



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΝΑΥΠΗΓΩΝ ΜΗΧΑΝΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ :

*Ανάλυση της αγοράς και εκτίμηση της τιμής δικαιωμάτων
εκπομπής αερίων ρύπων στη Ναυτιλία*

ΟΝΟΜΑΤΕΠΩΝΥΜΟ : ΓΕΡΟΝΙΚΟΛΟΣ ΠΑΝΤΑΖΗΣ

ΚΩΔΙΚΟΣ : nm19040

ΕΞΑΜΗΝΟ : 9^ο

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ : ΛΥΡΙΔΗΣ ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ

1^Η ΟΚΤΩΜΒΡΙΟΥ 2024

Ευχαριστίες

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή της παρούσας διπλωματικής, κύριο Δημήτριο Λυρίδη, για την αμέριστη βοήθεια και την ανεκτίμητη υποστήριξη που μου προσέφερε κατά τη διάρκεια της φοίτησής μου στη Σχολή Ναυπηγών Μηχανολόγων Μηχανικών. Ιδιαίτερα, θα ήθελα να τον ευχαριστήσω για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε αναθέτοντάς μου τη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία, για την άριστη συνεργασία, τις συμβουλές και την πολύτιμη καθοδήγησή του.

Ένα μεγάλο ευχαριστώ οφείλω να δώσω στην οικογένειά μου για την ηθική υποστήριξη και τις ανεκτίμητες συμβουλές της κατά τη διάρκεια όλων των ετών των σπουδών μου. Η υπομονή και η αμέριστη βοήθεια της υπήρξε καταλυτική για την περάτωση αυτής της διπλωματικής.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους φίλους και συναδέλφους μου Γκαμαλέτσου Μελπομένη, Αγγέλη Ουρανία και Ρηγόπουλο Ρηγίνο για την υποστήριξη, την άψογη συνεργασία μας και την παροχή ιδεών και συμβουλών κατά τη διάρκεια των σπουδών μας στο Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο (ΕΜΠ).

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

1. Abstract	5
2. Εισαγωγή.....	6
2.1. Ορισμός του προβλήματος	6
2.2. Βιβλιογραφική ανασκόπηση	7
2.3. Περιβαλλοντική ανάγκη για δράση	8
2.4. Περιγραφή συστήματος EU ETS.....	10
2.5. Δωρεάν διανομή των EU ETS Allowances	13
2.6. Κύκλος ζωής των EU ETS Allowances	16
2.7. Μηχανισμοί ελέγχου προσφοράς και ζήτησης	18
2.8. Το περιβαλλοντικό πρόβλημα στην ναυτιλία	20
2.9. Ο ναυτιλιακός κλάδος και το σύστημα ETS	24
3. Μεθοδολογία για επίλυση του προβλήματος.....	26
3.1. Παρουσίαση μεθοδολογίας Geometric Brownian Motion.....	27
3.2. Παρουσίαση μεθοδολογίας ARIMA Model	29
3.3.1. Παρουσίαση μεθοδολογίας νευρωνικών δικτύων	33
3.3.2. Νευρωνικά Δίκτυα RNN και το LSTM μοντέλο.....	36
3.4. Παρουσίαση μεθοδολογίας Multi Regression μοντέλου	40
4. Δεδομένα.....	42
4.1. Συλλογή δεδομένων	42
4.2. Βέλτιστη Κατανομή Πιθανότητας.....	43
5. Εφαρμογή Μεθοδολογίας	48
5.1. Πρόβλεψη Τιμής EU ETS Allowances	48
5.1.2. Εφαρμογή του μοντέλου GBM για την πρόβλεψη των EU ETS Allowances.....	49
5.1.3. Σχόλια και Παρατηρήσεις για το GBM	53
5.2.1. Εφαρμογή του μοντέλου ARIMA για την πρόβλεψη των EU ETS Allowances	55
5.2.2. Σχόλια και Παρατηρήσεις για το ARIMA Model	65
5.3.1. Εφαρμογή του LSTM μοντέλου για πρόβλεψη του EU ETS Allowance	68
5.3.2. Παραλλαγή του κώδικα για πρόβλεψη με βάση τις τιμές δεικτών και αγαθών	74
5.3.3. Σχόλια και Παρατηρήσεις για το LSTM Model	79
5.4.1. Εφαρμογή του Multi Regression μοντέλου για πρόβλεψη του EU ETS Allowance	81
5.4.2. Σχόλια και Παρατηρήσεις για το Multi Regression Model	90

6. Qualitative Analysis	92
6.1. Εισαγωγή	92
6.2. Σύντομη αναδρομή στην ιστορία του συστήματος	92
6.3. Προσφορά και ζήτηση στις διάφορες φάσεις του συστήματος	93
6.4. Ανάλυση της τρίτης και τέταρτης φάσης του συστήματος έως το 2022	94
6.5. Υπάρχει αντιστοιχία μεταξύ της λειτουργίας του EU ETS και της τιμής των αδειών;	98
6.6. Ποιοι παράγοντες μπορεί να επηρεάσουν την τιμή στο μέλλον;	99
6.7. Συμπεράσματα σχετικά με την πρόβλεψη της τιμής	101
6.8. Σχόλια και Παρατηρήσεις	102
7. Συνδυασμός μεθόδων πρόβλεψης	103
8. Τελικά συμπεράσματα	107
9. Βιβλιογραφία	109

1. Abstract

The present diploma thesis focuses on the European Union Emission Trading System (EU ETS) allowances trading system, examining various aspects related to market dynamics, sale, and profit from the resale of these allowances.

The European Union Emission Trading System (EU ETS) is a cornerstone of EU policy in combating climate change and the primary tool for efficiently reducing greenhouse gas emissions. It is the world's first major carbon market and remains the largest. The purpose of this market is to establish a cap on greenhouse gas emissions, initially distributing emission allowances for free, subsequently auctioning a large number of emission allowances to businesses with further needs, while allowing the surplus emissions to be traded on secondary markets. The EU's aim is to gradually reduce the emissions cap, ultimately leading to the desired green transition.

As it is well-known, starting from the year 2024, the shipping sector is also included in this system, which will require millions of allowances to cover its emissions. At the same time, while the demand for allowances will increase significantly, the supply of allowances will remain stable with a tendency for continuous reduction, just like the overall emissions cap. This will lead the shipping industry to face a new expense, that of acquiring the necessary number of EU ETS allowances, which cannot be considered negligible over the past four years.

The problem that arises is how significant this expense will be and whether shipowners and those involved in shipping will be able to profit (if desired) from the purchase and sale of a surplus of emission allowances. This dissertation will precisely address this issue and propose methods by which one can forecast the price of these allowances for a horizon of up to two years so that shipowners can make purchases at the right time.

2. Εισαγωγή

2.1. Ορισμός του προβλήματος

Η παρούσα διπλωματική εργασία επικεντρώνεται στο σύστημα εμπορίας των EU ETS Allowances (European Union Emission Trading System), εξετάζοντας διάφορες πτυχές που αφορούν στην αγορά, στην πώληση και στο κέρδος από την μεταπώληση των δικαιωμάτων (Allowances) αυτών.

Το Ευρωπαϊκό Σύστημα Εμπορίας Δικαιωμάτων Εκπομπής Αερίων Ρύπων (EU ETS) αποτελεί θεμέλιο λίθο της πολιτικής της ΕΕ για τον αγώνα κατά της κλιματικής αλλαγής και το κύριο εργαλείο για τη μείωση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου με οικονομικά αποτελεσματικό τρόπο. Είναι η πρώτη μεγάλη αγορά άνθρακα στον κόσμο και παραμένει η μεγαλύτερη. Σκοπός της αγοράς αυτής είναι θέτοντας ένα ανώτατο όριο στους αέριους ρύπους, να μοιράζει αρχικά δωρεάν δικαιώματα εκπομπής αέριων ρύπων, να δημοπρατεί εν συνεχεία έναν μεγάλο αριθμό δικαιωμάτων εκπομπής σε επιχειρήσεις με περαιτέρω ανάγκες ενώ ταυτόχρονα να επιτρέπει την μεταπώληση της περίσσειας ρύπων σε δευτερογενείς αγορές. Σκοπός της ΕΕ είναι να μειώσει σταδιακά το ανώτατο όριο ρύπων οδηγώντας τελικά στην πολυπόθητη πράσινη μετάβαση.

Όπως είναι γνωστό, από το έτος 2024 στο σύστημα αυτό εντάσσεται και ο κλάδος της ναυτιλίας ο οποίος θα χρειαστεί πολλά εκατομμύρια άδειες για να καλύψει τις ανάγκες σε εκπομπές του. Την ίδια στιγμή που η ζήτηση συνεπώς των αδειών θα αυξηθεί κατακόρυφα, η προσφορά των αδειών θα παραμείνει σταθερή και με μια τάση συνεχής μείωσης όπως και το συνολικό όριο (cap) των εκπομπών. Το γεγονός αυτό θα οδηγήσει τον κλάδο της ναυτιλίας μπροστά σε ένα νέο έξοδο (expense), αυτό της προμήθευσης του αναγκαίου αριθμού EU ETS Allowances, το οποίο τα τελευταία 4 χρόνια μόνο αμελητέο δεν μπορεί να θεωρηθεί.

Το πρόβλημα το οποίο προκύπτει είναι το πόσο μεγάλο θα είναι αυτό το έξοδο καθώς και το κατά πόσο οι πλοιοκτήτες και όσοι ασχολούνται με την ναυτιλία θα μπορούν να κερδοφορήσουν (εάν το επιθυμούν) από την αγορά και την πώληση ενός πλεονάσματος αδειών εκπομπής. Η παρούσα εργασία θα ασχοληθεί ακριβώς με αυτό το ζήτημα και θα προτείνει τρόπους με τους οποίους μπορεί κάποιος να προβλέψει την τιμή των αδειών αυτών για έναν ορίζοντα έως και δύο ετών ώστε οι πλοιοκτήτες να είναι σε θέση να αγοράσουν την σωστή χρονική στιγμή.

2.2. Βιβλιογραφική ανασκόπηση

Η διερεύνηση της βιβλιογραφίας αποτελεί βασικό στάδιο στην επίλυση του προβλήματος που παρουσιάσαμε στο δεύτερο κεφάλαιο της εργασίας μας. Η βιβλιογραφία, η οποία χρησιμοποιήθηκε, μπορεί να χωριστεί στα εξής μέρη:

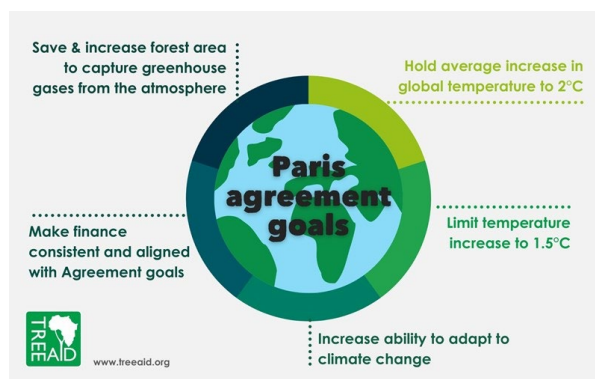
- 1) Η βιβλιογραφία σχετικά με τη δομή και τη λειτουργία της αγοράς. Επικεντρωθήκαμε στη μελέτη όλων των σχετικών αναρτήσεων και εγγράφων από την ίδια την Ευρωπαϊκή Ένωση που αναφέρονται στη δομή και τη λειτουργία της αγοράς. Στην επίσημη ιστοσελίδα της, υπάρχει μεγάλη ποικιλία εγγράφων από το 2005 έως και σήμερα, τα οποία περιγράφουν αναλυτικά τον τρόπο λειτουργίας του ευρωπαϊκού χρηματιστηρίου ρύπων. Αυτή η προσέγγιση μας επέτρεψε να αποκτήσουμε τις απαραίτητες εισαγωγικές πληροφορίες σχετικά με το γενικό πλαίσιο λειτουργίας της αγοράς και τους παράγοντες που επηρεάζουν την προσφορά και τη ζήτηση. Προκειμένου να μπορέσουμε να προβλέψουμε την πορεία ενός οποιουδήποτε προϊόντος, πρέπει πρώτα να γνωρίζουμε τον τρόπο λειτουργίας του.
- 2) Στη συνέχεια, εστίασαμε την προσοχή μας στη βιβλιογραφία που αναλύει την προσφορά και τη ζήτηση των EU ETS Allowances. Όπως και στην προηγούμενη βιβλιογραφική ομάδα, έτσι και τώρα, το κομμάτι αυτό υπάρχει διαθέσιμο στην ιστοσελίδα της Ευρωπαϊκής Ένωσης. Κάθε χρόνο, η ΕΕ καθιστά διαθέσιμα τα επίσημα νούμερα αδειών σε κυκλοφορία, σε προσφορά και σε ζήτηση, όπως και κάθε μερικά χρόνια αναλυτικές περιγραφές της πορείας της αγοράς και αξιολόγησης της.
- 3) Τέλος, εξετάσαμε, όπως είπαμε, τη βιβλιογραφία που επικεντρώνεται στις διάφορες μαθηματικές μεθόδους για την ανάλυση του προβλήματος. Για αυτές τις μεθόδους ανατρέξαμε σε διάφορα μαθηματικά βιβλία τα οποία αναλύουν αρχικά το μαθηματικό πλαίσιο και στη συνέχεια, για τους κώδικες, διαβάσαμε από διάφορες ιστοσελίδες τον τρόπο λειτουργίας των βιβλιοθηκών που αντιστοιχούν στις μεθόδους τις οποίες θα χρησιμοποιήσουμε. Αυτό το βήμα μας επιτρέπει να επιλέξουμε και να υλοποιήσουμε τις πλέον κατάλληλες μαθηματικές τεχνικές που ανταποκρίνονται αποτελεσματικά στις ανάγκες του προβλήματος.

Συνολικά, η εκτενής ανασκόπηση της βιβλιογραφίας έθεσε τη θεωρητική μας βάση, εμπλουτίζοντας την εμπειρογνωμοσύνη μας και παρέχοντας σημαντικό υπόβαθρο για την ανάπτυξη των λύσεων που προτείνουμε στα επόμενα κεφάλαια της εργασίας μας.

2.3. Περιβαλλοντική ανάγκη για δράση

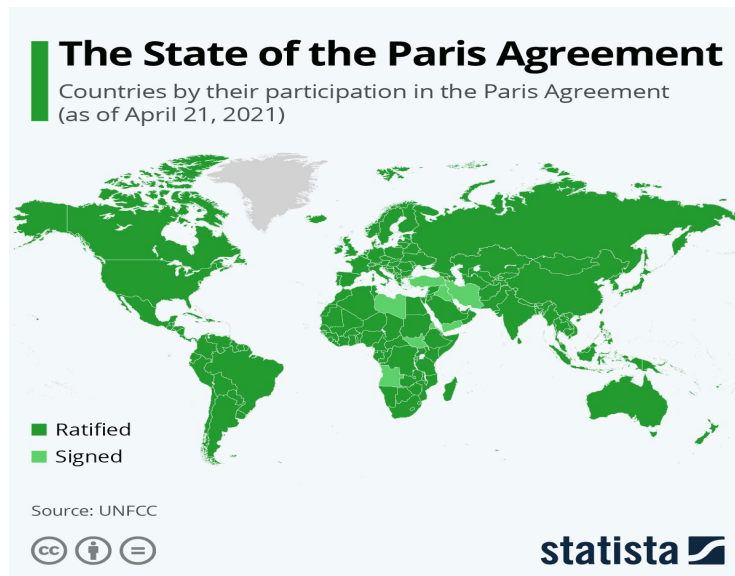
Τα τελευταία χρόνια, ολόκληρος ο παγκόσμιος πληθυσμός έχει αναγνωρίσει τις σοβαρές επιπτώσεις της ρύπανσης του περιβάλλοντος, και διεθνείς πρωτοβουλίες έχουν ληφθεί για την προστασία της φύσης, τη μείωση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου και την αντιμετώπιση της κλιματικής αλλαγής. Μια καθοριστική συμφωνία σε αυτήν την κατεύθυνση είναι η Συμφωνία του Παρισιού, η οποία αποτελεί ένα διεθνές πακέτο μέτρων που έχουν ως στόχο τη μείωση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου.

Υπογραμμίζει τη σημασία της συνεργασίας μεταξύ 196 χωρών, οι οποίες συμμετείχαν στην υπογραφή της συμφωνίας κατά τη διάρκεια της 21ης Διάσκεψης των Μερών της Συμφωνίας-Πλαισίου των "Ηνωμένων Εθνών για την Κλιματική Αλλαγή (COP21)" στο Παρίσι τον Δεκέμβριο του 2015. Οι κύριοι στόχοι της Συμφωνίας του Παρισιού εστιάζονται στον περιορισμό της αύξησης της παγκόσμιας θερμοκρασίας, με στόχο την περιορισμένη άνοδο έως 2 βαθμούς Κελσίου έναντι των προ-βιομηχανικών επιπέδων. Επιδιώκεται επίσης η επιτάχυνση των προσπαθειών για περιορισμό της θερμοκρασίας στους 1,5 βαθμούς Κελσίου, προκειμένου να μειωθούν οι αρνητικές επιπτώσεις της κλιματικής αλλαγής.



Εικόνα 1 | ΣΤΟΧΟΙ ΣΥΜΦΩΝΙΑΣ ΤΟΥ ΠΑΡΙΣΙΟΥ

Η συμφωνία επίσης θεσπίζει μηχανισμούς για την παρακολούθηση και την αξιολόγηση της προόδου των χωρών στην εκπλήρωση των δεσμεύσεών τους. Οι χώρες που υπέγραψαν τη Συμφωνία του Παρισιού δεσμεύονται να υποβάλλουν κάθε πέντε χρόνια εθνικούς στόχους για τη μείωση των εκπομπών τους. Προβλέπονται ακόμα χρηματοδοτικοί μηχανισμοί για την υποστήριξη των αναπτυσσόμενων χωρών στις προσπάθειές τους για προσαρμογή στις επιπτώσεις της κλιματικής αλλαγής. Η Συμφωνία του Παρισιού θεωρείται μια ιστορική και σημαντική πρωτοβουλία για την αντιμετώπιση της κλιματικής αλλαγής, και η συμμετοχή των χωρών είναι ζωτικής σημασίας για την επίτευξη των κοινών στόχων. [1]



Εικόνα 2 | ΧΩΡΕΣ ΠΟΥ ΕΛΑΒΑΝ ΜΕΡΟΣ ΣΤΗΝ ΣΥΜΦΩΝΙΑ ΤΟΥ ΠΑΡΙΣΙΟΥ

Στο πλαίσιο της συμφωνίας του Παρισιού, η Ελλάδα και όλη η Ευρωπαϊκή Ένωση έχει δεσμευθεί με το European Climate Law (ECL) να συμβάλει στην ενεργειακή μετάβαση. Το European Climate Law στοχεύει στην μείωση των ρύπων κατά 55% έως το 2030 σε σχέση με το 1990 καθώς επίσης και σε κλιματική ουδετερότητα έως το 2050. Η Ευρωπαϊκή Ένωση σε συμφωνία πάντοτε με το ECL προσπαθεί τα τελευταία χρόνια με διάφορους νόμους και περιορισμούς να μειώσει τους ρύπους της. Ένα από τα μέτρα αυτά είναι και το European Union Emissions Trading System και η αυστηροποίηση του τα τελευταία χρόνια. [2]

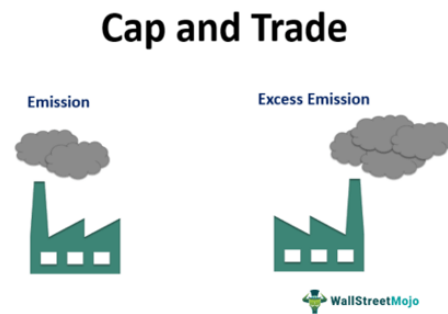


Εικόνα 3 | ΕΙΚΟΝΙΚΗ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΤΩΝ ΜΕΤΡΩΝ ΤΟΥ EUROPEAN CLIMATE LAW

2.4. Περιγραφή συστήματος EU ETS

Το EU ETS (European Union Emissions Trading System), όπως φαίνεται και από το όνομά του, είναι το ευρωπαϊκό σύστημα εμπορίας δικαιωμάτων εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου. Δημιουργήθηκε για πρώτη φορά το 2005 και αποτελεί ακόμα το μεγαλύτερο σύστημα εμπορίας των δικαιωμάτων αυτών. Στόχος της αγοράς αυτής είναι να θέτει ετήσια όρια στις επιτρεπόμενες εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου, υποχρεώνοντας τις εταιρείες να κατέχουν τα EU allowances, με σκοπό τη σταδιακή μείωση των ευρωπαϊκών ρύπων έως τουλάχιστον 55% έως το 2030 σε σχέση με το 1990.

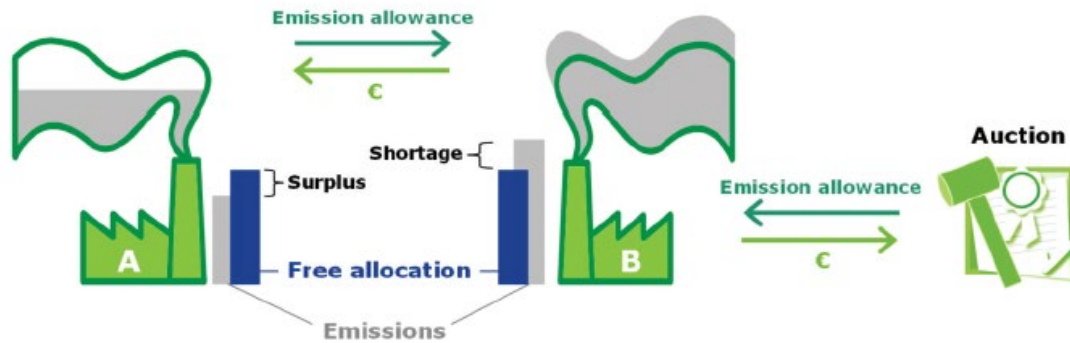
Το σύστημα αυτό λειτουργεί με την αρχή του cap and trade. Σύμφωνα με αυτήν την αρχή, κάθε χρόνο το ανώτατο όριο (cap) εκπομπών που μπορούν να προέλθουν από εργοστάσια και αεροπορικές δραστηριότητες ορίζονται από το σύστημα (από το 2024 και των ναυτιλιακών εταιρειών). Το όριο αυτό μειώνεται κάθε χρόνο, ώστε να επιτυγχάνονται οι στόχοι της Ευρωπαϊκής Ένωσης. Το όριο (cap) εκφράζεται σε δικαιώματα ρύπων (emission allowances), όπου ένα allowance δίνει το δικαίωμα για την εκπομπή ενός τόνου ρύπων CO₂. Η μείωση του ανώτατου ορίου προσθέτει επίσης σιγουριά στις εταιρείες ότι αυτά τα δικαιώματα έχουν και κάποια αξία στις αγορές, διότι η ετήσια προσφορά μειώνεται συνεχώς (κάτι που δεν συνέβαινε τα πρώτα χρόνια και για αυτό η τιμή των συμβολαίων άγγιξε σχεδόν το μηδέν). Το όριο αυτό στην πράξη εκφράζεται στην μείωση του αριθμού των προσφερόμενων δικαιωμάτων. [3]



Εικόνα 4 | ΕΙΚΟΝΙΚΗ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ CAP AND TRADE

Οι εταιρείες που εμπίπτουν στο πλαίσιο του συστήματος ρύπων υποχρεούνται να διαθέτουν επαρκή "allowances" προκειμένου να καλύπτουν το ποσοστό εκπομπών που επιτρέπεται σύμφωνα με τη νομοθεσία. Ετησίως, υποχρεούνται να αναφέρουν τα δικαιώματα εκπομπών τους και την ποσότητα ρύπων που παράγουν, προκειμένου να συμμορφώνονται με τις νομικές απαιτήσεις. Εκείνες που δεν διαθέτουν επαρκή αριθμό δικαιωμάτων εκπομπών υποχρεούνται να καταβάλλουν πρόστιμο για κάθε τόνο διοξειδίου του άνθρακα που υπερβαίνει τα επιτρεπόμενα όρια.

Επιπλέον, οι εταιρείες έχουν τη δυνατότητα να κατέχουν περισσότερα δικαιώματα εκπομπών από όσα απαιτούνται και να πωλούν τυχόν περίσσεια, αν το επιθυμούν. Τα ποσοστά εκπομπών, τα πρόστιμα και οι ημερομηνίες λήξης των δικαιωμάτων εκπομπών υπόκεινται σε συνεχείς αλλαγές από την Ευρωπαϊκή Ένωση, ανταποκρινόμενη σε εξελίξεις που αφορούν την προσπάθεια για οικονομικά αποτελεσματική προώθηση της πράσινης μετάβασης.



Εικόνα 5 | ΤΡΟΠΟΙ ΚΑΤΑΝΟΜΗΣ ΚΑΙ ΑΓΟΡΑΠΩΛΗΣΙΑΣ ΤΩΝ ΑΔΕΙΩΝ

Από το 2005 που δημιουργήθηκε το EU Emissions Trading System, τα πράγματα αλλάζουν διαρκώς χρόνο με το χρόνο. Η ΕΕ έχει χωρίσει την διαδικασία σε χρονικές περιόδους:

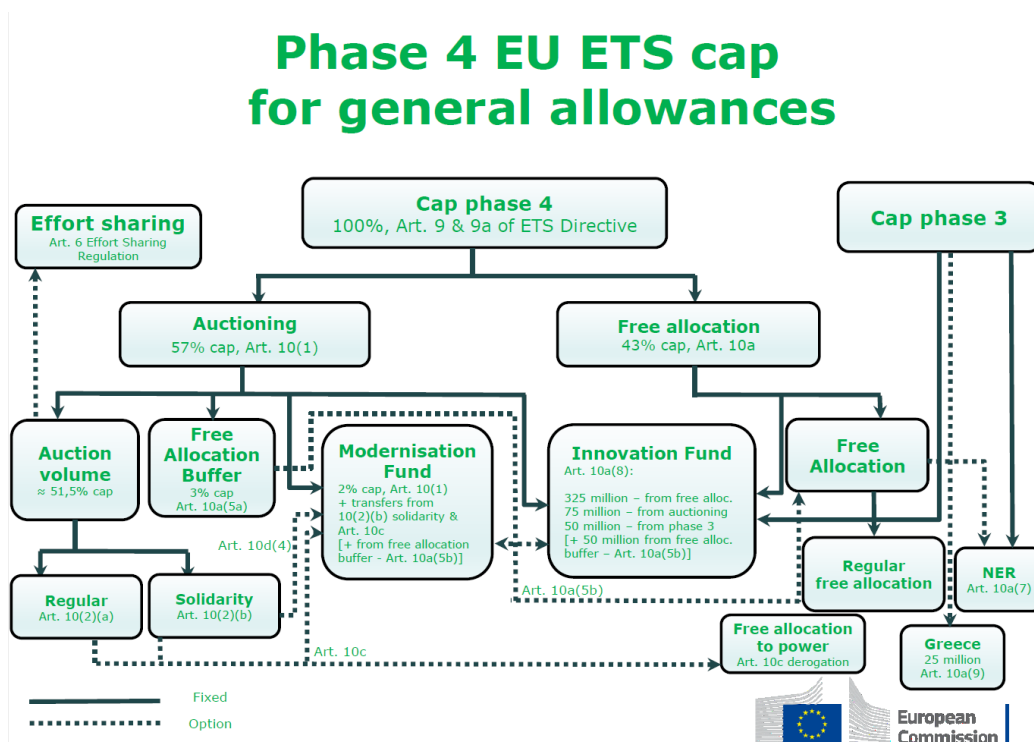


Εικόνα 6 | ΦΑΣΕΙΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΤΟΥ EU ETS

- Η πρώτη περίοδος ήταν το διάστημα 2005-2007, όπου η ΕΕ προσπαθούσε ακόμα να δει στην πράξη πώς λειτουργεί το σύστημα και να μάθει από τα λάθη της. Το σύστημα κάλυπτε τους αέριους ρύπους από επιχειρήσεις παραγωγής ενέργειας, ενώ τα δικαιώματα δόθηκαν αρχικά σχεδόν όλα (περίπου το 95%) δωρεάν, και τα υπόλοιπα δόθηκαν μετά από πλειστηριασμό. Το πρόστιμο για τη μη συμμόρφωση άγγιζε τα 40 ευρώ ανά τόνο CO₂. Η πρώτη αυτή φάση υπήρξε κυρίως διδακτική και εξοικείωσης των αγορών, καθορίζοντας την τιμή των allowances. Η υπερβολική προσφορά όμως των δικαιωμάτων και οι λάθος προβλέψεις της ΕΕ οδήγησε την τιμή κοντά στο μηδέν.
- Η δεύτερη περίοδος ήταν το διάστημα 2008-2012. Κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου, οι κανονισμοί αυστηροποιήθηκαν έντονα. Μειώθηκαν τα ανώτατα όρια

εκπομπών ρύπων κατά 6.5% σε σχέση με το 2005, εντάχθηκαν οι αέριοι ρύποι N₂O στο σύστημα, ενώ μειώθηκαν τα δικαιώματα που δίνονται δωρεάν στο 90%, σε σύγκριση με το 2005. Το υπόλοιπο 10% δόθηκε μέσω δημοπρασιών. Το πρόστιμο, τέλος, αυξήθηκε από 40 ευρώ σε 100 ευρώ ανά τόνο ρύπου, ενώ ενσωματώθηκε και ο τομέας της αυτοκινητοβιομηχανίας. Η οικονομική κρίση όμως και το πλεόνασμα στην αγορά των ETS Allowances οδήγησε σε περαιτέρω πτώση των τιμών.

- Η τρίτη περίοδος ήταν το διάστημα 2013-2020. Τα όρια από ξεχωριστά για κάθε χώρα έγιναν ενιαία για ολόκληρη την Ευρωπαϊκή Ένωση, ενώ τα allowances δίνονταν πλέον κατά πλειοψηφία σε πλειστηριασμούς (περίπου το 57% του συνόλου). Επίσης, εντάχθηκαν περισσότεροι τομείς στον κανονισμό, ενώ το ανώτατο όριο μειωνόταν ετησίως κατά 1.74%, έχοντας ως αρχικό όριο τον συνολικό μέσο αριθμό δικαιωμάτων που εκδόθηκαν την περίοδο 2008-2012.
- Αυτήν τη στιγμή βρισκόμαστε στην τέταρτη περίοδο του συστήματος εμπορίας αερίων ρύπων (2021-2030). Στην περίοδο αυτή, το ποσοστό μείωσης των ρύπων αυξήθηκε σε 2.2% ετησίως, ενώ από το 2024 εντάσσεται και η ναυτιλία στο EU ETS. Εφόσον βρισκόμαστε ακόμα στην 4^η περίοδο οι διάφοροι νόμοι και περιορισμοί της αλλάζουν συνεχώς. [4]



Εικόνα 7 | ΤΕΤΑΡΤΗ ΦΑΣΗ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ

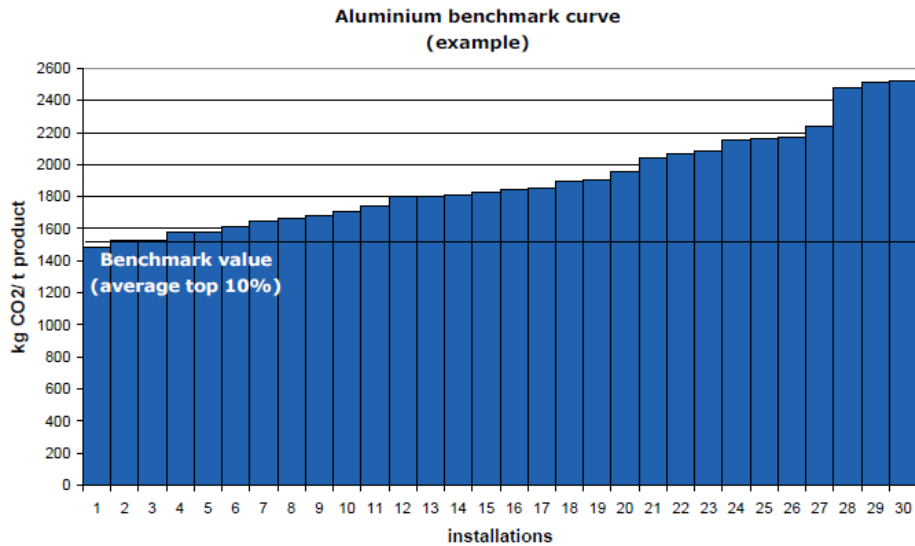
2.5. Δωρεάν διανομή των EU ETS Allowances

Από τη φάση 3 και μετά υιοθετείται μια προσέγγιση βασισμένη στο benchmarking για τη δωρεάν κατανομή αδειών εκπομπής. Το συνολικό ποσό αδειών που διανέμονται δωρεάν σε κάθε εγκατάσταση καθορίζεται από τα πρότυπα εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου που σχετίζονται με το συγκεκριμένο προϊόν. Αυτά τα πρότυπα καθορίζονται στο επίπεδο εκπομπών του 10% των πιο αποδοτικών εγκαταστάσεων σε κάθε κλάδο.

Με αυτόν τον τρόπο, οι εγκαταστάσεις με υψηλή αποδοτικότητα λαμβάνουν το σημαντικότερο μέρος ή ακόμη και όλες τις αδειοδοτήσεις που απαιτούνται για τη συμμόρφωσή τους προς τις υποχρεώσεις του Ευρωπαϊκού Συστήματος Εμπορίας Δικαιωμάτων Εκπομπής δωρεάν. Αντίθετα, οι λιγότερο αποδοτικές εγκαταστάσεις υποχρεούνται να αντιμετωπίσουν μεγαλύτερες προκλήσεις για την κάλυψη των εκπομπών τους, είτε με μείωση των εκπομπών είτε με την αγορά περισσότερων αδειοδοτήσεων. Η ίδια αρχή εφαρμόζεται και στη δωρεάν κατανομή σε εκμεταλλεύσεις αεροσκαφών, αλλά τα πρότυπα έχουν καθοριστεί με διαφορετικό τρόπο.

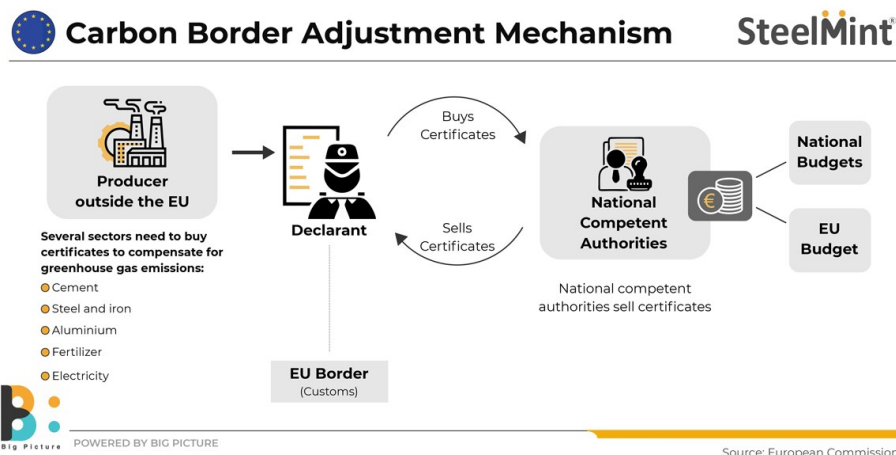
Κατά τις φάσεις 1 και 2, οι περισσότερες αδειοδοτήσεις σε όλα τα κράτη μέλη χορηγήθηκαν δωρεάν βάσει των ιστορικών εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου. Αυτή η μέθοδος είναι γνωστή ως "grandfathering" ή "κληρονομική χορήγηση αδειοδοτήσεων". Αυτή η προσέγγιση έχει επικριθεί για το γεγονός ότι ανταμείβει τους υψηλούς εκπομείς χωρίς να λαμβάνει υπόψη τις πρώιμες ενέργειες για τη μείωση των εκπομπών. Σε αντίθεση με την κληρονομική χορήγηση, το benchmarking δεν έχει το αποτέλεσμα να παρέχει περισσότερες δωρεάν αδειοδοτήσεις στις εγκαταστάσεις με τις υψηλότερες εκπομπές. Το benchmarking κατανέμει αδειοδοτήσεις βάσει της απόδοσης παραγωγής τους αντί για τις ιστορικές τους εκπομπές. Οι εγκαταστάσεις με υψηλή εκπομπή αερίων του θερμοκηπίου θα λάβουν λιγότερες δωρεάν αδειοδοτήσεις σε σχέση με την παραγωγή τους σε σύγκριση με τις υψηλά αποδοτικές εγκαταστάσεις. Αυτό οδηγεί τις μη αποδοτικές εγκαταστάσεις να λάβουν μέτρα για την κάλυψη των υπερβολικών εκπομπών τους. [5]

Στο επόμενο σχήμα βλέπουμε παράδειγμα των benchmarks αυτών, όπου το EU ETS επιβραβεύει τις εγκαταστάσεις με το 10% των λιγότερων εκπεμπόμενων ρύπων.



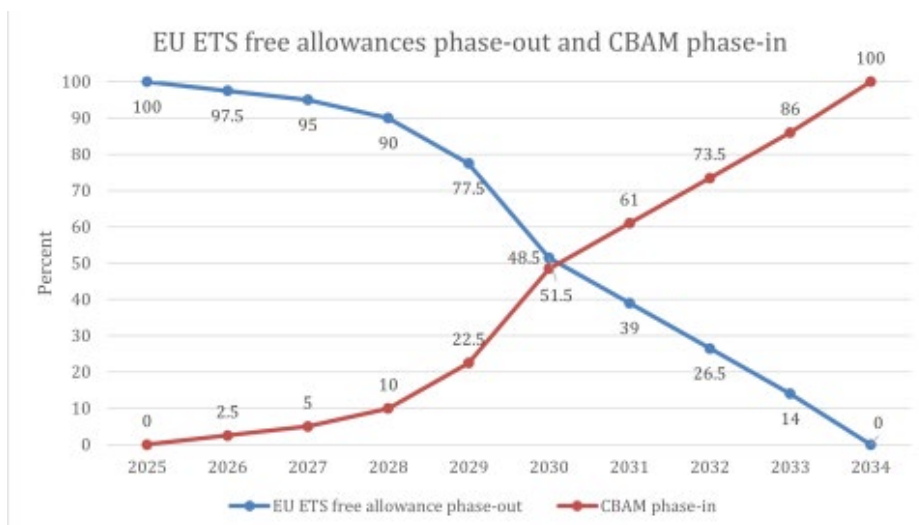
Εικόνα 8 | ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΓΙΑ ΤΟ ΣΗΜΕΙΟ ΑΝΑΦΟΡΑΣ ΤΗΣ ΕΚΠΟΜΠΗΣ ΡΥΠΩΝ ΣΤΟΝ ΤΟΜΕΑ ΤΟΥ ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΥ

Η Ευρωπαϊκή Επιτροπή, το Ευρωπαϊκό Κοινοβούλιο και το Συμβούλιο της ΕΕ προκειμένου να πέτυχουν τους στόχους που θέτει το ECT, συνδιαλέγονται συνεχώς και αλλάζουν τα μέτρα τα οποία παίρνουν για να πετύχουν τους στόχους τους. Τον Δεκέμβριο του 2022, τέλειωσαν οι διαπραγματεύσεις επιτυγχάνοντας προσωρινή συμφωνία σχετικά με τις κύριες μεταρρυθμίσεις στην πολιτική για το κλίμα. Μέσα σε αυτές συμπεριλαμβάνεται ο Μηχανισμός Ρύθμισης των Συνόρων Άνθρακα (Carbon Border Adjustment Mechanism – CBAM). Από το 2026 οι εισαγωγείς προϊόντων στους τομείς που καλύπτει ο CBAM (κονιάματα, αλουμίνιο, λιπάσματα, ηλεκτρισμός, υδρογόνο, σίδηρος και χάλυβας, μαζί με ορισμένα προϊόντα προπαραγωγής και κατώτερα προϊόντα) θα υποχρεούνται να παραδίδουν νεοδημιουργηθείσα πιστοποιητικά CBAM ισοδύναμα με τις ενσωματωμένες εκπομπές των προϊόντων τους. Σε αντίθεση με την αρχική πρόταση της Επιτροπής, θα καλύπτονται επίσης οι έμμεσες εκπομπές από ηλεκτρισμό και θερμότητα για το κονίαμα και τα λιπάσματα. [6]



Εικόνα 9 | ΤΡΟΠΟΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΤΟΥ ΜΗΧΑΝΙΣΜΟΥ CBAM

Ο Carbon Border Adjustment Mechanism CBAM σταδιακά επίσης καταργεί τη δωρεάν κατανομή των αδειοδοτήσεων του Συστήματος Εμπορίας Δικαιωμάτων Εκπομπών της ΕΕ (EU ETS) κατά την εννεαετή περίοδο από το 2026 έως το 2034 για τους κλάδους που καλύπτει ο CBAM. Η κατάργηση της δωρεάν κατανομής θα ξεκινήσει με αργό ρυθμό πριν επιταχυνθεί προς το τέλος της περιόδου. Θα αντιστοιχεί επίσης άμεσα στην επιφανειακή εισαγωγή του CBAM, ώστε κατά τη διάρκεια της μεταβατικής περιόδου το CBAM θα ισχύει μόνο για το ποσοστό εκπομπών που δεν υπάγονται σε δωρεάν κατανομή στο πλαίσιο του EU ETS. [7]



Εικόνα 10 | ΧΡΟΝΙΚΕΣ ΣΤΙΓΜΕΣ ΕΙΣΑΓΩΓΗΣ CBAM ΚΑΙ ΕΞΑΓΩΓΗΣ ΔΩΡΕΑΝ ΑΔΕΙΟΔΟΤΗΣΕΩΝ

2.6. Κύκλος ζωής των EU ETS Allowances

Στη δεύτερη φάση, οι άδειες εκπομπής που χορηγούνται από τα κράτη μέλη καθορίζονται στους πίνακες εθνικής κατανομής και διαχειρίζονται μέσω εθνικών λογαριασμών ποσοτώσεων. Στην τρίτη φάση, τα εθνικά σχέδια κατανομής αντικαταστάθηκαν από τους πίνακες εθνικής κατανομής που διαμορφώνονταν με βάση τα Εθνικά Μέτρα Εφαρμογής (ΕΜΕ). Ο Κεντρικός Διαχειριστής εκδίδει όλες τις άδειες, δημιουργώντας τις στον ενιαίο λογαριασμό ποσότητας της ΕΕ στο Κεντρικό Καταχωρητή της Ένωσης. Ο Διαχειριστής είναι υπεύθυνος για τη μεταφορά των αδειών για πλειοδότηση και δωρεάν κατανομή στους αντίστοιχους λογαριασμούς ενώ τα κράτη μέλη είναι υπεύθυνα για τους δικαιούχους των δωρεάν αδειών.

Οι Ευρωπαϊκές Αδειοδοτήσεις (EUAs) είναι έγκυρες για παράδοση κατά οποιαδήποτε ημερομηνία της περιόδου εμπορίας. Έως την 30η Απριλίου κάθε έτους, οι φορείς του Συστήματος Εμπορίας Δικαιωμάτων Εκπομπής υποχρεούνται να παραδίδουν στον Κεντρικό Καταχωρητή της Ένωσης ποσότητα EUAs ισοδύναμη με τον όγκο των επιβεβαιωμένων εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου του προηγούμενου έτους. Διεθνή πιστοποιητικά, όπως CERs και ERUs, μπορούν να χρησιμοποιηθούν μέχρι το επιτρεπόμενο όριο χρήσης τους. Σε αντίθεση με τη δεύτερη φάση, στην τρίτη φάση τα διεθνή πιστοποιητικά δεν μπορούν να παραδοθούν άμεσα. Μόνο τα EUAs μπορούν να παραδοθούν για συμμόρφωση, επομένως όλα τα επιλέξιμα CERs και ERUs πρέπει πρώτα να ανταλλαχθούν με EUAs. Σε περίπτωση που δεν παραδοθούν οι άδειες εγκαίρως, επιβάλλεται πρόστιμο 100 ευρώ ανά τόνο CO₂, το οποίο αυξάνεται με τον πληθωρισμό της ΕΕ από το 2013. Παρόλα αυτά, το πρόστιμο αυτό δεν απαλείφει την υποχρέωση παράδοσης της απαιτούμενης ποσότητας αδειών.

Οι συμμετέχοντες μπορούν επίσης να επιλέξουν να ακυρώσουν εθελοντικά αδειοδοτήσεις, δηλαδή να τις αποσύρουν μόνιμα από κυκλοφορία και να τις διαγράψουν από το Κεντρικό Καταχωρητή της Ένωσης, χωρίς να τις χρησιμοποιήσουν για συμμόρφωση. Αυτό γίνεται κυρίως ως μέτρο "εθελοντικής αντιστάθμισης" ή για περιβαλλοντική ευαισθητοποίηση. Βασίζεται στον λογικό συλλογισμό ότι εάν ο αριθμός των αδειοδοτήσεων στο Σύστημα Εμπορίας Δικαιωμάτων Εκπομπών (ETS) μειώνεται, τότε η τιμή των υπολειπόμενων αδειοδοτήσεων αυξάνεται, προσφέροντας έτσι μεγαλύτερο κίνητρο για εσωτερικά μέτρα μείωσης. Για αυτόν τον σκοπό υπάρχει ένας ειδικός λογαριασμός διαγραφής μέσα στον Κεντρικό Καταχωρητή της Ένωσης. [8]

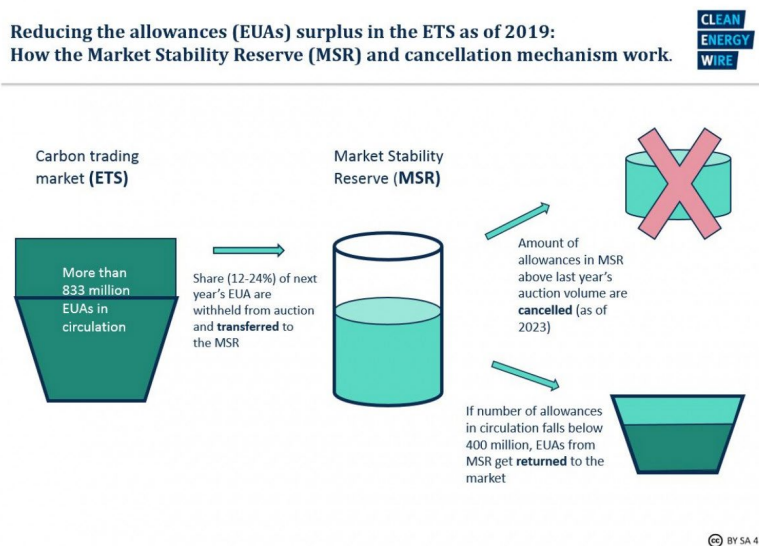


Εικόνα 11 | ΚΥΚΛΟΣ ΖΩΗΣ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ EU ETS

2.7. Μηχανισμοί ελέγχου προσφοράς και ζήτησης

Από το 2009, παρατηρήθηκε μια ανισορροπία στην προσφορά αδειών εκπομπών στο Ευρωπαϊκό Σύστημα Εμπορίας Δικαιωμάτων Εκπομπών (EU ETS). Αυτή η ανισορροπία οδήγησε σε ένα υπερβολικό πλεόνασμα αδειών που αυξήθηκε σταθερά, φτάνοντας περίπου το ένα δισεκατομμύριο άδειες στις αρχές του 2012 και περίπου δύο δισεκατομμύρια άδειες μέχρι την έναρξη του 2013. Αυτή η αστάθεια οφειλόταν κυρίως στην οικονομική κρίση του 2008 και στις υψηλότερες από το αναμενόμενο εισαγωγές διεθνών πιστοποιητικών απόδοσης άνθρακα, σύμφωνα με την Επιτροπή. Ωστόσο, ορισμένοι αναλυτές υποστηρίζουν ότι η έντονη επίδραση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας συνέβαλε επίσης στην ανισορροπία της αγοράς.

Η Επιτροπή προέβη σε ενέργειες για την αντιμετώπιση του μεγάλου πλεονάσματος με τη χρήση της μεθοδολογίας "back-loading" στον βραχυπρόθεσμο ορίζοντα, δηλαδή την αναβολή της δημοπρασίας ορισμένων αδειών. Η δημοπρασία 900 εκατομμυρίων αδειών, που είχε προγραμματιστεί για τα έτη 2014-2016, αναβλήθηκε έως τα έτη 2019-2020 μέσω τροποποίησης των Κανονισμών Δημοπρασίας. Το συγκεκριμένο μέτρο στοχεύει στην επαναφορά της ισορροπίας μεταξύ προσφοράς και ζήτησης αδειών στον βραχυπρόθεσμο χρονικό διάστημα, με σκοπό τη βελτίωση της λειτουργίας του Ευρωπαϊκού Συστήματος Εμπορίας Δικαιωμάτων Εκπομπών κατά τη τρίτη φάση. [9]



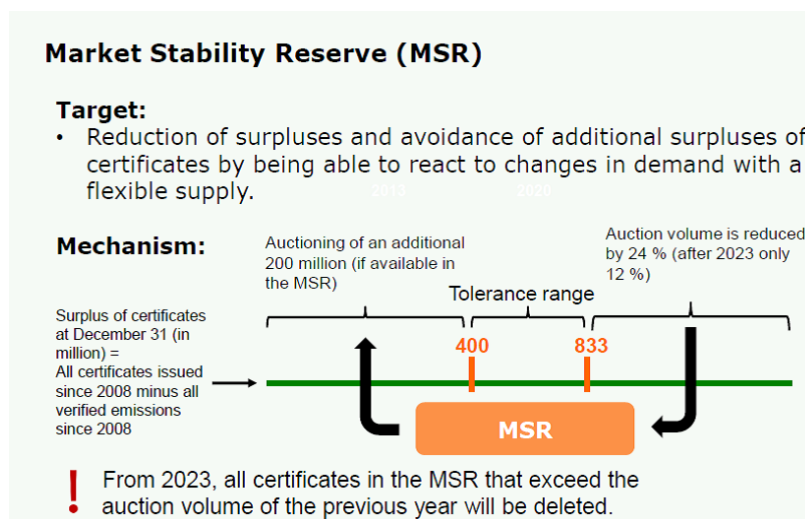
Εικόνα 12 | BACK LOADING ΚΑΙ MSR ΜΗΧΑΝΙΣΜΟΙ ΕΥΡΩΠΑΙΚΗΣ ΕΝΩΣΗΣ

Ο προτεινόμενος Μηχανισμός Σταθεροποίησης της Αγοράς (Market Stability Reserve - MSR) είναι ένας μηχανισμός βασισμένος σε κανόνες που επιτρέπει στην προσφορά αδειοδοτήσεων να ανταποκρίνεται στις αλλαγές στη ζήτηση, διατηρώντας την ισορροπία στην αγορά άνθρακα του Ευρωπαϊκού Συστήματος Εμπορίας Δικαιωμάτων Εκπομπών (EU ETS). Ο MSR στοχεύει στο να παρέχει μια μακροπρόθεσμη λύση στην ανισορροπία της αγοράς λόγω του αυξανόμενου πλεονάσματος αδειοδοτήσεων που έχει συσσωρευτεί

από το 2009 και πιθανών μελλοντικών ανισορροπιών της αγοράς. Ελέγχοντας τον αριθμό των αδειοδοτήσεων, που είναι διαθέσιμες στις δημοπρασίες σύμφωνα με τους κανόνες του MSR, επιτυγχάνεται μια ελέγκτη προσφορά αδειοδοτήσεων. Η εφαρμογή του ξεκίνησε από το 2021 στην έναρξη της φάσης 4. [10]

Ο MSR σχεδιάστηκε ως ένας αντικειμενικός και βασισμένος σε κανόνες μηχανισμός, με "αυτόματη" προσαρμογή των όγκων των δημοπρασιών υπό προκαθορισμένες συνθήκες:

- Οι αδειοδοτήσεις που αντιστοιχούν στο 12% του πλεονάσματος αδειοδοτήσεων προστίθενται στο απόθεμα αν η πλεονασματική ποσότητα αδειοδοτήσεων στην αγορά υπερβεί τις 833 εκατομμύρια αδειοδοτήσεις.
- Αδειοδοτήσεις μέχρι 100 εκατομμύρια εισέρχονται στην αγορά μέσω αύξησης του όγκου των δημοπρασιών, παίρνοντας αδειοδοτήσεις από το απόθεμα, όταν το πλεόνασμα αδειοδοτήσεων στην αγορά πέφτει κάτω από τις 400 εκατομμύρια αδειοδοτήσεις.
- Αν το πλεόνασμα αδειοδοτήσεων στην αγορά δεν πέσει κάτω από τα 400 εκατομμύρια, αλλά εάν για περισσότερο από έξι συνεχόμενους μήνες η τιμή των αδειοδοτήσεων είναι τρεις φορές υψηλότερη από τη μέση τιμή των προηγούμενων δύο ετών, προστίθενται αδειοδοτήσεις μέχρι 100 εκατομμύρια στην αγορά μέσω αύξησης του όγκου των δημοπρασιών, παίρνοντας αδειοδοτήσεις από το απόθεμα.



Εικόνα 13 | ΤΡΟΠΟΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ MSR ΜΗΧΑΝΙΣΜΟΥ

2.8. Το περιβαλλοντικό πρόβλημα στην ναυτιλία

Για την ανάλυση της παρούσης κατάστασης στον τομέα της ναυτιλίας, θα ξεκινήσουμε με ένα άρθρο του Sönke Diesener (γεωγράφου και συμβούλου περιβαλλοντικής πολιτικής με εξειδίκευση στην ναυτιλία), που δημοσιεύτηκε το 2017 στην ειδικά διαμορφωμένη από τη γερμανική κυβέρνηση και διακεκριμένους επιστήμονες ιστοσελίδα με θέμα τους ωκεανούς και τις θάλασσες, ο πυρήνας του οποίου εξηγεί και σήμερα, πέντε χρόνια μετά, το πρόβλημα της ατμοσφαιρικής ρύπανσης λόγω της ναυτιλιακής δραστηριότητας: Οι θαλάσσιες μεταφορές θεωρούνται φιλικές προς το κλίμα, ακριβώς επειδή παράγουν λιγότερο διοξείδιο του άνθρακα (CO₂) ανά τονοχιλιόμετρο, σε σχέση με τις μεταφορές άλλου τύπου. Ωστόσο, αυτή είναι μόνον η μία όψη του νομίσματος, αφού, οι ποσότητες των συνολικά εκπεμπόμενων από την ναυτιλία αερίων ρύπων (π.χ. διοξείδιο του θείου, οξειδία του αζώτου και αιθάλη) είναι τεράστιες. Σύμφωνα, μάλιστα, με στοιχεία της Ευρωπαϊκής Επιτροπής, κάθε χρόνο, μόνο στην Ευρώπη, πεθαίνουν πρόωρα περίπου πενήντα χιλιάδες άνθρωποι, ως αποτέλεσμα της ατμοσφαιρικής ρύπανσης από τα πλοία. Ο λόγος για αυτό, αν και τα τελευταία χρόνια έχουν γίνει ορισμένα βήματα, παραμένει ότι τα ποντοπόρα πλοία τροφοδοτούνται με κατώτερα καύσιμα (κυρίως βαρύ μαζούτ) και δεν φιλτράρουν τα καυσαέρια τους. Όπως φαίνεται χαρακτηριστικά στην εικόνα που ακολουθεί, τα καύσιμα που χρησιμοποιούνται στα πλοία βρίσκονται μόλις ένα στάδιο πριν την άσφαλο, όσον αφορά στον βαθμό απόσταξής τους.



Εικόνα 14 | ΠΩΣ ΕΙΝΑΙ ΤΟ ΗΦΟ?

Δεδομένου, λοιπόν, αφενός μεν του τεραστίου «μεριδίου» που κατέχει η ναυτιλία στις παγκόσμιες μεταφορές, αφετέρου δε του σημαντικά ρυπογόνου αποτυπώματος αυτής, το ζήτημα της απανθρακοποίησής της δεν είναι σήμερα τίποτα λιγότερο από μια πραγματική πρόκληση. Μια πρόκληση που τίθεται σε θεσμικό, αλλά και τεχνολογικό πλαίσιο, χωρίς, φυσικά, να μπορεί κανείς να αγνοήσει την οικονομική, και σε μια «δεύτερη ανάγνωση» κοινωνικοπολιτική και ηθική διάστασή της, όπως, άλλωστε, συμβαίνει με κάθε οικουμενικό πρόβλημα των καιρών.

Προφανώς, το στοίχημα της ναυτιλιακής απανθρακοποίησης με ορίζοντα το έτος 2050 είναι μεγάλο για όλα τα ευρωπαϊκά κράτη και κυρίως για αυτά που έχουν μεγάλους εμπορικούς στόλους, όπως η Ελλάδα. Προκειμένου να κερδίσει το στοίχημα αυτό, η Ευρωπαϊκή Ένωση έχει στηρίξει την πολιτική της στα συμφωνηθέντα της Συνόδου του Παρισιού για το κλίμα, με τον θεμέλιο λίθο για μηδενικούς ρύπους άνθρακα να είναι η «Πράσινη Ευρωπαϊκή Συμφωνία» (European Green Deal). Σύμφωνα με αυτήν, απαιτείται η μείωση των εκπομπών του διοξειδίου του άνθρακα κατά τουλάχιστον πενήντα πέντε τοις εκατό (σε σύγκριση με τα επίπεδα του 1990) έως το 2030, κάτι με το οποίο οφείλει και η ναυτιλία (ως παραγωγός διοξειδίου του άνθρακα) να ευθυγραμμιστεί. [11]

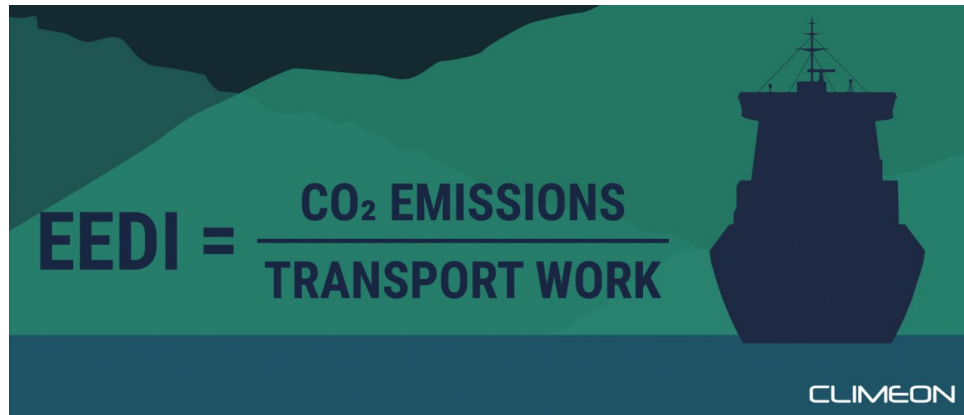


Εικόνα 15 | LOGO ΤΟΥ EUROPEAN GREEN DEAL

Πριν τη συμφωνία αυτή, που υπογράφηκε τον Δεκέμβρη του 2019 από όλους τους Ευρωπαίους ηγέτες, η ναυτιλία δεν αντιμετώπιζε την πρόκληση περιορισμού των εκπομπών του διοξειδίου του άνθρακα, με αποτέλεσμα να είναι έως τότε ο μόνος τομέας χωρίς καθορισμένες υποχρεώσεις μείωσής του.

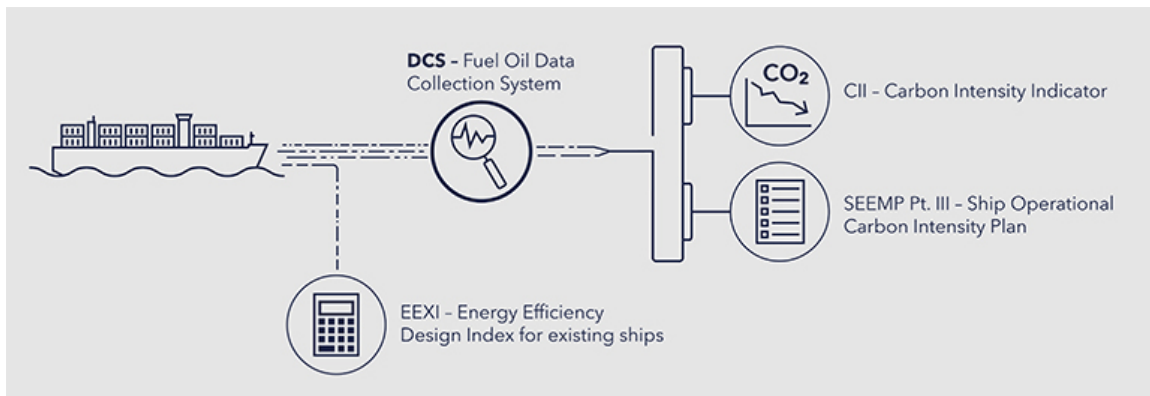
Να σημειώσουμε, εδώ, πως η χώρα μας ακολουθεί πιστά τους κανόνες της Ευρωπαϊκής Ένωσης και του IMO (International Maritime Organization- Διεθνής Ναυτιλιακός Οργανισμός) και επικυρώνει με νόμους τις αποφάσεις τους.

Η επιτροπή για την προστασία του θαλασσίου περιβάλλοντος (MEPC) του Διεθνούς Ναυτιλιακού Οργανισμού (IMO) που αναφέραμε προηγουμένως, τον Οκτώβριο του 2016 έδωσε διπλής κατεύθυνσης νομοθετική ρύθμιση για την παρακολούθηση της ενεργειακής αποδοτικότητας (SEEMP – Ship Energy Efficiency Monitoring Plan) των πλοίων. Το πρώτο μέρος της αναφέρεται στη βελτίωση της ενεργειακής απόδοσής τους, ενώ το δεύτερο σχετίζεται με τη συλλογή δεδομένων από την κατανάλωση καυσίμων και τις διαδικασίες που πρέπει να ακολουθούνται για την υποβολή αναφορών ανά πλοίο στον αρμόδιο φορέα.



Εικόνα 16 | ΣΧΕΣΗ ΟΡΙΣΜΟΥ ΤΟΥ ΔΕΙΚΤΗ EEDI

Το 2014 ο IMO, στο πλαίσιο της προστασίας του περιβάλλοντος, προσδιόρισε ένα σύστημα συλλογής δεδομένων εκπομπών σε τόνους διοξειδίου του άνθρακα για τα πλοία, το DCS (Data Collection System). Σύμφωνα με αυτό, οι πλοιοκτήτριες εταιρίες υποχρεούνται να συλλέγουν δεδομένα σχετικά με την κατανάλωση καυσίμου για κάθε πλοίο τους, τόσο στην παραμονή τους στα λιμάνια, όσο και εν πλω. Τα δεδομένα αυτά συλλέγονται καθ' όλη τη διάρκεια του χρόνου και υποβάλλονται στο κράτος της σημαίας του πλοίου, προκειμένου να επιβεβαιωθεί ότι ακολουθούν τις προδιαγραφές. Αν όλα είναι ως πρέπει, το συγκεκριμένο κράτος επικυρώνει τη διαδικασία, εκδίδει τη δήλωση συμμόρφωσης στον κανονισμό και μεταφέρει όλα τα δεδομένα του έτους στον IMO για την επεξεργασία τους από την επιτροπή προστασίας του περιβάλλοντος (MEPC). [12]



Εικόνα 17 | ΤΡΟΠΟΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΤΟΥ DCS

Ο IMO δημιουργεί, λοιπόν, μία παγκόσμια βάση δεδομένων GISIS (Global Integrated Shipping Information System), η οποία είναι διαθέσιμη για όλα τα κράτη-μέλη του. Η πρόσβαση στα δεδομένα είναι απόρρητη και η επεξεργασία τους πραγματοποιείται μόνον από αρμόδιους εξουσιοδοτημένους φορείς. Έτσι, η μέτρηση των εκπομπών του διοξειδίου του άνθρακα γίνεται με βάση τα πραγματικά δεδομένα των πλοίων, τα οποία, αφού αξιολογηθούν, θα πρέπει να αξιοποιηθούν καταλλήλως για την προστασία του κλίματος και την εξάλειψη του φαινομένου του θερμοκηπίου. [13]

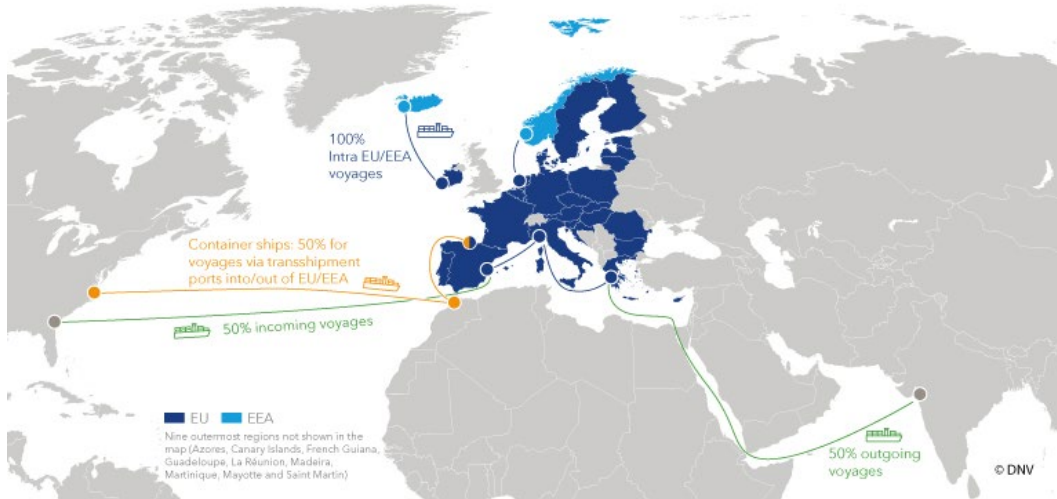


learn.marineinsight.com

Εικόνα 18 | ΒΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ GISIS

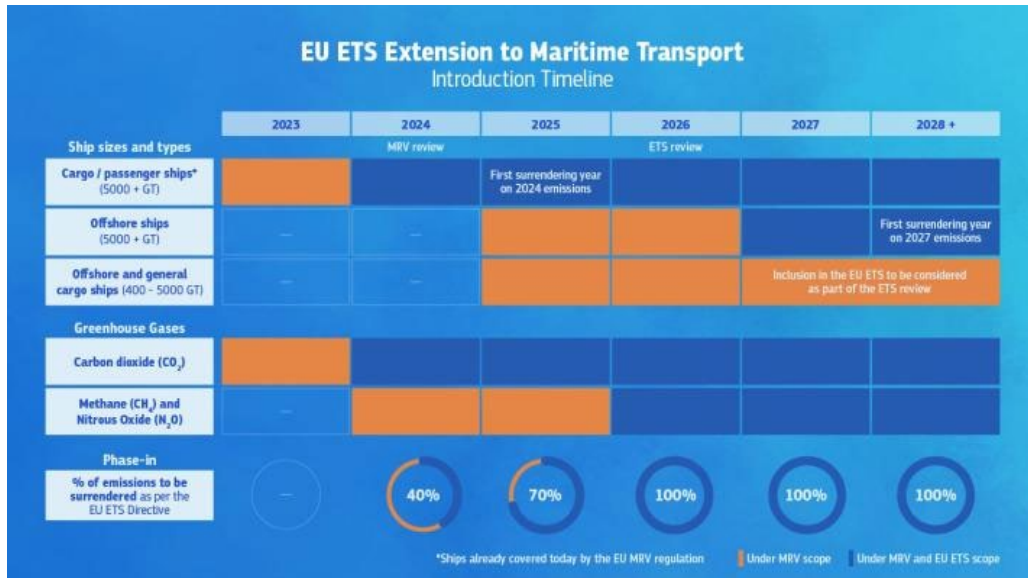
2.9. Ο ναυτιλιακός κλάδος και το σύστημα ETS

Από την 1η Ιανουαρίου του 2024, ο τομέας της ναυτιλίας εντάσσεται στο πλαίσιο του Ευρωπαϊκού Συστήματος Εμπορίας Δικαιωμάτων Εκπομπών (EU ETS), σηματοδοτώντας ένα σημαντικό βήμα για την προστασία του περιβάλλοντος. Οι ναυτιλιακές εταιρείες, οι οποίες ευθύνονται για περίπου 2.5-3% των παγκόσμιων αερίων ρύπων του θερμοκηπίου με 1076 εκατομμύρια τόνους CO₂, υπόκεινται στους κανόνες του συστήματος. Η υποχρέωση αυτή δεν αφορά μόνο στις εταιρείες με σημαία ευρωπαϊκών κρατών, αλλά και σε εκείνες των οποίων τα πλοία εισέρχονται σε ευρωπαϊκούς λιμένες. Στο επίπεδο της ΕΕ, οι ναυτιλιακές εταιρείες ευθύνονται για 124 εκατομμύρια τόνους CO₂ μόνο το 2021. [14]



Εικόνα 19| ΠΟΙΟΙ ΕΝΤΑΣΣΟΝΤΑΙ ΣΤΟ EU ETS ΑΠΟ ΤΟΝ ΚΛΑΔΟ ΤΗΣ ΝΑΥΤΙΛΙΑΣ

Από το 2024, οι εταιρείες με πλοία άνω των 5000 gross tonnage πρέπει αρχικά να αγοράζουν EU ETS Allowances, παρουσιάζοντας στο τέλος του έτους τους συνολικούς ρύπους τους. Στη συνέχεια, από το 2025, και τα πλοία μεταξύ 400 και 5000 gross tonnage υπόκεινται στους κανονισμούς. Το σύστημα καλύπτει το 100% των ρύπων για πλοία που μεταφέρουν φορτία μεταξύ δύο λιμανιών της ΕΕ και το 50% για πλοία που μεταφέρουν φορτία από ένα μη ευρωπαϊκό λιμάνι σε ένα ευρωπαϊκό, και αντίστροφα. Για να διευκολυνθεί η μετάβαση των ναυτιλιακών εταιρειών στα δικαιώματα εκπομπών έως το 2025, θα πρέπει να παρουσιάζουν allowances για το 40% των ρύπων τους, αυξάνοντας το ποσοστό στο 70% έως το 2026 και φτάνοντας το 100% για το 2027 και έπειτα. Αρχικά, το σύστημα καλύπτει μόνο το CO₂, ενώ από το 2026 περιλαμβάνει επίσης τα CH₄ και N₂O. Σύμφωνα με προβλέψεις του Bloomberg για το 2024, το κόστος της αγοράς ETS για τη ναυτιλία εκτιμάται στα 3.6 δισεκατομμύρια δολάρια, ένα ποσό που είναι σχετικά χαμηλό σε σύγκριση με άλλους επιχειρηματικούς κλάδους. [15]



Εικόνα 20 | ΦΑΣΕΙΣ ΕΙΣΑΓΩΓΗΣ ΤΗΣ ΝΑΥΤΙΛΙΑΣ ΣΤΟ EU ETS

3. Μεθοδολογία για επίλυση του προβλήματος

Όπως είπαμε, ο τρόπος με τον οποίο θα επιλυθεί το πρόβλημα του κόστους των αδειών εκπομπής επιβλαβών αερίων είναι μέσω της πρόβλεψης της τιμής τους. Προκειμένου όμως η πρόβλεψη αυτή να γίνει σωστά, πρέπει πρώτα να εξηγηθεί και να κατανοηθεί η λειτουργία ολόκληρου του συστήματος του EU ETS.

Στην εργασία αυτή, προσφέρεται αρχικά (στο 2^ο κεφάλαιο) μια λεπτομερής περιγραφή της αγοράς ETS, περιλαμβάνοντας τους κύριους φορείς, τους κανονισμούς και τις διαδικασίες που τη διέπουν. Ο λόγος που γίνεται αυτό είναι για να γίνει κατανοητό πως οι διάφοροι κανονισμοί/περιορισμοί όπως και οι τάσεις προσφοράς και ζήτησης επηρεάζουν την τιμή. Για να μπορεί να προβλεφθεί ένα σύστημα πρέπει να γίνει πρώτα κατανοητός ο τρόπος λειτουργίας του.

Από πρακτικής απόψεως, θα αντληθούν αρχικά οι τιμές των EU ETS Allowances καθώς και ο όγκος τους από την ιστοσελίδα του Ευρωπαϊκού Χρηματιστηρίου Ενέργειας. Με τη χρήση του Excel θα πραγματοποιηθεί η στατιστική μελέτη των τιμών με στόχο την εύρεση της βέλτιστης κατανομής που ταιριάζει σε αυτές. Η κατανομή αυτή είναι απαραίτητη ούτως ώστε στην συνέχεια να εφαρμοστούν κάποια συγκεκριμένα μοντέλα. Αφού εντοπιστεί η βέλτιστη κατανομή, θα είναι δυνατό να προβλεφθεί η πιθανότητα η επιστροφή (return) να βρίσκεται εντός ενός εύρους.

Έχοντας πλέον ως δεδομένα την λειτουργία της αγοράς και την κατανομή της τιμής της, θα ξεκινήσουμε να περιγράψουμε τις μεθόδους πρόβλεψης. Η πρόβλεψη θα γίνει πρώτα με τέσσερις διαφορετικούς μαθηματικούς τρόπους και τέλος αναλύοντας και παρατηρώντας ιστορικά πως οι τάσεις προσφοράς και ζήτησης επηρέασαν την τιμή.

Τα τρία πρώτα μαθηματικά μοντέλα τα οποία θα κατασκευαστούν στην γλώσσα προγραμματισμού Python, θα αναλύσουν την ιστορική τιμή των αδειών και θα μπορούν να παράξουν μια πρόβλεψη για την τιμή. Τα τρία αυτά μοντέλα είναι: 1) Geometric Brownian Motion 2) Arima Model 3) LSTM Model.

Το τελευταίο μαθηματικό μοντέλο το οποίο θα παρουσιαστεί είναι το Multi Index Model το οποίο θα πραγματοποιηθεί με την βοήθεια των εργαλείων γραμμικής παλινδρόμησης τα οποία παρέχει η γλώσσα Python. Το μοντέλο αυτό θα δείχνει πως οι τιμές διαφόρων αγαθών και δεικτών επηρεάζουν την τιμή των EU ETS Allowances. Το συγκεκριμένο μοντέλο θα βασιστεί σε τρία διαφορετικά σενάρια για την πορεία της οικονομίας, ούτως ώστε να καθοριστούν σε διαφορετικές συνθήκες οι μεταβολές της τιμής των αδειών.

Ο τελευταίος τρόπος πρόβλεψης, ο οποίος δεν είναι μαθηματικός, ονομάζεται qualitative και στην περίπτωση μας θα πραγματοποιηθεί αναλύοντας την προσφορά και τη ζήτηση των δικαιωμάτων αυτών. Από την επίσημη ιστοσελίδα της Ευρωπαϊκής Ένωσης, θα αντληθούν ο αριθμός των προσφερόμενων ανά έτος δωρεάν και σε δημοπρασία δικαιωμάτων ρύπων, καθώς και το όριο των συνολικών ρύπων. Ο σκοπός αυτών των δεδομένων είναι να εκτιμηθεί το κατά πόσο οι τάσεις αυτές φαίνεται ότι θα επηρεάσουν

την τιμή του EUA σε συνδυασμό πάντα με τους διάφορους νόμους και τις τεχνολογικές εξελίξεις.

Εν κατακλείδι, έχοντας πλέον διαθέσιμες όλες αυτές τις διαφορετικές προβλέψεις θα εκτιμηθεί κατά πόσο μπορεί να γίνει μια εκτίμηση για την μεταπώληση των δικαιωμάτων αυτών με κέρδος ή τουλάχιστον για την αγορά στην κατώτερη δυνατή τιμή. Ακολουθεί στο επόμενο κεφάλαιο αναλυτική παρουσίαση της μεθοδολογίας κάθε μοντέλου που θα χρησιμοποιήσουμε.

3.1. Παρουσίαση μεθοδολογίας Geometric Brownian Motion

Η πρώτη μέθοδος την οποία θα παρουσιάσουμε είναι η Geometric Brownian Motion ,μια καθαρά μαθηματική μέθοδος, χρησιμοποιώντας προσομοιώσεις Monte Carlo.

Η μέθοδος αυτή στηρίζεται αρκετά στην μέθοδο του τυχαίου βηματισμού. Σε κάθε σημείο η επόμενη τιμή θα είναι μια τυχαία τιμή κατά ένα ποσοστό της τυπικής απόκλισης. Το τυχαίο ποσοστό αυτό καθορίζεται από την κανονική κατανομή. Αν θεωρήσουμε για παράδειγμα ότι την χρονική στιγμή t_n η τιμή ενός αγαθού είναι S_n τότε την χρονική στιγμή t_{n+1} με τυπική απόκλιση σ , η τιμή θα είναι $dS_{n+1} = S_n * N(0,1) * \sigma$. Παρατηρούμε όμως αμέσως ότι το μοντέλο αυτό μπορεί να λάβει και αρνητικές τιμές και αρά πρέπει να γίνουν κάποιες αλλαγές στην κατασκευή του. Εδώ είναι που έδωσε την λύση το Geometric Brownian Motion προσθέτοντας έναν όρο drift. Ο όρος αυτός θα είναι της μορφής $\mu * dt$ όπου μ η μέση τιμή του αγαθού και dt το διαφορικό του χρόνου. Συνθέτοντας τον όρο του drift με τον όρο του τυχαίου βηματισμού φτάνουμε στο εξής αποτέλεσμα:

$$dS_{n+1} = \mu * dt * S_n + S_n * \sigma * dB_n \quad (1) \text{ όπου } B_n \sim N(0,1) \text{ με μέση τιμή } 0 \text{ και τυπική απόκλιση } 1 \quad (1)$$

Ο όρος $B_n \sim N(0,1)$ εκφράζει αυτό που ορίσαμε ως τυχαίο βηματισμό. Στην περίπτωση μας ο ορισμός αυτός δεν είναι βολικός. Ο όρος B_n θα εκφράζει πλέον μια Wiener process μεταξύ δυο χρονικών στιγμών t_n και t_{n+1} . Χωρίς να μπορούμε σε επιπλέον λεπτομέρειες, η Wiener process ομοιάζει με τον απλό βηματισμό με την διαφορά ότι η τυπική απόκλιση είναι $\sqrt{t_{n+1} - t_n}$. Επομένως τελικά $B_n \sim N(0, \sqrt{dt})$.

Η εξίσωση (1) είναι μια στοχαστική διαφορική εξίσωση η οποία πολύ ευκολά μπορεί να λυθεί. Προκειμένου να χρησιμοποιήσουμε το μοντέλο, αυτά τα οποία πρέπει επιπλέον να υπολογίσουμε είναι το μ και το σ τα οποία εμφανίζονται στην εξίσωση μας. Η λύση της διαφορικής είναι ως εξής:

$$\Xi \text{έρουμε ότι: } d \ln S = \frac{d \ln S}{dS} dS + \frac{1}{2} \frac{d^2 \ln S}{dS^2} (dS)^2 \text{ με } \frac{d \ln S}{dS} = \frac{1}{S}, \frac{d^2 \ln S}{dS^2} = -\frac{1}{S^2} \text{ και } (dS)^2 = S^2 \sigma^2 dt$$

Άρα έχουμε:

$$dS_{\square} = \mu * dt * S_{\square} + S_{\square} * \sigma * dB_{\square} \Rightarrow d \ln S = \frac{1}{S} (\mu S dt + \sigma S dB_{\square}) + \frac{1}{2} * \left(-\frac{1}{S^2}\right) S^2 \sigma^2 dt = \left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2\right) dt + \sigma dB_{\square}$$

Ολοκληρώνοντας τώρα την παραπάνω σχέση προκύπτει :

$$\int d \ln S = \int \left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2\right) dt + \int \sigma dB_{\square} \Rightarrow \ln \left(\frac{S(t)}{S(0)}\right) = \left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2\right) t + \sigma B(t) \Rightarrow S(t) = S(0) e^{\left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2\right) t + \sigma B(t)}$$

Για τον υπολογισμό των αγνώστων μέχρι στιγμής μ και σ κάνουμε το εξής:

$$\ln \left(\frac{S(t)}{S(0)}\right) = \left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2\right) t + \sigma B(t) \text{ και } \ln \left(\frac{S(t-1)}{S(0)}\right) = \left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2\right) t + \sigma B(t-1)$$

με αφαίρεση των δυο σχέσεων κατά μέλη προκύπτει:

$$\ln(S(t)) - \ln(S(t-1)) = 0 + \mu + \sigma(B(t) - B(t-1))$$

αλλα η μέση τιμή του B είναι 0, επομένως

$$E[\ln(S(t)) - \ln(S(t-1))] = E[\mu] + E[\sigma(B(t) - B(t-1))] = \mu$$

Ομοίως και για το άγνωστο σ :

$$\text{Var}[\ln(S(t)) - \ln(S(t-1))] = \text{Var}[\mu] + \text{Var}[\sigma(B(t) - B(t-1))] = 0 + \sigma^2 * 1 = \sigma^2$$

Συμπερασματικά τα μ και σ είναι η μέση τιμή και η τυπική απόκλιση των λογαριθμικών επιστροφών των τιμών του εκάστοτε αγαθού S. Στην περίπτωση μας και τα δυο θα υπολογιστούν στην σελίδα 43 ης παρούσης εργασίας. [18] [19]

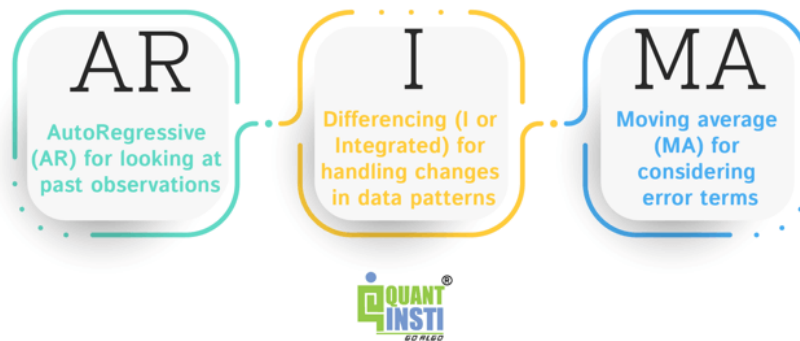
3.2. Παρουσίαση μεθοδολογίας ARIMA Model

Η δεύτερη μέθοδος πρόβλεψης της τιμής του EU ETS Allowance είναι το μοντέλο ARIMA. Το αρκτικόλεξο ARIMA σημαίνει Auto Regressive Moving Average και είναι ένα πολύ κοινό μοντέλο πρόβλεψης χρονοσειρών. Αποτελεί μια πιο εξελιγμένη επέκταση του απλού μοντέλου ARMA (AutoRegressive Moving Average), το οποίο καθαυτό αποτελείται από δύο ακόμη πιο απλά συστατικά:

- AR (AutoRegressive): Τα μοντέλα AR προσπαθούν να προβλέψουν μελλοντικές τιμές βασισμένα σε παρελθόντα δεδομένα. Τα AR μοντέλα απαιτούν η χρονοσειρά να είναι στάσιμη.
- MA (Moving Average): Τα μοντέλα MA προσπαθούν να προβλέψουν μελλοντικές τιμές βασισμένα σε παρελθοντικά σφάλματα πρόβλεψης. Τα MA μοντέλα υποθέτουν ότι ένα αυτοσυσχετιζόμενο μοντέλο μπορεί να προσεγγίσει τη δεδομένη σειρά. Αυτό δεν πρέπει να συγχέεται με τον κινητό μέσο όρο (moving average), που αποτελεί διαδικασία ομαλοποίησης αντί για πρόβλεψη.

The **ARIMA** (Autoregressive Integrated Moving Average) model is a handy tool for analyzing and predicting sequential data.

IT COMBINES THREE IMPORTANT ELEMENTS:



Εικόνα 21 | ΕΡΜΗΝΕΙΑ ΤΟΥ ΑΡΤΙΚΟΛΕΞΟΥ ARIMA

Πρωτού εξηγήσουμε πως ακριβώς δουλεύει το μοντέλο ARIMA θα εξηγήσουμε πως λειτουργούν κάθε ένα από τα μέρη του AR+I+MA:

Μοντέλο AR

Ξεκινάμε πρώτα ορίζοντας το μοντέλο AR ως εξής:

$$y_t = c + \varphi_1 y_{t-1} + \varepsilon_t$$

όπου το y_t είναι η τιμή την χρονική στιγμή t , c είναι μια σταθερά, φ_1 είναι ένας συντελεστής ο οποίος εκφράζει την συσχέτιση της τιμής την χρονική στιγμή $t-1$ με την χρονική στιγμή t και το ε_t είναι ένα σφάλμα λευκού θορύβου το οποίο κατανέμεται κανονικά $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$.

Λευκός θόρυβος είναι ένας στατιστικός όρος που χρησιμοποιείται για να περιγράψει ένα τυχαίο σήμα που έχει σταθερή πυκνότητα φασματικής ισχύος. Με άλλα λόγια ο λευκός θόρυβος είναι ένα τυχαίο σήμα που περιέχει ίση ένταση σε διάφορες συχνότητες, προσδίδοντάς του μια σταθερή ισχύ κατά μήκος του δεδομένου φάσματος συχνοτήτων. Αυτό το χαρακτηριστικό καθιστά τον λευκό θόρυβο ορατό ως "θόρυβο" για το ανθρώπινο αυτί όταν αναπαράγεται μέσω ενός ηχοσυστήματος.

Στα οικονομετρικά μοντέλα, ο λευκός θόρυβος χρησιμοποιείται συχνά για να περιγράψει τον όρο του σφάλματος. Ο όρος του σφάλματος αντιπροσωπεύει το μέρος της εξαρτημένης μεταβλητής που οι ανεξάρτητες μεταβλητές στο μοντέλο δεν εξηγούν. Όταν ο όρος του σφάλματος είναι λευκός θόρυβος, υποδηλώνει ότι οι υπόλοιποι όροι του μοντέλου είναι τυχαίοι και δεν περιέχουν αυτοσυσχέτιση, πράγμα που σημαίνει ότι οι παρελθοντικές τιμές δεν επηρεάζουν τις μελλοντικές τιμές. Αυτή είναι μια σημαντική υπόθεση στην ανάλυση παλινδρόμησης, καθώς υποδηλώνει ότι το μοντέλο είναι καλά καθορισμένο και ότι έχουν συμπεριληφθεί όλοι οι σχετικοί συντελεστές πρόβλεψης.

Πέραν των συντελεστών αυτών το μοντέλο AR χρησιμοποιεί και ένα επιπλέον συντελεστή. Το AR μοντέλο λαμβάνει μια τάξη, p , η οποία καθορίζει πόσα προηγούμενα χρονικά βήματα θα χρησιμοποιηθούν στην παλινδρόμηση. Μαθηματικά ένα μοντέλο AR(p) μπορεί να εκφραστεί ως εξής:

$$y_t = c + \varphi_1 y_{t-1} + \varphi_2 y_{t-2} + \dots + \varphi_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

Τελικώς αυτό μετατρέπεται με την χρήση των σειρών ως:

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t-i} + \varepsilon_t$$

Όλοι οι συντελεστές αυτοί υπολογίζονται με ανάλυση της χρονοσειράς και θα υπολογιστούν στην συνέχεια με την χρήση υπολογιστικού κώδικα.

Μοντέλο MA

Ομοίως με το μοντέλο AR ξεκινάμε το μοντέλο MA ορίζοντας το ως εξής:

$$y_t = c + \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$

Όπως βλέπουμε και από τον ορισμό του μοντέλου, αντίθετα με ένα AR μοντέλο, ένα MA μοντέλο αποτελεί μια γραμμική παλινδρόμηση της τρέχουσας τιμής της σειράς έναντι των προηγούμενων παρατηρημένων όρων σφαλμάτων λευκού θορύβου.

Παρόμοια με τα AR μοντέλα, τα MA μοντέλα επίσης λαμβάνουν μια τάξη, q , η οποία θα καθορίσει πόσα προηγούμενα σφάλματα θα ληφθούν υπόψη. Μαθηματικά ένα μοντέλο MA(q) μπορεί να εκφραστεί ως εξής:

$$y_t = c + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_p \varepsilon_{t-p} + \varepsilon_t$$

όπου το y_t είναι η τιμή την χρονική στιγμή t , c είναι μια σταθερά, θ_1 είναι ένας συντελεστής ο οποίος εκφράζει την συσχέτιση του σφάλματος του λευκού θορύβου την χρονική στιγμή $t-1$ με την χρονική στιγμή t και το ε_t είναι το σφάλμα λευκού θορύβου το οποίο κατανέμεται κανονικά $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$.

Τελικώς αυτό μετατρέπεται με την χρήση των σειρών ως:

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t$$

Μοντέλο ARMA

Ένα μοντέλο ARMA αντιπροσωπεύει την συγχώνευση των προηγούμενων περιγραφέντων μοντέλων AR (Auto Regressive) και MA (Moving Average). Επαναλαμβάνοντας τους ορισμούς τους, μπορούμε να εκφράσουμε ένα μοντέλο ARMA ως:

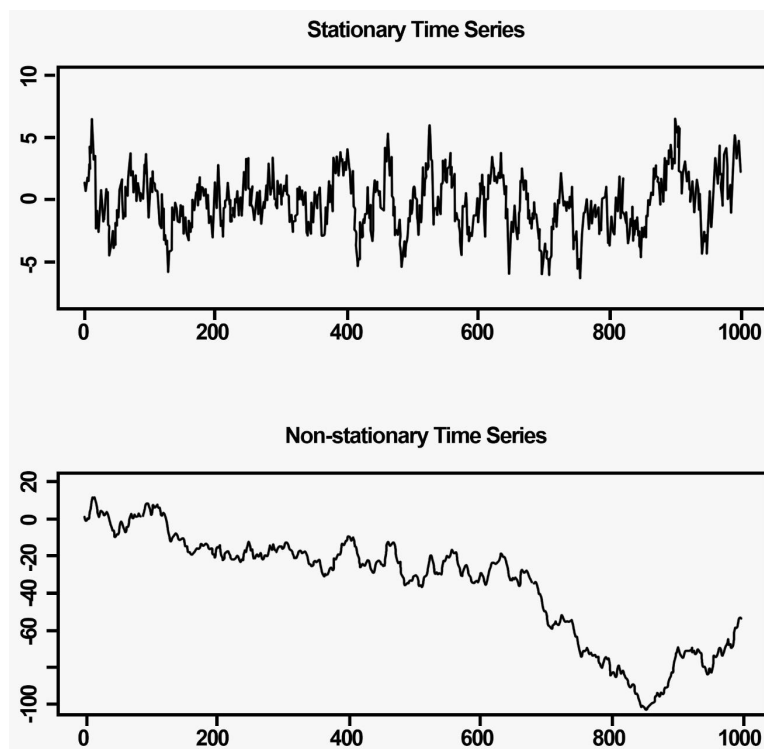
$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t$$

όπου p και q είναι οι δύο τάξεις από τις οποίες φτιάχνεται το ARMA μοντέλο.

Μοντέλο ARIMA

Το μοντέλο ARIMA (Auto Regressive Moving Average) είναι μια επέκταση του μοντέλου ARMA, με την προσθήκη ενός στοιχείου ολοκλήρωσης.

Τα μοντέλα ARMA πρέπει να λειτουργούν σε χρονοσειρές που είναι στάσιμες. Μια στάσιμη χρονοσειρά είναι μια σειρά τιμών η οποία, όσον αφορά τις στατιστικές της ιδιότητες, όπως η μέση τιμή και η διακύμανση, δεν αλλάζει με τον χρόνο. Δυστυχώς, η πλειοψηφία των πραγματικών χρονοσειρών δεν είναι στάσιμες, και επομένως πρέπει συχνά να υποστούν μετασχηματισμό προκειμένου να γίνουν στάσιμες. Η διαδικασία αυτή του μετασχηματισμού στην περίπτωση του ARIMA μοντέλου ονομάζεται ολοκλήρωση.



Εικόνα 22 | ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΣΤΑΣΙΜΗΣ ΚΑΙ ΜΗ ΣΤΑΣΙΜΗΣ ΣΕΙΡΑΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Η διαδικασία μετασχηματισμού που χρησιμοποιείται είναι η διαφόριση. Παίρνουμε δηλαδή την d -οστό παράγωγο της σειράς μέχρι η σειρά να γίνει στάσιμη. Τελικώς εισάγοντας όλες τις τάξεις του μοντέλου ARIMA μπορεί να εκφραστεί ως συνάρτηση:

$$ARIMA(p, d, q)$$

Όπου p η τάξη του μοντέλου AR, d η τάξη του μοντέλου της ολοκλήρωσης I και q η τάξη του μοντέλου MA.

Η πιο κοινή μέθοδος για τον εντοπισμό των κατάλληλων τάξεων ενός μοντέλου ARMA/ARIMA είναι η χρήση των ACF (Συνάρτηση Αυτοσυσχέτισης) και PACF (Μερική Συνάρτηση Αυτοσυσχέτισης) γραφημάτων.

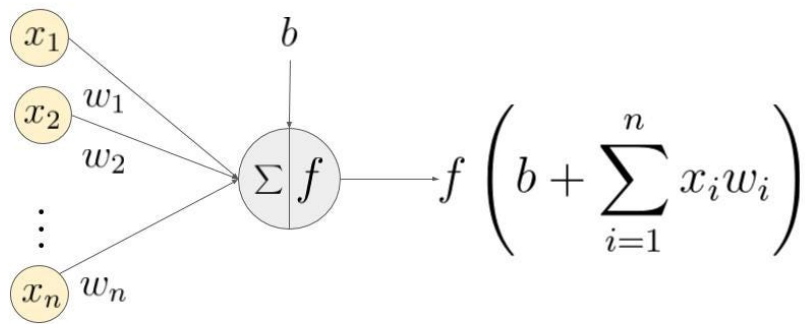
- ACF: Η Συνάρτηση Αυτοσυσχέτισης υπολογίζει τις αυτοσυσχετίσεις για μια δεδομένη χρονοσειρά. Η αυτοσυσχέτιση είναι η σχέση μεταξύ παρατηρήσεων μιας χρονοσειράς που χωρίζονται από k χρονικά βήματα.
- PACF: Η Μερική Συνάρτηση Αυτοσυσχέτισης υπολογίζει τη δύναμη της σχέσης λαμβάνοντας υπόψη επίσης ενδιάμεσες καθυστερήσεις. [20] [21]

3.3.1. Παρουσίαση μεθοδολογίας νευρωνικών δικτύων

Προχωράμε τώρα στο τελευταίο μαθηματικό μοντέλο στηριζόμενο σε ιστορικές τιμές που θα παρουσιάσουμε. Το μοντέλο αυτό είναι το LSTM (Long Short-Term Memory Networks) το οποίο ανήκει στην μεγάλη οικογένεια των νευρωνικών δικτύων, ευρέως χρησιμοποιούμενα πλέον από εταιρείες και με πολύ μεγαλύτερη ακρίβεια συγκριτικά με το Geometric Brownian Motion και το ARIMA μοντέλο.

Τα νευρωνικά δίκτυα, επίσης γνωστά ως Artificial Neural Networks (ANN) ή Simulated Neural Networks (SNN), αποτελούν ένα σημαντικό κομμάτι του χώρου της μηχανικής μάθησης και αποτελούν τον πυρήνα των αλγορίθμων Deep Learning. Το όνομά τους και η δομή τους αντλούν έμπνευση από τον ανθρώπινο εγκέφαλο, προσομοιώνοντας τον τρόπο με τον οποίο τα βιολογικά νευρώνια αλληλεπιδρούν.

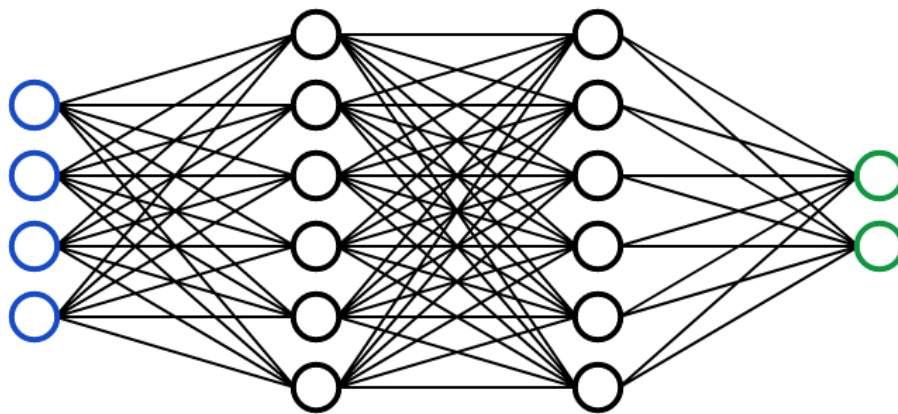
Τα Artificial Neural Networks (ANN) αποτελούνται από στρώματα κόμβων, περιλαμβάνοντας ένα επίπεδο εισόδου, έναν ή περισσότερους κρυφούς/εσωτερικούς κόμβους και ένα επίπεδο εξόδου. Κάθε κόμβος συνδέεται με έναν άλλον και έχει ένα συνδεδεμένο βάρος και ένα συναπτικό βάρος το οποίο καλείται πόλωση ή κατάφλι. Εάν η έξοδος οποιουδήποτε κόμβου είναι πάνω από την καθορισμένη τιμή του κατωφλιού, ο συγκεκριμένος κόμβος ενεργοποιείται, στέλνοντας δεδομένα στο επόμενο επίπεδο του δικτύου. Διαφορετικά, δεν περνά κανένα δεδομένο στο επόμενο επίπεδο του δικτύου.



An example of a neuron showing the input ($x_1 - x_n$), their corresponding weights ($w_1 - w_n$), a bias (b) and the activation function f applied to the weighted sum of the inputs.

Εικόνα 23 | ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΜΕ ΠΟΛΛΑΠΛΕΣ ΕΙΣΟΔΟΥΣ

Τα νευρωνικά δίκτυα εξαρτώνται από την εκπαίδευση με δεδομένα για να αναπτύξουν και να βελτιώσουν την ακρίβειά τους με την πάροδο του χρόνου. Μόλις αυτοί οι αλγόριθμοι μάθησης προσαρμοστούν με υψηλή ακρίβεια, γίνονται ισχυρά εργαλεία στον χώρο της επιστήμης υπολογιστών και της τεχνητής νοημοσύνης. Αυτό μας επιτρέπει να αναλύουμε και να οργανώνουμε δεδομένα με αστραπιαία ταχύτητα. Εργασίες όπως η αναγνώριση ομιλίας ή η αναγνώριση εικόνας μπορούν να ολοκληρωθούν σε λίγα λεπτά, σε αντίθεση με τις ώρες που απαιτούνται για την ίδια διαδικασία από ανθρώπους. Ένα από τα πιο γνωστά νευρωνικά δίκτυα περιλαμβάνει τον αλγόριθμο αναζήτησης της Google.



Εικόνα 24 | ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΓΡΑΦΙΚΗΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΗΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ

Κάθε μεμονωμένος κόμβος έχει το δικό του γραμμικό μοντέλο παλινδρόμησης (linear regression), που αποτελείται από δεδομένα εισόδου, βάρη, ένα κατώφλι, και ένα αποτέλεσμα-έξοδος. Η μαθηματική έκφραση θα είναι της ακόλουθης μορφής:

$$\sum w_i x_i + bias = w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n + bias$$

$$output = f(x) = 1 \text{ if } \sum w_n x_n + bias \geq 0$$

$$output = f(x) = 0 \text{ if } \sum w_n x_n + bias < 0$$

Μόλις καθοριστεί ένα επίπεδο εισόδου, ανατίθενται τα βάρη. Αυτά τα βάρη βοηθούν στον καθορισμό της σημασίας οποιασδήποτε μεταβλητής, με τα μεγαλύτερα να συνεισφέρουν με μεγαλύτερο βάρος στο αποτέλεσμα σε σύγκριση με άλλες εισόδους. Στη συνέχεια, όλες οι εισοδοί πολλαπλασιάζονται με τα αντίστοιχα βάρη τους και συνολικά αθροίζονται. Το αποτέλεσμα περνά από μια συνάρτηση ενεργοποίησης, η οποία καθορίζει το τελικό αποτέλεσμα. Εάν αυτό το αποτέλεσμα υπερβεί έναν δεδομένο κατώφλι, "ενεργοποιεί" τον κόμβο, περνώντας δεδομένα στο επόμενο επίπεδο του δικτύου. Αυτό οδηγεί στο αποτέλεσμα ένας κόμβος να γίνεται η είσοδος του επόμενου κόμβου. Αυτή η διαδικασία μετάδοσης δεδομένων από το ένα επίπεδο στο επόμενο καθορίζει αυτό το νευρωνικό δίκτυο ως ένα προωθητικό δίκτυο. [22]

Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε διάφορα είδη, τα οποία χρησιμοποιούνται για διάφορους σκοπούς. Αν και αυτή δεν είναι μια αναλυτική λίστα των ειδών, τα παρακάτω αντιπροσωπεύουν τα πιο κοινά είδη νευρωνικών δικτύων που συναντά κανείς για τις συνήθεις χρήσεις του:

- Το Perceptron είναι το παλαιότερο νευρωνικό δίκτυο, δημιουργημένο από τον Frank Rosenblatt το 1958.
- Τα προωθητικά νευρωνικά δίκτυα, ή πολυεπίπεδα perceptrons (Multi-Layer Perceptrons MLPs), είναι κάποια από τα πιο διαδεδομένα και ευρέως χρησιμοποιημένα. Αποτελούνται από ένα επίπεδο εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα και ένα επίπεδο εξόδου. Ενώ αυτά τα νευρωνικά δίκτυα αναφέρονται επίσης συχνά ως MLPs, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι αποτελούνται πραγματικά από σιγμοειδή νευρώνια, όχι perceptrons, καθώς τα περισσότερα πραγματικά προβλήματα είναι μη γραμμικά.
- Τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (CNNs) είναι παρόμοια με τα προωθητικά δίκτυα, αλλά συνήθως χρησιμοποιούνται για αναγνώριση εικόνας, αναγνώριση προτύπων και για την όραση υπολογιστών. Αυτά τα δίκτυα εκμεταλλεύονται αρχές από τη γραμμική άλγεβρα όπως τον πολλαπλασιασμό πινάκων, για να ανιχνεύσουν πρότυπα εντός μιας εικόνας.
- Τα αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα (RNNs) αναγνωρίζονται από τους κύκλους ανατροφοδότησής τους. Αυτοί οι αλγόριθμοι μάθησης χρησιμοποιούνται κυρίως όταν έχουμε χρονοσειριακά δεδομένα για να κάνουν προβλέψεις για μελλοντικά αποτελέσματα, όπως προβλέψεις χρηματιστηριακής αγοράς ή προβλέψεις πωλήσεων.

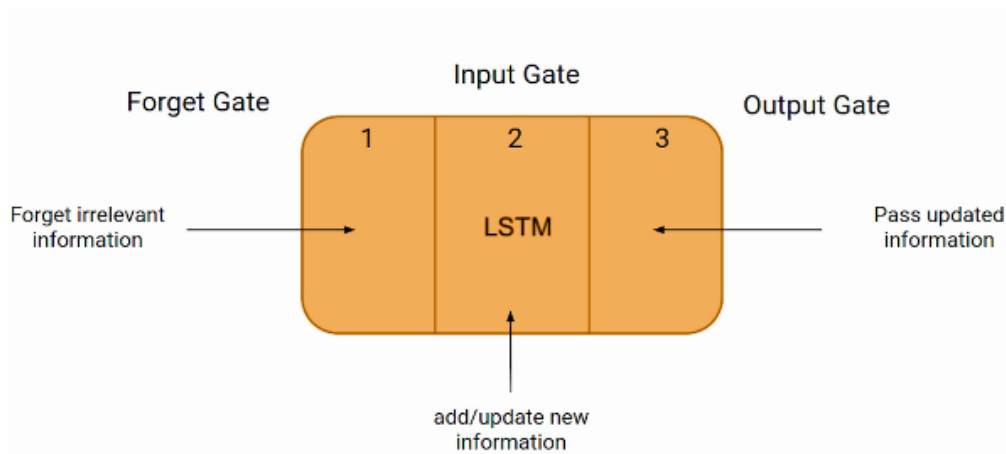
3.3.2. Νευρωνικά Δίκτυα RNN και το LSTM μοντέλο

Από την μεγάλη οικογένεια των νευρωνικών δικτύων προχωράμε τώρα στην αναλυτική περιγραφή του μοντέλου LSTM.

Τα Long Short-Term Memory Networks (LSTM) ανήκουν στην κατηγορία του deep learning και αποτελούν έναν εξελιγμένο τύπο ακολουθιακού νευρωνικού δικτύου που είναι ικανό να διατηρεί σημαντικές πληροφορίες. Πρόκειται για ένα ειδικό είδος Αναδρομικού Νευρωνικού Δικτύου (RNN), σχεδιασμένο για να αντιμετωπίζει το πρόβλημα της εξαφάνισης της κλίσης (gradient) που παρουσιάζουν τα κλασικά RNNs. Οι δημιουργοί του, Hochreiter και Schmidhuber, σχεδίασαν το LSTM με στόχο να λύσει τα προβλήματα που αντιμετωπίζουν οι παραδοσιακοί RNNs και οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης. Η υλοποίηση του μοντέλου LSTM σε Python μπορεί να πραγματοποιηθεί με τη χρήση της βιβλιοθήκης Keras. [23] [24]

Τα Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα (RNN) λειτουργούν μνημονικά, αξιοποιώντας προηγούμενες πληροφορίες για να επεξεργαστούν τα τρέχοντα δεδομένα. Ωστόσο, αντιμετωπίζουν το πρόβλημα εξαφάνισης της κλίσης, περιορίζοντας την ικανότητά τους να αντιληφθούν μακροπρόθεσμες συνδέσεις. Τα Long Short-Term Memory Networks (LSTM) είναι μια εξελιγμένη μορφή RNN που σχεδιάστηκε ειδικά για να αντιμετωπίσει αυτό το πρόβλημα.

Ας δούμε τώρα αναλυτικά πώς αντιμετωπίζεται αυτό το πρόβλημα, μαθαίνοντας την αρχιτεκτονική του LSTM. Σε υψηλό επίπεδο, το LSTM λειτουργεί πολύ παρόμοια με ένα απλό κελί RNN. Η αρχιτεκτονική του LSTM δικτύου αποτελείται από τρία μέρη, όπως φαίνεται στην Εικόνα 25 και κάθε μέρος εκτελεί μια ατομική λειτουργία.



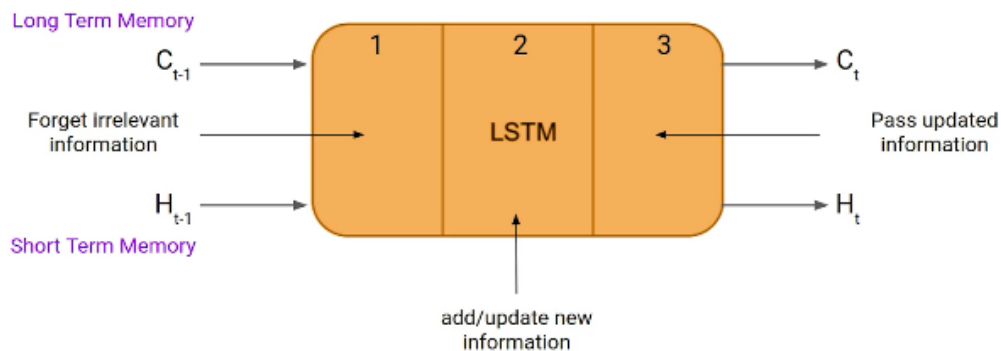
Εικόνα 25 | ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΕΙΣΟΔΩΝ LSTM MODEL

Το πρώτο μέρος της μονάδας Long Short-Term Memory (LSTM) λειτουργεί ως αποφασιστική πύλη, καθορίζοντας εάν οι προηγούμενες πληροφορίες από το προηγούμενο χρονικό σημείο πρέπει να διατηρηθούν ή να αγνοηθούν. Στο δεύτερο μέρος, το κελί επιχειρεί να αποκτήσει νέες πληροφορίες από την τρέχουσα είσοδο. Το τρίτο μέρος, το

οποίο αποτελεί την τελευταία πύλη, μεταφέρει τις ενημερωμένες πληροφορίες από το τρέχον χρονικό σημείο στο επόμενο. Αυτός ο κύκλος λειτουργίας του LSTM αντιμετωπίζεται ως ένα βήμα στην εξέλιξη του χρόνου.

Αυτά τα τρία μέρη μίας μονάδας LSTM ονομάζονται πύλες (gates). Ελέγχουν τη ροή πληροφοριών εντός και εκτός του κελιού μνήμης ή του κελιού LSTM. Η πρώτη πύλη ονομάζεται Forget gate, η δεύτερη πύλη είναι γνωστή ως Input gate, και η τελευταία είναι η Output gate. Μια μονάδα LSTM, που αποτελείται από αυτές τις τρεις πύλες και ένα κελί μνήμης ή κελί LSTM, μπορεί να θεωρηθεί ως ένα επίπεδο νευρώνων σε ένα παραδοσιακό προωθητικό νευρωνικό δίκτυο, με κάθε νευρώνα να έχει ένα κρυφό επίπεδο.

Όπως και ένα απλό αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο (RNN), το LSTM διαθέτει κρυφή κατάσταση, όπου το $H(t-1)$ αντιπροσωπεύει την κρυφή κατάσταση του προηγούμενου χρονικού σημείου και το $H(t)$ είναι η κρυφή κατάσταση του τρέχοντος χρονικού σημείου. Επιπλέον, το LSTM έχει επίσης μια κατάσταση κελιού που αντιπροσωπεύεται από το $C(t-1)$ και το $C(t)$ για τα προηγούμενα και τρέχοντα χρονικά σημεία, αντίστοιχα όπως φαίνεται στην Εικόνα 26.



Εικόνα 26 | ΓΡΑΦΙΚΗ ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ LONG TERM ΚΑΙ SHORT TERM MEMORY

Η κρυφή κατάσταση είναι γνωστή ως Short-term memory, και η κατάσταση κελιού είναι γνωστή ως Long term memory.

Forget Gate

Σε ένα κελί του νευρωνικού δικτύου LSTM, το πρώτο βήμα είναι να αποφασίσουμε εάν θα διατηρήσουμε τις πληροφορίες από το προηγούμενο χρονικό βήμα ή αν θα τις ξεχάσουμε. Η εξίσωση της forget gate είναι η εξής:

$$\text{Forget Gate: } f_t = \sigma(x_t U_f + H_{t-1} W_f)$$

Όπου:

- x_t είναι η είσοδος στο συγκεκριμένο χρονικό σημείο
- U_f είναι το βάρος
- H_{t-1} είναι η κρυφή κατάσταση του προηγούμενου χρονικού σημείου
- W_f είναι ο πίνακας με τα βάρη

Όπως είπαμε και πριν η f_t παίρνει τιμές μεταξύ του 0 και του 1, αν $f_t = 0$ τότε ο κώδικας ξεχνάει το συγκεκριμένο βήμα, ενώ αν $f_t = 1$ το θυμάται και συνεχίζει στο επόμενο.

Input Gate

Η πύλη εισόδου χρησιμοποιείται για να ποσοτικοποιήσει τη σημασία των νέων πληροφοριών που μεταφέρονται από την είσοδο. Η εξίσωση της πύλης εισόδου είναι η:

$$\text{Input Gate: } i_t = \sigma(x_t U_i + H_{t-1} W_i)$$

Η i_t παίρνει τιμές μεταξύ του 0 και του 1.

Είσοδος νέας πληροφορίας στο δίκτυο

Οι νέες πληροφορίες, που χρειάζεται να περαστούν στην κατάσταση κελιού, είναι μια συνάρτηση της κρυφής κατάστασης στο προηγούμενο χρονικό βήμα $t-1$ και της εισόδου x στο χρονικό βήμα t . Η συνάρτηση ενεργοποίησης εδώ είναι η \tanh . Λόγω της συνάρτησης \tanh , η τιμή των νέων πληροφοριών θα είναι ανάμεσα στο -1 και 1. Εάν η τιμή του N είναι αρνητική, οι πληροφορίες αφαιρούνται από την κατάσταση κελιού, και εάν η τιμή είναι θετική, οι πληροφορίες προστίθενται στην κατάσταση κελιού στο τρέχον χρονικό σημείο.

$$\text{New Information: } N_t = \tanh(x_t U_c + H_{t-1} W_c)$$

Output Gate

Η εξίσωση της πύλης εξόδου είναι η:

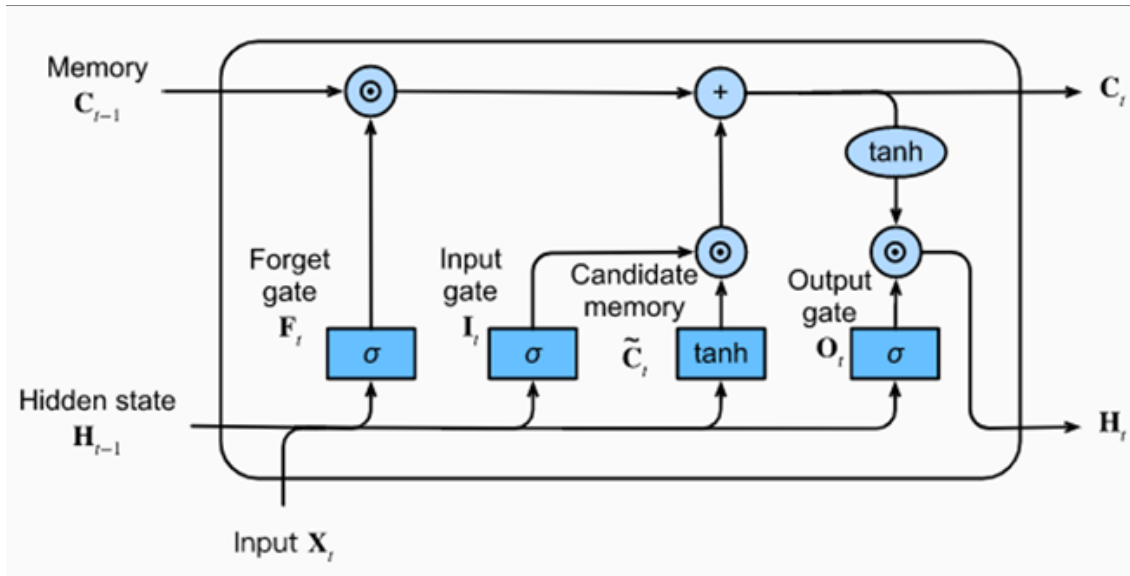
$$\text{Output Gate: } o_t = \sigma(x_t U_o + H_{t-1} W_o)$$

Η o_t παίρνει τιμές μεταξύ του 0 και του 1.

Με το πέρας των τριών αυτών πυλών το μοντέλο LSTM για τον υπολογισμό των συναρτήσεων C_t και H_t για την παρούσα χρονική στιγμή ακολουθεί την διαδικασία που φαίνεται στην φωτογραφία 27. Ο τελεστής \odot ονομάζεται γινόμενο Hadamard και ορίζεται ως εξής:

$$(A \odot B)_{ij} = (A)_{ij} (B)_{ij}$$

Το γινόμενο Hadamard δυο ομοδιάστατων πινάκων, είναι και πάλι ένας πίνακας ιδίων διαστάσεων όπου το κάθε στοιχείο είναι το γινόμενο των στοιχείων των δυο πινάκων των αντίστοιχων θέσεων.



Εικόνα 27 | ΣΧΕΔΙΟ ΕΝΟΣ ΤΥΠΙΚΟΥ LSTM ΜΟΝΤΕΛΟΥ

3.4. Παρουσίαση μεθοδολογίας Multi Regression μοντέλου

Το τελευταίο μαθηματικό μοντέλο το οποίο θα περιγράψουμε είναι το Multi Linear Regression. Σε αντίθεση με τα προηγούμενα μοντέλα, το μοντέλο αυτό εκπαιδεύεται με βάση ιστορικά γεγονότα και εν συνεχεία για διαφορετικές τιμές αγαθών μπορούμε πολύ εύκολα να προβλέψουμε την τιμή του EU ETS Allowance. Καθ' όλη την διάρκεια της εργασίας έχουν ήδη πραγματοποιηθεί μέσα στα προηγούμενα μοντέλα πολλές φορές γραμμικά παλινδρομικά μοντέλα. Η διαφορά μεταξύ αυτού του κεφαλαίου και των προηγούμενων είναι ότι σε αυτό θα χρησιμοποιήσουμε τις τιμές διαφόρων αγαθών και δεικτών ώστε να βρούμε μια σχέση που να τα συνδέει με την τιμή του EUA. [26]

Το μοντέλο αυτό κατά την άποψη μας είναι το πιο χρήσιμο σε σχέση με τα υπόλοιπα μοντέλα αφού είναι σε θέση να προβλέψει το μέλλον λαμβάνοντας υπόψιν πολλούς διαφορετικούς παράγοντες. Τα προηγούμενα μοντέλα δεν είχαν αυτή την ευκολία και μπορούσαν να προβλέψουν (εξαίρεση αποτελεί το GBM το οποίο όμως είναι τυχαίο μοντέλο) μόνο μια πιθανή πορεία της τιμής.

Τα μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν τις σχέσεις μεταξύ μεταβλητών προσαρμόζοντας μια γραμμή στα παρατηρούμενα δεδομένα. Η παλινδρόμηση επιτρέπει τον υπολογισμό του πώς μια εξαρτημένη μεταβλητή αλλάζει όταν οι ανεξάρτητες μεταβλητές μεταβάλλονται στον χρόνο.

Η γραμμική παλινδρόμηση χρησιμοποιείται για να εκτιμήσει τη σχέση μεταξύ δύο ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών και μιας εξαρτημένης μεταβλητής. Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε το μοντέλο αυτό όταν θέλουμε να μάθουμε τα εξής:

- Πόσο δυνατή είναι η σχέση μεταξύ δύο ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών και μιας εξαρτημένης μεταβλητής.
- Την τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής σε σύγκριση με τις τιμές των ανεξάρτητων μεταβλητών.

Η σχέση που συνδέει την εξαρτημένη με τις ανεξάρτητες μεταβλητές είναι η εξής:

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n + \epsilon$$

- y είναι η εξαρτημένη μεταβλητή. Η τιμή της μας δίνει την πρόβλεψη την οποία ζητάμε σε σχέση με τις άλλες μεταβλητές.
- β_0 είναι το σημείο όπου η ευθεία του μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης τέμνει τον άξονα των y .
- X_n είναι η τιμή που παίρνει η ανεξάρτητη μεταβλητή n .
- β_n είναι ο συντελεστής του X_n ο οποίος δείχνει πόσο επηρεάζει η τιμή του X_n την τιμή του y .
- ϵ είναι η τιμή του σφάλματος του μοντέλου.

Για την εύρεση όλων των συντελεστών του μοντέλου μας, θα χρησιμοποιήσουμε και πάλι την γλώσσα προγραμματισμού Python.

Προτού κατασκευάσουμε το μοντέλο μας πρέπει να αποφασίσουμε ποιες θα είναι οι ανεξάρτητες μεταβλητές μας. Η επιλογή αυτή είναι καθαρά στο χέρι μας και για αυτό θα διαλέξουμε αγαθά και δείκτες τα οποία θα επηρεάζουν τον τομέα των EU ETS Allowance εκτός από το προφανές: την προσφορά και την ζήτηση. Βασιστήκαμε κυρίως σε προηγούμενη εργασία των Chune Young Chung, Minkyu Jeong και Jason Young οι οποίοι μετά από εκτενή ανάλυση κατέληξαν στα εξής: [25]

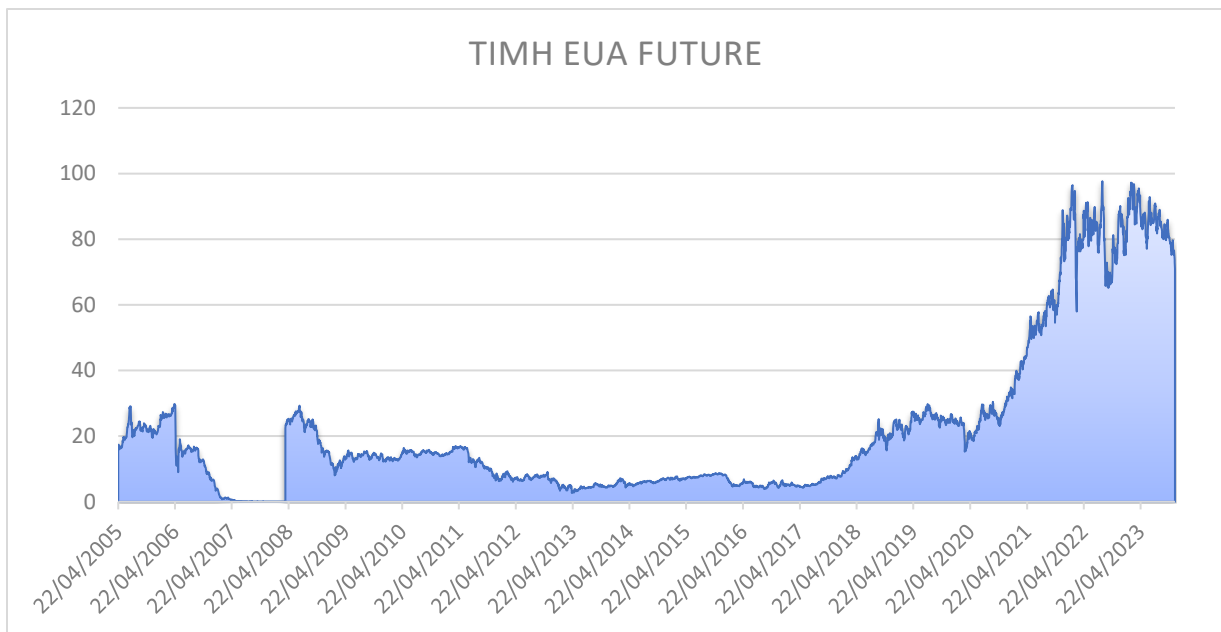
- Το πετρέλαιο μέσα από το προϊόν ETFS Crude Oil Futures.
- Το κάρβουνο μέσα από το προϊόν Newcastle Coal Futures.
- Το φυσικό αέριο μέσα από το προϊόν Natural Gas Futures.
- Ο δείκτης STOXX 600, ο οποίος συμπεριλαμβάνει τις 600 μεγαλύτερες ευρωπαϊκές εταιρείες.
- Ο δείκτης MSCI Europe Consumer, ο οποίος συμπεριλαμβάνει όλες τις εταιρείες της Ευρώπης που παράγουν προϊόντα κατανάλωσης.
- Ο δείκτης MSCI Europe Energy, ο οποίος συμπεριλαμβάνει όλες τις εταιρείες της Ευρώπης που παράγουν ενέργεια.

Γίνεται σαφές ότι εφόσον τα EUA είναι οι ευρωπαϊκές άδειες εκπομπών αέριων ρύπων, έτσι και η επιλογή μας είναι σχετική. Διαλέξαμε τα futures των τριών πιο γνωστών μορφών παραγωγών ενέργειας καθώς και τους τρεις από τους πιο μεγάλους δείκτες της πορείας της οικονομίας της Ευρωπαϊκής Ένωσης. Όλα τα απαραίτητα δεδομένα πάρθηκαν από την ιστοσελίδα www.investing.com και ως ημερομηνίες χρησιμοποιήθηκαν αυτές όπως και στα προηγούμενα μοντέλα δηλαδή Ιανουάριος 2018-Δεκέμβριο 2023.

4. Δεδομένα

4.1. Συλλογή δεδομένων

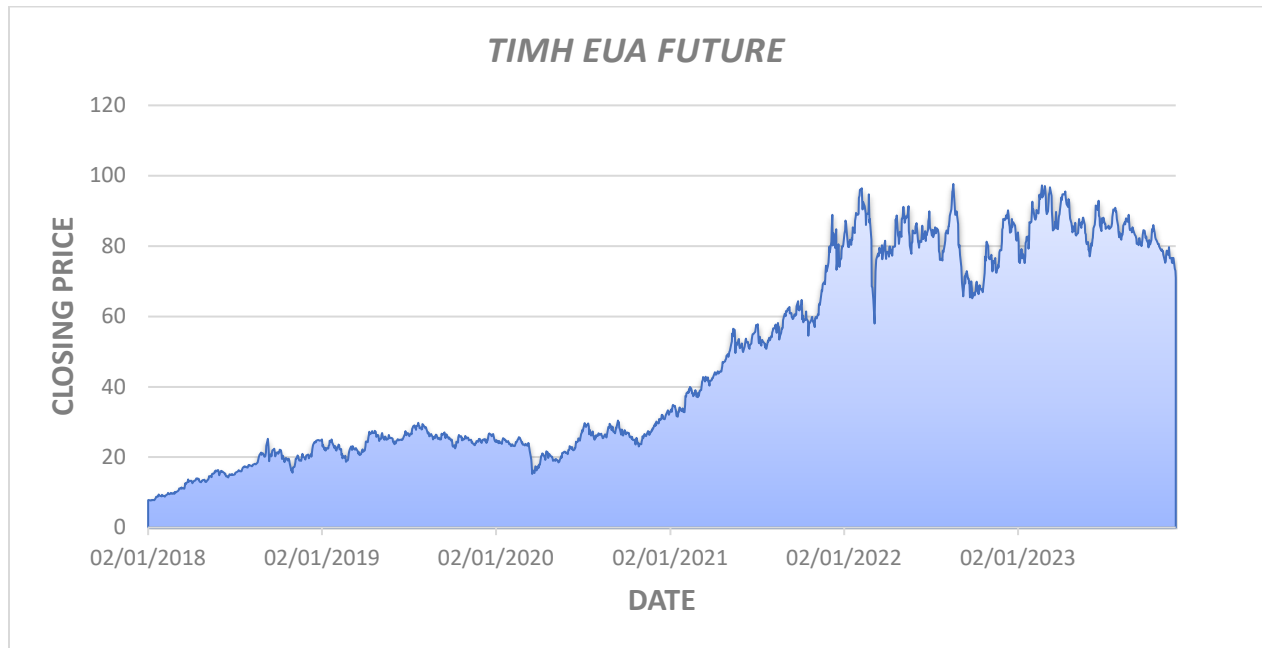
Στο σημείο αυτό και προκειμένου από το επόμενο ερώτημα να ξεκινήσουμε την μαθηματική ανάλυση, πρέπει να συλλέξουμε τα δεδομένα της τιμής του EU ETS Allowance. Λόγω έλλειψης βάσης δεδομένων για την ίδια την τιμή, θα χρησιμοποιηθεί ως «αντιπρόσωπος» της, η τιμή του EUA future από το χρηματιστήριο της Αμερικής Intercontinental Exchange ICE [16]. Από την εφαρμογή του Bloomberg κάνουμε extract σε μορφή excel τις τιμές των future αυτών από την αρχή του χρηματιστηρίου ρύπων έως το τέλος του έτους 2023. Επειδή τα future έχουν ημερομηνία λήξης και συνεχώς ανανεώνονται από το χρηματιστήριο με έκδοση καινούριων, χρησιμοποιείται η generic μορφή τους η οποία περιλαμβάνει χωρίς διακοπή τις τιμές των futures. Η γραφική παράσταση η οποία προκύπτει είναι η εξής:



Εικόνα 28 | ΤΙΜΗ ΑΔΕΙΩΝ ΑΠΟ ΤΗΝ ΑΡΧΗ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΕΩΣ ΣΗΜΕΡΑ

Από το γράφημα αυτό και από την περιγραφή της πορείας των κανονισμών του EU ETS Allowance παρατηρούμε ότι δεν είναι χρήσιμα τα δεδομένα όλων των ετών για την μελέτη μας. Στις πρώτες δυο περιόδους ζωής του χρηματιστηρίου ρύπων δεν μειώνονταν οι αριθμοί των αδειών ενώ οι περισσότερες δίνονταν δωρεάν. Για αυτό παρατηρούμε την τιμή κοντά στο μηδέν. Εμείς επιλέγουμε να χρησιμοποιήσουμε τα δεδομένα από την τρίτη περίοδο και από το 2018 και μετά αφού από εκεί περίπου ξεκίνησε ο επιτυχής έλεγχος της

τιμής και προσφοράς με επιτυχία από την Ευρωπαϊκή Ένωση με μεγαλύτερες αφαιρέσεις αδειών από την αγορά και μεγάλες περικοπές στον αριθμό των δωρεάν αδειών. Το γράφημα της περιόδου που θα χρησιμοποιήσουμε είναι το εξής:



Εικόνα 29 | ΤΟ ΧΡΟΝΙΚΟ ΔΙΑΣΤΗΜΑ ΜΕ ΤΟ ΟΠΟΙΟ ΘΑ ΑΣΧΟΛΗΘΟΥΜΕ

4.2. Βέλτιστη Κατανομή Πιθανότητας

Από το κεφάλαιο αυτό και μετά ξεκινά η μαθηματική μελέτη των ETS. Ένα από τα πρώτα πράγματα που πρέπει να κάνουμε είναι να μελετήσουμε στατιστικά τα προϊόντα αυτά. Γνωρίζουμε από την θεωρία του portfolio ότι οι τιμές των μετοχών των asset και άλλων χρηματιστηριακών προϊόντων ακολουθούν αποδεδειγμένα κανονική κατανομή. Επειδή όμως τα EU ETS Allowances δεν ανήκουν σε καμία από αυτές τις κατηγορίες θα πρέπει να μελετηθούν εξαρχής.

Η ανάλυση των χρηματιστηριακών προϊόντων γίνεται κατά βάση χρησιμοποιώντας τις επιστροφές τους returns από μέρα σε μέρα. Λόγω της ευρείας χρήσης τους αλλά και των μοντέλων που θα χρησιμοποιηθούν στην συνέχεια επιλέγουμε να χρησιμοποιήσουμε τις ln returns από μέρα σε μέρα με τον εξής τύπο:

$$\text{Daily Return} = \ln \left(\frac{P_{n+1}}{P_n} \right) \text{ όπου } P_n \text{ η τιμή σε μια τυχαία χρονική στιγμή } n$$

Ακολουθεί τώρα δείγμα της παραπάνω διαδικασίας για τις πρώτες 20 μέρες αφού πρώτα μετατραπούν σε ποσοστά:

Date	Closing Price	Ln return
29/12/2017	8.15	***
02/01/2018	7.78	-4.646%
03/01/2018	7.81	0.385%
04/01/2018	7.75	-0.771%
05/01/2018	7.76	0.129%
08/01/2018	7.64	-1.558%
09/01/2018	7.76	1.558%
10/01/2018	7.87	1.408%
11/01/2018	7.8	-0.893%
12/01/2018	7.84	0.512%
15/01/2018	7.78	-0.768%
16/01/2018	8.03	3.163%
17/01/2018	8.16	1.606%
18/01/2018	8.47	3.729%
19/01/2018	8.74	3.138%
22/01/2018	8.73	-0.114%
23/01/2018	8.99	2.935%
24/01/2018	9.43	4.778%
25/01/2018	9.22	-2.252%
26/01/2018	9.07	-1.640%

Πίνακας 1| ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΥ ΕΠΙΣΤΡΟΦΩΝ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ

Ομοίως πραγματοποιείται η παραπάνω διαδικασία για όλα τα δεδομένα μας. Έχοντας υπολογίσει όλες τις επιστροφές μπορούμε να πραγματοποιήσουμε την ανάλυση τους. Επιλέγουμε να χρησιμοποιήσουμε το εργαλείο descriptive statistics του excel το οποίο παρουσιάζει βασικά στατιστικά μεγέθη όπως η μέση τιμή, η τυπική απόκλιση, το median, το mode κ.α. τα οποία φαίνονται στον παρακάτω πίνακα:

EU ETS ALLOWANCES	
Mean	0.14%
Standard Error	0.07%
Median	0.18%
Mode	0.00%
Standard Deviation	2.88%
Sample Variance	0.08%
Kurtosis	4.97
Skewness	-0.60
Range	35.65%
Minimum	-19.44%

Maximum	16.20%
Sum	2.16
Count	1525

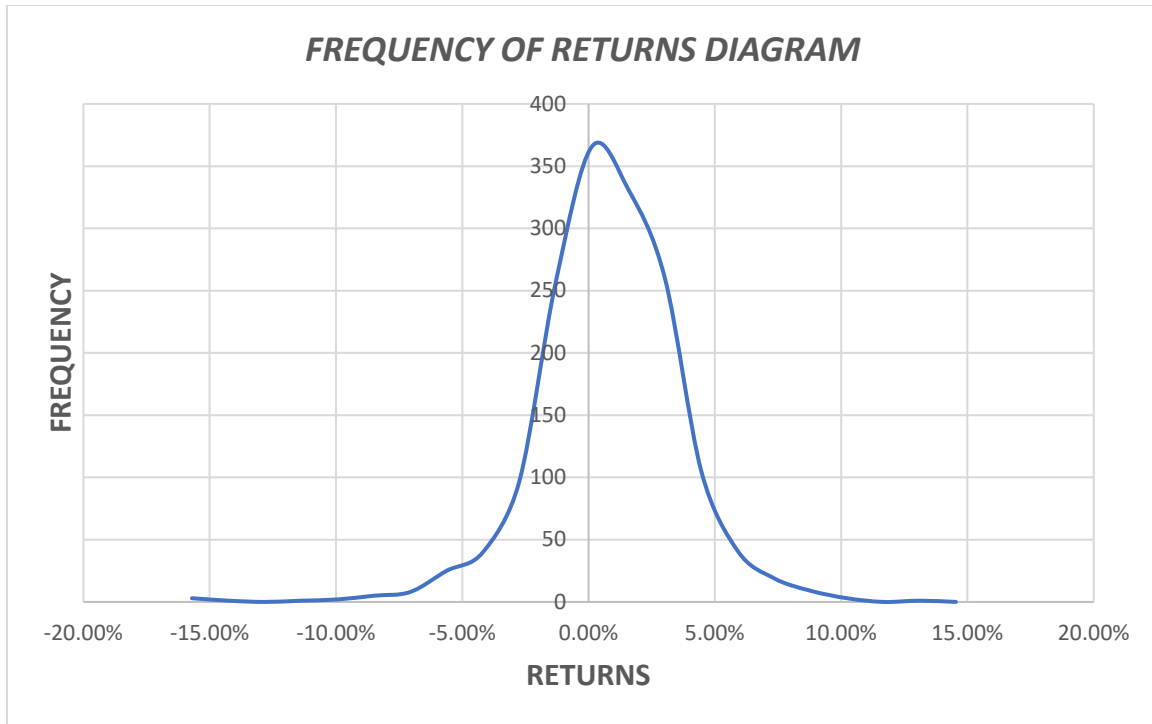
Πίνακας 2 | DESCRIPTIVE STATISTICS ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΤΩΝ ΑΔΕΙΩΝ

Ενδιαφέρον προκαλεί ότι το median και το mode είναι ουσιαστικά μηδέν και πολύ κοντά στην ίδια την μέση τιμή. Αυτό μας δίνει μια πρώτη εικόνα ότι η κατανομή την οποία θα ακολουθεί το EU ETS θα είναι κανονική και θα κατανέμεται γύρω από την μέση τιμή 0,14% με τυπική απόκλιση 2,88%. Ωστόσο για να είμαστε σίγουροι θα φτιάξουμε και το ιστόγραμμα γύρω από την μέση τιμή. Χρησιμοποιώντας ως τιμές bin τις τιμές με εύρος από την μέση τιμή έως 3,5 φορές την τυπική απόκλιση στα θετικά και στα αρνητικά προκύπτει ο εξής πίνακας συχνοτήτων:

Bin	Frequency
-15.70%	3
-14.26%	1
-12.82%	0
-11.38%	1
-9.94%	2
-8.50%	5
-7.06%	8
-5.62%	25
-4.18%	40
-2.74%	97
-1.30%	257
0.14%	366
1.58%	331
3.02%	260
4.46%	105
5.90%	41
7.34%	19
8.78%	9
10.22%	3
11.66%	0
13.10%	1
14.55%	0

Πίνακας 3 | ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΩΝ ΣΥΧΝΟΤΗΤΩΝ ΤΩΝ ΔΙΑΦΟΡΩΝ ΕΠΙΣΤΡΟΦΩΝ

Προχωράμε τώρα σε οπτικοποίηση του πίνακα αυτού με το ακόλουθο αποτέλεσμα:



Εικόνα 30 | ΙΣΤΟΓΡΑΜΜΑ ΤΩΝ ΕΠΙΣΤΡΟΦΩΝ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΤΩΝ ΑΔΕΙΩΝ

Μπορούμε με μεγάλη βεβαιότητα να πούμε ότι η κατανομή μας είναι κανονική για τις \ln επιστροφές ή αλλιώς \log normal κατανομή. Για ακόμα μεγαλύτερη ασφάλεια θα υπολογίσουμε και την πιθανότητα μεταξύ της μέσης τιμής m και της τιμής κατά μισή τυπική απόκλιση αριστερά της $m - \frac{std}{2}$ και θα την συγκρίνω με την πραγματική πιθανότητα της κανονικής κατανομής 19,1%. Το διάστημα αυτό επιλέχθηκε στην τύχη αποκλειστικά και μόνο προς επιβεβαίωση της οπτικής παρατήρησης. Όπως ξέρουμε, σε ένα διάγραμμα πυκνότητας πιθανότητας η πιθανότητα μεταξύ δυο τιμών δίνεται από το εμβαδόν του χωρίου που σχηματίζουν. Εμείς θεωρώντας το εμβαδόν ως ένα τραπέζιο και αφού πρώτα μετατρέψω τις συχνότητες σε πυκνότητες πιθανοτήτων διαιρώντας τες με τον αριθμό των παρατηρήσεων και το διάστημα των παρατηρήσεων
$$\text{πυκνότητα πιθανότητας} = \frac{\text{frequency}}{\text{no.of.observations} * \frac{std}{2}} = \frac{\text{frequency}}{1575 * 1.44\%}$$
 υπολογίζω το εμβαδόν αυτό και προκύπτει ίσο με 19,78% το οποίο βρίσκεται πολύ κοντά στην θεωρητική τιμή της κανονικής κατανομής 19,1%.

Ο αναλυτικός πίνακας υπολογισμού των πιθανοτήτων είναι ο εξής:

<i>Bin</i>	<i>Frequency</i>	<i>Prob.Density</i>	<i>Probability</i>
-15.70%	3	0.13	0.13%
-14.26%	1	0.04	0.03%
-12.82%	0	0.00	0.03%
-11.38%	1	0.04	0.10%
-9.94%	2	0.09	0.22%
-8.50%	5	0.22	0.41%
-7.06%	8	0.35	1.05%
-5.62%	25	1.10	2.06%
-4.18%	40	1.76	4.35%
-2.74%	97	4.28	11.24%
-1.30%	257	11.33	19.78%
0.14%	366	16.13	22.13%
1.58%	331	14.59	18.76%
3.02%	260	11.46	11.59%
4.46%	105	4.63	4.63%
5.90%	41	1.81	1.90%
7.34%	19	0.84	0.89%
8.78%	9	0.40	0.38%
10.22%	3	0.13	0.10%
11.66%	0	0.00	0.03%
13.10%	1	0.04	0.03%
14.55%	0	0.00	0.00%

Πίνακας 4 | ΠΙΝΑΚΑΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΥ ΤΩΝ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΩΝ ΑΠΟ ΤΙΣ ΣΥΧΝΟΤΗΤΕΣ

Αυτό που μπορούμε να παρατηρήσουμε είναι ότι μόνο στο διάστημα των επιστροφών 0,14%-1,58% υπάρχει μια μικρή απόκλιση από την κανονική κατανομή κατά 5%.

Συμπερασματικά μπορούμε με μεγάλη ασφάλεια να θεωρήσουμε ότι η κατανομή την οποία ακολουθεί η τιμή του EU ETS Allowance είναι log normal με μια κλίση προς τα δεξιά/θετικά.

5. Εφαρμογή Μεθοδολογίας

5.1. Πρόβλεψη Τιμής EU ETS Allowances

Έχοντας πλέον βρει την στατιστική κατανομή την οποία ακολουθεί το EU ETS Allowance προχωράμε τώρα στην προσπάθεια να προβλέψουμε την τιμή του. Τελικός σκοπός είναι, έχοντας κανείς τις προβλέψεις αυτές αλλά και τα δικά του δεδομένα, να τα αξιοποιήσει ώστε να κερδοφορήσει από την τιμή του EU ETS Allowance. Προκειμένου όμως αυτό να είναι εφικτό θα πρέπει η εταιρεία εκτός από τον υποχρεωτικό αριθμό αδειών ,που χρειάζεται για να καλύψει τους ρύπους της, να διαθέτει επιπλέον άδειες ώστε να μπορεί να μπει στον κλάδο των αγοραπωλησιών.

Οι περισσότερες εταιρείες αλλά και γενικότερα οι ασχολούμενοι με την οικονομική επιστήμη χρησιμοποιούν διαφόρων ειδών μοντέλα πρόβλεψης. Κάποια από τα πιο ευρέως γνωστά είναι τα εξής:

- Time Series Analysis: Για προβλέψεις τιμών σε συγκεκριμένα χρονικά διαστήματα. Μέθοδοι όπως οι απλές κινητές μέσες, η εκθετική εξομάλυνση, και οι Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) είναι συνήθεις.
- Regression Analysis: Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιεί ένα γραμμικό μοντέλο για να προβλέψει την τιμή ενός αγαθού βάσει γραμμικών σχέσεων μεταξύ των μεταβλητών.
- Machine Learning Models: Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης, όπως τα δέντρα αποφάσεων, τα random forest και τα νευρωνικά δίκτυα.
- Monte Carlo Simulation: Η δημιουργία πολλαπλών τυχαίων σεναρίων για την προσομοίωση των πιθανών αποτελεσμάτων και της κατανομής των μελλοντικών τιμών.
- Μέθοδοι Στατιστικής: Στατιστικές μέθοδοι όπως οι εκτιμητές κατανομής πιθανοφάνειας (Kernel Density Estimation) μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να προσεγγίσουν την κατανομή των τιμών και να προβλέψουν μελλοντικές τιμές.

Στην παρούσα εργασία επιλέγουμε να χρησιμοποιήσουμε τις εξής τέσσερις μεθόδους:

- Την μέθοδο ARIMA
- Την Geometric Brownian Motion με Monte Carlo προσομοιώσεις
- Από τα νευρωνικά δίκτυα το LSTM (Long Short-Term Memory)
- Την μέθοδο Multi Regression Analysis

Όλες οι μέθοδοι θα παρουσιαστούν στην γλώσσα προγραμματισμού Python. [17]

5.1.2. Εφαρμογή του μοντέλου GBM για την πρόβλεψη των EU ETS Allowances

Έχοντας κατασκευάσει το μοντέλο αναλυτικώς στο κεφάλαιο 3.1, θα προχωρήσουμε στον κώδικα για την οπτική παρουσίαση του. Σαν γλώσσα προγραμματισμού θα χρησιμοποιήσουμε την Python. Σε αυτό το σημείο είναι που θα γίνει χρήση και του Monte Carlo Simulation. Ουσιαστικά το Monte Carlo Simulation είναι ένας όρος για να δείξει τις επαναλαμβανόμενες πολλές διαφορετικές προσομοιώσεις ενός στοχαστικού προβλήματος. Στην περίπτωση μας επειδή ο όρος $B_n \sim N(0, \sqrt{dt})$ είναι τυχαίος και κατανομημένος κανονικά, κάθε φορά που θα τρέχουμε τον κώδικα θα προκύπτουν και διαφορετικά αποτελέσματα. Ο κώδικας είναι ο εξής:

```
[1] import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

[2] #average daily return
m=0.00142
# years of interest
T=1
#number of daily steps
n=100
#number of sims
M=10000
#initial price
S0=71.02
#daily average volatility
sigma=0.0288

[3] #one step per day
dt=1
#simulation
St=np.exp((m-sigma**2/2)*dt+sigma*np.random.normal(0,np.sqrt(dt),size=(M,n))).T
#array of 1ss
St=np.vstack([np.ones(M),St])
#multiply with S0
st=S0*St.cumprod(axis=0)
```

Εικόνα 31| 1/2 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ GBM

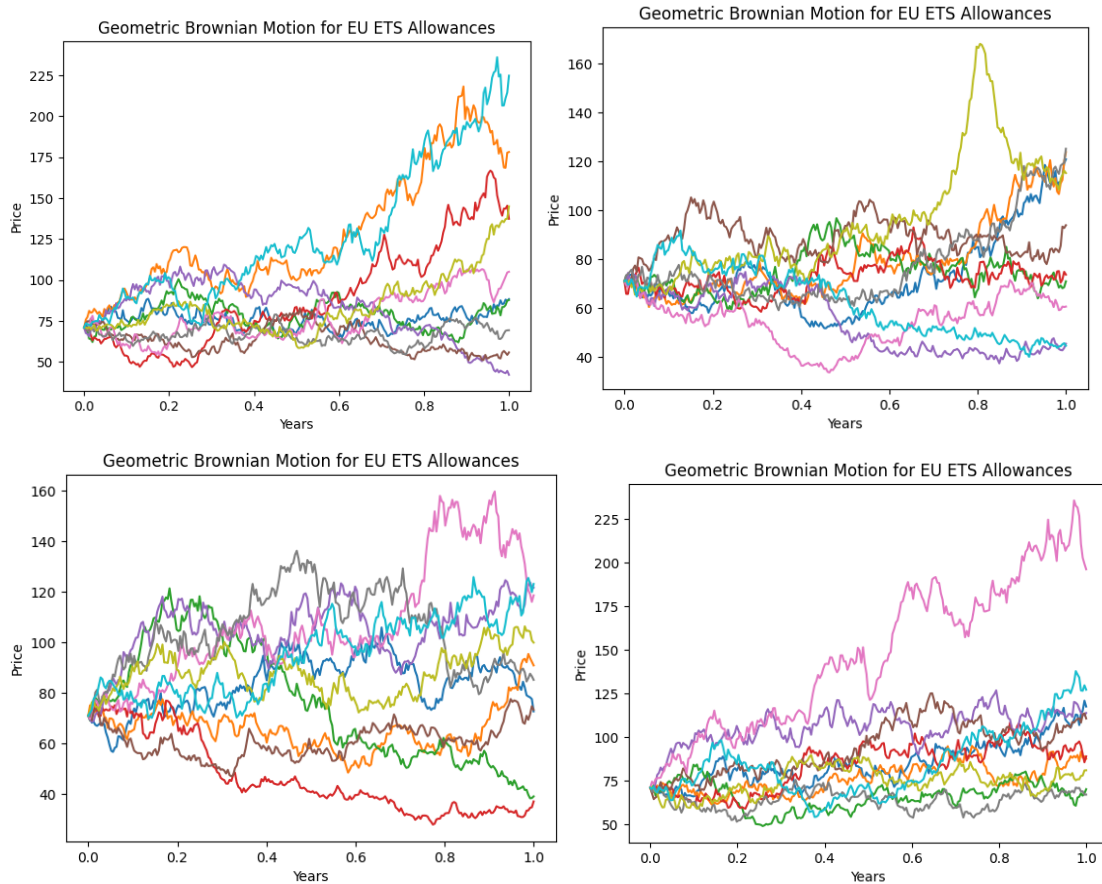
```
✓ 0s [4] #time frame
      time=np.linspace(0,T,n+1)
      #corrections
      tt=np.full(shape=(M,n+1), fill_value=time).T

✓ 31s [5] #ploting
      plt.plot(St)
      plt.xlabel("Years")
      plt.ylabel("Price")
      plt.title("Geometric Brownian Motion for EU ETS Allowances")
```

Εικόνα 32| 2/2 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ GBM

Ο κώδικας αυτός αρχικά εισάγει τις βιβλιοθήκες για την χρήση μαθηματικών συναρτήσεων και την χρήση γραφημάτων. Εν συνεχεία δίνει την δυνατότητα στον χρήστη να πληκτρολογήσει τα δεδομένα της δικής του περιπτώσεως (τυπική απόκλιση, μέσο όρο, αριθμό προσομοιώσεων και τα λοιπά) και ξεκινάει την κατασκευή του μοντέλου. Για την περίπτωση του EU ETS Allowance το οποίο σαν χρηματιστηριακό προϊόν αγοράζεται μόνο τις καθημερινές μέρες της εβδομάδας, κάθε χρόνο αγοράζεται 252 μέρες με βήμα ένα, ένα βήμα δηλαδή για κάθε ημέρα.

Στο τρίτο κελί του κώδικα γίνεται η εισαγωγή του τύπου του GBM : $S(0)e^{(\mu-\frac{1}{2}\sigma^2)t+\sigma B(t)}$ και από εκεί και πέρα γίνονται οι διάφορες αναγκαίες αλλαγές στους πίνακες για την γραφική αναπαράσταση. Ο κώδικας αυτός εφόσον βασίζεται στην τυχαία κανονική κατανομή, κάθε φορά που εκτελείται παράγει και διαφορετικά αποτελέσματα. Για παράδειγμα τέσσερις φορές εκτέλεσης του με 10 προσομοιώσεις κάθε φορά και για 252 μέρες άνα 1 χρόνο δίνουν τα εξής αποτελέσματα:



Εικόνα 33 | ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΤΟΥ ΚΩΔΙΚΑ ΓΙΑ 10 ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΕΙΣ

Αυτό που περιμέναμε επαληθεύτηκε, ότι δηλαδή σε κάθε προσομοίωση και σε κάθε εκτέλεση του προγράμματος προκύπτουν και διαφορετικά αποτελέσματα. Παρατηρούμε όμως ότι κάποιες συγκεκριμένες τιμές επαναλαμβάνονται συνεχώς. Για να τις μελετήσουμε θα χρησιμοποιήσουμε το ιστόγραμμα. Αφού τρέξουμε το πρόγραμμα για 100,000 προσομοιώσεις θα τρέξουμε επιπλέον τον ακόλουθο κώδικα:

```

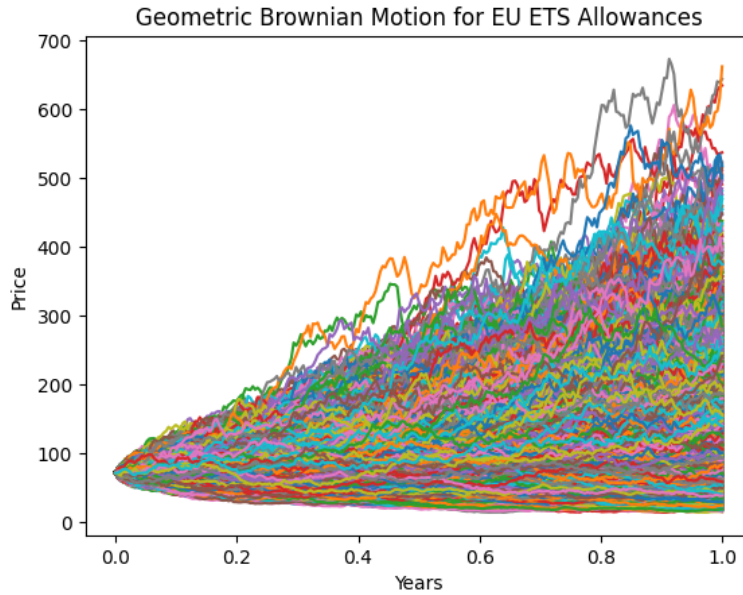
✓ [270] #dinei to istogramma gia thn hmera n ousiastika thn teleutaia
1s #o St einai enas pinakas n*M. emeis dialegoyme to stoixeiο nθ kai ara tin teleutaia mera
prices=St[n,]
plt.hist(prices,bins=75,density=True,color='orange',edgecolor='black',alpha=0.7)
plt.xlabel('Prices')
plt.ylabel('Probability Density')
St[252,:]
St.shape

```

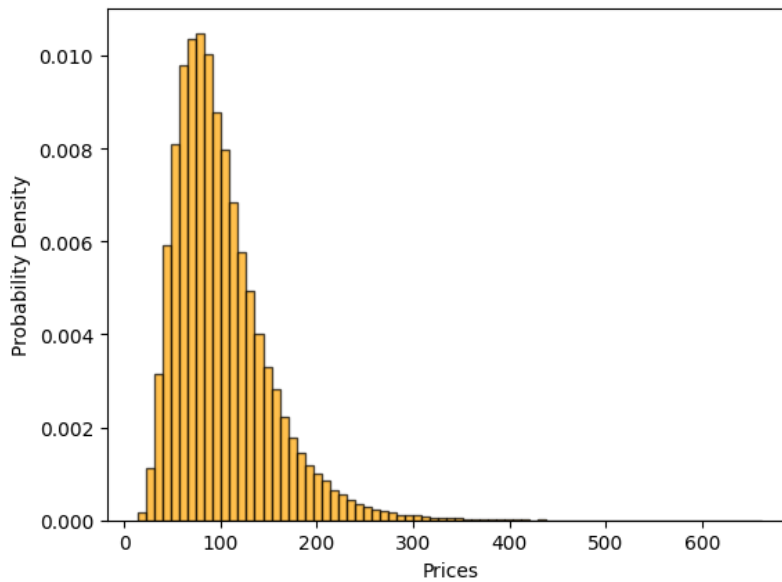
Εικόνα 34 | ΚΩΔΙΚΑΣ ΓΙΑ 100000 ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΕΙΣ

Ο κώδικας αυτός το μόνο που κάνει είναι να επιστρέφει το ιστόγραμμα για την τελευταία μέρα των προσομοιώσεων. Θα δώσει δηλαδή την συνάρτηση κατανομής πιθανότητας του

EU ETS Allowance για την τελευταία μέρα των προσομοιώσεων. Τα δυο προκύπτοντα διαγράμματα είναι τα εξής:



Εικόνα 35 | ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ ΚΩΔΙΚΑ ΓΙΑ 100000 ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΕΙΣ



Εικόνα 36 | HISTOGRAM ΓΙΑ ΤΙΣ 100000 ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΕΙΣ

5.1.3.Σχόλια και Παρατηρήσεις για το GBM

Γίνεται αμέσως σαφές ότι η τιμή του EU ETS Allowance σε βάθος ενός χρόνου ενδέχεται να ανέβει. Από το ιστόγραμμα βλέπουμε ότι η μεγαλύτερη πιθανότητα εύρεσης της τιμής είναι κοντά στα 100 ευρώ ανά άδεια εκπομπής και κατανέμεται όπως περιμέναμε κανονικά. Γενικότερα παρατηρούμε ότι από την παρούσα (19/02/2024) τιμή των 54 ευρώ η τιμή ενδέχεται κατά ένα μεγαλύτερο ποσοστό να ανέβει και όχι να πέσει. Η ελάχιστη επίσης τιμή την οποία παρατηρούμε είναι τα 25 ευρώ ,μια πτώση δηλαδή των 29 ευρώ, αλλά με πολύ μικρή πιθανότητα εμφάνισης. Η μεγαλύτερη πιθανότητα εμφάνισης βρίσκεται μεταξύ των τιμών 50 και 133 με ποσοστό 70%.

Το μοντέλο αυτό μπορεί να είναι αρκετά εύκολο και γρήγορο στην χρήση, παρουσιάζει ωστόσο πολλά μειονεκτήματα:

- Αρχικά δεν εξαρτάται από τίποτα πέρα από την τυχαιότητα της κανονικής κατανομής, δηλαδή κάθε βήμα του χρόνου εξαρτάται μόνο από το ποσοστό της τυπικής απόκλισης στο οποίο θα κινηθούμε είτε ανοδικά είτε καθοδικά.
- Εξαρτάται επίσης αποκλειστικά από παλαιότερα δεδομένα και πιο συγκεκριμένα από την τυπική απόκλιση και την μέση επιστροφή των παλαιότερων μετρήσεων. Η GBM (Geometric Brownian Motion) υποθέτει ότι η τυπική απόκλιση είναι σταθερή με τον χρόνο. Στην πραγματικότητα όμως, η αλληλεπίδραση συχνά αλλάζει, ειδικά κατά τη διάρκεια περιόδων χρηματοοικονομικών κρίσεων. Αυτή η υπόθεση μπορεί να οδηγήσει σε ανακρίβειες κατά τη διάρκεια περιόδων υψηλής αλληλεπίδρασης.
- Η GBM υποθέτει συνεχείς κινήσεις τιμών και δεν λαμβάνει υπόψη απότομα άλματα ή αποκλίσεις στις τιμές μετοχών. Στην πραγματικότητα, γεγονότα όπως ανακοινώσεις ειδήσεων ή ξαφνικές οικονομικές μεταρρυθμίσεις μπορούν να οδηγήσουν σε ξαφνικές, μεγάλες αλλαγές που δεν καλύπτονται σε καμία περίπτωση από τη GBM.
- Παράγεται με την προϋπόθεση ενός κόσμου χωρίς ρίσκο.
- Μπορεί να οδηγήσει σε ανεπαρκείς προβλέψεις για τιμές μετοχών στο μακροπρόθεσμο μέλλον. Υπάρχει δηλαδή πεπερασμένη πιθανότητα ακραίων κινήσεων, συμπεριλαμβανομένων και αρνητικών, σε μεγάλα χρονικά διαστήματα.
- Τέλος έχει την ιδιότητα του Μάρκοφ, πράγμα που σημαίνει ότι οι μελλοντικές κινήσεις της διαδικασίας εξαρτώνται μόνο από την τρέχουσα κατάστασή της και όχι από την ιστορική της πορεία. Στις πραγματικές αγορές, οι παρελθοντικές κινήσεις και οι τάσεις συχνά επηρεάζουν τη μελλοντική συμπεριφορά, και η έλλειψη μνήμης στη GBM μπορεί να αποτελέσει περιορισμό.

Παρόλα αυτά τα μειονεκτήματα, η GBM παραμένει ένα δημοφιλές μοντέλο λόγω της απλότητάς του και της δυνατότητάς του να παρέχει ένα άπειρο σύνολο δυνατών διαδρομών. Στη δική μας περίπτωση τρέχοντας 100,000 προσομοιώσεις έχουμε ένα ικανό σύνολο διαδρομών ώστε να είμαστε σε θέση να εκτιμήσουμε με ασφάλεια ότι η τιμή του EU ETS Allowance (με όλους τους παραπάνω περιορισμούς λαμβανομένους υπόψιν) θα ανέβει σε βάθος χρόνου. Ωστόσο, πιο περίπλοκα μοντέλα, όπως το μοντέλο ARIMA και

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
ΓΕΡΟΝΙΚΟΛΟΣ ΠΑΝΤΑΖΗΣ

τα μοντέλα με χρήση νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιούνται συχνά για να αντιμετωπίσουν ορισμένους από τους περιορισμούς του GBM και να παρέχουν πιο ακριβείς αναπαραστάσεις της δυναμικής των χρηματοοικονομικών αγορών.

5.2.1. Εφαρμογή του μοντέλου ARIMA για την πρόβλεψη των EU ETS Allowances

Μετά τη παρουσίαση του θεωρητικού πλαισίου του μοντέλου ARIMA και της διαδικασίας κατασκευής του στο κεφάλαιο 3.2, προχωράμε στο πρακτικό πλαίσιο, εστιάζοντας στην υλοποίηση του μοντέλου με τη χρήση της γλώσσας προγραμματισμού Python. Στις επόμενες σελίδες, επικεντρωνόμαστε στη συγκεκριμένη υλοποίηση, ξεκινώντας από την εισαγωγή των απαραίτητων βιβλιοθηκών και την προετοιμασία των δεδομένων χρονοσειράς. Εξετάζουμε την εκτέλεση του μοντέλου ARIMA, αναλύοντας τις παραμέτρους AR, I, και MA και προσαρμόζοντας το παράθυρο χρονοσειράς για την καλύτερη προσαρμογή στα δεδομένα. Με αυτήν την προσέγγιση, στοχεύουμε στην παρουσίαση μιας ολοκληρωμένης μεθοδολογίας για την εφαρμογή του μοντέλου ARIMA, ενδυναμώνοντας έτσι την κατανόηση της συνολικής διαδικασίας. Ο κώδικας, ο οποίος ακολουθεί, θα παρέχει και την αυτόματη δημιουργία του μοντέλου μέσα από βιβλιοθήκες της Python αλλά και την «χειροκίνητη» της διαδικασία. Το κάθε κελί του κώδικα θα εξηγηθεί ξεχωριστά.

Το πρώτο βήμα, όπως προείπαμε, είναι η εισαγωγή όλων των κατάλληλων βιβλιοθηκών. Οι βιβλιοθήκες αυτές εισάγουν όλες τις απαραίτητες εντολές ούτως ώστε να μπορούν να χρησιμοποιηθούν μαθηματικοί τελεστές, να μπορούν να διαβαστούν γραφήματα, να διαβαστούν αρχεία excel και τέλος να δημιουργηθούν τα γραφήματα acf, pacf και η αυτόματη δημιουργία του ARIMA μοντέλου.

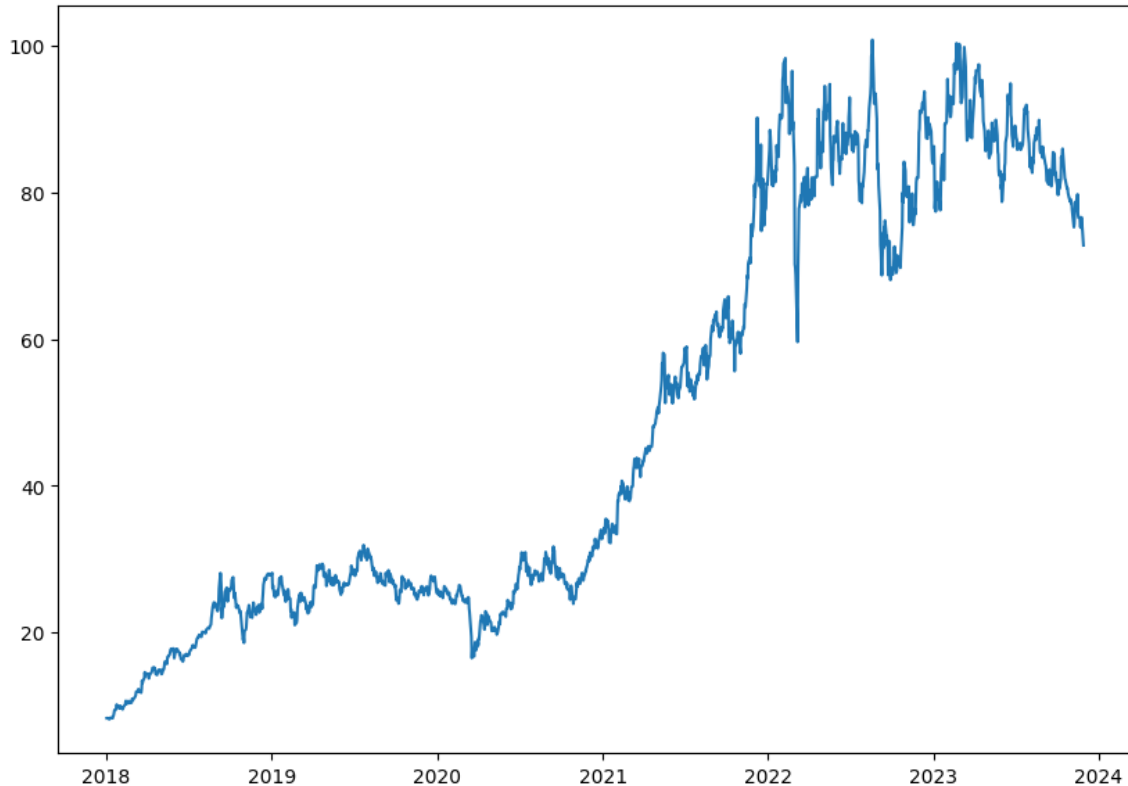
```
✓ [1] #import the necessary libraries
1s import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import openpyxl
%matplotlib inline
from pylab import rcParams
```

Εικόνα 37| 1/8 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ ARIMA

Έχοντας εισάγει τις βιβλιοθήκες ξεκινάμε την προετοιμασία των δεδομένων ώστε να γίνει η χρήση τους για το μοντέλο. Το κελί αυτό εισάγει το αρχείο excel με τα δεδομένα μας και τη γραφική τους παρουσίαση.

```
✓ [2] #import data and plot them
1s df=pd.read_excel('Train.xlsx')
df=df[['Date','Close']]
df.head()
df.describe()
df.set_index('Date',inplace=True)
rcParams['figure.figsize']=10,7
plt.plot(df)
df.shape
```

Εικόνα 38| 2/8 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ ARIMA



Εικόνα 39 | ΠΟΡΕΙΑ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΤΩΝ ΑΔΕΙΩΝ

Από την γραφική παράσταση των δικαιωμάτων ρύπων το πρώτο πράγμα το οποίο παρατηρούμε είναι ότι η χρονοσειρά μας δεν είναι στάσιμη. Όπως εξηγήσαμε, η στασιμότητα θα επιτευχθεί με την διαφορίση. Προτού όμως προβούμε σε κάτι τέτοιο, θα χωρίσουμε την χρονοσειρά μας στο κομμάτι της «προπόνησης» (train) και στο κομμάτι του test. Με το κομμάτι του training θα «εκπαιδεύσουμε» το μοντέλο μας, φτιάχνοντας ουσιαστικά την εξίσωση της μορφής :

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t-i} + \sum_{i=1}^p \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t$$

Έχοντας την εξίσωση αυτή θα τεστάρουμε κατά πόσο οι προβλέψεις μας ανταποκρίνονται στην πραγματικότητα.

Τα κελιά, τα οποία ακολουθούν, χωρίζουν την χρονοσειρά σε train και test, φτιάχνουν τις γραφικές παραστάσεις acf και pacf του train μέρους και εκτελούν το ADF test για να εντοπίσουμε κατά πόσο η χρονοσειρά είναι στάσιμη.

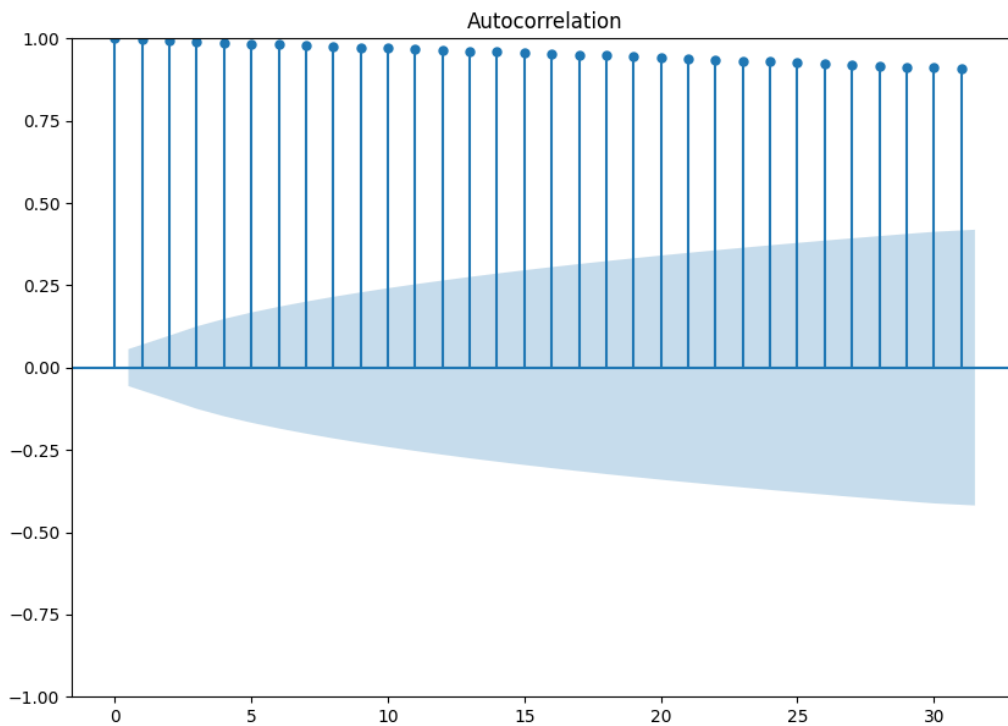

```
✓ [4] #i split the time series
0s msk = int(len(df) * 0.8)
df_train=df[:msk]
df_test=df[msk:]

✓ [5] #ACF AND PACF PLOT
1s from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf, plot_pacf
acf_train=plot_acf(df_train)
pacf_train=plot_pacf(df_train)
df_test

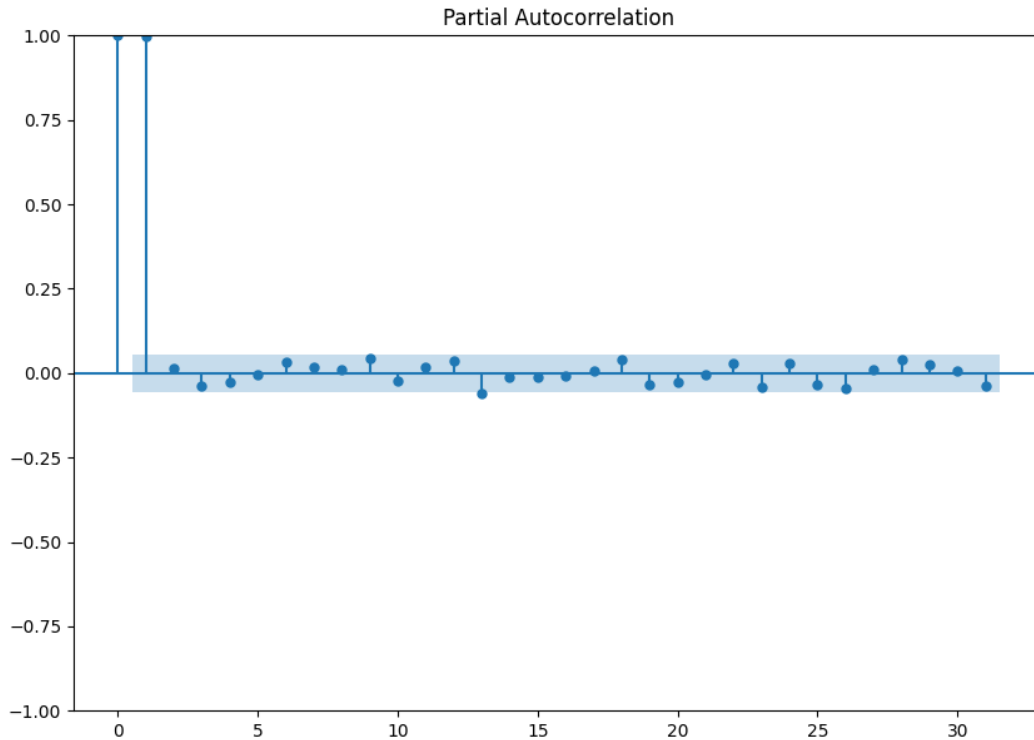
✓ [20] #we test to see if it is stationary
0s from statsmodels.tsa.stattools import adfuller
adf_test=adfuller(df_train)
print(f'p-value:{adf_test[1]}')

p-value:0.8691666504182753
```

Εικόνα 40| 3/8 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ ARIMA



Εικόνα 41| ΑΡΧΙΚΗ ΓΡΑΦΙΚΗ ΠΑΡΑΣΤΑΣΗ AUTOCORRELATION

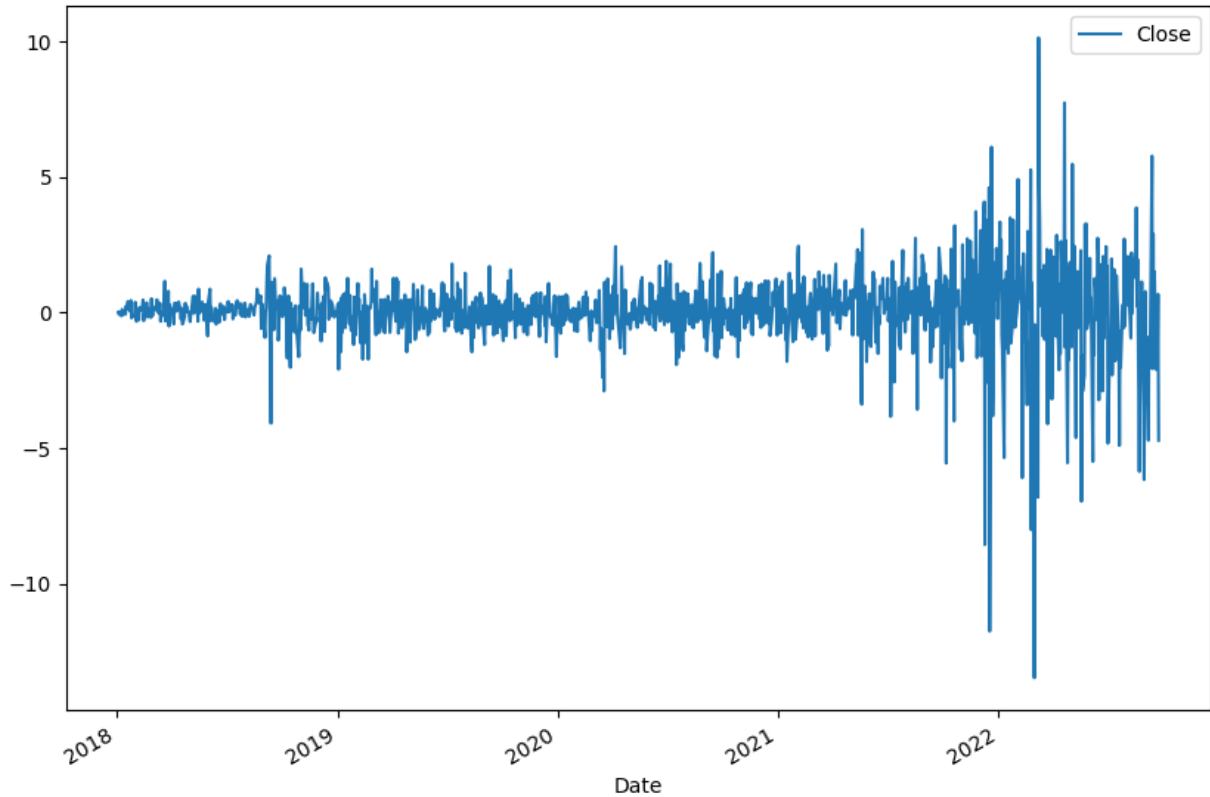


Εικόνα 42| ΑΡΧΙΚΗ ΓΡΑΦΙΚΗ ΠΑΡΑΣΤΑΣΗ PARTIAL AUTOCORRELATION

Από τα γραφήματα αυτά σιγουρευόμαστε πλέον ότι η χρονοσειρά μας δεν είναι στάσιμη. Επομένως αυτό το οποίο πρέπει να κάνουμε ώστε να χρησιμοποιήσουμε το ARIMA μοντέλο είναι να μετατρέψουμε την χρονοσειρά σε στάσιμη. Αυτό, όπως περιγράψαμε στην θεωρία, θα γίνει με την διαφόριση. Το επόμενο κελί, το οποίο ακολουθεί, πραγματοποιεί αυτήν την πρώτη παραγωγή και την παρουσίαση της καινούριας διαφορισμένης χρονοσειράς.

```
[6] #clearly our time series is not stationary
#now follows the transformation of the time series from non to stationary
#the transformation is th derivative
df_train_diff=df_train.diff().dropna()
df_train_diff.plot()
```

Εικόνα 43| 4/8 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ ARIMA



Εικόνα 44| ΓΡΑΦΙΚΗ ΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΠΡΩΤΗΣ ΠΑΡΑΓΩΓΟΥ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ

Από την γραφική παράσταση αυτή μπορούμε να συμπεράνουμε ότι η γραφική παράσταση είναι σαφώς βελτιωμένη. Οπτικώς μοιάζει με white noise αλλά όπως και πριν πρέπει να κάνουμε το ADF test και να παρουσιάσουμε το acf και το pacf διάγραμμα. Τα επόμενα δυο κελιά πραγματοποιούν την διαδικασία αυτή.

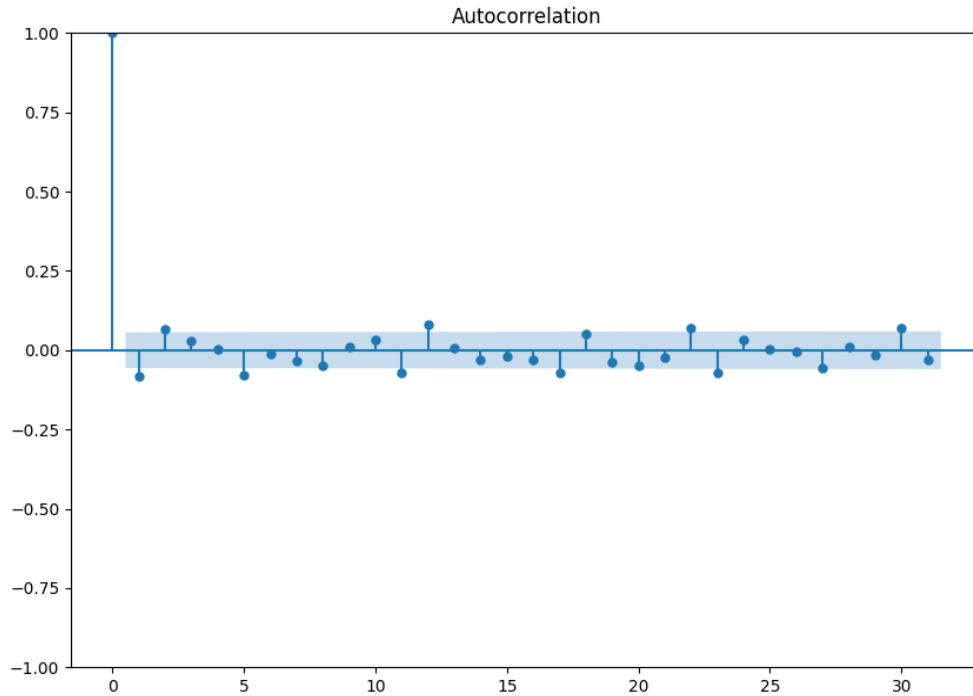
```
[7] #now the acf and pacf of the derivatives
    acf_train_diff=plot_acf(df_train_diff)
    pacf_train_diff=plot_pacf(df_train_diff)

[8] #we test to see if it is stationary
    from statsmodels.tsa.stattools import adfuller
    adf_test=adfuller(df_train_diff)
    print(f'p-value:{adf_test[1]}')

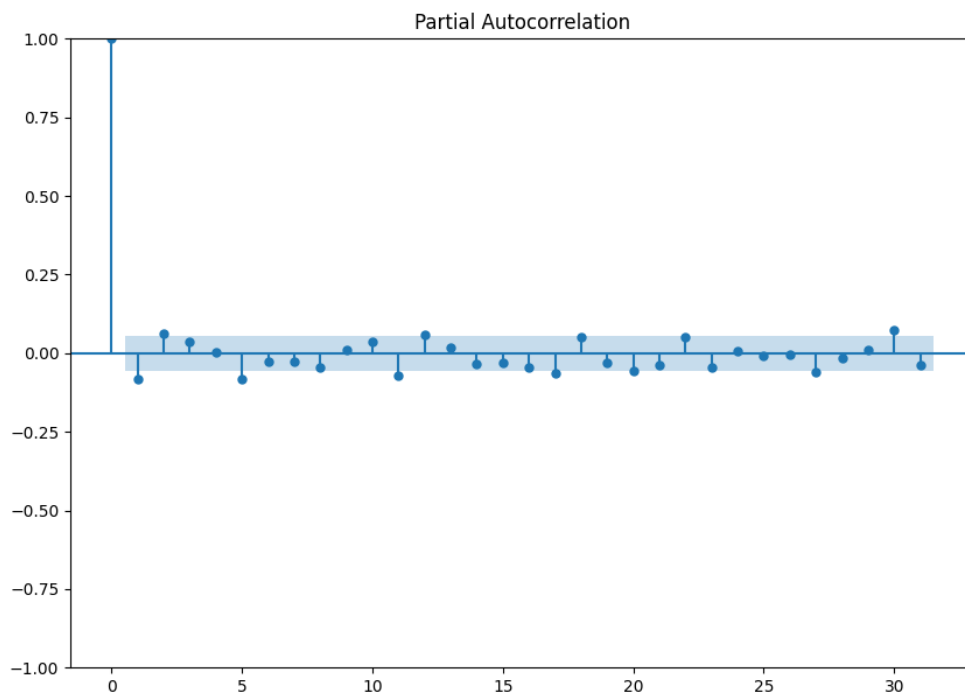
p-value:1.2144052517156963e-13
```

Εικόνα 45| 5/8 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ ARIMA

Η τιμή του p έχει πέσει πολύ σε σχέση με πριν, κάτι το οποίο δείχνει στασιμότητα της χρονοσειράς. Μένει τώρα να εξετάσουμε και τα καινούρια διαγράμματα acf και pacf.



Εικόνα 46| ΓΡΑΦΙΚΗ ΠΑΡΑΣΤΑΣΗ AUTOCORRELATION ΤΗΣ ΠΑΡΑΓΩΓΟΥ



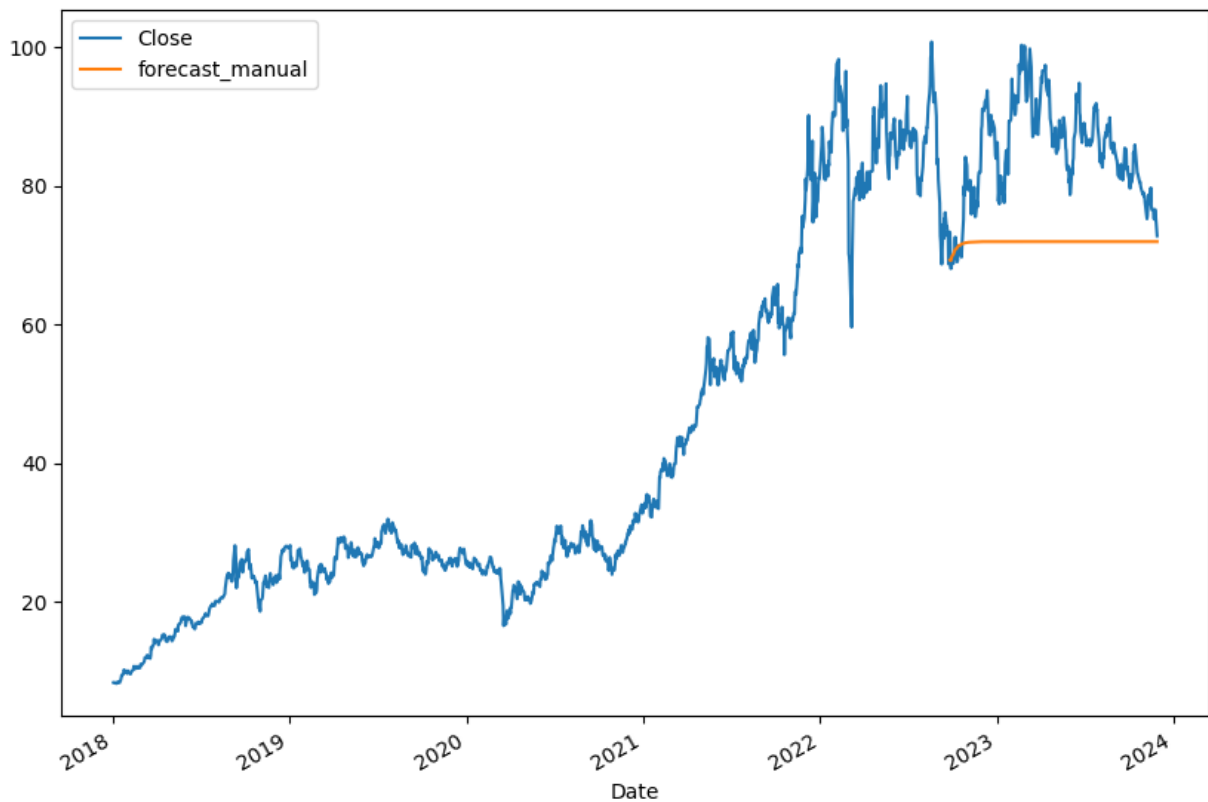
Εικόνα 47| ΓΡΑΦΙΚΗ ΠΑΡΑΣΤΑΣΗ PARTIAL AUTOCORRELATION ΤΗΣ ΠΑΡΑΓΩΓΟΥ

Από τα διαγράμματα αυτά μπορούμε τώρα να επιλέξουμε τις τάξεις του μοντέλου μας. Επιλέγουμε το μοντέλο $ARIMA(1,1,4)$ και στο κελί το οποίο ακολουθεί εισάγουμε τις τάξεις αυτές και το μοντέλο $ARIMA$ για το κομμάτι του testing.

```
[33] from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
      model=ARIMA(df_train, order=(1,1,4))
      model_fit=model.fit()
      print(model_fit.summary())

[35] forecast_test=model_fit.forecast(len(df_test))
      df['forecast_manual']=[None]*len(df_train)+list(forecast_test)
      df.plot()
```

Εικόνα 48 | 6/8 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ ARIMA



Εικόνα 49 | ΓΡΑΦΙΚΗ ΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΠΡΩΤΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ TRAIN

Όπως προείπαμε, εκτός από την manual αυτή πρόβλεψη θα ακολουθήσει τώρα η πρόβλεψη με τις αυτόματες βιβλιοθήκες της Python. Η διαδικασία αυτή ακολουθεί στα επόμενα κελιά.

```
[36] !pip install pmdarima
```

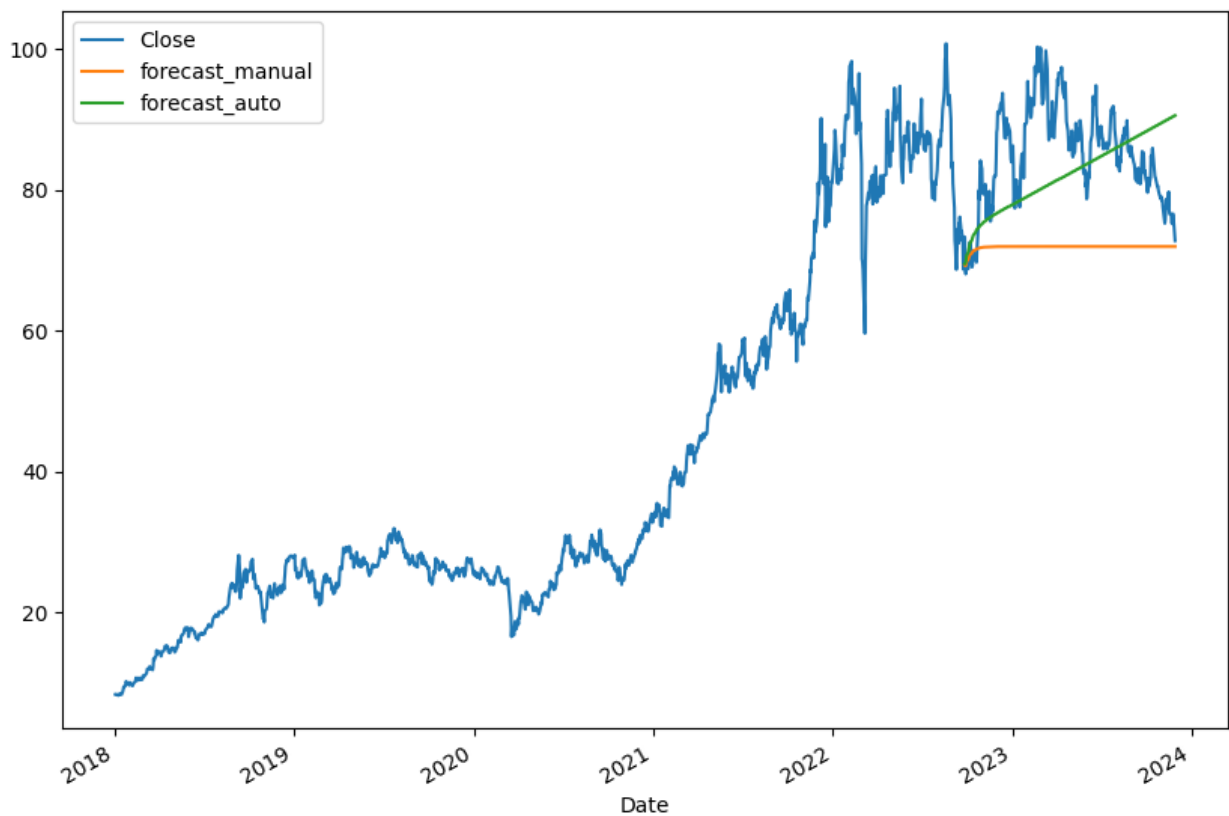
```
✓ 47s [37] import pmdarima as pm
auto_arima=pm.auto_arima(df_train,stepwise=False,seasonal=False)
auto_arima

ARIMA
ARIMA(1,1,4)(0,0,0)[0] intercept

✓ 1s [39] forecast_test_auto=auto_arima.predict(n_periods=len(df_test))
df['forecast_auto']=[None]*len(df_train)+list(forecast_test_auto)

df.plot()
```

Εικόνα 50| 7/8 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ ARIMA



Εικόνα 51| ΓΡΑΦΙΚΗ ΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΔΕΥΤΕΡΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ TRAIN

Βλέπουμε ότι σε σχέση με την αυτόματη διεξαγωγή του μοντέλου, το αυτόματο είναι πολύ βελτιωμένο. Στα επόμενα δυο κελιά εισάγουμε τέλος τον απαιτούμενο κώδικα για την πρόβλεψη τιμών πέρα από τα όρια του train και του test.

```
[41] # Assuming the last date in the original dataset is stored in last_date
last_date = df.index[-1]
forecast_horizon = 200 # Adjust the number of periods you want to forecast

# Create a new time index starting from the day after the last date
new_dates = pd.date_range(start=last_date, periods=forecast_horizon+1, freq='B')[1:]

# Extend the DataFrame with NaN values for the forecasted period
df_extended = pd.DataFrame(index=df.index.append(new_dates), columns=['Close'])

# Use the ARIMA model to forecast future values
forecast_future = model_fit.forecast(steps=forecast_horizon)

# Fill in the extended DataFrame with the forecasted values
df_extended['Close'] = np.concatenate([df['Close'].values, forecast_future])

# Plot the extended DataFrame
df_extended.plot()
plt.show()
```

```
[42] # Use pmdarima for automatic ARIMA model selection
auto_arima = pm.auto_arima(df_train, stepwise=False, seasonal=False)

# Forecast future values using the automatic ARIMA model
forecast_future_auto = auto_arima.predict(n_periods=forecast_horizon)

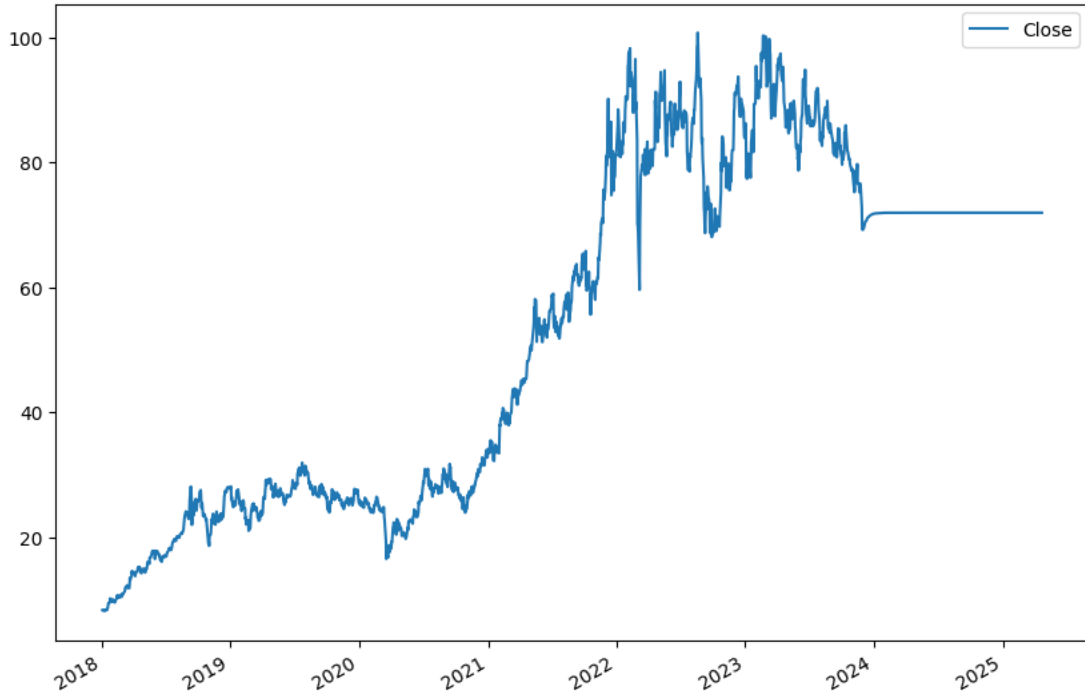
# Create a new DataFrame with the correct index
new_dates_auto = pd.date_range(start=df.index[-1], periods=forecast_horizon+1, freq='B')[1:]
df_extended_auto = pd.DataFrame(index=df.index.append(new_dates_auto), columns=['Close'])

# Fill in the original data and forecasted values
df_extended_auto['Close'] = np.concatenate([df['Close'].values, forecast_future_auto])

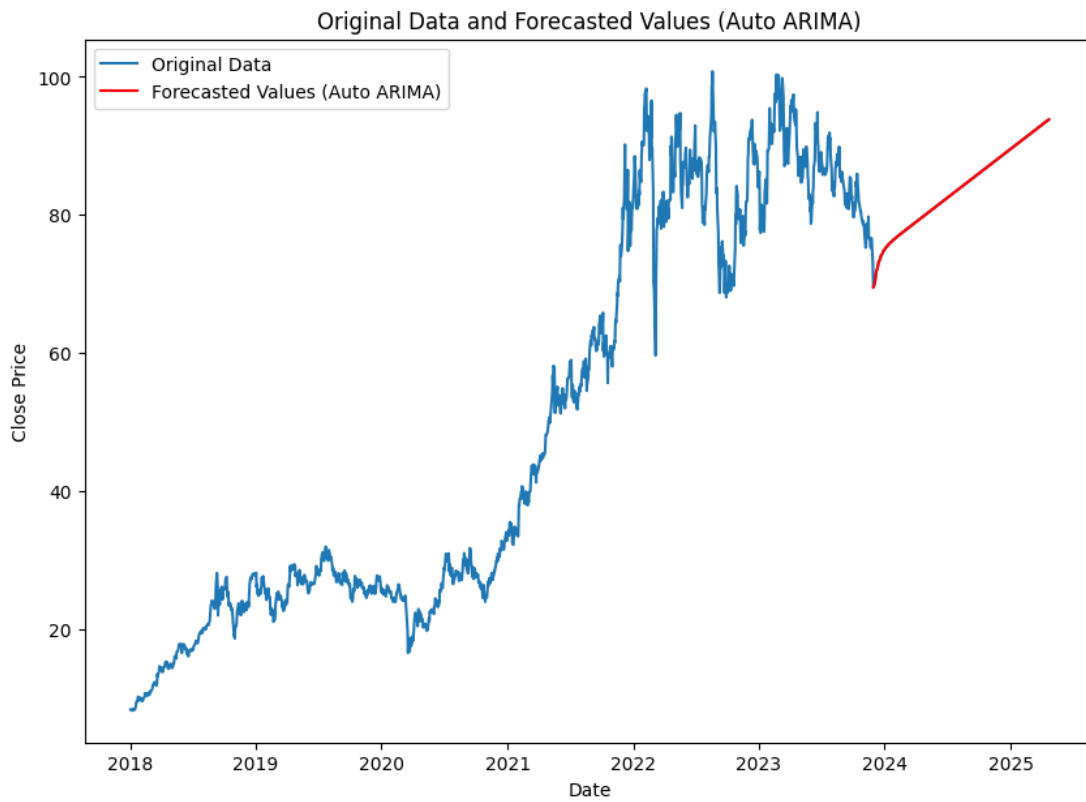
# Plot the original data and forecasted values (automatic ARIMA) on the same graph
plt.plot(df_extended_auto['Close'], label='Original Data')
plt.plot(df_extended_auto['Close'].iloc[len(df):], label='Forecasted Values (Auto ARIMA)', color='red')
plt.legend()
plt.title('Original Data and Forecasted Values (Auto ARIMA)')
plt.xlabel('Date')
plt.ylabel('Close Price')
plt.show()
```

Εικόνα 52| 8/8 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ ARIMA

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
ΓΕΡΟΝΙΚΟΛΟΣ ΠΑΝΤΑΖΗΣ



Εικόνα 53 | ΓΡΑΦΙΚΗ ΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΠΡΩΤΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ



Εικόνα 54 | ΓΡΑΦΙΚΗ ΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΤΕΛΙΚΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

5.2.2. Σχόλια και Παρατηρήσεις για το ARIMA Model

Το δημιουργηθέν μοντέλο ARIMA είναι προγραμματισμένο να προβλέπει σε βάθος ενός χρόνου. Αμέσως ωστόσο μπορούμε να παρατηρήσουμε ορισμένα προβλήματα. Αρχικά, ήδη από τα γραφήματα της παραγωγού μπορούμε να δούμε ότι το EU ETS Allowance παρουσιάζει μειωμένη εποχικότητα ,ελάχιστα εμφανή μοτίβα ενώ όσες διαφορίσεις και αν πραγματοποιήσουμε η χρονοσειρά δεν γίνεται στάσιμη. Αυτό αποτελεί πρόβλημα για το ARIMA, το οποίο βασίζεται αρκετά στις υποθέσεις εποχικότητας και έχει σαν απαραίτητη προϋπόθεση την ύπαρξη στασιμότητας (την οποία δεν έχουμε). Για αυτόν τον λόγο το μοντέλο θα απορριφθεί αλλά θα σχολιάσουμε τα αποτελέσματα του. Παρόλη την έλλειψη αυτή, και επειδή το μοντέλο αυτό είναι ικανό να κάνει προβλέψεις μόνο για ένα περιορισμένο μελλοντικό χρονικό διάστημα, παρατηρούμε ότι η πρόβλεψη τόσο του manual όσο και του automated ARIMA μοντέλου παρουσιάζει ικανά αποτελέσματα μόνο για τον πρώτο μήνα της πρόβλεψης. Σε όλες τις προβλέψεις παρατηρούμε ότι μετά τον πρώτο μήνα η πρόβλεψη γίνεται σε κάθε περίπτωση γραμμική.

Όπως περιγράψαμε και παραπάνω, ξεκινήσαμε πρώτα κατασκευάζοντας το μοντέλο και χρησιμοποιώντας το για «ρύθμιση» στο κομμάτι του train. Ήδη από το train γίνεται σαφές ότι η πρόβλεψη με την χρήση των αυτομάτων βιβλιοθηκών της Python είναι σαφώς ακριβέστερη από την χειροκίνητη αλλά και πάλι έχει περιορισμούς. Το μοντέλο είναι γραμμικό και δείχνει μόνο την γενική άνοδο της τιμής χωρίς όμως να παρουσιάζει τις διάφορες διακυμάνσεις. Μη γραμμική σχέση βλέπουμε μόνο στο πρώτο διάστημα του ενός μήνα, όπου βλέπουμε ένα σχήμα σαν τόξο κύκλου.

Η τελική πρόβλεψη την οποία πραγματοποιεί το μοντέλο, όπως βλέπουμε από το διάγραμμα 54 , είναι μια σχέση γενικής ανόδου φτάνοντας κοντά στα μέγιστα του προηγούμενου έτους.

Ενώ το μοντέλο ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) είναι ένα ευρέως χρησιμοποιούμενο μοντέλο πρόβλεψης χρονοσειρών, έχει περιορισμούς και μπορεί να αντιμετωπίσει προκλήσεις κατά την πρόβλεψη των τιμών των μετοχών οι οποίες δεν είναι στάσιμες. Για αυτό το λόγο πραγματοποιείται η διαφόριση. Στην περίπτωση μας λόγω μειωμένης εποχικότητας και λόγω απλότητας των γραφημάτων απορρίπτουμε την μέθοδο. Μερικά από τα μειονεκτήματα αυτά είναι τα εξής:

- **Υπόθεση της Στασιμότητας:** Τα μοντέλα ARIMA υποθέτουν ότι τα δεδομένα της χρονοσειράς είναι στάσιμα, πράγμα που σημαίνει ότι οι στατιστικές τους ιδιότητες, όπως η μέση τιμή και η διακύμανση, δεν αλλάζουν με τον χρόνο. Οι τιμές των μετοχών συχνά εμφανίζουν μη σταθερή συμπεριφορά και πολύ μεγάλη τυπική απόκλιση, η οποία μπορεί να απαιτεί επιπλέον επεξεργασία, όπως η διαφόριση, για να επιτευχθεί η απαραίτητη για το μοντέλο στασιμότητα. Αυτή η υπόθεση μπορεί να είναι περιοριστική όταν ασχολούμαστε με χρηματοοικονομικά δεδομένα που τείνουν να είναι ασταθή και υπόκεινται σε απότομες αλλαγές.

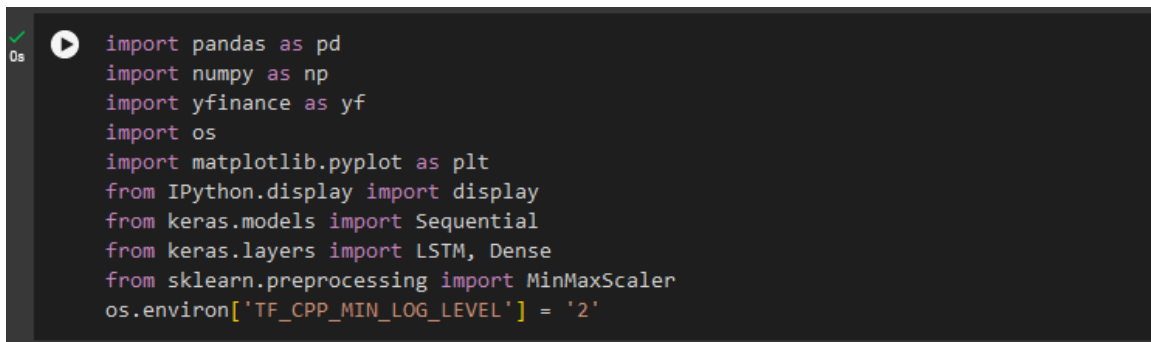
- **Αδυναμία Καταγραφής Μη Γραμμικών Μοτίβων:** Τα μοντέλα ARIMA είναι γραμμικά και μπορεί να δυσκολεύονται να καταγράψουν πολύπλοκες μη-γραμμικές σχέσεις στις τιμές των μετοχών. Οι χρηματοοικονομικές αγορές επηρεάζονται από διάφορους παράγοντες, και η γραμμική δομή του ARIMA μπορεί να μην αντικατοπτρίζει επαρκώς αυτές τις περίπλοκες αλληλεπιδράσεις.
- **Ευαισθησία στα σημεία Outliers:** Τα μοντέλα ARIMA είναι ευαίσθητα στα outliers σημεία των δεδομένων. Στις χρηματοοικονομικές αγορές, τα ακραία γεγονότα δεν είναι σπάνια, και αυτά μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά την απόδοση του μοντέλου. Τα ακραία σημεία μπορεί να οδηγήσουν σε ανακρίβειες στις εκτιμήσεις των παραμέτρων και να επηρεάσουν την ικανότητα του μοντέλου να προβλέπει αξιόπιστα.
- **Περιορισμένο Ορίζοντα Πρόβλεψης:** Τα μοντέλα ARIMA σχεδιάζονται κυρίως για προβλέψεις σε σύντομο χρονικό ορίζοντα και μπορεί να μην αποδίδουν καλά όταν προσπαθούμε να προβλέψουμε τιμές μετοχών σε μακροπρόθεσμους ορίζοντες. Η ακρίβεια στην πρόβλεψη τείνει να ελαττώνεται όσο μεγαλώνει ο χρονικός ορίζοντάς της.
- **Εξάρτηση από Ιστορικά Δεδομένα:** Όπως τα περισσότερα μαθηματικά μοντέλα έτσι και το ARIMA βασίζεται σημαντικά στις παλαιότερες παρατηρήσεις για να κάνει προβλέψεις. Ενώ τα ιστορικά δεδομένα είναι πολύτιμα, οι χρηματοοικονομικές αγορές μπορεί να επηρεαστούν από απρόβλεπτα γεγονότα ή ξαφνικές αλλαγές στην αγοραστική ψυχολογία, καθιστώντας δύσκολο το ARIMA να προσαρμοστεί γρήγορα σε νέες πληροφορίες.
- **Έλλειψη Εποχιακού Στοιχείου στις μετοχές:** Το ARIMA μπορεί να δυσκολευτεί να αντιληφθεί την εποχικότητα στις τιμές των μετοχών. Μοτίβα, που μπορεί να υπάρχουν στα χρηματοοικονομικά δεδομένα, δεν μοντελοποιούνται εύκολα στο παραδοσιακό ARIMA ενώ τις περισσότερες φορές δεν υπάρχουν. Αυτός ο περιορισμός μπορεί να οδηγήσει σε ανεπαρκείς προβλέψεις, ειδικά όταν αντιμετωπίζουμε δεδομένα που δεν εμφανίζουν επαναλαμβανόμενα πρότυπα σε συγκεκριμένα χρονικά διαστήματα.
- **Κίνδυνος Υπερεκτίμησης ή Υποεκτίμησης λόγω Επιλογής Παραμέτρων:** Η καθοριστική επιλογή παραμέτρων (π.χ., βαθμός διαφορίσης, αυτοπαλίνδρομοι και όρος κινούμενου μέσου όρου) για ένα μοντέλο ARIMA μπορεί να είναι προβληματική. Αν δεν γίνει προσεκτικά, υπάρχει κίνδυνος υπερεκτίμησης ή υποεκτίμησης του μοντέλου στα ιστορικά δεδομένα, με αποτέλεσμα κακή γενίκευση σε νέα δεδομένα.
- **Υπόθεση της Γραμμικότητας:** Το ARIMA υποθέτει μια γραμμική σχέση μεταξύ παρελθόντων και μελλοντικών τιμών. Στις χρηματοοικονομικές αγορές, όπου μπορούν να συμβούν μη-γραμμικότητες και ξαφνικές μετατοπίσεις, αυτή η υπόθεση ενδέχεται να μην ισχύει, περιορίζοντας την αποτελεσματικότητα του μοντέλου.

Εν κατακλείδι, ενώ τα μοντέλα ARIMA μπορούν να είναι χρήσιμα για την πρόβλεψη χρονοσειρών σε διάφορα πλαίσια, οι περιορισμοί τους τα καθιστούν λιγότερο κατάλληλα για ορισμένες πτυχές της πρόβλεψης των τιμών των μετοχών, ιδίως όταν αντιμετωπίζουν τις ενσωματωμένες πολυπλοκότητες και αβεβαιότητες των χρηματοοικονομικών αγορών. Οι αναλυτές συχνά εξετάζουν πιο προηγμένα μοντέλα και τεχνικές μηχανικής μάθησης για να αντιμετωπίσουν αυτές τις προκλήσεις.

5.3.1. Εφαρμογή του LSTM μοντέλου για πρόβλεψη του EU ETS Allowance

Σε συνέχεια του θεωρητικού πλαισίου και έχοντας περιγράψει αναλυτικά το μοντέλο LSTM στο κεφάλαιο 3.3 θα το κατασκευάσουμε με δυο τρόπους χρησιμοποιώντας την γλώσσα προγραμματισμού Python. Ο πρώτος τρόπος προβλέποντας την τιμή με βάση την ιστορικότητα της και ο δεύτερος τρόπος προβλέποντας με βάση την ιστορικότητα συγκεκριμένων αγαθών και δεικτών. Η Python έχει έτοιμη βιβλιοθήκη, τη βιβλιοθήκη Keras, με χρήση της οποίας μπορούμε να κατασκευάσουμε όπως θέλουμε το μοντέλο μας. Όπως και στα προηγούμενα δυο μοντέλα μας έτσι και σε αυτό, θα εισάγουμε αρχικά τις βιβλιοθήκες τις οποίες θα χρησιμοποιήσουμε, θα εισάγουμε τα δεδομένα και θα τα προετοιμάσουμε. Εν συνεχεία θα εκπαιδεύσουμε το μοντέλο μας και εκπαιδευμένο θα το χρησιμοποιήσουμε σε ένα μέρος των δεδομένων μας για να δούμε πόσο ακριβές είναι. Τέλος όντας σίγουροι ότι το μοντέλο είναι σωστά εκπαιδευμένο θα το χρησιμοποιήσουμε για την καινούρια πρόβλεψη δύο χρόνια μετά το τελικό δεδομένο μας. Ξεκινάμε τώρα την αναλυτική περιγραφή:

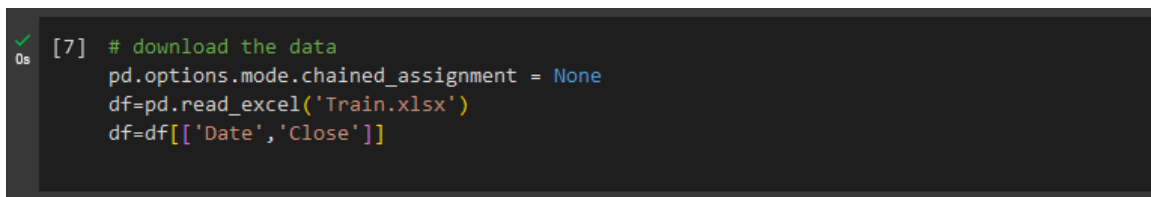
Αρχικά όπως εξηγήσαμε, εισάγουμε όλες τις απαιτούμενες βιβλιοθήκες για την χρήση μαθηματικών εργαλείων, γραφικών παραστάσεων, του μοντέλου LSTM κλπ.



```
import pandas as pd
import numpy as np
import yfinance as yf
import os
import matplotlib.pyplot as plt
from IPython.display import display
from keras.models import Sequential
from keras.layers import LSTM, Dense
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
os.environ['TF_CPP_MIN_LOG_LEVEL'] = '2'
```

Εικόνα 55| 1/7 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ LSTM

Έχοντας όλες τις βιβλιοθήκες εισάγουμε τώρα τα δεδομένα μας από το ίδιο αρχείο excel, το οποίο χρησιμοποιούμε σε κάθε μοντέλο.



```
[7] # download the data
pd.options.mode.chained_assignment = None
df=pd.read_excel('Train.xlsx')
df=df[['Date', 'Close']]
```

Εικόνα 56| 2/7 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ LSTM

Σειρά έχει το πιο σημαντικό βήμα, το οποίο είναι να αποφασίσουμε σε ποιο ποσοστό των δεδομένων μας θα εκπαιδεύσουμε το μοντέλο μας, σε ποιο ποσοστό θα το τεστάρουμε και εν συνεχεία να κάνουμε scale από το 0 έως το 1 τα δεδομένα μας για να μπορούν να

εισαχθούν στην βιβλιοθήκη Keras. Έχουμε παρατηρήσει ότι όσο πιο μεγάλο είναι το ποσοστό των δεδομένων, στο οποίο θα εκπαιδεύσουμε το μοντέλο μας, τόσο τελικά μεγαλύτερη ακρίβεια θα έχει. Έτσι λοιπόν επιλέγουμε να εκπαιδεύσουμε το μοντέλο μας σε όλα τα δεδομένα πλην των 200 τελευταίων και αυτά τα 200 να είναι τελικά τα δεδομένα τα οποία θα τα χρησιμοποιήσουμε ως «test» σε σχέση με τα προβλεπόμενα νούμερα από το μοντέλο.

```
✓ [8] # split the data
0s train_data = df[['Close']].iloc[: - 200, :]
    valid_data = df[['Close']].iloc[- 200:, :]

    # scale the data
    scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
    scaler.fit(train_data)

    train_data = scaler.transform(train_data)
    valid_data = scaler.transform(valid_data)
```

Εικόνα 57| 3/7 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ LSTM

Η προετοιμασία των δεδομένων ακόμα δεν έχει ολοκληρωθεί αφού η βιβλιοθήκη Keras χρειάζεται μια πολύ συγκεκριμένη μορφή για να τρέξει. Τα χωρισμένα τώρα σε train και validation δεδομένα τα χωρίζουμε σε x και y άξονες και τους αλλάζουμε το σχήμα στο απαιτούμενο από την βιβλιοθήκη.

```
✓ [9] # extract the training sequences
0s x_train, y_train = [], []

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

    x_train = np.array(x_train)
    y_train = np.array(y_train)

✓ [10] # extract the validation sequences
0s x_valid = []

    for i in range(60, valid_data.shape[0]):
        x_valid.append(valid_data[i - 60: i, 0])

    x_valid = np.array(x_valid)

    # reshape the sequences
    x_train = x_train.reshape(x_train.shape[0],
                              x_train.shape[1], 1)
    x_valid = x_valid.reshape(x_valid.shape[0],
                              x_valid.shape[1], 1)
```

Εικόνα 58| 4/7 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ LSTM

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ ΓΕΡΟΝΙΚΟΛΟΣ ΠΑΝΤΑΖΗΣ

Το τελευταίο κομμάτι είναι η εισχώρηση των δεδομένων του train στο input της βιβλιοθήκης Keras. Με την εισχώρηση αυτή εκπαιδεύουμε το μοντέλο στο κομμάτι του train και μπορούμε ύστερα να βάλουμε στο μοντέλο τα δεδομένα του validation. Με τα δεδομένα του validation δημιουργούμε έτσι τις προβλέψεις, τις οποίες τις χρησιμοποιούμε για να δούμε οπτικώς πόσο ακριβές είναι το μοντέλο το οποίο δημιουργήσαμε.

```
[11] # train the model
model = Sequential()
model.add(LSTM(units=50, return_sequences=True,
input_shape=x_train.shape[1:]))
model.add(LSTM(units=50))
model.add(Dense(1))

model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')
model.fit(x_train, y_train, epochs=100, batch_size=32, verbose=1)

# generate the model predictions
y_pred = model.predict(x_valid)
y_pred = scaler.inverse_transform(y_pred)
y_pred = y_pred.flatten()
```

Εικόνα 59| 5/7 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ LSTM

Έχοντας τώρα εκπαιδευμένο το μοντέλο, φτιάχνουμε το κατάλληλο γράφημα ώστε να δούμε πόσο ακριβές είναι.

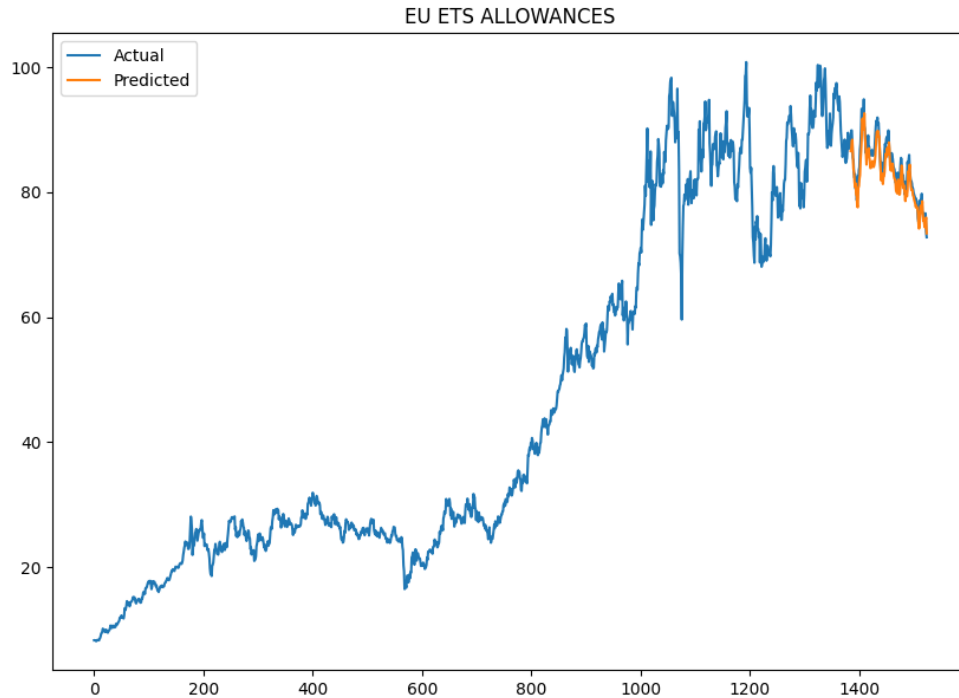
```
[12] # plot the model predictions
from pylab import rcParams
rcParams['figure.figsize']=10,7
df.rename(columns={'Close': 'Actual'}, inplace=True)
df['Predicted'] = np.nan
df['Predicted'].iloc[- y_pred.shape[0]:] = y_pred
df[['Actual', 'Predicted']].plot(title='EU ETS ALLOWANCES')

display(df)

plt.show()
```

Εικόνα 60| 6/7 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ LSTM

Το γράφημα που προκύπτει είναι το εξής:



Εικόνα 61 | ΓΡΑΦΙΚΗ ΠΑΡΑΣΤΑΣΗ TRAINING ΜΕΡΟΥΣ

Παρατηρούμε αμέσως και με μεγάλη ευκολία ότι το μοντέλο μας είναι πολύ ακριβές αφού οι προβλέψεις μας με εξαίρεση κάποια ακραία σημεία τοπικών μεγίστων ή ελαχίστων βρίσκεται πάνω στην πραγματική καμπύλη με μια μικρή χρονική καθυστέρηση, η οποία όμως είναι λογική για ένα μοντέλο το οποίο βασίζεται σε ιστορικά δεδομένα.

Το εκπαιδευμένο μοντέλο είναι έτοιμο τώρα να δεχτεί καινούρια δεδομένα και να πραγματοποιήσει προβλέψεις. Τα δεδομένα μας για την πρόβλεψη στηρίζονται και αυτά σε προηγούμενα δεδομένα. Συγκεκριμένα η είσοδος στο LSTM μοντέλο είναι ένας πίνακας διαστάσεων $M \times N$, όπου κάθε σειρά είναι η προηγούμενη μετατοπισμένη μια θέση δεξιά. Η μετατόπιση αυτή φαίνεται καλύτερα στον ακόλουθο πίνακα.

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
ΓΕΡΟΝΙΚΟΛΟΣ ΠΑΝΤΑΖΗΣ

Close(t-1)	Close(t-2)	Close(t-3)	Close(t-4)	Close(t-5)	Close(t-6)	Close(t-7)	Close(t-8)	Close(t-9)	Close(t-10)
8.29	8.35	8.30	8.37	8.28	8.16	8.28	8.27	8.33	8.31
8.54	8.29	8.35	8.30	8.37	8.28	8.16	8.28	8.27	8.33
8.67	8.54	8.29	8.35	8.30	8.37	8.28	8.16	8.28	8.27
8.98	8.67	8.54	8.29	8.35	8.30	8.37	8.28	8.16	8.28
9.40	8.98	8.67	8.54	8.29	8.35	8.30	8.37	8.28	8.16
...
75.37	76.61	76.55	77.01	79.74	78.63	77.48	78.70	77.38	75.70
75.19	75.37	76.61	76.55	77.01	79.74	78.63	77.48	78.70	77.38
76.59	75.19	75.37	76.61	76.55	77.01	79.74	78.63	77.48	78.70
76.60	76.59	75.19	75.37	76.61	76.55	77.01	79.74	78.63	77.48
73.63	76.60	76.59	75.19	75.37	76.61	76.55	77.01	79.74	78.63

Εικόνα 62 | ΠΙΝΑΚΑΣ ΕΙΣΟΔΟΥ ΣΤΟ LSTM MODEL

Το μόνο πρόβλημα είναι το πρώτο νούμερο κάθε γραμμής, το οποίο δεν μπορεί να μετατοπιστεί. Το σημείο αυτό σε κάθε γραμμή αντιστοιχεί στην πρόβλεψη της προηγούμενης γραμμής.

Ένας πίνακας αυτής της μορφής θα είναι η εισαγωγή μας για το μοντέλο LSTM. Η τελευταία γραμμή θα είναι η πρώτη εισαγωγή για την πρόβλεψη και από εκεί και πέρα σε κάθε βημα θα πρέπει να κατασκευάζουμε την γραμμή εισαγωγή, μετατοπίζοντας την προηγούμενη και παίρνοντας την πρόβλεψη της. Ο κώδικας για την πρόβλεψη δεν θα εξηγηθεί αναλυτικώς αφού ομοιάζει στον προηγούμενο κώδικα και έχει την εξής μορφή:

```
[1] import numpy as np
import pandas as pd
import yfinance as yf
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.layers import Dense, LSTM
from tensorflow.keras.models import Sequential
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
pd.options.mode.chained_assignment = None
tf.random.set_seed(0)
```

```
[2] # download the data
df=pd.read_excel('Train.xlsx')
df=df[['Date','Close']]

y = df['Close'].fillna(method='ffill')
y = y.values.reshape(-1, 1)

# scale the data
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
scaler = scaler.fit(y)
y = scaler.transform(y)
```



```
[3] # generate the input and output sequences
n_lookback = 60 # length of input sequences (lookback period)
n_forecast = 500 # length of output sequences (forecast period)

X = []
Y = []

for i in range(n_lookback, len(y) - n_forecast + 1):
    X.append(y[i - n_lookback: i])
    Y.append(y[i: i + n_forecast])

X = np.array(X)
Y = np.array(Y)

[4] # fit the model
model = Sequential()
model.add(LSTM(units=50, return_sequences=True, input_shape=(n_lookback, 1)))
model.add(LSTM(units=50))
model.add(Dense(n_forecast))

model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')
model.fit(X, Y, epochs=100, batch_size=32, verbose=0)

[5] # generate the forecasts
X_ = y[- n_lookback:] # last available input sequence
X_ = X_.reshape(1, n_lookback, 1)

Y_ = model.predict(X_).reshape(-1, 1)
Y_ = scaler.inverse_transform(Y_)

# organize the results in a data frame
df_past = df

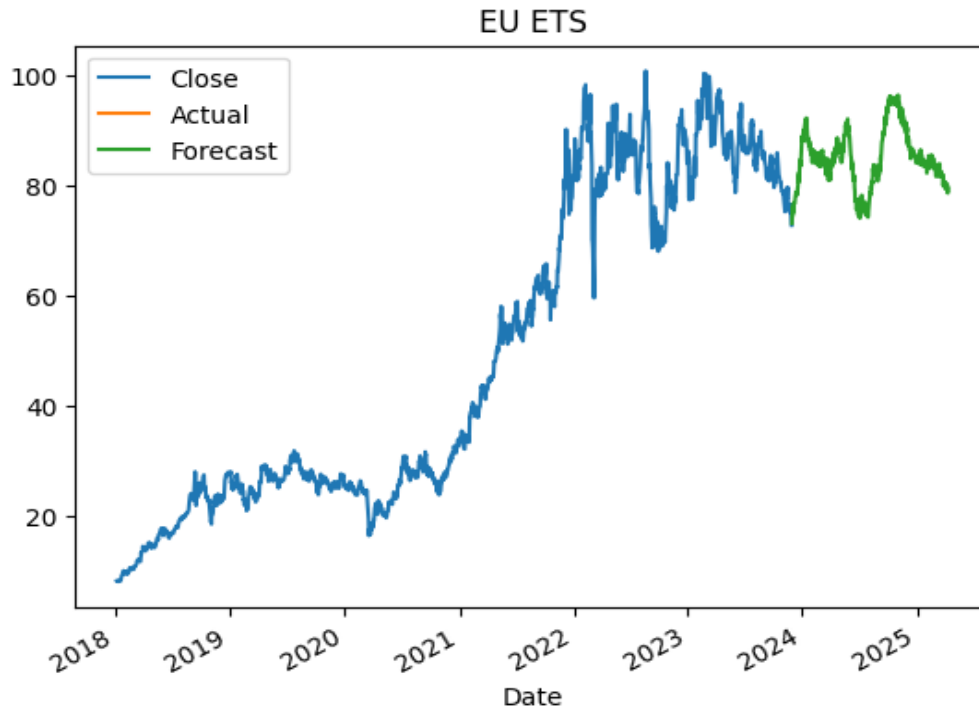
df_future = pd.DataFrame(columns=['Date', 'Actual', 'Forecast'])
df_future['Date'] = pd.date_range(start=df_past['Date'].iloc[-1] + pd.Timedelta(days=1), periods=n_forecast)
df_future['Forecast'] = Y_.flatten()
df_future['Actual'] = np.nan

results = df_past.append(df_future).set_index('Date')

# plot the results
results.plot(title='EU ETS')
```

Εικόνα 63| 7/7 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ LSTM

Ο κώδικας είναι κατασκευασμένος έτσι ώστε αφού εκπαιδευτεί για τα ιστορικά δεδομένα και ταυτοποιηθεί η ακρίβειά του, να προβλέπει από την σημερινή ημέρα έως δύο χρόνια μπροστά. Το γραφικό αποτέλεσμα είναι το εξής:



Εικόνα 64 | ΤΕΛΙΚΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ LSTM ΜΟΝΤΕΛΟΥ

5.3.2. Παραλλαγή του κώδικα για πρόβλεψη με βάση τις τιμές δεικτών και αγαθών

Όπως θα περιγράψει αναλυτικώς και στο κεφάλαιο 8.4 η τιμή του EU ETS Allowance μπορεί να περιγραφεί με βάση τις τιμές βασικών αγαθών και δεικτών. Ο κώδικας του υποκεφαλαίου 8.3.3 κατάφερε να προβλέψει την τιμή του με βάση τις παρελθοντικές αλλαγές στην τιμή. Αυτήν την φορά η πρόβλεψη θα γίνει με βάση τις τιμές των εξής αγαθών: ETFS Crude Oil Futures, Newcastle Coal Futures, Natural Gas Futures, STOXX 600, MSCI Europe Consumer, MSCI Europe Energy. Οι τιμές τους θα εισαχθούν στις διάφορες εισόδους του LSTM και θα παραχθεί μια τελική πρόβλεψη. Προκειμένου να πραγματοποιηθεί αυτό, ο κώδικας πρέπει να υποστεί κάποιες αλλαγές. Ακολουθεί η αναλυτική παρουσίαση του:

Αρχικά όπως πάντα εισάγουμε όλες τις απαραίτητες βιβλιοθήκες μαθηματικών και LSTM εργαλείων ενώ στην συνέχεια διαβάζουμε τα δεδομένα μας. Τα δεδομένα μας έχουν ήδη υποστεί επεξεργασία ώστε να αφαιρεθούν όλες οι μη κοινές ημερομηνίες.

```
[1] import pandas as pd
import numpy as np
import yfinance as yf
import os
import matplotlib.pyplot as plt
from IPython.display import display
from keras.models import Sequential
from keras.layers import LSTM, Dense, Dropout
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
import seaborn as sns
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
```

```
[2] df=pd.read_excel('MLSTM.xlsx')
df
```

	Date	EUA	OIL	GAS	STOXX 600	MSCI CONSUMER	MSCI ENERGY	COAL
0	2018-01-02	8.31	8.60	3.056	388.35	439.42	145.19	102.65
1	2018-01-03	8.33	8.75	3.008	390.22	438.34	146.73	103.80
2	2018-01-04	8.27	8.83	2.880	393.68	440.44	148.62	104.95
3	2018-01-05	8.28	8.74	2.795	397.35	443.70	149.35	105.30
4	2018-01-08	8.16	8.76	2.835	398.41	441.91	149.95	106.75
...
1500	2023-11-22	75.19	9.38	2.897	457.24	501.82	159.60	122.15
1501	2023-11-23	76.59	9.52	2.930	458.47	503.22	162.04	122.15
1502	2023-11-24	76.60	9.64	2.855	459.98	506.59	163.22	122.00
1503	2023-11-27	73.63	9.45	2.794	458.41	505.51	162.23	127.50
1504	2023-11-28	72.78	9.64	2.706	457.00	505.25	162.88	127.45

1505 rows x 8 columns

Εικόνα 65 | 1/7 ΜΕΡΟΣ ΠΑΡΑΛΛΑΓΗΣ ΚΩΔΙΚΑ LSTM

Τα δεδομένα μας πρέπει τώρα να δεχθούν κάποιες μετατροπές. Αρχικά, όπως και πριν ορίζουμε το train κομμάτι τους ενώ τα μετατρέπουμε στην απαιτούμενη για την βιβλιοθήκη μορφή.

```
[3] train_dates=pd.to_datetime(df['Date'])
#train_dates

[4] cols=list(df)[1:8]
cols

['EUA', 'OIL', 'GAS', 'STOXX 600', 'MSCI CONSUMER', 'MSCI ENERGY', 'COAL']

[5] df_for_training=df[cols].astype(float)
df_for_plot=df_for_training.tail(1510)
df_for_plot.plot.line()
```

Εικόνα 66 | 2/7 ΜΕΡΟΣ ΠΑΡΑΛΛΑΓΗΣ ΚΩΔΙΚΑ LSTM

Η επόμενη μετατροπή είναι να γίνουν scale ώστε να μπορεί να τρέξει ο κώδικας αλλά και ο ορισμός των ημερών στο παρελθόν, στις οποίες θα κοιτάει ο κώδικας ώστε να εκπαιδευτεί.

```
[6] scaler=StandardScaler()
    scaler=scaler.fit(df_for_training)
    df_for_training_scaled=scaler.transform(df_for_training)

[7] trainX=[]
    trainY=[]

[8] n_future=1
    n_past=14

[9] for i in range(n_past, len(df_for_training_scaled)-n_future+1):
    trainX.append(df_for_training_scaled[i-n_past:i,0:df_for_training.shape[1]])
    trainY.append(df_for_training_scaled[i+n_future-1:i+n_future,0])
```

Εικόνα 67| 3/7 ΜΕΡΟΣ ΠΑΡΑΛΛΑΓΗΣ ΚΩΔΙΚΑ LSTM

Πλέον μπορώ να εισάγω το μοντέλο μας από τις αυτόματες βιβλιοθήκες, εφόσον πρώτα μετατρέψω τους πίνακες σε numpy μορφή.

```
[10] trainX,trainY=np.array(trainX),np.array(trainY)

[11] print('trainX shape=={}'.format(trainX.shape))
    print('trainY shape=={}'.format(trainY.shape))

    trainX shape==(1491, 14, 7).
    trainY shape==(1491, 1).

[12] model=Sequential()
    model.add(LSTM(64,activation='relu',input_shape=(trainX.shape[1],trainX.shape[2]),return_sequences=True))
    model.add(LSTM(32,activation='relu',return_sequences=False))
    model.add(Dropout(0.2))
    model.add(Dense(trainY.shape[1]))

[13] model.compile(optimizer='adam',loss='mse')
    model.summary()
```

```
Model: "sequential"
-----
Layer (type)                Output Shape              Param #
-----
lstm (LSTM)                  (None, 14, 64)           18432
lstm_1 (LSTM)                (None, 32)               12416
dropout (Dropout)           (None, 32)                0
dense (Dense)                (None, 1)                 33
-----
Total params: 30881 (120.63 KB)
Trainable params: 30881 (120.63 KB)
Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)
-----
```

Εικόνα 68| 4/7 ΜΕΡΟΣ ΠΑΡΑΛΛΑΓΗΣ ΚΩΔΙΚΑ LSTM

Έχοντας πλέον έτοιμη την συνάρτηση του μοντέλου, την τρέχουμε για τα δικά μας δεδομένα.

```
✓ 1m [14] history=model.fit(trainX,trainY,epochs=100,batch_size=32,validation_split=0.1,verbose=1)
42/42 [=====] - 1s 18ms/step - loss: 0.0211 - val_loss: 0.0085
Epoch 58/100
42/42 [=====] - 1s 14ms/step - loss: 0.0194 - val_loss: 0.0105
Epoch 59/100
42/42 [=====] - 1s 16ms/step - loss: 0.0197 - val_loss: 0.0113
Epoch 60/100
42/42 [=====] - 1s 15ms/step - loss: 0.0219 - val_loss: 0.0073
Epoch 61/100
42/42 [=====] - 1s 15ms/step - loss: 0.0195 - val_loss: 0.0191
Epoch 62/100
42/42 [=====] - 1s 16ms/step - loss: 0.0196 - val_loss: 0.0135
Epoch 63/100
42/42 [=====] - 1s 15ms/step - loss: 0.0192 - val_loss: 0.0077
Epoch 64/100
42/42 [=====] - 1s 16ms/step - loss: 0.0188 - val_loss: 0.0070
Epoch 65/100
42/42 [=====] - 1s 15ms/step - loss: 0.0196 - val_loss: 0.0281
Epoch 66/100
42/42 [=====] - 1s 15ms/step - loss: 0.0193 - val_loss: 0.0128
Epoch 67/100
42/42 [=====] - 1s 15ms/step - loss: 0.0183 - val_loss: 0.0162
Epoch 68/100
42/42 [=====] - 1s 15ms/step - loss: 0.0177 - val_loss: 0.0200
Epoch 69/100
```

Εικόνα 69 | 5/7 ΜΕΡΟΣ ΠΑΡΑΛΛΑΓΗΣ ΚΩΔΙΚΑ LSTM

Το τελευταίο μέρος του κώδικα είναι η ίδια η πρόβλεψη. Ορίζουμε σαν ημέρες πρόβλεψης στο μέλλον τις 500 (δύο έτη). Επικαλούμαστε πάλι την συνάρτηση, αυτήν την φορά όμως ήδη εκπαιδευμένη.

```
✓ 0s [15] n_future=500
forecast_period_dates=pd.date_range(list(train_dates)[-1],periods=n_future,freq='1d').tolist()

✓ 0s [16] forecast=model.predict(trainX[-n_future:])
16/16 [=====] - 0s 5ms/step

✓ 0s [17] forecast_copies=np.repeat(forecast,df_for_training.shape[1],axis=-1)
y_pred_future=scaler.inverse_transform(forecast_copies)[:,:0]

✓ 0s [18] forecast_dates=[]
for time_i in forecast_period_dates:
forecast_dates.append(time_i.date())

✓ 0s [19] df_forecast=pd.DataFrame({'Date':np.array(forecast_dates),'EUA':y_pred_future})

✓ 0s [20] df_forecast['Date']=pd.to_datetime(df_forecast['Date'])

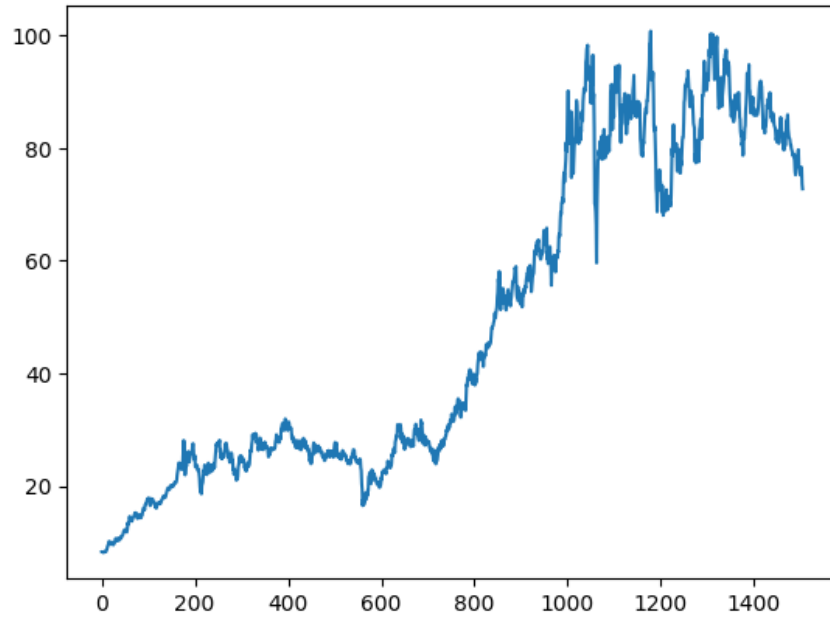
✓ 0s [21] original=df[['Date','EUA']]
original['Date']=pd.to_datetime(original['Date'])
```

Εικόνα 70 | 6/7 ΜΕΡΟΣ ΠΑΡΑΛΛΑΓΗΣ ΚΩΔΙΚΑ LSTM

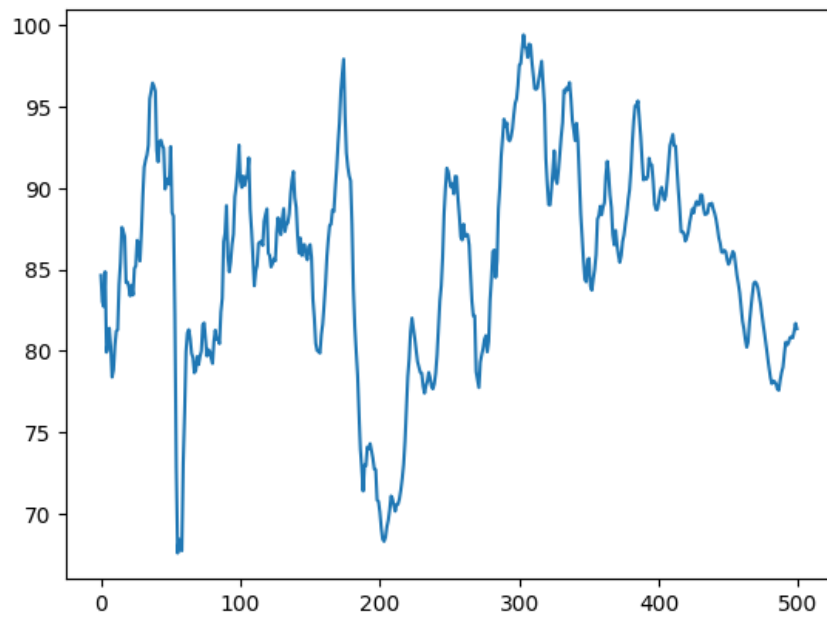
Με τα αποτελέσματα έτοιμα μπορούμε να παρουσιάσουμε τώρα σε μορφή γραφήματος τα αποτελέσματα μας.

```
0s [22] plt.plot(original['EUA'])  
plt.show()  
df_forecast['EUA'].plot
```

Εικόνα 71 | 7/7 ΜΕΡΟΣ ΠΑΡΑΛΛΑΓΗΣ ΚΩΔΙΚΑ LSTM



Εικόνα 72 | ΠΟΡΕΙΑ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΤΟΥ ΕΥ ETS ALLOWANCE ΕΩΣ ΣΗΜΕΡΑ



Εικόνα 73 | ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΓΙΑ ΔΥΟ ΧΡΟΝΙΑ ΜΕΣΩ ΤΗΣ ΠΑΡΑΛΛΑΓΗΣ ΤΟΥ LSTM MODEL

5.3.3. Σχόλια και Παρατηρήσεις για το LSTM Model

Σε σχέση με τα άλλα δυο μοντέλα τα οποία έχουμε ήδη δημιουργήσει παρατηρούμε ότι το μοντέλο αυτό είναι το μόνο το οποίο μπορεί να παρουσιάσει την μεγαλύτερη μεταβλητότητα και το οποίο ομοιάζει με την πραγματικότητα. Όπως και στα άλλα μοντέλα έτσι και σε αυτό, παρόλο που βλέπουμε μεγάλη διακύμανση της τιμής, στην τελική πρόβλεψη βλέπουμε μια ανοδική τάση κοντά στα επίπεδα της μέγιστης τιμής του 2022. Τόσο το LSTM μοντέλο στηριζόμενο στην ίδια την τιμή, όσο και αυτό στηριζόμενο στις τιμές άλλων αγαθών και δεικτών παρουσιάζουν όμοια κατάσταση. Το εύρος των τιμών, το οποίο μας δίνει το LSTM, είναι το 79-95 ευρώ ανά άδεια εκπομπής ενώ η παραλλαγή του το 67-100 ευρώ, κάτι το οποίο μπορεί να οδηγήσει με ασφάλεια κάποιον να αγοράσει στην παρούσα (19/02/2024) τιμή των 54 ευρώ περισσότερες άδειες και να τις μεταπουλήσει για κέρδος αργότερα.

Το μοντέλο αυτό μπορεί να μοιάζει με μια πραγματική κατάσταση ωστόσο καμία σχέση δεν έχει με αυτή. Είναι ένα καθαρά μαθηματικό μοντέλο το οποίο στηρίζεται μόνο σε ιστορικά δεδομένα της ίδιας της τιμής και των αγαθών/δεικτών. Από τα δεδομένα αυτά παρατηρεί κανείς σχέσεις μεταξύ των περασμένων και των παρούσων τιμών και παίρνει αντίστοιχους συντελεστές ώστε να προβλέπει τις μελλοντικές. Το μοντέλο αυτό ωστόσο μπορεί να επανεκπαιδευτεί όσες φορές επιθυμούμε, ανανεώνοντας έτσι όποτε θέλουμε τις ιστορικές τιμές τις οποίες θα χρησιμοποιήσει, βελτιώνοντας έτσι τις προβλέψεις μας.

Συγκριτικά με τα άλλα δυο μοντέλα είναι σε θέση να κατανοήσει περίπλοκες σχέσεις των ιστορικών δεδομένων, όντας έτσι πολύ πιο ακριβές. Ωστόσο, όπως κάθε μοντέλο έτσι και αυτό διαθέτει μειονεκτήματα, τα οποία πρέπει να ληφθούν υπόψιν όταν κάποιος θα το χρησιμοποιήσει σε μια πραγματική συνθήκη. Τα μειονεκτήματα αυτά είναι:

- Περιορισμένη ικανότητα να αντιληφθεί τη δυναμική της αγοράς: Οι τιμές των χρηματιστηριακών προϊόντων επηρεάζονται από διάφορους παράγοντες, συμπεριλαμβανομένων οικονομικών δεικτών και ειδήσεων. Τα μοντέλα LSTM μπορεί να αντιμετωπίζουν δυσκολίες στο να αντιληφθούν την πολύπλοκη και ταχέως μεταβαλλόμενη δυναμική της αγοράς, με αποτέλεσμα να προκύπτουν προβλήματα στην ακριβή πρόβλεψη των τιμών των διαφόρων προϊόντων.
- Ευαισθησία στις παραμέτρους: Τα μοντέλα LSTM απαιτούν προσεκτική ρύθμιση των παραμέτρων τους, όπως ο αριθμός των στρωμάτων, ο αριθμός των μονάδων μνήμης, ο ρυθμός μάθησης και ο ρυθμός απόκρισης. Η επιλογή κατάλληλων παραμέτρων μπορεί να είναι δύσκολη, και οι μη βέλτιστες επιλογές μπορεί να οδηγήσουν σε κακή απόδοση του μοντέλου. Η γλώσσα Python διαθέτει έτοιμα πακέτα, τα οποία με πολλές επαναλήψεις αναγνωρίζουν ποιες είναι οι καλύτερες τιμές των παραμέτρων και τις χρησιμοποιούν στην εκπαίδευση.
- Απουσία χρήσης εξωτερικών παραγόντων: Τα μοντέλα LSTM ενδέχεται να μην ενσωματώνουν αποτελεσματικά εξωτερικούς παράγοντες, όπως οικονομικούς δείκτες, πολιτικά γεγονότα και παγκόσμιες οικονομικές κρίσεις. Η αγνόηση αυτών των παραγόντων μπορεί να οδηγήσει σε ανεπαρκείς προβλέψεις, ειδικά κατά τη

- διάρκεια περιόδων σημαντικής αναταραχής. Ωστόσο ένα μεγάλο πλεονέκτημα τους έναντι των άλλων δυο μεθόδων που παρουσιάσαμε, είναι ότι μπορούν να επανεκπαιδευτούν πολύ εύκολα με ανανέωση των δεδομένων τους λαμβάνοντας έτσι εκ των υστέρων υπόψιν απότομες εξωτερικά προκαλούμενες μεταβολές.
- **Ανεπάρκεια της αγοράς:** Η υπόθεση της αποτελεσματικής αγοράς υποδηλώνει ότι οι τιμές των χρηματιστηριακών προϊόντων έχουν ήδη ενσωματώσει όλες τις διαθέσιμες πληροφορίες, καθιστώντας δύσκολο για οποιοδήποτε μοντέλο πρόβλεψης, συμπεριλαμβανομένων των LSTM, να ξεπεράσει συνεχώς την απόδοση της αγοράς.

Συμπερασματικά, παρόλα τα μειονεκτήματα της μεθόδου αυτή αποτελεί την πιο ακριβή και την πιο αποτελεσματική μέθοδο πρόβλεψης. Μπορεί συνεχώς να βελτιωθεί με επανεκπαίδευση του μοντέλου προσφέροντας τα πιο ρεαλιστικά αποτελέσματα. Ωστόσο όταν κάποιος θα χρησιμοποιήσει μια τέτοια καθαρά μαθηματική μέθοδο θα πρέπει να είναι επιφυλακτικός ως προς το αποτέλεσμα αφού και πάλι έχει πολλές απλουστεύσεις. Για να είναι κάποιος πιο ασφαλής ως προς τις προβλέψεις του θα πρέπει να λάβει υπόψιν και μοντέλα τα οποία βασίζονται στο μέλλον καθώς και εξωτερικούς παράγοντες. Η μέθοδος αυτή, την οποία θα παρουσιάσουμε εμείς ώστε να κλείσουμε τον κύκλο των προβλέψεων για τα EU ETS Allowances, είναι το multi regression, συνδυάζοντας έτσι την τιμή του EUA με τις τιμές του κάρβουνου, του πετρελαίου, διάφορων δεικτών, ώστε να δούμε πως μια μεταβολή στις μελλοντικές τιμές αυτών των αγαθών θα επηρεάσουν την τιμή των αδειών εκπομπής ρύπων. Με αλλά λόγια θα βρούμε τα price determinants του EUA και τους συντελεστές καθορισμού μέσω αυτών της τιμής του EUA.

5.4.1. Εφαρμογή του Multi Regression μοντέλου για πρόβλεψη του EU ETS Allowance

Μετά την παρουσίαση της μεθοδολογίας στο κεφάλαιο 3.4 το πρώτο βήμα για δημιουργία του μοντέλου μας είναι η λήψη όλων των απαραίτητων δεδομένων. Τα δεδομένα αυτά για κάθε προϊόν και δείκτη λήφθηκαν όπως είπαμε από την ιστοσελίδα www.investing.com με καθημερινό βήμα από το 2018 έως το τέλος του 2023. Έχοντας κατεβάσει όλα τα δεδομένα πρέπει να προετοιμαστούν για την εισαγωγή τους στον κώδικα της Python. Όλες οι μη κοινές ημερομηνίες με το EUA έχουν διαγραφεί και έχουν όλα εισαχθεί σε ένα κοινό αρχείο excel. Στην παρακάτω φωτογραφία φαίνονται οι πρώτες σειρές του συγκεκριμένου αρχείου excel.

Date	COAL	OIL	GAS	STOXX 600	MSCI CONSUMER	MSCI ENERGY	EUA
02/01/2018	102.65	8.6	3.056	388.35	439.42	145.19	8.31
03/01/2018	103.8	8.75	3.008	390.22	438.34	146.73	8.33
04/01/2018	104.95	8.83	2.88	393.68	440.44	148.62	8.27
05/01/2018	105.3	8.74	2.795	397.35	443.7	149.35	8.28
08/01/2018	106.75	8.76	2.835	398.41	441.91	149.95	8.16
09/01/2018	107	8.89	2.923	400.11	441.72	150.38	8.28
10/01/2018	106.55	9.03	2.906	398.6	438.36	150.69	8.37
11/01/2018	106.1	9.18	3.084	397.25	438.91	150.95	8.3
12/01/2018	105.85	9.06	3.2	398.49	441.45	151.63	8.35
15/01/2018	106.4	9.19	3.133	397.83	446.49	151.42	8.29
16/01/2018	106.45	9.1	3.129	398.35	444.99	149.87	8.54

Πίνακας 5 | ΠΡΩΤΕΣ ΣΕΙΡΕΣ ΑΡΧΕΙΟΥ EXCEL ΜΕ ΤΑ ΠΡΟΪΟΝΤΑ ΚΑΙ ΤΟΥΣ ΔΕΙΚΤΕΣ ΠΟΥ ΘΑ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΗΘΟΥΝ

Έχοντας τα δεδομένα μας έτοιμα, σειρά έχει η προετοιμασία του κώδικα και η περιγραφή του. Στον κώδικα της Python θα ετοιμαστεί η οπτική και η πρακτική παρουσίαση του μοντέλου μας, ενώ από το αρχείο Excel θα λάβουμε την ακρίβεια και τους συντελεστές του μοντέλου. Ξεκινάμε πρώτα με την περιγραφή του κώδικα αφού είναι και ο πιο περίπλοκος.

Όπως πάντα το πρώτο βήμα είναι η εισαγωγή των βιβλιοθηκών, οι οποίες θα χρησιμοποιηθούν παρακάτω και η εισαγωγή των αρχείων Excel.

```
[1] import numpy as np
import pandas as pd
import openpyxl
df=pd.read_excel('regression.xlsx')
df
```

Εικόνα 74 | 1/8 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ MULTI REGRESSION

Έχοντας το αρχείο Excel μέσα στον κώδικα κάνουμε μια πρώτη πρόβλεψη των συντελεστών του μοντέλου μας και εν συνεχεία αφαιρούμε από τον κώδικα το περιττό

δεδομένο της ημερομηνίας. Οι συντελεστές για πρώτη πρόβλεψη με μια έτοιμη εντολή της Python είναι λανθασμένοι.

```
✓ [2] df.corr()['EUA']  
0s  
  
<ipython-input-2-766385539103>:1: FutureWarning: The default value of  
df.corr()['EUA']  
COAL          0.725496  
OIL           0.339095  
GAS           0.540048  
STOXX 600    0.793776  
MSCI CONSUMER 0.710319  
MSCI ENERGY 0.246182  
EUA          1.000000  
Name: EUA, dtype: float64
```

```
✓ [3] from copy import deepcopy  
0s  
df = df.drop(['Date'], axis=1)  
  
df
```

Εικόνα 75 | 2/8 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ MULTI REGRESSION

Με τα δεδομένα όλα έτοιμα χρειάζεται η μετατροπή του πίνακα τους σε πίνακα numpy για να μπορεί να διαβαστεί από τις αυτόματες εντολές της Python. Στα επόμενα βήματα φαίνεται η διαδικασία αυτή όπως και η δημιουργία ενός ίδιου πίνακα train, ο οποίος θα χρησιμοποιηθεί για να εκπαιδευτεί το μοντέλο και να συγκριθεί σε σχέση με τις πραγματικές τιμές.

```
✓ [10] df_np = df.to_numpy()  
0s  
df_np.shape  
  
(1505, 7)  
  
✓ [11] #ALLAZO TO NOUMERO ANALOGA ME TO TI BGAZO EKSO  
0s  
X_train, y_train = df_np[:, :6], df_np[:, -1]  
X_train.shape, y_train.shape  
  
((1505, 6), (1505,))
```

Εικόνα 76 | 3/8 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ MULTI REGRESSION

Ο πίνακας X_train είναι τώρα έτοιμος για την εισαγωγή στον κώδικα. Αφού εισάγουμε τις αυτόματες βιβλιοθήκες για την γραμμική παλινδρόμηση εισάγουμε στον κώδικά μας τους πίνακες εκπαίδευσης, κατασκευάζοντας έτσι το μοντέλο, τους συντελεστές του και τις προβλέψεις μας. Βλέπουμε επίσης το μέσο σφάλμα του μοντέλου μας.

```
[13] from sklearn.linear_model import LinearRegression

sklearn_model = LinearRegression().fit(X_train, y_train)
sklearn_y_predictions = sklearn_model.predict(X_train)
sklearn_y_predictions

array([29.89638426, 30.09608797, 32.04207202, ..., 63.71476813,
       64.76303044, 64.29271946])

[14] from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error

mean_absolute_error(sklearn_y_predictions, y_train), mean_squared_error(sklearn_y_predictions, y_train)

(8.939608644434502, 121.43349043786213)
```

Εικόνα 77| 4/8 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ MULTI REGRESSION

Ακολουθεί τώρα η οπτική παρουσίαση των αποτελεσμάτων του κώδικα μας. Αυτό, το οποίο παρατηρούμε, είναι ότι στις πρώτες γραμμές του πίνακά μας το μοντέλο πέφτει αρκετά εκτός από την πραγματική τιμή. Αυτό συμβαίνει γιατί αφενός στις πρώτες γραμμές ο κώδικας ακόμα εκπαιδεύεται από τα υπάρχοντα δεδομένα, αφετέρου επειδή στις ημερομηνίες αυτές του 2018 δεν είχε ακόμα τελειοποιηθεί από την Ευρωπαϊκή Ένωση ο μηχανισμός προσφοράς των EUA με αποτέλεσμα η τιμή του μόλις να ανακάμπτει από τις σχεδόν μηδαμινές αξίες των προηγούμενων ετών. Προς το τέλος του πίνακα παρατηρούμε μια σαφώς βελτιωμένη εικόνα της ακρίβειας.

```
[15] predictions_df = pd.DataFrame({'COAL': df['COAL'],
                                'OIL': df['OIL'],
                                'GAS': df['GAS'],
                                'STOXX 600': df['STOXX 600'],
                                'MSCI CONSUMER': df['MSCI CONSUMER'],
                                'MSCI ENERGY': df['MSCI ENERGY'],
                                'EUA': df['EUA'],
                                'EUA Predictions': sklearn_y_predictions})

predictions_df
```

	COAL	OIL	GAS	STOXX 600	MSCI CONSUMER	MSCI ENERGY	EUA	EUA Predictions
0	102.65	8.60	3.056	388.35	439.42	145.19	8.31	29.896384
1	103.80	8.75	3.008	390.22	438.34	146.73	8.33	30.096088
2	104.95	8.83	2.880	393.68	440.44	148.62	8.27	32.042072
3	105.30	8.74	2.795	397.35	443.70	149.35	8.28	34.301202
4	106.75	8.76	2.835	398.41	441.91	149.95	8.16	34.171256
...
1500	122.15	9.38	2.897	457.24	501.82	159.60	75.19	61.464589
1501	122.15	9.52	2.930	458.47	503.22	162.04	76.59	62.378037
1502	122.00	9.64	2.855	459.98	506.59	163.22	76.60	63.714768
1503	127.50	9.45	2.794	458.41	505.51	162.23	73.63	64.763030
1504	127.45	9.64	2.706	457.00	505.25	162.88	72.78	64.292719

Εικόνα 78 | 5/8 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ MULTI REGRESSION

Το μοντέλο μας είναι έτοιμο πλέον αλλά θα κάνουμε μια επιπλέον βελτίωση του κώδικά μας για να γίνει πιο ακριβής. Και πάλι θα χρησιμοποιήσουμε έτοιμες βιβλιοθήκες της Python, ενώ τέλος θα παρουσιάσουμε το οπτικό μας αποτέλεσμα.

```

[64]
0s from numpy.linalg import inv

def get_best_model(X, y):
    """
    Returns the model with the parameters that minimize the MSE.

    X: np.array of Floats with shape (n, p-1) of inputs
    y: np.array of Floats with shape (n,) of observed outputs

    Returns: np.array of shape (p,) representing the model.
    """

    (n, p_minus_one) = X.shape
    p = p_minus_one + 1

    new_X = np.ones(shape=(n, p))
    new_X[:, 1:] = X

    return np.dot(np.dot(inv(np.dot(new_X.T, new_X)), new_X.T), y)

[65] best_model = get_best_model(X_train, y_train)
predictions_df['Best Predictions'] = get_predictions(best_model, X_train)
predictions_df

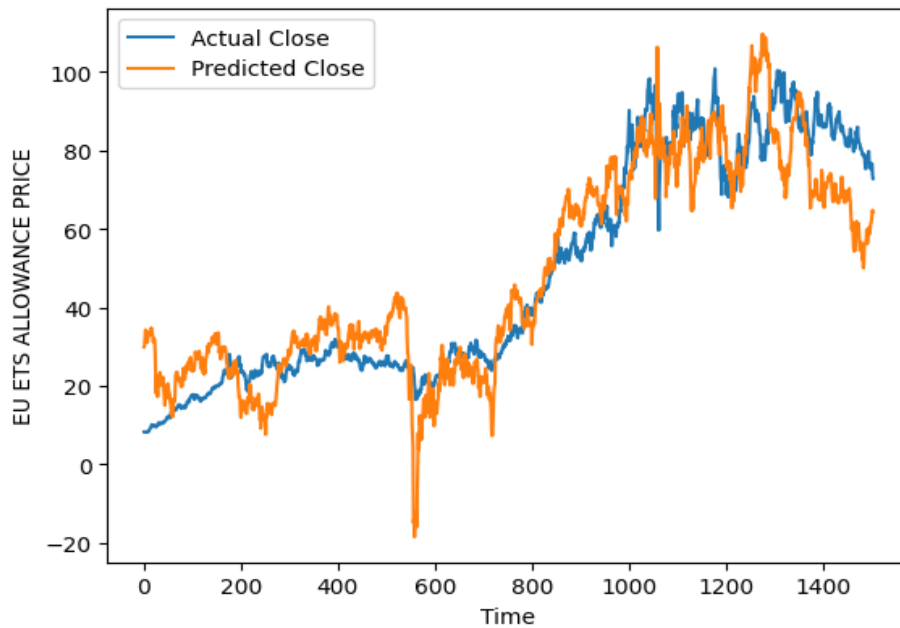
```

Εικόνα 79 | 6/8 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ MULTI REGRESSION

Το τελικό μοντέλο είναι βελτιωμένο και έτοιμο οπότε τώρα το μόνο που μένει είναι να το παρουσιάσουμε και οπτικά. Το αποτέλεσμα είναι το εξής:

```
[67] df_actual=df[['EUA']]
df_predictions=predictions_df['Best Predictions']
plt.plot(df_actual,label='Actual Close')
plt.plot(df_predictions,label='Predicted Close')
plt.xlabel('Time')
plt.ylabel('EU ETS ALLOWANCE PRICE')
plt.legend()
plt.show()
```

Εικόνα 80| 7/8 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ MULTI REGRESSION



Εικόνα 81| ΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΤΗΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ

Οι συντελεστές και η μαθηματική ακρίβεια R^2 του μοντέλου μας υπολογίστηκαν σε ξεχωριστό φύλλο excel. Τα αποτελέσματα είναι:

Regression Statistics	
Multiple R	0.92
R Square	0.85
Adjusted R Square	0.85
Standard Error	11.05
Observations	1505.00

Πίνακας 6| ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΑ ΜΕΓΕΘΗ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ

	<i>Coefficients</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t Stat</i>	<i>P-value</i>	<i>Lower 95%</i>	<i>Upper 95%</i>	<i>Lower 95.0%</i>	<i>Upper 95.0%</i>
Intercept	-173.43	4.65	-37.32	0.00	-182.55	-164.32	-182.55	-164.32
COAL	0.18	0.01	31.44	0.00	0.17	0.19	0.17	0.19
OIL	-4.09	0.41	-9.97	0.00	-4.89	-3.28	-4.89	-3.28
GAS	-2.61	0.36	-7.19	0.00	-3.33	-1.90	-3.33	-1.90
STOXX 600	0.08	0.03	3.12	0.00	0.03	0.13	0.03	0.13
MSCI CONSUMER	0.31	0.02	13.28	0.00	0.26	0.35	0.26	0.35
MSCI ENEGY	0.43	0.03	12.76	0.00	0.36	0.49	0.36	0.49

Πίνακας 7| ΣΥΝΤΕΛΕΣΤΕΣ ΜΟΝΤΕΛΟΥ MULTI REGRESSION

Η ακρίβεια του μοντέλου μας είναι στο 85% άρα περίπου το 85% των πραγματικών τιμών περιγράφεται από το μοντέλο μας με μια ικανοποιητική ακρίβεια εντός του σφάλματος.

Το τελικό στάδιο για να πραγματοποιήσουμε μια πρόβλεψη για τα έτη 2024 και 2025 είναι να βρούμε προβλέψεις για τους δείκτες και τα προϊόντα αυτά και να τα εισάγουμε στον κώδικα. Τις προβλέψεις αυτές τις λάβαμε ανά τρίμηνο (8 στο σύνολο) και πάλι από την ιστοσελίδα www.investing.com στο κομμάτι των forecasts. Οι προβλέψεις αυτές αντιστοιχούν σε τρεις διαφορετικές προβλέψεις της ολικής πορείας των αγορών. Μια πρόβλεψη για μια μέτρια πορεία, μια πρόβλεψη για μια κακή πορεία και τέλος μια πρόβλεψη για μια πολύ καλή πορεία. Ας ξεκινήσουμε πρώτα από την μέτρια πορεία των αγορών, την πορεία δηλαδή την οποία προτιμούν και οι περισσότεροι αναλυτές.

Μέτρια πορεία αγορών

Οι προβλέψεις για την πορεία αυτή είναι οι εξής:

	COAL	OIL	GAS	STOXX 600	MSCI CONSUMER	MSCI ENERGY
	127	9.1	1.8	478	507	156
	120	9.5	1.9	480	500	150
	122	9.3	2	495	490	145
	125	9.3	2.1	510	510	150
	130	9.3	2.3	500	515	160
	125	9.1	2	520	530	165
	120	9	1.9	530	550	170
	115	8.7	1.7	540	540	162

Πίνακας 8| ΕΙΣΟΔΟΣ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΓΙΑ ΜΕΤΡΙΑ ΠΟΡΕΙΑ ΑΓΟΡΩΝ

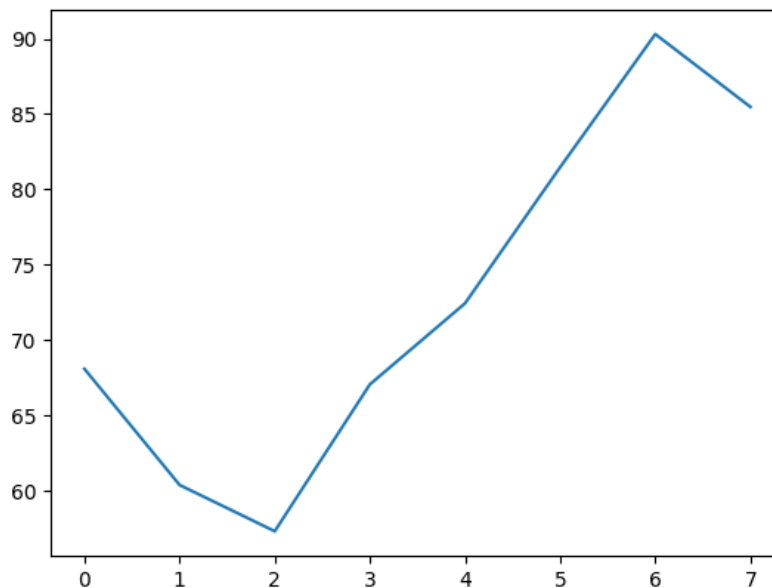
Οι προβλέψεις αυτές προέρχονται από τους αναλυτές και αρθρογράφους της ιστοσελίδας αυτής ενώ ο χρήστης ανάλογα με τις δικές του προβλέψεις μπορεί ευκολά να αλλάξει τις τιμές του excel. Εφόσον ο αριθμός των τιμών των προβλέψεων είναι μικρός (8 στο σύνολο) το παραγόμενο σχήμα προβλέπουμε ότι θα είναι πολύ γραμμικό και δεν θα ομοιάζει σε

πραγματικά διακύμανση της τιμής του EUA. Ωστόσο αυτό το οποίο ενδιαφέρει εμάς είναι μόνο οι τιμές του EUA στα εκάστοτε τρίμηνο και όχι οι ενδιάμεσες τιμές. Ο κώδικας και το αποτέλεσμα του είναι το εξής:

```
[95] from sklearn.linear_model import LinearRegression
df=pd.read_excel('regression.xlsx')
df
sklearn_model = LinearRegression().fit(X_train, y_train)
```

```
[96] df=pd.read_excel('regression test.xlsx')
df_np = df.to_numpy()
df_np.shape
sklearn_y_predictions = sklearn_model.predict(df)
plt.plot(sklearn_y_predictions)
```

Εικόνα 82|8/8 ΜΕΡΟΣ ΚΩΔΙΚΑ MULTI REGRESSION



Εικόνα 83| ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΜΕΤΡΙΑΣ ΠΟΡΕΙΑΣ ΑΓΟΡΩΝ

Δεν πρέπει να ξεχνάμε και να λαμβάνουμε υπόψιν το σφάλμα του μοντέλου μας το οποίο είναι ± 8.9 με μια τάση στα δεδομένα των τελευταίων δύο χρόνων μόνο προς τα πάνω.

Κακή πορεία αγορών

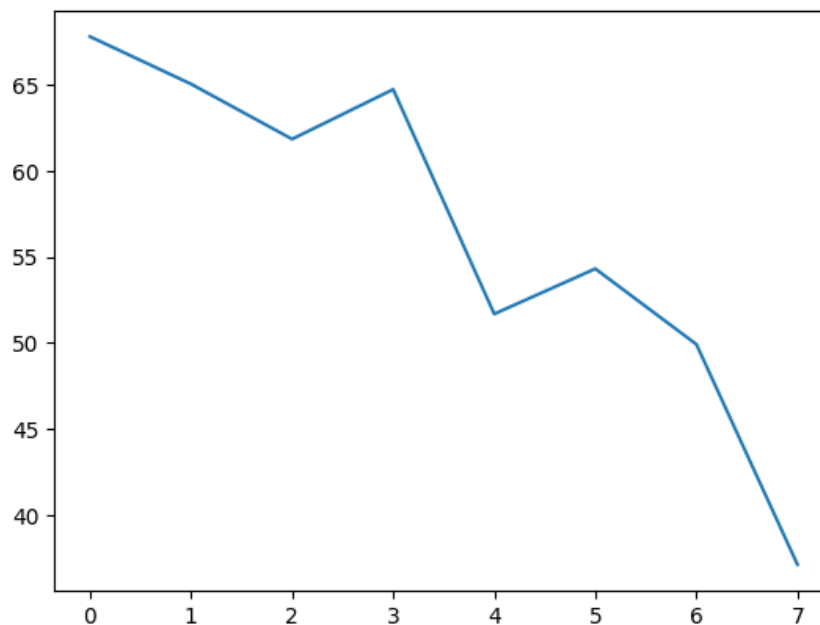
Στην περίπτωση αυτή, οι κώδικες θα μείνουν ακριβώς οι ίδιοι οπότε δεν θα παρουσιαστούν ξανά. Το μόνο το οποίο αλλάζει είναι οι τιμές στο excel. Η κακή πορεία των αγορών ανταποκρίνεται στην περίπτωση της ύφεσης ή κρίσης της Ευρωπαϊκής Ένωσης και των

Ηνωμένων Πολιτειών. Οι αναλυτές προβλέπουν για μια τέτοια περίπτωση πτώση όλων των δεικτών με εξαίρεση τις τιμές των αγαθών παραγωγής ενέργειας. Οι προβλέψεις για την πορεία αυτή όπως δίνονται από τους αναλυτές είναι οι εξής:

COAL	OIL	GAS	STOXX 600	MSCI CONSUMER	MSCI ENERGY
123	9.1	1.8	478	507	157
135	9.5	2.5	460	500	162
150	10	3.5	440	490	170
160	9.5	4.5	415	495	175
170	10.5	6	400	485	169
185	11	7	390	490	178
200	12	7	380	480	180
190	14	8	370	475	185

Πίνακας 9| ΕΙΣΟΔΟΣ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΓΙΑ ΚΑΚΗ ΠΟΡΕΙΑ ΑΓΟΡΩΝ

Το αποτέλεσμα του κώδικα μας τρέχοντας τον ίδιο κώδικα είναι το εξής:



Εικόνα 84| ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΚΑΚΗΣ ΠΟΡΕΙΑΣ ΑΓΟΡΩΝ

Δεν πρέπει να ξεχνάμε και να λαμβάνουμε υπόψιν το σφάλμα του μοντέλου μας το οποίο είναι ± 8.9 με μια τάση στα δεδομένα των τελευταίων δύο χρόνων μόνο προς τα πάνω.

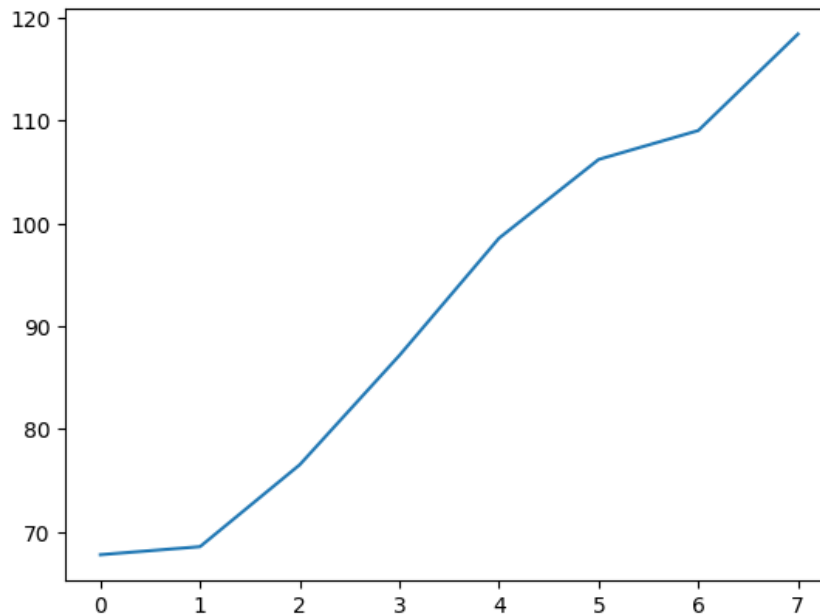
Καλή πορεία αγορών

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
ΓΕΡΟΝΙΚΟΛΟΣ ΠΑΝΤΑΖΗΣ

Στην περίπτωση αυτή οι αναλυτές προβλέπουν αποκλιμάκωση των υψηλών τιμών ενέργειας και σημαντική αύξηση των αγορών. Η καλή πορεία των αγορών ανταποκρίνεται στην περίπτωση της αποκλιμάκωσης όλων των πολέμων και στην σταδιακή αύξηση όλων των δεικτών. Οι προβλέψεις για την πορεία αυτή είναι οι εξής:

COAL	OIL	GAS	STOXX 600	MSCI CONSUMER	MSCI ENERGY
123	9.1	1.8	478	507	157
120	9.5	2	490	525	150
115	9.2	1.8	510	550	145
120	9	1.7	530	580	140
115	8.9	1.6	550	610	142
110	8.7	1.5	570	625	145
100	8.5	1.6	590	640	140
95	8.3	1.6	621	660	142

Πίνακας 10| ΕΙΣΟΔΟΣ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΓΙΑ ΚΑΛΗ ΠΟΡΕΙΑ ΑΓΟΡΩΝ



Εικόνα 85| ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΚΑΛΗΣ ΠΟΡΕΙΑΣ ΑΓΟΡΩΝ

5.4.2. Σχόλια και Παρατηρήσεις για το Multi Regression Model

Όπως είπαμε και πριν, η πιο ακριβής και χρήσιμη μέθοδος πρόβλεψης από όσες έχουμε παρουσιάσει είναι η τελευταία, τα γραμμικά δηλαδή παλινδρομικά μοντέλα. Το μεγάλο τους πλεονέκτημα σε σχέση με τις άλλες μεθόδους είναι η ευελιξία τους και η δυνατότητα να λαμβάνουμε πολλές διαφορετικές προβλέψεις για διάφορα προϊόντα και δείκτες που χρησιμοποιούμε. Οι υπόλοιπες μέθοδοι παράγουν μόνο μια πρόβλεψη (τη διαδρομή της τιμής) η οποία εξαρτάται μόνο από την ιστορική τιμή του EU ETS Allowance.

Τα μοντέλα πολλαπλής παλινδρόμησης, εφόσον εξαρτώνται από πολλούς παράγοντες, μπορούν να ανταποκριθούν καλύτερα σε ξαφνικές διακυμάνσεις και να παράξουν έτσι πιο ρεαλιστικά αποτελέσματα. Μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για τη δημιουργία πολλών σεναρίων. Για παράδειγμα ο χρήστης μπορεί για θετικές ή αρνητικές τιμές του πετρελαίου να λάβει και διαφορετικές προβλέψεις για τα δικαιώματα εκπομπής ρύπων, έχοντας έτσι ένα μεγαλύτερο τελικό εύρος τιμών.

Όσον αφορά τώρα στις δικές μας προβλέψεις αυτές στηρίζονται αποκλειστικά στις προβλέψεις που έχουν κάνει ειδικοί αναλυτές, οι οποίοι εργάζονται στην ιστοσελίδα www.investing.com. Οι προβλέψεις αυτές είναι μοναδικές για κάθε προϊόν και αφορούν στα ETFS Crude Oil Futures, Newcastle Coal Futures, Natural Gas Futures, STOXX 600, MSCI Europe Consumer, MSCI Europe Energy. Ο εκάστοτε χρήστης μπορεί αλλάζοντας τις τιμές αυτές να λάβει και διαφορετικές προβλέψεις. Το αποτέλεσμα του κώδικα μας για κάθε ένα σενάριο των αγορών προβλέπει το εξής:

Μέτρια πορεία αγορών

- Έως το τέλος του 2024 η τιμή του EUA θα έχει φτάσει στα 70\$ και λαμβάνοντας υπόψιν το σφάλμα μας αυτό αντιστοιχεί σε εύρος 61.1-78.9 \$.
- Έως το τέλος του 2025 η τιμή του EUA θα έχει φτάσει στα 87\$ και λαμβάνοντας υπόψιν το σφάλμα μας αυτό αντιστοιχεί σε εύρος 78.1-96 \$.

Κακή πορεία αγορών

- Έως το τέλος του 2024 η τιμή του EUA θα έχει φτάσει στα 52\$ και λαμβάνοντας υπόψιν το σφάλμα μας αυτό αντιστοιχεί σε εύρος 43.1-60.9 \$.
- Έως το τέλος του 2025 η τιμή του EUA θα έχει φτάσει στα 39\$ και λαμβάνοντας υπόψιν το σφάλμα μας αυτό αντιστοιχεί σε εύρος 30.1-47.9 \$.

Καλή πορεία αγορών

- Έως το τέλος του 2024 η τιμή του EUA θα έχει φτάσει στα 90\$ και λαμβάνοντας υπόψιν το σφάλμα μας αυτό αντιστοιχεί σε εύρος 81.1-98.9 \$.
- Έως το τέλος του 2025 η τιμή του EUA θα έχει φτάσει στα 120\$ και λαμβάνοντας υπόψιν το σφάλμα μας αυτό αντιστοιχεί σε εύρος 111.1-128.9 \$.

Μπορεί κατά την άποψη μας το μοντέλο αυτό να είναι το πιο εύχρηστο και ακριβές ωστόσο δεν είναι αλάνθαστο και παρουσιάζει ορισμένα μειονεκτήματα και περιορισμούς. Μερικά από τα πιο σημαντικά είναι τα εξής:

- Η γραμμική παλινδρόμηση, όπως δείχνει και το όνομα της, υποθέτει ότι υπάρχει γραμμική σχέση μεταξύ των ανεξάρτητων και εξαρτημένων μεταβλητών. Αν αυτή η υπόθεση παραβιαστεί, το μοντέλο μπορεί να παρέχει ανακριβή αποτελέσματα.
- Τα μοντέλα πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης μπορεί να είναι ευαίσθητα σε ακραία σημεία δεδομένων. Τα ακραία σημεία μπορεί να επηρεάσουν δυσανάλογα τις παραμέτρους του μοντέλου, οδηγώντας σε παραμορφωμένα αποτελέσματα. Αυτό το μειονέκτημα γίνεται εμφανές και στο δικό μας μοντέλο πρόβλεψης.
- Η πολλαπλή παλινδρόμηση υποθέτει ότι τα δεδομένα είναι απαλλαγμένα από σφάλματα και κενές τιμές. Στην πράξη, τα δεδομένα μπορεί να έχουν κενές τιμές, σφάλματα μέτρησης ή άλλα προβλήματα που μπορούν να επηρεάσουν την απόδοση του μοντέλου.

Είναι σημαντικό να λαμβάνουμε υπόψη αυτούς τους περιορισμούς κατά τη χρήση του μοντέλου πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης και να αξιολογούμε εάν οι υποθέσεις του μοντέλου πληρούνται σε ένα συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων. Επιπλέον, εναλλακτικές προσεγγίσεις μοντελοποίησης μπορεί να εξεταστούν βάσει των συγκεκριμένων χαρακτηριστικών των δεδομένων και των ερευνητικών ερωτήσεων.

6. Qualitative Analysis

6.1. Εισαγωγή

Έχοντας πραγματοποιήσει αναλυτικές μαθηματικές προβλέψεις για την τιμή του EU ETS Allowance, θα πραγματοποιηθεί τέλος πρόβλεψη της τιμής και γενικότερα όλης της αγοράς με βάση την ίδια της τη σύσταση, τη λειτουργία και τους κανονισμούς της. Όλα τα απαραίτητα στοιχεία της αγοράς έχουν περιγραφεί στα πρώτα κεφάλαια της εργασίας, ενώ τα αναλυτικά νούμερα της προσφοράς και της ζήτησης που θα χρησιμοποιηθούν θα παρθούν από επίσημα φυλλάδια της Ευρωπαϊκής Ένωσης. [27]

6.2. Σύντομη αναδρομή στην ιστορία του συστήματος

Όπως είχαμε δει σε προηγούμενο κεφάλαιο, τα πρώτα χρόνια λειτουργίας της αγοράς, η τιμή του EU ETS Allowance ήταν πολύ κοντά στο μηδέν και για ένα μεγάλο χρονικό διάστημα πρακτικά μηδενική. Από το έτος 2005 που πρωτοεμφανίστηκε το σύστημα έως το 2017, η τιμή ήταν συνεχώς σταθερή, κυρίως λόγω της μη σωστής διαχείρισης της προσφοράς σε σχέση με τη ζήτηση και λόγω του γεγονότος ότι τα περισσότερα δικαιώματα δίνονταν δωρεάν. Επιπλέον, η καθυστερημένη έγκριση των Εθνικών Σχεδίων Κατανομής (ΕΣΚ) και τα τεχνικά προβλήματα που σχετίζονται με την ενεργοποίηση των μητρώων είχαν επηρεάσει σημαντικά τη λειτουργικότητα του EU ETS.

Σταδιακά, με τα χρόνια, η προσφορά ρυθμίστηκε σε ικανοποιητικό βαθμό, όπως και όλοι οι μηχανισμοί διαχείρισης της ΕΕ. Σήμερα, πάνω από 11.000 εγκαταστάσεις σε όλη την ΕΕ συμπεριλαμβάνονται στο σύστημα εμπορίας δικαιωμάτων εκπομπών της ΕΕ (μη λαμβάνοντας υπόψη τον ναυτιλιακό κλάδο). Αυτά τα δικαιώματα μπορούν να αγοραπωληθούν στις αγορές άμεσης πώλησης και μελλοντικών συμβάσεων ή να ανταλλάσσονται μεταξύ εμπορικών εταιρών.

Η εξέλιξη των τιμών για τα ευρωπαϊκά δικαιώματα έχει δείξει σημαντικές διακυμάνσεις από τότε που δημιουργήθηκε το σύστημα το 2005, αλλά παρέμεινε περίπου κάτω από τα 30 € ανά τόνο διοξειδίου του άνθρακα μέχρι το 2019. Στη συνέχεια, η τιμή άρχισε να ανεβαίνει και εκτοξεύτηκε το Φεβρουάριο του 2022 στα 100 € ανά δικαίωμα εκπομπής. Σήμερα βρίσκεται ξανά σε μια καθοδική πορεία.

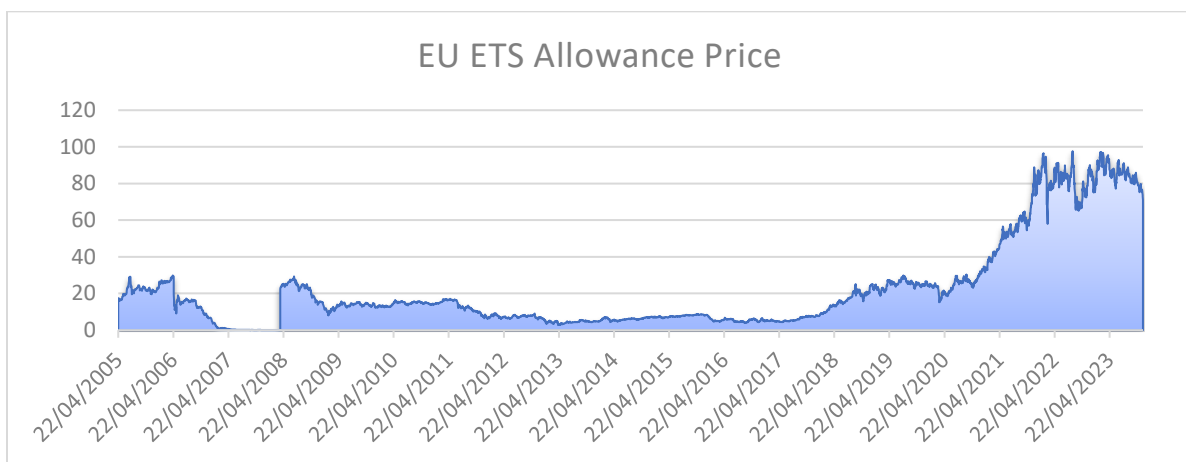
6.3. Προσφορά και ζήτηση στις διάφορες φάσεις του συστήματος

Το Ευρωπαϊκό Σύστημα Εμπορίας Δικαιωμάτων Εκπομπών (EU ETS) έχει περάσει όπως έχουμε ήδη εξετάσει αναλυτικά, από μια σειρά περιόδων εμπορίας που ορίζονται χρονικά. Ξεκίνησε το 2005 με τη φάση 1, η οποία υπηρέτησε ως τριετής περίοδος δοκιμής και κατά την οποία η δωρεάν κατανομή δικαιωμάτων σε εγκαταστάσεις ήταν η κυρίαρχη μέθοδος κατανομής. Στο τέλος της φάσης 1, οι τιμές έπεσαν πρακτικά στο μηδέν, καθώς υπήρχε μεγάλο πλεόνασμα αδειών εμπορίας και η αγορά ήταν παντελώς αρρυθμιστη.

Η φάση 2, που διήρκεσε από το 2008 έως το 2012, καθόρισε το δημοπρατούμενο ως βασική αρχή για την κατανομή των δικαιωμάτων, με το 90% των δικαιωμάτων όμως να συνεχίζονται να κατανέμονται δωρεάν. Στη φάση 2, συσσωρεύτηκε ένα μεγάλο πλεόνασμα δικαιωμάτων, κυρίως λόγω της οικονομικής κρίσης που προκλήθηκε από τις χρηματοπιστωτικές αγορές, καθώς και της εισροής διεθνών πιστοποιητικών άνθρακα στο EU ETS. Και πάλι, αυτό οδήγησε σε μείωση των τιμών των δικαιωμάτων.

Με την έναρξη της φάσης 3 το 2013, εισήχθησαν διορθωτικά μέτρα από την Ευρωπαϊκή Επιτροπή για τη μείωση του σημαντικού πλεονάσματος δικαιωμάτων που είχε συσσωρευτεί, καθώς και του ετήσιου όγκου δωρεάν κατανεμηθέντων δικαιωμάτων. Αυτά τα μέτρα αντικατοπτρίζονται σε μείωση του όγκου του Συνολικού Αριθμού των Δικαιωμάτων σε Κυκλοφορία (ΣΑΔΚ).

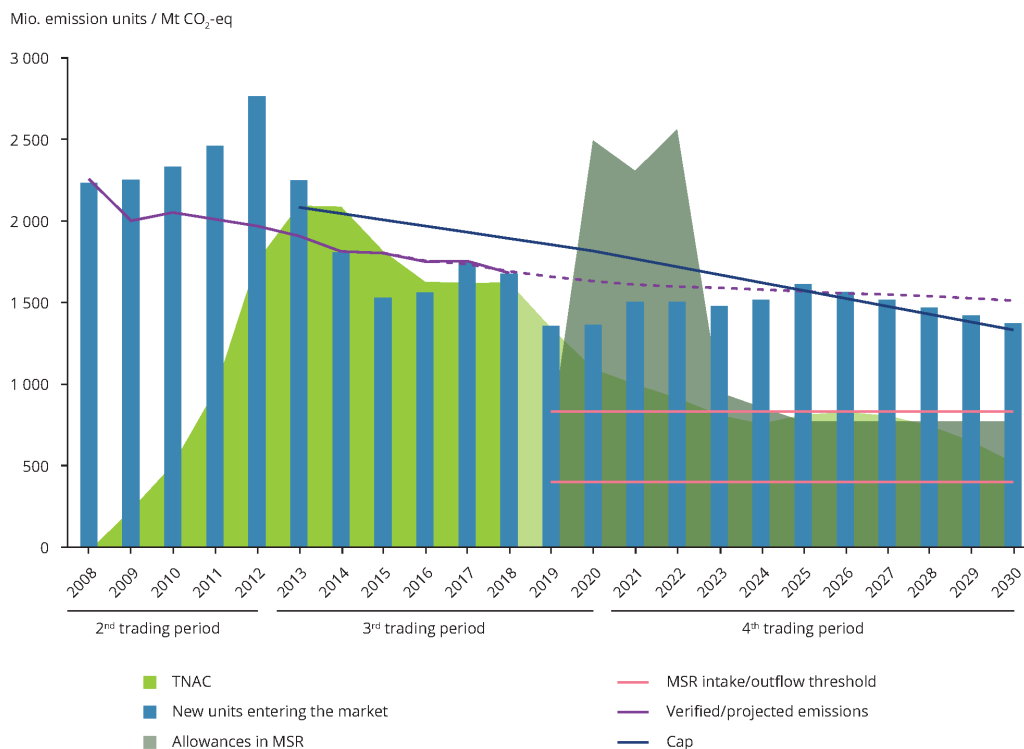
Παρόλο που μέχρι σήμερα δεν φαίνεται να υπάρχει έλλειψη δικαιωμάτων για την κάλυψη των ετήσιων επαληθευμένων εκπομπών των ελεγχόμενων εγκαταστάσεων, παρατηρούμε σημαντική αύξηση της τιμής των δικαιωμάτων προς το τέλος της φάσης 3 από το 2020 έως και το 2023. Σήμερα βρισκόμαστε στη φάση 4, από το 2021 έως το 2030, και συζητούνται συνεχώς περαιτέρω σημαντικές μεταρρυθμίσεις του συστήματος για τον συντονισμό του EU ETS με τους νέους κλιματικούς στόχους της ΕΕ για το 2030. Συνεχώς γίνονται προτάσεις για επιπλέον μείωση του ορίου(cap). [28]



Εικόνα 86 | ΠΟΡΕΙΑ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΑΠΟ ΤΗΝ ΙΔΡΥΣΗ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΜΕΧΡΙ ΚΑΙ ΣΗΜΕΡΑ

6.4. Ανάλυση της τρίτης και τέταρτης φάσης του συστήματος έως το 2022

Στη συνέχεια παρουσιάζονται ορισμένα χαρακτηριστικά της αγοράς για τα δικαιώματα εκπομπών της ΕΕ στη φάση 3, ξεκινώντας με τις βασικές σχέσεις προσφοράς και ζήτησης. Η φάση 4 θα μελετηθεί σε μικρότερο βαθμό αφού βρίσκεται ακόμα σε εξέλιξη και η ΕΕ δεν παρέχει όλα τα απαιτούμενα στοιχεία των προηγούμενων δύο ετών (2022-2023). Αυτό που θέλουμε να κάνουμε είναι να εξετάσουμε κατά πόσο οι διαφορές μεταξύ προσφοράς και ζήτησης επηρέασαν την τιμή.



Εικόνα 87 | ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ ΟΡΙΟΥ, ΕΠΑΛΗΘΕΥΜΕΝΩΝ ΚΑΙ ΣΥΝΟΛΙΚΩΝ ΑΔΕΙΩΝ ΣΕ ΚΥΚΛΟΦΟΡΙΑ

Γενικώς ως ζήτηση για δικαιώματα εκπομπής ρύπων ορίζουμε τον όγκο επαληθευμένων εκπομπών, για τις οποίες πρέπει να παραδοθούν δικαιώματα. Ως προσφορά, αντιστοίχως, δικαιωμάτων ορίζουμε τον αριθμό των δικαιωμάτων από τη δωρεάν κατανομή και τις δημοπρασίες. Ο ετήσιος στόχος (cap) ορίζει το συνολικό όριο προσφοράς νέων δικαιωμάτων στο σύστημα. Ξεκίνησε από 2.084 εκατομμύρια τόνους (mt) διοξειδίου του άνθρακα το 2013 και μειώθηκε κατά έναν γραμμικό συντελεστή μείωσης ίσο με 32 mt (1,74%) ετησίως, φτάνοντας τους 1.816 εκατομμύρια τόνους το 2020. Σε ειδικές περιπτώσεις ο συντελεστής μείωσης αλλάζει, όπως στην σημερινή περίοδο στην οποία βρισκόμαστε όπου ο συντελεστής είναι 4.3% ενώ το όριο εκπομπών για το 2023 ήταν 1.485 εκατομμύρια τόνους. Το 2024 θα πρέπει να είναι 1.386 εκατομμύρια τόνοι. Το Σχήμα

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
ΓΕΡΟΝΙΚΟΛΟΣ ΠΑΝΤΑΖΗΣ

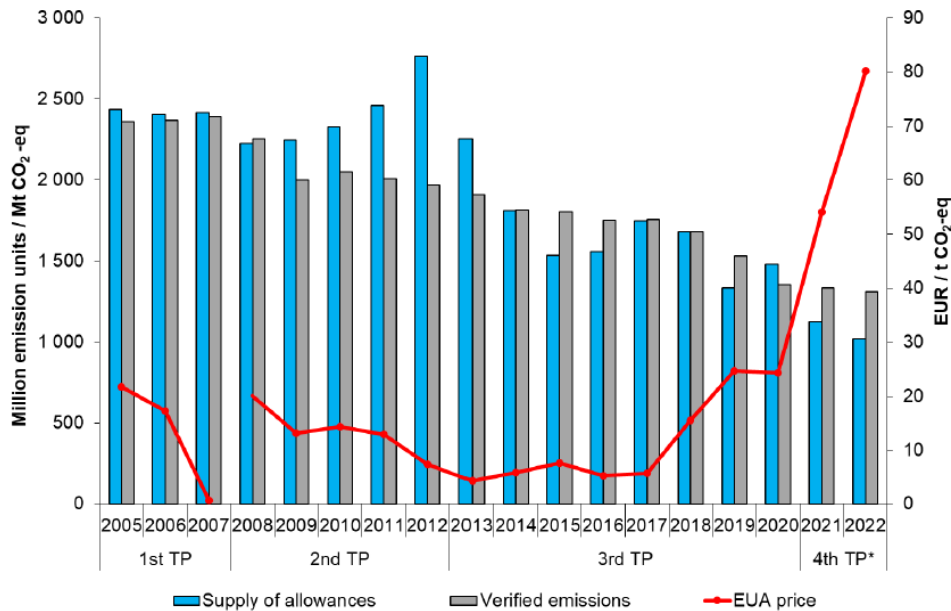
88 δείχνει ότι από το 2014, η ετήσια προσφορά των δικαιωμάτων της ΕΕ ήταν χαμηλότερη από τις επαληθευμένες εκπομπές των ελεγχόμενων εταιριών. Τόσο η ετήσια προσφορά δικαιωμάτων όσο και οι ετήσιες επαληθευμένες εκπομπές βρέθηκαν κάτω από το όριο (cap)εκπομπών του EU ETS.

Million tonnes of CO₂ equivalent (Mt CO₂e)

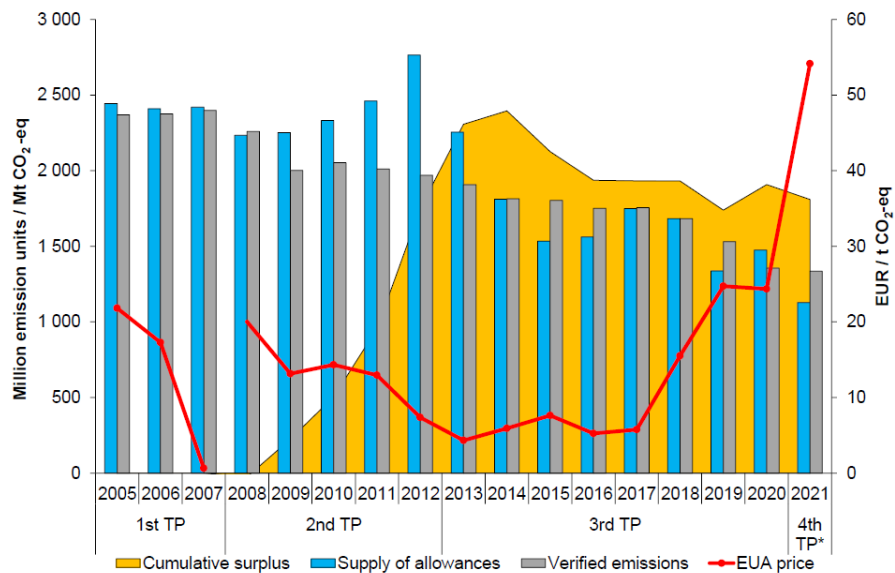


Εικόνα 88 | ΠΡΟΣΦΟΡΑ, ΖΗΤΗΣΗ ΚΑΙ ΠΛΕΟΝΑΣΜΑ ΑΔΕΙΩΝ ΕΚΠΟΜΠΗΣ ΑΕΡΙΩΝ ΡΥΠΩΝ

Η αποκλειστική επικέντρωση στην ετήσια προσφορά όπως φαίνεται στο Σχήμα 88 δεν αποκαλύπτει πλήρως τις ανισορροπίες της αγοράς στο EU ETS. Ένα σημαντικό πλεόνασμα δικαιωμάτων συσσωρεύτηκε στη δεύτερη φάση λόγω της δυνατότητας τους να ρευστοποιούνται, λόγω της υπερπροσφοράς εξαιτίας της παγκόσμιας χρηματοπιστωτικής κρίσης που ξεκίνησε το 2008 και λόγω της εισροής διεθνών πιστοποιητικών εκπομπών. Ο αριθμός αυτός που αντικατοπτρίζει αυτό το πλεόνασμα δικαιωμάτων στο σύστημα ονομάζεται Συνολικός Αριθμός των Δικαιωμάτων σε Κυκλοφορία (ΣΑΔΚ) ή αλλιώς στα αγγλικά TNAC.



Εικόνα 89 | ΠΡΟΣΦΟΡΑ, ΖΗΤΗΣΗ ΚΑΙ ΤΙΜΗ ΤΩΝ ΑΔΕΙΩΝ ΕΚΠΟΜΠΗΣ ΑΕΡΙΩΝ ΡΥΠΩΝ



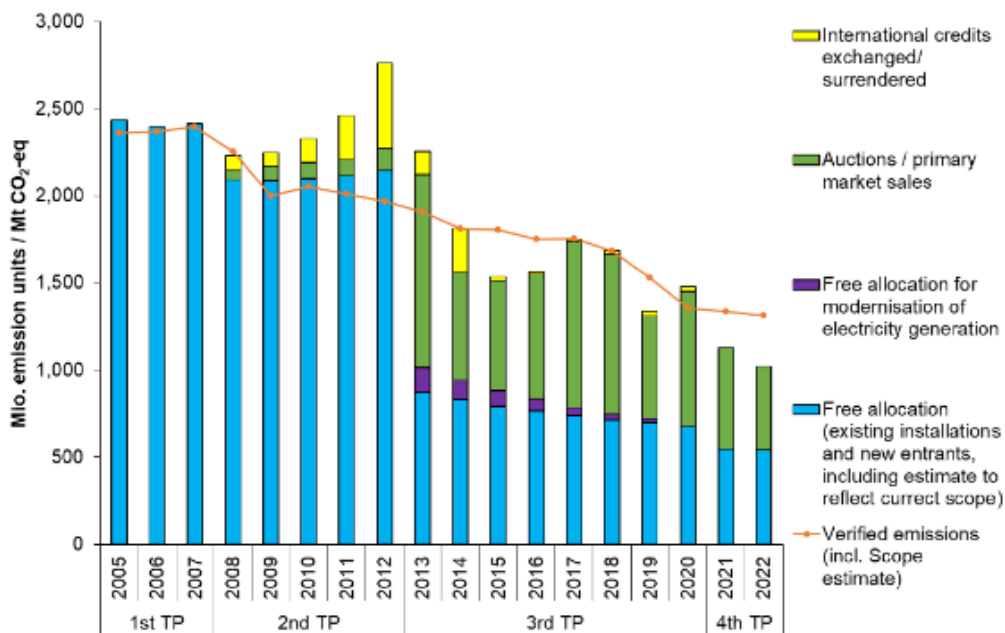
Εικόνα 90 | ΠΡΟΣΦΟΡΑ, ΖΗΤΗΣΗ, ΤΙΜΗ ΚΑΙ ΣΥΝΟΛΙΚΟΣ ΑΡΙΘΜΟΣ ΑΔΕΙΩΝ ΣΕ ΚΥΚΛΟΦΟΡΙΑ

Όπως φαίνεται στο Σχήμα 88 , ο ΣΑΔΚ στην αρχή της φάσης 3 ήταν ισοδύναμος με την τιμή του στόχου (συνολική ζήτηση/verified emissions) και στο τέλος της φάσης 3 το 2020 ξεπέρασε ξανά τον όγκο των επαληθευμένων εκπομπών. Δύο μηχανισμοί εισήχθησαν για τη μείωση της σημαντικής διαφοράς μεταξύ της προσφοράς των δικαιωμάτων και της πραγματικής ζήτησης από τις επαληθευμένες εκπομπές. Στα έτη 2014 έως 2016, αποσύρθηκαν 900 εκατομμύρια τόνοι δικαιωμάτων από τον όγκο δικαιωμάτων που είχαν προγραμματιστεί για δημοπρασία με έναν μηχανισμό που ονομάζεται Backloading. Το 2019, εισήχθη ο Μηχανισμός Σταθεροποίησης της Αγοράς (MSR) ένας μηχανισμός που

στοχεύει στο να σταθεροποιήσει τον αριθμό των ΣΑΔΚ μεταξύ προκαθορισμένων συνόρων στόχου.

Η Ευρωπαϊκή Ένωση λίγους μήνες μετά το τέλος κάθε έτους δημοσιεύει η ίδια έγγραφα με δικές της εκτιμήσεις για τον αριθμό των δικαιωμάτων εκπομπής ρύπων που βρίσκονται σε κυκλοφορία (όγκος). Το τελευταίο τέτοιο διαθέσιμο έγγραφο είναι του 2022 για αυτό και η ανάλυση μας θα περιοριστεί έως αυτό το έτος.

Οι κύριοι παράγοντες για τις ελλείψεις στο EU ETS στην ΕΕ είναι η αναντιστοιχία του ορίου δικαιωμάτων (cap) με την πραγματική προσφορά των δικαιωμάτων και την πραγματική εξέλιξη των εκπομπών. Η Εικόνα 91 δείχνει την εξέλιξη της προσφοράς διακρίνοντας τις ποσότητες των δωρεάν και δημοπρατούμενων δικαιωμάτων. Τα δικαιώματα που διατίθενται δωρεάν εμφανίζουν μια συνεχή φθίνουσα τάση η οποία θα συνεχιστεί πολύ εντονότερα όπως είδαμε σε προηγούμενο κεφάλαιο (εικόνα 91) τα επόμενα χρόνια. Αντίθετα, ο όγκος που δημοπρατείται εμφανίζει μεγάλες διακυμάνσεις που αντανακλούν τη διαδικασία Backloading από το 2014 έως το 2016 και τον Μηχανισμό Σταθερότητας της Αγοράς (MSR) που ξεκίνησε το 2019.



Εικόνα 91| ΔΙΑΦΟΡΟΙ ΤΡΟΠΟΙ ΠΡΟΣΦΟΡΑΣ ΑΔΕΙΩΝ

Όσον αφορά στη ζήτηση για άδειες που αντιστοιχούν σε επικυρωμένες εκπομπές, παρατηρούμε στη φάση 3 μια πιο έντονη μείωση στις επικυρωμένες εκπομπές από ό,τι θα υποδεικνύαν τα όρια στόχου, όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 87. Η τάση αυτή παρατηρούμε ότι με ελαφρές διακυμάνσεις συνεχίζεται μέχρι και το 2022 (η χρονιά με τα τελευταία διαθέσιμα δεδομένα).

Αυτή η μείωση αντικατοπτρίζει κυρίως τη μετάβαση σε πηγές ενέργειας με λιγότερες εκπομπές ή ανανεώσιμες πηγές ενέργειας και επιπλέον τις επιπτώσεις που σχετίζονται με την πανδημία COVID-19 το 2020. Τα στοιχεία μέχρι σήμερα υποδεικνύουν ότι οι μειώσεις εκπομπών στη βιομηχανία και πάνω από όλα σε αυτές της δύσκολης μείωσης (λιγνιτικά, βιομηχανίες χημικών προϊόντων, βιομηχανίες παραγωγής τσιμέντου κλπ.), θα χρειαστεί να λάβουν περισσότερα μέτρα.

6.5. Υπάρχει αντιστοιχία μεταξύ της λειτουργίας του EU ETS και της τιμής των αδειών;

Για να εξετάσουμε τους παράγοντες, οι οποίοι θα μπορούσαν να είναι οι κινητήριοι μοχλοί των κινήσεων των τιμών των δικαιωμάτων, εντοπίζουμε μια ιεραρχία ενδείξεων που μπορεί να είναι σχετικές με την εξέλιξη της τιμής του άνθρακα.

Αυστηρότητα της αγοράς

Η πραγματική προσφορά που προκύπτει από τα δωρεάν καταναμημένα και δημοπρατούμενα δικαιώματα ήταν πάντα κάτω από το όριο (cap). Αυτό φαίνεται από όλα τα σχήματα που έχουμε παραθέσει έως τώρα.

Η ετήσια προσφορά από τα ελεύθερα καταναμημένα και δημοπρατούμενα δικαιώματα ήταν τουλάχιστον ίση με τη ζήτηση από επικυρωμένες εκπομπές σε τέσσερα από τα οκτώ έτη της φάσης 3 και έως τώρα σε όλη την τέταρτη φάση, όπως φαίνεται στο Σχήμα 89. Η σχέση μεταξύ των δικαιωμάτων που κατανέμονται δωρεάν και των επικυρωμένων εκπομπών δείχνει ένα συνεχές μοτίβο περίπου στο μισό του συνολικού όγκου προσφοράς, ενώ το άλλο μισό που παρέχεται μέσω δημοπράτησης αντιστακτά τα μέτρα για τη μείωση του πλεονάσματος στην αγορά.

Πραγματική προσφορά και ζήτηση της αγοράς

Οι τιμές γενικά είναι γνωστό ότι πρέπει να αντικατοπτρίζουν τη σχέση μεταξύ προσφοράς και ζήτησης. Ωστόσο, η ανάλυσή μας για τη φάση 3 και την φάση 4 έως το 2022 δεν παρείχε καθαρές αποδείξεις εάν η τιμή στο EU ETS παρέχει αξιόπιστες πληροφορίες για αυτήν τη σχέση, αφού ένας μεγάλος όγκος του Συνολικού Αριθμού Δικαιωμάτων σε Κυκλοφορία (ΣΑΔΚ) συνοδευόταν από υψηλές και χαμηλές τιμές των δικαιωμάτων εκπομπών της ΕΕ. Παρατηρούμε παραδείγματος χάριν ότι στα έτη 2017-2018-2019 ενώ η ζήτηση ήταν πρακτικά η ίδια και η ετήσια προσφορά μειώθηκε ενώ υπήρχε πολύ μεγάλος αριθμός ΣΑΔΚ, συνοδεύεται από ξαφνική αύξηση της τιμής, η οποία δεν μπορεί να εξηγηθεί. Ομοίως και τις χρονιές 2020-2021-2022, ενώ η ζήτηση είναι ίδια και η προσφορά μειώνεται με πολύ μικρό συντελεστή, υπάρχει αύξηση του αριθμού ΣΑΔΚ και το ρεκόρ της τιμής του EUA δεν μπορεί και πάλι να εξηγηθεί.

6.6. Ποιοι παράγοντες μπορεί να επηρεάσουν την τιμή στο μέλλον;

Μερικοί λόγοι, οι οποίοι θα μπορούσαν να είναι σχετικοί με τις κινήσεις των τιμών στη φάση 4, κατά την άποψη μας σχετίζονται με τις αυστηρότητες στο EU ETS, τις επιπτώσεις του EU ETS στην καινοτομία και τη μεταβολή της συμπεριφοράς των εμπλεκόμενων φορέων.

Αυστηροποίηση των κανονισμών

Τον Ιούλιο του 2021, η Ευρωπαϊκή Επιτροπή δημοσίευσε στα πλαίσια της πρωτοβουλίας «Fit for 55» ένα συνολικό πακέτο νομοθετικών προτάσεων με σκοπό την επίτευξη κλιματικής ουδετερότητας έως το 2050 και την επίτευξη του ενδιάμεσου στόχου τουλάχιστον 55% καθαρής μείωσης των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου έως το 2030 σε σύγκριση με το 1990.

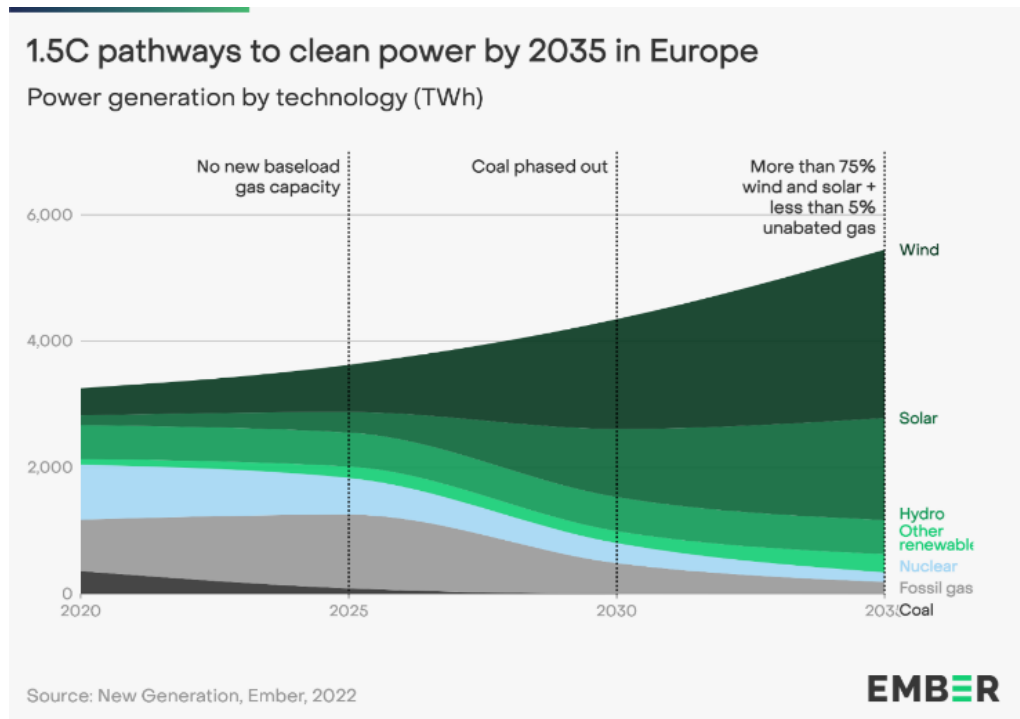
Οι προτεινόμενες αναθεωρήσεις της Οδηγίας για το EU ETS τίθενται με σκοπό να ενισχύσουν την αυστηροποίηση στο σύστημα. Τα κύρια στοιχεία της προτεινόμενης μεταρρύθμισης που επηρεάζουν τις προσδοκίες για αυξημένη αυστηροποίηση στη φάση 4 είναι:

- Μια πιο φιλόδοξη διαδρομή στόχου εκπομπών για το EU ETS, που θα πρέπει να μειώσει τις εκπομπές κατά 61% σε σύγκριση με το 2005 με ένα ενισχυμένο ετήσιο Παράγοντα Γραμμικής Μείωσης (LRF) του 4,2%.
- Ένας πιο άμεσος μηχανισμός Σταθερότητας της Αγοράς (MSR), που θα αντιδρά πιο γρήγορα στον Συνολικό Αριθμό Δικαιωμάτων σε Κυκλοφορία (ΣΑΔΚ) στο σύστημα με αυξημένο ρυθμό τροφοδότησης και δυνατότητα ακύρωσης δικαιωμάτων.
- Μια σταδιακή κατάργηση των δωρεάν δικαιωμάτων σύμφωνα με το προτεινόμενο Μηχανισμό Προσαρμογής Τιμής Άνθρακα (CBAM), που προβλέπει επιβολή σε εισαγόμενα προϊόντα με υψηλό περιεχόμενο άνθρακα.

Έμφαση στην καινοτομία

Στη φάση 4 του EU ETS, θα πρέπει να δοθεί μεγαλύτερη έμφαση στην καινοτομία. Αυτό θα είναι πάνω από όλα πρόβλημα για τον βιομηχανικό τομέα, ο οποίος εμφάνισε τις μικρότερες μειώσεις στις εκπομπές στη φάση 3, αντίθετα με τον τομέα της ενέργειας, που επωφελήθηκε από πολιτικές που στοχεύουν στις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας. Μια μεγαλύτερη έμφαση στην καινοτομία, η οποία δεν υποκινήθηκε μέχρι στιγμής λόγω των πολύ χαμηλών τιμών και της συνεχούς δωρεάν κατανομής, μπορεί να επηρεάσει την αυστηροποίηση στο EU ETS κατά τρόπους που αλληλοενισχύονται. Από τη μία πλευρά, οι καινοτόμες τεχνολογίες εξοικονομούν άνθρακα και μειώνουν την άντληση δικαιωμάτων εκπομπών, μειώνοντας έτσι την ετήσια ζήτηση για δικαιώματα. Από την άλλη πλευρά, ένας μεγαλύτερος αριθμός δικαιωμάτων θα χρησιμοποιηθεί στη φάση 4 για να διασφαλίσει τη χρηματοδότηση των ταμείων Καινοτομίας, Μετάβασης και Μοντερνοποίησης καθώς και

του τομέα της ναυτιλίας. Ο αφιερωμένος σε αυτά τα ταμεία όγκος δικαιωμάτων είναι μέρος του συνολικού αριθμού δικαιωμάτων και συνεπώς θα μειώσει τον όγκο της δημοπράτησης, αυστηροποιώντας έτσι την αγορά δικαιωμάτων. Η ανάγκη για καινοτομία είναι τεράστια, λαμβάνοντας υπόψη ότι περίπου το δύο τρίτα των εκπομπών από τον βιομηχανικό τομέα προέρχονται από τις ονομαζόμενες βιομηχανίες δύσκολης μείωσης, όπως ο χάλυβας και το τσιμέντο. Μέχρι στιγμής υπάρχουν μόνο ασαφείς προβλέψεις για τις συνταρακτικές αλλαγές που απαιτούνται για αυτές τις βιομηχανίες, αλλά ο όγκος της χρηματοδοτικής στήριξης από το Ταμείο Μοντερνοποίησης μπορεί να λειτουργήσει ως κινητήριος παράγοντας.



Εικόνα 92 | ΠΟΡΕΙΑ ΠΡΑΣΙΝΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΣΤΗΝ ΕΥΡΩΠΑΪΚΗ ΕΝΩΣΗ

Αλλαγή συμπεριφοράς εμπλεκόμενων

Υπάρχουν δύο δυνατές εξηγήσεις για την παρατηρούμενη έλλειψη συσχέτισης μεταξύ της περίσσειας δικαιωμάτων εκπομπής στην αγορά και των τιμών τους.

Μια δυνατή εξήγηση αναφέρεται στο Μηχανισμό Σταθερότητας της Αγοράς, ο οποίος έχει ως στόχο τη διατήρηση της ρευστότητας της αγοράς για δικαιώματα εκπομπών στο εύρος μεταξύ 400 και 833 εκατομμυρίων τόνων CO₂. Αυτοί οι αριθμοί αντικατοπτρίζουν υποθέσεις σχετικά με τη συμπεριφορά των εμπλεκόμενων φορέων στην αγορά, κυρίως τη διαχείριση του κινδύνου μέσω του hedging.

Το hedging ως εργαλείο διαχείρισης κινδύνου εφαρμόζεται από τις επιχειρήσεις υπηρεσιών ύδρευσης για τη μείωση του κινδύνου σε μακροπρόθεσμες συμβάσεις αγαθών, όπως ο άνθρακας, το φυσικό αέριο, αλλά και δικαιώματα εκπομπών άνθρακα. Προς το

παρόν, η πρακτική του hedging για τρία έτη είναι τυπική στην ΕΕ. Με το συνεχώς αυξανόμενο ποσοστό ανανεώσιμων πηγών ενέργειας στον τομέα της ενέργειας, η ζήτηση για hedging από τον τομέα της ενέργειας είναι πιθανό να μειωθεί τα επόμενα χρόνια, αλλά ενδέχεται να αυξηθεί στον τομέα της βιομηχανίας, πράγμα που πρέπει να αντιμετωπιστεί από την αγορά. Λόγω του hedging, το ισοζύγιο της αγοράς πρέπει να δείχνει περίσσεια συνεχώς, προκειμένου αυτή η δραστηριότητα hedging να είναι βιώσιμη.

Η δεύτερη εξήγηση αναφέρεται στον αυξημένο ενδιαφέρον και τη δραστηριότητα στην αγορά δικαιωμάτων εκπομπών άνθρακα από διεθνή χρηματοοικονομικά ιδρύματα. Ως αποτέλεσμα, μια ισχυρότερη σύντομη και κερδοσκοπική συμπεριφορά στο εμπόριο μπορεί να διαμορφώσει την αγορά δικαιωμάτων εκπομπών άνθρακα στο μέλλον. Αυτή η σειρά επιχειρημάτων μπορεί να εξηγήσει τις πιο πρόσφατες αυξήσεις και τις επόμενες πτώσεις των τιμών στην αγορά του EU ETS.

6.7. Συμπεράσματα σχετικά με την πρόβλεψη της τιμής

Όπως αναλύθηκε λεπτομερώς, το κλασικό μοτίβο προσφοράς - ζήτησης και η μεταξύ τους σχέση δεν παρατηρήθηκαν στην περίπτωση των δικαιωμάτων εμπορίας ρύπων της Ευρωπαϊκής Ένωσης. Σε περιπτώσεις τόσο μικρής όσο και μεγάλης προσφοράς για τη σχεδόν ίδια ζήτηση, η τιμή του EUA έδειξε σημαντικές μεταβολές. Κύριος λόγος πίσω από αυτήν την ιδιαιτερότητα είναι ο μεγάλος αριθμός αδειών που κυκλοφορούν και έχουν συσσωρευτεί από τις προηγούμενες φάσεις του συστήματος, οι οποίες δεν έχουν ακόμα μειωθεί επαρκώς.

Όλα αυτά τα φαινόμενα οδηγούν στο συμπέρασμα ότι ο πραγματικός λόγος για την ξαφνική έκρηξη της τιμής του EUA δεν είναι η σχέση προσφοράς και ζήτησης. Ο πραγματικός λόγος, σύμφωνα με τις δικές μας εκτιμήσεις και σκέψεις, είναι η ψυχολογία των επενδυτών κατά τη διάρκεια του Covid-19 και οι αυστηροί κανονισμοί. Η ΕΕ, στη διάρκεια του χρόνου, προχωρά σε μειώσεις του ορίου (cap) και σε συνεχείς τροποποιήσεις των περιβαλλοντικών κανονισμών. Ειδικά τη χρονιά των ανακοινώσεων του "Fit for 55", μια σημαντική χρονιά για το EU ETS, η τιμή αυξήθηκε και λίγο καιρό αργότερα έφτασε στη μέγιστη τιμή της. Αυτό, φυσικά, δεν μπορεί να αποδοθεί ούτε σε έλλειψη προσφοράς ούτε σε υπερζήτηση.

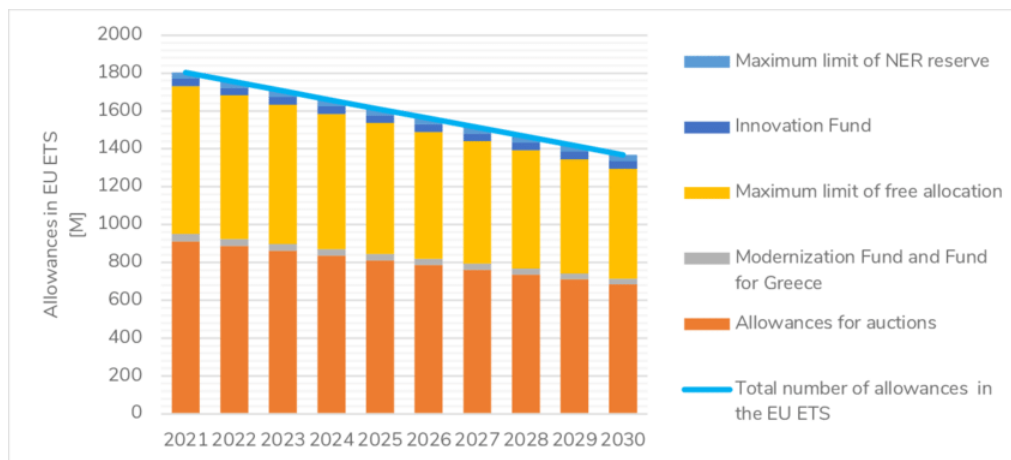
Στα επόμενα τρία χρόνια, όπως φαίνεται από το σχήμα 87, είναι αναπόφευκτο ότι το όριο (cap) θα πλησιάσει την προσφορά των δικαιωμάτων EUA. Αυτό αναγκαστικά θα οδηγήσει τους επενδυτές να αγοράζουν δικαιώματα από το πλεόνασμα που υπάρχει στην αγορά, μειώνοντας το σταδιακά χρόνο με το χρόνο. Αυτό είναι κάτι που η ΕΕ επιδιώκει να επιτύχει. Μέχρι στιγμής οι τεχνολογικές εξελίξεις δεν έχουν δείξει ότι θα καλύψουν το κενό των χαμένων δικαιωμάτων, και οι επενδυτές θα αναγκαστούν να προμηθεύονται δικαιώματα εκπομπών από τις αγορές μέχρις ότου καταφέρουν να μειώσουν τις εκπομπές τους. Αυτός ο συνδυασμός αυστηρότητας του EU ETS και αδυναμίας (με τα σημερινά δεδομένα) να καλυφθεί γρήγορα η απώλεια των δικαιωμάτων με την τεχνολογία, θα οδηγήσει την τιμή του EUA σε νέα άνοδο. Αυτήν τη φορά, όμως η νέα άνοδος θα είναι

σαφώς πιο δικαιολογημένη, αφού θα συνοδεύεται και από τη σμίκρυνση της προσφοράς των δικαιωμάτων.

6.8. Σχόλια και Παρατηρήσεις

Η ιστορία του Συστήματος Διακινήσεως Δικαιωμάτων Εκπομπών της ΕΕ εμφανίζει μια σειρά από μεταρρυθμίσεις και εξελίξεις του αρχικού συστήματος. Σημαντικές αλλαγές, κυρίως με στόχο τη μείωση των συσσωρευμένων πλεονασμάτων δικαιωμάτων και τη διατήρηση της σταθερότητας της αγοράς, εφαρμόστηκαν στη φάση 3. Αυτές οι μεταρρυθμίσεις δείχνουν ήδη κάποια αποτελέσματα. Ωστόσο, οι απαιτήσεις για μεταρρύθμιση δεν τελειώνουν εδώ. Η πρόκληση για την προσεχή μεταρρύθμιση στη φάση 4 είναι να ευθυγραμμιστεί η τρέχουσα πορεία στόχου του EU ETS με τον ενισχυμένο στόχο εκπομπών που συμφωνήθηκε στο πακέτο «Fit for 55».

Ένας βασικός στόχος ενός συστήματος εμπορίας εκπομπών είναι η τιμή των δικαιωμάτων να αποτελεί σημάδι της αυστηροποίησης των αγορών. Ωστόσο, το μέτρο με το οποίο η τιμή μπορεί να θεωρηθεί ως σημάδι για τη διαθέσιμη προσφορά και τη ζήτηση δικαιωμάτων είναι περιορισμένο. Οι προσδοκίες για μελλοντική αυστηροποίηση που προκύπτουν από τους προτεινόμενους νέους στόχους για τη φάση 4 θα είναι ένα σημαντικό στοιχείο. Η υψηλή αύξηση τιμών το 2021 και η πιο πρόσφατη πτώση τιμών στις αρχές του Μαρτίου 2022 χρειάζονται επιπλέον εξηγήσεις.



7. Συνδυασμός μεθόδων πρόβλεψης

Με όλες τις προβλέψεις μας συνολικά αναλυμένες, είμαστε πλέον σε θέση να συνθέσουμε την ολοκληρωμένη μας πρόβλεψη για τα επόμενα δύο χρόνια και να εξετάσουμε την εφικτότητα και την πιθανή κερδοφορία από την είσοδο στην αγορά και την μετέπειτα πώληση των δικαιωμάτων. Αυτό θα μας βοηθήσει να καθορίσουμε τη στρατηγική μας για την επόμενη περίοδο και να αξιολογήσουμε την πιθανή απόδοση των επενδύσεών μας.

Προτού προχωρήσουμε σε οποιαδήποτε πρόβλεψη, είναι σημαντικό να τονίσουμε ότι τα χρηματοπιστωτικά περιβάλλοντα είναι εξαιρετικά αβέβαια και υπόκεινται σε συνεχείς αλλαγές. Απρόβλεπτα γεγονότα, όπως ο πόλεμος στην Ουκρανία ή ο πόλεμος στο Ισραήλ, μπορούν να αλλάξουν το πλαίσιο εντελώς και να οδηγήσουν σε αποκλίσεις από τις προβλέψεις μας. Ακόμη και οι πιο έμπειροι και καταρτισμένοι αναλυτές δεν μπορούν ποτέ να είναι απόλυτα βέβαιοι για τα αποτελέσματά τους. Ότι παρουσιάζουμε εντάσσεται σε αυτούς τους κινδύνους και δεν μπορεί, σε καμία περίπτωση, να αποτελέσει ακριβή αναπαράσταση της μελλοντικής πραγματικότητας. Μπορεί μόνο να παρέχει μια γενική εικόνα για το μέλλον.

Η πρόβλεψη αυτή θα πραγματοποιηθεί αρχικά απορρίπτοντας τις μεθόδους που τελικώς δεν μπορούν να εφαρμοστούν στην περίπτωσή μας. Έπειτα, θα χρησιμοποιήσουμε την σημερινή τιμή (19/02/2024) για να δούμε ποια μέθοδος είναι πιο κοντά στην πραγματικότητα.

Αφού απορρίψαμε τη μέθοδο ARIMA, όπως αναλύσαμε λεπτομερώς στο κεφάλαιο 5.2.2, συμπεραίνουμε ότι δεν είναι κατάλληλη για την πρόβλεψη στην περίπτωσή μας και δεν παρέχει αξιόπιστα αποτελέσματα. Το μόνο συμπέρασμα που μπορούμε να βγάλουμε από αυτήν τη μέθοδο είναι ότι φαίνεται ότι η τιμή θα αυξηθεί σημαντικά από τα σημεία των 78 ευρώ που βρισκόταν στο τέλος του 2023.

Όσον αφορά στις υπόλοιπες μεθόδους, τόσο οι μαθηματικές μέθοδοι όσο και η ποιοτική ανάλυση κατέληξαν στο ίδιο ακριβώς αποτέλεσμα. Συγκεκριμένα, όλες οι μέθοδοι προέβλεψαν ότι η τιμή θα αυξηθεί και θα πλησιάσει ξανά στο εύρος 90-100 ευρώ μέσα στο επόμενο έτος. Όλες οι μαθηματικές μέθοδοι παρέχουν με αρκετή ασφάλεια το συμπέρασμα αυτό. Όπως παρατηρούμε και από τις εικόνες 93, 94, 95 και 96, όλα τα μαθηματικά μοντέλα προβλέπουν γραφικά την αύξηση αυτή. Ωστόσο, αυτό στο οποίο δε συμφωνούν όλες οι μέθοδοι είναι η ενδιάμεση επιπλέον πτώση της τιμής από τα επίπεδα των 75-80 ευρώ.

Την παρούσα χρονική στιγμή (19/02/2024), παρατηρούμε ότι η τιμή βρίσκεται κοντά στα 54 ευρώ ανά άδεια εκπομπής, μια τιμή στην οποία είχε να φτάσει από τα μέσα του 2021. Από τα αποτελέσματα των μεθόδων παρατηρούμε ότι μόνο η παραλλαγή της μεθόδου LSTM και το multi regression μοντέλο προβλέπουν την παρούσα πτώση της τιμής. Και τα δυο αυτά μοντέλα προβλέπουν μια πτώση στο εύρος των 60-70 ευρώ ανά άδεια, σε διαφορετική περίοδο. Εφόσον τα δύο μοντέλα αυτά φαίνεται να παρουσιάζουν την παρούσα πραγματικότητα με μεγαλύτερη ακρίβεια, θα χρησιμοποιηθούν κυρίως αυτά για

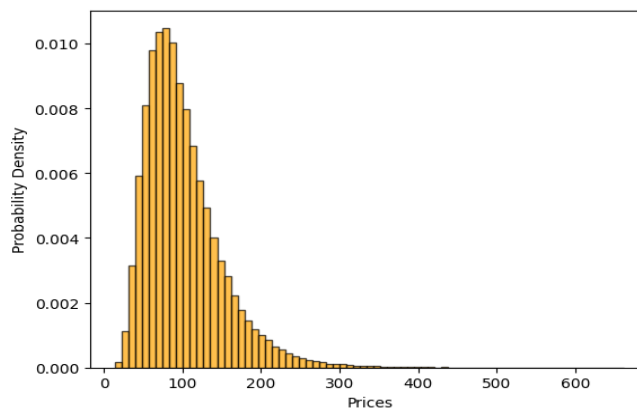
να εξάγουμε την τελική πρόβλεψη. Ακόμα και τα μοντέλα αυτά προβλέπουν την άνοδο στο επόμενο διάστημα.

Συνδυάζοντας τώρα όλες μας τις προβλέψεις και κυρίως τις πιο ακριβείς, όπως εξηγήσαμε στην προηγούμενη παράγραφο, μπορούμε να καταλήξουμε με μεγάλη ασφάλεια ότι η τιμή από τα παρόντα χαμηλά των 54 ευρώ θα ανεβεί και θα πλησιάσει μέσα στα επόμενα δύο έτη το εύρος 90-100 ευρώ ανά άδεια εκπομπής. Αυτό μπορεί να εξαχθεί από το συνολικό summary διάγραμμα 97, αλλά και λόγω κυρίως του τρόπου λειτουργίας και των μεταρρυθμίσεων της αγοράς.

Όπως παρουσιάσαμε αναλυτικά στο 9^ο κεφάλαιο, τα επόμενα χρόνια περιμένουμε μεγάλη αυστηροποίηση στο EU ETS. Εκτός από τη σταδιακή έξοδο των δωρεάν προσφερόμενων αδειών, η ΕΕ στοχεύει να μειώσει σημαντικά τα επόμενα χρόνια τον συνολικό αριθμό δικαιωμάτων εκπομπής (ΣΑΔΚ). Ο μεγάλος αριθμός ΣΑΔΚ είναι ο κύριος λόγος που τα προηγούμενα χρόνια η μείωση (ή και αύξηση της προσφοράς) δεν φάνηκε να έχει άμεση απήχηση στην τιμή των αδειών. Τα επόμενα χρόνια, όμως, ο αριθμός ΣΑΔΚ θα μειωθεί δραστικά (σύμφωνα με την ΕΕ), πιέζοντας έτσι σημαντικά την συνολική προσφορά προς τα κάτω.

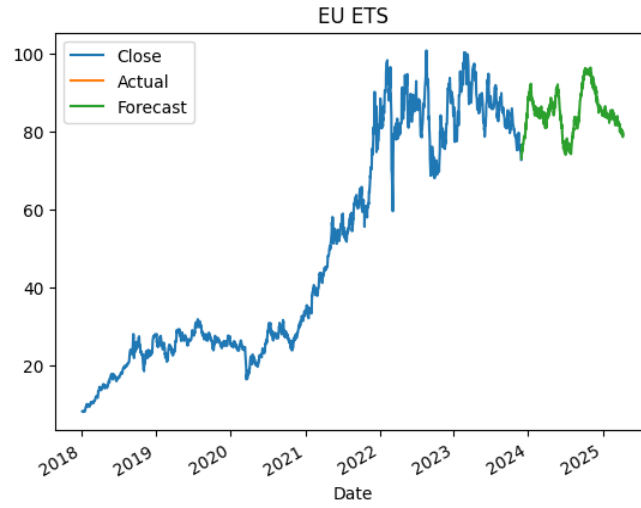
Από την άλλη μεριά, η ζήτηση, και με την είσοδο στο σύστημα της ναυτιλίας, δεν φαίνεται μέσα στα επόμενα χρόνια να μειωθεί σημαντικά. Παρόμοια, και ελαφρώς μειωμένος, αριθμός αδειών θα ζητείται ετησίως από τις επιχειρήσεις με συνεχείς αυστηροποιήσεις στους κανονισμούς εκπομπής αερίων. Γίνεται έτσι σαφές ότι η πρόβλεψη ότι η τιμή μέσα στα επόμενα δύο χρόνια θα αγγίξει το εύρος 90-100 ευρώ ανά άδεια μπορεί να εξαχθεί με μεγάλη ασφάλεια.

Την παρούσα χρονική στιγμή με τιμή ανά άδεια εκπομπής (19/02/2024) τα 54 ευρώ γίνεται σαφές ότι μια πολύ καλή επενδυτική επιλογή θα ήταν η αγορά μεγάλου αριθμού αδειών και η μετέπειτα πώληση τους. Όλες μας οι μέθοδοι προβλέπουν μεγάλη άνοδο της τιμής από τα παρόντα χαμηλά και ένα πολύ μεγάλο περιθώριο κέρδους φτάνοντας και το 85%. Ωστόσο όπως έχουμε ήδη αναλύσει πρέπει όλα τα μοντέλα πρόβλεψης να αντιμετωπίζονται με πολύ μεγάλη προσοχή αφού δεν μπορούν σε καμία περίπτωση να διαθέτουν παντελή ακρίβεια,

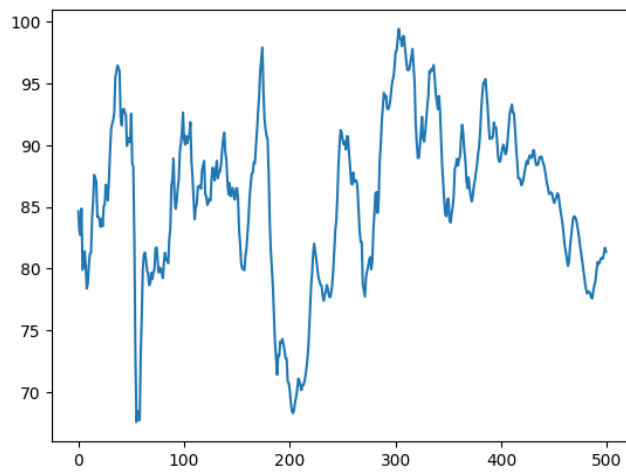


Εικόνα 93| ΠΡΟΒΛΕΨΗ GBM ΜΟΝΤΕΛΟΥ

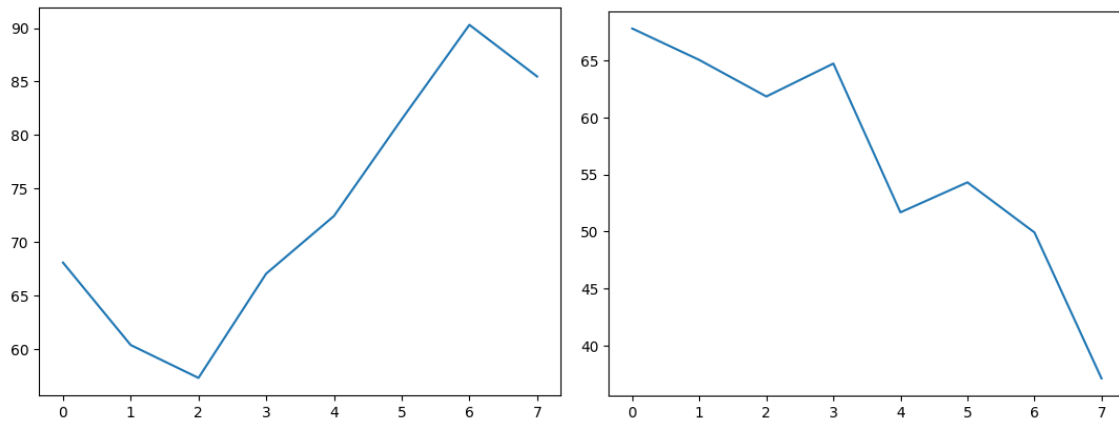
ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
ΓΕΡΟΝΙΚΟΛΟΣ ΠΑΝΤΑΖΗΣ

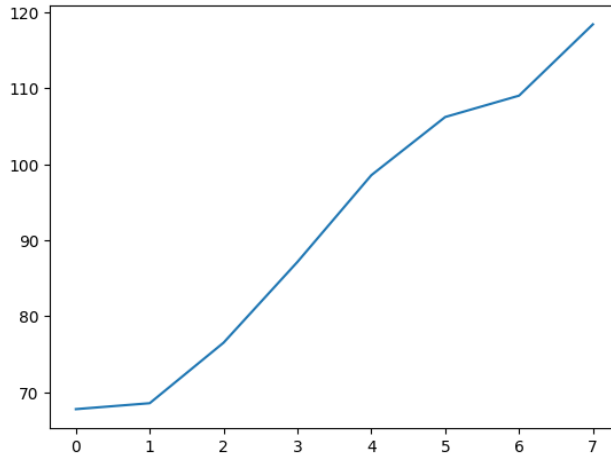


Εικόνα 94 | ΠΡΟΒΛΕΨΗ LSTM ΜΟΝΤΕΛΟΥ



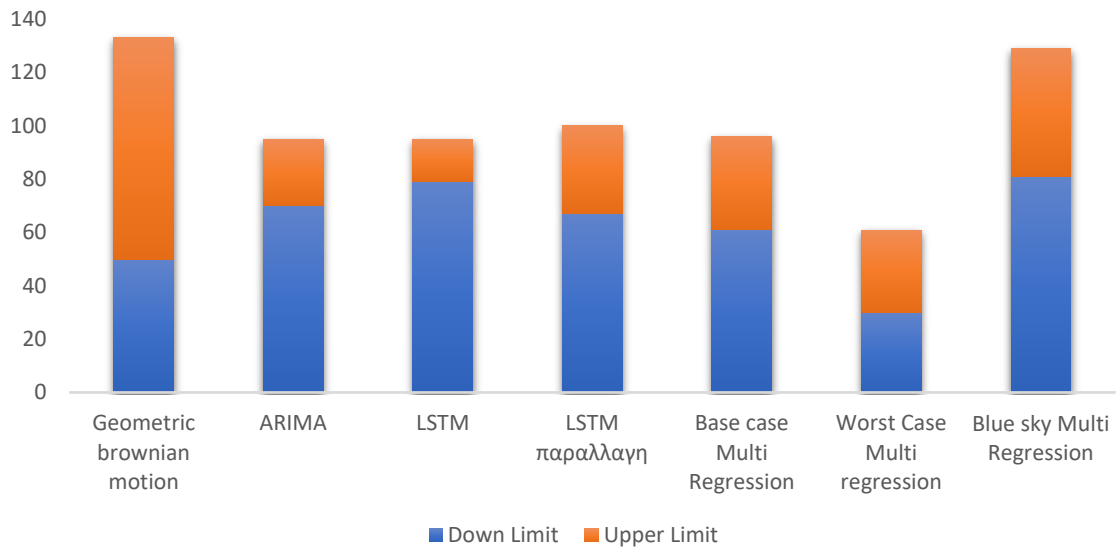
Εικόνα 95 | ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΠΑΡΑΛΛΑΓΗΣ LSTM ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΜΕ ΠΟΛΛΕΣ ΕΙΣΑΓΩΓΕΣ





Εικόνα 96 | ΠΡΟΒΛΕΨΗ MULTI REGRESSION ΜΟΝΤΕΛΟΥ

Models' Summary



Εικόνα 97 | SUMMARY ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

8. Τελικά συμπεράσματα

Όπως φαίνεται από ολόκληρη την εργασία μας, το πρόβλημα της αγοράς των αδειών εκπομπής αερίων ρύπων στην χαμηλότερη δυνατή τιμή, μειώνοντας έτσι το κόστος προμήθειας τους, είναι εφικτό να λυθεί μέσω της πρόβλεψης. Αυτή η πρόβλεψη, μέσω των διαφόρων μαθηματικών και μη τρόπων που εξετάσαμε, είναι εφικτό να πραγματοποιηθεί, παρέχοντας αποτελέσματα τα οποία μπορούν άλλοτε να ληφθούν υπόψιν και να εφαρμοστούν σε πραγματικές συνθήκες και άλλοτε όχι. Όλες αυτές οι προβλέψεις πρέπει να αντιμετωπιστούν με μεγάλη προσοχή, αφού αποτελούν εξειδικευμένες καταστάσεις.

Η μελέτη, η οποία πραγματοποιήθηκε παρουσιάζει μια σφαιρική προσέγγιση για την πρόβλεψη των τιμών των αδειών εκπομπής επιβλαβών αερίων στην αγορά ETS της Ευρωπαϊκής Ένωσης. Αρχικά, αναλύθηκε λεπτομερώς η λειτουργία της αγοράς ETS, συμπεριλαμβανομένων των κανονισμών και των φορέων που τη διέπουν, προκειμένου να κατανοηθεί πλήρως ο τρόπος λειτουργίας του συστήματος. Έπειτα, με χρήση στατιστικών μεθόδων και μαθηματικών μοντέλων, όπως η GBM, το μοντέλο ARIMA, το LSTM και το Multi Index Model, προσπαθήσαμε να προβλέψουμε τις μελλοντικές τιμές των αδειών εκπομπής.

Καθένα από αυτά τα μοντέλα παρουσίασε μια διαφορετική προσέγγιση, λαμβάνοντας υπόψη τους διάφορους παράγοντες που επηρεάζουν την τιμή. Τέλος με βάση τις προβλέψεις αυτές, αναλύσαμε τη δυνατότητα εκμετάλλευσης των διαφορετικών μοντέλων για τη λήψη αποφάσεων επενδυτικού χαρακτήρα και καταλήξαμε ότι μόνο το μοντέλο ARIMA πρέπει να απορριφθεί.

Συμπερασματικά και βασιζόμενοι στην ανάλυσή μας, η παρούσα τιμή (19/02/2024) των 54 ευρώ αποτελεί μια ιδανική τιμή στην οποία μια εταιρεία μπορεί είτε να προμηθευτεί έναν μεγάλο αριθμό αδειών σε χαμηλή τιμή για ίδια χρήση, είτε να αγοράσει άδειες και να τις μεταπωλήσει με κέρδος στα επόμενα δυο έτη. Το κέρδος αυτό μπορεί να φτάσει έως και 67-85% πωλώντας τις άδειες στα 90-100 ευρώ ανά άδεια, σύμφωνα με τις προβλέψεις μας.

Αυτή η έρευνα, σε συνδυασμό με την μεθοδολογία που αναπτύχθηκε ενδελεχώς, παρέχει το πλαίσιο επάνω στο οποίο μπορεί να βασιστεί περαιτέρω ανάπτυξη. Προτείνονται έτσι ορισμένα θέματα για μελλοντική έρευνα και ανάπτυξη:

- 1) **Διαχείριση του κλιματικού κινδύνου στη ναυτιλία:** Ανάλυση των πιθανών επιπτώσεων της κλιματικής αλλαγής στις ναυτιλιακές λειτουργίες, συμπεριλαμβανομένων της αύξησης της στάθμης της θάλασσας, των ακραίων καιρικών φαινομένων και των αλλαγών στις συνθήκες των θαλασσών, και ανάπτυξη στρατηγικών για τη διαχείριση του κλιματικού κινδύνου και την προσαρμογή στην κλιματική αλλαγή στον ναυτιλιακό τομέα.
- 2) **Επίδραση διεθνών κανονισμών στις εκπομπές της ναυτιλίας:** Μελέτη των επιπτώσεων διεθνών κανονισμών, όπως η σύμβαση MARPOL VI, οι κανονισμοί του IMO και οι περιοχές ελέγχου των εκπομπών (ECAs), στις εκπομπές από τη

ναυτιλιακή βιομηχανία και ανάλυση στρατηγικών συμμόρφωσης που υιοθετούν οι ναυτιλιακές εταιρείες.

- 3) **Μηχανισμοί τιμολόγησης άνθρακα στον ναυτιλιακό τομέα για μείωση των ρύπων:** Εξέταση διαφορετικών μηχανισμών τιμολόγησης άνθρακα, όπως φόρους άνθρακα ή συστήματα ανώτατων ορίων και εμπορίου, και αξιολόγηση της πιθανής αποτελεσματικότητάς τους στη μείωση των εκπομπών από τον ναυτιλιακό τομέα, λαμβάνοντας υπόψη τόσο τις οικονομικές όσο και τις περιβαλλοντικές επιπτώσεις.

9. Βιβλιογραφία

- [1] The Paris Agreement. What is the Paris Agreement? Credit: UNFCCC, Retrieved from <https://unfccc.int/process-and-meetings/the-paris-agreement>
- [2] European Climate Law Retrieved from https://climate.ec.europa.eu/eu-action/european-climate-law_en
- [3] What is the EU ETS? Retrieved from https://climate.ec.europa.eu/eu-action/eu-emissions-trading-system-eu-ets/what-eu-ets_en
- [4] Development of EU ETS (2005-2020). Retrieved from https://climate.ec.europa.eu/eu-action/eu-emissions-trading-system-eu-ets/development-eu-ets-2005-2020_en
- [5] Free allocation. Retrieved from https://climate.ec.europa.eu/eu-action/eu-emissions-trading-system-eu-ets/free-allocation_en
- [6] Allocation to industrial installations. Retrieved from https://climate.ec.europa.eu/eu-action/eu-emissions-trading-system-eu-ets/free-allocation/allocation-industrial-installations_en
- [7] Carbon Border Adjustment Mechanism. Retrieved from https://taxation-customs.ec.europa.eu/carbon-border-adjustment-mechanism_en
- [8] EU ETS Handbook 2015 from European Union Climate Action (https://climate.ec.europa.eu/system/files/2017-03/ets_handbook_en.pdf)
- [9] Reform of the EU carbon market from the European Parliament ([https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/BRIE/2014/538951/EPRS_BRI\(2014\)538951_REV1_EN.pdf](https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/BRIE/2014/538951/EPRS_BRI(2014)538951_REV1_EN.pdf))
- [10] Market Stability Reserve. Retrieved from https://climate.ec.europa.eu/eu-action/eu-emissions-trading-system-eu-ets/market-stability-reserve_en
- [11] The European Green Deal. Striving to be the first climate-neutral continent. Retrieved from https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/priorities-2019-2024/european-green-deal_en
- [12] IMO DCS. Retrieved from <https://www.sustainable-ships.org/rules-regulations/imo-dcs>

- [13] What is IMO's Global Integrated Shipping Information System (GISIS)? Retrieved from <https://www.marineinsight.com/maritime-law/what-is-imos-global-integrated-shipping-information-system-gisis/>
- [14] How much does the shipping industry contribute to global CO2 emissions? Retrieved from <https://sinay.ai/en/how-much-does-the-shipping-industry-contribute-to-global-co2-emissions/>
- [15] Reducing emissions from the shipping sector. Retrieved from https://climate.ec.europa.eu/eu-action/transport/reducing-emissions-shipping-sector_en
- [16] Carbon Emissions Futures. Retrieved from <https://www.investing.com/commodities/carbon-emissions>
- [17] Python Data Structures and Algorithms 2017 from Benjamin Baka
- [18] Monte Carlo Methods and Models in Finance and Insurance 2010 from Ralf Korn, Elke Korn, Gerald Kroisandt
- [19] Monte Carlo Methods for Particle Transport 2016 from Alireza Haghightat
- [20] Introduction to Time Series Analysis and Forecasting 2015 from Douglas C. Montgomery, Cheryl L. Jennings, Murat Kulahci
- [21] The Analysis of Time Series 2019 from Chris Chatfield
- [22] An Introduction to Neural Networks 2018 from Kevin Gurney
- [23] Hands-On Deep Learning Algorithms with Python 2019. Master deep learning algorithms with extensive math by implementing them using TensorFlow from Sudharsan Ravichandiran
- [24] Deep Learning with TensorFlow and Keras 2022 from Amita Kapoor, Antonio Gulli, Sujit Pal, Francois Chollet
- [25] The Price Determinants of the EU Allowance in the EU Emissions Trading Scheme 2018 from Chune Young Chung, Minkyu Jeong and Jason Young
- [26] Applied Multiple Regression/Correlation Analysis for the Behavioral Sciences 2013 from Jacob Cohen, Patricia Cohen, Stephen G. West, Leona S. Aiken
- [27] Qualitative Research Methods. Collecting Evidence, Crafting Analysis, Communicating Impact 2019 from Sarah J. Tracy

- [28] Linking the European Union Emissions Trading System. Political Drivers and Barriers 2021 from Charlotte Unger