



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

**Ανάλυση Επίδρασης της Αβεβαιότητας στους
Ασαφείς Γνωστικούς Χάρτες σε Προβλήματα
Αξιολόγησης Κλιματικής Πολιτικής με χρήση Monte
Carlo Προσομοιώσεων**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Μιχαήλ Κομματάς

Επιβλέπων : Χρυσόστομος (Χάρης) Δούκας

Αναπληρωτής Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2022



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

**Ανάλυση Επίδρασης της Αβεβαιότητας στους
Ασαφείς Γνωστικούς Χάρτες σε Προβλήματα
Αξιολόγησης Κλιματικής Πολιτικής με χρήση Monte
Carlo Προσομοιώσεων**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Μιχαήλ Κομματάς

Επιβλέπων : Χρυσόστομος (Χάρης) Δούκας

Αναπληρωτής Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 8^η Μαρτίου 2022.

.....
Χρυσόστομος Δούκας
Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Δημήτριος Ασκούνης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2022

.....
Μιχαήλ Κομματάς

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © ΜΙΧΑΗΛ ΚΟΜΜΑΤΑΣ, 2022

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εκπονήθηκε κατά το ακαδημαϊκό έτος 2021-2022 στον Τομέα Ηλεκτρικών Βιομηχανικών Διατάξεων και Συστημάτων Αποφάσεων στα πλαίσια των ερευνητικών δραστηριοτήτων του Εργαστηρίου Συστημάτων Αποφάσεων και Διοίκησης της σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Με την ευκαιρία που μου δίνεται μέσω της παρούσας διπλωματικής εργασίας, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον Αναπληρωτή Καθηγητή του Ε.Μ.Π. Χρυσόστομο (Χάρη) Δούκα για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε για την ανάληψη της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας, δίνοντας μου την ευκαιρία να ασχοληθώ με ένα τόσο ενδιαφέρον θέμα.

Στη συνέχεια, ιδιαίτερες ευχαριστίες οφείλω στον Υποψήφιο Διδάκτορα Κωνσταντίνο Κοασίδη και Δρ. Θεμιστοκλή Κουτσέλη, για τη συνεχή καθοδήγηση και υποστήριξή τους κατά τον σχεδιασμό και την υλοποίηση των προσομοιώσεων που πραγματοποιήθηκαν στα πλαίσια αυτής της εργασίας καθώς και κατά τη συγγραφή του παρόντος τόμου. Η ευστοχία των υποδείξεων και των συμβουλών τους είχε κομβική σημασία για την επιτυχή ολοκλήρωση της εργασίας. Επιπλέον, το εργαλείο ανοιχτού κώδικα σε γλώσσα προγραμματισμού Python που χρησιμοποιήθηκε στις προσομοιώσεις, αποτελεί προσφορά του Δρ. Θεμιστοκλή Κουτσέλη, η οποία είχε καθοριστική σημασία για την υλοποίηση του πειραματικού μέρους της εργασίας.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου και τους φίλους μου για όλη την υποστήριξη και υπομονή που μου έδειξαν καθ' όλη τη διάρκεια των σπουδών μου, καθώς και όλους εκείνους που συνέβαλαν με τον τρόπο τους στην επιτυχή ολοκλήρωση της προσπάθειάς μου.

Περίληψη

Ο μετριασμός των επιπτώσεων που επιφέρει η κλιματική αλλαγή απαιτεί τον συνεχή σχεδιασμό και την χάραξη πολιτικών αντιμετώπισης του φαινομένου. Καθοριστικό ρόλο σε αυτή τη διαδικασία έχει η ενεργή συμμετοχή των ενδιαφερόμενων μελών και αποφασίζόντων, με τους ασαφείς γνωστικούς χάρτες να έχουν αποτελέσει ένα σημαντικό εργαλείο ώστε να αποτυπώνεται η γνώση τους στη διαδικασία λήψης αποφάσεων κλιματικής πολιτικής. Ωστόσο, η εισαγωγή του ανθρώπινου παράγοντα στις μοντελοποιήσεις συνήθως συνοδεύεται από αβεβαιότητα λόγω υποκειμενικών εκτιμήσεων ή ακόμα και ύπαρξης προκαταλήψεων. Ο στόχος της παρούσας διπλωματικής είναι να μελετήσει την επίδραση που έχει η εισαγωγή αυτής της αβεβαιότητας σε μοντελοποιήσεις που βασίζονται στους ασαφείς γνωστικούς χάρτες. Αυτό γίνεται εφικτό συνδυάζοντας τους με κατάλληλα διαμορφωμένες προσομοιώσεις Monte Carlo, για την ανάλυση διαφορετικών μεταβλητών του χάρτη που εκφράζουν τόσο τις εκτιμήσεις των ερευνητών, ως προς τον καθορισμό των τιμών για τα ρίσκα του συστήματος, όσο και την ικανότητα υλοποίησης σε πολιτικό επίπεδο των επιλεγμένων πολιτικών στρατηγικών. Σε αντίθεση με τη συμβατική επίλυση των ασαφών γνωστικών χαρτών, εφαρμόζοντας τις παραπάνω προσομοιώσεις μπορέσαμε να εκτιμήσουμε την αβεβαιότητα που εισάγουν τα εκτιμώμενα ρίσκα και οι πολιτικές που εφαρμόζονται στο σύστημα καθώς και ποιες από αυτές έχουν την μεγαλύτερη επίδραση συνολικά σε 5 διαφορετικά κοινωνικοοικονομικά σενάρια. Με βάση μελέτη περίπτωσης σχετικά με το Πολωνικό σύστημα ηλεκτροπαραγωγής, αποτελέσματα που λαμβάνουν υπόψη την αβεβαιότητα συνηγορούν ότι πράσινα μείγματα πολιτικής αποφέρουν μεγαλύτερα οικονομικά οφέλη σε σχέση με μείγματα προσανατολισμένα στην υποστήριξη άνθρακα. Ρίσκα σχετικά με τις διεθνείς σχέσεις και το κόστος εξόρυξης άνθρακα αποτελούν τις σημαντικότερες προκλήσεις, ενώ σε επίπεδο πολιτικών έμφαση πρέπει να δοθεί στην εκπαίδευση με προσανατολισμό τη δημιουργία νέων πράσινων θέσεων εργασίας.

Λέξεις Κλειδιά: Ασαφείς Γνωστικοί Χάρτες, Αβεβαιότητα, Monte Carlo, Προσομοίωση, Κλιματική πολιτική, Υποστήριξη αποφάσεων

Abstract

Mitigating the effects of climate change requires continuous planning and policymaking. The active participation of stakeholders and decision-makers is crucial in this process, with fuzzy cognitive maps being an important tool used to support climate policy to capture their knowledge in the decision-making process. However, the introduction of the human factor into modelling is usually accompanied by uncertainty due to subjective assessments or even the existence of prejudice. The aim of this diploma thesis is to study the effect that the introduction of this uncertainty has on modelling based on fuzzy cognitive maps. This is made possible by combining them with suitably configured Monte Carlo simulations, for the analysis of different map variables that express both the researchers' estimates, in terms of setting values for system risks, and the ability to implement the selected policy strategies at a political level. In contrast to the conventional solution of fuzzy cognitive maps, by applying the above simulations we were able to assess the uncertainty introduced by the estimated risks and policies applied in the system, and identify which of them have the greatest impact on a total of 5 different socio-economic scenarios. Based on a case study for the Polish power system, results that take uncertainty into account suggest that green policy mixes yield greater economic benefits than coal - based mixes. Risks over international relations and the cost of coal mining are the biggest challenges, whereas the emphasis at a policy level should be placed on education with the aim of creating new green jobs.

Keywords: Fuzzy Cognitive Maps, Uncertainty, Monte Carlo, Simulation, Climate Policy, Decision Support

Πίνακας περιεχομένων

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Εισαγωγή	15
1.1 Αντικείμενο – Σκοπός	17
1.2 Φάσεις υλοποίησης.....	18
1.3 Οργάνωση τόμου	19
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Δομή και σχεδιασμός των Ασαφών Γνωστικών Χαρτών	21
2.1 Γενική περιγραφή Ασαφών Γνωστικών Χαρτών	23
2.1.2 Ασαφείς Γνωστικοί Χάρτες στην λήψη αποφάσεων	24
2.2 Μαθηματική διατύπωση των Ασαφών Γνωστικών Χαρτών	25
2.3 Μέθοδοι ανάπτυξης Ασαφών Γνωστικών Χαρτών	27
2.4 Επεκτάσεις Ασαφών Γνωστικών Χαρτών	29
2.4.1 Επεκτάσεις Ασαφών Γνωστικών Χαρτών και Αβεβαιότητα.....	31
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Μαθησιακοί αλγόριθμοι και Ασαφείς Γνωστικοί Χάρτες.....	33
3.1 Εισαγωγικά	35
3.2 Hebbian-Based Methods.....	35
3.3 Population-Based Methods.....	40
3.4 Σύγκριση Hebbian/Population-Based Methods.....	57
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Μεθοδολογία ανάλυσης αβεβαιότητας στους ασαφείς γνωστικούς χάρτες	59
4.1 Περιγραφή της ροής των διαδικασιών	61
4.1.1 Δεδομένα Εισόδου Μελέτης Περίπτωσης	62
4.1.2 Εργαλεία μοντελοποίησης και δημιουργία σεναρίου αναφοράς	67
4.2 Σχεδιασμός μεθόδου μελέτης της αβεβαιότητας του συστήματος.....	68
4.2.1 Εφαρμογή Monte Carlo στα ρίσκα	68
4.2.2 Εφαρμογή Monte Carlo στις πολιτικές στρατηγικές	69
4.2.3 Καθορισμός παραμέτρων μεθόδου Monte Carlo.....	70
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: Αποτελέσματα προσομοιώσεων.....	73
5.1 Προσομοιώσεις αβεβαιότητας στα ρίσκα	75
5.2 Προσομοιώσεις αβεβαιότητας στις πολιτικές στρατηγικές	81
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: Συμπεράσματα και Προοπτικές	87
6.1 Συμπεράσματα	89
6.2 Προοπτικές	91

BIBΛIOΓPAΦIA.....	93
ΠAΡAPTHTMA: AνaλyTIKά AπoTEλέCMTα Twv ΠpoCtoMoιώCewv Monte Carlo	107

Πίνακας εικόνων

Εικόνα 1 Φάσεις υλοποίησης διπλωματικής εργασίας.....	19
Εικόνα 2 Παράδειγμα Ασαφούς Γνωστικού Χάρτη	28
Εικόνα 3 Διάγραμμα ροής των διαδικασιών που υλοποιήθηκαν.....	61
Εικόνα 4 Περιγραφή κόμβων ΑΓΧ	62
Εικόνα 5 Ασαφής Γνωστικός Χάρτης μελέτης περίπτωσης.....	66
Εικόνα 6 Αρχικές τιμές των ρίσκων του συστήματος ανά σενάριο	66
Εικόνα 7 Διάγραμμα ποσοστιαίου σφάλματος % συναρτήσει του αριθμού επαναλήψεων	71
Εικόνα 8 Διάγραμμα διακύμανσης της εξόδου συναρτήσει των ρίσκων για το (α) πράσινο μονοπάτι και (β) μονοπάτι άνθρακα	76
Εικόνα 9 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου για την εφαρμογή Monte Carlo στα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων	79
Εικόνα 10 Διάγραμμα διακύμανσης τιμών εξόδου για την πρώτη εφαρμογή Monte Carlo στις πολιτικές συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων	82
Εικόνα 11 Διάγραμμα (α) διακύμανσης της μέσης τιμής της εξόδου (β) της μέσης τιμής της εξόδου, για την δεύτερη εφαρμογή Monte Carlo στις πολιτικές συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων	83
Εικόνα 12 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου για την εφαρμογή Monte Carlo στις πολιτικές συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων.....	85
Εικόνα 13 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R1 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων	108
Εικόνα 14 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R2 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων	108
Εικόνα 15 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R3 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων	109
Εικόνα 16 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R4 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων	109
Εικόνα 17 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R5 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων	110
Εικόνα 18 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R6 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων	110
Εικόνα 19 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R7 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων	111
Εικόνα 20 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R8 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων	111

Εικόνα 38 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής P7 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένες πολιτικές αμελώντας τις μίξεις πολιτικών συναρτήσεων των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων	120
Εικόνα 39 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου για την εφαρμογή Monte Carlo συνολικά στις πολιτικές συναρτήσεων των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων	121

Πίνακας πινάκων

Πίνακας 1 Πίνακας βαρών παραδείγματος.....	28
Πίνακας 2 Ποσοστό (%) ερμηνείας του κάθε ρίσκου επί της συνολικής αβεβαιότητας της εξόδου (max-min).....	80
Πίνακας 3 Ποσοστό (%) ερμηνείας του κάθε ρίσκου επί της συνολικής αβεβαιότητας της εξόδου (Q3-Q1)	81
Πίνακας 4 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 13)	108
Πίνακας 5 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 14)	108
Πίνακας 6 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 15)	109
Πίνακας 7 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 16)	109
Πίνακας 8 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 17)	110
Πίνακας 9 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 18)	110
Πίνακας 10 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 19)	111
Πίνακας 11 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 20)	111
Πίνακας 12 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 21)	112
Πίνακας 13 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 22)	112
Πίνακας 14 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 23)	113
Πίνακας 15 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 24)	113
Πίνακας 16 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 25)	114
Πίνακας 17 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 26)	114
Πίνακας 18 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 27)	115
Πίνακας 19 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 28)	115
Πίνακας 20 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 29)	116
Πίνακας 21 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 30)	116
Πίνακας 22 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 31)	117
Πίνακας 23 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 32)	117
Πίνακας 24 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 33)	118
Πίνακας 25 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 34)	118
Πίνακας 26 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 35)	119
Πίνακας 27 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 36)	119
Πίνακας 28 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 37)	120
Πίνακας 29 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 38)	120
Πίνακας 30 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 39)	121

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Εισαγωγή

1.1 Αντικείμενο – Σκοπός

Η κλιματική πολιτική της Ευρωπαϊκής Ένωσης (Ε.Ε.) κατευθύνει τόσο τις περιφερειακές όσο και τις εθνικές προσπάθειες για τον μετριασμό της κλιματικής αλλαγής και την προσαρμογή σε αυτήν. Η πολιτική αυτή βασίζεται στο συνέδριο των Ηνωμένων Εθνών για την κλιματική αλλαγή, στο συμπληρωματικό πρωτόκολλο του Κιότο και στη συμφωνία του Παρισιού. Στο επίκεντρο αυτής της πολιτικής βρίσκεται η εμπορία εκπομπών, οι εθνικοί στόχοι, καθώς και η στρατηγική προσαρμογής της Ευρωπαϊκής Ένωσης. Η Ε.Ε. συμβάλλει ενεργά στις διεθνείς διαπραγματεύσεις για το κλίμα και αποτελεί τον μεγαλύτερο χρηματοδότη στη λήψη μέτρων για την κλιματική αλλαγή στις αναπτυσσόμενες χώρες. Ενισχύοντας τη δέσμευση τη ως προς τη συμφωνία του Παρισιού, η Ε.Ε. έχει στόχο έως το 2030 να μειώσει τις εκπομπές διοξειδίου του άνθρακα τουλάχιστον κατά 55% εν συγκρίσει με το 1990 (Nikas et al., 2021). Επιπλέον, στόχος της Ευρώπης είναι να γίνει η πρώτη κλιματικά ουδέτερη ήπειρος, έως το 2050.

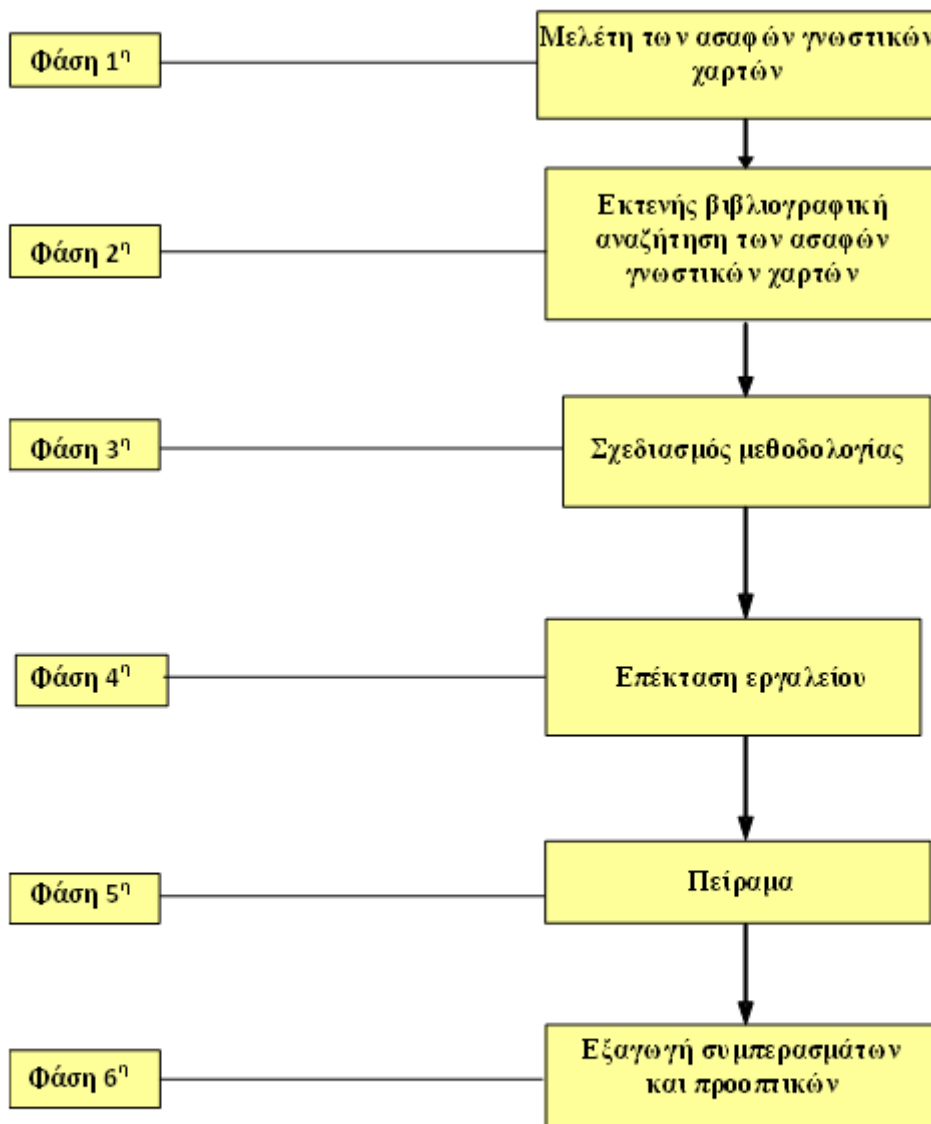
Ο δρόμος προς τη βιωσιμότητα απαιτεί τον συνεχή σχεδιασμό, καθώς και τη λήψη και εφαρμογή αποφάσεων που αφορούν τη μετρίαση αυτού του φαινομένου. Τις περισσότερες φορές οι αποφάσεις αυτές έχουν ως παραμέτρους κριτήρια διαφορετικής φύσεως, τα οποία συχνά συγκρούονται μεταξύ τους, κάνοντας δυσκολότερη τη διαδικασία λήψης τους. Στα πλαίσια διαμόρφωσης της κλιματικής πολιτικής σημαντική είναι η ενεργή συμμετοχή των ενδιαφερόμενων μελών και των αποφασιζόντων, κάτι που μέχρι τώρα δεν έχει πραγματοποιηθεί σε σημαντικό βαθμό (Doukas & Nikas, 2021). Μια μέθοδος η οποία έχει αποκτήσει μεγάλο ερευνητικό ενδιαφέρον τα τελευταία χρόνια, είναι αυτή των ασαφών γνωστικών χαρτών (ΑΓΧ-Fuzzy Cognitive Maps). Οι ΑΓΧ αποτελούν ένα τρόπο σχεδίασης, μοντελοποίησης και αναπαράστασης ενός δυναμικού συστήματος, αξιοποιώντας τη γνώση εμπειρογνώμωνων, με στόχο την μελέτη της συμπεριφοράς του, υπό διαφορετικές συνθήκες. Ωστόσο οι ΑΓΧ είναι αρκετά επιρρεπείς στις διακυμάνσεις των ενδογενών παραμέτρων καθώς και στα δεδομένα εισόδου. Οι λύσεις που εξετάζονται αφορούν τη χρήση σύνθετων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, που όμως υστερούν στην αξιοποίηση της γνώσης που προσφέρουν οι εμπειρογνώμονες.

Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής πραγματοποιείται η διασύνδεση των ασαφών γνωστικών χαρτών με ένα πλήθος Monte-Carlo προσομοιώσεων προκειμένου να αναλυθεί η αβεβαιότητα που εμπεριέχεται σε τέτοιου είδους συστήματα. Μέσα από αυτές τις προσομοιώσεις δίνεται έμφαση στη μελέτη της αβεβαιότητας που εισάγουν στο σύστημα: (1) οι ερευνητές, μέσω των εκτιμήσεων των τιμών κάποιων μεταβλητών κάτι που έχει απασχολήσει την ευρύτερη κοινότητα της κλιματικής πολιτικής (Kerppö et al., 2021) και (2) η συνέπεια ή μη κατά την υλοποίηση των πολιτικών στρατηγικών, που εξαρτώνται τόσο από τον ανθρώπινο παράγοντα όσο και από τη σταθερότητα του πολιτικού περιβάλλοντος.

1.2 Φάσεις υλοποίησης

Η εκπόνηση της διπλωματικής εργασίας πραγματοποιήθηκε μεταξύ Μαρτίου και Φεβρουαρίου του ακαδημαϊκού έτους 2021-2022 και η πορεία αυτής ακολούθησε τις παρακάτω φάσεις, όπως αυτές παρουσιάζονται στο σχήμα 1.1.

- *Φάση 1^η - Μελέτη των ΑΓΧ:* Σε πρώτο στάδιο αποκτήθηκε το απαραίτητο θεωρητικό υπόβαθρο για την πλήρη κατανόηση του σχεδιασμού και της υλοποίησης των γνωστικών χαρτών.
- *Φάση 2^η - Εκτενής βιβλιογραφική αναζήτηση σχετικά με τους ΑΓΧ:* Σε αυτό το στάδιο έγινε μια εκτενής βιβλιογραφική αναζήτηση, για τις εφαρμογές των ΑΓΧ στην έρευνα, καθώς και των μαθησιακών αλγορίθμων που έχουν χρησιμοποιηθεί έως και σήμερα στην διαθέσιμη βιβλιογραφία.
- *Φάση 3^η - Σχεδιασμός μεθοδολογίας:* Σε αυτή την φάση, έγινε ο σχεδιασμός της μεθοδολογίας για την ενσωμάτωση της ανάλυσης αβεβαιότητας στους ΑΓΧ.
- *Φάση 4^η - Επέκταση εργαλείου:* Σε αυτό το στάδιο αναπτύχθηκε ο κώδικας, ώστε να επεκταθεί το εργαλείο που χρησιμοποιήθηκε, για την υλοποίηση των προσομοιώσεων για την ανάλυση της αβεβαιότητας του συστήματος.
- *Φάση 5^η - Πείραμα:* Σε αυτό το στάδιο υλοποιήθηκαν όλες οι προσομοιώσεις για την ανάλυση αβεβαιότητας και έγινε η εξαγωγή των αντίστοιχων αποτελεσμάτων.
- *Φάση 6^η - Εξαγωγή συμπερασμάτων και προοπτικών:* Σε αυτή τη φάση εξάγουμε γενικά συμπεράσματα βάσει των αποτελεσμάτων των προσομοιώσεων που υλοποιήθηκαν, ενώ βασικό σημείο αποτελεί η αναφορά στις προοπτικές που ανοίγει η παρούσα εργασία για πιθανή μελλοντική έρευνα.



Εικόνα 1 Φάσεις υλοποίησης διπλωματικής εργασίας

1.3 Οργάνωση τόμου

Η εργασία αποτελείται από 6 κεφάλαια. Στο παρόν κεφάλαιο, γίνεται μια αναφορά στο περιβάλλον εντός του οποίου παρατηρούνται τα ζητήματα που πραγματεύεται η εργασία και δίνεται ένας γενικός σκοπός.

Στο δεύτερο κεφάλαιο περιγράφεται ο σχεδιασμός και η υλοποίηση ενός ΑΓΧ. Αναλυτικότερα, γίνεται αναφορά στη δομή, τη μοντελοποίηση και τη μεθοδολογία κατασκευής τους.

Στο τρίτο κεφάλαιο γίνεται μια εκτενής αναφορά στους μαθησιακούς αλγορίθμους που χρησιμοποιούνται για να εκπαιδεύσουν ένα ΑΓΧ. Περιγράφονται οι βασικές κατηγορίες των αλγορίθμων αυτών και ο τρόπος λειτουργίας των σημαντικότερων ανά κατηγορία. Γίνεται σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών κατηγοριών και παρουσιάζονται τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα τους.

Στο τέταρτο κεφάλαιο, παρουσιάζεται πλήρως η μεθοδολογία και το πρωτόκολλο που σχεδιάστηκε για την πειραματική φάση της εργασίας. Γίνεται αναφορά στα εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν καθώς και στο σχεδιασμό και την υλοποίηση των απαραίτητων προσομοιώσεων για τη μελέτη της αβεβαιότητας του συστήματος.

Στο πέμπτο κεφάλαιο, γίνεται η ανάλυση των αποτελεσμάτων καθώς και η εξαγωγή των συμπερασμάτων που προκύπτουν, για κάθε μια από τις προσομοιώσεις που πραγματοποιήθηκαν.

Στο έκτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα τελικά συμπεράσματα και οι παρατηρήσεις, καθώς και οι περιορισμοί της μελέτης.

Τέλος, ακολουθεί ένα παράρτημα στο οποίο παρουσιάζονται εκτεταμένα τα αποτελέσματα όλων των προσομοιώσεων που υλοποιήθηκαν.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Δομή και σχεδιασμός των Ασαφών Γνωστικών Χαρτών

2.1 Γενική περιγραφή Ασαφών Γνωστικών Χαρτών

Οι ασαφείς γνωστικοί χάρτες (ΑΓΧ) είναι δυναμικά συστήματα για τη μοντελοποίηση της ανθρώπινης γνώσης στη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Εισήχθησαν από τον Kosko (1986) ως επέκταση των συμβατικών γνωστικών χαρτών (ΓΧ). Οι ΓΧ αποτελούνται από ένα σύνολο κόμβων που συνδέονται με κατευθυνόμενες και προσημασμένες ακμές. Οι κόμβοι αντιπροσωπεύουν έννοιες σχετικές με έναν δεδομένο τομέα του συστήματος. Οι διασυνδέσεις μεταξύ των εννοιών δείχνουν την κατεύθυνση της επιρροής/εξάρτησης μεταξύ δυο διαδοχικών κόμβων και προσημαίνονται για να δείξουν μια θετική ή αρνητική επίδραση.

Ίδωμένοι από τη πλευρά της τεχνητής νοημοσύνης, οι ΑΓΧ είναι δυναμικά δίκτυα με δυνατότητες μάθησης, όπου όσο περισσότερα δεδομένα είναι διαθέσιμα για τη μοντελοποίηση του προβλήματος, τόσο καλύτερο γίνεται το σύστημα στην προσαρμογή και την επίτευξη λύσης. Έγιναν ευρέως διαδεδομένοι λόγω των δυναμικών χαρακτηριστικών και των μαθησιακών δυνατοτήτων τους. Αυτά τα χαρακτηριστικά τα καθιστούν ιδιαίτερα εύχρηστους στον τομέα της λήψης αποφάσεων.

Επιπλέον, κατά τη διάρκεια της τελευταίας δεκαετίας έχουν προταθεί αρκετές βελτιώσεις των ΑΓΧ. Κάθε μια από αυτές βελτιώνει τον συμβατικό ΑΓΧ με διαφορετικούς τρόπους. Σε αυτό το διάστημα οι ΑΓΧ απέκτησαν ζωτικό ρόλο στις εφαρμογές διαφόρων επιστημονικών τομέων, όπως οι κοινωνικές και πολιτικές επιστήμες, η μηχανική, η πληροφορική, η ρομποτική, τα συστήματα εμπειρογνομώνων, η ιατρική, η εκπαίδευση, η πρόβλεψη, και το περιβάλλον.

Οι ΑΓΧ επεκτείνουν τους ΓΧ με την χρήση των ασαφών αριθμών (Kosko (1986)). Οι ασαφείς αριθμοί είναι μια ποσότητα, της οποίας η τιμή είναι αβέβαιη και όχι ακριβής. Αυτή η σχέση αιτιότητας μεταξύ δύο κόμβων χαρακτηρίζεται ως ασαφής σχέση λόγω της φύσης της και του τρόπου περιγραφής της με τη χρήση λεκτικών μεταβλητών, οι οποίες στη συνέχεια μετατρέπονται σε αριθμητικές μεταβλητές παίρνοντας τιμές στο πραγματικό διάστημα $[-1,1]$ (ή $[0,1]$).

Το είδος της συσχέτισης δείχνει εάν αυτή είναι θετική, αρνητική ή δεν υφίσταται. Υπάρχουν τρεις πιθανοί τύποι αιτιατών διασυνδέσεων μεταξύ των κόμβων (Felix et al., 2019):

- **Θετική :** Εάν τα βάρη των ακμών μεταξύ των κόμβων C_i και C_j είναι θετικά ($w_{ij} > 0$), το οποίο σημαίνει ότι η αύξηση της τιμής του κόμβου C_i οδηγεί σε αύξηση της τιμής του κόμβου C_j και η μείωση στην τιμή του κόμβου C_i οδηγεί αντίστοιχα σε μείωση της τιμής του κόμβου C_j .
- **Αρνητική :** Εάν τα βάρη των ακμών μεταξύ των κόμβων C_i και C_j είναι αρνητικά ($w_{ij} < 0$), το οποίο σημαίνει ότι η αύξηση της τιμής του κόμβου C_i

οδηγεί σε μείωση της τιμής του κόμβου C_j και η μείωση στην τιμή του κόμβου C_i οδηγεί σε αύξηση της τιμής του κόμβου C_j .

- Καμία αιτιολογική σχέση : Εάν δεν υπάρχει ακμή η οποία ενώνει τους κόμβους C_i και C_j , η οποία αναπαρίσταται στον πίνακα βάρους με την τιμή 0.

Η αριθμητική τιμή του βάρους κάθε διασύνδεσης w_{ij} μεταξύ δύο κόμβων C_i και C_j , δείχνει το βαθμό συσχέτισης της τιμής της μεταβλητής του ενός κόμβου στον υπολογισμό της μεταβλητής του άλλου συνδεδεμένου κόμβου και ανήκει στο πραγματικό διάστημα $[-1,1]$. Αφού η συσχέτιση μεταξύ δύο κόμβων δηλώνει τη σχέση 'αιτίας-συνέπειας' που υπάρχει μεταξύ τους, θεωρείται ότι δεν μπορεί να υπάρχει αιτιατή σχέση μεταξύ ενός κόμβου και του εαυτού του και επομένως δεν υφίσταται διασύνδεση μεταξύ ενός κόμβου και του εαυτού του, οπότε η αντίστοιχη τιμή του βάρους θα είναι $w_{ij_{i=j}} = 0$.

2.1.2 Ασαφείς Γνωστικοί Χάρτες στην λήψη αποφάσεων

Όπως γίνεται κατανοητό από την μέχρι τώρα ανάλυση, οι ασαφείς γνωστικοί χάρτες απεικονίζουν διάφορες πτυχές στη συμπεριφορά του συστήματος που μοντελοποιούν, και οι παράγοντες (έννοιες) που το αποτελούν αλληλεπιδρούν μεταξύ τους δίνοντας μια δυναμική τόσο στη διαδικασία όσο και στο σύστημα.

Η λήψη αποφάσεων έχει εκ φύσεως δυναμικό χαρακτήρα, καθώς περιλαμβάνει την επιλογή της βέλτιστης στρατηγικής για την επίτευξη στόχων, μελετώντας την έκβαση των αποτελεσμάτων υπό διαφορετικά σενάρια. Τόσο οι κίνδυνοι όσο και η αβεβαιότητα που σχετίζονται με κάθε σενάριο, διαμορφώνουν κάποιους περιορισμούς που επηρεάζουν τη διαδικασία. Ζητήματα για τα οποία πολλές φορές καλούμαστε να πάρουμε αποφάσεις εμπεριέχουν παράγοντες που συχνά αντιτίθενται μεταξύ τους με αποτέλεσμα να αυξάνουν την πολυπλοκότητα της διαδικασίας.

Κύριος στόχος του σχεδιασμού ενός ΑΓΧ είναι η δυνατότητα πρόβλεψης του αποτελέσματος (έξοδος/ έξοδοι του συστήματος), μετά την ελεύθερη αλληλεπίδραση των παραγόντων (εννοιών) που το αποτελούν.

Βάσει αυτής της λογικής ένας ΑΓΧ μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να ελέγξουμε εάν μια απόφαση είναι συνεπής στο σύνολο των υποθέσεων που κάνουμε, ή ακόμα και να εντοπίσουμε την επίδραση κάποιων παραγόντων που δεν είναι προφανείς.

Χρησιμοποιώντας τους ΑΓΧ στην λήψη αποφάσεων, έχουμε τα παρακάτω πλεονεκτήματα (Salmeron, 2009):

- **Απλότητα:** Η μετατροπή των προβλημάτων λήψης αποφάσεων σε αιτιώδη γραφήματα, δίνει τη δυνατότητα στους υπεύθυνους λήψης αποφάσεων χωρίς τεχνικό υπόβαθρο να κατανοήσουν εύκολα τους παράγοντες ενός προβλήματος καθώς και τις σχέσεις μεταξύ τους.

- **Προσομοίωση και πρόβλεψη:** Με τους ΑΓΧ είναι δυνατόν να καθορίσουμε τους πιο κρίσιμους παράγοντες που επηρεάζουν μια μεταβλητή και να προσομοιώσουμε την επίδραση της.
- **Επικαιρότητα:** Βασιζόμενοι στα μοντέλα των ΑΓΧ οι υπεύθυνοι λήψης αποφάσεων έχουν ισχυρή τεκμηρίωση, με αποτέλεσμα να είναι σε θέση να αποφασίσουν ταχύτερα.
- **Αξιοπιστία:** Έχοντας μοντέλα ΑΓΧ από αξιόπιστες πηγές, οι υπεύθυνοι αποφάσεων έχουν την εγγύηση - ή προσδοκία - ότι κατασκευάστηκαν με τις απαραίτητες προδιαγραφές, με εκτεταμένες δοκιμές και ορισμένες τεχνικές επικύρωσης.
- **Επένδυση:** Τα μοντέλα ΑΓΧ είναι ένας τρόπος να αποθηκευτεί η τεχνογνωσία και η εφευρετικότητα των καλύτερων στη λήψη αποφάσεων, ώστε να μετατραπούν από κάτι ευμετάβλητο σε κάτι μόνιμο.
- **Αποτελεσματικότητα:** Οι υπεύθυνοι λήψης αποφάσεων μπορούν να στοχεύσουν στην παραγωγή βέλτιστων αποφάσεων (στον βαθμό που αυτό είναι εφικτό) στο πεδίο εξειδίκευσης τους και για τους υπόλοιπους τομείς να χρησιμοποιούν μοντέλα ΑΓΧ που έχουν σχεδιαστεί από τους αντίστοιχους ειδήμονες. Με αυτόν τον τρόπο τα μοντέλα ΑΓΧ θα μπορούσαν να αυξήσουν την αποτελεσματικότητα στη λήψη αποφάσεων.
- **Οπτική μοντελοποίηση:** Οι ΑΓΧ παρέχουν ένα διαισθητικό αλλά και ταυτόχρονα ακριβή τρόπο αναπαράστασης εννοιών και της αιτιολογίας τους. Αντιπροσωπεύουν αποτελεσματικά τη γνώση, χειρίζονται την ασάφεια, μοντελοποιούν καταστάσεις συμπεριλαμβανομένων των αβέβαιων περιγραφών, είναι προσαρμοστικοί σε διαφορετικές καταστάσεις καθώς και ευέλικτοι στη νέα γνώση.

2.2 Μαθηματική διατύπωση των Ασαφών Γνωστικών Χαρτών

Με τη χρήση ενός ΑΓΧ μπορούμε να μοντελοποιήσουμε και να προσομοιώσουμε ένα δυναμικό σύστημα, ώστε να μελετήσουμε τη συμπεριφορά του υπό διαφορετικές συνθήκες. Ο κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει φυσικά ή και μη φυσικά στοιχεία αυτής της συμπεριφοράς και η τιμή του εξαρτάται από τους εκάστοτε διασυνδεδεμένους κόμβους. Οι ΑΓΧ είναι αναπαραστάσεις ενός συστήματος στα οποία μας ενδιαφέρει η τελική τους απόκριση. Η απόκριση τους εκφράζει τον βαθμό επίδρασης των εισόδων στις εξόδους (στους υπό μελέτη κόμβους). Υπό αυτή την έννοια, οι έξοδοι δεν έχουν κάποια φυσική ερμηνεία. Οι τιμές τους εκφράζουν το βαθμό επίδρασης των εισόδων και μόνο. Για να βρεθούν οι τιμές επίδρασης, μια σειρά από υπολογισμούς (βήματα) συντελούνται σε έναν ΑΓΧ. Κατά τη διάρκεια αυτών των βημάτων, η τιμή κάθε κόμβου, η οποία εξαρτάται από τις τιμές των διασυνδεδεμένων με αυτόν κόμβους, υπολογίζεται σύμφωνα με τον τύπο (Alipour et al., 2019):

$$A_i^t = f\left(\sum_{j=1, j \neq i}^N A_j^{t-1} \cdot W_{ji}\right) \quad (2.1)$$

Έτσι, η τιμή του εκάστοτε κόμβου κατά τη το βήμα t , θα είναι A_i^t και θα προκύπτει από τις τιμές των διασυνδεδεμένων κόμβων κατά το αμέσως προηγούμενο βήμα A_j^{t-1} , πολλαπλασιασμένες με τα αντίστοιχο βάρος. Το γινόμενο αυτό αθροίζεται και μέσω μιας συνάρτησης μεταφοράς f λαμβάνει μια τιμή εντός του διαστήματος $[0,1]$ ή $[-1,1]$, στο οποίο παίρνουν τιμές όλες οι μεταβλητές των N κόμβων του ΑΓΧ.

Αν στην παραπάνω εξίσωση λάβουμε υπόψη και την προηγούμενη τιμή της μεταβλητής του εκάστοτε κόμβου A_i^{t-1} , προσδίδουμε στο σύστημα μνήμη ενός βήματος, με αποτέλεσμα να μπορούμε να επιτύχουμε μια ομαλότερη μετάβαση μεταξύ των επερχόμενων τιμών. Σε αυτή την περίπτωση οι τιμές υπολογίζονται ως εξής (Groupros, 2010):

$$A_i^t = f\left(A_i^{t-1} + \sum_{j=1, j \neq i}^N A_j^{t-1} \cdot W_{ji}\right) \quad (2.2)$$

Τέλος, κάνοντας χρήση πινάκων μπορούμε να δημιουργήσουμε μια πιο γενικευμένη μορφή της παραπάνω εξίσωσης η οποία περιλαμβάνει τις τιμές των μεταβλητών όλων των κόμβων του ΑΓΧ. Θεωρώντας ότι ο χάρτης αποτελείται από N κόμβους, τότε ο πίνακας καταστάσεων A θα έχει διαστάσεις $1 \times N$, περιλαμβάνοντας τις τιμές αυτών των N κόμβων, και ο πίνακας βαρών W θα έχει διαστάσεις $N \times N$, όπου κάθε στοιχείο w_{ij} αντιπροσωπεύει το βάρος της διασύνδεσης μεταξύ των κόμβων C_i και C_j . Για το λόγο που προαναφέρθηκε, τα στοιχεία της διαγωνίου του πίνακα W θα είναι έχουν μηδενική τιμή. Η προκύπτουσα εξίσωση σε αυτή την περίπτωση είναι (Groupros, 2010):

$$A^t = f\left(A^{t-1} + \sum A^{t-1} \cdot W\right) \quad (2.3)$$

Η παραπάνω εξίσωση υπολογίζει το νέο διάνυσμα κατάστασης A^t , το οποίο προκύπτει από τον πολλαπλασιασμό του προηγούμενου διανύσματος κατάστασης A^{t-1} κατά το βήμα $t-1$, με τον πίνακα βαρών W . Το νέο διάνυσμα κατάστασης δίνει τις ανανεωμένες τιμές των N κόμβων, μετά τις αιτιατές αλληλεπιδράσεις μεταξύ των κόμβων του ΑΓΧ και την πρόσθεση του A^{t-1} . Οι εξισώσεις που αναφέρθηκαν παραπάνω, χαρακτηρίζονται και ως συναρτήσεις ενεργοποίησης του ΑΓΧ.

Η συνάρτηση μεταφοράς f χρησιμοποιείται για τον περιορισμό των τελικών τιμών στα επιθυμητά διαστήματα ($[-1,1]$ ή $[0,1]$). Οι πιο συνηθισμένες συναρτήσεις για την επίτευξη αυτού του σκοπού είναι η σιγμοειδής και η υπερβολική εφαπτομένη, οι εξισώσεις των οποίων δίνονται παρακάτω:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda x}} \quad (2.4)$$

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^{\lambda \cdot x} - e^{-\lambda \cdot x}}{e^{\lambda \cdot x} + e^{-\lambda \cdot x}} \quad (2.5)$$

2.3 Μέθοδοι ανάπτυξης Ασαφών Γνωστικών Χαρτών

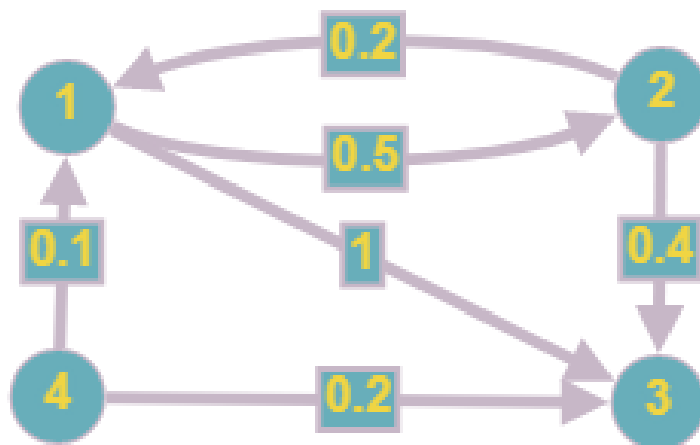
Η ανάπτυξη ενός ασαφούς γνωστικού χάρτη στηρίζεται στην ανθρώπινη εμπειρία και γνώση. Στην περίπτωση κατασκευής του με τη χρήση μαθησιακών αλγορίθμων ο ανθρώπινος παράγοντας όπως θα δούμε αναλυτικά στο επόμενο κεφάλαιο, αντικαθίσταται από ιστορικά δεδομένα. Ανάλογα με το πεδίο εφαρμογής του δυναμικού συστήματος που θέλουμε να μοντελοποιήσουμε, συνήθως δημιουργείται μια ομάδα που αποτελείται από εμπειρογνώμονες στο αντικείμενο, η οποία καλείται να σχεδιάσει τον χάρτη. Η ομάδα αυτή συχνά καθορίζει τον αριθμό και το είδος των κόμβων (ως προς τον παράγοντα που περιγράφει κάθε κόμβος) που συντελούν τον ΑΓΧ και συμμετέχει στην δημιουργία του πίνακα βαρών, όπου αποτυπώνεται η σχέση που έχει ο κάθε κόμβος με τους υπόλοιπους.

Κάθε εμπειρογνώμονας μπορεί να εκτιμήσει τους κύριους παράγοντες που περιγράφουν τη συμπεριφορά του συστήματος το οποίο μελετάται και κάθε ένας από αυτούς παριστάνεται από έναν κόμβο του ΑΓΧ. Οι εμπειρογνώμονες καθορίζουν για τους αντίστοιχους κόμβους την αρνητική ή θετική επίπτωση του ενός στον άλλο, με έναν ασαφή βαθμό σχέσεως αιτίου-αιτιατού, εκφράζοντας την άποψη/γνώση τους σχετικά με το ποιες μεταβλητές του συστήματος αλληλοεπηρεάζονται. Κατά αυτόν τον τρόπο, ένας εμπειρογνώμονας μετασχηματίζει τη γνώση/εμπειρία του σε μια δυναμική σταθμισμένη γραφική απεικόνιση, τον ΑΓΧ.

Σε αυτή τη μέθοδο σχεδιασμού και ανάπτυξης του ΑΓΧ, οι εμπειρογνώμονες καλούνται να περιγράψουν την υπάρχουσα σχέση μεταξύ των κόμβων, χρησιμοποιώντας μια λεκτική μεταβλητή, όπως πχ. «μεγάλη επίδραση», «μεσαία επίδραση», «μικρή επίδραση» κλπ. Στη συνέχεια, οι παραγόμενες λεκτικές μεταβλητές, όπως προτείνονται από τους εμπειρογνώμονες, μετασχηματίζονται σε ένα αριθμητικό βάρος που ανήκει στο διάστημα $[-1,1]$ (ή $[0,1]$). Έτσι προκύπτει ο πίνακας βαρών, που περιγράφει το βαθμό επίδρασης μεταξύ όλων των διασυνδεδεμένων κόμβων του συστήματος.

Όταν ο χάρτης έχει κατασκευαστεί, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να μοντελοποιήσει και να προσομοιώσει τη συμπεριφορά του δυναμικού συστήματος. Σε πρώτη φάση, ο ΑΓΧ αρχικοποιείται, δηλαδή καθορίζονται οι αρχικές τιμές όλων των κόμβων του συστήματος. Το επίπεδο ενεργοποίησης (activation level) κάθε κόμβου του διαγράμματος παίρνει μια τιμή η οποία μετασχηματίζεται, μέσω της συνάρτησης μεταφοράς, ώστε να ανήκει στο πεδίο τιμών $[0,1]$ ή $[-1,1]$ και τότε οι κόμβοι είναι ελεύθεροι να αλληλεπιδράσουν.

Παρακάτω παρουσιάζεται ένα απλό παράδειγμα ασαφούς γνωστικού χάρτη καθώς και ο πίνακας βαρών που περιγράφει το βαθμό επίδρασης των διασυνδεδεμένων κόμβων του.



Εικόνα 2 Παράδειγμα Ασαφούς Γνωστικού Χάρτη

Πίνακας 1 Πίνακας βαρών παραδείγματος

	1	2	3	4
1	0	0.5	1	0
2	0.2	0	0.4	0
3	0	0	0	0
4	0.1	0	0.2	0

Σε κάθε βήμα της επαναληπτικής διαδικασίας, οι τιμές των ενδιάμεσων κόμβων αλλάζουν. Αυτή η αλληλεπίδραση μεταξύ των κόμβων συνεχίζεται μέχρι να επιτευχθεί μια καθορισμένη ισορροπία (fixed point), δηλαδή το σύστημα να συγκλίνει σε μια συγκεκριμένη τιμή, ή να επιτευχθεί ένας οριακός κύκλος (stable limit cycle), όπου το σύστημα επαναλαμβάνει μια ακολουθία τιμών σε ένα κλειστό πεδίο τιμών, ή τέλος να υπάρξει χαοτική συμπεριφορά του συστήματος (chaotic behavior), που έχει ως αποτέλεσμα να μη μπορούμε να έχουμε γνώση σε ποία έξοδο θα καταλήξει το σύστημα με βεβαιότητα για μια δεδομένη είσοδο.

Η σημαντικότερη αδυναμία των ΑΓΧ είναι η πιθανότητα σύγκλισης σε ανεπιθύμητες περιοχές και η ανάγκη επανυπολογισμού των βαρών όταν υιοθετούνται νέες στρατηγικές. Οι μαθησιακοί αλγόριθμοι μπορούν να βοηθήσουν στην άρση αυτής της αδυναμίας. Η διαδικασία εκμάθησης είναι μια τεχνική που αυξάνει την αποτελεσματικότητα και την ευρωστία των ΑΓΧ, τροποποιώντας τον πίνακα βάρους (Parageorgiou et al., 2013). Όπως αναφέραμε και παραπάνω η γνώση και η εμπειρία των εμπειρογνομόνων αποτυπώνεται στον χάρτη κατά τη διαδικασία σχεδιασμού του,

οπότε στην περίπτωση των μαθησιακών αλγορίθμων, όπου τροποποιείται ο πίνακας βάρους του ΑΓΧ χάνεται το γνωστικό αυτό στοιχείο.

2.4 Επεκτάσεις Ασαφών Γνωστικών Χαρτών

Σε αυτό το σημείο γίνεται μια σύντομη αναφορά στις επεκτάσεις των ασαφών γνωστικών χαρτών που είναι διαθέσιμες στην βιβλιογραφία. Οι επεκτάσεις αυτές έχουν δημιουργηθεί με σκοπό είτε να ξεπεράσουν κάποιους περιορισμούς που έχουν οι συμβατικοί ΑΓΧ, είτε να προσθέσουν σε αυτούς κάποιες παραπάνω λειτουργικότητες, στα πλαίσια των ερευνητικών αναγκών. Παρακάτω αναφέρονται τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα τους, καθώς και το πεδίο εφαρμογής τους.

Rule-Based FCM: Η επέκταση αυτή καλύπτει πολλούς τύπους αλληλεπιδράσεων και όχι μόνο μονοτονικής αιτιότητας (Carvalho, 2012). Τα RB-FCM αντιπροσωπεύουν τη δυναμική σύνθετων ποιοτικών συστημάτων με ανάδραση και επιτρέπουν την προσομοίωση γεγονότων μοντελοποιώντας την επίδραση τους στο σύστημα. Είναι επαναληπτικά συστήματα ασαφών κανόνων, που ασχολούνται με την ανατροφοδότηση ασαφών μηχανισμών. Η επέκταση αυτή έχει το πλεονέκτημα ότι περιλαμβάνει ασαφείς κανόνες και το μειονέκτημα ότι καταλήγει σε σύνθετα συμπεράσματα. Το πεδίο εφαρμογής της είναι προσανατολισμένο προς την ανθρώπινη λήψη αποφάσεων.

Dynamical Cognitive Network: Η επέκταση αυτή προτάθηκε από τους Miao et al. (2001) και βελτιώνει τον ΑΓΧ ποσοτικοποιώντας τις έννοιες και εισάγοντας μη γραμμικές δυναμικές συναρτήσεις στις ακμές. Επομένως τα DCNs έχουν τα πλεονεκτήματα ότι μπορούν να μοντελοποιήσουν τη δυναμική φύση των αιτιακών διεργασιών και να καταλήγουν σε εύρωστα συμπεράσματα, καθώς και τη δυνατότητα να έχουν την απλότητα ενός ΑΓΧ. Τα μειονεκτήματα αυτής της επέκτασης είναι ότι έχει μεγαλύτερες απαιτήσεις μοντελοποίησης και μπορεί να είναι τόσο σύνθετη όσο ένα μη γραμμικό δυναμικό σύστημα. Το πεδίο εφαρμογής της είναι δυναμικά συστήματα με αβεβαιότητα και επιπλέον, με ή χωρίς χρονική καθυστέρηση.

Fuzzy Grey FCM: Η επέκταση αυτή είναι σχεδιασμένη για περιβάλλοντα με μεγάλη αβεβαιότητα, υπό διακριτά ελλιπή και μικρά σετ δεδομένων και βασίζεται στην θεωρία των γκρι συστημάτων. Τα FG-FCMs αντιπροσωπεύουν την ανθρώπινη νοημοσύνη καλύτερα από τους συμβατικούς ΑΓΧ, γιατί έχουν τη δυνατότητα να αναπαραστήσουν ασαφείς σχέσεις μεταξύ κόμβων με ελλιπή δεδομένα για το μοντελοποιημένο σύστημα με μεγαλύτερη ακρίβεια. Σαν πλεονέκτημα η επέκταση αυτή περιλαμβάνει μοντέλο αβεβαιότητας, αλλά όπως και η προηγούμενη έχει μεγαλύτερες απαιτήσεις μοντελοποίησης. Τα πεδία εφαρμογής της είναι περιβάλλοντα με έντονη αβεβαιότητα και η ανθρώπινη λήψη αποφάσεων.

Intuitionistic FCM: Η επέκταση αυτή αντιμετωπίζει την αδυναμία των μοντέλων ΑΓΧ να αξιολογήσουν τη διστακτικότητα που εισάγεται στα μοντελοποιημένα προβλήματα λόγω ατελών γεγονότων, αναποφασιστικότητας και ελλειψών πληροφοριών. Τα iFCMs περιέχουν διαισθητικά ασαφή σύνολα (Intuitionistic Fuzzy

Sets) για την διαχείριση της διστακτικότητας της κρίσης των ειδικών. Σαν πλεονέκτημα και αυτή η επέκταση περιλαμβάνει μοντέλο αβεβαιότητας, αλλά όπως και η προηγούμενες έχει μεγαλύτερες απαιτήσεις μοντελοποίησης. Τα πεδία εφαρμογής της είναι περιβάλλοντα με έντονη αβεβαιότητα και η ανθρώπινη λήψη αποφάσεων.

Dynamic Random FCM: Τα DR-FCMs βελτιώνουν τους συμβατικούς ΑΓΧ εισάγοντας την πιθανότητα ενεργοποίησης των κόμβων, συμπεριλαμβανομένης μιας μη γραμμικής δυναμικής συνάρτησης κατά την διαδικασία εξαγωγής συμπερασμάτων (Aguilar, 2003). Τα βάρη των ακμών του ΑΓΧ ανανεώνονται δυναμικά για την καλύτερη προσαρμογή τους στις νέες συνθήκες. Το πλεονέκτημα αυτής της επέκτασης είναι ότι εμπεριέχει μη γραμμικές δυναμικές συναρτήσεις και το αρνητικό ότι καταλήγει σε σύνθετα συμπεράσματα. Το πεδίο εφαρμογής της είναι δυναμικά συστήματα με αβεβαιότητα και επιπλέον με ή χωρίς χρονική καθυστέρηση.

Fuzzy Cognitive Network: Στην επέκταση αυτή (Kottas et al., 2007, Boutalis et al., 2009) τα βάρη των ακμών ενημερώνονται σε κάθε επανάληψη παρέχοντας ταχύτερη και ομαλότερη σύγκλιση. Οι προηγούμενες λειτουργικές καταστάσεις αποθηκεύονται σε μια βάση δεδομένων ασαφών κανόνων αποφεύγοντας έντονες παρεμβολές στην ενημέρωση του φυσικού συστήματος. Τα FCN καταλήγουν σε σημεία ισορροπίας με συνεχείς διαφοροποιήσιμες σιγμοειδείς συναρτήσεις ενεργοποίησης. Ο πίνακας γειτνίασης εξάγεται από ιστορικά δεδομένα του φυσικού συστήματος. Τα πλεονεκτήματα αυτής της επέκτασης είναι η ταχύτερη και ομαλότερη σύγκλιση και το γεγονός ότι πάντοτε συγκλίνει, ενώ το αρνητικό είναι ότι και αυτή καταλήγει σε σύνθετα συμπεράσματα. Το πεδίο εφαρμογής της είναι δυναμικά συστήματα με αβεβαιότητα και επιπλέον με ή χωρίς χρονική καθυστέρηση.

Evolutionary FCM: Η επέκταση αυτή προσομοιώνει τις καταστάσεις των εννοιών σε πραγματικό χρόνο (Cai et al., 2009). Η χρήση των E-FCMs εξετάστηκε στη μοντελοποίηση σύνθετων και δυναμικών αιτιώδους σχέσεως μεταβλητών. Μοντελοποιούν την τιμή κάθε χρονικής κατάστασης, που ονομάζεται εξελισσόμενη κατάσταση. Οι καταστάσεις των κόμβων εξελίσσονται σε πραγματικό χρόνο, με βάση τις εσωτερικές τους καταστάσεις, την εξωτερική ανάθεση, ή και από εξωτερικές αιτίες. Τα πλεονεκτήματα αυτής της επέκτασης είναι η προσομοίωση σε πραγματικό χρόνο, οι δυναμικές μεταβλητές, καθώς και το διαφορετικό πρόγραμμα ενημέρωσης. Τα αρνητικά είναι οι μεγαλύτερες απαιτήσεις μοντελοποίησης, καθώς και το ότι καταλήγει σε σύνθετα συμπεράσματα. Το πεδίο εφαρμογής της είναι τα συστήματα πραγματικού χρόνου και ο έλεγχος τους.

Fuzzy Time Cognitive Map: Σε αυτή την επέκταση οι ακμές περιλαμβάνουν χρόνο (Park et al., 1995). Τα FTFCMs μοντελοποιούν την καθυστέρηση της επιρροής μεταξύ του προσυναπτικού κόμβου στον μετασυναπτικό. Εισάγουν εικονικούς κόμβους για τη διατήρηση των τιμών και μεταφράζουν τις χρονικές καθυστερήσεις σε καθυστερήσεις μονάδας χρόνου. Επιπλέον επιτρέπουν τη σύγκριση μεταξύ των αποτελεσμάτων της δυναμικής του μοντέλου FTFCM με τον ΑΓΧ για την ανάλυση της επίδρασης της χρονικής καθυστέρησης στο σύστημα. Το πλεονέκτημα αυτής της

επέκτασης είναι το ότι περιγράφει τις χρονικές καθυστερήσεις, ενώ το αρνητικό της ότι έχει μη στατική ανάλυση. Το πεδίο εφαρμογής της είναι δυναμικά συστήματα με αβεβαιότητα και επιπλέον με ή χωρίς χρονική καθυστέρηση.

Fuzzy Rules Incorporated w/FCM Η επέκταση αυτή συνδυάζει τον συμβατικό ΑΓΧ με την αναπαράσταση των RB-FCMs για να περιγράψει συστήματα από μία συνδυαστική οπτική (Song et al., 2010). Το FRI-FCM μεταφράζει τον συλλογιστικό μηχανισμό των ΑΓΧ σε ένα σύνολο ασαφών κανόνων IF-THEN και αναπαριστά την αιτιότητα που βρίσκεται μέσα στα μοντελοποιημένα συστήματα. Είναι στην πράξη ένα ασαφές νευρωνικό δίκτυο τεσσάρων επιπέδων σχεδιασμένο έτσι ώστε να βελτιώνει τη δυνατότητα των συμβατικών ΑΓΧ στην αυτόματη αναγνώριση των συναρτήσεων συμμετοχής και την ποσοτικοποίηση των αιτιών από ακατέργαστα δεδομένα. Η επέκταση αυτή έχει το πλεονέκτημα ότι περιλαμβάνει ασαφείς κανόνες και το μειονέκτημα ότι έχει σύνθετη τοπολογία αντίστοιχη των νευρωνικών δικτύων. Το πεδίο εφαρμογής της είναι προσανατολισμένο προς την ανθρώπινη λήψη αποφάσεων.

2.4.1 Επεκτάσεις Ασαφών Γνωστικών Χαρτών και Αβεβαιότητα

Όπως αναφέρθηκε και στο υποκεφάλαιο 2.4 υπάρχουν αρκετές επεκτάσεις των συμβατικών ΑΓΧ οι οποίες είναι κατάλληλες για χρήση σε περιβάλλοντα με μεγάλη αβεβαιότητα. Ωστόσο, η βιβλιογραφία στο κομμάτι της αβεβαιότητας είναι αρκετά πιο περιορισμένη. Υπάρχουν έρευνες που αφορούν την μελέτη της αβεβαιότητας με τη χρήση επεκτάσεων όπως αυτή των Papageorgiou & Iakovidis (2012), που με τη χρήση των iFCM έδειξαν ότι μπορεί να γίνει εκτίμηση της διστακτικότητας στην έξοδο. Η διστακτικότητα μπορεί να προέρχεται από την αβεβαιότητα που εισάγεται κατά την κατασκευή του μοντέλου, την εκχώρηση των τιμών στις μεταβλητές εισόδου ή ακόμα και την απουσία τιμών εισόδου. Επίσης, ο Salmeron (2010) κάνοντας χρήση της επέκτασης FGCM, συνέκρινε τους κινδύνους που σχετίζονται με τη χρήση λογισμικού ανοιχτού και κλειστού κώδικα και κατέληξε στο συμπέρασμα ότι μεγαλύτερο ποσοστό αβεβαιότητας μεταξύ των δύο εμπεριέχεται σε αυτά του ανοιχτού κώδικα. Οι Salmeron & Palos-Sanchez (2017) μελέτησαν την διάδοση της αβεβαιότητας στα FGCM με τη χρήση μαθησιακών αλγορίθμων τύπου Hebb και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι δεν είναι κατάλληλοι για την εκμάθηση αυτή γιατί η αβεβαιότητα του μοντέλου αυξάνεται μαζί με τη δυναμική της συγκεκριμένης επέκτασης. Τέλος, οι Sacchelli & Fabbri (2015) με την υλοποίηση των βελτιστοποιημένων πιθανολογικών ΑΓΧ (Optimised Probabilistic Fuzzy Cognitive Maps, OPFCM) επιχείρησαν να εισάγουν μια νέα μεθοδολογία για την ελαχιστοποίηση της αβεβαιότητας και τη βελτιστοποίηση του συστήματος για την αξιολόγηση και διαχείριση πολύπλοκων φυσικών ή ανθρωπογενών περιβαλλόντων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Μαθησιακοί αλγόριθμοι και Ασαφείς Γνωστικοί Χάρτες

3.1 Εισαγωγικά

Οι προσεγγίσεις μάθησης των ΑΓΧ επικεντρώνονται στην εκμάθηση του πίνακα βαρών, με την παρέμβαση των εμπειρογνομόνων ή/και με τα διαθέσιμα ιστορικά δεδομένα. Βάσει του είδους της διαθέσιμης γνώσης, οι μέθοδοι μάθησης μπορούν να χωριστούν σε δυο κατηγορίες, τις τύπου Hebb (Hebbian-Based), τις εξελικτικές που έχουν βάση τον πληθυσμό (Population-Based). Στη συνέχεια αυτού του κεφαλαίου θα γίνει αναφορά στις παραπάνω κατηγορίες των μαθησιακών αλγορίθμων και θα παρουσιαστούν με μια σύντομη ανάλυση αυτοί που έχουν χρησιμοποιηθεί κατά κύριο λόγο στη βιβλιογραφία ανά κατηγορία.

3.2 Hebbian-Based Methods

Η εκμάθηση τύπου Hebb αποτελεί τεχνική χωρίς επίβλεψη, που αρχικά εφαρμόστηκε στην εκπαίδευση τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Το κύριο χαρακτηριστικό αυτού του τύπου μάθησης είναι ότι η αλλαγή μιας σύναψης υπολογίζεται λαμβάνοντας υπόψη τη ροή του προσυναπτικού και του μετασυναπτικού σήματος, προς κάθε μονάδα επεξεργασίας (νευρώνας) ενός νευρωνικού δικτύου και ορίζεται από τα ακόλουθα:

$$\Delta w_{ij} = n y_i(n) x_j(n) \quad (3.1)$$

Όπου n είναι μια σταθερή μεταβλητή η οποία καθορίζει το βήμα εκμάθησης και τα x_j και y_i είναι το προσυναπτικό και μετασυναπτικό σήμα αντίστοιχα. Η παραπάνω εξίσωση μετασχηματίστηκε απ' τον Oja ώστε να επιλύσει τα προβλήματα σταθερότητας που παρουσίαζε, εισάγοντας έτσι μια γενική μορφή του τύπου του Hebb, που ονομάστηκε τύπος του Oja και έχει την παρακάτω μορφή:

$$\Delta w_{ij} = n y_i(n) (x_j(n) - y_i(n) w_{ij}(n)) \quad (3.2)$$

Πάνω σε αυτόν τον τύπο στηρίχθηκαν διάφοροι μαθησιακοί αλγόριθμοι τύπου Hebb, οι οποίοι παρουσιάζονται παρακάτω.

DHL (Differential Hebbian Learning)

Ο αλγόριθμος εκμάθησης DHL ήταν ο πρώτος αλγόριθμος τύπου Hebb που προτάθηκε από τους Dickerson & Kosko (1994), προκειμένου να βρεθούν καλύτερα βάρη μεταξύ των διασυνδεδεμένων κόμβων από αυτά που έδιναν οι εμπειρογνώμονες που συμμετείχαν στην κατασκευή των ΑΓΧ. Αυτός ο αλγόριθμος συσχετίζει τις αλλαγές στους κόμβους του μοντέλου, προκειμένου να τροποποιήσουν τα βάρη τους, σύμφωνα με τα ακόλουθα:

$$w_{ij}^{(t+1)} = \begin{cases} w_{ij}^{(t)} + \mu_t (\Delta A_i^{(t)} \Delta A_j^{(t)} - w_{ij}^{(t)}), & \Delta A_i^{(t)} \neq 0 \\ w_{ij}^{(t)} & \Delta A_i^{(t)} = 0 \end{cases} \quad (3.3)$$

Όπου $\Delta A_i^{(t)} = A_i^{(t)} - A_i^{(t-1)}$

Επιπλέον, η παράμετρος μ_t αναφέρεται στο βήμα εκμάθησης που μειώνεται με την κάθε επανάληψη του αλγορίθμου ως εξής:

$$\mu_t = 0.1 \left[1 - \frac{t}{1.1N} \right] \quad (3.4)$$

όπου t είναι η τρέχουσα επανάληψη και N είναι μια σταθερά που εξασφαλίζει ότι το βήμα εκμάθησης δεν θα λαμβάνει αρνητικές τιμές. Μια αποδεκτή τιμή αυτής της σταθεράς είναι ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων του αλγορίθμου.

NHL (Nonlinear Hebbian Learning)

Ο επόμενος αλγόριθμος τύπου Hebb, είναι ο NHL ο οποίος προτάθηκε από τους Parageorgiou et al. (2003) και έχει την παρακάτω μορφή:

$$w_{ij}^{(t+1)} = w_{ij}^{(t)} + nA_j^{(t)}(A_i^{(t)} - A_j^{(t)}w_{ij}^{(t)}) \quad (3.5)$$

Όπου n είναι το βήμα εκμάθησης. Εκτός της παραπάνω βασικής μορφής, εισήχθησαν άλλες δυο επεκτάσεις με την παρακάτω μορφή:

$$w_{ij}^{(t+1)} = w_{ij}^{(t)} + nA_j^{(t)}(A_i^{(t)} - \text{sgn}(w_{ij}^{(t)})A_j^{(t)}w_{ij}^{(t)}) \quad (3.6)$$

όπου το $\text{sgn}()$ αντιστοιχεί στη γνώστη μαθηματική συνάρτηση που επιστρέφει το πρόσημο μιας ποσότητας και χρησιμοποιείται για τη διατήρηση του πρόσημου του αντίστοιχου βάρους.

Στην τελευταία μορφή προστέθηκε μια παράμετρος αποσύνθεσης βάρους γ όπως φαίνεται παρακάτω:

$$w_{ij}^{(t+1)} = \gamma w_{ij}^{(t)} + nA_j^{(t)}(A_i^{(t)} - \text{sgn}(w_{ij}^{(t)})A_j^{(t)}w_{ij}^{(t)}) \quad (3.7)$$

Εκτός του νέου τύπου ενημέρωσης βάρους του NHL αλγορίθμου, η χρήση δύο κριτηρίων τερματισμού της μαθησιακής διαδικασίας ήταν επίσης ένα σημαντικό νέο χαρακτηριστικό. Αυτά τα δύο κριτήρια έχουν την ακόλουθη μορφή:

$$F_1 = \sqrt{\sum_{i=1}^n (OC_i^{(t)} - T_i)^2} \quad (3.8)$$

$$F_2 = |OC_i^{(t+1)} - OC_i^{(t)}| < e \quad (3.9)$$

Όπου $OC_i^{(t)}$ είναι η έξοδος του i -οστού παράγοντα κατά την επανάληψη t και T_i η τιμή στόχου της εξόδου του αντίστοιχου παράγοντα, που σε περίπτωση περιορισμένης μεταβλητής που βρίσκεται μεταξύ των τιμών $[T_{\text{imin}}, T_{\text{imax}}]$ παίρνει την τιμή $T_i = (T_{\text{imin}} + T_{\text{imax}})/2$. Ο στόχος του συγκεκριμένου αλγορίθμου είναι να βρει ένα σύνολο βαρών διασύνδεσης που ελαχιστοποιεί τις συναρτήσεις κόστους F_1 και F_2 (σε σχέση με μια ανοχή e), έτσι ώστε το μοντέλο του ΑΓΧ να μπορεί να φτάσει στην

επιθυμητή κατάσταση. Το πρώτο κριτήριο δείχνει το σφάλμα της εξόδου του κάθε παράγοντα από τις επιθυμητές τιμές, ενώ το δεύτερο εξασφαλίζει ότι το μοντέλο του ΑΓΧ ισορροπεί σε μια τελική κατάσταση.

DD-NHL (Data-Drive Nonlinear Hebbian Learning)

Μια τροποποιημένη έκδοση του αλγορίθμου NHL προτάθηκε από τους Stach et al. (2008), η οποία ενσωμάτωσε ιστορικά δεδομένα του μοντέλου στη διαδικασία μάθησης. Αυτός ο αλγόριθμος ονομάζεται Data-Driven Nonlinear Hebbian Learning (DD-NHL) και διαφέρει από το πρωτότυπο NHL σε δύο βήματα:

Αντί να υπολογίσουμε τις τιμές των παραγόντων σε κάθε επανάληψη οι τιμές αυτές παρέχονται από τα ιστορικά δεδομένα. Αυτά τα δεδομένα δημιουργούνται εφαρμόζοντας τον αλγόριθμο NHL σε ένα πρώτο στάδιο.

Το κριτήριο τερματισμού F1 αντικαθίσταται από τη μέτρηση των εξόδων των παραγόντων που βρίσκονται μέσα στις επιθυμητές τιμές στόχου. Πιο συγκεκριμένα, το υπονήφιο βάρος χρησιμοποιείται για την προσομοίωση του μοντέλου ΑΓΧ και εάν οι έξοδοι των παραγόντων συγκλίνουν σε κάποια επιθυμητή κατάσταση η διαδικασία μάθησης ολοκληρώνεται (με ταυτόχρονη ικανοποίηση του κριτηρίου F2), διαφορετικά η διαδικασία συνεχίζεται.

AHL (Active Hebbian Learning)

Ένα κοινό χαρακτηριστικό των προηγούμενων αλγορίθμων εκμάθησης είναι ότι σε κάθε επανάληψη οι παράγοντες του μοντέλου του ΑΓΧ ενημερώνονται συγχρονισμένα. Ο αλγόριθμος AHL θεωρεί ότι οι κόμβοι του συστήματος ενεργοποιούνται ασύγχρονα με μια συγκεκριμένη ακολουθία. Έτσι το σημείο ισορροπίας επιτυγχάνεται θεωρώντας διαφορετικούς χρόνους ενεργοποίησης των κόμβων, ένας μηχανισμός ο οποίος είναι χρήσιμος σε περιπτώσεις συστημάτων όπου οι παράγοντες ενεργοποιούνται βάσει μια συγκεκριμένης ακολουθίας. Επίσης, σε αντίθεση με τους προηγούμενους αλγορίθμους όπου μόνο τα μη μηδενικά βάρη ανανεώνονται μετά από κάθε επανάληψη, σε αυτή την περίπτωση όλα τα βάρη εκτός αυτών που βρίσκονται στην κύρια διαγώνιο του πίνακα βαρών ανανεώνονται.

Βάσει του αλγορίθμου, οι κόμβοι του μοντέλου του ΑΓΧ διαχωρίζονται σε ενεργοποιημένους παράγοντες και παράγοντες ενεργοποίησης, με τους πρώτους να είναι οι κόμβοι οι οποίοι ενεργοποιήθηκαν πρώτοι, προκαλώντας την ενεργοποίηση των δεύτερων. Σε αυτή την περίπτωση, οι ενεργοποιημένοι παράγοντες ανανεώνονται μέσω της παρακάτω εξίσωσης:

$$A_i^{(t+1)} = f \left(A_i^{(t)} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N w_{ji} \cdot A_j^{act(t)} \right) \quad (3.10)$$

Όπου A_i είναι η τιμή του C_i ενεργοποιημένου παράγοντα και A_j^{act} οι τιμές των παραγόντων ενεργοποίησης που επηρέασαν τον παράγοντα C_i . Τα βάρη ανανεώνονται μέσω του ακόλουθου τύπου:

$$w_{ij}^{(t+1)} = (1 - \gamma^{(t)})w_{ij}^{(t)} + n^{(t)}A_i^{(t)}(A_j^{(t)} - w_{ij}^{(t)}A_i^{act(t)}) \quad (3.11)$$

Όπου η είναι το βήμα εκμάθησης και γ η παράμετρος αποσύνθεσης βάρους, τα οποία μειώνονται εκθετικά με τον αριθμό επαναλήψεων του αλγορίθμου ως εξής:

$$n^{(t)} = b_1 e^{(-\lambda_1 t)} \quad (3.12)$$

$$\gamma^{(t)} = b_2 e^{(-\lambda_2 t)} \quad (3.13)$$

όπου $0.01 < b_1 < 0.09$, $0.1 < \lambda_1 < 1$ και οι b_2 , λ_2 είναι θετικές σταθερές που καθορίζονται μετά από δοκιμή (Parakostas et al., 2012). Επιπλέον, τα δύο κριτήρια τερματισμού του NHL εφαρμόζονται και στην περίπτωση του AHL ώστε να επιτύχουμε ένα επιθυμητό σημείο ισορροπίας του μοντέλου ΑΓΧ.

BDHL (Balanced Differential Hebbian Learning)

Ένας ακόμα αλγόριθμος εκμάθησης τύπου Hebb είναι ο BDHL που προτάθηκε από τον Huerga (2002), ως ένας τρόπος βελτίωσης της αναπαράστασης της γνώσης στο μοντέλο του ΑΓΧ. Αυτός ο αλγόριθμος περιγράφεται από ένα τύπο ανανέωσης του βάρους, στον οποίο κάθε βάρος ανανεώνεται όχι μόνο βάσει των διασυνδεδεμένων κόμβων αλλά και όλων των υπόλοιπων κόμβων του ΑΓΧ. Με αυτόν τον τρόπο ο αλγόριθμος θεωρεί ότι οι σχέσεις αίτιου-αποτελέσματος μεταξύ των παραγόντων κατανέμονται μεταξύ όλων των παραγόντων του χάρτη. Ο τύπος ανανέωσης των βαρών είναι ο παρακάτω:

$$w_{ij}^{(t+1)} = \begin{cases} w_{ij}^{(t)} + \frac{A_i^{(t)}}{N} & i = j \\ w_{ij}^{(t)} + \mu_t \left[\frac{\frac{\Delta A_i^{(t)}}{\Delta A_j^{(t)}}}{\sum_{\substack{k=1 \\ \Delta A_i^{(t)} \Delta A_j^{(t)} > 0}}^n \frac{\Delta A_i^{(t)}}{\Delta A_k^{(t)}}} \right] - w_{ij}^{(t)}, & i \neq j, \Delta A_i^{(t)} \Delta A_j^{(t)} > 0 \\ w_{ij}^{(t)} + \mu_t \left[\frac{\frac{-\Delta A_i^{(t)}}{\Delta A_j^{(t)}}}{\sum_{\substack{k=1 \\ \Delta A_i^{(t)} \Delta A_j^{(t)} > 0}}^n \frac{\Delta A_i^{(t)}}{\Delta A_k^{(t)}}} \right] - w_{ij}^{(t)}, & i \neq j, \Delta A_i^{(t)} \Delta A_j^{(t)} < 0 \end{cases} \quad (3.14)$$

Στον παραπάνω τύπο το βήμα εκμάθησης μ καθώς και η παράμετρος N είναι οι ίδιες με αυτές του DHL.

INHL (Improved Nonlinear Hebbian Learning)

Ένας βελτιωμένος NHL αλγόριθμος προτάθηκε από τους Li & Shen, (2004), προσθέτοντας μια ακόμα ποσότητα στον τύπο ανανέωσης των βαρών, που καλείται όρος ώθησης ($\alpha^{(t+1)}\Delta w_{ij}^{(t)}$) ώστε να αποφευχθεί πιθανή παγίδευση σε κάποιο τοπικό ελάχιστο, σε περιοχές όπου η επιφάνεια σφάλματος είναι επίπεδη. Ο τύπος ανανέωσης των βαρών σε αυτή την περίπτωση είναι ο εξής:

$$\Delta w_{ij}^{(t+1)} = \alpha^{(t+1)}\Delta w_{ij}^{(t)} + n^{(t+1)}(z^{(t)})^2(1 - z^{(t)})(A_j^{(t)} - A_i^{(t)}w_{ij}^{(t)}) \quad (3.15)$$

Όπου το z υπολογίζεται ως εξής:

$$z^{(t)} = \frac{1}{(1 + e^{-A_i^{(t)}})} \quad (3.16)$$

Επιπλέον, το α ανήκει στο πεδίο $[0,1)$ και είναι ένας μικρός θετικός συντελεστής που ονομάζεται σταθερά παλμού, η οποία αντικατοπτρίζει την επιτάχυνση κατά την κάθοδο στην επιφάνεια σφάλματος.

Petri Nets

Μια ακόμα τεχνική εκμάθησης χωρίς επίβλεψη σε έναν ειδικού τύπου γνωστικού χάρτη υλοποιήθηκε με τη χρήση δικτύων Petri. Η παρούσα διαδικασία προσαρμόζει τα βάρη των κατευθυνόμενων ακμών μέσω μεταβάσεων σε τμήματα του δικτύου Petri (Konar et al.,2005). Ένα ασαφές δίκτυο Petri (FPN) είναι μια 9-πλειάδα, που δίνεται από τα παρακάτω στοιχεία:

$$FPN = \langle P, Tr, T, D, I, O, T_h, n, W \rangle \quad (3.17)$$

Όπου,

$P=(p_1,p_2,\dots,p_n)$ είναι ένα πεπερασμένο σύνολο θέσεων

$Tr=(tr_1,tr_2,\dots,tr_m)$ είναι ένα πεπερασμένο σύνολο μεταβάσεων

$T= (t_1,t_2,\dots,t_n)$ είναι ένα σύνολο ενδείξεων στο πεδίο $[0,1]$ που σχετίζονται με της μεταβάσεις (tr_1,tr_2,\dots,tr_m) κατ' αντιστοιχία

$D=(d_1,d_2,\dots,d_n)$ είναι ένα πεπερασμένο σύνολο προτάσεων, όπου η πρόταση d_k αντιστοιχεί στην θέση p_k

I είναι η συνάρτηση εισόδου που αντιπροσωπεύει τη χαρτογράφηση από τις μεταβάσεις στις θέσεις εισόδου

O είναι η συνάρτηση εξόδου, που αντιπροσωπεύει τη χαρτογράφηση από τις μεταβάσεις στις θέσεις εξόδου

$T_h=(th_1,th_2,\dots,th_n)$ αντιπροσωπεύει ένα σύνολο τιμών κατωφλιού στο πεδίο $[0,1]$ που σχετίζονται με της μεταβάσεις (tr_1,tr_2,\dots,tr_m) κατ' αντιστοιχία

$n:P \rightarrow [0,1]$ είναι μια συνάρτηση συσχέτισης που καλείται ασαφής πεποίθηση και αντιπροσωπεύει τη χαρτογράφηση από τις θέσεις σε πραγματικές τιμές μεταξύ του 0

και $1 \mathbf{n}(\mathbf{p}_i) = \mathbf{n}_i \mathbf{W} = \{w_{ij}\}$ είναι το σύνολο των βαρών από την j -οστη μετάβαση στην i -οστη θέση, όπου τα i, j είναι ακέραιοι αριθμοί.

3.3 Population-Based Methods

Στην περίπτωση των αλγορίθμων με βάση τον πληθυσμό, οι εμπειρογνώμονες αντικαθίστανται από ιστορικά δεδομένα και οι αντίστοιχοι αλγόριθμοι εκμάθησης ή βελτιστοποίησης χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση των καταχωρήσεων του πίνακα διασύνδεσης (βάρους). Οι αλγόριθμοι αυτοί συνήθως προσανατολίζονται στην εύρεση μοντέλων που μιμούνται τα δεδομένα εισόδου. Είναι τεχνικές βελτιστοποίησης και για αυτό το λόγο είναι υπολογιστικά απαιτητικοί.

PSO (Particle Swarm Optimization)

Ο PSO είναι ένας εξελικτικός αλγόριθμος που βασίζεται σε κοινωνικές αλληλεπιδράσεις μεταξύ σωματιδίων που διαθέτουν σμήνη ευφυΐας (Amirkhani et al., 2018) και προτάθηκε από τους Eberhart et al. (1995). Σε αυτό τον αλγόριθμο, κάθε σωματίδιο αντιπροσωπεύεται από έναν διάνυσμα σε έναν d -διάστατο χώρο. Ο αρχικός πληθυσμός των σωματιδίων σε αυτό το χώρο αρχικοποιείται με ένα τυχαίο διάνυσμα θέσης $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ και ένα διάνυσμα ταχύτητας $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$. Ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί μια συνάρτηση καταλληλότητας για να “δει” εάν τα σωματίδια βρίσκονται κοντά στη βέλτιστη λύση. Ως βέλτιστη λύση ορίζεται αυτή η οποία παράγει τη μέγιστη τιμή AUC (Area Under the Curve) στο σετ δεδομένων εκμάθησης, σε σχέση με τις τιμές εξόδου. Κάθε σωματίδιο σχετίζεται με δυο διανύσματα, το \mathbf{pbest}_i το οποίο δίνει τη καλύτερη θέση του i -στού σωματιδίου σε σχέση με τις μετατοπίσεις του και το \mathbf{gbest}_i το οποίο δίνει το καλύτερο διάνυσμα μεταξύ όλων των σωματιδίων. Οι παρακάτω σχέσεις χρησιμοποιούνται για να μεταβάλουν τα δυο διανύσματα κατά τη διαδικασία βελτιστοποίησης του αλγορίθμου.

$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) + c_1 r_1 (\mathbf{pbest}_i(t) - x_i(t)) + c_2 r_2 (\mathbf{gbest}_i(t) - x_i(t)) \quad (3.18)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (3.19)$$

Όπου ω είναι ένας συντελεστής εκμάθησης, τα c_1, c_2 χρησιμοποιούνται για να καθοδηγήσουν μια ανταλλαγή θέσεων των καλύτερων λύσεων του σωματιδίου με τη βέλτιστη γενική λύση και τέλος τα r_1, r_2 είναι τυχαίοι αριθμοί που ανήκουν στο διάστημα $[0,1]$. Δίνοντας μεγαλύτερη τιμή στο συντελεστή εκμάθησης έχει ως αποτέλεσμα λύσεις σε ένα μεγαλύτερο διάστημα αναζήτησης, ενώ μικρότερες τιμές οδηγούν σε μια πιο τοπική αναζήτηση.

GA (Genetic Algorithm)

Οι γενετικός αλγόριθμος είναι ένας γενικός αλγόριθμος αναζήτησης ο οποίος εμπνεύστηκε από τη φυσική εξέλιξη και προτάθηκε από τον Holland (1984). Ο αλγόριθμος αυτός αντικατοπτρίζει τη διαδικασία της φυσικής επιλογής, όπου οι καλύτερες μονάδες επιλέγονται για αναπαραγωγή ώστε να παραχθεί η επόμενη γενιά. Η διαδικασία τμηματοποιείται στις παρακάτω πέντε φάσεις.

- **Αρχικός πληθυσμός**, η διαδικασία εκκινεί με μία ομάδα μονάδων. Κάθε μονάδα αποτελεί λύση του προβλήματος. Μια μονάδα χαρακτηρίζεται από ένα σετ παραμέτρων που ονομάζονται γονίδια. Τα γονίδια συνδέονται σε μια συμβολοσειρά για να σχηματίσουν ένα χρωμόσωμα (λύση). Στον γενετικό αλγόριθμο, ένα σετ γονιδίων μιας μονάδας περιγράφεται από μια συμβολοσειρά, με την έννοια της αλφαβήτου.

Συνήθως χρησιμοποιούνται δυαδικές τιμές για την αποκωδικοποίηση των γονιδίων σε χρωμόσωμα, αλλά παρουσιάζονται σε τιμές κινητής υποδιαστολής.

- **Συνάρτηση καταλληλότητας**, καθορίζει πως συμπεριφέρεται μια μονάδα. Εννοιολογικά ορίζει την ικανότητα μιας μονάδας να συναγωνιστεί με τις άλλες, δίνοντας μια τιμή σε κάθε μονάδα. Η πιθανότητα επιλογής για αναπαραγωγή μια μονάδας βασίζεται σε αυτή την τιμή.
- **Επιλογή**, σκοπός αυτής της φάσης είναι η επιλογή των καλύτερων μονάδων με στόχο τη μεταφορά των γονιδίων τους στην επόμενη γενιά. Δύο ζεύγη μονάδων (γονείς) επιλέγονται βάσει των τιμών τους. Οι μονάδες με τη μεγαλύτερη τιμή καταλληλότητας έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα να επιλεγούν για αναπαραγωγή.
- **Διασταύρωση**, αυτή είναι η σημαντικότερη φάση του αλγορίθμου. Για κάθε ζεύγος γονέων προς ζευγάρωμα, επιλέγεται ένα σημείο διασταύρωσης τυχαία μεταξύ των γονιδίων. Οι απόγονοι δημιουργούνται ανταλλάσσοντας τα γονίδια των γονέων μεταξύ τους μέχρις ότου επιτευχθεί το σημείο διασταύρωσης και τότε οι απόγονοι προστίθενται στον πληθυσμό.
- **Μετάλλαξη**, σε ορισμένους απογόνους, κάποια γονίδια μεταλλάσσονται με μικρή τυχαία πιθανότητα. Αυτό υποδηλώνει ότι κάποια bits στη συμβολοσειρά μπορεί να αλλάξουν. Αυτή η διαδικασία προκύπτει για να διατηρηθεί η ποικιλία εντός του πληθυσμού και να αποτραπεί η πρόωρη σύγκλιση.

Ο αλγόριθμος τερματίζει αν ο πληθυσμός συγκλίνει ή οι επαναλήψεις έχουν την τιμή ενός μέγιστου ορίου που έχει τεθεί.

RCGA (Real Coded Genetic Algorithm)

Ο RCGA είναι ένας από τους πιο διαδεδομένους εξελικτικούς αλγορίθμους. Ορίζει κάθε άτομο του πληθυσμού ως ένα διάνυσμα κινητής υποδιαστολής, που προσδιορίζεται με βάση των σχέσεων μεταξύ των εννοιών (Stach et al., 2005). Στη συνέχεια αξιολογείται με τη χρήση της συνάρτησης καταλληλότητας. Η συνάρτηση σφάλματος εκμάθησης ορίζεται στον συγκεκριμένο αλγόριθμο ως εξής:

$$J(l) = \frac{1}{n(T-1)} \sum_{t=1}^{T-1} \sum_{i=1}^n (Z_i(t) - C_i(t))^2 \quad (3.20)$$

Όπου t είναι ο διακριτός χρόνος εκμάθησης, T ο αριθμός των καταγραφών εκμάθησης, n ο αριθμός των παραγόντων εξόδου, $C_i(t)$ η τιμή του i -στου παράγοντα και $Z_i(t)$ η τιμή αναφοράς του i -στου παράγοντα. Ο αλγόριθμος τερματίζει όταν ένας μέγιστος αριθμός γενεών έχει επιτευχθεί.

SOGA (Structure Optimization Genetic Algorithm)

Αυτή η μέθοδος βασίζεται στη χρήση ενός τροποποιημένου τύπου γενετικού αλγορίθμου για την εκμάθηση ασαφών γνωστικών χαρτών. Καθορίζει μια νέα συνάρτηση μαθησιακού σφάλματος αυξάνοντας την πολυπλοκότητα του ΑΓΧ, που γίνεται κατανοητή ως ένας μεγάλος αριθμός μη μηδενικών συνδέσεων (Al-Gunaid et al., 2017).

$$J^*(l) = J(l) + b \cdot \frac{n_r}{n^2} J(l) \quad (3.21)$$

Όπου $J(l)$ η συνάρτηση σφάλματος εκμάθησης, b μια θετική παράμετρος, n_r ο αριθμός των μη μηδενικών συνδέσεων και n ο αριθμός όλων των παραγόντων του συστήματος.

MGM (Multi-step Gradient Method)

Οι πολύ-βηματικοί αλγόριθμοι εκμάθησης των ΑΓΧ είναι ένα είδος γενίκευσης γνωστών μονό-βηματικών μεθόδων (Yastrebov et al., 2012). Η εποπτική εκμάθηση πολλαπλών σταδίων που βασίζεται στη μέθοδο διαβάθμισης, περιγράφεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$W_{j,i}(t+1) = P_{[-1,1]} \left(\sum_{k=0}^{m_1} a_k \cdot W_{j,i}(t-k) + \sum_{i=0}^{m_2} (\beta_i \cdot n_i(t) \cdot (Z_i(t-l) - X_i(t-l)) \cdot y_{j,i}(t-l)) \right) \quad (3.22)$$

Όπου a_k , β_i , n_i είναι παράμετροι εκμάθησης, τα m_1 , m_2 είναι ο αριθμός των βημάτων της μεθόδου, t είναι ο διακριτός χρόνος εκμάθησης, $X_i(t)$ η τιμή του i -στου παράγοντα και $Z_i(t)$ η τιμή αναφοράς του i -στου παράγοντα, $y_{j,i}(t)$ είναι μια συνάρτηση ευαισθησίας και το $P_{[-1,1]}(\mathbf{x})$ είναι ένας τελεστής για το πεδίο $[-1,1]$ που περιγράφεται από την εξίσωση:

$$P_{[-1,1]}(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (3.23)$$

Αντίστοιχα, η συνάρτηση ευαισθησίας περιγράφεται από την εξίσωση:

$$y_{j,i}(t+1) = (y_{j,i}(t) + X_j(t)) \cdot F'(X_i(t)) + \sum_{j \neq i} W_{j,i} \cdot X_j(t) \quad (3.24)$$

Όπου F' είναι η παράγωγος της συνάρτησης μεταφοράς.

Τέλος, το κριτήριο τερματισμού περιγράφεται από την εξίσωση:

$$J(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z_i(t) - X_i(t))^2 < \epsilon \quad (3.25)$$

Όπου ϵ είναι το όριο ανοχής σφάλματος.

ACO (Ant Colony Optimization)

Ο αλγόριθμος ACO (Chen et al., 2012) χρησιμοποιείται για την ελαχιστοποίηση της αντικειμενικής συνάρτησης. Παρουσιάστηκε πρώτη φορά για την επίλυση προβλημάτων συνδυαστικής βελτιστοποίησης και εμπνεύστηκε από τη συμπεριφορά των μυρμηγκιών. Τα μυρμήγκια αφήνουν φερομόνη στο πέρασμα τους, καθώς κινούνται μεταξύ μιας πηγής τροφής και της φωλιάς τους. Κινούμενα σε μικρά μονοπάτια, ταξιδεύουν περισσότερες φορές μεταξύ αυτών των θέσεων. Ως εκ τούτου, περισσότερη φερομόνη αφήνεται στα μικρά μονοπάτια. Τα μυρμήγκια τείνουν να εξερευνούν το χώρο γύρω από μονοπάτια με υψηλά ποσά φερομόνης.

Με την πάροδο του χρόνου, θα βρουν ένα σύντομο μονοπάτι μεταξύ των δυο αυτών θέσεων, το οποίο μπορεί ή και όχι να είναι το βέλτιστο. Στον αλγόριθμο ACO, οι λύσεις κωδικοποιούνται σαν διαδρομές μυρμηγκιών. Η φερομόνη χρησιμοποιείται για την καθοδήγηση της διαδικασίας αναζήτησης στα τεχνητά μυρμήγκια. Λόγω του τρόπου που αποθηκεύεται η φερομόνη, οι αλγόριθμοι ACO συνήθως χρησιμοποιούνται σε προβλήματα συνδυαστικής βελτιστοποίησης. Οι υποψήφιες λύσεις στη διαδικασία εκμάθησης του ΑΓΧ αντιστοιχούνται σε πίνακες βαρών. Εφόσον το πρόβλημα διατυπώνεται ως ένα αριθμητικό πρόβλημα βελτιστοποίησης, οι λύσεις αυτές παρουσιάζονται σε διανυσματική μορφή αντί για μορφή μήτρας, ώστε οι συμβολισμοί να ταιριάζουν ευκολότερα στην βιβλιογραφία της αριθμητικής βελτιστοποίησης.

Ο αλγόριθμος αυτός εμπεριέχει διάφορα βήματα τα οποία συμπεριλαμβάνουν:

- Την κατασκευή των διαδρομών
- Την αποκωδικοποίηση των διαδρομών για την εύρεση του υποψήφιου ΑΓΧ
- Την αξιολόγηση του υποψήφιου ΑΓΧ
- Την ενημέρωση των εντάσεων της φερομόνης

Αυτά τα βήματα επαναλαμβάνονται μέχρις ότου να υπάρξει μια ικανοποιητική λύση ή να επιτευχθεί ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων.

Κατασκευή των διαδρομών Συνήθως υπάρχουν μυρμήγκια που χτίζουν ανεξάρτητα μονοπάτια ταυτόχρονα. Κάθε μυρμήγκι εκκινεί από έναν εικονικό αρχικό κόμβο και επιλέγει ένα κόμβο από την πρώτη στήλη. Στη συνέχεια εκκινούν από τον κόμβο της στήλης αυτής και επιλέγουν τους επόμενους κόμβους από τις επόμενες στήλες επαναληπτικά. Ο κόμβος που βρίσκεται στην επόμενη στήλη επιλέγεται βάσει της παρακάτω εξίσωσης:

$$T_{mc} = \begin{cases} \operatorname{argmax}_{n_2}(\tau_{c-1, T_{m,c-1}, n_2}), & q > p_0 \\ S_r & q \leq p_0 \end{cases} \quad (3.26)$$

Όπου T_{mc} είναι ο κόμβος που το m-οστό μυρμήγκι επιλέγει από τη c-οστή στήλη, $\tau_{c-1, T_{m,c-1}, n_2}$, είναι η ένταση φερομόνης από τον κόμβο $T_{m,c-1}$ στον κόμβο n_2 της c-οστής στήλης. $\operatorname{argmax}_{n_2}(\tau_{c-1, T_{m,c-1}, n_2})$ είναι μία συνάρτηση που επιστρέφει την τιμή του n_2 που μεγιστοποιεί την τιμή του $\tau_{c-1, T_{m,c-1}, n_2}$ και το q ανήκει στο πεδίο $[0,1]$ και είναι ένας τυχαίος αριθμός που παράγεται κάθε φορά που εφαρμόζεται η εξίσωση. Το p_0 είναι μια προκαθορισμένη παράμετρος και το S_r είναι ο κόμβος που επιλέγεται από τον ψευδοτυχαίο αναλογικό τύπο. Σε αυτόν τον τύπο, ένας κόμβος επιλέγεται τυχαία βάσει των παρακάτω πιθανοτήτων:

$$P_{cn_2} = \frac{\tau_{c-1, T_{m,c-1}, n_2}}{\sum_{n=0}^9 \tau_{c-1, T_{m,c-1}, n_2}} \quad (3.27)$$

Όπου P_{cn_2} είναι η πιθανότητα να επιλεγθεί ένας κόμβος n_2 στη στήλη c. Η πιθανότητα είναι ανάλογη της αντίστοιχης έντασης φερομόνης.

Ανανέωση τοπικής φερομόνης Οι ανανεώσεις των τοπικών φερομονών πραγματοποιούνται καθώς τα μυρμήγκια μετακινούνται. Σε αυτό το βήμα, οι εντάσεις των φερομονών στις διαδρομές των μυρμηγκιών θα μειωθούν ώστε να ενθαρρύνουν τα μυρμήγκια να εξερευνήσουν και άλλα μονοπάτια. Αφού το m-οστό μυρμήγκι έχει επιλέξει ένα νέο κόμβο T_{mc} , η ένταση φερομόνης στην ακμή της προηγούμενης επιλογής του $T_{m,c-1}$ προς τη νέα επιλογή T_{mc} , θα ανανεωθεί βάσει της παρακάτω εξίσωσης:

$$\tau_{c-1, T_{m,c-1}, T_{mc}} = (1-\rho) \cdot \tau_{c-1, T_{m,c-1}, T_{mc}} + \rho \tau_0 \quad (3.28)$$

Όπου το ρ ανήκει στο πεδίο $[0,1]$ και είναι μια παράμετρος που αντιπροσωπεύει τον ρυθμό αποσύνθεσης της φερομόνης.

Αξιολόγηση των διαδρομών Όταν όλα τα μυρμήγκια έχουν επιλέξει ένα κόμβο σε κάθε στήλη, οι επιλογές τους αποκωδικοποιούνται ώστε να βρεθούν τα μοντέλα των ΑΓΧ. Το μυρμήγκι που έχει τη μικρότερη τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης, ονομάζεται καλύτερο μυρμήγκι της επανάληψης. Αν το μυρμήγκι αυτό στην τρέχουσα επανάληψη έχει μικρότερη τιμή αντικειμενικής συνάρτησης από το καλύτερο όλων των προηγούμενων επαναλήψεων, ονομάζεται καθολικά καλύτερο και η διαδρομή του περιγράφεται ως εξής:

$$T^* = [T_1^*, T_2^*, \dots, T_{N_c}^*] \quad (3.29)$$

Όπου το N_c είναι ο αριθμός των στηλών.

Ανανέωση καθολικής φερομόνης Η ανανέωση της καθολικής φερομόνης πραγματοποιείται, όταν έχουν αξιολογηθεί όλα τα μυρμήγκια. Οι εντάσεις φερομόνης των καλύτερων διαδρομών καθορίζονται. Η εξίσωση ανανέωσης είναι η εξής:

$$\tau_{c, T_c^*, T_{c+1}^*} = (1-a) \cdot \tau_{c, T_c^*, T_{c+1}^*} + \frac{a}{f_{fit}^*} \quad (3.30)$$

Όπου α είναι μια παράμετρος που αντικατοπτρίζει τη δύναμη του καθολικού κανόνα ανανέωσης και f_{fit}^* είναι η απόδοση του καθολικά καλύτερου μυρμηγκιού. Ο αλγόριθμος τερματίζει αν η λύση δε βελτιωθεί μετά από την πάροδο ενός αριθμού επαναλήψεων.

SA (Simulated Annealing)

Η συγκεκριμένη μέθοδος (Poli et al., 2007), είναι μια τεχνική επίλυσης προβλημάτων που είτε έχουν περιορισμούς είτε όχι. Η μέθοδος SA μοντελοποιεί τη φυσική διαδικασία θέρμανσης ενός στερεού, που στη συνέχεια ψύχεται αργά ώστε να μειωθούν τα ελαττώματα του και επομένως να ελαχιστοποιηθεί η ενέργεια του συστήματος. Σε κάθε επανάληψη της μεθόδου, μία νέα λύση παράγεται τυχαία.

Η πιθανότητα να μεταφερθούμε από μια λύση W_i σε μια νέα W_{i+1} καθορίζεται από μια συνάρτηση πιθανότητας αποδοχής $P(\epsilon_i, \epsilon_{i+1}, T)$ όπου οι ενέργειες των δυο λύσεων υπολογίζονται ως $\epsilon_i = E \cdot (W_i)$ και $\epsilon_{i+1} = E \cdot (W_{i+1})$ και T είναι η θερμοκρασία. Οι λύσεις με τις μικρότερες ενέργειες είναι καλύτερες από αυτές που έχουν μεγαλύτερη ενέργεια αντίστοιχα. Όταν η θερμοκρασία τείνει στο 0, η πιθανότητα $P(\epsilon_0, \epsilon_1, T)$ πρέπει να τείνει και αυτή στο 0 εάν $\epsilon_0 < \epsilon_1$ ή διαφορετικά σε μια θετική τιμή. Ο αλγόριθμος τερματίζει, είτε όταν η βέλτιστη λύση έχει επιτευχθεί, είτε όταν το σύστημα παγιδεύεται σε ένα τοπικό βέλτιστο. Για να αποφευχθεί κάτι τέτοιο, ο αλγόριθμος αλλάζει τη λύση αργά σε σχέση με την αντικειμενική τιμή μέσα στο χώρο λύσεων.

ABC (Artificial Bee Colony)

Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος είναι εμπνευσμένος από τη συλλογική συμπεριφορά των κοινωνικών αποικιών των μελισσών και αποτελεί μέθοδο αριθμητικής βελτιστοποίησης (Yesil et al., 2013). Ο συμβατικός ABC αλγόριθμος χρησιμοποιεί τρεις παραμέτρους ελέγχου (Salmeron & Froelich 2016):

- Τον αριθμό των πηγών τροφίμων
- Την οριακή τιμή που καθορίζει τη συχνότητα αναζήτησης των μελισσών
- Τον μέγιστο αριθμό κύκλου, που καθορίζει τον αριθμό επαναλήψεων

Η ανανέωση της πηγής τροφίμων υπολογίζεται ως εξής:

$$s_{ij}(t) = s_{ij}(t - 1) + \varphi_{ij} \cdot (s_{ij}(t - 1) - s_{kj}(t - 1)) \quad (3.31)$$

Όπου $\mathbf{s}(t)$ είναι ένα διάνυσμα που αντιπροσωπεύει τις θέσεις των πηγών τροφίμων τη στιγμή t , τα $\mathbf{j} (\in \{1, \dots, BN\})$ και $\mathbf{k} (\in \{1, \dots, D\})$ είναι τυχαία επιλεγμένοι δείκτες και φ είναι ένα τυχαίο νούμερο στο διάστημα $[-1, 1]$. Επίσης, το BN αντιπροσωπεύει τον αριθμό των απασχολούμενων μελισσών και το D τον αριθμό της παραμέτρου προς βελτιστοποίηση. Στον αλγόριθμο αυτό το υποψήφιο ΑΓΧ (λύση) αντιπροσωπεύεται ως η θέση των πηγών τροφίμων και η κάθε τιμή καταλληλότητας του προβλήματος βελτιστοποίησης ως η ποσότητα νέκταρ των πηγών τροφίμων. Οι αρχικές θέσεις τροφίμων καθορίζονται από τις μέλισσες που έχουν το ρόλο αναζήτησης τους. Ο αριθμός των απασχολούμενων μελισσών είναι ίσος με τον αριθμό των υποψήφιων λύσεων. Σε κάθε κύκλο επανάληψης, οι μέλισσες συγκεντρώνουν το νέκταρ βάσει

προηγούμενων θέσεων της τροφής, που είναι αποθηκευμένες στη μνήμη. Η θέση των πηγών τροφίμων που προϋπάρχει στη μνήμη τροποποιείται με τυχαία επιλογή. Η τροποποίηση αυτή παρέχει οπτική επιλογή των νέων πηγών και αν η νέα περιοχή διαθέτει περισσότερο νέκταρ από την προηγούμενη, αποθηκεύεται αυτή η τοποθεσία στη μνήμη αντικαθιστώντας την παλιά. Η διαδικασία της εκμετάλλευσης διακόπτεται όταν οι πηγές τροφίμων εξαντληθούν και επιστρέφουμε στην τυχαία επιλογή περιοχής. Όταν τα κριτήρια τερματισμού ικανοποιηθούν, διακόπτεται η διαδικασία εκμετάλλευσης.

DE (Differential Evolution)

Ο DE είναι ένας στοχαστικός, άμεσης αναζήτησης και καθολικής βελτιστοποίησης αλγόριθμος (Angélico et al., 2013). Είναι μια εξελικτική τεχνική, που σε κάθε γενιά μετατρέπει τον πληθυσμό σε έναν άλλο, όπου τα άτομα είναι πιθανότερο να ελαχιστοποιήσουν την αντικειμενική συνάρτηση. Η εξέλιξη υλοποιείται χρησιμοποιώντας διαφορική μετάλλαξη των πινάκων γειννίας. Ένα δοκιμαστικό μεταλλαγμένο διάνυσμα $\mathbf{V}_i(\mathbf{g})$ υπολογίζεται επιλέγοντας τρία μέλη του πληθυσμού \mathbf{W}_j , \mathbf{W}_k και \mathbf{W}_m τυχαία ως εξής:

$$V_i(\mathbf{g}) = W_j + rand(0,1) \cdot (W_k - W_m) \quad (3.32)$$

Μετά τη διαδικασία μετάλλαξης, η διασταύρωση γεννά νέα άτομα του πληθυσμού. Στο DE-FCM τα άτομα αποτελούν τον πίνακα γειννίας \mathbf{W}_i του υποψήφιου ΑΓΧ.

EGDA (Extended Great Deluge Algorithm)

Ο EGDA υλοποιεί μια μετά-ευρετική διαδικασία τοπικής αναζήτησης και ως γενική ιδέα εισήχθη από τον Dueck (1993). Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος είναι παρεμφερής του SA που προαναφέρθηκε. Και οι δυο αλγόριθμοι δέχονται χειρότερες λύσεις υπό συνθήκη. Συγκεκριμένα ο EGDA δέχεται λύσεις εάν η τιμή που προκύπτει από τη συνάρτηση καταλληλότητας είναι μικρότερη ή ίση ενός άνω ορίου (B) και μειώνεται κατά ένα ορισμένο ποσό που ονομάζεται σταθερός ρυθμός αποσύνθεσης (ΔB). Καθώς η τιμή του ανώτερου ορίου (B) μειώνεται, κατ' αντιστοιχία με τη θερμοκρασία στην περίπτωση του αλγορίθμου SA, ο χώρος αναζήτησης περιορίζεται και η πιθανότητα αποδοχής μειώνεται. Ο EGDA είναι ένας δημοφιλής αλγόριθμος, που χρησιμοποιείται για την επίλυση πολλών προβλημάτων, λόγω του ότι έχει πολύ λιγότερες παραμέτρους προς προσαρμογή από άλλους. Επομένως υπάρχει και πολύ λιγότερη αβεβαιότητα στη ρύθμιση των παραμέτρων αυτών. Ο όρος "change" αναφέρεται στο ποσοστό των στοιχείων του πίνακα που πρέπει να αλλάξουν, ώστε να δημιουργηθεί μια γειτονία (νέα βάρη). Ο όρος "bad" αναφέρεται στον αριθμό των διαδοχικά απορριφθέντων λύσεων. Ως παράμετροι τερματισμού του αλγορίθμου, ορίζονται ο μέγιστος αριθμός απορριφθέντων λύσεων και ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων. Για τον υπολογισμό των νέων βαρών χρησιμοποιείται η παρακάτω εξίσωση:

$$w_{ij}^* = w_{ij} + (2 \cdot random() - 1) \cdot step_{c_{ij}} \quad (3.33)$$

Όπου w_{ij} είναι η τιμή του βάρους μεταξύ των παραγόντων i και j πριν την μετακίνηση της γειτονιάς και w_{ij}^* η νέα τιμή βάρους μεταξύ αυτών των παραγόντων μετά τη

μετακίνηση. Ο παράγοντας **random()** είναι μια γεννήτρια τυχαίων αριθμών στο πεδίο (0,1) και **step_{cij}** είναι το μέγεθος βήματος για τη μετακίνηση της γειτονιάς, το οποίο παίρνει πραγματικές τιμές.

IDEA (Individually Directed Evolutionary Algorithm)

Ο αλγόριθμος IDEA χρησιμοποιεί κωδικοποίηση λύσης παρόμοια με τους αλγορίθμους RCGA και ES, με την επέκταση ενός πρόσθετου διανύσματος κατεύθυνσης **DV** (Kubus, 2015). Κάθε άτομο αντιπροσωπεύεται από δυο n-διάστατα διανύσματα $\mathbf{O} = \langle \mathbf{X}, \mathbf{D} \rangle$ όπου:

$$\begin{aligned} X &= [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n], \\ D &= [d_1, d_2, d_3, \dots, d_n], \\ x_i &\in R^n, i = 1, 2, 3, \dots, n, \\ d_i &\in \{-1, 1\}, i = 1, 2, 3, \dots, n \end{aligned}$$

Το διάνυσμα **X** αντιπροσωπεύει μια πιθανή λύση του προβλήματος. Το διάνυσμα **D** περιέχει πληροφορίες σχετικά με την κατεύθυνση μετάλλαξης. Αυτό το διάνυσμα χρησιμοποιείται στη διαδικασία μετάλλαξης.

Η διαδικασία προεπιλογής που χρησιμοποιεί ο αλγόριθμος είναι ένας κλασικός μηχανισμός αναλογικής επιλογής με δυναμική γραμμική κλιμακοποίηση της συνάρτησης αποδοτικότητας. Η τιμή της συνάρτησης μειώνεται από την τιμή της f_0^t .

$$f_0^t = \begin{cases} 0.99 \cdot f_{min}^t & f_{min}^t > 0 \\ 1.01 \cdot f_{min}^t & f_{min}^t \leq 0 \end{cases} \quad (3.34)$$

Όπου f_{min}^t είναι η τιμή της συνάρτησης αποδοτικότητας του “χειρότερου” ατόμου του πληθυσμού \mathbf{P}^t .

Η αποδεκτή μέθοδος υπολογισμού της τιμής του f_0^t επιτρέπει τη λήψη μη μηδενικής πιθανότητας επιλογής του χειρότερου ατόμου από τον πληθυσμό. Στην περίπτωση του DNUM(Dynamic Network Utility Maximization), η μετάλλαξη του επιλεγμένου γονιδίου πραγματοποιείται σύμφωνα με την τιμή του αντίστοιχου στοιχείου του κατευθυνόμενου διανύσματος.

$$y_i = \begin{cases} x_i - \Delta(t, x_i - l_i) & d_i = -1 \\ x_i + \Delta(t, u_i - x_i) & d_i = 1 \end{cases} \quad (3.35)$$

Όπου d_i είναι η κατεύθυνση μετάλλαξης του i-στου γονιδίου του ατόμου, x_i η παρούσα τιμή του i-στου γονιδίου του ατόμου, y_i η νέα τιμή του i-στου γονιδίου του ατόμου. Στην επίδραση του DNUM μόνο ένα στοιχείο του διανύσματος λύσης οποιουδήποτε ατόμου τροποποιείται. Αυτό επιτρέπει τη διόρθωση της κατεύθυνσης μετάλλαξης σε οποιοδήποτε γονίδιο για κάθε άτομο στη μετά-επιλεκτική διαδικασία. Η μετά-επιλεκτική διαδικασία είναι παρόμοια με την άπληστη επιλογή. Στην άπληστη επιλογή, το νέο καλύτερο άτομο αντικαθιστά το τρέχον χειρότερο άτομο. Τα νέα άτομα δημιουργούνται από τη μετάλλαξη των ακόλουθων γονιδίων. Στη μετά-επιλεκτική διαδικασία, το άτομο του προσωρινού πληθυσμού **T** συγκρίνεται με το αντίστοιχο άτομο από τον προσωρινό πληθυσμό **T'**. Το αντίστοιχο άτομο από τον προσωρινό πληθυσμό **T**, δημιουργήθηκε από τη μετάλλαξη του ατόμου από τον προσωρινό πληθυσμό **T'**. Κάθε άτομο του πληθυσμού **T** έχει μόνο ένα αντίστοιχο

άτομο στον πληθυσμό \mathbf{T} . Η διαφορά μεταξύ των ατόμων αυτών, είναι μόνο η τιμή του μεταλλαγμένου γονιδίου. Ένα από αυτά τα άτομα (αυτό με την καλύτερη τιμή), επιλέγεται για τον νέο πληθυσμό βάσεως. Αν το μεταλλαγμένο άτομο είναι χειρότερο από το αντίστοιχο άτομο, το αντίστοιχο στοιχείο του κατευθυνόμενου διανύσματος του πρωτεύοντος ατόμου διορθώνεται. Η τιμή του αντίστοιχου στοιχείου διορθώνεται πολλαπλασιάζοντας το με την τιμή -1 .

$$d_i = d_i \cdot (-1) \quad (3.36)$$

Όπου \mathbf{d}_i είναι η κατεύθυνση μετάλλαξης του i -στου γονιδίου του ατόμου. Η διαδικασία αυτή επιτρέπει την αλλαγή τιμών του διανύσματος λύσης βάσει της κατεύθυνσης που παρήγαγε προηγούμενος καλά αποτελέσματα.

SRCGA (Sparse Real Coded Genetic Algorithm)

Ο SRCGA (Stach et al., 2012) είναι μια μέθοδος 6 βημάτων, όπως περιγράφεται παρακάτω:

- **Αρχικοποίηση και αξιολόγηση πληθυσμού:** Αρχικά, ο πληθυσμός των χρωμοσωμάτων αρχικοποιείται. Κάθε γονίδιο αντιπροσωπεύει ένα από τα βάρη σε μια δεδομένη μήτρα διασύνδεσης (που αντιπροσωπεύεται ως χρωμόσωμα). Όλες οι μη μηδενικές τιμές επιλέγονται από την κανονική κατανομή στο διάστημα $[-1, -\alpha]$ και $[\alpha, 1]$, ενώ οι τιμές στο $[-\alpha, \alpha]$ στρογγυλοποιούνται στο 0. Όπου α είναι μια τιμή αποκοπής για τη στρογγυλοποίηση. Στη συνέχεια, κάθε χρωμόσωμα αξιολογείται εκχωρώντας σε αυτό μια τιμή της συνάρτησης καταλληλότητας.
- **Έλεγχος κριτηρίων διακοπής:** Εάν η τιμή αποδοτικότητας του καλύτερου ατόμου (υποψήφιο ΑΓΧ) είναι μεγαλύτερη της μέγιστης τιμής καταλληλότητας ή η τρέχουσα γενιά είναι μεγαλύτερη της μέγιστης γενιάς σταματάει η διαδικασία. Το υποψήφιο ΑΓΧ είναι ένα χρωμόσωμα με τη μέγιστη τιμή αποδοτικότητας στην τρέχουσα γενιά.
- **Επανασυνδιασμός πληθυσμού:** Ο επανασυνδιασμός πραγματοποιείται με τη λειτουργία της διασταύρωσης.
- **Μετάλλαξη πληθυσμού:** Για κάθε γονίδιο που επιλέγεται για μετάλλαξη, εφαρμόζεται η ακόλουθη διαδικασία: Πρώτον, υπολογίζεται η πυκνότητα του χρωμοσώματος που περιλαμβάνει το δεδομένο γονίδιο (ορίζεται ως ο αριθμός μη μηδενικών γονιδίων επί του συνολικού αριθμού). Εάν αυτός ο αριθμός είναι χαμηλότερος ή ίσος με την εκτίμηση της πυκνότητας, τότε πραγματοποιείται μετάλλαξη χρησιμοποιώντας έναν τυχαία επιλεγμένο τελεστή μετάλλαξης ο οποίος κανονικοποιείται ώστε να επιστρέφει αριθμούς μεταξύ -1 και 1 . Αυτό γίνεται ώστε να διασφαλιστεί ότι η τιμή κάθε γονιδίου είναι μια έγκυρη δύναμη σχέσης του αντίστοιχου ΑΓΧ. Εάν το χρωμόσωμα έχει πυκνότητα μεγαλύτερη από την εκτίμηση της πυκνότητας, τότε το γονίδιο επαναφέρεται στο μηδέν. Με άλλα λόγια, ο τελεστής μετάλλαξης προσαρμόζεται δυναμικά κάθε φορά, για να καθοδηγεί τη βελτιστοποίηση προς λύσεις με την προκαθορισμένη πυκνότητα. Αυτή η μέθοδος τροποποίησης της λειτουργίας μετάλλαξης έχει αναφερθεί ως αποτελεσματική προσέγγιση για την ενίσχυση της σύγκλισης των γενετικών αλγορίθμων, γιατί

επιτρέπει την εντατικοποίηση της αναζήτησης σε ορισμένες περιοχές του χώρου αναζήτησης.

- **Αξιολόγηση πληθυσμού:** Σε κάθε επανάληψη κατά τη διάρκεια προσομοίωσης του μοντέλου, το τρέχον διάνυσμα κατάστασης εξαρτάται μόνο από το αντίστοιχο διάνυσμα της προηγούμενης επανάληψης. Χρησιμοποιώντας αυτή την ιδιότητα, μπορούν να ομαδοποιηθούν δυο παρακείμενα διανύσματα κατάστασης στον πίνακα δεδομένων εισόδου, ώστε να σχηματιστούν K-1 ζεύγη δεδομένων εισόδου. Αυτά τα ζεύγη δεδομένων αποθηκεύουν πληροφορίες για τη δυναμική του συστήματος και επομένως χρησιμοποιούνται για τον καθορισμό της συνάρτησης καταλληλότητας. Η συνάρτηση αυτή για κάθε χρωμόσωμα υπολογίζεται εκτελώντας μονοβηματικές προσομοιώσεις του αντίστοιχου ΑΓΧ. Τα διανύσματα κατάστασης λαμβάνονται από προσομοιώσεις, που αποτελούν αποκρίσεις του ΑΓΧ και συγκρίνονται με τις αντίστοιχες αποκρίσεις του πραγματικού συστήματος. Η ληφθείσα τιμή σφάλματος χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της τιμής καταλληλότητας. Μια βοηθητική συνάρτηση χρησιμοποιείται για να εξασφαλίσει ότι τα καλύτερα χρωμοσώματα, έχουν αντίστοιχα τις καλύτερες τιμές αποδοτικότητας και ομαλοποιεί τις τιμές αυτές στο διάστημα (0,1].
- **Επιλογή επόμενου πληθυσμού:** Δυο δημοφιλείς στρατηγικές επιλογής χρησιμοποιούνται και εφαρμόζονται τυχαία, αυτή του τροχού της ρουλέτας (roulette wheel selection) και η επιλογή τουρνουά (tournament selection). Στη συνέχεια επιστρέφουμε στο δεύτερο βήμα.

BB-BC (Big Bang-Big Crunch)

Ο αλγόριθμος BB-BC αποτελείται από δυο βασικά βήματα (Hatwagner et al., 2018): Το πρώτο είναι η φάση Big Bang, όπου οι υποψήφιες λύσεις κατανέμονται τυχαία στο χώρο αναζήτησης. Το επόμενο βήμα είναι η φάση Big Crunch, όπου υπολογίζεται ο πληθυσμός με μια διαδικασία συστολής. Για τη συστολή, ακόμα και αν η αρχική ιδέα ήταν το κέντρο μάζας, κάποιοι συγγραφείς πρότειναν τη χρήση του καλύτερου υποψηφίου είτε συνδυασμό και των δύο. Ο αρχικός πληθυσμός του Big Bang δημιουργείται τυχαία σε ολόκληρο το χώρο αναζήτησης. Όλες οι επόμενες φάσεις Big Bang κατανέμονται τυχαία γύρω από το κέντρο μάζας ή το καλύτερο άτομο, με παρόμοιο τρόπο. Η αρχή λειτουργίας της φάσης του Big Bang μπορεί να θεωρηθεί ως διάλυση ενέργειας ή ως ο μετασχηματισμός από μια ταξινομημένη κατάσταση (μια συγκλίνουσα λύση) σε μια διαταραγμένη ή χαοτική κατάσταση (νέο σύνολο υποψηφίων λύσεων). Στη δεύτερη φάση, ο τελεστής συστολής παίρνει τις τρέχουσες θέσεις κάθε υποψήφιας λύσης στον πληθυσμό και τη σχετική τιμή συνάρτησης κόστους και υπολογίζει ένα κέντρο μάζας όπως φαίνεται παρακάτω:

$$x_{com} = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{1}{J_i} x_i}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{J_i}} \quad (3.37)$$

Όπου x_{com} είναι η θέση του διανύσματος του κέντρου μάζας, x_i είναι η θέση του διανύσματος του i -στου υποψηφίου, J_i είναι η τιμή της συνάρτησης κόστους του i -στου υποψηφίου και N το μέγεθος του πληθυσμού. Η νέα γενιά για την επόμενη

επανάληψη της Big Bang φάσης κανονικοποιείται κοντά στο χ_{COM} ή το χ_{BEST} που είναι το πιο κατάλληλο άτομο. Οι νέοι υποψήφιοι υπολογίζονται αθροίζοντας ή αφαιρώντας έναν κανονικό τυχαίο αριθμό, του οποίου η τιμή μειώνεται με την πάροδο των επαναλήψεων. Μια γενική υβριδική φάση μπορεί να οριστεί ως:

$$x^{new} = \beta x_{com} + (1 - \beta) x_{BEST} + \frac{ra(x_{max} - x_{min})}{k} \quad (3.38)$$

Όπου r είναι ένας τυχαίος αριθμός με κανονική κατανομή, a είναι μια παράμετρος που περιορίζει το μέγεθος του χώρου αναζήτησης, β είναι μια παράμετρος που υπολογίζει την ανταλλαγή μεταξύ του κέντρου μάζας και του καλύτερου ατόμου, χ_{max} και χ_{min} είναι το άνω και κάτω όριο και k είναι ο αριθμός ακολουθίας του βήματος.

SOMA (Self-Organizing Migration Algorithm)

Ο αλγόριθμος SOMA βασίζεται στη συνεταιριστική αναζήτηση της περιοχής όλων των πιθανών λύσεων (Vašćák et al., 2021). Τα άτομα επηρεάζονται αμοιβαία κατά τη διαδικασία αναζήτησης. Αυτό το γεγονός οδηγεί στη διαμόρφωση και διάλυση ομάδων ατόμων, που οργανώνουν την κίνηση ατόμων και έτσι η περιοχή αναζήτησης μπορεί να μειωθεί πιο γρήγορα από ότι στην περίπτωση των γενετικών αλγορίθμων. Άλλο ένα πλεονέκτημα αυτής της προσέγγισης έγκειται στην ικανότητα επεξεργασίας διαφόρων τύπων παραμέτρων δεδομένων όπως ακέραιοι, πραγματικές ή διακριτές τιμές, καθώς και αμοιβαία αναμειγμένες. Για τη δημιουργία ενός αρχικού πληθυσμού ορίζουμε αρχικά το δείγμα S , το οποίο είναι ένα σύνολο επιτρεπόμενων τιμών για τις D μεταβλητές προς βελτιστοποίηση:

$$s = (s_1^{Type}(s_1^{LL}, s_1^{UL}), \dots, s_D^{Type}(s_D^{LL}, s_D^{UL})) \quad (3.39)$$

Όπου **Type** είναι ο τύπος δεδομένου της μεταβλητής, **LL** και **UL** είναι η κάτω και άνω τιμές, αντίστοιχα. Ο αλγόριθμος SOMA στηρίζεται στη λογική της ακολουθίας του αρχηγού σε μια αγέλη, που έχει την καλύτερη τιμή καταλληλότητας, σε σχέση με τα άλλα άτομα της ομάδας. Ένα άτομο και ο αρχηγός συνδέονται με ένα κινούμενο διάνυσμα \mathbf{m} που κατασκευάζεται από τη συνάρτηση καταλληλότητας και σε δοθέντα σημεία \mathbf{I}_k του διανύσματος που καθορίζονται από την παράμετρο βήματος, υπολογίζεται ο βαθμός αποδοτικότητας και αποθηκεύεται στη μνήμη. Το βήμα αντιπροσωπεύει ένα συγκεκριμένο μήκος του διανύσματος \mathbf{m} όπου $k=0, \dots, n$ και η νόρμα του \mathbf{m} ισούται με το γινόμενο του \mathbf{n} με αυτό το βήμα. Η παράμετρος μάζα είναι ένας συντελεστής διαστολής του \mathbf{m} μεταξύ της αρχικής και τελικής θέσης του \mathbf{I}_0 και \mathbf{I}_f αντίστοιχα, στο διάστημα ενός κύκλου μετανάστευσης. Ομοίως, όπως και στους γενετικούς αλγόριθμους, ο SOMA έχει ανάλογους τελεστές, τη διαταραχή PRT και τη μετανάστευση. Η διαταραχή αντιστοιχεί στη μετάλλαξη, αλλά το αποτέλεσμα της δεν είναι η αλλαγή ενός συγκεκριμένου ατόμου. Ωστόσο μόνο το \mathbf{I}_f τροποποιείται, δηλαδή το άτομο δεν θα ακολουθήσει άμεσα τον αρχηγό του, αλλά θα υπάρξει κάποια απόκλιση από το \mathbf{m} . Καθώς το \mathbf{m} υπολογίζεται ως η διαφορά των διανυσμάτων \mathbf{r}_L και \mathbf{r}_0 , δηλαδή διανυσμάτων του ηγέτη \mathbf{L} με σημείο εκκίνησης το \mathbf{I}_0 του δεδομένου ατόμου, τότε αντίστοιχα η πραγματική θέση του \mathbf{I}_f θα τροποποιηθεί ως εξής:

$$\vec{r} = \vec{r}_0 + p \cdot \hat{m} \cdot \overrightarrow{v_{PRT}} \quad (3.40)$$

Όπου το \hat{m} στην εξίσωση είναι το μοναδιαίο διάνυσμα του \mathbf{m} και \mathbf{p} το μήκος διανύσματος που σχετίζεται με τη σειρά των βημάτων \mathbf{k} σε μια διαδρομή του δεδομένου ατόμου \mathbf{I} από το σημείο εκκίνησης \mathbf{I}_0 έως το τελικό \mathbf{I}_f . Τα στοιχεία του διανύσματος διαταραχής $\overrightarrow{\mathbf{v}_{PRT}}$ δημιουργούνται σε κάθε κύκλο μετεγκατάστασης υπό τη συνθήκη: εάν $\mathbf{rnd}_j < \mathbf{PRT}$ τότε $\overrightarrow{\mathbf{v}_{PRT}_j} = 1$, αλλιώς $\overrightarrow{\mathbf{v}_{PRT}_j} = 0$, όπου \mathbf{rnd}_j είναι ένας αριθμός που δημιουργείται τυχαία και το \mathbf{j} είναι ο δείκτης για μια δοσμένη ιδιότητα ($\mathbf{j} = 1, \dots, \mathbf{D}$). Το διάνυσμα $\overrightarrow{\mathbf{v}_{PRT}}$ ($\overrightarrow{\mathbf{v}_{PRT}} = (\overrightarrow{\mathbf{v}_{PRT,1}}, \overrightarrow{\mathbf{v}_{PRT,2}}, \dots, \overrightarrow{\mathbf{v}_{PRT,D}}$) είναι στην πραγματικότητα μια μάσκα και η λειτουργία $*$ εκτελεί ζεύγη γινομένων μεταξύ μεμονωμένων στοιχείων \hat{m} και $\overrightarrow{\mathbf{v}_{PRT}}$. Εάν το PRT έχει μικρή τιμή θα έχει κυρίως μηδενικά και η διαταραχή θα επηρεάσει την άμεση κίνηση ενός δεδομένου ατόμου προς τον αρχηγό, δηλαδή το διάνυσμα κίνησης $\overrightarrow{\mathbf{m}}$ θα τροποποιηθεί. Μόνο οι διαστάσεις, όπου οι τιμές $\overrightarrow{\mathbf{v}_{PRT}_j}$ ρυθμίζονται στο 1 δεν θα διαταραχθούν και η κίνηση θα είναι παρόμοια με την αρχική μορφή του διανύσματος $\overrightarrow{\mathbf{m}}$. Ομοίως, η μετανάστευση είναι ανάλογη με τη διασταύρωση στους γενετικούς αλγόριθμους. Κατά τη διάρκεια ενός κύκλου μετανάστευσης, η (2) αξιολογείται σε \mathbf{k} σημεία, όπου διερευνάται η καταλληλότητα της και αποθηκεύεται στη μνήμη. Αν και δεν δημιουργείται νέος πληθυσμός, αυτή η αναπαράσταση είναι ισοδύναμη με μια ακολουθία απογόνων (ένα βήμα - ένας απόγονος). Μετά τον κύκλο μετανάστευσης, όλα τα άτομα θα επιστρέψουν στις καλύτερες θέσεις τους. Τελικά, ο αρχηγός θα αντικατασταθεί από το άτομο με την καλύτερη αποδοτικότητα και ένας νέος κύκλος μετανάστευσης θα ξεκινήσει. Αυτός ο μηχανισμός αντιστοιχεί στην επιλογή των γενετικών αλγόριθμων. Η δημιουργία νέων πληθυσμών αντικαθίσταται από τη μετανάστευση ατόμων κατά τη διάρκεια των κύκλων μετανάστευσης στον χώρο κατάστασης.

MAGA-Convergence (Multi-Agent Genetic Algorithm based on Convergence error)

Υπάρχουν διάφορες υλοποιήσεις του αλγορίθμου MAGA (dynamic MAGA, niching-based MAGA, MAGA-Convergence). Εδώ θα περιγραφεί η υλοποίηση MAGA-Convergence που βελτιστοποιεί το σφάλμα σύγκλισης στη διαδικασία εκμάθησης του ΑΓΧ (Yang et al., 2020). Πρέπει να εισαχθούν δυο σημαντικοί ορισμοί για τον συγκεκριμένο αλγόριθμο.

Πρώτον, ο πράκτορας που είναι μια φυσική ή εικονική οντότητα που ουσιαστικά έχει τις ακόλουθες ιδιότητες:

- Είναι σε θέση να ζει και να δρα στο περιβάλλον
- Είναι σε θέση να αισθάνεται το τοπικό του περιβάλλον
- Καθοδηγείται από ορισμένους σκοπούς
- Έχει κάποιες αντιδραστικές συμπεριφορές

Τα συστήματα πολλαπλών πρακτόρων είναι υπολογιστικά συστήματα στα οποία αρκετοί πράκτορες αλληλεπιδρούν ή δουλεύουν μαζί για την επίτευξη στόχων.

Δεύτερον, όλοι οι πράκτορες ζουν σε ένα περιβάλλον που έχει τη μορφή πλέγματος \mathbf{L} . Το μέγεθος του είναι $\mathbf{L}_{size} \times \mathbf{L}_{size}$ όπου το \mathbf{L}_{size} είναι ένας ακέραιος. Κάθε πράκτορας είναι σταθερός σε ένα σημείο του πλέγματος και μπορεί να αλληλοεπιδράσει μόνο με τους γείτονες του. Ας υποθέσουμε ότι ο πράκτορας που βρίσκεται στο (\mathbf{i}, \mathbf{j})

αντιπροσωπεύεται ως $L_{i,j}$, όπου $i, j = 1, 2, \dots, L_{size}$, τότε οι γείτονες του $L_{i, j}$, $Neighbours_{i, j}$ ορίζονται ως εξής:

$$Neighbours_{i,j} = \{L_{i',j}, L_{i,j'}, L_{i'',j}, L_{i,j''}\}$$

$$\text{Όπου } i' = \begin{cases} i-1, i \neq 1 \\ L_{size}, i = 1 \end{cases} \quad j' = \begin{cases} j-1, j \neq 1 \\ L_{size}, j = 1 \end{cases} \quad i'' = \begin{cases} i+1, i \neq L_{size} \\ 1, i = L_{size} \end{cases} \quad j'' = \begin{cases} j+1, j \neq L_{size} \\ 1, j = L_{size} \end{cases} \quad (3.41)$$

Σε αυτό τον αλγόριθμο, τίθεται ένας πράκτορας ως υποψήφιος για την αποθήκευση ενός πίνακα βάρους \mathbf{W} . Η τιμή της ενέργειας του είναι ίση με την αρνητική τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης.

$$Energy(W) = -Convergence Error(W)$$

Στόχος της βελτιστοποίησης είναι να βρει τον πίνακα \mathbf{W} με τη μεγαλύτερη ενέργεια. Κάθε πράκτορας $L_{i, j}$ που βρίσκεται στη θέση (i, j) του \mathbf{L} κωδικοποιείται ως εξής:

$$L_{i,j} = [w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1N}, \dots, w_{N1}, w_{N2}, \dots, w_{NN}] \quad (3.42)$$

Όπου \mathbf{W}_{ij} είναι το βάρος της ακμής από τον κόμβο i στον j . Οι Zhong et al. (2004) σχεδίασαν 4 εξελικτικούς τελεστές, τον τελεστή ανταγωνισμού γειτονιών, τον τελεστή διασταύρωσης γειτονιών, τον τελεστή μετάλλαξης και τον τελεστή αυτό-μάθησης, για να αυξήσει την ενέργεια των πρακτόρων. Ο τελεστής ανταγωνισμού γειτονιών συνειδητοποιεί της συμπεριφορές του ανταγωνισμού. Ο τελεστής διασταύρωσης γειτονιών δημιουργεί νέα άτομα μέσω του ορθογωνίου σχεδιασμού. Ο τελεστής μετάλλαξης χρησιμοποιείται στον εξελικτικό προγραμματισμό και στη στρατηγική εξέλιξης. Ο τελεστής αυτό-μάθησης αντιλαμβάνεται τις συμπεριφορές της χρήσης της γνώσης. Ας υποθέσουμε ότι οι παραπάνω 4 τελεστές εφαρμόζονται σε ένα πράκτορα που βρίσκεται στη θέση (i, j) $L_{i, j} = [l_{11}, l_{12}, \dots, l_{NN}]$ και $\mathbf{Max}_{i,j} = [m_{11}, m_{12}, \dots, m_{NN}]$ είναι ο πράκτορας με τη μέγιστη ενέργεια μεταξύ των γειτόνων του $L_{i, j}$. Ο αλγόριθμος MAGA-Convergence είναι μια διαδικασία που ακολουθεί τα παρακάτω έξι βήματα:

- **Αρχικοποίηση του δικτυωτού περιβάλλοντος και αξιολόγηση του πληθυσμού**, πρώτα αρχικοποιείται ο πληθυσμός \mathbf{L}^0 κάθε πράκτορας στο πλέγμα που αντιπροσωπεύει ένα ΑΓΧ, αρχικοποιείται σε έναν τυχαίο $N \times N$ πίνακα βάρους στο διάστημα $[-1, 1]$. Στη συνέχεια, γίνεται αξιολόγηση του κάθε πράκτορα για να βρεθεί ο καλύτερος \mathbf{Best}^0 με τη μέγιστη ενέργεια. Θέτουμε το $t=0$.
- **Εφαρμογή του τελεστή ανταγωνισμού γειτονιών**, Για κάθε πράκτορα $L_{a,b}$, ο οποίος βρίσκεται στο πλέγμα \mathbf{L}^t στο (a,b) , συγκρίνουμε την ενέργεια του $L_{a,b}$ με αυτή της $\mathbf{Max}_{a,b}$. Αν η ενέργεια του $L_{a,b}$ είναι μικρότερη του $\mathbf{Max}_{a,b}$, τότε ο $L_{a,b}$ είναι ο χαμένος και πρέπει να αντικατασταθεί από το $\mathbf{Max}_{a,b}$, διαφορετικά, το $L_{a,b}$ είναι ο νικητής και δεν χρειάζεται να αντιμετωπιστεί. Ο $L_{a,b}$ θα αντικατασταθεί από ένα νέο πράκτορα $\mathbf{new} = [e_{11}, e_{12}, \dots, e_{NN}]$ ο οποίος δημιουργείται ως εξής:

$$e_{ij} = \begin{cases} -1, w < -1 \\ 1, w > 1 \\ w, \text{αλλού} \end{cases} \quad \text{και } w = m_{ij} + U(-1,1) \cdot (m_{ij} - l_{ij}), \quad i, j = 1, 2, \dots, N \quad (3.43)$$

Όπου $U(-1,1)$ είναι ένας τυχαίος πραγματικός αριθμός κανονικοποιημένος στο διάστημα $[-1, 1]$.

- **Εφαρμογή του τελεστή διασταύρωσης γειτονιών**, Για κάθε πράκτορα $\mathbf{L}_{a,b}$, ο οποίος βρίσκεται στο πλέγμα \mathbf{L}^t στο (\mathbf{a},\mathbf{b}) , αν $U(0,1) < P_c$ υιοθετούμε τον τελεστή ορθογώνιας διασταύρωσης στον $\mathbf{L}_{a,b}$ και $\mathbf{Max}_{a,b}$, για να επιτύχουμε τον στόχο της συνεργασίας.
- **Εφαρμογή του τελεστή μετάλλαξης**, Για κάθε πράκτορα $\mathbf{L}_{a,b}$, ο οποίος βρίσκεται στο πλέγμα \mathbf{L}^t στο (\mathbf{a},\mathbf{b}) , αν $U(0,1) < P_m$ δημιουργούμε ένα νέο πράκτορα $\mathbf{new} = [e_{11}, e_{12}, \dots, e_{NN}]$ ο οποίος δημιουργείται ως εξής:

$$e_{ij} = \begin{cases} 0 & U(0,1) < \frac{1}{N \times N} \\ l_{ij} + G(0, 1/t), & \text{αλλιού} \end{cases} \quad (3.44)$$

$$i, j = 1, 2, \dots, N$$

Όπου $G(0,1/t)$ είναι μια Γκαουσιανή γεννήτρια τυχαίων αριθμών και t είναι η εξέλιξη της γενιάς. Τέλος, ο $\mathbf{L}_{a,b}$ αντικαθίσταται από αυτόν το νέο πράκτορα.

- **Αξιολόγηση πληθυσμού και εύρεση καλύτερου πράκτορα**, Μετά την εφαρμογή των εξελικτικών τελεστών από το βήμα 2 έως το 5, δημιουργείται ο απόγονος \mathbf{L}^{t+1} . Για κάθε πράκτορα $\mathbf{L}_{a,b}$, που βρίσκεται στο πλέγμα \mathbf{L}^t στο (\mathbf{a},\mathbf{b}) , η ενέργεια του $\mathbf{L}_{a,b}$ υπολογίζεται σύμφωνα με την πρώτη εξίσωση. Στη συνέχεια επιλέγεται ο πράκτορας \mathbf{CBest}^{t+1} με τη μέγιστη ενέργεια σε \mathbf{L}^{t+1} . Αν η ενέργεια του \mathbf{CBest}^{t+1} είναι μεγαλύτερη της ενέργειας του \mathbf{CBest}^t τότε ο \mathbf{Best}^{t+1} τιμολογείται ως ο \mathbf{Best}^{t+1} διαφορετικά ο \mathbf{Best}^{t+1} τιμολογείται ως ο \mathbf{Best}^t . Αν τα κριτήρια τερματισμού επιτευχθούν η έξοδος είναι ο \mathbf{Best}^t διαφορετικά τίθεται το t σε $t+1$ και επιστρέφουμε στο βήμα 2.

MOEA (MultiObjective Evolutionary Algorithm)

Κάθε υποψήφια λύση στους εξελικτικούς αλγόριθμους, ονομάζεται χρωμόσωμα. Στον αλγόριθμο MOEA κάθε χρωμόσωμα είναι υποψήφιος πίνακας βάρους (Chi et al., 2015). Για λόγους ευκολίας, σε ένα χρωμόσωμα, ο διδιάστατος πίνακας βάρους μετατρέπεται σε ένα μονοδιάστατο, συνδυάζοντας κάθε γραμμή. Γενικά, ο αλγόριθμος διατηρεί ένα πληθυσμό που είναι ένα σύνολο N χρωμοσωμάτων, που αποτελούν τις υποψήφιες λύσεις. Σε κάθε γενιά, διαφορετικοί εξελικτικοί τελεστές διεξάγονται στον πληθυσμό ώστε να δημιουργήσουν νέα χρωμοσώματα, τα οποία θα σχηματίσουν την επόμενη γενιά. Σε κάθε γενιά τα χρωμοσώματα αρχικοποιούνται τυχαία στο πεδίο $[-1,1]$. Δεδομένου ότι αντιμετωπίζουμε πολύ-κριτήρια προβλήματα, η έννοια της κυριαρχίας πρέπει να χρησιμοποιηθεί για τη σύγκριση της ποιότητας μεταξύ δυο χρωμοσωμάτων. Ένα χρωμόσωμα \mathbf{W}_1 κυριαρχεί το \mathbf{W}_2 εάν το \mathbf{W}_1 είναι καλύτερο από το \mathbf{W}_2 , όταν μετριέται σε όλους τους στόχους. Αν κανένα από τα δυο δεν κυριαρχεί του άλλου, τότε αποκαλούνται ως μη κυριαρχημένα. Βάσει της έννοιας της κυριαρχίας, μια προσέγγιση γρήγορης ταξινόμησης αναπτύχθηκε για να ταξινομήσει έναν πληθυσμό με διαφορετικά επίπεδα μη-κυριαρχίας η οποία λειτουργεί ως εξής:

Για κάθε χρωμόσωμα \mathbf{p} σε ένα πληθυσμό, αρχικοποιείται το σύνολο $S_p = \emptyset$, το οποίο περιέχει όλα τα χρωμοσώματα τα οποία κυριαρχούνται από το \mathbf{p} . Αρχικοποιείται επίσης άλλη μια παράμετρος ($\mathbf{n}_p = \mathbf{0}$) η οποία αντιπροσωπεύει τα άτομα που κυριαρχούν το \mathbf{p} . Μετά ελέγχουμε κάθε άτομο \mathbf{q} στον πληθυσμό. Αν το \mathbf{p} κυριαρχεί το \mathbf{q} , τότε προσθέτουμε το \mathbf{q} στο S_p , ενώ αν το \mathbf{q} κυριαρχεί το \mathbf{p} τότε αυξάνεται ο

μετρητής κυριαρχίας του \mathbf{p} ($\mathbf{n}_p = \mathbf{n}_p + 1$). Αν κανένα άτομο δεν κυριαρχεί του \mathbf{p} , τότε είναι μη κυριαρχούμενη λύση και το \mathbf{p} ανήκει στο $\mathbf{F1}$ μέτωπο. Το πρώτο μέτωπο $\mathbf{F1}$ είναι ένα εντελώς μη-κυριαρχούμενο σει στον τρέχοντα πληθυσμό και το δεύτερο μέτωπο $\mathbf{F2}$ κυριαρχείται μόνο από χρωμοσώματα του πρώτου μετώπου $\mathbf{F1}$ και ούτω καθεξής. Τα χρωμοσώματα στο πρώτο μέτωπο έχουν κατάταξη 1, στο δεύτερο 2 κτλ. Μόλις ολοκληρωθεί η παραπάνω ταξινόμηση, η απόσταση συσσώρευσης αντιστοιχίζεται στα χρωμοσώματα του ίδιου μετώπου για να ληφθεί μια εκτίμηση της πυκνότητας των λύσεων που περιβάλλουν μια συγκεκριμένη λύση στον πληθυσμό. Για κάθε χρωμοσώμα, η απόσταση συσσώρευσης ορίζεται ως η μέση απόσταση δυο χρωμοσωμάτων σε κάθε πλευρά αυτού του χρωμοσώματος κατά μήκος κάθε στόχου. Πρακτικά, η βασική ιδέα είναι η εύρεση της ευκλείδειας απόστασης μεταξύ δυο χρωμοσωμάτων σε ένα μέτωπο, στον δισδιάστατο υπέρ-χώρο. Χρωμοσώματα με μεγάλη απόσταση συσσώρευσης έχουν συνήθως καλύτερη ποικιλία στον πληθυσμό. Σε κάθε γενιά, τα γονικά χρωμοσώματα επιλέγονται από τον ταξινομημένο πληθυσμό χρησιμοποιώντας τη δυαδική επιλογή τουρνουά, με βάση την καταλληλότητα και την απόσταση συσσώρευσης. Από τους επιλεγμένους γονείς, η προσομοιωμένη δυαδική διασταύρωση και οι τελεστές τυχαίας μετάλλαξης, χρησιμοποιούνται για να δημιουργήσουν ένα πληθυσμό απογόνων \mathbf{Q} μεγέθους \mathbf{N} που σε συνδυασμό με τον τρέχοντα πληθυσμό \mathbf{P} δημιουργούν τον \mathbf{R} μεγέθους $2\mathbf{N}$, ο οποίος ταξινομείται με την προαναφερθείσα μέθοδο ώστε να βεβαιωθούμε ότι όλα τα προηγούμενα αλλά και τρέχοντα καλύτερα χρωμοσώματα προστίθενται στην επόμενη γενιά. Στη συνέχεια ο αλγόριθμος επιλέγει χρωμοσώματα από κάθε μέτωπο ακολούθως, για τη δημιουργία ενός νέου γονικού πληθυσμού, έως ότου το μέγεθος πληθυσμού υπερβεί το \mathbf{N} . Αν το μέγεθος πληθυσμού υπερβεί το \mathbf{N} σε ένα μέτωπο, τα χρωμοσώματα επιλέγονται βάσει της απόστασης συσσώρευσης μέχρις ότου το μέγεθος γίνει ίσο με \mathbf{N} . Έτσι, ο αλγόριθμος δημιουργεί τον πληθυσμό για την επόμενη γενιά και οι παραπάνω λειτουργίες επαναλαμβάνονται στον νέο πληθυσμό, μέχρι να επιτευχθεί ο μέγιστος αριθμός γενεών.

Ο αλγόριθμος καταλήγει σε ένα σύνολο μη κυριαρχημένων λύσεων, που ονομάζεται μέτωπο Pareto. Κάθε λύση είναι καλύτερη είτε από άποψη σφάλματος, είτε από πλευράς πυκνότητας. Αυτές οι λύσεις παρέχουν διαφορετικές επιλογές για τους υπεύθυνους λήψης αποφάσεων, οι οποίοι μπορούν να επιλέξουν μια βάση τις προτιμήσεις τους, τις πρακτικές απαιτήσεις, την αναμενόμενη πυκνότητα κλπ

BEA (Bacterial Evolutionary Algorithm)

Ο αλγόριθμος BEA αποτελεί άλλον ένα εξελικτικό αλγόριθμο, με την ικανότητα επίλυσης μη συνεχών, μη γραμμικών, πολυδιάστατων προβλημάτων βελτιστοποίησης και παρέχει τις σχεδόν βέλτιστες λύσεις αυτών (Hatwagner et al., 2018). Προτάθηκε από τους Nawa & Furuhashi (1998) για την βελτιστοποίηση παραμέτρων ασαφών συστημάτων, αλλά μπορεί να εφαρμοστεί και σε άλλα προβλήματα. Ο αλγόριθμος δουλεύει με τη συλλογή πιθανών λύσεων, που ονομάζεται πληθυσμός. Τα στοιχεία του πληθυσμού ονομάζονται βακτήρια, γιατί η μέθοδος μιμείται την εξέλιξη βακτηρίων στη φύση. Γενιές πληθυσμού παράγονται με τη χρήση δυο κύριων τελεστών, τη βακτηριακή μετάλλαξη και τη μεταφορά γονιδίων, μέχρι την ικανοποίηση μίας συνθήκης τερματισμού (σύγκλιση στην επιθυμητή κατάσταση, χρονικό όριο, μέγιστος αριθμός γενεών). Τα καλύτερα βακτήρια του τελικού πληθυσμού θεωρούνται ως οι λύσεις του προβλήματος. Η βακτηριακή μετάλλαξη εξερευνά το χώρο αναζήτησης με τυχαίες τροποποιήσεις των βακτηρίων. Τα

βακτήρια μεταλλάσσονται ξεχωριστά και ανεξάρτητα. Αρχικά, δημιουργούνται τα αντίγραφα ενός πρωτότυπου βακτηρίου, που αποκαλούνται κλώνοι. Στη συνέχεια ο τελεστής επαναλαμβάνει τη διαδικασία σε κάθε βακτήριο με τυχαίο τρόπο. Σε κάθε βήμα επανάληψης, το τρέχον γονίδιο τροποποιείται τυχαία στους κλώνους και γίνεται αξιολόγηση. Αν η τροποποίηση οδηγεί σε καλύτερη αντικειμενική τιμή, το νέο αλληλόμορφο φυλάσσεται και αντιγράφεται τόσο στα πρωτότυπα όσο και στα κλωνοποιημένα βακτήρια. Η μεταφορά γονιδίων εκμεταλλεύεται και συνδυάζει τη γενετική πληροφορία που είναι κωδικοποιημένη στα βακτήρια του τρέχοντα πληθυσμού, ώστε να βρει ακόμα καλύτερες λύσεις. Αρχικά, ταξινομεί τον πληθυσμό βάσει των αντικειμενικών τιμών των βακτηρίων. Στη συνέχεια διαχωρίζει τον πληθυσμό σε δυο μισά, τον υπό-πληθυσμό που περιέχει τα καλύτερα βακτήρια και ονομάζεται ανώτερο μισό και το κατώτερο μισό αντίστοιχα. Ο τελεστής επιλέγει τυχαία ένα βακτήριο από το ανώτερο μισό και ένα από το κατώτερο. Έπειτα, τουλάχιστον ένα αλληλόμορφο αντιγράφεται από το καλύτερο βακτήριο στο άλλο. Το τροποποιημένο βακτήριο εκτιμάται και αν έγινε καλύτερο, έχει την ευκαιρία να μεταφερθεί στο ανώτερο μισό και να διασκορπίσει το γενετικό του κώδικα στα άλλα βακτήρια κατά τη διαδικασία των διαδοχικών μεταβιβάσεων των γονιδίων.

MPSO (Memetic Particle Swarm Optimization)

Ο MPSO (Petalas et al., 2005) αποτελεί επέκταση του PSO που έχει ήδη παρουσιαστεί. Χρησιμοποιεί τον PSO ως καθολική αναζήτηση στοιχείων και τον αλγόριθμο των Hooke & Jeeves ως τοπική αναζήτηση στοιχείων. Ανήκει στην τάξη αλγορίθμων σμήνους αναζήτησης, που είναι εμπνευσμένοι από τις κοινωνικές δυναμικές και τη συμπεριφορά μιας κοινωνικά οργανωμένης αποικίας. Ο H&J είναι ένας αλγόριθμος άμεσης αναζήτησης που χρησιμοποιεί μόνο αξιολογήσεις συνάρτησης, χωρίς τον υπολογισμό της παραγώγου. Επομένως μπορεί να εφαρμοστεί σε μη διαφοροποιήσιμα προβλήματα ή και σε ασυνεχείς αντικειμενικές συναρτήσεις.

CA (Cultural Algorithm)

Ο αλγόριθμος CA είναι ένα εργαλείο που χρησιμοποιείται για την εκμάθηση μοντελοποίησης και την κοινωνική εξέλιξη. Ο αλγόριθμος αυτός διαμορφώνει την ανθρώπινη πολιτιστική εξέλιξη σε δυο επίπεδα, τη μακρο-εξέλιξη και τη μικρο-εξέλιξη. Η μικρο-εξέλιξη προκύπτει από την εξέλιξη διαδοχικών γενιών, ενώ η μακρο-εξέλιξη χρησιμοποιεί επιλεγμένη γνώση από κάθε γενιά η οποία χρησιμοποιείται στη συνέχεια για τη δημιουργία της επόμενης γενιάς πληθυσμού. Υπάρχουν τρία κύρια μέρη στον αλγόριθμο, ο χώρος πληθυσμού, ο χώρος πεποίθησης και το κανάλι επικοινωνίας. Τα άτομα δημιουργούνται στο χώρο πληθυσμού και μπορούν να εξελιχθούν χρησιμοποιώντας οποιονδήποτε εξελικτικό αλγόριθμο. Ο χώρος πληθυσμού είναι επίσης ο χώρος αναζήτησης και σε κάθε γενιά του πληθυσμού τα άτομα δημιουργούν γνώση που αποθηκεύεται στον χώρο πεποίθησης. Οι αποθηκευμένες γνώσεις χρησιμοποιούνται για την καθοδήγηση της συμπεριφοράς της επόμενης γενιάς. Η μετατροπή γνώσης από το χώρο πληθυσμού στον χώρο πεποίθησης και αντίστροφα, πραγματοποιείται μέσω του καναλιού επικοινωνίας.

Σε αυτόν τον αλγόριθμο (Ahmadi et al., 2014), δημιουργείται ένας αρχικός πληθυσμός μέσω μιας συνάρτησης. Αυτή η συνάρτηση δημιουργεί άτομα απογόνων σε κάθε γενιά. Η καταλληλότητα κάθε ατόμου αυτού του πληθυσμού εκτιμάται από την αντικειμενική συνάρτηση. Τα καλύτερα άτομα ενός πληθυσμού επιλέγονται από μια

συνάρτηση και χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία του πληθυσμού της επόμενης γενιάς. Η γνώση που αναπτύσσεται από τα καταλληλότερα άτομα σε κάθε γενιά μεταφέρονται στον χώρο πεποίθησης μέσω του καναλιού επικοινωνίας. Η πρώτη συνάρτηση στο κανάλι επικοινωνίας είναι η συνάρτηση αποδοχής. Αυτή η συνάρτηση χρησιμοποιείται για να αποφασισθεί αν θα γίνουν αποδεκτές ή όχι οι γνώσεις των επιλεγμένων ατόμων, που αποκτήθηκαν κατά τη διαδικασία εξέλιξης στο χώρο πεποίθησης. Η συνάρτηση ενημέρωσης, ενημερώνει την αποθηκευμένη γνώση στο χώρο πεποίθησης που προκύπτει από την επιλεγμένη γνώση της προηγούμενης γενιάς. Στο τέλος η συνάρτηση επιρροής μεταφέρει την ενημερωμένη γνώση στον χώρο πληθυσμού για τη δημιουργία μιας νέας γενιάς πληθυσμού.

Η διαδικασία του αλγορίθμου μπορεί να περιγραφεί εν συντομία ως εξής:

- Δημιουργία των χώρων πληθυσμού και πεποίθησης. Τυχαία αρχικοποίηση όλων των ατόμων στους δυο χώρους και εν συνεχεία αξιολόγηση της αποδοτικότητας του κάθε ατόμου.
- Τερματισμός του αλγορίθμου σε περίπτωση που ικανοποιείται κάποιο κριτήριο τερματισμού, διαφορετικά συνέχεια στο επόμενο βήμα.
- Ενημέρωση των ατόμων στους δυο χώρους βάσει των κανόνων του κάθε χώρου και αξιολόγηση της αποδοτικότητας του κάθε ατόμου.
- Ανανέωση του χώρου πεποίθησης μέσω της διαδικασίας αποδοχής.
- Ανανέωση του χώρου πληθυσμού μέσω της διαδικασίας επιρροής.
- Επιστροφή στο βήμα 2.

CSA (Chaotic Simulated Annealing)

Η μελέτη του χάους είναι χρήσιμη και έχει μεγάλες δυνατότητες σε πολλούς κλάδους, όπως τα υψηλής απόδοσης κυκλώματα και συσκευές, την πρόληψη κατάρρευσης συστημάτων ισχύος, την επεξεργασία πληροφοριών κ.α. Το χάος είναι προφανώς μια ακανόνιστη κίνηση, μια φαινομενικά απρόβλεπτη τυχαία συμπεριφορά που επιδεικνύεται από ένα ντετερμινιστικό μη γραμμικό σύστημα υπό ντετερμινιστικές συνθήκες (Alizadeh et al., 2009). Σε γενικές γραμμές, ένα μη γραμμικό σύστημα λέγεται χαοτικό αν εμφανίζει ευαίσθητη εξάρτηση από τις αρχικές συνθήκες και έχει έναν άπειρο αριθμό διαφορετικών περιοδικών αποκρίσεων. Μικρές μεταβολές στις αρχικές συνθήκες μπορεί να προκαλέσουν πολύ μεγαλύτερες στο τελικό αποτέλεσμα. Επομένως αντίστοιχα, ένα μικρό αρχικό σφάλμα μπορεί να παράγει πολύ μεγαλύτερα στην έξοδο. Παρά το γεγονός ότι το χάος λαμβάνει αυξανόμενο ενδιαφέρον, λίγα άρθρα μελετούν της εφαρμογές του σε μεθόδους βελτιστοποίησης. Ένα χαοτικό σύστημα μπορεί να παραχθεί από τον ακόλουθο μονοδιάστατο λογιστικό χάρτη:

$$z_{k+1} = f(\mu, Z_k) = \mu Z_k(1 - Z_k), Z_k \in [0,1], k = 0,1, \dots \quad (3.45)$$

Όπου Z_k είναι η τιμή της μεταβλητής Z στην k -οστή επανάληψη στο διάστημα $[0,1]$, μ είναι η παράμετρος διακλάδωσης του συστήματος. Το χαοτικό σύστημα έχει ειδικά χαρακτηριστικά όπως την εργοδική και τη στοχαστική ιδιότητα και την ευαισθησία εξάρτησης από τις αρχικές συνθήκες. Υπάρχουν δύο σημαντικές διαφορές μεταξύ των αλγορίθμων CSA και SA που έχει ήδη παρουσιαστεί παραπάνω. Η πρώτη είναι ότι ο SA είναι στοχαστικός βασισμένος στη μέθοδο Monte Carlo, ενώ ο CSA είναι ντετερμινιστικός με παροδικά χαοτική δυναμική. Η δεύτερη είναι ότι η διαδικασία σύγκλισης του SA πραγματοποιείται με τον έλεγχο στοχαστικών θερμικών

διακυμάνσεων, όπου καταλήγουμε σε μια σχεδόν βέλτιστη κατάσταση με φθίνουσα θερμοκρασία, ενώ στον CSA γίνεται μέσω διακλαδώσεων σε σχεδόν βέλτιστο σημείο ισορροπίας μέσω της μείωσης των αυτό-συνδέσεων. Στο σχεδιασμό του CSA πολλοί βασικοί παράγοντες όπως η κωδικοποίηση λύσης, η αρχική θερμοκρασία και το πρόγραμμα ψύξης είναι παρόμοιοι με τους παράγοντες του SA.

TS (Tabu Search)

Ο Glover εισήγαγε το 1989 την αναζήτηση Tabu ως μέθοδο εξόδου από τα τοπικά βέλτιστα. Ο στόχος είναι η απόκτηση μιας λίστας που περιέχει απαγορευμένες (Tabu) λύσεις στη γειτονιά μιας λύσης, ώστε να αποφευχθεί η εναλλαγή μεταξύ λύσεων επιτρέποντας παράλληλα μια κατεύθυνση, που μπορεί να υποβαθμίσει μια λύση αν και μπορεί να την βοηθήσει να βγει από το τοπικό βέλτιστο. Χρειάζεται να καθοριστεί το πώς παράγονται οι λύσεις στη γειτονιά της τρέχουσας λύσης. Επιπλέον, πρέπει να ανανεωθεί η λίστα με τις απαγορευμένες λύσεις σε κάθε βήμα. Κατά τη δημιουργία μιας λύσης στη γειτονιά λύσεων, δε πρέπει να περιέχεται σε καμία από τις κατευθύνσεις που αναφέρονται στη λίστα Tabu, παρότι μια κατεύθυνση εντός της λίστας μπορεί να επιλεγεί με κάποια πιθανότητα, εάν οδηγήσει σε λύση που είναι καλύτερη από την τρέχουσα. Στην ουσία, η λίστα Tabu στοχεύει στον περιορισμό του πεδίου αναζήτησης στη γειτονιά, ενώ εξακολουθεί να έχει την ευκαιρία να επιλέξει μια από αυτές τις κατευθύνσεις. Οι Alizadeh et al. (2007) χρησιμοποίησαν τη μέθοδο αυτή για την εκμάθηση του ΑΓΧ. Ο αλγόριθμος αυτός επιστρέφει την βέλτιστη τιμή καθώς και την λύση βάσει της οποίας παράχθηκε αφού ικανοποιηθούν τα κριτήρια τερματισμού.

3.4 Σύγκριση Hebbian/Population-Based Methods

Σε αυτό το σημείο κλείνοντας το κεφάλαιο αυτό, γίνεται μια σύγκριση μεταξύ των δυο μεγάλων κατηγοριών των μαθησιακών αλγορίθμων που αναφέρθηκαν.

Τα πλεονεκτήματα των Hebbian-Based αλγορίθμων έναντι των εξελικτικών είναι τα εξής:

- Οι διασυνδέσεις έχουν φυσική σημασία
- Οι διασυνδέσεις διατηρούν τα πρόσημα τους
- Η εφαρμογή τους δεν είναι χρονικά απαιτητική
- Είναι εύκολοι στη χρήση
- Δεν απαιτούνται πολλά ιστορικά δεδομένα

Οι περιορισμοί των αλγορίθμων αυτών είναι οι εξής:

- Μικρές αποκλίσεις από τις αρχικές συνθήκες
- Εξάρτηση από τη γνώση των εμπειρογνομώνων
- Εξάρτηση από την αρχική κατάσταση και τις διασυνδέσεις
- Μεγαλύτερα σφάλματα προσομοίωσης
- Μικρή δυνατότητα γενίκευσης

Αντίστοιχα, τα πλεονεκτήματα των Population-Based μεθόδων είναι τα εξής:

- Μοντέλα εννοιών με ακριβής τιμές
- Βελτιστοποίηση συνάρτησης κόστους

- Μικρό σφάλμα προσομοίωσης
- Αύξηση λειτουργικότητας και ευρωστίας
- Δυνατότητα γενίκευσης

Τέλος, οι περιορισμοί των αλγορίθμων αυτών είναι οι παρακάτω:

- Εκμάθηση του ΑΓΧ μέσω πολλαπλών ακολουθιών απόκρισης
- Μεγάλες απαιτήσεις σε ιστορικά δεδομένα
- Μεγάλη απαίτηση σε επεξεργαστική ισχύ και χρόνο
- Προσαρμογή αρκετών παραμέτρων εκμάθησης
- Διαθεσιμότητα ιστορικών δεδομένων
- Προβλήματα σύγκλισης

Από την ανάλυση που έγινε στο παρόν κεφάλαιο για τους μαθησιακούς αλγορίθμους, καταλήγουμε σε κάποιους περιορισμούς που εισάγει η κάθε κατηγορία ως προς τη μελέτη που θα υλοποιηθεί στην παρούσα εργασία. Οι Hebbian-based αλγόριθμοι τροποποιούν τον πίνακα βαρών του ΑΓΧ, με αποτέλεσμα να εξαλείφεται το γνωστικό κομμάτι που εισάγουν οι εμπειρογνώμονες στο μοντέλο. Αντίστοιχα οι Population-based αλγόριθμοι αντικαθιστούν πλήρως τους αποφασίζοντας με ιστορικά δεδομένα. Για τους παραπάνω λόγους απορρίψαμε τη χρήση των μαθησιακών αλγορίθμων για την υλοποίηση των προσομοιώσεων που διενεργήθηκαν, παρόλο που αποτελούν την κατεύθυνση προς την οποία φαίνεται να εξελίσσεται ο τομέας των ΑΓΧ. Αντίθετα με βάση την παραπάνω μελέτη προτιμήθηκε η χρήση της συμβατικής επίλυσης των ΑΓΧ όπως περιγράφηκε στην ενότητα 2, ως η πλέον κατάλληλη μεθοδολογία για την πραγματοποίηση αναλύσεων αβεβαιότητας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Μεθοδολογία ανάλυσης αβεβαιότητας στους ασαφείς γνωστικούς χάρτες

4.1 Περιγραφή της ροής των διαδικασιών

Στην εικόνα 3 παρουσιάζεται επιγραμματικά η μεθοδολογική ροή για τη μελέτη της αβεβαιότητας ενός δυναμικού συστήματος με τη χρήση ΑΓΧ, που υλοποιείται στην παρούσα διπλωματική. Στο παρόν κεφάλαιο γίνεται αναλυτική περιγραφή όλων των διαδικασιών που ακολουθήθηκαν για την υλοποίηση της εν λόγω μελέτης.



Εικόνα 3 Διάγραμμα ροής των διαδικασιών που υλοποιήθηκαν

4.1.1 Δεδομένα Εισόδου Μελέτης Περίπτωσης

Για να αναδειχθεί η προστιθέμενη αξία της ενσωμάτωσης ανάλυσης αβεβαιότητας στα πλαίσια των ΑΓΧ, δεδομένα εισόδου αντλούνται από τους Antosiewicz et al., (2020). Συγκεκριμένα αντλήθηκαν η αναλυτική περιγραφή των εννοιών που αντιπροσωπεύει ο κάθε κόμβος του χάρτη, οι αρχικές τιμές των κόμβων εισόδου για κάθε σενάριο, καθώς και ο πίνακας βαρών του χάρτη και η γραφική του απεικόνιση. Παρόλο που για συγκριτικούς λόγους αντλήθηκε χάρτης και δεδομένα εισόδου από τη βιβλιογραφία, το πρωτόκολλο ένταξης ανάλυσης αβεβαιότητας στους ΑΓΧ μπορεί να λειτουργήσει και σε άλλους χάρτες γύρω από την κλιματική πολιτική.



Εικόνα 4 Περιγραφή κόμβων ΑΓΧ

Όπως βλέπουμε στην Εικόνα 4, το πρώτο σεί μεταβλητών του ΑΓΧ που μελετάμε περιγράφει τα ρίσκα του φυσικού συστήματος. Η έξοδος του συστήματος αντικατοπτρίζει την οικονομική ανάπτυξη και οι μεταβλητές αυτές μπορούν να έχουν άμεση επίδραση σε αυτή. Για παράδειγμα η διαθεσιμότητα κεφαλαίου, η τεχνολογική ανάπτυξη, οι διεθνείς σχέσεις μεταξύ χωρών καθώς και το κόστος καυσίμων, δεν επηρεάζουν μόνο την οικονομία μιας χώρας αλλά και την παγκόσμια. Έκτος των

τετριμμένων κινδύνων για την οικονομική ανάπτυξη, στις μεταβλητές αυτές συμπεριλαμβάνονται και κάποιες εξατομικευμένες στο Πολωνικό σύστημα- που εξετάζεται από την εν λόγω μελέτη περίπτωσης, όπως για παράδειγμα η ικανότητα προσαρμογής των ανθρώπων που εργάζονται στον τομέα εξόρυξης άνθρακα, ένα τομέα με σημαντική αξία για την χώρα (Brauers & Oei, 2020), σε πιθανές νέες θέσεις εργασίας που θα επιφέρει μια πιο πράσινη προσέγγιση για την κάλυψη των ενεργειακών αναγκών της χώρας. Οι αρχικές τιμές των μεταβλητών αυτών αποτελούν εκτιμήσεις των ερευνητών, βάσει της διαθέσιμης βιβλιογραφίας και δεδομένων μελετών σε αντίστοιχα ζητήματα.

Το δεύτερο σει μεταβλητών εισόδου αφορά τις πολιτικές στρατηγικές, που αποτελούν τους περιορισμούς του φυσικού συστήματος. Όπως θα δούμε και παρακάτω οι μεταβλητές αυτές χωρίζονται σε δυο μίξεις. Μια που δρα υπέρ της απανθρακοποίησης και μια υπέρ ενός δρόμου εξαρτώμενου από τον άνθρακα. Υπέρ της απανθρακοποίησης έχουμε μηχανισμούς υποστήριξης και ανάπτυξης για μεγαλύτερη διείσδυση των ΑΠΕ και εκπαίδευση με προσανατολισμό τις νέες θέσεις εργασίας που θα προκύψουν. Στη δεύτερη περίπτωση, έχουμε αντίστοιχους μηχανισμούς προσανατολισμένους όμως προς την ενίσχυση του άνθρακα.

Οι υπόλοιπες μεταβλητές αποτελούν τους ενδιάμεσους κόμβους του χάρτη, και αντιπροσωπεύουν καταστάσεις της φύσης στους αντίστοιχους τομείς των πιθανών συνδυασμών των μεταβλητών εισόδου. Για παράδειγμα η ζήτηση κάποιου ορυκτού καυσίμου σε αντίθεση με τη ζήτηση νέων εγκαταστάσεων ΑΠΕ ή αντίστοιχα νέες θέσεις εργασίας σε αντιδιαστολή με τις παραδοσιακές. Ως προς τη λειτουργία του ΑΓΧ, οι μεταβλητές αυτές αλληλεπιδρούν με τους διασυνδεδεμένους με αυτές κόμβους και η τιμή τους μεταβάλλεται μέχρις ότου σταθεροποιηθεί σε κάποια τιμή μετά από κάποιο αριθμό επαναλήψεων ή τερματίσει η διαδικασία βάσει κάποιων κριτηρίων.

Επειδή η επίδραση της αβεβαιότητας θα εξεταστεί με βάση διαφορετικά κοινωνικοοικονομικά σενάρια (SSP), σε αυτό το σημείο γίνεται μια σύντομη αναφορά στο κάθε σενάριο, όπως περιγράφεται από τους O'Neill et al. (2017):

SSP1-Βιωσιμότητα-Ακολουθώντας τον πράσινο δρόμο (van Vuuren et al., 2017):

Ο συνδυασμός της κατευθυνόμενης ανάπτυξης φιλικών ως προς το περιβάλλον τεχνολογιών, μια ευνοϊκή προοπτική για τις ΑΠΕ, θεσμοί που διευκολύνουν τις διεθνείς συνεργασίες, καθώς και η χαμηλή ενεργειακή ζήτηση, οδηγούν σε χαμηλές προκλήσεις ως προς τον μετριασμό των παραγόμενων ρύπων. Ταυτόχρονα, οι βελτιώσεις στην ποιότητα ζωής των ανθρώπων, σε συνδυασμό με ισχυρούς και ευέλικτους θεσμούς σε παγκόσμιο, περιφερειακό και εθνικό επίπεδο, οδηγούν σε χαμηλές προκλήσεις ως προς την προσαρμογή.

SSP2-Η ενδιάμεση οδός (Fricko et al., 2016): Παρά το γεγονός ότι η εξάρτηση από τα ορυκτά καύσιμα μειώνεται, δεν υπάρχει απροθυμία στη χρήση μη συμβατικών ορυκτών πόρων. Η παγκόσμια αύξηση του πληθυσμού είναι μέτρια και μειώνεται, ως

συνέπεια της ολοκλήρωσης της δημογραφικής μετάβασης. Οι επενδύσεις στην εκπαίδευση δεν είναι αρκετά μεγάλες ώστε να εξισορροπήσουν τη μετάβαση σε χαμηλότερα επίπεδα γονιμότητας σε χώρες χαμηλού εισοδήματος προς την αντίστοιχη επιβραδυμένη ανάπτυξη του πληθυσμού. Σε συνδυασμό με την εισοδηματική ανισότητα που βελτιώνεται αργά, την κοινωνική διαστρωμάτωση, καθώς και την περιορισμένη κοινωνική συνοχή, διατηρούνται προκλήσεις για τη μείωση της ευπάθειας σε κοινωνικές και περιβαλλοντικές αλλαγές και περιορίζουν σημαντικές προόδους προς τη βιώσιμη ανάπτυξη. Οι τάσεις αυτές φέρνουν κατά μέσο όρο τον κόσμο αντιμέτωπο με μέτριες προκλήσεις ως προς τον μετριασμό των παραγόμενων ρύπων, καθώς και ως προς την προσαρμογή, με σημαντικές όμως ετερογένειες μεταξύ και εντός χωρών.

SSP3-Περιφερειακή αντιπαλότητα-Βραχόδης οδός (Fujimori et al., 2016):

Ανησυχίες για την ανταγωνιστικότητα, την ασφάλεια και τις περιφερειακές συγκρούσεις ωθούν τις χώρες στην εστίαση εσωτερικών ή το πολύ περιφερειακών ζητημάτων. Η τάση αυτή εντείνεται από τον περιορισμένο αριθμό των συγκριτικά αδύναμων παγκόσμιων θεσμών, με άνισο συντονισμό και συνεργασία για την αντιμετώπιση περιβαλλοντικών και άλλων παγκόσμιων ανησυχιών. Οι πολιτικές προσανατολίζονται όλο και περισσότερο σε εθνικά και περιφερειακά θέματα ασφαλείας, συμπεριλαμβάνοντας έτσι τον περιορισμό στο εμπόριο ιδιαίτερα στις αγορές ενεργειακών πόρων και γεωργικών προϊόντων. Οι χώρες επικεντρώνονται στην επίτευξη στόχων ενεργειακής και επισιτιστικής ασφάλειας εντός των περιφερειών τους, εις βάρος της ευρύτερης ανάπτυξης. Επενδύσεις στην εκπαίδευση και ανάπτυξη της τεχνολογίας μειώνονται.

Ο συνδυασμός της εμποδιζόμενης ανάπτυξης και της περιορισμένης περιβαλλοντικής ανησυχίας οδηγεί σε κακή πρόοδο ως προς την βιωσιμότητα. Η αυξανόμενη ένταση πόρων και η εξάρτηση από τα ορυκτά καύσιμα σε συνδυασμό με την αργή τεχνολογική αλλαγή συνεπάγονται μεγάλες προκλήσεις για στον μετριασμό των ρύπων. Ταυτόχρονα, η περιορισμένη πρόοδος στην ανθρώπινη ανάπτυξη, η αργή αύξηση εισοδήματος και η έλλειψη αποτελεσματικών θεσμών, ιδίως αυτών που εφαρμόζονται μεταξύ περιφερειών συνεπάγονται μεγάλες προκλήσεις και για την προσαρμογή πολλών ομάδων σε όλες τις περιοχές.

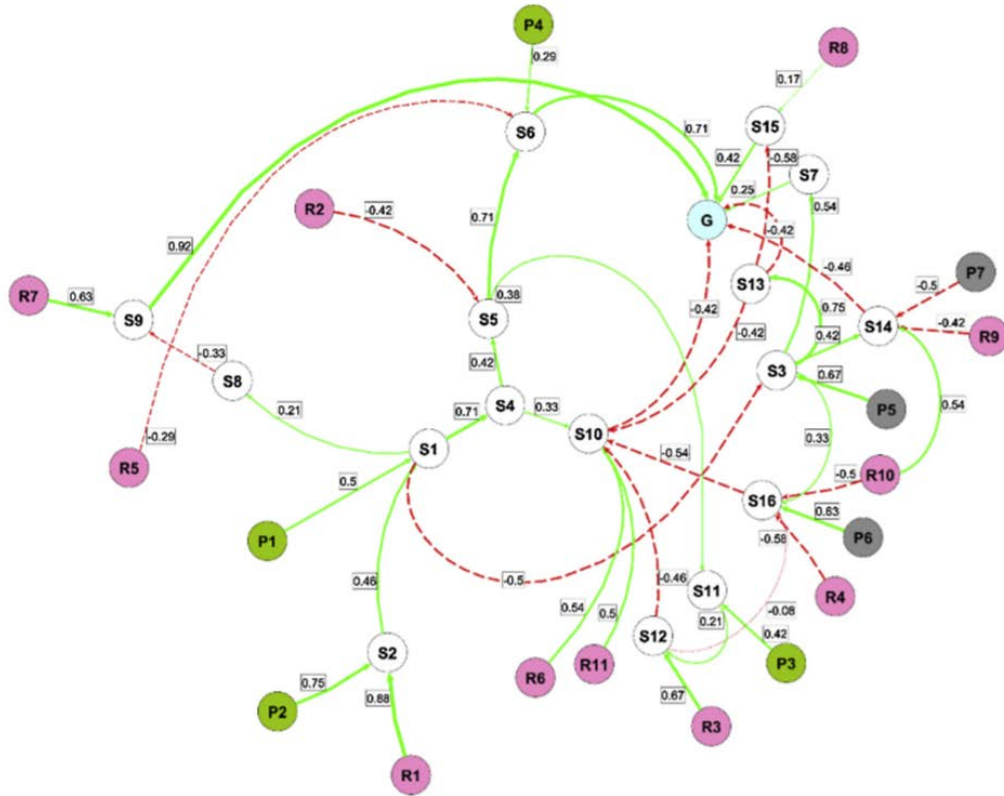
SSP4-Ανισότητα-Διχασμένη οδός (Calvin et al., 2016):

Πολύ άνισες επενδύσεις σε ανθρώπινο κεφάλαιο, σε συνδυασμό με αυξανόμενες ανισότητες σε οικονομικές ευκαιρίες και πολιτική δύναμη, οδηγούν σε ανισότητες τόσο μεταξύ όσο και εντός των χωρών. Η ισχύς συγκεντρώνεται σε σχετικά μικρές ομάδες τόσο στην πολιτική όσο και στις επιχειρήσεις, ενώ οι ευάλωτες ομάδες έχουν μικρή εκπροσώπηση από εθνικούς και παγκόσμιους θεσμούς. Η οικονομική ανάπτυξη είναι μέτρια, στις βιομηχανικές και μεσαίου εισοδήματος χώρες, ενώ οι χαμηλού εισοδήματος χώρες δυσκολεύονται να παρέχουν επαρκή πρόσβαση στο νερό, στην υγιεινή και την υγειονομική περίθαλψη των φτωχών. Η κοινωνική συνοχή υποβαθμίζεται και οι αναταραχές γίνονται ολοένα και πιο κοινές. Η ανάπτυξη της τεχνολογίας είναι

μεγάλη, σε οικονομίες και τομείς υψηλής τεχνολογίας. Η αβεβαιότητα στην αγορά των ορυκτών καυσίμων οδηγεί σε χαμηλότερες επενδύσεις για νέους πόρους σε πολλές περιοχές του κόσμου. Οι εταιρείες ενέργειας αντισταθμίζουν τις διακυμάνσεις των τιμών μέσω της διαφοροποίησης των πηγών ενέργειας τους, με επενδύσεις σε καύσιμα άνθρακα και αντισυμβατικών πετρελαίων, καθώς και σε πηγές ενέργειας χαμηλές σε άνθρακα. Οι περιβαλλοντικές πολιτικές επικεντρώνονται σε τοπικά ζητήματα γύρω από περιοχές μεσαίου και υψηλού εισοδήματος. Ο συνδυασμός της ανάπτυξης τεχνολογίας και επιλογών με χαμηλές εκπομπές άνθρακα, σε μια καλά ενσωματωμένη πολιτική και επιχειρηματική τάξη ικανή να δράσει γρήγορα και αποφασιστικά, συνεπάγεται χαμηλές προκλήσεις στον μετριασμό των ρύπων. Οι προκλήσεις για την προσαρμογή ωστόσο είναι υψηλές για ένα σημαντικό μέρος του πληθυσμού σε χαμηλά επίπεδα ανάπτυξης, με περιορισμένη πρόσβαση σε αποτελεσματικούς θεσμούς για την αντιμετώπιση των οικονομικών ή περιβαλλοντικών πιέσεων.

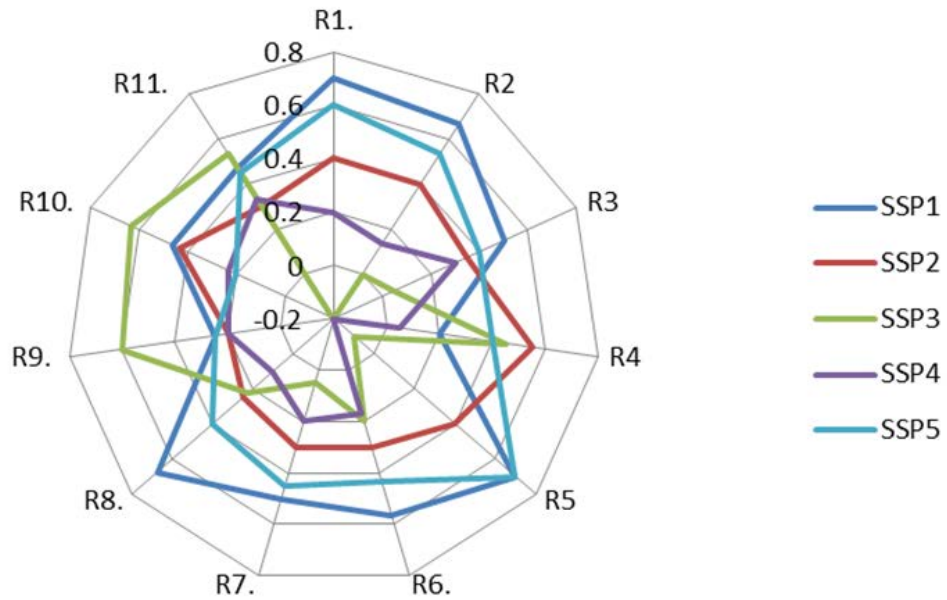
SSP5-O δρόμος των ορυκτών καυσίμων (Kriegler et al., 2016): Οδηγούμενος από την οικονομική επιτυχία των βιομηχανοποιημένων και αναδυόμενων οικονομιών, ο κόσμος αυτός πιστεύει ολοένα και περισσότερο σε ανταγωνιστικές αγορές, στην καινοτομία και σε συμμετοχικές κοινωνίες για την παραγωγή ραγδαίας τεχνολογικής ανάπτυξης και προόδου του ανθρώπινου κεφαλαίου, ως δρόμος προς τη βιώσιμη ανάπτυξη. Οι διεθνείς αγορές είναι ολοένα και πιο ολοκληρωμένες, με παρεμβάσεις που επικεντρώνονται στη διατήρηση του ανταγωνισμού και στην άρση των θεσμικών εμποδίων στη συμμετοχή των μειονεκτούντων πληθυσμιακών ομάδων. Υπάρχουν μεγάλες επενδύσεις στην υγεία και την εκπαίδευση, για την ενίσχυση του ανθρώπινου και κοινωνικού κεφαλαίου. Η προώθηση της οικονομικής και κοινωνικής ανάπτυξης συνδυάζεται με την εκμετάλλευση άφθονων πόρων ορυκτών καυσίμων και την υιοθέτηση τρόπων ζωής μεγάλων απαιτήσεων σε πόρους και ενέργεια. Αυτοί οι παράγοντες οδηγούν στην ταχεία ανάπτυξη της διεθνούς οικονομίας. Υπάρχει πίστη στην ικανότητα αποτελεσματικής διαχείρισης των κοινωνικών και οικολογικών συστημάτων, συμπεριλαμβανομένης της γεωμηχανικής αν είναι απαραίτητο. Ενώ οι τοπικές περιβαλλοντικές επιπτώσεις αντιμετωπίζονται αποτελεσματικά μέσω τεχνολογικών λύσεων, γίνεται σχετικά μικρή προσπάθεια για να αποφευχθούν πιθανές παγκόσμιες επιπτώσεις ως αντιστάθμιση της προόδου στην οικονομική ανάπτυξη. Η διεθνής κινητικότητα αυξάνεται ανοίγοντας σταδιακά τις αγορές εργασίας, όσο οι ανισότητες εισοδημάτων μειώνονται. Η ισχυρή εξάρτηση από τα ορυκτά καύσιμα και η έλλειψη της παγκόσμιας περιβαλλοντικής ανησυχίας οδηγεί σε δυνητικά υψηλές προκλήσεις για τον μετριασμό των ρύπων. Η επίτευξη των στόχων της ανθρώπινης ανάπτυξης, η ισχυρή οικονομική ανάπτυξη και οι πολύ καλά σχεδιασμένες υποδομές έχουν ως αποτέλεσμα σχετικά χαμηλές προκλήσεις προσαρμογής, στην πλειονότητα οποιαδήποτε πιθανής κλιματικής αλλαγής.

Παρακάτω παρουσιάζεται η απεικόνιση του AGX καθώς και οι αρχικές τιμές των μεταβλητών για κάθε σενάριο, που προέκυψαν από την εκτίμηση ερευνητών πάνω σε μελέτες σε αντίστοιχες πολιτικές.



Εικόνα 5 Ασαφής Γνωστικός Χάρτης μελέτης περίπτωσης

Πηγή: Antosiewicz et al.(2020).



Εικόνα 6 Αρχικές τιμές των ρίσκων του συστήματος ανά σενάριο

4.1.2 Εργαλεία μοντελοποίησης και δημιουργία σεναρίου αναφοράς

Το ESQAPE είναι ένα πρόγραμμα μοντελοποίησης ασαφών γνωστικών χαρτών το οποίο βασίζεται στη γλώσσα Matlab και αποτελεί και το εργαλείο μέσω του οποίου εξήχθησαν τα αποτελέσματα της συγκεκριμένης μελέτης περίπτωσης στην προσέγγιση με τη χρήση ΑΓΧ. Για όλες τις προσομοιώσεις που υλοποιήθηκαν στα πλαίσια της μελέτης αυτής η τιμή της παραμέτρου λ του ΑΓΧ είχε τιμή 1 σε κάθε πιθανό σενάριο που εξετάστηκε.

Με τη χρήση ενός νέου εργαλείου ανοιχτού κώδικα βασισμένο στην γλώσσα προγραμματισμού Python (Koutsellis et al., 2022), έγινε εφικτός τόσο ο σχεδιασμός του μοντέλου του ΑΓΧ της μελέτης περίπτωσης, αλλά και η δυνατότητα δημιουργίας των απαραίτητων επεκτάσεων για τη μελέτη αβεβαιότητας του συστήματος. Σε πρώτη φάση έγινε η αναπαραγωγή των αποτελεσμάτων της μελέτης περίπτωσης για να βεβαιωθούμε ότι δεν υπάρχουν αποκλίσεις μεταξύ των αποτελεσμάτων των δυο εργαλείων.

Στη συνέχεια, δημιουργήσαμε το σενάριο αναφοράς χωρίς να λάβουμε υπόψη την αβεβαιότητα, όπου η παράμετρος λ του ΑΓΧ βελτιστοποιείται αυτόματα για τον συγκεκριμένο χάρτη, ενώ οι τιμές εισόδου παραμένουν ίδιες με αυτές της μελέτης περίπτωσης για κάθε σενάριο. Όπως αναφέραμε και νωρίτερα στο κεφάλαιο 2, υπάρχουν τρεις διαφορετικές εκδοχές στις οποίες μπορεί να καταλήξει η έξοδος ενός ασαφούς γνωστικού χάρτη. Η πρώτη είναι η καθορισμένη ισορροπία (fixed point), όπου το σύστημα συγκλίνει σε μια συγκεκριμένη τιμή, αφού αλληλεπιδράσουν οι διασυνδεδεμένοι κόμβοι του ΑΓΧ. Το δεύτερο ενδεχόμενο είναι να καταλήξει σε έναν οριακό κύκλο (limit cycle), όπου το σύστημα επαναλαμβάνει μια ακολουθία τιμών σε ένα κλειστό πεδίο. Τέλος, το σύστημα μπορεί να καταλήξει στην χαοτική συμπεριφορά (chaotic behavior), όπου για μια δεδομένη είσοδο, παράγονται διαφορετικές έξοδοι. Η τελευταία περίπτωση όχι μόνο είναι καταστροφική για ένα σύστημα όταν θέλουμε να εκτιμήσουμε τη συμπεριφορά του για να γίνει πχ η λήψη μιας απόφασης, αλλά και όπως γίνεται εύκολα κατανοητό εισάγει πλήρη αβεβαιότητα στη συμπεριφορά της εξόδου. Για να μπορέσουμε λοιπόν να εκτιμήσουμε την αβεβαιότητα που εισάγουν οι μεταβλητές του συστήματος στην έξοδο, θα πρέπει να βεβαιωθούμε ότι δεν θα καταλήξει καμία προσομοίωση στη συγκεκριμένη κατάσταση. Αυτός είναι και ο λόγος για τον οποίο επιλέχθηκε ένα εργαλείο που παραμετροποιεί κατάλληλα το λ του ασαφούς γνωστικού χάρτη ώστε να βελτιστοποιείται ανά περίπτωση εφαρμογής. Η παράμετρος λ καθορίζει την κλίση της συνάρτησης, δηλαδή το βαθμό ασάφειας της. Για παράδειγμα, για μεγάλες τιμές του λ (πχ 10) η σιγμοειδής προσεγγίζει μια διακριτή συνάρτηση που επιστρέφει τα αποτελέσματα της στο πεδίο $[0,1]$. Σε μικρότερες τιμές (πχ 1) η σιγμοειδής προσεγγίζει μια γραμμική συνάρτηση, ενώ για τιμές κοντά στο 5 παρέχει ένα καλό βαθμό ασάφειας στο πεδίο $[0,1]$. Εφόσον ο χάρτης που χρησιμοποιήσαμε περιέχει τιμές στο πεδίο $[-1,1]$ για τις υλοποιήσεις μας χρησιμοποιήθηκε η \tanh ως συνάρτηση μεταφοράς.

4.2 Σχεδιασμός μεθόδου μελέτης της αβεβαιότητας του συστήματος

Για την μελέτη της αβεβαιότητας που εμπεριέχεται στο δυναμικό σύστημα που περιγράφει ο ΑΓΧ, χρησιμοποιήθηκε η γνωστή μέθοδος Monte Carlo, η οποία έχει αξιοποιηθεί σε ποικίλες εφαρμογές γύρω από την κλιματική πολιτική (Fox, Axsen, and Jaccard 2017; Forouli et al., 2020; Koasidis et al., 2022). Σε πρώτη φάση επιλέχθηκαν οι μεταβλητές του ΑΓΧ στις οποίες θα γίνει η αντίστοιχη μελέτη και έγινε ο σχεδιασμός των προσομοιώσεων που έπειτα υλοποιήθηκαν στο εργαλείο.

Η επιλογή των μεταβλητών έγινε με γνώμονα την ποιοτική ερμηνεία της αβεβαιότητας που εισάγεται στο σύστημα και συνεπώς και στην έξοδο του από πολλαπλές πηγές. Όπως αναφέρθηκε και στην αρχή αυτού του κεφαλαίου, οι αρχικές τιμές των μεταβλητών που αντιπροσωπεύουν τα ρίσκα του συστήματος είναι εκτιμήσεις ερευνητών (στη συγκεκριμένη μελέτη) που προκύπτουν από τη βιβλιογραφία, καθώς και από δεδομένα σε μελέτες πάνω σε αντίστοιχα ζητήματα. Παρουσιάζεται λοιπόν μεγάλο ενδιαφέρον στη μελέτη της εισαγωγής αβεβαιότητας στο σύστημα μέσω των ρίσκων, γιατί ταυτόχρονα γίνεται και η εκτίμηση της αβεβαιότητας που εισάγουν οι υποθέσεις των ερευνητών. Πέρα από την ποιοτική ερμηνεία ωστόσο της αβεβαιότητας στην συγκεκριμένη περίπτωση, η συγκεκριμένη ανάλυση αβεβαιότητας έχει αξία και σε χάρτες διαφορετικής διαμόρφωσης για την ποσοτικοποίηση της επίδρασης που έχουν οι διαφορετικές τιμές εισόδου στους κόμβους. Σημαντικό ενδιαφέρον παρουσιάζουν επίσης και οι πολιτικές στρατηγικές, γιατί αντιπροσωπεύουν το ανθρώπινο/πολιτικό στοιχείο καθώς αποκλίσεις στη συνέπεια για την υλοποίηση τους, μπορούν να εισάγουν σημαντική αβεβαιότητα στο σύστημα. Και σε αυτή την περίπτωση, ανεξάρτητα από την ποιοτική ερμηνεία η μελέτη της αβεβαιότητας ως προς τις επιδράσεις που εισάγονται στο σύστημα είναι εξίσου σημαντική. Τέλος, εξίσου μεγάλο ενδιαφέρον θα είχε και η μελέτη της αβεβαιότητας ως προς την κρίση των εμπειρογνομώνων, μελετώντας ως μεταβλητές και τα βάρη του ασαφούς γνωστικού χάρτη. Ωστόσο, δεδομένου ότι ο πίνακας βαρών καθορίζει τη μοναδικότητα ενός ασαφούς γνωστικού χάρτη, μια αντίστοιχη υλοποίηση δε θα ήταν εναρμονισμένη με την εφαρμογή μιας μεθόδου Monte Carlo, αλλά θα χρειαζόνταν εκτεταμένη μελέτη και ειδική αντιμετώπιση ώστε να μπορέσουμε να καταλήξουμε σε έγκυρα συμπεράσματα. Φυσικά η μελέτη της αβεβαιότητας του συστήματος ως προς αυτή τη σκοπιά, ανοίγει το ενδεχόμενο πιθανής μελλοντικής έρευνας, ώστε να γίνει η εξαγωγή αντίστοιχων αποτελεσμάτων και ως προς την επίδραση των εμπειρογνομώνων στο σύστημα.

4.2.1 Εφαρμογή Monte Carlo στα ρίσκα

Σε αυτό το σημείο γίνεται μια περιγραφή των προσομοιώσεων που υλοποιήθηκαν και αφορούν την επίδραση στα ρίσκα του συστήματος, τα οποία όπως έχει ήδη αναφερθεί αποτελούν τμήμα των μεταβλητών εισόδου του συγκεκριμένου ΑΓΧ. Πρέπει να τονιστεί επίσης ότι για την εφαρμογή των επαναληπτικών διαδικασιών που περιγράφονται παρακάτω, οι τιμές των μεταβλητών R1-R11 αρχικοποιούνται σε κάθε

περίπτωση με βάση τις αρχικές τιμές κάθε σεναρίου όπως αντλήθηκαν από τη μελέτη περίπτωσης (Ενότητα 4.1.2).

Στην πρώτη προσομοίωση, κατά την εφαρμογή της μεθόδου Monte Carlo επηρεάζουμε μια μόνο μεταβλητή από τις εισόδους R1-R11, διατηρώντας τις υπόλοιπες σταθερές στις αρχικές τους τιμές. Με αυτόν τον τρόπο μπορούμε να κατανοήσουμε μεμονωμένα το βάρος της επίδρασης κάθε μεταβλητής στην έξοδο του συστήματος. Η παραπάνω διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρις ότου να έχουμε καλύψει όλες τις μεταβλητές από την R1 έως και την R11 και για όλα τα πιθανά σενάρια SSP1-SSP5, τόσο για το μείγμα πολιτικών της απανθρακοποίησης, όσο και για το εξαρτώμενο από τον άνθρακα.

Στην δεύτερη προσομοίωση που αφορά τα ρίσκα, κατά την εφαρμογή της μεθόδου Monte Carlo μεταβάλλουμε ταυτόχρονα τις τιμές όλων των εισόδων R1-R11 και εξάγουμε συμπεράσματα για την επίδραση της αβεβαιότητας που εισάγουν τα ρίσκα σε αυτή την περίπτωση στο σύστημα. Επαναλαμβάνουμε την παραπάνω διαδικασία για όλα τα πιθανά σενάρια και για τα δύο μείγματα πολιτικών, με τις αντίστοιχες αρχικές συνθήκες του σεναρίου αναφοράς.

Επομένως σε αυτό το βήμα υλοποιούμε συνολικά 110 εφαρμογές (11 ρίσκα, 5 SSPs, 2 μείγματα πολιτικής) της μεθόδου Monte Carlo για την πρώτη και 10 εφαρμογές για την δεύτερη προσομοίωση στα ρίσκα.

4.2.2 Εφαρμογή Monte Carlo στις πολιτικές στρατηγικές

Στο δεύτερο στάδιο των υλοποιήσεων που πραγματοποιήθηκαν έγινε η μελέτη της αβεβαιότητας του συστήματος ως προς τις πολιτικές στρατηγικές. Οι μεταβλητές των ρίσκων που στο προηγούμενο στάδιο μεταβάλλονταν ώστε να εξάγουμε κάποια συμπεράσματα τόσο για την επίδραση τους όσο και για την αβεβαιότητα που εισάγουν στο σύστημα, διατηρούνται σταθερές στις αρχικές τους συνθήκες με βάση το σενάριο αναφοράς. Η ιδιαιτερότητα των πολιτικών στρατηγικών είναι ότι συνδυάζονται για να ενισχύσουν είτε το μονοπάτι της απάνθρακοποίησης είτε αυτό του δρόμου που εξαρτάται από τον άνθρακα, τα οποία αποτελούν και τις δυο εκδοχές υπό τις οποίες εξετάστηκε το σύστημα στην μελέτη περίπτωσης από την οποία αντλήσαμε τα δεδομένα μας. Η πρώτη μίξη πολιτικών που ενισχύει το μονοπάτι της απάνθρακοποίησης αποτελείται από τις μεταβλητές P1-P4, ενώ οι P5-P7 ενισχύουν το δεύτερο μονοπάτι αντίστοιχα. Οι τιμές των μεταβλητών αυτών στην μελέτη περίπτωσης είχαν την τιμή 1 όταν το αντίστοιχο μείγμα πολιτικών ήταν ενεργοποιημένο, ή 0 στην αντίθετη περίπτωση.

Στην πρώτη προσομοίωση, μεταβάλαμε μια πολιτική ανά επαναληπτική διαδικασία, διατηρώντας τις υπόλοιπες σταθερές και ταυτόχρονα διατηρώντας και τα μείγματα πολιτικής ανά μονοπάτι. Για παράδειγμα στην περίπτωση της επιλογής της απανθρακοποίησης, οι μεταβλητές P1-P4 μεταβάλλονται ανά μια με τις υπόλοιπες να διατηρούν ως είσοδο τη μονάδα, ενώ οι P5-P7 διατηρούν την τιμή 0 έως ότου

ολοκληρωθεί η συγκεκριμένη διαδικασία. Το εύρος παραγωγής τυχαίων αριθμών που χρησιμοποιήθηκε σε αυτή την περίπτωση είναι το διάστημα $[0,1,1]$. Χρησιμοποιώντας τα αποτελέσματα αυτής της προσομοίωσης, μπορούμε να συμπεράνουμε το βάρος της επίδρασης της κάθε πολιτικής στρατηγικής στην έξοδο του συστήματος αν μεμονωμένα παρουσιαστεί χαμηλότερη αποφασιστικότητα στην υλοποίηση υπό ένα συγκεκριμένο μείγμα.

Στην δεύτερη προσομοίωση, μεταβάλαμε μια πολιτική ανά επαναληπτική διαδικασία, διατηρώντας τις υπόλοιπες στο 0, επομένως αγνοήσαμε σε αυτό το στάδιο το μείγμα πολιτικών ανά μονοπάτι. Συνεπώς, εξάγαμε ένα σετ αποτελεσμάτων με τη μεμονωμένη επίδραση κάθε μιας από της μεταβλητές ανά σενάριο (SSP1-SSP5). Όπως και στην προηγούμενη εφαρμογή το πεδίο παραγωγής τυχαίων αριθμών είναι το $[0,1,1]$.

Στην τελευταία εφαρμογή της μεθόδου Monte Carlo, δημιουργήσαμε ένα συνδυαστικό μείγμα πολιτικών. Αντί να έχουμε πολιτικές στρατηγικές οι οποίες διαχωρίζονται απόλυτα ανά μονοπάτι, επιλέγουμε τη συμμετοχή όλων σε ένα βαθμό διατηρώντας όμως τον αρχικό τους ρόλο. Για να υλοποιηθεί αυτό δημιουργήσαμε συμπληρωματικά μείγματα, δηλαδή στην περίπτωση της απάνθρακοποίησης μεταβάλαμε τις P1-P4 τυχαία στο $[0,8, 1]$ και τις P5-P7 στο πεδίο $[0,0,2]$. Αντίστοιχα, στο μονοπάτι που υπάρχει εξάρτηση από τον άνθρακα, οι P1-P4 λαμβάνουν τυχαία τιμές στο πεδίο $[0,0,2]$ ενώ αντίστοιχα οι P5-P7 στο $[0,8, 1]$. Με αυτόν τον τρόπο μπορούμε να εξάγουμε κάποια συμπεράσματα για το πώς επηρεάζεται το σύστημα ως προς την δέσμευση στην υλοποίηση των πολιτικών στρατηγικών, σε όλα τα σενάρια και για τα δυο πιθανά μονοπάτια.

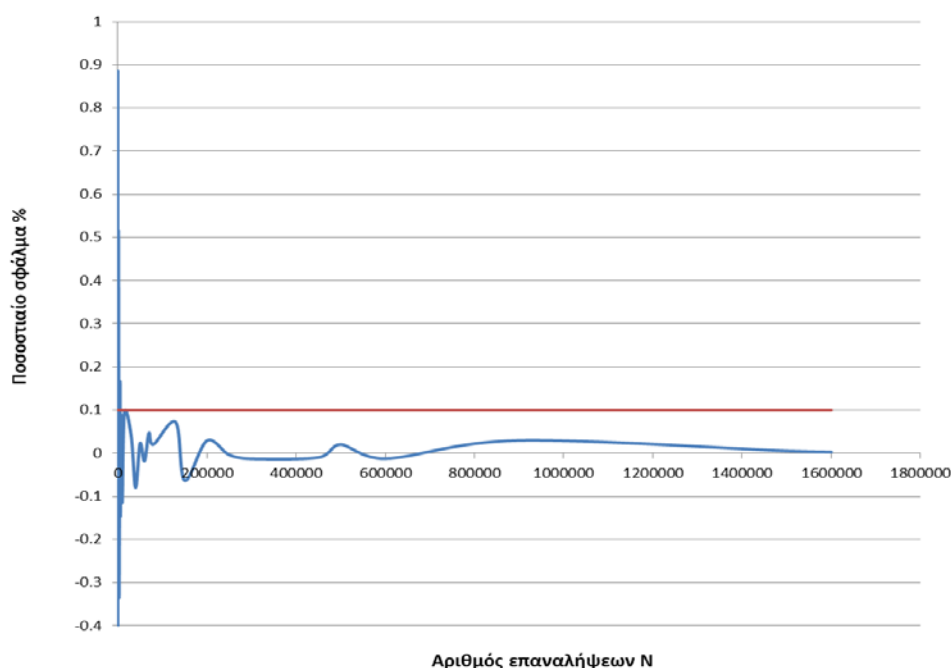
Σε αυτό το βήμα υλοποιήθηκαν 35 (7 ρίσκα, 5 SSPs, 1 πολιτικό μείγμα) εφαρμογές της μεθόδου Monte Carlo για την πρώτη προσομοίωση, 35 για τη δεύτερη και 10 για την τρίτη αντίστοιχα.

4.2.3 Καθορισμός παραμέτρων μεθόδου Monte Carlo

Για την παραγωγή τυχαίων αριθμών της κάθε μεθόδου Monte Carlo που υλοποιήθηκε, τόσο στα ρίσκα όσο και στις πολιτικές στρατηγικές του συστήματος, χρησιμοποιήσαμε την ομοιόμορφη κατανομή. Για την εφαρμογή της μεθόδου Monte Carlo στα ρίσκα του συστήματος -τα οποία αποτελούν τις πρώτες έντεκα μεταβλητές (R1-R11)- το κάτω όριο της κατανομής τέθηκε στην αντίστοιχη τιμή της εκάστοτε μεταβλητής μειωμένη κατά 5%, ενώ το άνω όριο αντίστοιχα επαυξημένο κατά 5% (ομοιόμορφη κατανομή με εύρος $\pm 5\%$). Ο αριθμός αυτός επιλέχθηκε έτσι ώστε να παραμένουν όλες οι μεταβλητές με τις αντίστοιχες τυχαίες διακυμάνσεις εντός του διαστήματος $[-1,1]$ σε όλα τα σενάρια (SSP1-SSP5) και οι αριθμοί να έχουν τις απαραίτητες ιδιότητες ώστε να θεωρούνται ασαφείς. Αυτός είναι και ο λόγος για τον οποίο στη συγκεκριμένη εφαρμογή μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε την ομοιόμορφη κατανομή για την παραγωγή των τυχαίων αριθμών. Η γεννήτρια τυχαίων αριθμών διαμορφώθηκε κατάλληλα για το κάθε σενάριο προσομοιώσεων, ώστε να

δημιουργούνται διακυμάνσεις στις υπό μελέτη μεταβλητές, εντός των πεδίων που αναφέρθηκαν στα υποκεφάλαια 4.2.1 για τα ρίσκα και 4.2.2 για τις πολιτικές του συστήματος.

Επειδή η πρώτη προσομοίωση που εφαρμόσαμε στα ρίσκα του συστήματος (4.2.1) έχει τη δυναμική να παρουσιάσει πολύ διαφορετικά αποτελέσματα ανά περίπτωση, επιλέξαμε ένα ενιαίο N για όλες τις προσομοιώσεις που υλοποιήσαμε στα πλαίσια αυτής της μελέτης, το οποίο αντιπροσωπεύει τον αριθμό των δοκιμών που πραγματοποιούμε για κάθε πείραμα. Υπολογίζοντας την μέση τιμή της εξόδου του συστήματος, για διαφορετικές τιμές του αριθμού δοκιμών (πχ $N=50$, $N=100$, $N=150$ κοκ) και χρησιμοποιώντας το ποσοστιαίο σφάλμα των αποτελεσμάτων μεταξύ διαδοχικών εφαρμογών καταλήξαμε σε κάποιες τιμές αυτού του σφάλματος ανά ζεύγος. Για να έχουμε ικανοποιητική ακρίβεια στα αποτελέσματα για όλες τις υλοποιήσεις που αφορούν τη μελέτη αβεβαιότητας του συστήματος, επιλέξαμε το κατάλληλο N ώστε να έχουμε σφάλμα $\epsilon(\%) \leq 0.1\%$. Παρακάτω παρουσιάζεται το διάγραμμα ποσοστιαίου σφάλματος σε κλίμακα % ως προς τον αριθμό διαδοχικών επαναλήψεων (δοκιμών).



Εικόνα 7 Διάγραμμα ποσοστιαίου σφάλματος % συναρτήσει του αριθμού επαναλήψεων

Όπως παρατηρούμε από το παραπάνω διάγραμμα, για $N=20.000$ δοκιμές, το ποσοστιαίο σφάλμα μεταξύ διαδοχικών εφαρμογών της μεθόδου Monte Carlo είναι μικρότερο του 0.1% και φθίνει μέχρις ότου να μηδενιστεί, επομένως επιλέγουμε αυτό το N για όλες τις προσομοιώσεις που πραγματοποιούμε, εφόσον παρατηρήθηκε ότι η περεταίρω μείωση του αυξάνει κατά πολύ την πολυπλοκότητα και συνεπώς τους πόρους σε χρόνο και υπολογιστική ισχύ που απαιτούνται.

Τέλος, για όλες τις προσομοιώσεις που υλοποιήθηκαν τόσο στα ρίσκα όσο και τις πολιτικές στρατηγικές του συστήματος εξαγάγαμε κάποιες χρήσιμες πληροφορίες σε

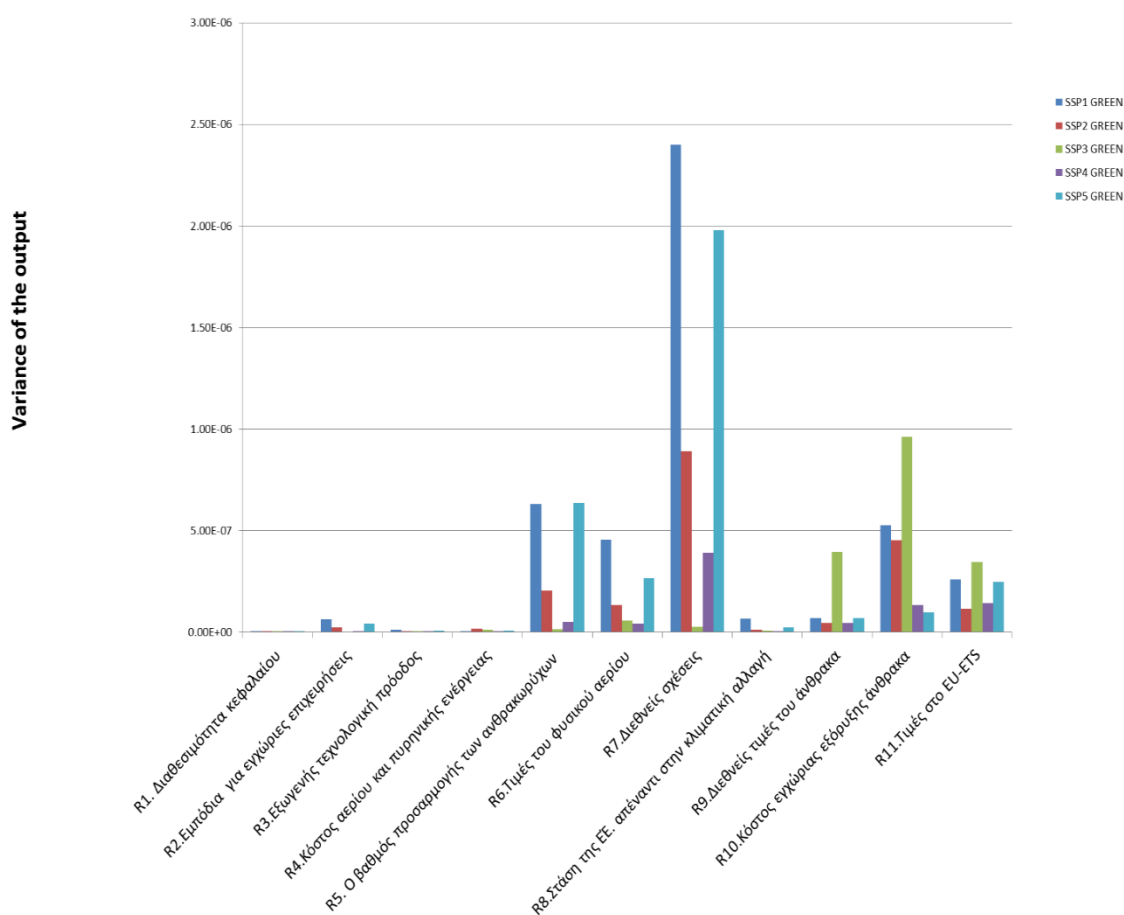
κάθε επαναληπτική διαδικασία, ώστε να μπορέσουμε να αποτυπώσουμε την επίδραση της αβεβαιότητας στο σύστημα και να καταλήξουμε βάσει αυτών στα αντίστοιχα συμπεράσματα. Οι πληροφορίες που εξήχθησαν σε κάθε εφαρμογή είναι οι εξής:

- **Μέση τιμή** – Η μέση τιμή της εξόδου στο τέλος της επαναληπτικής διαδικασίας.
- **Διακύμανση** - Η διακύμανση της εξόδου στο τέλος της επαναληπτικής διαδικασίας.
- **min** - Η μικρότερη τιμή που έλαβε η έξοδος κατά την επαναληπτική διαδικασία.
- **max** - Η μεγαλύτερη τιμή που έλαβε η έξοδος κατά την επαναληπτική διαδικασία.
- **Median** - Η διάμεσος των τιμών της εξόδου στο τέλος της επαναληπτικής διαδικασίας.
- **Quartiles (Q1,Q2,Q3)** - Το πρώτο τεταρτημόριο (Q1) ορίζεται ως ο μεσαίος αριθμός μεταξύ του μικρότερου αριθμού (ελάχιστο) και του διάμεσου του συνόλου δεδομένων. Είναι επίσης γνωστό ως το κατώτερο τεταρτημόριο, καθώς το 25% των δεδομένων βρίσκεται κάτω από αυτό το σημείο. Το δεύτερο τεταρτημόριο (Q2) είναι ο διάμεσος ενός συνόλου δεδομένων. Επομένως, το 50% των δεδομένων βρίσκεται κάτω από αυτό το σημείο. Το τρίτο τεταρτημόριο (Q3) είναι η μεσαία τιμή μεταξύ του διάμεσου και της μεγαλύτερου αριθμού (μέγιστο) του συνόλου δεδομένων. Είναι γνωστό ως το ανώτερο τεταρτημόριο, καθώς το 75% των δεδομένων βρίσκεται κάτω από αυτό το σημείο.

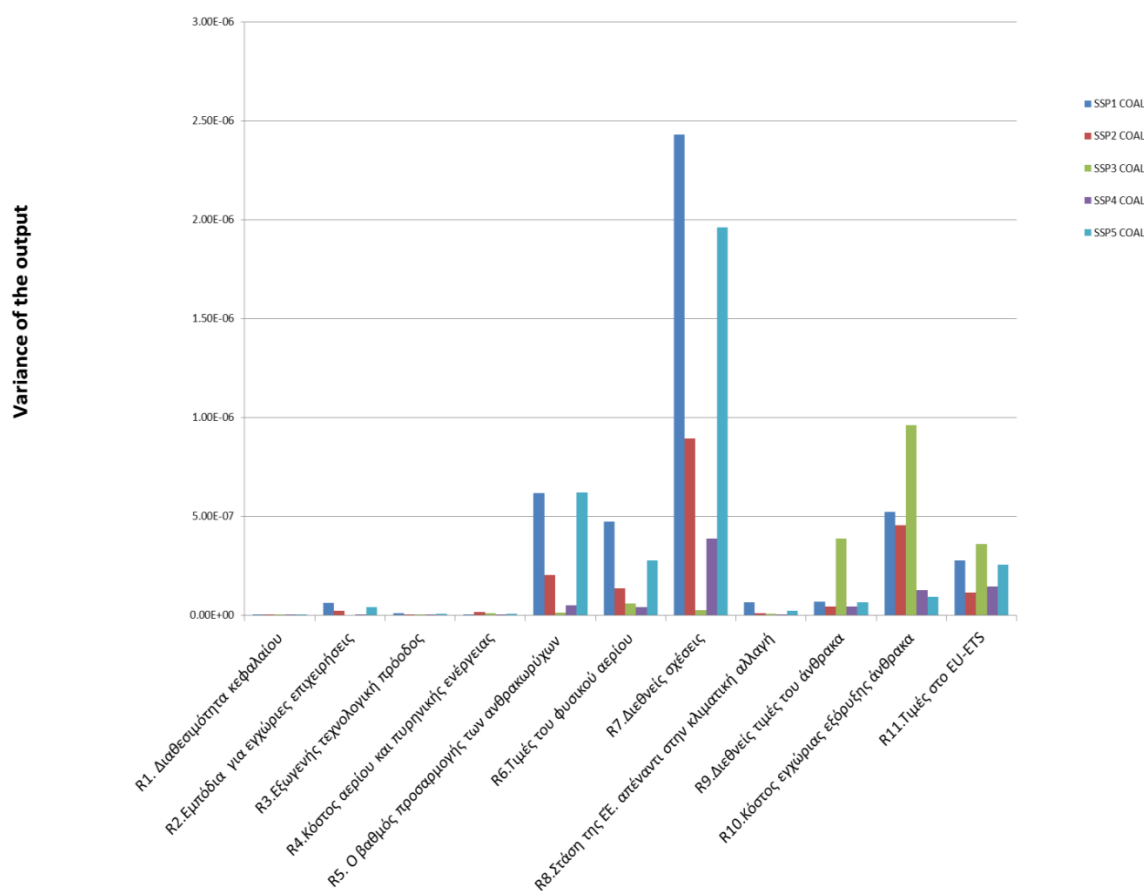
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: Αποτελέσματα προσομοιώσεων

5.1 Προσομοιώσεις αβεβαιότητας στα ρίσκα

Από την εφαρμογή της πρώτης προσομοίωσης Monte Carlo στα ρίσκα, όπου ένα μόνο ρίσκο μεταβάλλονταν ανά επαναληπτική διαδικασία, μπορέσαμε να αποτυπώσουμε τη διακύμανση της εξόδου βάσει της κάθε μεταβλητής στο κάθε σενάριο και συνεπώς το ποσοστό αβεβαιότητας που εισάγει η κάθε μια στην έξοδο του συστήματος. Η έξοδος και στα δυο μονοπάτια αντιπροσωπεύει την οικονομική ανάπτυξη. Σε αυτό το σημείο υπενθυμίζουμε ότι οι αρχικές τιμές των ρίσκων για κάθε σενάριο αποτελούν την εκτίμηση των ερευνητών, έχοντας συλλέξει πληροφορίες από μελέτες που έχουν υλοποιηθεί σε αντίστοιχα ζητήματα. Παρακάτω παρατίθενται τα διαγράμματα διακύμανσης της εξόδου συναρτήσει των ρίσκων για όλα τα σενάρια και για τα δυο μονοπάτια.



(α)



(β)

Εικόνα 8 Διάγραμμα διακύμανσης της εξόδου συναρτήσει των ρίσκων για το (α) πράσινο μονοπάτι και (β) μονοπάτι άνθρακα

Βάσει της επικρατούσας κατάστασης στον κόσμο ανά πιθανό σενάριο και του ποσοστού αβεβαιότητας που εισάγει κάθε μια από αυτές τις μεταβλητές στο σύστημα, μπορούμε να εξάγουμε κάποια συμπεράσματα, τα οποία πλέον έχουν φυσική σημασία. Όπως παρατηρούμε και από τα παραπάνω διαγράμματα οι μεταβλητές R5, R7 και R10 εισάγουν τη μεγαλύτερη αβεβαιότητα στο σύστημα στα περισσότερα σενάρια.

Η μεταβλητή R5 αντιπροσωπεύει τον βαθμό στον οποίο οι εργάτες στον τομέα εξόρυξης άνθρακα είναι σε θέση να προσαρμοστούν σε κάθε σενάριο. Το 2015 ο τομέας εξόρυξης άνθρακα απασχολούσε 94.000 εργαζομένους (Antosiewicz et al., 2020), επομένως η μη προσαρμογή ενός τέτοιου αριθμού ανθρώπων σε νέες συνθήκες ή και θέσεις εργασίας και αντίστοιχα η μείωση της απόδοσής τους θα επέφερε σίγουρα σημαντικά εμπόδια στην οικονομική ανάπτυξη της χώρας. Αντίστοιχα, η R7 αντικατοπτρίζει το επίπεδο των διεθνών σχέσεων μεταξύ των χωρών. Όπως είναι λογικό, οι διεθνείς σχέσεις παίζουν καθοριστικό ρόλο στην οικονομική ανάπτυξη μιας χώρας, είτε λόγω των διεθνών χρηματοδοτήσεων για τεχνολογική ανάπτυξη, είτε λόγω των εσόδων από τη στήριξη του εμπορίου τους, είτε λόγω του μεταξύ τους ανταγωνισμού.

Τέλος, η R10 αφορά το κόστος της εγχώριας εξόρυξης άνθρακα. Σε μια χώρα όπως η Πολωνία που στηρίζεται σε μεγάλο βαθμό τόσο στην παραγωγή όσο και την κατανάλωση άνθρακα, το κόστος εξόρυξης παίζει σημαντικό ρόλο για την οικονομική της ανάπτυξη, αλλά και την ικανοποίηση των ενεργειακών της αναγκών. Από το 2018 η κατανάλωση άνθρακα παρέχει το 50% της πρωτογενούς της ενέργειας, συμπεριλαμβανομένου περίπου του 80% της ηλεκτρικής ενέργειας.

Στο σενάριο της «πράσινης οδού», η μεταβλητή R7 επικρατεί στο βαθμό εισαγωγής αβεβαιότητας στο σύστημα και ακολουθούν οι R5, R6 και η R10 αντίστοιχα. Όπως είναι λογικό, σε ένα αισιόδοξο σενάριο όπου υπάρχει μεγάλη πρόοδος σε κοινωνικό και περιβαλλοντικό επίπεδο, μεγαλύτερη επίδραση στην οικονομική ανάπτυξη έχει το επίπεδο των διεθνών σχέσεων μεταξύ των χωρών. Στη συνέχεια σημαντικό ρόλο παίζει και η προσαρμοστικότητα των ατόμων που εργάζονται στον τομέα εξόρυξης άνθρακα, ώστε να απορροφηθούν στις νέες θέσεις εργασίας που δημιουργούνται λόγω της πράσινης ανάπτυξης. Τέλος, εφόσον περιορίζεται σημαντικά η χρήση ορυκτών καυσίμων και λόγω της μεγάλης διείσδυσης των ΑΠΕ, τη μικρότερη επίδραση μεταξύ των τριών κυρίαρχων μεταβλητών έχει και το κόστος εξόρυξης του εγχώριου άνθρακα, ενώ περίπου σε αντίστοιχα επίπεδα κινούνται και οι τιμές του φυσικού αερίου.

Στο σενάριο της «ενδιάμεσης οδού» οι τρεις προαναφερθείσες μεταβλητές εισάγουν αβεβαιότητα στην έξοδο με αντίστοιχο τρόπο, όπως αυτού της «πράσινης οδού», με μόνη διαφορά ότι η επίδραση της R10 υπερέχει της R5. Εφόσον σε αυτό το σενάριο υπάρχει μεγαλύτερη ανεκτικότητα στη χρήση ορυκτών πόρων, επόμενο είναι να υπάρξει και μεγαλύτερη εξάρτηση της οικονομικής ανάπτυξης από το κόστος της εγχώριας εξόρυξης του άνθρακα. Επιπλέον, επειδή περιορίζονται οι επενδύσεις προς την ανάπτυξη της εκπαίδευσης, σημαντικό ρόλο παίζει και η προσαρμοστικότητα των εργαζομένων στον αντίστοιχο τομέα, ώστε να μπορέσουν να εκπαιδευτούν και να απορροφηθούν σε νέες θέσεις εργασίας ταυτόχρονα με την ανάπτυξη της κοινωνίας σε μια πιο βιώσιμη εκδοχή ως προς το περιβάλλον.

Στο σενάριο της «βραχώδους οδού», κυριαρχεί η επίδραση της μεταβλητής R10 και ακολουθούν οι R9 και R11. Εφόσον οι χώρες στρέφουν το ενδιαφέρον τους στο εσωτερικό τους, περιορίζοντας το εύρος των διεθνών σχέσεων και του εμπορίου ορυκτών καυσίμων, είναι αναμενόμενη η μείωση της επίδρασης των διεθνών σχέσεων στην οικονομική ανάπτυξη. Επίσης, μειώνεται σημαντικά και η προοπτική εκπαίδευσης των εργαζομένων στα ορυχεία, λόγω των μειωμένων επενδύσεων στην εκπαίδευση και την έρευνα και ανάπτυξη. Όπως είναι αναμενόμενο, κυρίαρχο ρόλο για την οικονομική ανάπτυξη της χώρας θα έχει το κόστος εξόρυξης των ορυκτών πόρων στο εσωτερικό της, εφόσον μπορεί να καλύψει τις ενεργειακές της ανάγκες με χαμηλό κόστος και ταυτόχρονα να αυξήσει και τα έσοδα της από το εμπόριο τους σε γειτονικές χώρες. Όπως παρατηρούμε και στα διαγράμματα, οι διεθνείς τιμές του άνθρακα (R9) καθώς και οι τιμές του συστήματος εμπορίας δικαιωμάτων εκπομπών άνθρακα EU-ETS (R11) επηρεάζουν σημαντικά την οικονομική ανάπτυξη της χώρας.

Σε πολλές χώρες απαιτείται να γίνει εισαγωγή ορυκτών καυσίμων για την ικανοποίηση των ενεργειακών τους αναγκών, επομένως οι διεθνείς τιμές τους έχουν άμεση σύνδεση με το κόστος εισαγωγής. Αντίστοιχα και για τις χώρες που έχουν ορυκτό πλούτο, οι τιμές αυτές θέτουν όρια στο κόστος εξαγωγής τους. Τα επίπεδα επιτρεπόμενων εκπομπών ρύπων θέτουν όρια στο συνολικό όγκο αερίων του θερμοκηπίου που δημιουργούν όχι μόνο οι σταθμοί παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, αλλά και οι τομείς βιομηχανίας και αερομεταφορών.

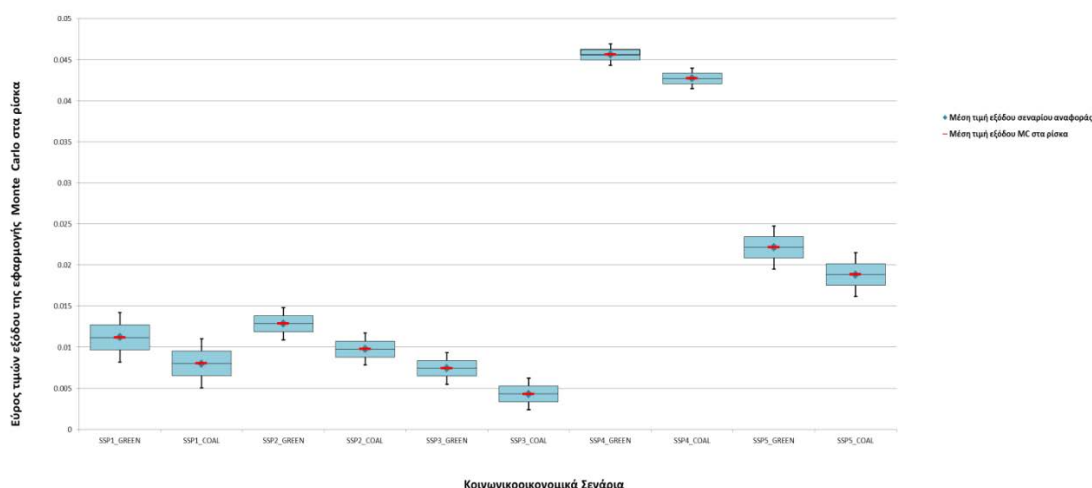
Στο σενάριο της «διχασμένης οδού» κυριαρχεί η μεταβλητή R7 και ακολουθούν οι R10 και R11, με πολύ μικρότερη επίδραση. Σε ένα κόσμο όπου οι ευκαιρίες για τεχνολογική και εκπαιδευτική ανάπτυξη είναι εφικτή μόνο σε χώρες μεσαίου ή υψηλού εισοδήματος, αναμένεται σημαντική επίδραση των διεθνών σχέσεων μεταξύ των χωρών για την οικονομική ανάπτυξη τους, ακόμα και για τη βιωσιμότητα τους στις περιπτώσεις των χωρών χαμηλού εισοδήματος. Λόγω της ύπαρξης αβεβαιότητας στην αγορά ορυκτών καυσίμων και της μειούμενης επένδυσης σε νέες μορφές ενέργειας, πολύ σημαντικό ρόλο για την ανάπτυξη κάθε χώρας παίζει και το κόστος εξόρυξης αυτών των πόρων στο εσωτερικό της. Τέλος, για τους λόγους που αναφέρθηκε στην προηγούμενη παράγραφο, σημαντικό ρόλο στην οικονομική ανάπτυξη έχουν και οι περιορισμοί των εκπομπών άνθρακα EU-ETS.

Στο τελευταίο σενάριο του «δρόμου των ορυκτών καυσίμων» κυρίαρχο ρόλο στην επίδραση της εξόδου έχει η μεταβλητή R7 και ακολουθούν οι R5 και R6 και R11 αντίστοιχα. Σε αυτό το σενάριο όλες οι χώρες έχουν σαν κοινό στόχο την ραγδαία ανάπτυξη της παγκόσμιας οικονομίας, επενδύοντας τόσο σε τεχνολογικά μέσα όσο και στην εκπαίδευση. Είναι επομένως είναι αναμενόμενο ότι οι διεθνείς σχέσεις κάθε χώρας είναι άρρηκτα συνδεδεμένες με την οικονομική της ανάπτυξη. Οι αγορές εργασίας αναπτύσσονται συνεχώς σε διεθνές επίπεδο παράλληλα με την οικονομία, επομένως σημαντικό ρόλο παίζει και η δυνατότητα των εργαζομένων στον τομέα των ορυκτών πόρων να προσαρμοστούν στα νέα εργασιακά δεδομένα, ώστε να επιτευχθεί ακόμα μεγαλύτερη ανάπτυξη της διεθνούς οικονομίας. Η εκθετική πρόοδος σε παγκόσμιο επίπεδο τόσο κοινωνικά όσο και οικονομικά έχει τεράστιες απαιτήσεις σε ενεργειακούς πόρους, επομένως οδηγεί και σε μεγάλες ποσότητες ρύπων που καταλήγουν στην ατμόσφαιρα, για αυτό το λόγο παρατηρείται σημαντική επίδραση στην έξοδο του συστήματος από τους περιορισμούς που θέτει το EU-ETS. Τέλος, λόγω της ισχυρής εξάρτησης από τα ορυκτά καύσιμα, παρατηρείται και μια αύξηση της επίδρασης των τιμών του φυσικού αερίου στην οικονομική ανάπτυξη της χώρας.

Από την εφαρμογή της δεύτερης προσομοίωσης Monte Carlo στα ρίσκα, όπου μεταβάλλαμε ταυτόχρονα όλα τα ρίσκα ανά επαναληπτική διαδικασία μπορέσαμε να αποτυπώσουμε το επίπεδο της διακύμανσης των τιμών της εξόδου ανά σενάριο και κατά πόσο η μέση τιμή αυτή συμφωνεί με την αντίστοιχη του σεναρίου αναφοράς, που αναφέραμε στο προηγούμενο κεφάλαιο.

Επιπλέον, συνδυάζοντας τα αποτελέσματα και των δυο προσομοιώσεων κάναμε μια εκτίμηση για τον ποσοστιαίο βαθμό αβεβαιότητας που προσδίδει η κάθε μεταβλητή

στην συνολική αβεβαιότητα του συστήματος. Παρακάτω παρουσιάζεται το διάγραμμα κατανομής των τιμών εξόδου της εφαρμογής Monte Carlo συνολικά στα ρίσκα, συναρτήσει όλων των πιθανών σεναρίων και για τα δυο μονοπάτια και παρουσιάζονται σημειακά οι μέσες τιμές εξόδου του σεναρίου αναφοράς και της εφαρμογής Monte Carlo που προαναφέρθηκε.



Εικόνα 9 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου για την εφαρμογή Monte Carlo στα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Αρχικά παρατηρούμε ότι η διάμεσος της εφαρμογής της μεθόδου Monte Carlo στα ρίσκα είναι περίπου ίση με την μέση τιμή της εξόδου της εν λόγω εφαρμογής, καθώς και με τη μέση τιμή της εξόδου στο σενάριο αναφοράς. Αυτό επιβεβαιώνει ότι η μέθοδος που υλοποιήθηκε μπορεί να αποτυπώσει με ακρίβεια το σενάριο αναφοράς. Επίσης, υποδηλώνει ότι η μεθοδολογία που προτείνουμε/υλοποιούμε για την ανάλυση αβεβαιότητας με τη χρήση ΑΓΧ, μπορεί να αποδώσει όλη την πληροφορία με την κλασική επίλυση και να εξάγουμε και πρόσθετα αποτελέσματα. Το σενάριο με τη μεγαλύτερη αβεβαιότητα είναι αυτό της πράσινης οδού (SSP1), ακολουθεί αυτό του δρόμου των ορυκτών καυσίμων (SSP5), στη συνέχεια η ενδιάμεση και η βραχύδης οδός (SSP2, SSP3) και το σενάριο με το μικρότερο ποσοστό αβεβαιότητας είναι αυτό της διχασμένης οδού. Τέλος, παρατηρούμε ότι το μείγμα πολιτικών υπέρ της απανθρακοποίησης υπερισχύει του μείγματος που προσανατολίζεται στον άνθρακα σε όλα τα σενάρια, παρά το γεγονός ότι έχουμε εισάγει αβεβαιότητα στο σύστημα σε σχέση με το σενάριο αναφοράς.

Στον πίνακα 2 παρουσιάζεται το ποσοστό επίδρασης της αβεβαιότητας κάθε μεμονωμένης μεταβλητής ως προς την συνολική αβεβαιότητα της εξόδου του συστήματος. Για τον υπολογισμό των ποσοστών χρησιμοποιήθηκαν τα εύρη (max-min) της εξόδου (οικονομική ανάπτυξη) από τα σενάρια αβεβαιότητας κάθε μεταβλητής ξεχωριστά, ως προς το αντίστοιχο εύρος που υπολογίσαμε στην περίπτωση της δεύτερης εφαρμογής MC όπου εισάγεται αβεβαιότητα σε όλα τα ρίσκα ταυτόχρονα. Η μετρική αυτή εξυπηρετεί στο να κατανοήσουμε το ποσοστό της συνολικής αβεβαιότητας που μπορεί να ερμηνεύσει το κάθε μεμονωμένο ρίσκο.

Πίνακας 2 Ποσοστό (%) ερμηνείας του κάθε ρίσκου επί της συνολικής αβεβαιότητας της εξόδου (max-min)

Ρίσκα	SSP1 GREEN	SSP1 COAL	SSP2 GREEN	SSP2 COAL	SSP3 GREEN	SSP3 COAL	SSP4 GREEN	SSP4 COAL	SSP5 GREEN	SSP5 COAL	Μέσος Όρος
R1. Διαθ. Κεφ.	0.06	0.06	0.06	0.05	0.03	0.03	0.04	0.04	0.06	0.06	0.05
R2. Εμπόδια εγχ. επιχ.	6.59	6.41	6.24	5.86	0.00	0.00	3.03	2.92	6.10	5.90	4.31
R3. Εξωγενής τεχ/κή πρόοδος	2.75	2.78	3.14	2.99	0.45	0.46	4.01	3.85	2.59	2.58	2.56
R4. Κόστος αερ. & πυρ/κής ενέργ.	1.17	1.19	5.08	5.05	4.15	4.43	0.72	0.66	2.75	2.73	2.79
R5. Βαθμός προσ/γής ανθ/χων	20.86	20.32	18.69	17.56	4.69	4.75	13.60	13.10	24.07	23.29	16.09
R6. Τιμές Φ.Α.	17.62	17.73	15.04	14.34	10.06	10.24	12.47	11.92	15.72	15.65	14.08
R7. Διεθνείς σχέσεις	40.74	40.09	38.78	36.46	6.59	6.59	38.25	36.26	42.44	41.42	32.76
R8. Στάση ΕΕ στην κλιμ/κή αλλαγή	6.76	6.66	3.95	3.71	3.61	3.60	2.33	2.21	4.63	4.52	4.20
R9. Διεθνείς τιμές του άνθρακα	6.87	6.71	8.63	8.06	26.35	25.98	12.77	11.88	7.94	7.57	12.28
R10. Κόστος εγχ/ας εξ/ης Ανθ/κα	19.01	18.64	27.75	26.10	41.15	40.98	22.24	20.65	9.44	9.05	23.50
R11. Τιμές στο EU-ETS	13.39	13.47	13.87	13.23	24.73	25.18	23.00	21.99	15.07	14.99	17.89

Από τον πίνακα 2 συμπεραίνουμε ότι το μεγαλύτερο ποσοστό επί της συνολικής αβεβαιότητας ερμηνεύεται από τις R7, R10 και σε μικρότερο βαθμό από τις R5, R6, R9 και R11. Εκτός του σεναρίου της βραχύδους οδού, λόγω της φύσης του, οι διεθνείς σχέσεις έχουν τη μεγαλύτερη επίδραση στην οικονομική ανάπτυξη. Στο σενάριο της βραχύδους οδού το κόστος εξόρυξης άνθρακα έχει την μεγαλύτερη επίδραση στη συνολική αβεβαιότητα και ακολουθούν οι υπόλοιπες μεταβλητές όπως περιγράφηκαν πριν. Σε αυτό το σημείο έχει ενδιαφέρον να σχολιάσουμε και ποιες μεταβλητές έχουν την μικρότερη εισαγωγή αβεβαιότητας στο σύστημα και επομένως αποτελούν και τις πιο σταθερές μεταβλητές του φυσικού συστήματος. Η διαθεσιμότητα ξένου και εγχώριου κεφαλαίου αποτελεί την μεταβλητή με τη μικρότερη αβεβαιότητα ως προς την οικονομική ανάπτυξη μιας χώρας. Στη συνέχεια ακολουθεί η εξωγενής τεχνολογική πρόοδος και τέλος η τρίτη σε κατάταξη από αυτή τη σκοπιά, είναι το κόστος του αερίου και της πυρηνικής ενέργειας.

Επομένως, με την χρήση του παραπάνω πίνακα μπορούμε να οπτικοποιήσουμε καλύτερα την κατάταξη του βαθμού ερμηνείας της συνολικής αβεβαιότητας του συστήματος είτε ανά σενάριο για όλες τις μεταβλητές, είτε ανά μεταβλητή για όλα τα σενάρια.

Βάσει της παραπάνω λογικής κατασκευάζουμε έναν νέο πίνακα, όπου αντί για το συνολικό εύρος της κάθε μεταβλητής, χρησιμοποιήσουμε τη διαφορά Q3-Q1, όπου Q3, Q1 είναι το τρίτο και πρώτο τεταρτημόριο αντίστοιχα. Με αυτόν τον τρόπο υπολογίζουμε τον αντίστοιχο λόγο, με τη διαφορά ότι αντί να λαμβάνουμε υπόψη μας το 100% του εύρους των τιμών της κατανομής, λαμβάνουμε υπόψη το 50% (μεταξύ 25%-75%). Ο πίνακας 3 που ακολουθεί περιέχει τα νέα ποσοστά που μπορεί να ερμηνεύσει το κάθε ρίσκο, ως προς την συνολική αβεβαιότητα της εξόδου.

Πίνακας 3 Ποσοστό (%) ερμηνείας του κάθε ρίσκου επί της συνολικής αβεβαιότητας της εξόδου (Q3-Q1)

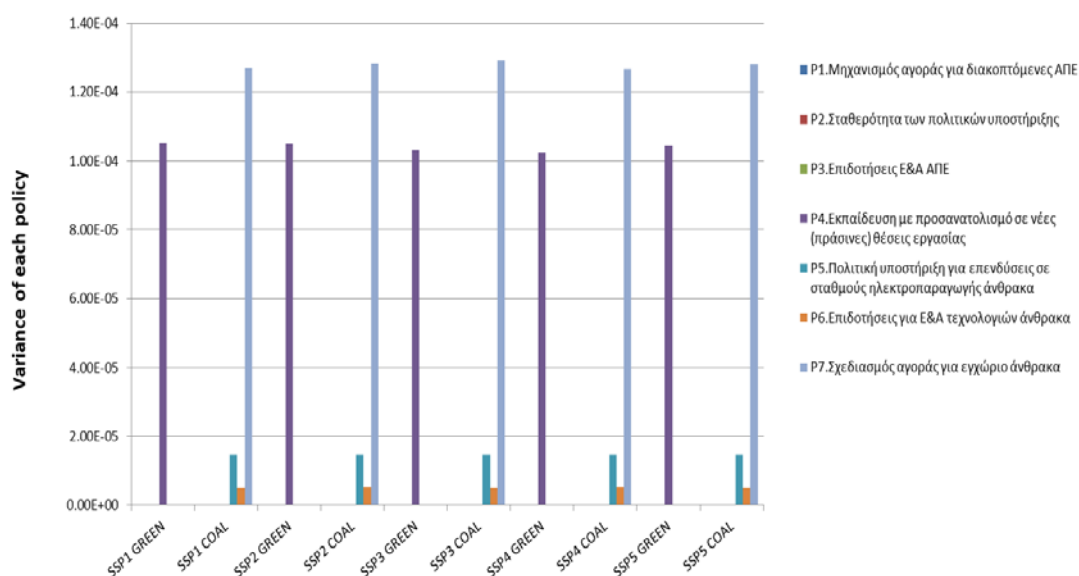
Ρίσκα	SSP1 GREEN	SSP1 COAL	SSP2 GREEN	SSP2 COAL	SSP3 GREEN	SSP3 COAL	SSP4 GREEN	SSP4 COAL	SSP5 GREEN	SSP5 COAL	Μέσος όρος
R1. Διαθ. Κεφ.	0.14	0.14	0.13	0.12	0.07	0.06	0.09	0.09	0.14	0.13	0.11
R2. Εμπόδια εγγ. επιχ.	14.37	14.33	13.42	13.42	0.00	0.00	6.64	6.89	13.32	13.01	9.54
R3. Εξωγενής τεχ/κή πρόοδος	5.93	6.31	6.71	6.83	0.99	0.99	8.76	9.16	5.61	5.68	5.70
R4. Κόστος αερ. & πυρ/κής ενέργ.	2.57	2.66	10.96	11.66	9.03	9.50	1.57	1.53	5.98	6.04	6.15
R5. Βαθμός προσ/γής ανθ/χων	45.19	45.21	40.04	40.14	10.16	10.34	29.65	31.19	52.72	51.42	35.61
R6. Τιμές Φ.Α.	38.78	40.16	32.20	33.01	21.72	22.00	27.39	28.14	33.80	33.81	31.10
R7. Διεθνείς σχέσεις	87.93	90.27	83.23	85.09	14.13	14.14	83.31	84.44	92.98	91.79	72.73
R8. Στάση ΕΕ στην κλιμ/κή αλλαγή	14.74	14.77	8.55	8.44	7.83	7.77	5.13	5.19	10.11	10.00	9.25
R9. Διεθνείς τιμές του άνθρακα	15.03	15.06	18.54	18.56	57.13	56.42	28.01	28.45	17.31	16.76	27.13
R10. Κόστος εγγ/ας ε€/ης Ανθ/κα	41.66	37.26	54.19	60.51	89.38	89.15	48.32	48.85	20.63	20.03	51.00
R11. Τιμές στο EU-ETS	29.13	30.59	29.83	30.43	53.58	54.56	50.60	52.47	33.07	33.20	39.75

Οι μεταβλητές ακολουθούν την ίδια κατάταξη με τον πίνακα 2, με τη διαφορά ότι πλέον τα αντίστοιχα ποσοστά είναι υπερδιπλάσια, άρα και κάθε μεμονωμένη μεταβλητή ερμηνεύει ένα μεγαλύτερο ποσοστό ως προς τη συνολική αβεβαιότητα στην έξοδο του συστήματος. Συμπεραίνουμε επομένως ότι στο 50% των παρατηρήσεων (μεταξύ 25%-75%) η R7 εκφράζει σχεδόν πλήρως τη συνολική αβεβαιότητα, άρα αφού στον πίνακα 2 αυτό το ποσοστό πέφτει, καταλαβαίνουμε ότι οι αποκλίσεις βρίσκονται στις ουρές της κατανομής.

5.2 Προσομοιώσεις αβεβαιότητας στις πολιτικές στρατηγικές

Έχοντας μελετήσει την αβεβαιότητα στα ρίσκα, τώρα θα εμβαθύνουμε στις πολιτικές στρατηγικές και την αβεβαιότητα που αυτές εισάγουν στο σύστημα. Επομένως, στις προσομοιώσεις που ακολουθούν οι τιμές των ρίσκων του συστήματος θα είναι σταθερές σε όλες τις επαναληπτικές διαδικασίες, όπως περιγράφονται στην εικόνα 6 (4.1.1). Παρακάτω παρουσιάζονται οι 3 διαφορετικές περιπτώσεις προσομοιώσεων που υλοποιήθηκαν στις πολιτικές καθώς και τα αντίστοιχα αποτελέσματα.

Από την πρώτη εφαρμογή της μεθόδου Monte Carlo στις πολιτικές, όπου μεταβάλαμε μια πολιτική ανά επαναληπτική διαδικασία, διατηρώντας τα μείγματα πολιτικών για το μονοπάτι της απάνθρακοποίησης (P1-P4) και του δρόμου με εξάρτηση από τον άνθρακα (P5-P7) μπορέσαμε να αποτυπώσουμε ποιες πολιτικές στρατηγικές εισάγουν τη μεγαλύτερη αβεβαιότητα στην έξοδο του συστήματος ανά σενάριο και μονοπάτι αντίστοιχα. Παρακάτω παρατίθεται το διάγραμμα της διακύμανσης της εξόδου για κάθε πολιτική, συναρτήσει των σεναρίων.

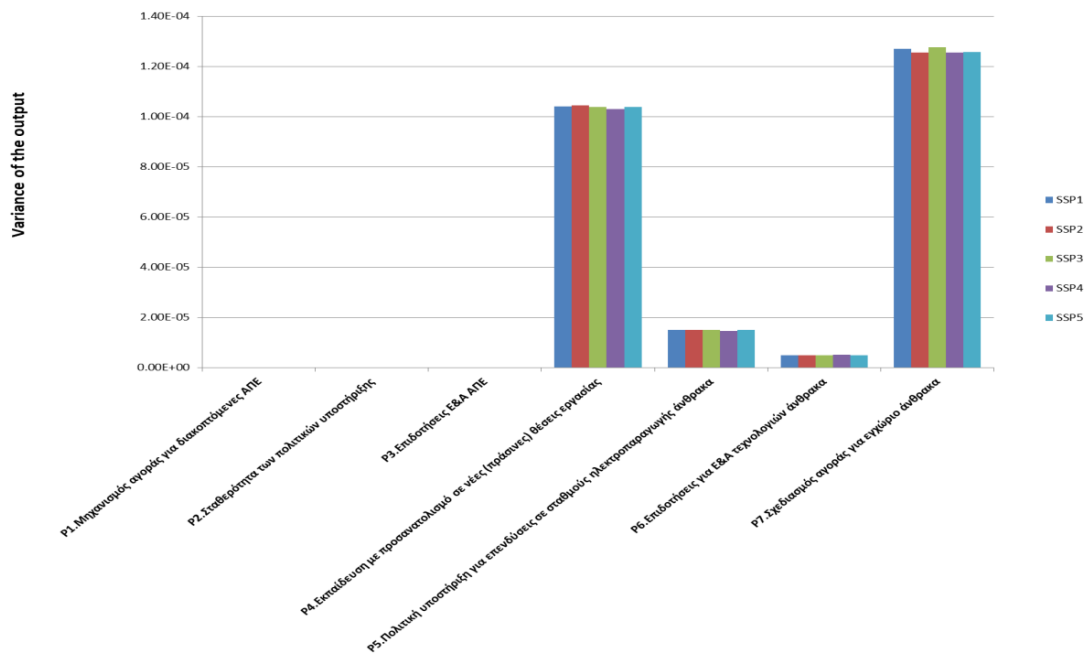


Εικόνα 10 Διάγραμμα διακύμανσης τιμών εξόδου για την πρώτη εφαρμογή Monte Carlo στις πολιτικές συναρτήσεις των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

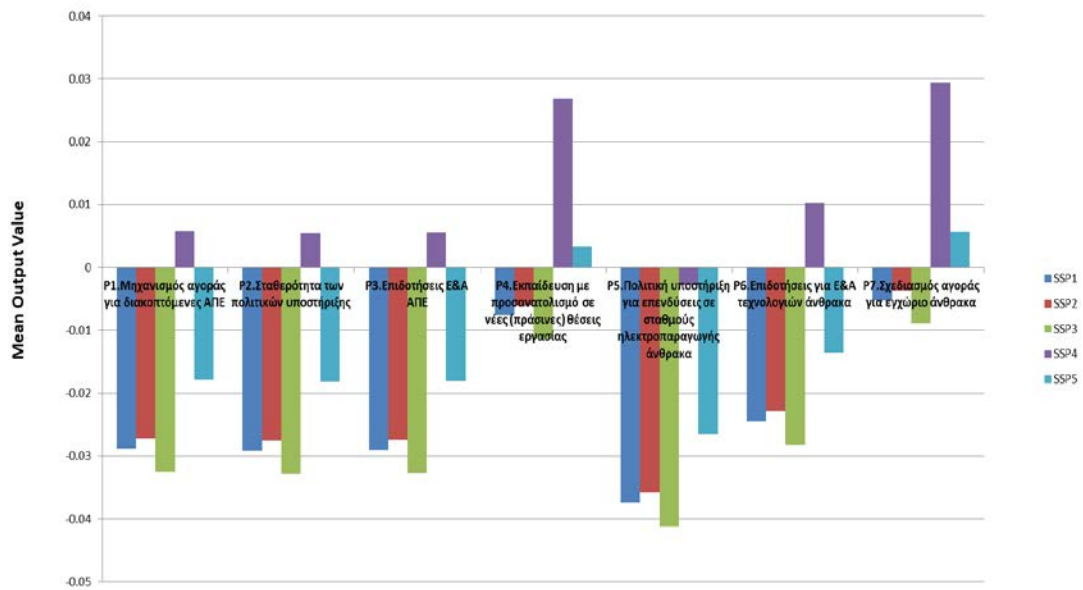
Όπως παρατηρούμε, στο μονοπάτι της απάνθρακοποίησης η πολιτική που επιδρά περισσότερο στην έξοδο είναι η P4, η οποία αντιπροσωπεύει την εκπαίδευση με προσανατολισμό σε νέες πράσινες θέσεις εργασίας. Ανεξάρτητα λοιπόν, από την κατάσταση που επικρατεί στα σεναρία που περιγράφηκαν αναλυτικά στο υποκεφάλαιο 4.1.1, από το μείγμα στρατηγικών πολιτικών που επιλέγεται σε αυτή την περίπτωση, η P4 εισάγει το μεγαλύτερο βαθμό αβεβαιότητας στην οικονομική ανάπτυξη. Αντίστοιχα, στο μονοπάτι που υπάρχει εξάρτηση από τον άνθρακα, η P7 η οποία αντιπροσωπεύει τον σχεδιασμό της αγοράς για τον εγχώριο άνθρακα, έχει την μεγαλύτερη επίδραση στην έξοδο του συστήματος ανεξαρτήτως σεναρίου.

Από την εφαρμογή της δεύτερης μεθόδου Monte Carlo στις πολιτικές στρατηγικές, οπύ μεταβάλαμε μια μόνο πολιτική ανά επαναληπτική διαδικασία, δίνοντας στις υπόλοιπες την τιμή 0 και επομένως χωρίς να διατηρούμε τα μείγματα πολιτικών ανά μονοπάτι, υπολογίσαμε την επίδραση στην τιμή της εξόδου μεμονωμένα για κάθε πολιτική ανά σεναριο. Παρακάτω παρουσιάζονται τα διαγράμματα της μέσης τιμής της εξόδου των πολιτικών στρατηγικών και της διακύμανσης της, συναρτήσε των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων.

Ανάλυση Επίδρασης της Αβεβαιότητας στους Ασαφείς Γνωστικούς Χάρτες σε Προβλήματα Αξιολόγησης Κλιματικής Πολιτικής με χρήση Monte Carlo Προσομοιώσεων



(α)



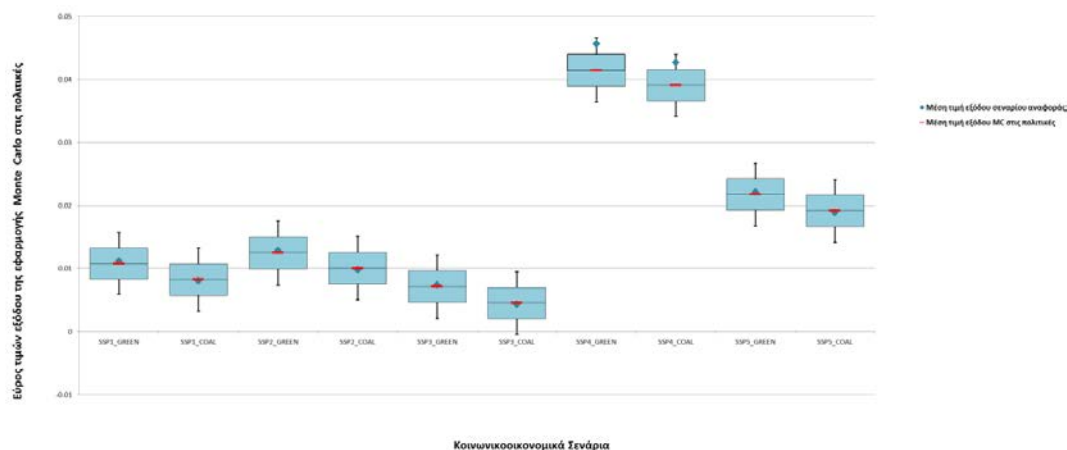
(β)

Εικόνα 11 Διάγραμμα (α) διακύμανσης της μέσης τιμής της εξόδου (β) της μέσης τιμής της εξόδου, για την δεύτερη εφαρμογή Monte Carlo στις πολιτικές συναρτήσεις των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Στα πλαίσια του πράσινου μείγματος είδαμε στην προηγούμενη εφαρμογή στις πολιτικές, ότι κομβικό ρόλο έχει η P4 που αντιπροσωπεύει την εκπαίδευση με προσανατολισμό σε πράσινες θέσεις εργασίας. Αντίστοιχα για το μείγμα με προσανατολισμό τον άνθρακα είδαμε ότι η P7 που αντιπροσωπεύει το σχεδιασμό της αγοράς για τον εγχώριο άνθρακα έχει εξίσου σημαντικό ρόλο. Στην εικόνα 12 (α) παρατηρούμε ότι οι πολιτικές στρατηγικές που εισάγουν τη μεγαλύτερη αβεβαιότητα στην έξοδο του συστήματος είναι πάλι οι P4 και P7, παρά το γεγονός ότι δεν λαμβάνουμε υπόψη τα μείγματα πολιτικών. Επιπλέον, στην εικόνα 12 (β) παρατηρούμε την επίδραση στην απόκριση της εξόδου που έχει κάθε μεμονωμένη πολιτική στρατηγική. Παρατηρούμε ότι κάθε πράσινη πολιτική στρατηγική μεμονωμένα έχει αρνητική επίδραση στην απόκριση του συστήματος, ενώ στις υπόλοιπες προσομοιώσεις οι πράσινες πολιτικές παρουσίαζαν θετική επίδραση. Αυτό σημαίνει ότι για να έχουν το επιθυμητό αποτέλεσμα οι πράσινες πολιτικές στρατηγικές πρέπει να εφαρμόζονται συντονισμένα σαν πακέτα πολιτικών και όχι μεμονωμένα. Ακόμη, το γεγονός ότι το SSP4 παρουσιάζει θετική απόκριση (έστω και μικρή) σχεδόν σε όλες τις πολιτικές στρατηγικές, δικαιολογεί την κυριαρχία του ως προς τη μέση τιμή εξόδου σε σύγκριση με τα υπόλοιπα σενάρια.

Είδαμε μέχρι τώρα ότι όταν λαμβάνουμε υπόψη τα δυο μείγματα πολιτικών οι μεταβλητές που αποτελούν μέρος του μείγματος παίρνουν την τιμή 1 και οι υπόλοιπες την τιμή 0 (πχ πράσινο μείγμα (P1 έως P4)=1 και (P5 έως P7)=0). Στην τρίτη και τελευταία προσομοίωση, εξετάζουμε τη συνέπεια στην υλοποίηση αυτών των μειγμάτων δίνοντας μη μηδενικές τιμές σε όλες τις μεταβλητές, με ανάλογη βαρύτητα ώστε να διατηρήσουμε την έννοια των δυο μειγμάτων. Για παράδειγμα στο πράσινο μείγμα οι μεταβλητές P1 έως P4 κυμαίνονται μεταξύ των τιμών 0.8~1 ενώ οι P5 έως P7 μεταξύ των τιμών 0~0.2. Αντίστοιχα στο μείγμα που προσανατολίζεται στον άνθρακα οι P5 έως P7 κυμαίνονται μεταξύ των τιμών 0.8~1 και οι P1 έως P4 μεταξύ των τιμών 0~0.2.

Παρακάτω παρουσιάζεται το διάγραμμα κατανομής των τιμών εξόδου της εφαρμογής Monte Carlo συνολικά στις πολιτικές, συναρτήσει όλων των πιθανών κοινωνικοοικονομικών σεναρίων και για τα δυο μονοπάτια και παρουσιάζονται σημειακά οι μέσες τιμές εξόδου του σεναρίου αναφοράς και της εφαρμογής Monte Carlo, κατά αναντιστοιχία με την εικόνα 9 στα ρίσκα.



Εικόνα 12 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου για την εφαρμογή Monte Carlo στις πολιτικές συναρτήσεις των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Στο σενάριο της διχασμένης οδού (SSP4) παρατηρούμε ότι η μέση τιμή εξόδου από τη συγκεκριμένη εφαρμογή MC στις πολιτικές έχει μεγάλη απόκλιση (προς τα κάτω) από την μέση τιμή της εξόδου για το σενάριο αναφοράς. Επομένως συμπεραίνουμε ότι για το συγκεκριμένο σενάριο η μη συνέπεια ως προς την υλοποίηση κάθε μείγματος πολιτικής, έχει μεγάλη αρνητική επίδραση στην έξοδό του συγκριτικά με το σενάριο αναφοράς. Σε όλα τα υπόλοιπα σενάρια η μέση τιμή της εξόδου της εφαρμογής που υλοποιήσαμε σε σχέση με την αντίστοιχη τιμή του σεναρίου αναφοράς είναι λίγο χαμηλότερη στην περίπτωση του πράσινου μείγματος πολιτικών, ενώ αντίθετα υπερέρχει της τιμής αυτής στην περίπτωση του μείγματος υπέρ του άνθρακα. Αυτό σημαίνει ότι μειώνοντας τις τιμές των P1 έως P4 στο πράσινο μείγμα από την τιμή 1 του σεναρίου αναφοράς στο πεδίο $[0.8,1]$ και αυξάνοντας τις τιμές των P5 έως P7 από το 0 στο πεδίο $[0,0.2]$ παρουσιάζεται η τάση να οδηγούμαστε σε ελαφρώς χαμηλότερη μέση τιμή της οικονομικής ανάπτυξης. Κάνοντας ακριβώς την ίδια αναλογία για την περίπτωση του μείγματος υπέρ του άνθρακα, καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι η μείωση της συνέπειας στην υλοποίηση του παρουσιάζει την τάση αύξησης της μέσης τιμής της οικονομικής ανάπτυξης. Τέλος, κατά αντιστοιχία με την εικόνα 10 στην εφαρμογή των ρίσκων, παρατηρούμε ότι το μείγμα πολιτικών υπέρ της απανθρακοποίησης υπερिशύει του μείγματος που προσανατολίζεται στον άνθρακα σε όλα τα κοινωνικοοικονομικά σενάρια και για αυτή την εφαρμογή στις πολιτικές.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: Συμπεράσματα και Προοπτικές

6.1 Συμπεράσματα

Για την μείωση των επιπτώσεων που επιφέρει η κλιματική αλλαγή κομβικό ρόλο έχει η κατάλληλη σχεδίαση/επιλογή πολιτικών για την ενίσχυση αυτής της δράσης. Η ενεργή συμμετοχή των ενδιαφερόμενων μελών και αποφασιζόντων είναι απαραίτητη σε αυτή τη διαδικασία, ωστόσο ο ανθρώπινος παράγοντας έχει την τάση να εισάγει στην κατασκευή ενός μοντέλου αβεβαιότητα η οποία οφείλεται στην ανθρώπινη κρίση που μπορεί να εμπεριέχει υποκειμενικότητα ή ακόμα και προκατάληψη. Σε αυτή τη διπλωματική εργασία χρησιμοποιώντας τους ΑΓΧ μέσω των οποίων αποτυπώνεται το γνωστικό κομμάτι που εισάγουν οι αποφασίζοντες κατά τη διαδικασία λήψης αποφάσεων, αναλύσαμε την επίδραση που εισάγει αυτή η αβεβαιότητα αυτή σε ένα σύστημα.

Για να επιτευχθεί αυτό χρησιμοποιήσαμε ένα εργαλείο ανοιχτού κώδικα σε γλώσσα Python και με κατάλληλα διαμορφωμένες Monte Carlo προσομοιώσεις σε συγκεκριμένες μεταβλητές του ασαφούς γνωστικού χάρτη, μπορέσαμε να μελετήσουμε την αβεβαιότητα που εισάγουν στο σύστημα και πως αυτή αποτυπώνεται στην έξοδο του. Συγκεκριμένα, εισάγαμε αβεβαιότητα στο διάνυσμα εισόδου του χάρτη, οι μεταβλητές του οποίου αποτελούν τα ρίσκα του φυσικού συστήματός. Ταυτόχρονα μπορούν να ερμηνευτούν και ως εκτιμήσεις των ερευνητών, εφόσον η αρχικοποίηση των τιμών τους στη μελέτη περίπτωσης από την οποία αντλήσαμε δεδομένα είχαν προκύψει κατά αυτόν τον τρόπο. Στη συνέχεια, εισάγαμε αβεβαιότητα στις επιδράσεις του συστήματος, που αντιπροσωπεύουν τις πολιτικές στρατηγικές για το φυσικό σύστημα και μελετήσαμε την επίδραση που έχει στην έξοδο (οικονομική ανάπτυξη) η συνέπεια στην υλοποίηση τους.

Για να μπορέσουμε να εφαρμόσουμε τη μέθοδο Monte Carlo και να εξάγουμε έγκυρα αποτελέσματα από την κάθε προσομοίωση, χρησιμοποιήσαμε ένα σφάλμα μεταξύ διαδοχικών εφαρμογών της μεθόδου για διαφορετικές τιμές του αριθμού δοκιμών, ώστε να καθορίσουμε έναν ενιαίο αριθμό για όλες τις προσομοιώσεις που υλοποιήθηκαν. Έπειτα σχεδιάσαμε τις γεννήτριες τυχαίων αριθμών ώστε να ικανοποιούν την κάθε υλοποίηση, διατηρώντας παράλληλα τα χαρακτηριστικά των ασαφών αριθμών σε όλες τις μεταβλητές. Για την παραγωγή τυχαίων αριθμών στα ρίσκα χρησιμοποιήσαμε την ομοιόμορφη κατανομή με εύρος $\pm 5\%$, ενώ για τις εφαρμογές στις πολιτικές στρατηγικές χρησιμοποιήσαμε την ίδια κατανομή, με κατάλληλη διαμόρφωση των διακυμάνσεων των τιμών ανά περίπτωση προσομοίωσης.

Μέσω των προσομοιώσεων που υλοποιήθηκαν στο πρώτο σετ μεταβλητών που αντικατοπτρίζουν τα ρίσκα του φυσικού συστήματος αρχικά λαμβάνοντας υπόψη μεμονωμένα κάθε ρίσκο και το ποσοστό αβεβαιότητας που το καθένα εισάγει στην έξοδο του συστήματος (οικονομική ανάπτυξη), μπορέσαμε να καθορίσουμε το βαθμό επίδρασης τους. Καταλήξαμε στο συμπέρασμα ότι τα σημαντικότερα είναι οι διεθνείς σχέσεις, ο βαθμός στον οποίο οι εργάτες στον τομέα εξόρυξης άνθρακα είναι σε θέση να προσαρμοστούν στις θέσεις εργασίας που απαιτεί κάθε σενάριο και τέλος το

κόστος της εγχώριας εξόρυξης άνθρακα. Από την εφαρμογή της δεύτερης σειράς προσομοιώσεων στα ρίσκα, όπου μεταβάλλαμε ταυτόχρονα όλα τα ρίσκα ανά επαναληπτική διαδικασία, καταλήξαμε στο συμπέρασμα ότι η μεθοδολογία που προτείνουμε και υλοποιήσαμε μπορεί να αποδώσει όλη την πληροφορία που προκύπτει με την κλασσική επίλυση και επιπλέον να εξάγουμε και πρόσθετα αποτελέσματα. Οδηγηθήκαμε στο συμπέρασμα ότι το σενάριο με τη μεγαλύτερη αβεβαιότητα είναι αυτό της πράσινης οδού (SSP1) και ακολουθούν αυτά του δρόμου των ορυκτών καυσίμων (SSP5), της ενδιάμεσης και βραχύδης οδού (SSP2, SSP3) και το σενάριο με το μικρότερο ποσοστό αβεβαιότητας είναι αυτό της διχασμένης οδού (SSP4). Τέλος, παρατηρήσαμε ότι το μείγμα πολιτικών υπέρ της απανθρακοποίησης υπερισχύει του μείγματος που προσανατολίζεται στον άνθρακα σε όλα τα σενάρια, ως προς την οικονομική ανάπτυξη.

Από τις εφαρμογές που υλοποιήσαμε στις πολιτικές στρατηγικές, εξάγαμε κάποια εξίσου σημαντικά συμπεράσματα. Αρχικά μπορέσαμε να εκτιμήσουμε ποιες από τις πολιτικές έχουν τη μεγαλύτερη επίδραση στην αβεβαιότητα της εξόδου σε σχέση με το μείγμα πολιτικών που επιλέγουμε. Συγκεκριμένα για το πράσινο μείγμα, η πολιτική στρατηγική που επιδρά περισσότερο στην έξοδο είναι αυτή που αντιπροσωπεύει την εκπαίδευση με προσανατολισμό σε νέες πράσινες θέσεις εργασίας. Αντίστοιχα στο μείγμα πολιτικών που τίθεται υπέρ του άνθρακα, κομβικό ρόλο έχει η πολιτική στρατηγική που αφορά στον σχεδιασμό της αγοράς για τον εγχώριο άνθρακα. Από την εφαρμογή της δεύτερης σειράς προσομοιώσεων στις πολιτικές στρατηγικές, όπου μεταβάλαμε μια μόνο πολιτική ανά επαναληπτική διαδικασία, χωρίς να λαμβάνουμε υπόψη τα παραπάνω μείγματα πολιτικών, καταλήξαμε στο συμπέρασμα ότι οι πολιτικές με τη μεγαλύτερη επίδραση συμφωνούν με αυτές που προαναφέρθηκαν. Σε αυτό το σημείο παρατηρήσαμε ότι η εφαρμογή μεμονωμένων πράσινων πολιτικών στρατηγικών, έχει αρνητική επίδραση στην απόκριση του συστήματος, επομένως θα πρέπει να εφαρμόζονται συντονισμένα σαν πακέτα πολιτικών για να έχουμε την επιθυμητή επίδραση στο σύστημα. Επιπλέον, η παρουσία θετικής απόκρισης στην έξοδο σχεδόν σε όλες τις πολιτικές στρατηγικές για το σενάριο SSP4 δικαιολογεί και την κυριαρχία του συγκριτικά με τα υπόλοιπα σενάρια ως προς τη μέση τιμή εξόδου. Στην τελευταία σειρά προσομοιώσεων εξετάσαμε την επίδραση που έχει η συνέπεια στην υλοποίηση αυτών των μειγμάτων πολιτικών στην έξοδο του συστήματος. Αρχικά παρατηρήσαμε ότι στο σενάριο της διχασμένης οδού (SSP4) η μείωση της συνέπειας αυτής έχει μεγάλη αρνητική επίδραση στην έξοδο του συγκριτικά με το σενάριο αναφοράς. Επιπλέον, είδαμε ότι μειώνοντας τη δέσμευση στην υλοποίηση του πράσινου μείγματος πολιτικών παρατηρείται η τάση να οδηγούμαστε κατά μέσο όρο σε μικρότερη οικονομική ανάπτυξη, εν αντιθέσει με την περίπτωση του μείγματος με προσανατολισμό τον άνθρακα, όπου η μείωση της δέσμευσης αυτής οδηγεί κατά μέσο όρο σε ελαφρώς μεγαλύτερη μέση τιμή της οικονομικής ανάπτυξης. Τέλος, παρατηρήσαμε ότι το μείγμα πολιτικών υπέρ της απανθρακοποίησης αποφέρει μεγαλύτερη οικονομική ανάπτυξη σε όλα τα σενάρια εν συγκρίσει με το μείγμα με κατεύθυνση τον άνθρακα.

6.2 Προοπτικές

Παρά το γεγονός ότι οι ασαφείς γνωστικοί χάρτες παρέχουν μια ημι-ποσοτική ανάλυση λόγω της φύσης τους, δείξαμε ότι μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκτίμηση της αβεβαιότητας ενός δυναμικού συστήματος. Μπορεί να μην προσφέρουν μια πλήρως λεπτομερή και ποσοτική ανάλυση της αβεβαιότητας, παρόλα αυτά παρέχουν μια ποιοτική απεικόνιση η οποία γίνεται εύκολα κατανοητή και από κάποιον που δεν έχει απαραίτητα το γνωστικό υπόβαθρο στο συγκεκριμένο αντικείμενο, στο οποίο γίνεται η μελέτη.

Μάλιστα, η συγκεκριμένη ανάλυση θα μπορούσε να επεκταθεί και στους ενδιάμεσους κόμβους και να προσδώσει αντίστοιχα κάποιες παραπάνω πληροφορίες για την απόκριση του συστήματος από την επίδραση της αβεβαιότητας στην είσοδο. Ειδικότερα, αντλώντας από τα αποτελέσματα της συγκεκριμένης εργασίας, θα μπορούσαν να πραγματοποιηθούν πρόσθετα σενάρια αβεβαιότητας αναφορικά με τα ρίσκα και τις πολιτικές που φαίνεται να επηρεάζουν περισσότερο το σύστημα, ώστε να αιτιολογηθούν περαιτέρω κάποιες συμπεριφορές και προτιμήσεις της υφιστάμενης μοντελοποίησης.

Μια πρόσθετη εφαρμογή που θα μπορούσε να υλοποιηθεί στα πλαίσια της μελέτης αβεβαιότητας ενός συστήματος με τη χρήση ενός ασαφούς γνωστικού χάρτη, είναι και αυτή στα βάρη των διασυνδεδεμένων κόμβων. Εφόσον καθορίζονται από τους εμπειρογνώμονες, η εκτίμηση αυτή θα μπορούσε κατ' επέκταση να περιγράψει και την εισαγωγή αβεβαιότητας στο σύστημα λόγω της κρίσης τους. Ο πίνακας βαρών ενός ασαφούς γνωστικού χάρτη είναι πρακτικά το χαρακτηριστικό που τον καθιστά μοναδικό, επομένως μια τέτοια μελέτη αβεβαιότητας θα έρχοι ειδικής αντιμετώπισης γιατί δε θα μπορούσε εύκολα να εκτιμηθεί μέσω μιας μεθόδου Monte Carlo, όπως οι προσομοιώσεις που υλοποιήθηκαν, κάτι το οποίο ωστόσο θα μπορούσε να αντιμετωπιστεί με μια εκ των προτέρων επιλογή του λ ώστε να εξασφαλίζεται ότι δεν θα ανακύπτουν χαοτικές συμπεριφορές.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Acampora, G., Pedrycz, W., & Vitiello, A. (2015). A competent memetic algorithm for learning fuzzy cognitive maps. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 23(6), 2397-2411.
- Aguilar, J. (2003). A dynamic fuzzy-cognitive-map approach based on random neural networks. *International Journal of Computational Cognition*, 1(4), 91-107.
- Ahmadi, S., Forouzideh, N., Alizadeh, S., & Papageorgiou, E. (2015). Learning fuzzy cognitive maps using imperialist competitive algorithm. *Neural Computing and Applications*, 26(6), 1333-1354.
- Ahmadi, S., Forouzideh, N., Yeh, C. H., Martin, R., & Papageorgiou, E. (2014, June). A first study of fuzzy cognitive maps learning using cultural algorithm. In *2014 9th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications* (pp. 2023-2028). IEEE.
- Al-Gunaid, M. A., Shcherbakov, M. V., Zadiran, K. S., & Melikov, A. V. (2017, August). A survey of fuzzy cognitive maps forecasting methods. In *2017 8th International Conference on Information, Intelligence, Systems & Applications (IISA)* (pp. 1-6). IEEE.
- Alipour, M., Hafezi, R., Papageorgiou, E., Hafezi, M., & Alipour, M. (2019). Characteristics and scenarios of solar energy development in Iran: Fuzzy cognitive map-based approach. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 116, 109410.
- Alizadeh, S., & Ghazanfari, M. (2009). Learning FCM by chaotic simulated annealing. *Chaos, Solitons & Fractals*, 41(3), 1182-1190.
- Alizadeh, S., Ghazanfari, M., Jafari, M., & Hooshmand, S. (2007). Learning FCM by tabu search. *International Journal of Computer Science*, 2(2), 142-149.
- Amirkhani, A., Kolahdoozi, M., Papageorgiou, E. I., & Mosavi, M. R. (2018). Classifying mammography images by using fuzzy cognitive maps and a new segmentation algorithm. In *Advanced data analytics in health* (pp. 99-116). Springer, Cham.
- Amirkhani, A., Kolahdoozi, M., Wang, C., & Kurgan, L. A. (2018). Prediction of DNA-binding residues in local segments of protein sequences with Fuzzy Cognitive Maps. *IEEE/ACM transactions on computational biology and bioinformatics*, 17(4), 1372-1382.
- Amirkhani, A., Papageorgiou, E. I., Mosavi, M. R., & Mohammadi, K. (2018). A novel medical decision support system based on fuzzy cognitive maps enhanced by intuitive and learning capabilities for modeling uncertainty. *Applied Mathematics and Computation*, 337, 562-582.
- Angélico, B. A., Mendonça, M., de Arruda, L. V. R., & Abrão, T. (2013). Heuristic search applied to fuzzy cognitive maps learning. In *Search algorithms for engineering optimization*. IntechOpen.

- Antosiewicz, M., Nikas, A., Szpor, A., Witajewski-Baltvilks, J., & Doukas, H. (2020). Pathways for the transition of the Polish power sector and associated risks. *Environmental Innovation and Societal Transitions*, 35, 271-291.
- Arruda, L. V. R., Mendonça, M., Neves, F., Chrun, I. R., & Papageorgiou, E. I. (2016). Artificial life environment modeled by dynamic fuzzy cognitive maps. *IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems*, 10(1), 88-101.
- Baykasoğlu, A., & Gölcük, İ. (2019). A dynamic multiple attribute decision making model with learning of fuzzy cognitive maps. *Computers & Industrial Engineering*, 135, 1063-1076.
- Baykasoglu, Adil, Zeynep DU Durmusoglu, and Vahit Kaplanoglu. "Training fuzzy cognitive maps via extended great deluge algorithm with applications." *Computers in Industry* 62, no. 2 (2011): 187-195.
- Beena, P., & Ganguli, R. (2011). Structural damage detection using fuzzy cognitive maps and Hebbian learning. *Applied soft computing*, 11(1), 1014-1020.
- Boutalis, Y., Kottas, T. L., & Christodoulou, M. (2009). Adaptive estimation of fuzzy cognitive maps with proven stability and parameter convergence. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 17(4), 874-889.
- Brauers, H., & Oei, P. Y. (2020). The political economy of coal in Poland: Drivers and barriers for a shift away from fossil fuels. *Energy Policy*, 144, 111621.
- Brauers, H., & Oei, P. Y. (2020). The political economy of coal in Poland: Drivers and barriers for a shift away from fossil fuels. *Energy Policy*, 144, 111621.
- Cai, Y., Miao, C., Tan, A. H., Shen, Z., & Li, B. (2009). Creating an immersive game world with evolutionary fuzzy cognitive maps. *IEEE computer graphics and applications*, 30(2), 58-70.
- Calvin, K., Bond-Lamberty, B., Clarke, L., Edmonds, J., Eom, J., Hartin, C., ... & Wise, M. (2017). The SSP4: A world of deepening inequality. *Global Environmental Change*, 42, 284-296.
- Carvalho, J. P. (2012). Rule based fuzzy cognitive maps in humanities, social sciences and economics. In *Soft computing in humanities and social sciences* (pp. 289-300). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Chen, Y., Mazlack, L. J., Minai, A. A., & Lu, L. J. (2015). Inferring causal networks using fuzzy cognitive maps and evolutionary algorithms with application to gene regulatory network reconstruction. *Applied Soft Computing*, 37, 667-679.
- Chen, Y., Mazlack, L., & Lu, L. (2012, July). Learning fuzzy cognitive maps from data by ant colony optimization. In *Proceedings of the 14th annual conference on Genetic and evolutionary computation* (pp. 9-16).

- Chi, Y., & Liu, J. (2019). Reconstructing gene regulatory networks with a memetic-neural hybrid based on fuzzy cognitive maps. *Natural Computing*, 18(2), 301-312.
- Demertzis, K., Rantos, K., & Drosatos, G. (2020). A Dynamic Intelligent Policies Analysis Mechanism for Personal Data Processing in the IoT Ecosystem. *Big Data and Cognitive Computing*, 4(2), 9.
- Dickerson, J. A., & Kosko, B. (1994). Virtual worlds as fuzzy cognitive maps. *Presence: Teleoperators & Virtual Environments*, 3(2), 173-189.
- Doukas, H., & Nikas, A. (2021). Involve citizens in climate-policy modelling. *Nature*, 590(7846), 389-389.
- Felix, G., Nápoles, G., Falcon, R., Froelich, W., Vanhoof, K., & Bello, R. (2019). A review on methods and software for fuzzy cognitive maps. *Artificial intelligence review*, 52(3), 1707-1737.
- Felix, G., Nápoles, G., Falcon, R., Froelich, W., Vanhoof, K., & Bello, R. (2019). A review on methods and software for fuzzy cognitive maps. *Artificial intelligence review*, 52(3), 1707-1737.
- Forouli, A., Nikas, A., Van de Ven, D. J., Sampedro, J., & Doukas, H. (2020). A multiple-uncertainty analysis framework for integrated assessment modelling of several sustainable development goals. *Environmental Modelling & Software*, 131, 104795.
- Fox, J., Axsen, J., & Jaccard, M. (2017). Picking winners: modelling the costs of technology-specific climate policy in the US passenger vehicle sector. *Ecological Economics*, 137, 133-147.
- Fricko, O., Havlik, P., Rogelj, J., Klimont, Z., Gusti, M., Johnson, N., ... & Riahi, K. (2017). The marker quantification of the Shared Socioeconomic Pathway 2: A middle-of-the-road scenario for the 21st century. *Global Environmental Change*, 42, 251-267.
- Froelich, W., & Pedrycz, W. (2017). Fuzzy cognitive maps in the modeling of granular time series. *Knowledge-Based Systems*, 115, 110-122.
- Fujimori, S., Hasegawa, T., Masui, T., Takahashi, K., Herran, D. S., Dai, H., ... & Kainuma, M. (2017). SSP3: AIM implementation of shared socioeconomic pathways. *Global Environmental Change*, 42, 268-283.
- Ghazanfari, M., Alizadeh, S., Fathian, M., & Koulouriotis, D. E. (2007). Comparing simulated annealing and genetic algorithm in learning FCM. *Applied Mathematics and Computation*, 192(1), 56-68.
- Glover, F. (1989). Tabu search—part I. *ORSA Journal on computing*, 1(3), 190-206.
- Groumpos, P. P. (2010). Fuzzy cognitive maps: basic theories and their application to complex systems. In *Fuzzy cognitive maps* (pp. 1-22). Springer, Berlin, Heidelberg.

- Hajek, P., & Prochazka, O. (2016, July). Interval-valued fuzzy cognitive maps for supporting business decisions. In 2016 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE) (pp. 531-536). IEEE.
- Hatwágner, M. F., Niskanen, V. A., & Kóczy, L. T. (2017, June). Behavioral analysis of fuzzy cognitive map models by simulation. In 2017 Joint 17th World Congress of International Fuzzy Systems Association and 9th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (IFSA-SCIS) (pp. 1-6). IEEE.
- Hatwagner, M. F., Vastag, G., Niskanen, V. A., & Kóczy, L. T. (2018, June). Improved behavioral analysis of fuzzy cognitive map models. In International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing (pp. 630-641). Springer, Cham.
- Hatwágner, M. F., Yesil, E., Dodurka, M. F., Papageorgiou, E., Urbas, L., & Kóczy, L. T. (2018). Two-stage learning based fuzzy cognitive maps reduction approach. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 26(5), 2938-2952.
- Herrera, F., Lozano, M., & Verdegay, J. L. (1998). Tackling real-coded genetic algorithms: Operators and tools for behavioural analysis. *Artificial intelligence review*, 12(4), 265-319.
- Jamshidi, A., Rahimi, S. A., Ruiz, A., Ait-kadi, D., & Rebaiaia, M. L. (2016). Application of FCM for advanced risk assessment of complex and dynamic systems. *IFAC-PapersOnLine*, 49(12), 1910-1915.
- Kannappan, A., Tamilarasi, A., & Papageorgiou, E. I. (2011). Analyzing the performance of fuzzy cognitive maps with non-linear hebbian learning algorithm in predicting autistic disorder. *Expert Systems with applications*, 38(3), 1282-1292.
- Keppo, I., Butnar, I., Bauer, N., Caspani, M., Edelenbosch, O., Emmerling, J., ... & Wagner, F. (2021). Exploring the possibility space: taking stock of the diverse capabilities and gaps in integrated assessment models. *Environmental Research Letters*, 16(5), 053006.
- Koasidis, K., Nikas, A., Daniil, V., Kanellou, E., & Doukas, H. (2022). A multi-criteria decision support framework for assessing seaport sustainability planning: the case of Piraeus. *Maritime Policy & Management*, in press.
- Kokkinos, K., Karayannis, V., & Moustakas, K. (2020). Circular bio-economy via energy transition supported by Fuzzy Cognitive Map modeling towards sustainable low-carbon environment. *Science of the Total Environment*, 721, 137754.
- Konar, A., & Chakraborty, U. K. (2005). Reasoning and unsupervised learning in a fuzzy cognitive map. *Information Sciences*, 170(2-4), 419-441.
- Kosko, B. (1986). Fuzzy cognitive maps. *International journal of man-machine studies*, 24(1), 65-75.

- Koulouriotis, D. E., Diakoulakis, I. E., & Emiris, D. M. (2001, May). Learning fuzzy cognitive maps using evolution strategies: a novel schema for modeling and simulating high-level behavior. In *Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation (IEEE Cat. No. 01TH8546) (Vol. 1, pp. 364-371)*. IEEE.
- Koutsellis, T., Xexakis G., Koasidis, K., Nikas., A., & Doukas, H. (2022). Parameter analysis for sigmoid and hyperbolic transfer functions of fuzzy cognitive maps. *Operational Research, an International Journal*, under review.
- Kriegler, E., Bauer, N., Popp, A., Humpenöder, F., Leimbach, M., Strefler, J., ... & Edenhofer, O. (2017). Fossil-fueled development (SSP5): an energy and resource intensive scenario for the 21st century. *Global environmental change*, 42, 297-315.
- Kubuś, Ł. (2015). Individually directional evolutionary algorithm for solving global optimization problems-comparative study. *International Journal of Intelligent Systems and Applications (IJISA)*, 7(9), 12-19.
- Kubuś, Ł., Poczeta, K., & Yastrebov, A. (2016, July). A new learning approach for fuzzy cognitive maps based on system performance indicators. In *2016 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE) (pp. 1398-1404)*. IEEE.
- Kubus, L., Yastrebov, A., Poczeta, K., Poterala, M., & Gromadzinski, L. (2018, September). The use of fuzzy cognitive maps in evaluation of prognosis of chronic heart failure patients. In *2018 Signal Processing: Algorithms, Architectures, Arrangements, and Applications (SPA) (pp. 191-196)*. IEEE.
- Li, S. J., & Shen, R. M. (2004). Fuzzy cognitive map learning based on improved nonlinear Hebbian rule. In *3rd International conference on machine learning and cybernetics, 26-29 August, 2004 (pp. 2301-2306)*. Shanghai.
- Mateou, N. H., Moiseos, M., & Andreou, A. S. (2005, September). Multi-objective evolutionary fuzzy cognitive maps for decision support. In *2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation (Vol. 1, pp. 824-830)*. IEEE.
- Miao, Y., Liu, Z. Q., Siew, C. K., & Miao, C. Y. (2001). Dynamical cognitive network-an extension of fuzzy cognitive map. *IEEE transactions on Fuzzy Systems*, 9(5), 760-770.
- Mls, K., Cimler, R., Vaščák, J., & Puheim, M. (2017). Interactive evolutionary optimization of fuzzy cognitive maps. *Neurocomputing*, 232, 58-68.
- Mpelogianni, V., & Groumpos, P. P. (2019). Building Energy Management System Modelling via State Fuzzy Cognitive Maps and Learning Algorithms. *IFAC-PapersOnLine*, 52(25), 513-518.
- Nápoles, G., Bello, R., & Vanhoof, K. (2013, November). Learning stability features on sigmoid fuzzy cognitive maps through a swarm intelligence approach. In *Iberoamerican Congress on Pattern Recognition (pp. 270-277)*. Springer, Berlin, Heidelberg.

- Nápoles, G., Grau, I., Bello, R., & Grau, R. (2014). Two-steps learning of fuzzy cognitive maps for prediction and knowledge discovery on the HIV-1 drug resistance. *Expert Systems with Applications*, 41(3), 821-830.
- Nápoles, G., Papageorgiou, E., Bello, R., & Vanhoof, K. (2017). Learning and convergence of fuzzy cognitive maps used in pattern recognition. *Neural Processing Letters*, 45(2), 431-444.
- Natarajan, R., Subramanian, J., & Papageorgiou, E. I. (2016). Hybrid learning of fuzzy cognitive maps for sugarcane yield classification. *Computers and Electronics in Agriculture*, 127, 147-157.
- Nawa, N. E., & Furuhashi, T. (1998, October). Bacterial evolutionary algorithm for fuzzy system design. In *SMC'98 Conference Proceedings. 1998 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (Cat. No. 98CH36218)* (Vol. 3, pp. 2424-2429). IEEE.
- Nikas, A., Elia, A., Boitier, B., Koasidis, K., Doukas, H., Casseti, G., ... & Chiodi, A. (2021). Where is the EU headed given its current climate policy? A stakeholder-driven model inter-comparison. *Science of the Total Environment*, 793, 148549.
- Ntarlas, O. D., & Groumpos, P. P. (2015, July). Unsupervised learning methods for foreign investment using fuzzy cognitive maps. In *2015 6th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications (IISA)* (pp. 1-5). IEEE.
- O'Neill, B. C., Kriegler, E., Ebi, K. L., Kemp-Benedict, E., Riahi, K., Rothman, D. S., ... & Solecki, W. (2017). The roads ahead: Narratives for shared socioeconomic pathways describing world futures in the 21st century. *Global environmental change*, 42, 169-180.
- Oikonomou, P., & Papageorgiou, E. I. (2013, September). Particle swarm optimization approach for fuzzy cognitive maps applied to autism classification. In *IFIP International Conference on Artificial Intelligence Applications and Innovations* (pp. 516-526). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Onari, M. A., & Rezaee, M. J. (2020). A fuzzy cognitive map based on Nash bargaining game for supplier selection problem: a case study on auto parts industry. *Operational Research*, 1-39.
- Papageorgiou, E. I. (2011). Learning algorithms for fuzzy cognitive maps—a review study. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 42(2), 150-163.
- Papageorgiou, E. I. (Ed.). (2013). *Fuzzy cognitive maps for applied sciences and engineering: from fundamentals to extensions and learning algorithms* (Vol. 54). Springer Science & Business Media.
- Papageorgiou, E. I., & Froelich, W. (2012). Multi-step prediction of pulmonary infection with the use of evolutionary fuzzy cognitive maps. *Neurocomputing*, 92, 28-35.

- Papageorgiou, E. I., & Groumpos, P. P. (2005). A new hybrid method using evolutionary algorithms to train fuzzy cognitive maps. *Applied Soft Computing*, 5(4), 409-431.
- Papageorgiou, E. I., & Iakovidis, D. K. (2012). Intuitionistic fuzzy cognitive maps. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 21(2), 342-354.
- Papageorgiou, E. I., & Poczęta, K. (2017). A two-stage model for time series prediction based on fuzzy cognitive maps and neural networks. *Neurocomputing*, 232, 113-121.
- Papageorgiou, E. I., & Salmeron, J. L. (2014). Methods and algorithms for fuzzy cognitive map-based modeling. In *Fuzzy cognitive maps for applied sciences and engineering* (pp. 1-28). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Papageorgiou, E. I., Aggelopoulou, K. D., Gemtos, T. A., & Nanos, G. D. (2013). Yield prediction in apples using Fuzzy Cognitive Map learning approach. *Computers and electronics in agriculture*, 91, 19-29.
- Papageorgiou, E. I., Poczęta, K., & Laspidou, C. (2015, August). Application of fuzzy cognitive maps to water demand prediction. In *2015 IEEE international conference on fuzzy systems (FUZZ-IEEE)* (pp. 1-8). IEEE.
- Papageorgiou, E. I., Poczęta, K., & Laspidou, C. (2016, July). Hybrid model for water demand prediction based on fuzzy cognitive maps and artificial neural networks. In *2016 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)* (pp. 1523-1530). IEEE.
- Papageorgiou, E. I., Stylios, C. D., & Groumpos, P. P. (2003). Fuzzy cognitive map learning based on nonlinear Hebbian rule. In: T. D. Gedeon, & L. Fung (Eds.), *AI 2003: Advances in artificial intelligence, LNCS (Vol. 2903, pp. 256–268)*.
- Papageorgiou, E. I., Stylios, C. D., & Groumpos, P. P. (2004). Active Hebbian learning algorithm to train fuzzy cognitive maps. *International journal of approximate reasoning*, 37(3), 219-249.
- Papageorgiou, E., Stylios, C., & Groumpos, P. (2003, December). Fuzzy cognitive map learning based on nonlinear Hebbian rule. In *Australasian joint conference on artificial intelligence* (pp. 256-268). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Papakostas, G. A., Koulouriotis, D. E., Polydoros, A. S., & Tourassis, V. D. (2012). Towards Hebbian learning of Fuzzy Cognitive Maps in pattern classification problems. *Expert Systems with Applications*, 39(12), 10620-10629.
- Papakostas, G. A., Polydoros, A. S., Koulouriotis, D. E., & Tourassis, V. D. (2011, June). Training fuzzy cognitive maps by using Hebbian learning algorithms: a comparative study. In *2011 IEEE international conference on fuzzy systems (FUZZ-IEEE 2011)* (pp. 851-858). IEEE.

- Park, K. S., & Kim, S. H. (1995). Fuzzy cognitive maps considering time relationships. *International Journal of Human-Computer Studies*, 42(2), 157-168.
- Parsopoulos, K. E., Papageorgiou, E. I., Groumpos, P. P., & Vrahatis, M. N. (2003, December). A first study of fuzzy cognitive maps learning using particle swarm optimization. In *The 2003 Congress on Evolutionary Computation, 2003. CEC'03. (Vol. 2, pp. 1440-1447)*. IEEE.
- Pedrycz, W. (2010). The design of cognitive maps: A study in synergy of granular computing and evolutionary optimization. *Expert systems with applications*, 37(10), 7288-7294.
- Peng, Z., & Wu, L. (2017). A new perspective on formation of haze-fog: The fuzzy cognitive map and its approaches to data mining. *Sustainability*, 9(3), 352.
- Petalas, Y. G., Papageorgiou, E. I., Parsopoulos, K. E., Groumpos, P. P., & Vrahatis, M. N. (2005). Fuzzy cognitive maps learning using memetic algorithms. In *Proceedings of the international conference of "Computational Methods in Sciences and Engineering"(ICCMSE 2005)* (pp. 1420-1423).
- Poczeta, K., Kubuś, Ł., & Yastrebov, A. (2017, December). An evolutionary algorithm based on graph theory metrics for fuzzy cognitive maps learning. In *International Conference on Theory and Practice of Natural Computing* (pp. 137-149). Springer, Cham.
- Poczeta, K., Kubuś, Ł., Yastrebov, A., & Papageorgiou, E. I. (2018). Application of fuzzy cognitive maps with evolutionary learning algorithm to model decision support systems based on real-life and historical data. In *Recent Advances in Computational Optimization* (pp. 153-175). Springer, Cham.
- Poczeta, K., Kubuś, Ł., Yastrebov, A., & Papageorgiou, E. I. (2017, March). Learning fuzzy cognitive maps using evolutionary algorithm based on system performance indicators. In *International Conference Automation* (pp. 554-564). Springer, Cham.
- Poczeta, K., Kubuś, Ł., Yastrebov, A., & Papageorgiou, E. I. (2018, March). Temperature forecasting for energy saving in smart buildings based on fuzzy cognitive map. In *Conference on Automation* (pp. 93-103). Springer, Cham.
- Poczeta, K., Papageorgiou, E. I., & Gerogiannis, V. C. (2020). Fuzzy Cognitive Maps Optimization for Decision Making and Prediction. *Mathematics*, 8(11), 2059.
- Poczeta, K., Papageorgiou, E. I., & Yastrebov, A. (2018, November). Application of fuzzy cognitive maps to multi-step ahead prediction of electricity consumption. In *2018 Conference on Electrotechnology: Processes, Models, Control and Computer Science (EPMCCS)* (pp. 1-5). IEEE.
- Poczeta, K., Yastrebov, A., & Papageorgiou, E. I. (2015, September). Learning fuzzy cognitive maps using structure optimization genetic algorithm. In *2015 federated conference on computer science and information systems (FedCSIS)* (pp. 547-554). IEEE.

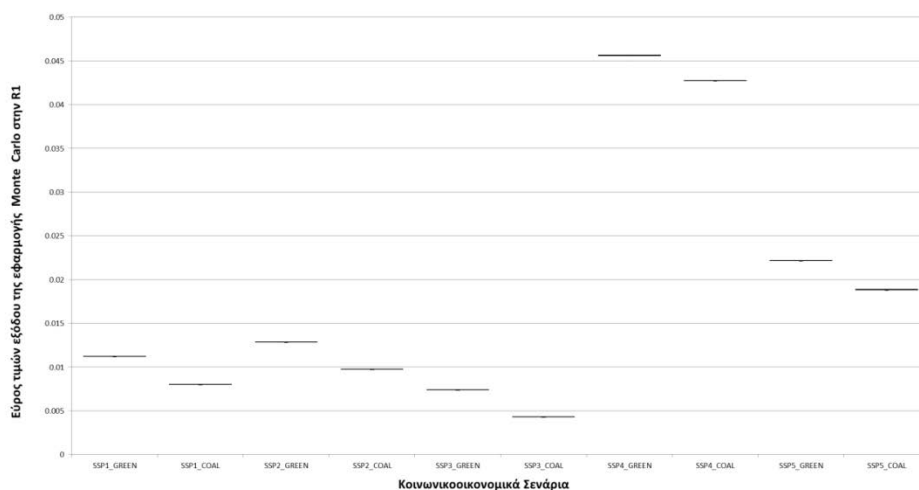
- Poli, R., Kennedy, J., & Blackwell, T. (2007). Particle swarm optimization. *Swarm intelligence*, 1(1), 33-57.
- Ramirez-Bautista, J. A., Hernández-Zavala, A., Huerta-Ruelas, J. A., Hatwágner, M. F., Chaparro-Cárdenas, S. L., & Kóczy, L. T. (2018, October). Detection of Human Footprint Alterations by Fuzzy Cognitive Maps Trained with Genetic Algorithm. In 2018 Seventeenth Mexican International Conference on Artificial Intelligence (MICAI) (pp. 32-38). IEEE.
- Rezaee, M. J., Yousefi, S., & Babaei, M. (2017). Multi-stage cognitive map for failures assessment of production processes: An extension in structure and algorithm. *Neurocomputing*, 232, 69-82.
- Rezaee, M. J., Yousefi, S., & Hayati, J. (2018). A decision system using fuzzy cognitive map and multi-group data envelopment analysis to estimate hospitals' outputs level. *Neural Computing and Applications*, 29(3), 761-777.
- Rezaee, M. J., Yousefi, S., & Hayati, J. (2019). Root barriers management in development of renewable energy resources in Iran: An interpretative structural modeling approach. *Energy Policy*, 129, 292-306.
- Rezaee, M. J., Yousefi, S., Valipour, M., & Dehdar, M. M. (2018). Risk analysis of sequential processes in food industry integrating multi-stage fuzzy cognitive map and process failure mode and effects analysis. *Computers & Industrial Engineering*, 123, 325-337.
- Sacchelli, S., & Fabbrizzi, S. (2015). Minimisation of uncertainty in decision-making processes using optimised probabilistic Fuzzy Cognitive Maps: A case study for a rural sector. *Socio-Economic Planning Sciences*, 52, 31-40.
- Salmeron, J. L. (2009). Supporting decision makers with fuzzy cognitive maps. *Research-Technology Management*, 52(3), 53-59.
- Salmeron, J. L. (2010). Modelling grey uncertainty with fuzzy grey cognitive maps. *Expert Systems with Applications*, 37(12), 7581-7588.
- Salmeron, J. L., & Froelich, W. (2016). Dynamic optimization of fuzzy cognitive maps for time series forecasting. *Knowledge-Based Systems*, 105, 29-37.
- Salmeron, J. L., & Palos-Sanchez, P. R. (2017). Uncertainty propagation in fuzzy grey cognitive maps with Hebbian-like learning algorithms. *IEEE transactions on cybernetics*, 49(1), 211-220.
- Salmeron, J. L., Mansouri, T., Moghadam, M. R. S., & Mardani, A. (2019). Learning fuzzy cognitive maps with modified asexual reproduction optimisation algorithm. *Knowledge-Based Systems*, 163, 723-735.
- Sammour, G., Alghzawi, A., & Vanhoof, K. (2020). A Fuzzy Cognitive Map Approach to Investigate the Sustainability of the Social Security System in Jordan. In ICEIS (1) (pp. 481-489).

- Sarala, R., Zayaraz, G., & Vijayalakshmi, V. (2016). Fuzzy cognitive map-based reasoning for prediction of multi-stage attacks in risk assessment. *International Journal of Intelligent Engineering Informatics*, 4(2), 151-167.
- Senniappan, V., Subramanian, J., Papageorgiou, E. I., & Mohan, S. (2017). Application of fuzzy cognitive maps for crack categorization in columns of reinforced concrete structures. *Neural Computing and Applications*, 28(1), 107-117.
- Shen, F., Liu, J., & Wu, K. (2020). A Preference-Based Evolutionary Biobjective Approach for Learning Large-Scale Fuzzy Cognitive Maps: An Application to Gene Regulatory Network Reconstruction. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 28(6), 1035-1049.
- Song, H. J., Miao, C. Y., Wuyts, R., Shen, Z. Q., D'Hondt, M., & Catthoor, F. (2010). An extension to fuzzy cognitive maps for classification and prediction. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 19(1), 116-135.
- Stach, W., Kurgan, L., & Pedrycz, W. (2008). Data-driven nonlinear Hebbian learning method for fuzzy cognitive maps. In *IEEE international conference on fuzzy systems (FUZZ-IEEE)* (pp. 1975-1981).
- Stach, W., Kurgan, L., & Pedrycz, W. (2008, June). Data-driven nonlinear Hebbian learning method for fuzzy cognitive maps. In *2008 IEEE international conference on fuzzy systems (IEEE world congress on computational intelligence)* (pp. 1975-1981). IEEE.
- Stach, W., Kurgan, L., & Pedrycz, W. (2010). A divide and conquer method for learning large fuzzy cognitive maps. *Fuzzy Sets and Systems*, 161(19), 2515-2532.
- Stach, W., Kurgan, L., Pedrycz, W., & Reformat, M. (2005). Genetic learning of fuzzy cognitive maps. *Fuzzy sets and systems*, 153(3), 371-401.
- Stach, W., Pedrycz, W., & Kurgan, L. A. (2012). Learning of fuzzy cognitive maps using density estimate. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 42(3), 900-912.
- Subramanian, J., Karmegam, A., Papageorgiou, E., Papandrianos, N., & Vasukie, A. (2015). An integrated breast cancer risk assessment and management model based on fuzzy cognitive maps. *Computer methods and programs in biomedicine*, 118(3), 280-297.
- Van Vuuren, D. P., Stehfest, E., Gernaat, D. E., Doelman, J. C., Van den Berg, M., Harmsen, M., ... & Tabeau, A. (2017). Energy, land-use and greenhouse gas emissions trajectories under a green growth paradigm. *Global Environmental Change*, 42, 237-250.
- Vaščák, J. (2010, January). Approaches in adaptation of fuzzy cognitive maps for navigation purposes. In *2010 IEEE 8th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMi)* (pp. 31-36). IEEE.

- Vaščák, J., & Michna, R. (2015). Learning of fuzzy cognitive maps by a PSO algorithm for movement adjustment of robots. In *Emergent Trends in Robotics and Intelligent Systems* (pp. 155-162). Springer, Cham.
- Vaščák, J., Pomšár, L., Papcun, P., Kajáti, E., & Zolotová, I. (2021). Means of IoT and Fuzzy Cognitive Maps in Reactive Navigation of Ubiquitous Robots. *Electronics*, 10(7), 809.
- Vaščák, J., Zolotová, I., & Kajáti, E. (2019, October). Navigation Fuzzy Cognitive Maps Adjusted by PSO. In *2019 23rd International Conference on System Theory, Control and Computing (ICSTCC)* (pp. 107-112). IEEE.
- Wang, Y., & Liu, J. (2019). A Stable, Unified Density Controlled Memetic Algorithm for Gene Regulatory Network Reconstruction Based on Sparse Fuzzy Cognitive Maps. *Neural Processing Letters*, 50(3), 2843-2870.
- Yang, Z., & Liu, J. (2019). Learning of fuzzy cognitive maps using a niching-based multi-modal multi-agent genetic algorithm. *Applied Soft Computing*, 74, 356-367.
- Yang, Z., & Liu, J. (2020). Learning fuzzy cognitive maps with convergence using a multi-agent genetic algorithm. *Soft Computing*, 24(6), 4055-4066.
- Yang, Z., Liu, J., & Wu, K. (2019, June). Learning of boosting fuzzy cognitive maps using a real-coded genetic algorithm. In *2019 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)* (pp. 966-973). IEEE.
- Yastrebov, A., Piotrowska, K., Kuzminska-Solsnia, B., & Raczynska, M. (2012). Simulation analysis of multistep algorithms of relational cognitive maps learning. *Computer technologies in science, technology and education*, 126-137.
- Yesil, E., & Dodurka, M. F. (2013, July). Goal-oriented decision support using big bang-big crunch learning based fuzzy cognitive map: An ERP management case study. In *2013 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)* (pp. 1-8). IEEE.
- Yesil, E., Ozturk, C., Dodurka, M. F., & Sakalli, A. (2013, July). Fuzzy cognitive maps learning using artificial bee colony optimization. In *2013 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)* (pp. 1-8). IEEE.
- Yusuf, A. B., Kor, A. L., & Tawfik, H. (2019, July). Development of a Simulation Experiment to Investigate In-Flight Startle using Fuzzy Cognitive Maps and Pupillometry. In *2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)* (pp. 1-10). IEEE.
- Zhu, Y., & Zhang, W. (2008, October). An integrated framework for learning fuzzy cognitive map using RCGA and NHL algorithm. In *2008 4th international conference on wireless communications, networking and mobile computing* (pp. 1-5). IEEE.

Zou, X., & Liu, J. (2017). A mutual information-based two-phase memetic algorithm for large-scale fuzzy cognitive map learning. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 26(4), 2120-2134.

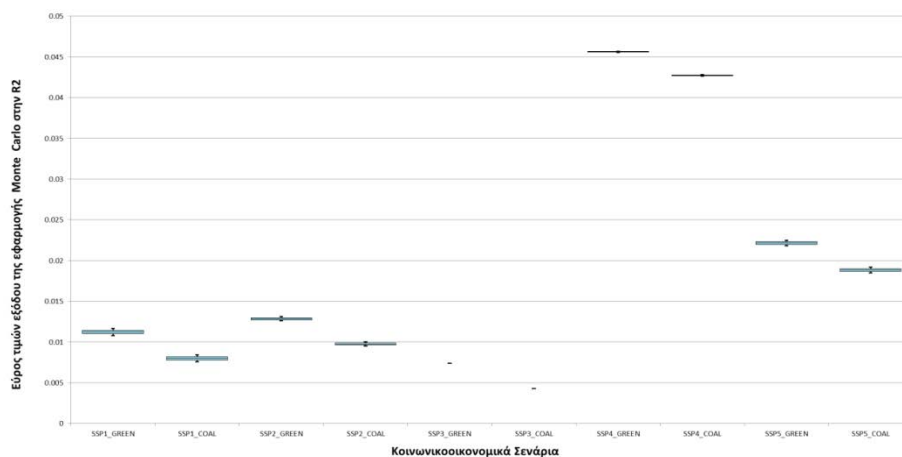
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ: Αναλυτικά Αποτελέσματα των Προσομοιώσεων Monte Carlo



Εικόνα 13 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R1 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 4 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 13)

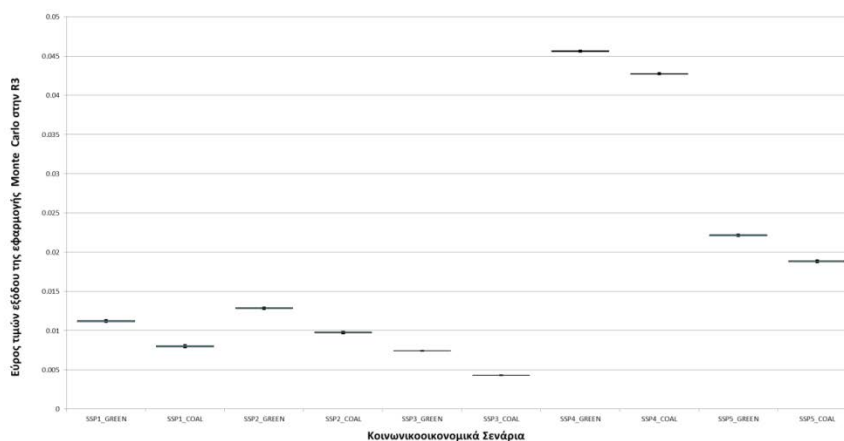
	SSP1 GREEN	SSP1 COAL	SSP2 GREEN	SSP2 COAL	SSP3 GREEN	SSP3 COAL	SSP4 GREEN	SSP4 COAL	SSP5 GREEN	SSP5 COAL
min	0.0112	0.0080	0.0128	0.0098	0.0074	0.0043	0.0456	0.0427	0.0221	0.0188
q1	0.0112	0.0080	0.0129	0.0098	0.0074	0.0043	0.0456	0.0427	0.0221	0.0188
median	0.0112	0.0080	0.0129	0.0098	0.0074	0.0043	0.0456	0.0427	0.0221	0.0188
q3	0.0112	0.0080	0.0129	0.0098	0.0074	0.0043	0.0456	0.0427	0.0222	0.0188
max	0.0112	0.0080	0.0129	0.0098	0.0074	0.0043	0.0456	0.0427	0.0222	0.0188



Εικόνα 14 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R2 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 5 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 14)

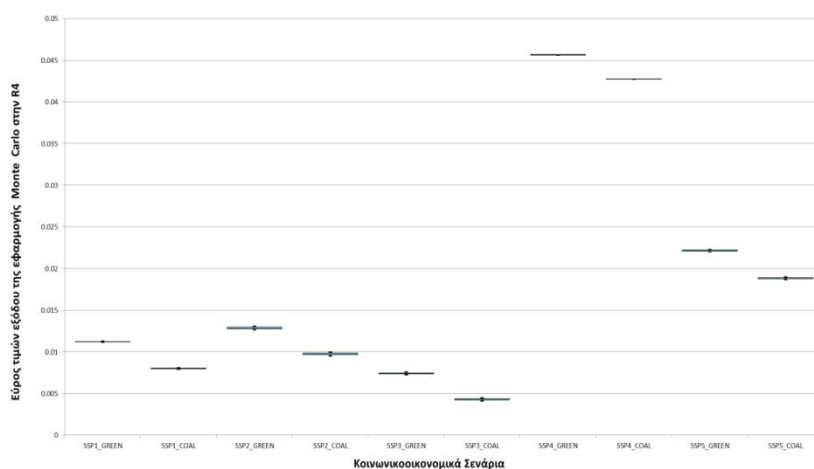
	SSP1 GREEN	SSP1 COAL	SSP2 GREEN	SSP2 COAL	SSP3 GREEN	SSP3 COAL	SSP4 GREEN	SSP4 COAL	SSP5 GREEN	SSP5 COAL
min	0.0108	0.0076	0.0126	0.0095	0.0074	0.0043	0.0455	0.0426	0.0218	0.0185
q1	0.0110	0.0078	0.0127	0.0096	0.0074	0.0043	0.0456	0.0427	0.0220	0.0187
median	0.0112	0.0080	0.0129	0.0098	0.0074	0.0043	0.0456	0.0427	0.0221	0.0188
q3	0.0114	0.0082	0.0130	0.0099	0.0074	0.0043	0.0457	0.0428	0.0223	0.0190
max	0.0116	0.0084	0.0131	0.0100	0.0074	0.0043	0.0457	0.0428	0.0225	0.0192



Εικόνα 15 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R3 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 6 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 15)

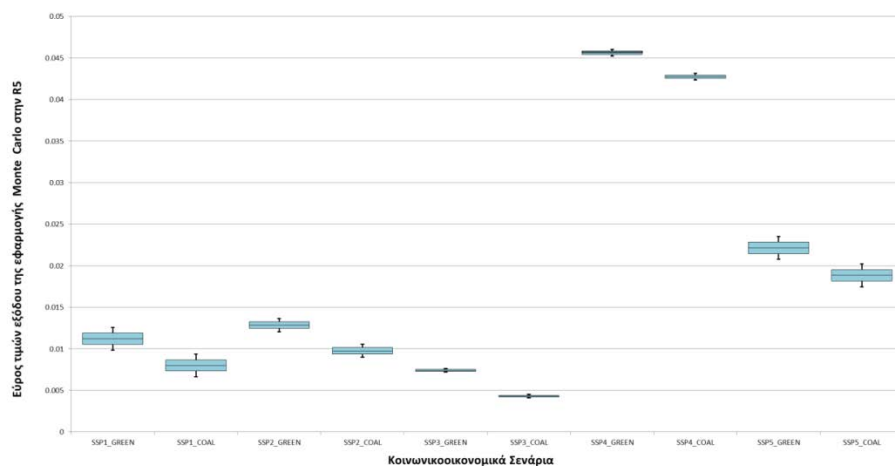
	SSP1 GREEN	SSP1 COAL	SSP2 GREEN	SSP2 COAL	SSP3 GREEN	SSP3 COAL	SSP4 GREEN	SSP4 COAL	SSP5 GREEN	SSP5 COAL
min	0.0110	0.0078	0.0127	0.0096	0.0074	0.0043	0.0455	0.0426	0.0220	0.0187
q1	0.0111	0.0079	0.0128	0.0097	0.0074	0.0043	0.0456	0.0427	0.0221	0.0188
median	0.0112	0.0080	0.0129	0.0098	0.0074	0.0043	0.0456	0.0427	0.0221	0.0188
q3	0.0113	0.0081	0.0129	0.0098	0.0074	0.0043	0.0457	0.0428	0.0222	0.0189
max	0.0114	0.0082	0.0130	0.0099	0.0074	0.0043	0.0457	0.0428	0.0223	0.0190



Εικόνα 16 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R4 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 7 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 16)

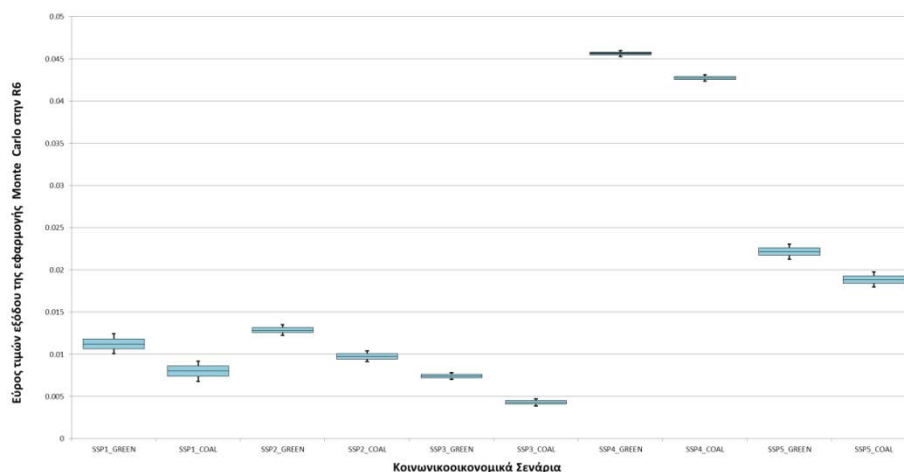
	SSP1 GREEN	SSP1 COAL	SSP2 GREEN	SSP2 COAL	SSP3 GREEN	SSP3 COAL	SSP4 GREEN	SSP4 COAL	SSP5 GREEN	SSP5 COAL
min	0.0111	0.0079	0.0126	0.0095	0.0072	0.0041	0.0456	0.0427	0.0220	0.0187
q1	0.0112	0.0080	0.0127	0.0096	0.0073	0.0042	0.0456	0.0427	0.0221	0.0188
median	0.0112	0.0080	0.0129	0.0098	0.0074	0.0043	0.0456	0.0427	0.0221	0.0188
q3	0.0113	0.0080	0.0130	0.0099	0.0075	0.0044	0.0456	0.0427	0.0222	0.0189
max	0.0113	0.0081	0.0131	0.0100	0.0076	0.0045	0.0456	0.0428	0.0223	0.0190



Εικόνα 17 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R5 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 8 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 17)

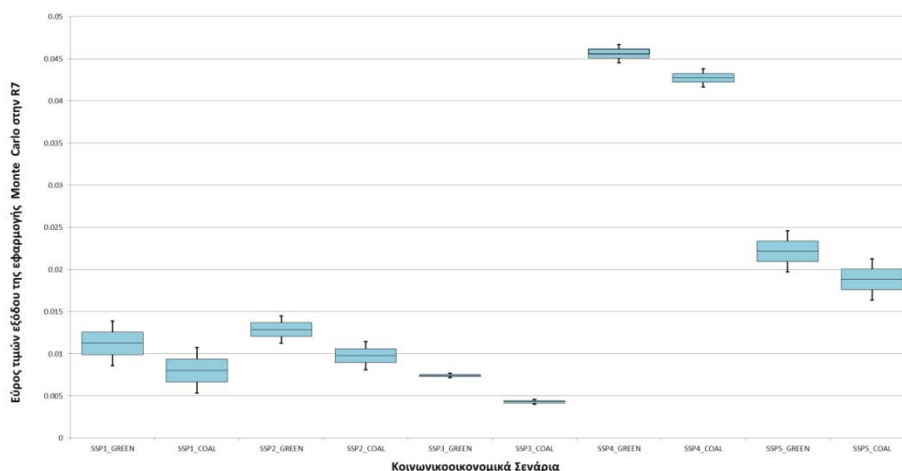
	SSP1 GREEN	SSP1 COAL	SSP2 GREEN	SSP2 COAL	SSP3 GREEN	SSP3 COAL	SSP4 GREEN	SSP4 COAL	SSP5 GREEN	SSP5 COAL
min	0.0098	0.0066	0.0121	0.0090	0.0072	0.0041	0.0452	0.0423	0.0208	0.0175
q1	0.0105	0.0073	0.0125	0.0094	0.0073	0.0042	0.0454	0.0425	0.0215	0.0182
median	0.0112	0.0080	0.0129	0.0097	0.0074	0.0043	0.0456	0.0427	0.0222	0.0188
q3	0.0119	0.0087	0.0132	0.0101	0.0075	0.0044	0.0458	0.0429	0.0228	0.0195
max	0.0126	0.0094	0.0136	0.0105	0.0076	0.0045	0.0460	0.0431	0.0235	0.0202



Εικόνα 18 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R6 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 9 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 18)

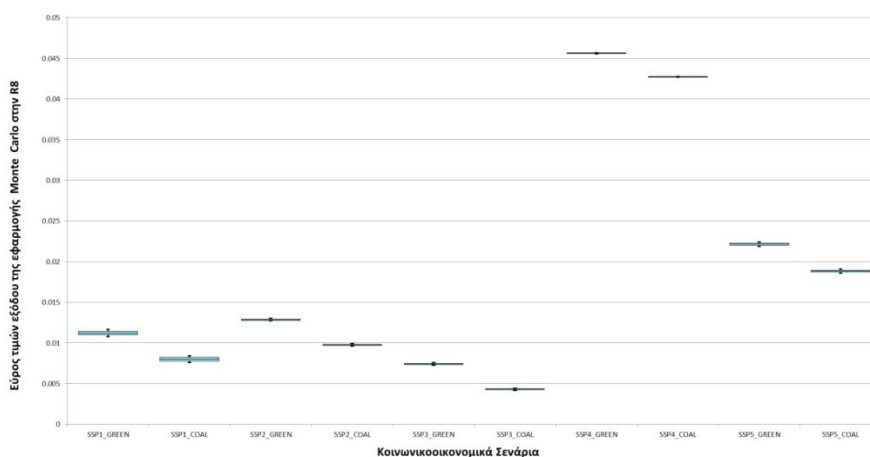
	SSP1 GREEN	SSP1 COAL	SSP2 GREEN	SSP2 COAL	SSP3 GREEN	SSP3 COAL	SSP4 GREEN	SSP4 COAL	SSP5 GREEN	SSP5 COAL
min	0.0101	0.0068	0.0122	0.0091	0.0070	0.0039	0.0453	0.0424	0.0212	0.0179
q1	0.0106	0.0074	0.0125	0.0094	0.0072	0.0041	0.0454	0.0426	0.0217	0.0184
median	0.0112	0.0080	0.0129	0.0097	0.0074	0.0043	0.0456	0.0427	0.0222	0.0188
q3	0.0118	0.0086	0.0132	0.0101	0.0076	0.0045	0.0458	0.0429	0.0226	0.0193
max	0.0124	0.0092	0.0135	0.0104	0.0078	0.0047	0.0460	0.0431	0.0230	0.0198



Εικόνα 19 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R7 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 10 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 19)

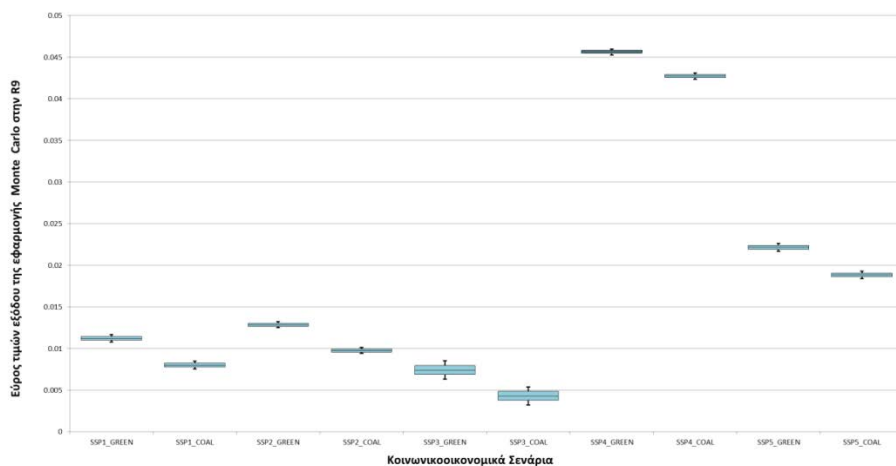
	SSP1 GREEN	SSP1 COAL	SSP2 GREEN	SSP2 COAL	SSP3 GREEN	SSP3 COAL	SSP4 GREEN	SSP4 COAL	SSP5 GREEN	SSP5 COAL
min	0.0085	0.0053	0.0112	0.0081	0.0071	0.0040	0.0445	0.0416	0.0197	0.0164
q1	0.0099	0.0067	0.0120	0.0089	0.0073	0.0042	0.0451	0.0422	0.0209	0.0176
median	0.0112	0.0080	0.0129	0.0098	0.0074	0.0043	0.0456	0.0427	0.0222	0.0188
q3	0.0126	0.0094	0.0137	0.0106	0.0075	0.0044	0.0462	0.0433	0.0234	0.0200
max	0.0139	0.0107	0.0145	0.0114	0.0077	0.0046	0.0467	0.0438	0.0246	0.0213



Εικόνα 20 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R8 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 11 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 20)

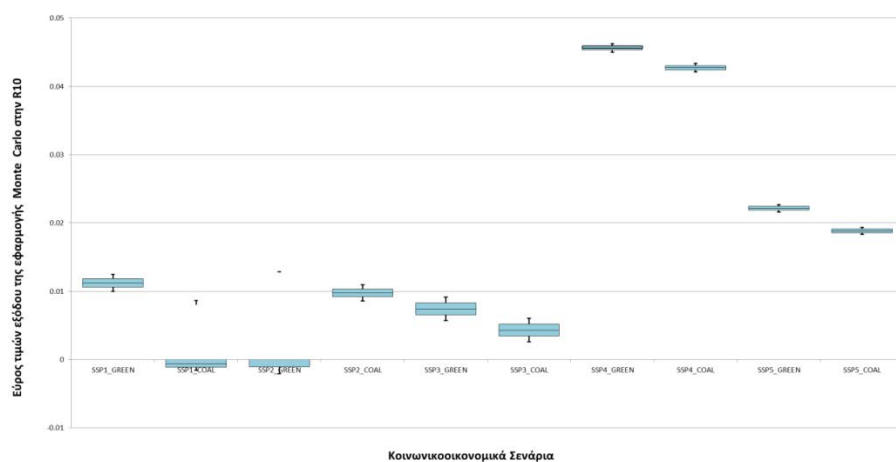
	SSP1 GREEN	SSP1 COAL	SSP2 GREEN	SSP2 COAL	SSP3 GREEN	SSP3 COAL	SSP4 GREEN	SSP4 COAL	SSP5 GREEN	SSP5 COAL
min	0.0108	0.0076	0.0127	0.0096	0.0073	0.0042	0.0456	0.0427	0.0219	0.0186
q1	0.0110	0.0078	0.0128	0.0097	0.0073	0.0042	0.0456	0.0427	0.0220	0.0187
median	0.0112	0.0080	0.0129	0.0098	0.0074	0.0043	0.0456	0.0427	0.0221	0.0188
q3	0.0114	0.0082	0.0129	0.0098	0.0075	0.0044	0.0457	0.0428	0.0223	0.0190
max	0.0117	0.0084	0.0130	0.0099	0.0076	0.0045	0.0457	0.0428	0.0224	0.0191



Εικόνα 21 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R9 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 12 Λεδομένα διαγράμματος (εικόνα 21)

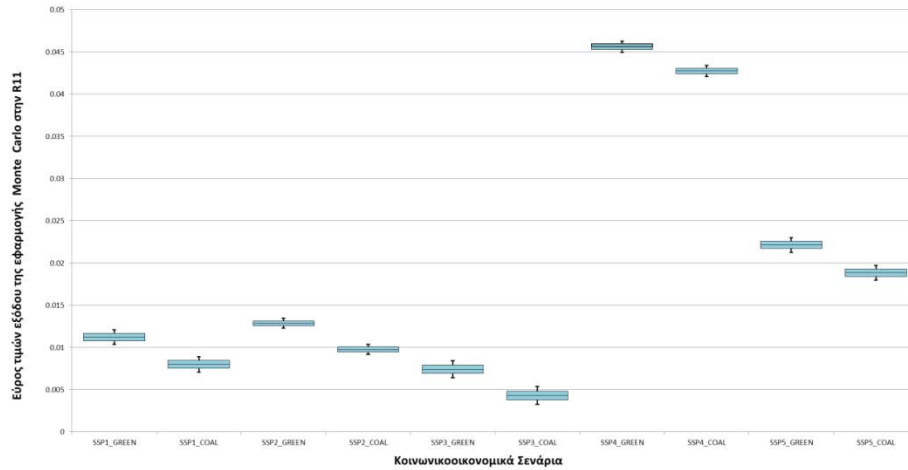
	SSP1 GREEN	SSP1 COAL	SSP2 GREEN	SSP2 COAL	SSP3 GREEN	SSP3 COAL	SSP4 GREEN	SSP4 COAL	SSP5 GREEN	SSP5 COAL
min	0.0108	0.0075	0.0125	0.0094	0.0063	0.0032	0.0453	0.0424	0.0217	0.0184
q1	0.0110	0.0078	0.0127	0.0096	0.0069	0.0038	0.0454	0.0426	0.0219	0.0186
median	0.0112	0.0080	0.0129	0.0098	0.0074	0.0043	0.0456	0.0427	0.0221	0.0188
q3	0.0114	0.0082	0.0130	0.0099	0.0080	0.0048	0.0458	0.0429	0.0224	0.0191
max	0.0117	0.0084	0.0132	0.0101	0.0085	0.0054	0.0460	0.0431	0.0226	0.0193



Εικόνα 22 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R10 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 13 Λεδομένα διαγράμματος (εικόνα 22)

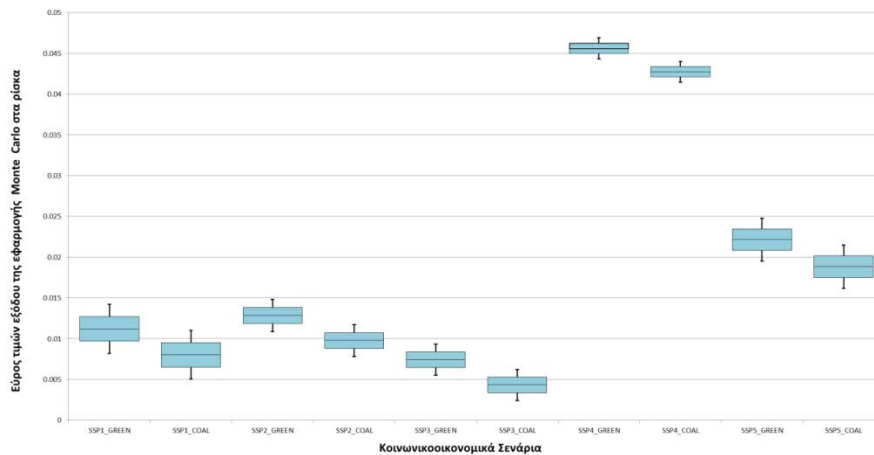
	SSP1 GREEN	SSP1 COAL	SSP2 GREEN	SSP2 COAL	SSP3 GREEN	SSP3 COAL	SSP4 GREEN	SSP4 COAL	SSP5 GREEN	SSP5 COAL
min	0.0100	0.0067	0.0117	0.0086	0.0057	0.0026	0.0450	0.0421	0.0216	0.0183
q1	0.0106	0.0080	0.0129	0.0092	0.0066	0.0034	0.0453	0.0424	0.0219	0.0186
median	0.0112	0.0074	0.0129	0.0098	0.0074	0.0043	0.0456	0.0427	0.0222	0.0188
q3	0.0118	0.0069	0.0118	0.0103	0.0083	0.0052	0.0459	0.0430	0.0224	0.0191
max	0.0125	0.0092	0.0140	0.0109	0.0091	0.0060	0.0463	0.0434	0.0227	0.0194



Εικόνα 23 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής R11 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 14 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 23)

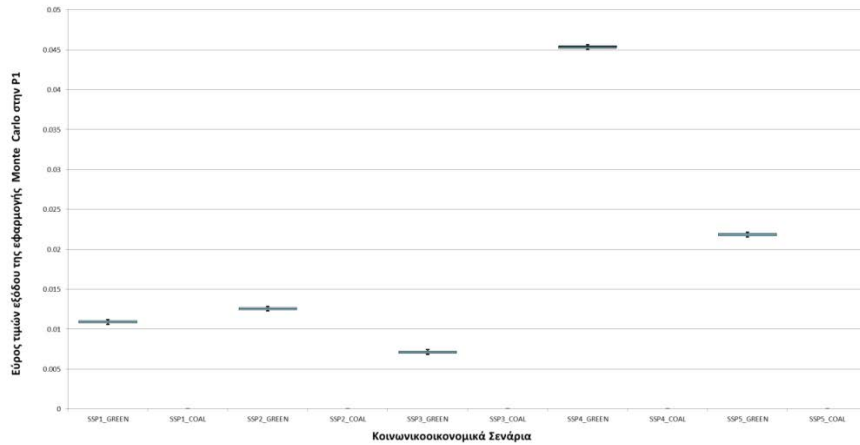
	SSP1 GREEN	SSP1 COAL	SSP2 GREEN	SSP2 COAL	SSP3 GREEN	SSP3 COAL	SSP4 GREEN	SSP4 COAL	SSP5 GREEN	SSP5 COAL
min	0.0103	0.0071	0.0123	0.0092	0.0064	0.0033	0.0450	0.0421	0.0213	0.0180
q1	0.0108	0.0075	0.0126	0.0095	0.0069	0.0038	0.0453	0.0424	0.0217	0.0184
median	0.0112	0.0080	0.0129	0.0098	0.0074	0.0043	0.0456	0.0427	0.0222	0.0188
q3	0.0117	0.0085	0.0131	0.0100	0.0079	0.0048	0.0459	0.0431	0.0226	0.0193
max	0.0121	0.0089	0.0134	0.0103	0.0084	0.0053	0.0463	0.0434	0.0230	0.0197



Εικόνα 24 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου για την εφαρμογή Monte Carlo συνολικά στα ρίσκα συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 15 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 24)

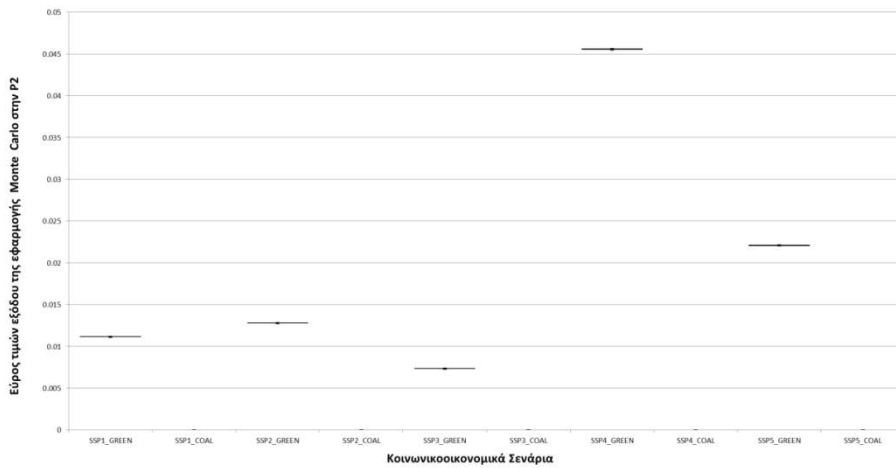
	SSP1 GREEN	SSP1 COAL	SSP2 GREEN	SSP2 COAL	SSP3 GREEN	SSP3 COAL	SSP4 GREEN	SSP4 COAL	SSP5 GREEN	SSP5 COAL
min	0.0045	0.0014	0.0086	0.0052	0.0034	0.0001	0.0428	0.0399	0.0165	0.0130
q1	0.0097	0.0065	0.0119	0.0088	0.0065	0.0034	0.0450	0.0421	0.0208	0.0175
median	0.0112	0.0080	0.0129	0.0098	0.0074	0.0043	0.0456	0.0427	0.0222	0.0188
q3	0.0127	0.0095	0.0138	0.0107	0.0084	0.0053	0.0463	0.0434	0.0235	0.0202
max	0.0178	0.0149	0.0170	0.0141	0.0117	0.0084	0.0485	0.0459	0.0280	0.0247



Εικόνα 25 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής P1 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένες πολιτικές διατηρώντας τις μίξεις πολιτικών συναρτήσεων των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 16 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 25)

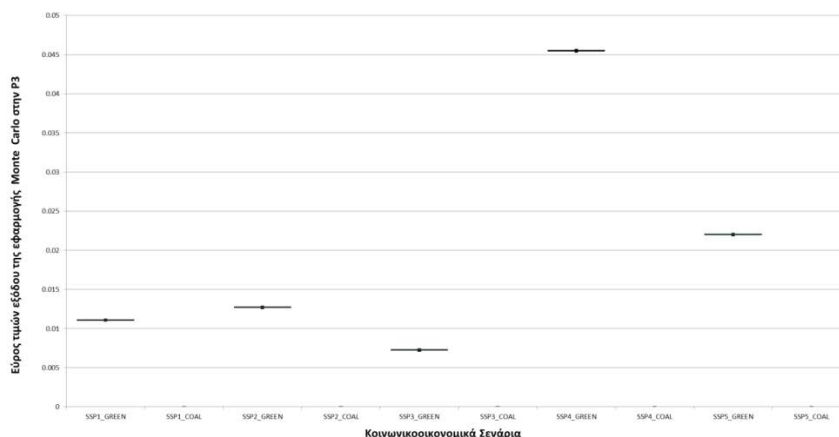
	SSP1 GREEN	SSP2 GREEN	SSP3 GREEN	SSP4 GREEN	SSP5 GREEN
min	0.0106	0.0123	0.0068	0.0450	0.0215
q1	0.0108	0.0124	0.0070	0.0452	0.0217
median	0.0109	0.0126	0.0071	0.0453	0.0218
q3	0.0111	0.0127	0.0073	0.0455	0.0220
max	0.0112	0.0129	0.0074	0.0456	0.0221



Εικόνα 26 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής P2 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένες πολιτικές διατηρώντας τις μίξεις πολιτικών συναρτήσεων των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 17 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 26)

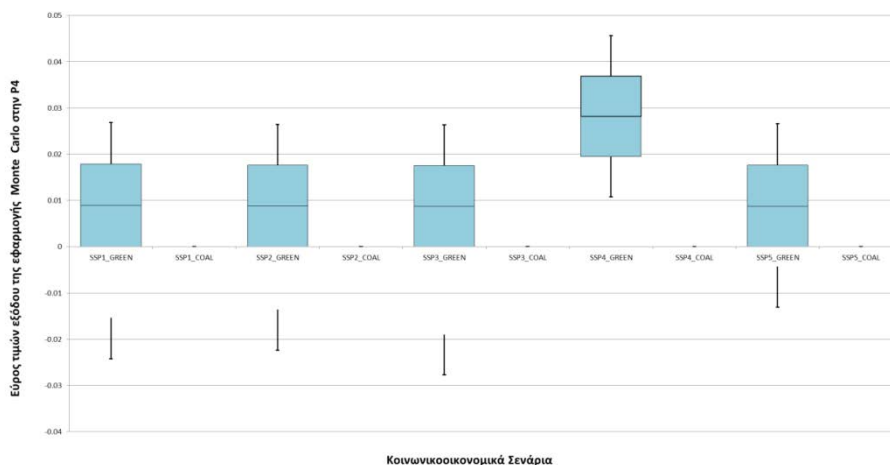
	SSP1 GREEN	SSP2 GREEN	SSP3 GREEN	SSP4 GREEN	SSP5 GREEN
min	0.0111	0.0128	0.0073	0.0455	0.0220
q1	0.0111	0.0128	0.0073	0.0455	0.0221
median	0.0112	0.0128	0.0074	0.0456	0.0221
q3	0.0112	0.0128	0.0074	0.0456	0.0221
max	0.0112	0.0129	0.0074	0.0456	0.0221



Εικόνα 27 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής P3 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένες πολιτικές διατηρώντας τις μίξεις πολιτικών συναρτήσεων των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 18 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 27)

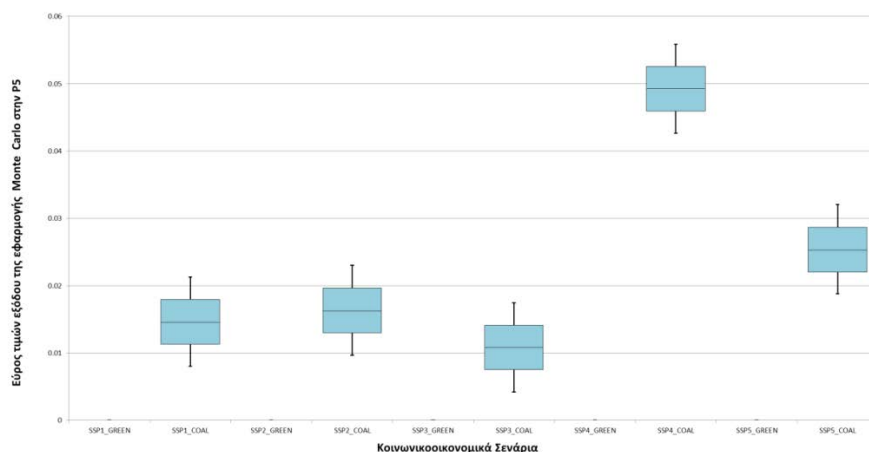
	SSP1 GREEN	SSP2 GREEN	SSP3 GREEN	SSP4 GREEN	SSP5 GREEN
min	0.0109	0.0126	0.0071	0.0453	0.0219
q1	0.0110	0.0126	0.0072	0.0454	0.0219
median	0.0111	0.0127	0.0073	0.0455	0.0220
q3	0.0111	0.0128	0.0073	0.0456	0.0221
max	0.0112	0.0129	0.0074	0.0456	0.0221



Εικόνα 28 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής P4 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένες πολιτικές διατηρώντας τις μίξεις πολιτικών συναρτήσεων των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 19 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 28)

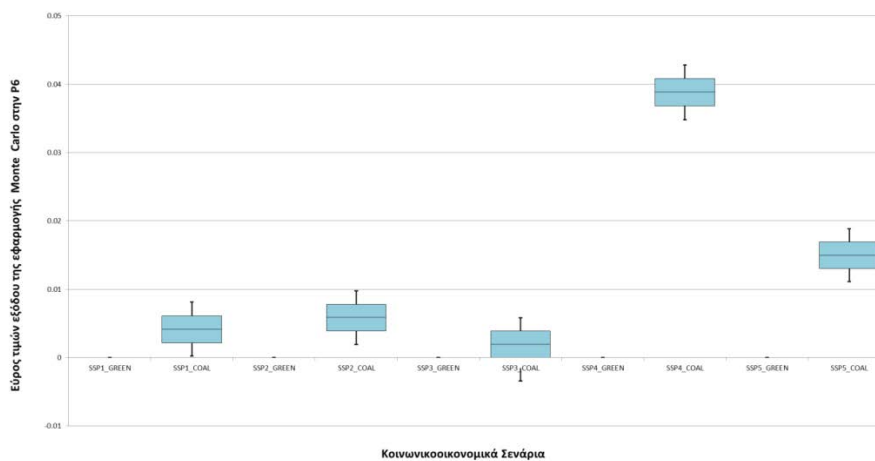
	SSP1 GREEN	SSP2 GREEN	SSP3 GREEN	SSP4 GREEN	SSP5 GREEN
min	-0.0241	-0.0225	-0.0278	0.0105	-0.0132
q1	-0.0154	-0.0136	-0.0190	0.0195	-0.0043
median	-0.0065	-0.0047	-0.0103	0.0282	0.0044
q3	0.0025	0.0041	-0.0015	0.0369	0.0133
max	0.0112	0.0128	0.0074	0.0456	0.0221



Εικόνα 29 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής P5 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένες πολιτικές διατηρώντας τις μίξεις πολιτικών συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 20 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 29)

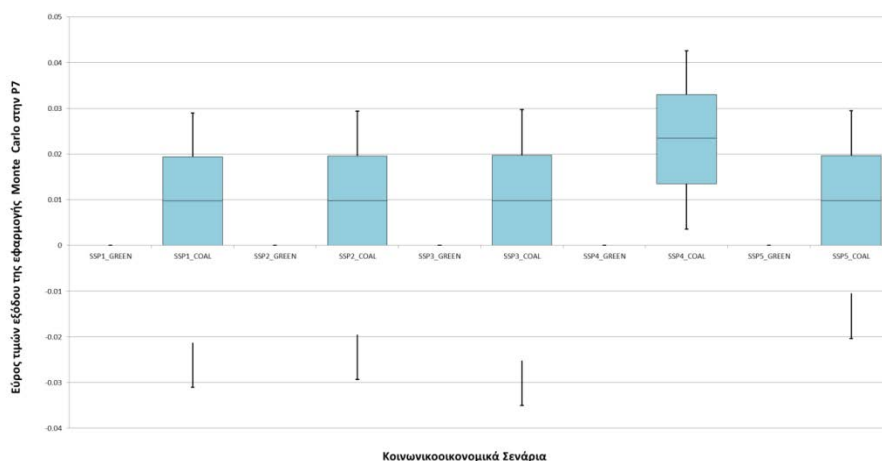
	SSP1 COAL	SSP2 COAL	SSP3 COAL	SSP4 COAL	SSP5 COAL
min	0.0080	0.0098	0.0043	0.0427	0.0188
q1	0.0113	0.0130	0.0075	0.0459	0.0220
median	0.0146	0.0163	0.0108	0.0492	0.0253
q3	0.0179	0.0197	0.0141	0.0525	0.0286
max	0.0213	0.0230	0.0175	0.0559	0.0320



Εικόνα 30 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής P6 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένες πολιτικές διατηρώντας τις μίξεις πολιτικών συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 21 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 30)

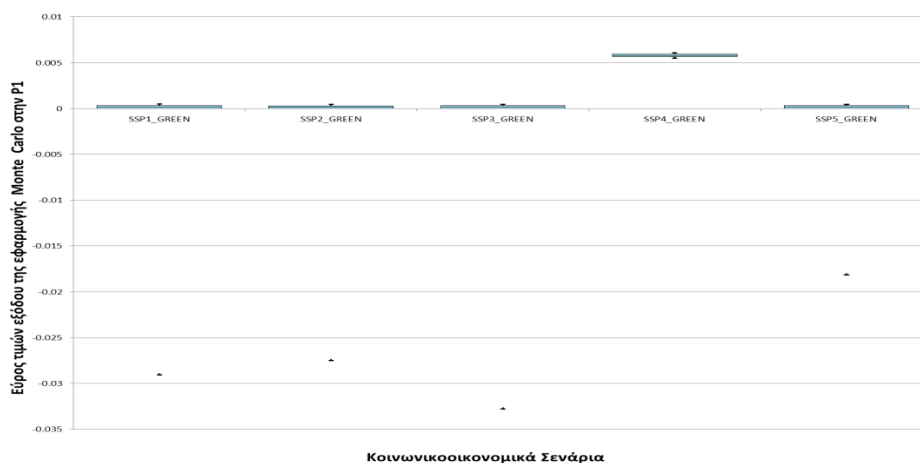
	SSP1 COAL	SSP2 COAL	SSP3 COAL	SSP4 COAL	SSP5 COAL
min	0.0003	0.0019	-0.0035	0.0349	0.0110
q1	0.0022	0.0039	-0.0015	0.0368	0.0130
median	0.0041	0.0058	0.0004	0.0389	0.0150
q3	0.0061	0.0078	0.0023	0.0408	0.0169
max	0.0080	0.0098	0.0043	0.0427	0.0188



Εικόνα 31 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής P7 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένες πολιτικές διατηρώντας τις μίξεις πολιτικών συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 22 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 31)

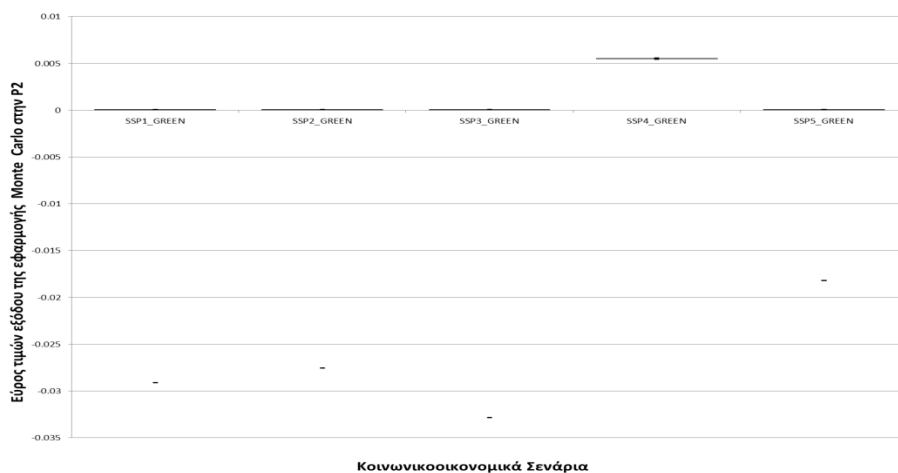
	SSP1 COAL	SSP2 COAL	SSP3 COAL	SSP4 COAL	SSP5 COAL
min	-0.0311	-0.0294	-0.0348	0.0037	-0.0201
q1	-0.0212	-0.0195	-0.0251	0.0135	-0.0105
median	-0.0114	-0.0097	-0.0153	0.0235	-0.0006
q3	-0.0019	0.0001	-0.0054	0.0330	0.0092
max	0.0080	0.0097	0.0043	0.0427	0.0188



Εικόνα 32 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής P1 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένες πολιτικές αμελώντας τις μίξεις πολιτικών συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 23 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 32)

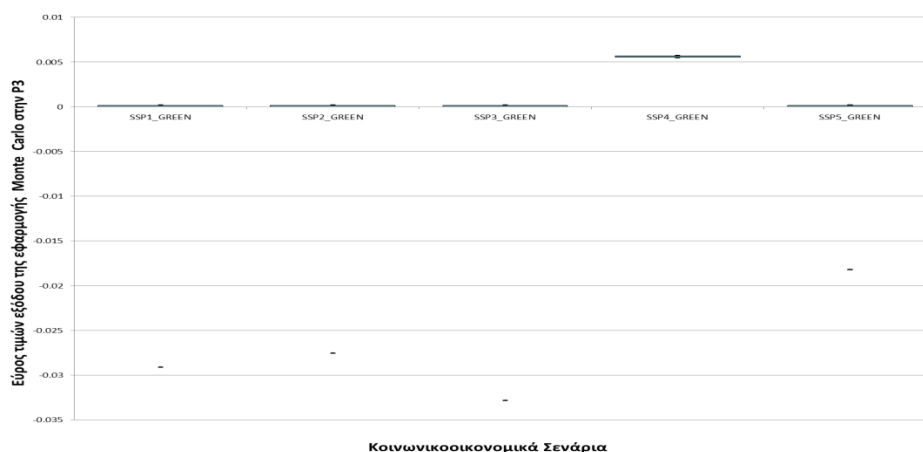
	SSP1	SSP2	SSP3	SSP4	SSP5
min	-0.0291	-0.0275	-0.0328	0.0055	-0.0182
q1	-0.0289	-0.0274	-0.0326	0.0057	-0.0180
median	-0.0288	-0.0272	-0.0325	0.0058	-0.0178
q3	-0.0286	-0.0271	-0.0323	0.0059	-0.0177
max	-0.0284	-0.0269	-0.0322	0.0061	-0.0175



Εικόνα 33 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής P2 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένες πολιτικές αμελώντας τις μίξεις πολιτικών συναρτήσεων των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 24 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 33)

	SSP1	SSP2	SSP3	SSP4	SSP5
min	-0.0291	-0.0276	-0.0328	0.0054	-0.0182
q1	-0.0291	-0.0275	-0.0328	0.0055	-0.0182
median	-0.0291	-0.0275	-0.0328	0.0055	-0.0182
q3	-0.0290	-0.0275	-0.0328	0.0055	-0.0181
max	-0.0290	-0.0275	-0.0327	0.0056	-0.0181

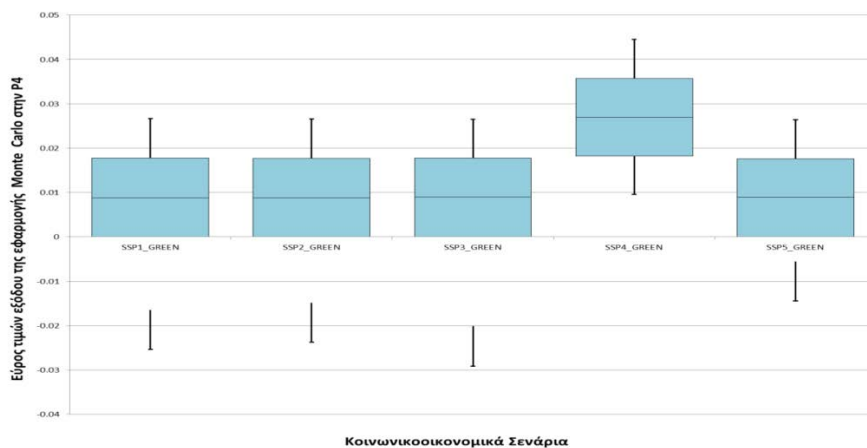


Εικόνα 34 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής P3 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένες πολιτικές αμελώντας τις μίξεις πολιτικών συναρτήσεων των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 25 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 34)

	SSP1	SSP2	SSP3	SSP4	SSP5
min	-0.0291	-0.0275	-0.0328	0.0055	-0.0182
q1	-0.0290	-0.0275	-0.0328	0.0055	-0.0181
median	-0.0290	-0.0274	-0.0327	0.0056	-0.0181
q3	-0.0289	-0.0273	-0.0326	0.0057	-0.0180
max	-0.0288	-0.0273	-0.0325	0.0058	-0.0179

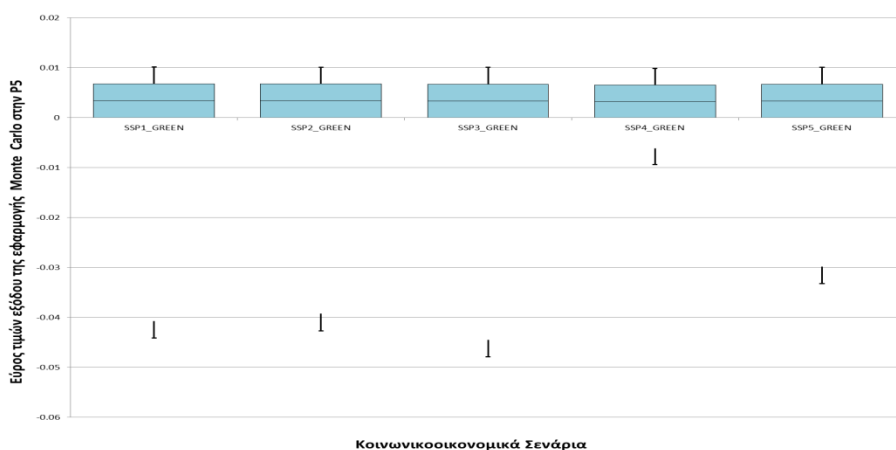
Ανάλυση Επίδρασης της Αβεβαιότητας στους Ασαφείς Γνωστικούς Χάρτες σε Προβλήματα Αξιολόγησης Κλιματικής Πολιτικής με χρήση Monte Carlo Προσομοιώσεων



Εικόνα 35 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής P4 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένες πολιτικές αμελώντας τις μίξεις πολιτικών συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 26 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 35)

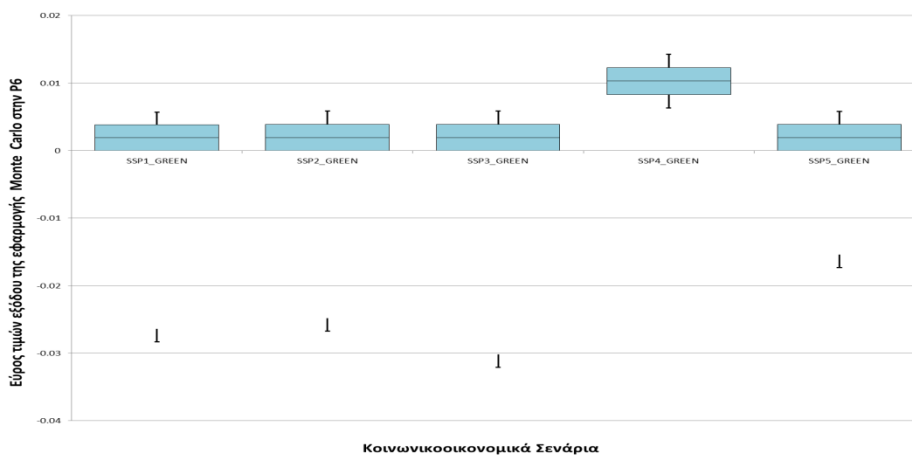
	SSP1	SSP2	SSP3	SSP4	SSP5
min	-0.0252	-0.0236	-0.0289	0.0094	-0.0143
q1	-0.0165	-0.0149	-0.0201	0.0183	-0.0055
median	-0.0076	-0.0060	-0.0111	0.0269	0.0034
q3	0.0013	0.0028	-0.0024	0.0357	0.0121
max	0.0101	0.0118	0.0063	0.0445	0.0210



Εικόνα 36 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής P5 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένες πολιτικές αμελώντας τις μίξεις πολιτικών συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 27 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 36)

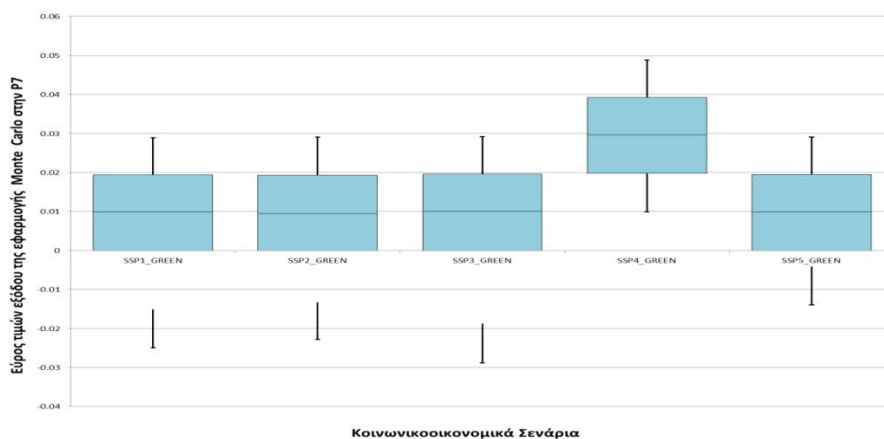
	SSP1	SSP2	SSP3	SSP4	SSP5
min	-0.0441	-0.0425	-0.0478	-0.0094	-0.0332
q1	-0.0408	-0.0392	-0.0445	-0.0061	-0.0299
median	-0.0374	-0.0358	-0.0412	-0.0028	-0.0265
q3	-0.0340	-0.0325	-0.0378	0.0005	-0.0231
max	-0.0307	-0.0291	-0.0344	0.0039	-0.0197



Εικόνα 37 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής P6 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένες πολιτικές αμελώντας τις μίξεις πολιτικών συναρτήσεων των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 28 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 37)

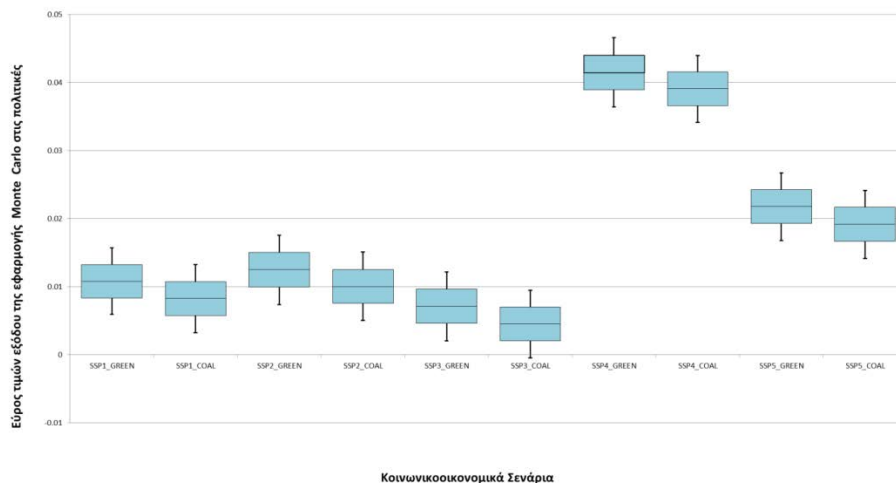
	SSP1	SSP2	SSP3	SSP4	SSP5
min	-0.0283	-0.0267	-0.0320	0.0063	-0.0174
q1	-0.0264	-0.0248	-0.0302	0.0083	-0.0154
median	-0.0244	-0.0229	-0.0283	0.0103	-0.0135
q3	-0.0226	-0.0209	-0.0263	0.0123	-0.0115
max	-0.0206	-0.0189	-0.0243	0.0142	-0.0096



Εικόνα 38 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου της μεταβλητής P7 για την εφαρμογή Monte Carlo σε μεμονωμένες πολιτικές αμελώντας τις μίξεις πολιτικών συναρτήσεων των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 29 Δεδομένα διαγράμματος (εικόνα 38)

	SSP1	SSP2	SSP3	SSP4	SSP5
min	-0.0248	-0.0232	-0.0285	0.0098	-0.0139
q1	-0.0151	-0.0133	-0.0188	0.0198	-0.0041
median	-0.0051	-0.0038	-0.0087	0.0296	0.0059
q3	0.0043	0.0061	0.0009	0.0392	0.0154
max	0.0143	0.0158	0.0105	0.0486	0.0249



Εικόνα 39 Διάγραμμα κατανομής τιμών εξόδου για την εφαρμογή Monte Carlo συνολικά στις πολιτικές συναρτήσει των κοινωνικοοικονομικών σεναρίων

Πίνακας 30 Λεδομένα διαγράμματος (εικόνα 39)

	SSP1 GREEN	SSP1 COAL	SSP2 GREEN	SSP2 COAL	SSP3 GREEN	SSP3 COAL	SSP4 GREEN	SSP4 COAL	SSP5 GREEN	SSP5 COAL
min	0.0009	-0.0018	0.0024	0.0000	-0.0030	-0.0049	0.0316	0.0291	0.0117	0.0095
q1	0.0083	0.0058	0.0099	0.0075	0.0046	0.0020	0.0389	0.0366	0.0193	0.0167
median	0.0108	0.0083	0.0125	0.0100	0.0071	0.0046	0.0414	0.0391	0.0218	0.0192
q3	0.0132	0.0107	0.0150	0.0125	0.0096	0.0070	0.0440	0.0415	0.0243	0.0217
max	0.0203	0.0182	0.0223	0.0201	0.0171	0.0146	0.0513	0.0487	0.0317	0.0284