους, η διαθέσιμη προσφορά, ο όγκος συναλλαγών τις τελευταίες 24 ώρες ή η κεφαλαιοποίηση της αγοράς.

Όσον αφορά το API,είναι μια σουίτα υψηλής απόδοσης RESTful JSON endpoints που έχουν σχεδιαστεί ειδικά για να ανταποκρίνονται στις κρίσιμες αποστολές των προγραμματιστικών εφαρμογών, των επιστημονικών δεδομένων και των επιχειρησιακών πλατφορμών.

Αυτή η αναφορά ΑΡΙ περιλαμβάνει όλες τις τεχνικές τεκμηρίωσης που χρειάζονται οι προγραμματιστές για να ενσωματώσουν εφαρμογές και πλατφόρμες τρίτων, CoinMarketCap API FAQ.

Παρακάτω γίνεται αναφορά του κώδικα σε python:

Κλήση του API από CoinMarketCap με ταξινομημένα τα δεδομένα, με βάση το μεγαλύτερο Market Cap και έπειτα φιλτράρουμε το Volume_24h>10.000.000 και την ημερομηνία δημιουργίας του κρυπτονομίσματος, έτσι ώστε να είναι ένα χρόνο μεγαλύτερη.

```
MIN TRADING VOLUME = 10000000 # 10m minimum
STARTING COIN DATE = datetime.now()
ONE YEAR AGO DATE = STARTING COIN DATE - timedelta(days = 365)
#part 1: sort api data with 'sort name' we give and returns the
sorted table.
def coinmarketapi values(sort name):
   'limit':'100',
 session.headers.update(headers)
Market.
pd.to datetime(tbl["date added"]).apply(lambda x:
x.replace(tzinfo=None))
 return(tbl)
```

Χρησιμοποιούμε Pandas DataFrame για την δημιουργία του 'table_rank', με τελευταία στήλη του table, τη στήλη 'Total', όπου και το αποτέλεσμα των αξιολογήσεων μας, με το πρώτο ώς καλύτερο και ούτω καθεξής.

Η διαδικασία αξιολόγησης που ακολουθούμε είναι απλή.

Βαθμολογούμε με ένα αριθμό το κάθε κρυπτονόμισμα με βάση το 'Market Cap','Volume 24h' και 'percent change 7d', έπειτα προσθέτουμε τις μονάδες που συγκέντρωσε σε κάθε στήλη το νόμισμα και τις διαιρούμε με τον αριθμό 3. Δημιουργούμε την στήλη 'Total' με τα αποτελέσματα και την ταξινομούμε απο το μικρότερο εώς το μεγαλύτερο.

Τα 50 πρώτα μικρότερα που εμφανίζονται είναι και αυτά που μας ενδιαφέρουν.

```
def rank(tbl, rnkColumn):
def rank coins():
total tbl = rank coins()
with pd.option_context('display.max_rows', None,
```

Εμφάνιση αποτελεσμάτων:

PROBLEMS OUTPUT	DEBUG CONSOLE TERM	/INAL		
	Market_Cap	Percent_change_7d	Volume_24h	Total
name Binance Coin	3.0	12.0	7.0	7.333333
Cardano	5.0	21.0	4.0	10.000000
Tether	4.0	27.0	1.0	10.666667
Bitcoin	1.0	35.0	2.0	12.666667
Dogecoin	12.0	23.0	10.0	15.000000
USD Coin	11.0	29.0	12.0	17.333333
Huobi Token	20.0	13.0	19.0	17.333333
Crypto.com Coin	15.0	8.0	34.0	19.000000
Ethereum	2.0	52.0	3.0	19.000000
Fantom	36.0	1.0	23.0	20.000000
XRP	6.0	50.0	5.0	20.333333
NEM	14.0	14.0	37.0	21.666667
Binance USD	31.0	30.0	9.0	23.333333
Chainlink	8.0	55.0	13.0	25.333333
Litecoin	7.0	64.0	6.0	25.666667
TRON	21.0	43.0	14.0	26.000000
Neo	24.0	36.0	20.0	26.666667
0KB	50.0	6.0	28.0	
Ravencoin	41.0	3.0	42.0	28.666667
Bitcoin Cash	9.0	70.0	8.0	29.000000
EOS	17.0	60.0	11.0	29.333333
Stellar	10.0	61.0	17.0	29.333333
Dash	32.0	44.0	16.0	30.666667
Dai	30.0	28.0	36.0	31.333333
Polygon	53.0	9.0	35.0	32.333333
Wrapped Bitcoin	13.0	34.0	52.0	33.000000
FTX Token	25.0	15.0	60.0	33.333333
BitTorrent	42.0	18.0	40.0	33.333333
IOST	60.0	20.0	21.0	33.666667
Cosmos	16.0	62.0	24.0	34.000000

Μέρος Δεύτερο

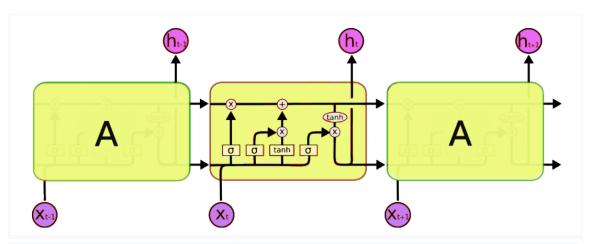
Αξιολογήσαμε λοιπόν τα κρυπτονομίσματα μας και τώρα θέλουμε να αναλύσουμε το κάθε ένα ξεχωριστά, με τεχνική προγραμματισμού την μηχανική εκμάθηση, για την πρόβλεψη της ανόδου ή τις καθόδου της τιμής του κρυπτονομίσματος.

Με αυτό τον τρόπο, θα μπορέσουμε να εξασφαλίσουμε και να ενισχύσουμε με παραπάνω ασφάλεια την απόφαση μας, για το πότε να αγοράσουμε ή να πουλήσουμε κάποιο κρυπτονόμισμα που ήδη διαθέτουμε.

Κάναμε λοιπόν έρευνα αναζήτησης για την εύρεση των πιο αποδοτικών μοντέλων μηχανικής εκμάθησης για την πρόβλεψη χρηματιστηριακών τιμών(μετοχές), που να συνδυάζει την γλώσσα προγραμματισμού python, τη βιβλιοθήκη tensorflow της google και να μπορεί να υλοποιηθεί στο χρονικό διάστημα της πρακτικής άσκησης των 4 μηνών.

Αποφασίσαμε το μοντέλο που θα ακολουθήσουμε για να υλοποιήσουμε είναι αυτό του Long Short Term Memory που σημαίνει μακροχρόνια βραχυπρόθεσμη μνήμη' ή κοινός LSTM.

Το LSTM είναι ένας τύπος επαναλαμβανόμενου νευρωνικού δικτύου, αλλά αντί να τροφοδοτούν απλώς το αποτέλεσμα στο επόμενο τμήμα του δικτύου, ένα LSTM κάνει μια σειρά μαθηματικών λειτουργιών, ώστε να μπορεί να έχει καλύτερη μνήμη.



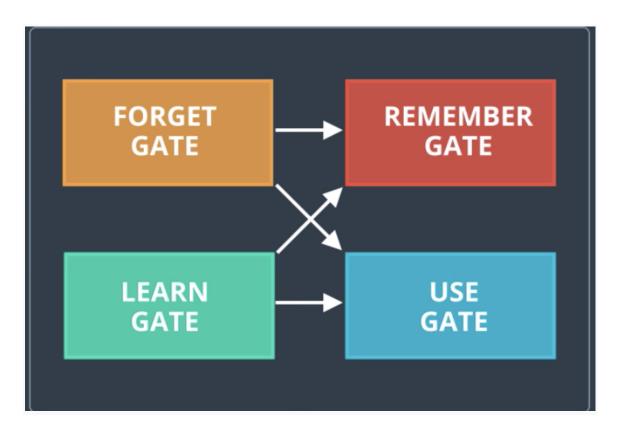
Στο παραπάνω σχήμα βλέπουμε ένα νευρωνικό δίκτυο και στο μεσαίο επίπεδο(Layer) την εφαρμογή του LSTM αλγορίθμου.

Ένα LSTM έχει τέσσερις «πύλες»:

- 1. Την Ξεχάστε (Forget Gate).
- 2. Την Θυμηθείτε (Remember Gate).
- 3. Την Μαθαίνεται (Learn Gate).
- 4. Την Χρησιμοποιήστε (use or output Gate).

Έχει επίσης τρεις εισόδους:

- 1. Τη Μακροπρόθεσμη μνήμη.
- 2. Τη Βραχυπρόθεσμη μνήμη.
- 3. Τα στοιχεία που ταΐζουμε κάθε φορά το μοντέλο μας, τα οποία ονομάζουμε «Ε» και θα πρέπει να συμψηφιστουν με τις πύλες για να γνωρίζουμε, τι θα αποθηκεύσουμε και τι θα ξεχάσουμε σε καθε μνήμη ξεχωριστά, είτε είναι Μακροπρόθεσμη ή είτε είναι Βραχυπρόθεσμη μνήμη.



Βήμα 1: Όταν οι 3 είσοδοι εισέλθουν στο LSTM πηγαίνουν είτε στην πύλη 'Ξεχάστε' είτε στην πύλη "Μαθαίνεται".

Οι μακροπρόθεσμες πληροφορίες πηγαίνουν στην πύλη "Ξεχάστε", όπου, μερικά από αυτά θα ξεχαστούν (τα άσχετα μέρη).

Οι βραχυπρόθεσμες πληροφορίες και το «Ε» μπαίνουν στην πύλη "Μαθαίνεται". Αυτή η πύλη αποφασίζει ποιες πληροφορίες θα μάθει το μοντέλο.

Βήμα 2: Οι πληροφορίες που περνούν την πύλη "Ξεχάστε" (δεν ξεχνάμε, οι ξεχασμένες πληροφορίες παραμένουν στην πύλη) και οι πληροφορίες που περνούν την πύλη "Μαθαίνεται" θα μεταβούν στην πύλη μνήμης (η οποία αποτελεί τη νέα μακροπρόθεσμη μνήμη) και η πύλη "Χρησιμοποιήστε" (η οποία ενημερώνει τη βραχυπρόθεσμη μνήμη + είναι το αποτέλεσμα του δικτύου).

Learn Gate

Η πύλη ''Μαθαίνεται", συνδυάζει STM(Βραχυπρόθεσμη μνήμη) + "Ε" (είσοδος) και επιλέγει να αγνοήσει τις περιττές πληροφορίες. Αυτή η πύλη συνδυάζει την υπάρχουσα βραχυπρόθεσμη μνήμη (STM) και κάποια είσοδο "Ε", πολλαπλασιάζεται με μια μήτρα (W) και προσθέτει b. Στη συνέχεια, τα συμπιέζει όλα σε μια λειτουργία tanh.

$$N_t = \tanh(W_n[STM_{t-1}, E_t] + b_n)$$

Αυτός ο συνδυασμός μας δίνει «Ν».

Στη συνέχεια, αγνοεί μέρος της βραχυπρόθεσμης μνήμης, πολλαπλασιάζοντας το συνδυασμένο αποτέλεσμα με έναν «παράγοντα αγνόησης».

Ο παράγοντας αγνόησης (Ι) υπολογίζεται συνδυάζοντας STM και Ε, με ένα νέο σύνολο W (βάρη) και b (μεροληψίες)

$$i_t = \sigma(W_i[STM_{t-1}, E_t] + b_i)$$

Μόλις έχουμε Ν και Ι, πολλαπλασιάζουμε μαζί, και αυτό είναι το αποτέλεσμα της πύλης μάθησης.

Forget Gate

"Ξεχάστε" είναι η πύλη που χρησιμοποιείται για να απορριφθούν όλες τις περιττές μακροπρόθεσμες πληροφορίες.

Κάτι σαν όταν μελετάς για μια μεγάλη εξέταση και την επόμενη μέρα ξεχνάς τα πάντα. Αυτή είναι η δύναμη της πύλης "Ξεχάστε".

Βασικά, η μακροπρόθεσμη μνήμη (LTM) πολλαπλασιάζεται με έναν παράγοντα ξεχασμού (f). Αυτός ο παράγοντας θα κάνει μερικές από τις μακροπρόθεσμες πληροφορίες να «ξεχαστούν»

Ο παράγοντας ξεχάσεως είναι ο εξής:

$$f_t = \sigma(W_f[STM_{t-1}, E_t] + b_f)$$

Υπολογίζεται λαμβάνοντας τη βραχυπρόθεσμη μνήμη και την είσοδο (Ε), πολλαπλασιάζοντας τα με κάποια βάρη και μεροληψίες και συμπιέζοντας τα σε μια σιγμοειδή συνάρτηση.

Αυτή η συνάρτηση (f) πολλαπλασιάζεται με LTM - και boom, έχουμε μείνει με το LTM που χρειαζόμαστε.

Remember Gate

Η πύλη "Θυμηθείτε" παίρνει τις πληροφορίες από την πύλη "Ξεχάστε" και τις προσθέτει στις πληροφορίες από την πύλη "Μαθαίνεται", για να υπολογίσει τη νέα μακροπρόθεσμη μνήμη.

Remember gate = Learn gate output + Forget gate output

Use Gate

Η πύλη "Χρησιμοποιήστε" παίρνει το LTM από την πύλη "Ξεχάστε" και το STM + Ε από την πύλη "Μαθαίνεται" και τα χρησιμοποιεί για να βρει μια νέα βραχυπρόθεσμη μνήμη ή έξοδο (το ίδιο πράγμα) Για παράδειγμα, αν προσπαθούσαμε να ταξινομήσουμε εικόνες, η έξοδος θα ήταν η ταξινόμηση δικτύου.

Παίρνει την έξοδο της πύλης "Ξεχάστε" και το βάζει σε μια λειτουργία ενεργοποίησης tanh, όπως έτσι:

$$U_t = \tanh(W_u LT M_{t-1} f_t + b_u)$$

Παίρνει την έξοδο της πύλης ''Μαθαίνεται" και εφαρμόζει μια λειτουργία σιγμοειδούς συνάρτησης, οπότε η εξίσωση μοιάζει με αυτήν:

$$V_t = \sigma(W_v[STM_{t-1}, E_t] + b_v)$$

Στη συνέχεια, η πύλη πολλαπλασιάζει το V x U, για να αποκτήσει τη νέα βραχυπρόθεσμη μνήμη.

Ανάλυση συναισθημάτων

Η ανάλυση συναισθημάτων μπορεί να χρησιμοποιηθεί για μηχανές για την κατανόηση των ανθρώπινων συναισθημάτων, κάτι που είναι πάρα πολύ ενδιαφέρον. Τα πάντα κρύβουν ένα ίχνος συναισθήματος στις ανθρώπινες επιλογές, έτσι λοιπόν κάποια συναισθήματα κρύβει και η τιμή των κρυπτονομισμάτων. Ζούμε στην εποχή της πληροφορίας και χάρης αυτή έχουμε καταφέρει να προχωρήσουμε τεχνολογικά μπροστά και να βοηθήσουμε την ανθρωπότητα με υπηρεσίες και τεχνικές διευκόλυνσης για τον πλανήτη μας. Τα δεδομένα είναι ο επόμενος χρυσός της εποχής μας, αυτό τον χρυσό λοιπόν τον εκμεταλλευόμαστε και τον δίνουμε στο μοντέλο μας για φαγητό και μέσω της βραχύχρονης και μακρόχρονης μνήμης αναλύσουμε προσπαθούμε να και να κατανοήσουμε συναισθήματα που παρουσιάζουν οι τιμές. Όλοι μας μπορούμε να προβλέψουμε την επόμενη σκέψη μας στο μέλλον όταν κατανοούμε ότι κάτι που μόλις είδαμε ή ακούσαμε ή αισθανθήκαμε μας ξύπνησε μια ανάμνηση μας, τότε λοιπόν θυμόμαστε και περιγράφουμε αυτό το συναίσθημα ανασύροντας κομμάτια της μνήμης μας,συνδέοντας με αυτό τον τρόπο το παζλ. Όσον αφορά το Μοντέλο μας, επικεντρώνεται καθαρά στο κομμάτι του οφθαλμού. Δηλαδή το βάζουμε να παρατηρήσει τις τιμές του νομίσματος και να κρατήσει τις πιο σημαντικές συμπεριφορές από αυτές για να μπορεί να τις θυμηθεί και να κάνει την σωστή πρόβλεψη με αυτά που γνωρίζει και θυμάται.

Το RNN μας χρησιμοποιεί τέσσερα επίπεδα LSTM με 50 νευρώνες το κάθε ένα και "dropout = 0.2",δλδ απο τα δεδομένα που κρατάνε οι πύλες μνήμης το 20% το πετάμε για να μην γεμίζουμε την μνήμη του μοντέλου με πάρα πολλά δεδομένα και το μπερδέψουμε ως προς την πρόβλεψη.

Έπειτα στο τέλος το μοντέλο μας έχει ένα "επίπεδο εξαγωγής" όπου είναι και το ζητούμενο αποτέλεσμα(Dense Layer).

```
# Initialising the RNN(recurrent neural network )
regressor = Sequential()

# Adding the first LSTM layer and some Dropout regularisation
regressor.add(LSTM(units = 50, return_sequences = True, input_shape
= (x_train.shape[1], 1)))
regressor.add(Dropout(0.2))

# Adding a second LSTM layer and some Dropout regularisation
regressor.add(LSTM(units = 50, return_sequences = True))
regressor.add(Dropout(0.2))

# Adding a third LSTM layer and some Dropout regularisation
regressor.add(LSTM(units = 50, return_sequences = True))
regressor.add(Dropout(0.2))

# Adding a fourth LSTM layer and some Dropout regularisation
regressor.add(LSTM(units = 50))
regressor.add(Dropout(0.2))

# Adding the output layer
regressor.add(Dense(units = 1))
```

Δημιουργήσαμε το μοντέλο μας λοιπόν και καλούμαστε να το κάνουμε Compile, έτσι ώστε να προπονήσουμε τα δεδομένα μας και πάνω στην εκμάθηση αυτών να κάνουμε την πρόβλεψη.

Επιλέξαμε τον "ADAM OPTIMIZER" για το μοντέλο μας, το όνομα του οποίου δεν είναι τυχαίο.Το όνομα Adam προέρχεται από την προσαρμοστική εκτίμηση στιγμής (adaptive moment estimation).

Ακριβώς δηλαδή αυτό που χρειάζεται το μοντέλο μας, αφού δέχεται συνέχεια διαφορετικές τιμές μεταξύ τους και θα πρέπει να καταλάβει τις κοινές συσχετίσεις των τιμών αυτών, έτσι ώστε με βάση αυτές να κάνει την πρόβλεψη που πιστεύει.

```
# Compiling the RNN
regressor.compile(optimizer = 'adam', loss = 'mean_squared_error')
# Fitting the RNN to the Training set
regressor.fit(x_train, y_train, epochs = 200, batch_size = 512)
```

Όπως και ο άνθρωπος έχει μάθει σε κάθε περιβάλλον που βρίσκεται να προσαρμόζεται σε αυτό, είτε για να επιβιώσει, είτε για να περάσει όμορφα το χρόνο του, έτσι λοιπόν και με την Τεχνητή Νοημοσύνη (το λέει και η λέξη) προσπαθούμε αλγοριθμικά να περάσουμε αυτή την δύναμη της προσαρμογής από τον άνθρωπο στον υπολογιστή.

Ο Adam είναι ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης που μπορεί να χρησιμοποιηθεί αντί της διαδικασίας του κλασικού Stochastic Gradient Descent για την ενημέρωση επαναληπτικών βαρών δικτύου με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης.

Στην συνέχεια έρχεται η προπόνηση του μοντέλου μας όπου χρησιμοποιούμε διάφορους συνδυασμούς των Batch size και των Epoch για την εύρεση καλύτερης ακρίβειας του μοντέλου.

Όπως στην αρχή έτσι και στο τέλος κάναμε προετοιμασία των δεδομένων για να μπορέσουμε να τα δώσουμε στο μοντέλο στην μορφή με την οποία δέχεται τα δεδομένα.Επιλέγουμε το 80% των δεδομένων για εκπαίδευση και το υπόλοιπο 20% για τεστάρισμα.

```
Feed the Model data (6902, 60, 1)
```

Το μοντέλο δέχεται τιμές σε δυαδική μορφή μέσα σε ενα 3x3 numpy πίνακα και αυτό παρουσιάζεται με την χρήση του timestep. Το LSTM χρησιμοποιεί το timestep για να δημιουργήσει καλύτερη μνήμη στο μοντέλο. Για κάθε τιμή που θέλουμε να προβλέψουμε δίνουμε στο μοντέλο μας τον αριθμό (number of timesteps) των προηγούμενων τιμών που είχε το κρυπτονόμισμα και το κρατάμε στη μνήμη(numpy array) για την πρόβλεψη της κάθε τιμής.

Με την βοήθεια του MiniMaxScaler αναπαριστούμε τις τιμές μας στο διάστημα από 0 έως 1, διότι σε αυτή την μορφή διαβάζει το μοντέλο μας τα δεδομένα .Στο μοντέλο μας επιλέξαμε τα 60 timesteps και δημιουργήσαμε τον numpy array οπού και δώσαμε στο μοντέλο για training.Δηλαδή σε κάθε τιμή,αναλογούν άλλες 60.

```
#Convert the dataframe to a numpy array
dataset = data.values
#Get the number of rows to train the model(we use 80%)
training_data_len = len(dataset) * .8
training_data_len = int(training_data_len)
#Scale the data
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0,1))
scaled_data = scaler.fit_transform(dataset)

#Create the training data set
#Create the scaled training data set
train_data = scaled_data[0:training_data_len , :]
#Split the data x_train and y_train data sets
x_train = []
y_train = []

for i in range (60, len(train_data)):
    x_train.append(train_data[i-60:i, 0])
    y_train.append(train_data[i, 0])
```

```
#Convert the x_train and y_train to numpy arrays
x_train, y_train = np.array(x_train), np.array(y_train)

#Reshape the data
x_train = np.reshape(x_train, (x_train.shape[0],
x_train.shape[1],1))
```

Αφού τελειώσει το training λοιπόν, ακολουθούμε την ίδια διαδικασία των δεδομένων που μόλις αναφέραμε για την δημιουργία του 20% των δεδομένων σε numpy array, έτσι ώστε να είναι σε θέση το μοντέλο μας να κάνει την πρόβλεψη μέσω της μεθόδου predict().

```
#Create the testing Data set
#Create a new array containing scaled values from the remaining 0.2
data which left to test the model
test_data = scaled_data[training_data_len - 60: , :]
#Create the data sets x_test and y_test
x_test = []
y_test = dataset[training_data_len:, :]
for i in range(60, len(test_data)):
    x_test.append(test_data[i-60:i, 0])

#Convert the data to a numpy array
x_test = np.array(x_test)

#Reshape the data
x_test = np.reshape(x_test, (x_test.shape[0], x_test.shape[1], 1))
predictions = regressor.predict(x_test)
predictions = scaler.inverse_transform(predictions)
```

Η πηγή των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε είναι το ΑΡΙ της Binance. Το Binance ΑΡΙ είναι μια μέθοδος που μας επιτρέπει να συνδεθούμε με τους διακομιστές Binance μέσω Python ή αρκετών άλλων γλωσσών προγραμματισμού. Με αυτό, μπορούμε να αυτοματοποιήσουμε τις συναλλαγές μας. Πιο συγκεκριμένα, το Binance διαθέτει ένα RESTful ΑΡΙ που χρησιμοποιεί αιτήματα ΗΤΤΡ για αποστολή και λήψη δεδομένων.

Πιο συγκεκριμένα χρησιμοποιούμε την βιβλιοθήκη της binance και με την βοήθεια των παρακάτω τριών μεθόδων:

- 1. date to milliseconds,
- 2. interval_to_milliseconds
- 3. get_historical_klines

```
def date_to_milliseconds(date str):
   """Convert UTC date to milliseconds
   :type date str: str
  epoch = datetime.utcfromtimestamp(0).replace(tzinfo=pytz.utc)
def interval to milliseconds(interval):
   """Convert a Binance interval string to milliseconds
1h, 2h, 4h, 6h, 8h, 12h, 1d, 3d, 1w
```

```
unit = interval[-1]
def get historical klines(symbol, interval, start str,
end str=None):
http://dateparser.readthedocs.io/en/latest/
"now UTC", "11 hours ago UTC"
```

```
Binance so allow start time to be before list date
   symbol existed = False
array and add the interval timeframe
          start ts += timeframe
```

```
# check if we received less than the required limit and exit
the loop
    if len(temp_data) < limit:
        # exit the while loop
        break

# sleep after every 3rd call to be kind to the API
    if idx % 3 == 0:
        time.sleep(1)

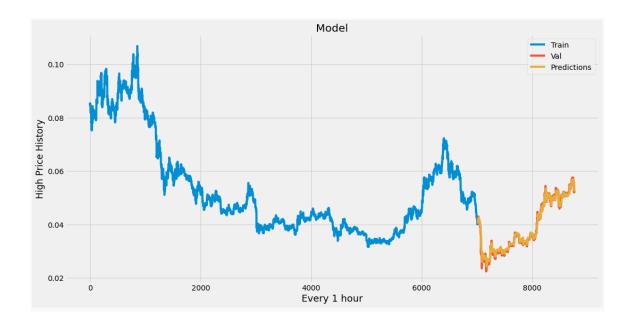
return output_data</pre>
```

Λαμβάνουμε την Ανοιχτή, Υψηλή, Χαμηλή και Κλειστή τιμή οποιουδήποτε κρυπτονομίσματος θέλουμε, για συγκεκριμενη ώρα ή λεπτό, μήνα ή μέρα ,χρόνο ή χρόνια από την ημερομηνία εκκίνησης της Binance το καλοκαίρι του 2017 έως σήμερα.

Επιλέξαμε την Binance συγκεκριμένα, διότι από τον Ιανουάριο του 2018, η Binance ήταν το μεγαλύτερο χρηματιστήριο κρυπτονομισμάτων στον κόσμο όσον αφορά τον όγκο συναλλαγών.

```
klines = get_historical_klines("BTCUSDT",
Client.KLINE_INTERVAL_1HOUR, "22 Aug, 2018", "22 Aug, 2019")
df = pd.DataFrame(klines)
```

Τέλος, παρουσιάζεται Διάγραμμα τιμών, όπου η μπλέ γραμμή αναπαριστά το 80% των δεδομένων εκμάθησης, η κόκκινη γραμμή τις πραγματικές τιμές ως το υπόλοιπο 20% των δεδομένων και η κίτρινη γραμμή τις προβλέψεις μας με βάση το 20% των δεδομένων για τέστ.



Μπορούμε να διακρίνουμε πώς το μοντέλο μας ακολούθησε με αρκετά καλή επιτυχία την πορεία της τιμής.