



National Technical
University of Athens



Εφαρμογή επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης για την εκτίμηση δυναμικής ασφάλειας σε ΣΗΕ

Δημήτριος Λαγός
Νίκος Χατζηαργυρίου

Smart Grids Research Unit - Smart RUE

Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και
Μηχανικών Υπολογιστών

Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο



**SMART
RUE**

smartgrids Research Unit ECE NTUA



Σύνοψη

- Μηχανική Μάθηση: Πως και γιατί να τη χρησιμοποιήσουμε σε ΣΗΕ?
- Δημιουργία Συνόλου Σεναρίων Εκπαίδευσης
- Αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης για την αξιολόγηση της δυναμικής ασφάλειας
- Αξιολόγηση ταξινομητών δυναμικής ασφάλειας



Μηχανική Μάθηση: Πως και γιατί να τη χρησιμοποιήσουμε σε ΣΗΕ? (1/3)

Χαρακτηριστικά Μηχανικής Μάθησης:

- **Αναπαράσταση πολύπλοκων συστημάτων.**
 - Μπορούν να αναπαραστήσουν πολύπλοκα συστήματα που είναι **δύσκολη/αδύνατη** η μοντελοποίησή τους (π.χ. **πρόβλεψη καιρού, επεξεργασία εικόνας**)
- **Ικανότητα γενίκευσης.**
 - Μπορούν να **γενικεύσουν** καλά την συμπεριφορά τους ακόμα και αν έχουν εκπαιδευτεί με **περιορισμένο αριθμό δεδομένων**.
- **Ταχύτητα επίλυσης.**
 - Αναπαριστούν πολύπλοκα συστήματα με ένα σύνολο γραμμικών/μη γραμμικών υπολογισμών, που επιλύονται σε ms αντί s, min, hours.



Μηχανική Μάθηση: Πως και γιατί να τη χρησιμοποιήσουμε σε ΣΗΕ? (2/3)

Χαρακτηριστικά Μηχανικής Μάθησης:

- Αναπαράσταση πολύπλοκων συστημάτων.
- Ικανότητα γενίκευσης.
- Ταχύτητα επίλυσης.

Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας:

- Τα ΣΗΕ χαρακτηρίζονται από:
 - πολλές μεταβλητές (π.χ. ενεργός άεργος/ισχύς γεννητριών/φορτίων)
 - χιλιάδες παραμέτρους (π.χ. χαρακτηριστικά γραμμών μεταφοράς, χαρακτηριστικά γεννητριών και των ελεγκτών τους)
 - που συνδέονται από ένα σύνολο διαφορικών/αλγεβρικών μη γραμμικών σχέσεων.
- Σε ένα ΣΗΕ είναι υπολογιστικά αδύνατο να ελέγξουμε όλες τις πιθανές συνθήκες λειτουργίας.
- Τα ΣΗΕ είναι ευμετάβλητα συστήματα ιδιαίτερα με την ενσωμάτωση των ΑΠΕ. Ο διαχειριστής του συστήματος πρέπει να εκτιμά τις συνθήκες λειτουργίας και να αντιδρά γρήγορα.



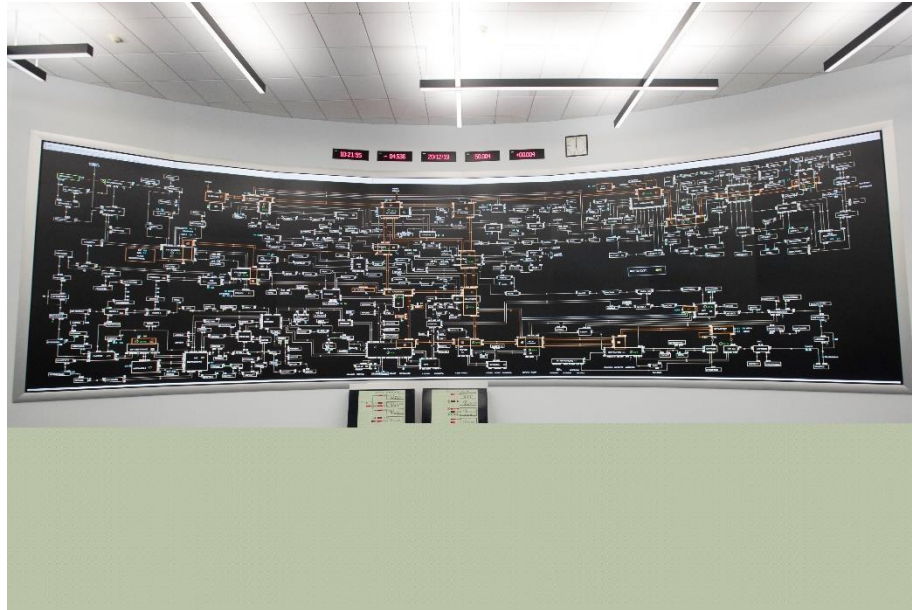
Μηχανική Μάθηση: Πως και γιατί να τη χρησιμοποιήσουμε σε ΣΗΕ? (3/3)

Προκλήσεις:

1. Η ασφάλεια των ΣΗΕ είναι κρίσιμο χαρακτηριστικό της λειτουργίας τους— Ένας χειριστής δεν θα εμπιστευόταν ποτέ εύκολα τεχνικές μηχανικής μάθησης (π.χ. νευρωνικό δίκτυο) εάν δεν μπορεί να ερμηνεύσει ή να προβλέψει τη συμπεριφορά του.
2. Ερευνητές και Μηχανικοί αναπτύσσουν τα τελευταία 100 χρόνια μοντέλα υψηλής ακρίβειας για την αναπαράσταση των ΣΗΕ—Μπορούμε να τα αντικαταστήσουμε με τεχνικές μηχανικής μάθησης που συμπεριφέρονται ως ένα «μαύρο κουτί»?



Δυναμική Ασφάλεια ΣΗΕ



Κέντρο Ελέγχου Ενέργειας - ΑΔΜΗΕ

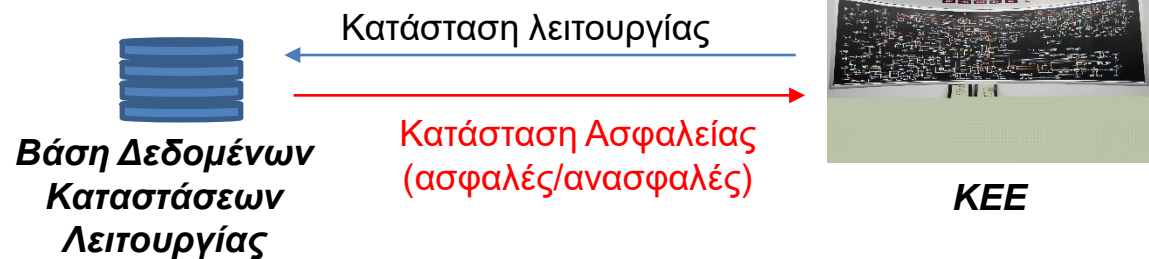
- **Δυναμική Ασφάλεια:** Ικανότητα συστήματος να αντέξει σε διαταραχές (μεταβολές παραγωγής/φορτίου, αποσύνδεση μονάδων παραγωγής, αποσύνδεση γραμμών μεταφοράς, βραχυκυκλώματα, κ.ο.κ.)
- **Αξιολόγηση Ασφάλειας:** Με τις υπάρχουσες συνθήκες λειτουργίας πραγματοποιούνται προσομοιώσεις μιας λίστας ενδεχόμενων διαταραχών.
 - **Επιλύσεις Ροών φορτίου** σε σενάρια αποσύνδεσης γραμμών/γεννητριών και έλεγχος μεγεθών μόνιμης κατάστασης με βάση τα όρια τους (**τάσεις στους ζυγούς, ροές ισχύος στις γραμμές μεταφοράς, επίπεδα φόρτισης γεννητριών**).
 - Δυναμικές προσομοιώσεις για σενάρια αποσύνδεσης μονάδων/βραχυκυκλώματα και έλεγχος της ικανότητας του συστήματος να αποσβέσει μεταβολές στη συχνότητα & στις γωνίες των γεννητριών.

Προκλήσεις στην αξιολόγηση της Δυναμική Ασφάλειας ΣΗΕ (1/2)

- Εκτίμηση της δυναμικής ασφάλειας σε πραγματικό χρόνο **απαιτεί μεγάλη υπολογιστική ισχύ** για να επιλυθεί σε αποδεκτό χρόνο. Κάθε προσομοίωση ενός δυναμικού φαινομένου μπορεί να απαιτεί ms-s να επιλυθεί (ροές φορτίου, δυναμικές προσομοιώσεις).

Παράδειγμα: σε ένα πρότυπο δίκτυο 118 ζυγών (54 μονάδες παραγωγής, 177 γραμμές) χρειάζονται 231 δυναμικές προσομοιώσεις και ροές φορτίου για την εκτίμηση μόνο της παρούσας κατάστασης.

- **Μήπως να προϋπολογίσουμε όλα τα σενάρια?**



Προκλήσεις στην αξιολόγηση της Δυναμική Ασφάλειας ΣΗΕ (2/2)

Παράδειγμα: σε ένα πρότυπο δίκτυο 118 ζυγών (54 μονάδες παραγωγής, 177 γραμμές, 91 φορτία)

$$N = N^{op} N_g^{N_L} N^{cont}$$

Αριθμός προσομοιωμένων διαταραχών: (N-1) 231
σενάρια

Αριθμός σεναρίων φορτίου

Αριθμός γεννητριών: π.χ. 53 = 54 – 1(ζυγός ταλάντωσης)

Σενάρια φόρτισης κάθε γεννήτριας. (π.χ.
20 σενάρια βήμα 5% από το ελάχιστο στο
μέγιστο)

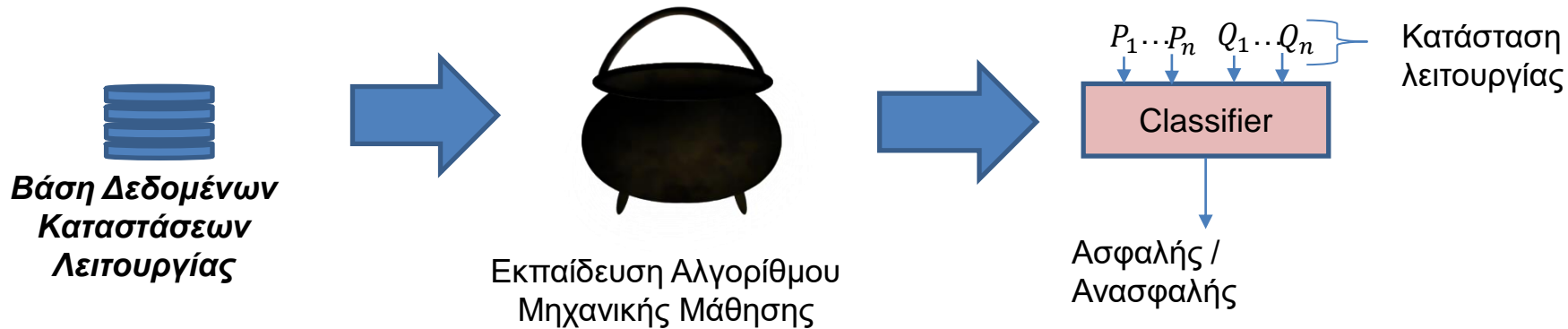
➤ **Αδύνατος ο υπολογισμός όλων των σεναρίων!**

$N = 20^{12243}$ Προσομοιώσεις για ένα σενάριο φορτίου!



Εφαρμογή της μηχανικής μάθησης για την αξιολόγηση της Δυναμική Ασφάλειας σε ΣΗΕ

- 1) Δημιουργία ενός συνόλου σεναρίων για εκπαίδευση και αξιολόγηση (διαφορετικά σενάρια λειτουργίας για τα οποία ροές φορτίου και/ή δυναμικές προσομοιώσεις εκτελέστηκαν και ανάλογα με τα αποτελέσματα κατηγοριοποιήθηκε η ασφάλεια).
- 2) Επιλογή μεθόδου επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης και εκπαίδευση «ταξινομητή» δυναμικής ασφάλειας
- 3) Αξιολόγηση ταξινομητή και εφαρμογή του για εκτίμηση της ασφάλειας της εκάστοτε κατάστασης λειτουργίας

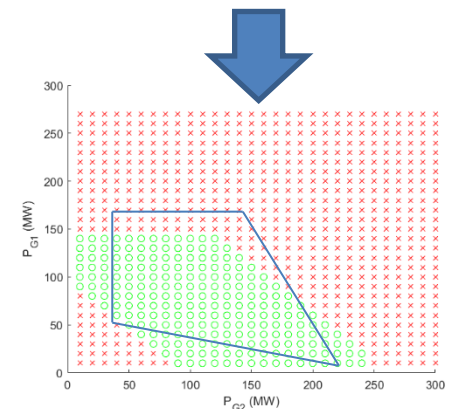
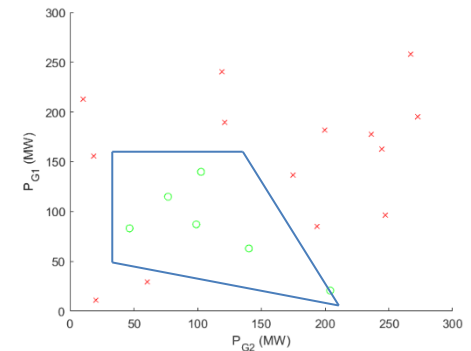
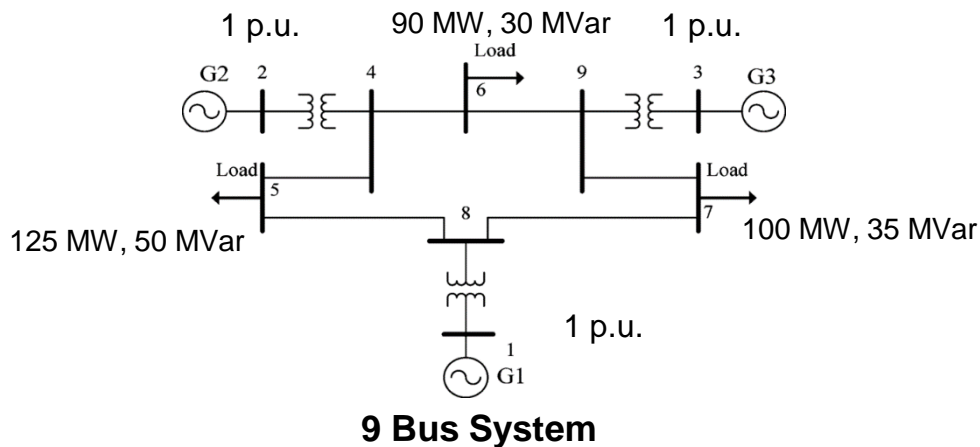


Δημιουργία συνόλου εκπαίδευσης



Δημιουργία συνόλου εκπαίδευσης & αξιολόγησης (1/3)

- Η απόδοση ενός ταξινομητή δυναμικής ασφάλειας εξαρτάται από τα σενάρια εκπαίδευσης.
- Μικρός αριθμός καταγεγραμμένων πραγματικών σεναρίων λειτουργίας για «ανασφαλής» καταστάσεις. Βασιζόμαστε σε προσομοιώσεις για να δημιουργήσουμε το σύνολο εκπαίδευσης.
- Απουσία αντιπροσωπευτικών παραδειγμάτων συγκεκριμένων συνθηκών λειτουργίας μπορεί να οδηγήσει σε μειωμένη απόδοση του ταξινομητή.

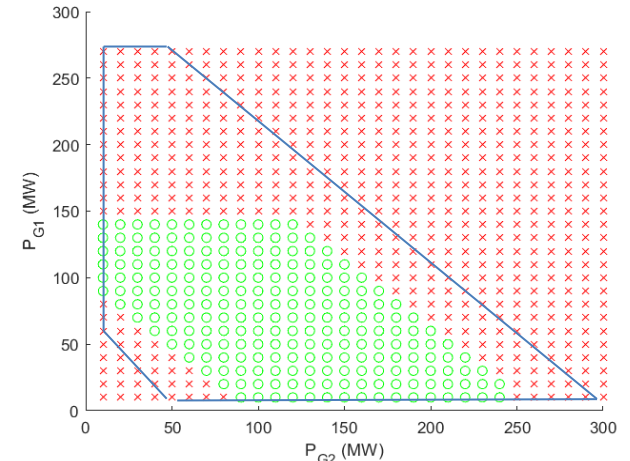


9 Bus System

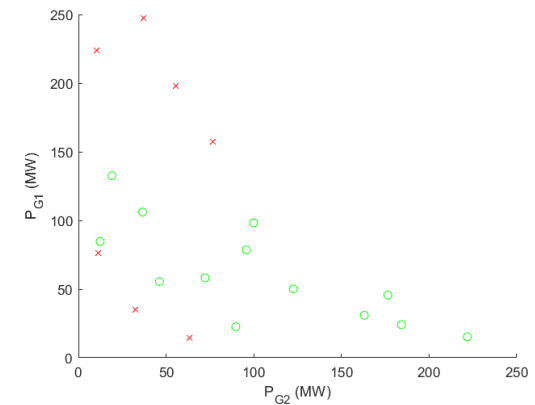
Δημιουργία συνόλου εκπαίδευσης & αξιολόγησης (2/3)

Τεχνικές για υπολογισμό πιο κατάλληλων σεναρίων εκπαίδευσης:

- Μείωση του χώρου λειτουργίας χρησιμοποιώντας γραμμικές (DC ροή φορτίου) ή κυρτές (convex) αναπαραστάσεις του αρχικού μη γραμμικού προβλήματος της ροής φορτίου.
- Βασιζόμαστε στην λογική πως μια λύση εκτός του χώρου λύσεων της DC ροής φορτίου (ή άλλων αναπαραστάσεων π.χ. Convex AC Load Flow) είναι σίγουρα εκτός του χώρου λύσεων της AC ροής φορτίου.
- Επιλογή σεναρίων με στατιστικές μεθόδους
 - π.χ. Latin Hypercube Sampling (χωρίζει τον χώρο σε N τμήματα και επιλέγει τυχαία σενάριο σε κάθε τμήμα)

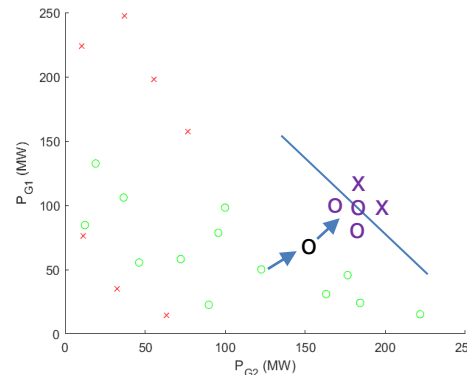
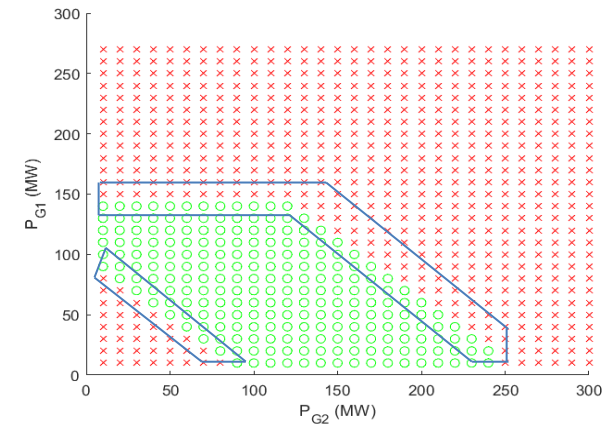


9 Bus System- Χώρος λειτουργίας με DC-ροή φορτίου



Δημιουργία συνόλου εκπαίδευσης & αξιολόγησης (3/3)

- Τα περισσότερα σενάρια θα πρέπει ιδανικά να είναι στις περιοχές του ορίου μεταξύ ασφαλούς/ανασφαλούς λειτουργίας.
- Τεχνικές υπολογισμού τέτοιων σεναρίων
 - “Directed Walks” . Με χρήση της μεθόδου steepest-descent (Επιλογή βήματος για το οποίο ο ρυθμός μεταβολής μείωσης της απόστασης από το όριο είναι μεγαλύτερος)
 - εξερευνάται ο χώρος κατάσταση ώστε να προσεγγιστεί το όριο λειτουργίας.
 - Όταν η απόσταση από το όριο είναι κάτω από ένα όριο υπολογίζονται κοντινά σενάρια λειτουργίας.



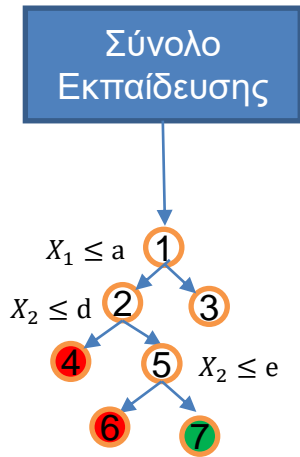
F. Thams, A. Venzke, R. Eriksson, S. Chatzivasileiadis. Efficient Database Generation for Data-Driven Security Assessment of Power Systems. *IEEE Transactions on Power Systems*



Αλγόριθμοι
επιβλεπόμενης μηχανικής
μάθησης για την
αξιολόγηση της δυναμικής
ασφάλειας



Δέντρα Αποφάσεων



Οι κανόνες της δομής του ΔΑ χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση ασφάλειας.

- Το αρχικό σύνολο εκπαίδευσης χωρίζεται με βάση τον κανόνα που δημιουργεί τα δύο πιο «καθαρά» υποσύνολα. Επαναλαμβάνεται η διαδικασία και στα νέα υποσύνολα.
- Οι δείκτες εντροπίας ή Gini χρησιμοποιούνται ως δείκτες καθαρότητας των υποσυνόλων. Όσο πιο μικροί οι δείκτες τόσο πιο καθαρά υποσύνολα.

$$E_c = - \sum_j p_{jn} \log(p_{jn})$$

$$GINI_c = \sum_j p_{jn} (1 - p_{jn})$$

- p_{jn} : πιθανότητα της κατηγορίας j στο νέο υποσύνολο (αριθμός σεναρίων με κατηγορία j στο υποσύνολο / σύνολο σεναρίων στο υποσύνολο).
- Η επέκταση του δέντρου σταματά εάν:
 - Ο δείκτης εντροπίας/gini σε ένα υποσύνολο είναι μικρότερος ενός αριθμού (ο κόμβος χαρακτηρίζεται ως φύλλο και κατηγοριοποιείται ανάλογα με τα σενάρια που περιέχει)
 - Αν το υποσύνολο που δημιουργείται έχει μικρό αριθμό σεναρίων (η ξεπεραστεί ένα δεδομένο μήκος ΔΑ) ώστε να κρατήσει το ΔΑ την ικανότητα γενίκευσης και να μην προσαρμοστεί εξολοκλήρου στο σύνολο εκπαίδευσης.



Ταξινομητές Μηχανικής Μάθησης για την εκτίμηση δυναμικής ασφάλειας

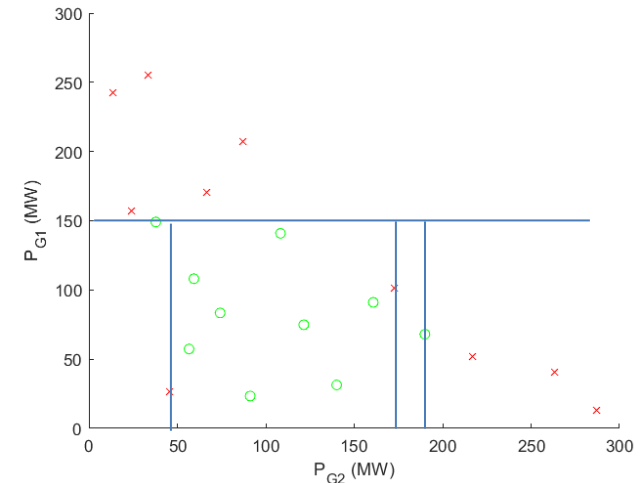
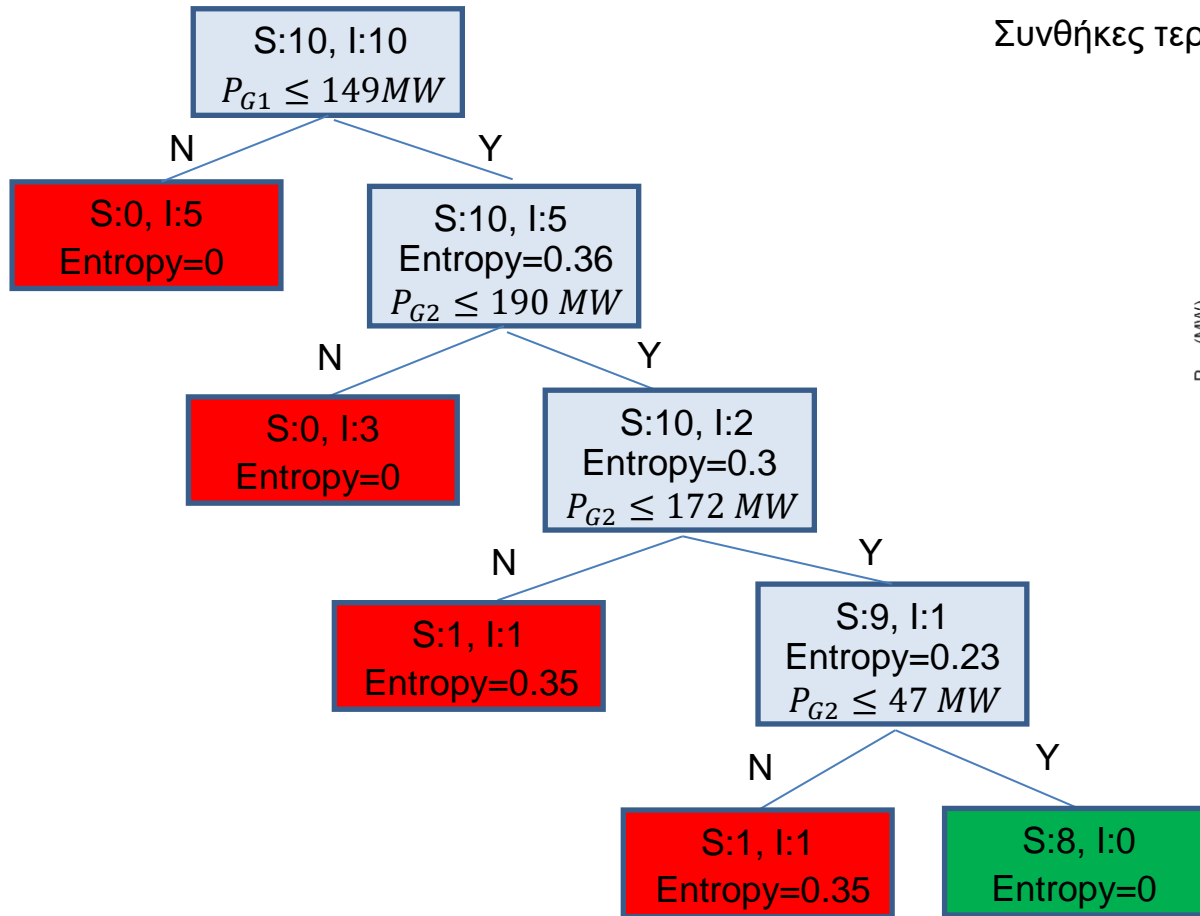
Μέθοδος	Δέντρα Αποφάσεων	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	Μηχανές Υποστήριξης Απόφασης
+	<ul style="list-style-type: none">• Κανόνες εύκολα κατανοητοί• Γρήγορη Εκπαίδευση• Απλά ΔΑ μπορούν εύκολα να ενσωματωθούν σε προβλήματα βελτιστοποίησης για την εξαγωγή εντολών λειτουργίας	<ul style="list-style-type: none">• Υψηλή ακρίβεια και σε μη γραμμικά μοντέλα• Μπορούν να εκπαιδεύονται “online”	<ul style="list-style-type: none">• Υψηλή ακρίβεια και σε μη γραμμικά μοντέλα
-	<ul style="list-style-type: none">• Δεν υπολογίζονται οι βέλτιστοι κανόνες ασφαλείας• Χαμηλότερη απόδοση στην πρόβλεψη μη γραμμικών μοντέλων	<ul style="list-style-type: none">• Δεν εκπαιδεύονται βέλτιστα• Δεν ενσωματώνονται εύκολα σε προβλήματα βελτιστοποίησης (Neuron activation function)• Δεν είναι εύκολο να κατανοηθεί πως η δομή τους συσχετίζεται με την ασφάλεια	<ul style="list-style-type: none">• Δεν ενσωματώνονται εύκολα σε προβλήματα βελτιστοποίησης (Kernel activation function)• 1 επίπεδο διαχωρισμού• Δεν είναι εύκολο να κατανοηθεί πως συσχετίζεται με την ασφάλεια



Παράδειγμα εκπαίδευσης Δέντρου αποφάσεων

$$E_c = - \sum_j p_{jn} \log(p_{jn})$$

Συνθήκες τερματισμού: $N \leq 2, E_c \leq 0.05$



Σενάριο λειτουργίας :
 $P_{G1} = 100$ & $P_{G2} = 175$
 ?

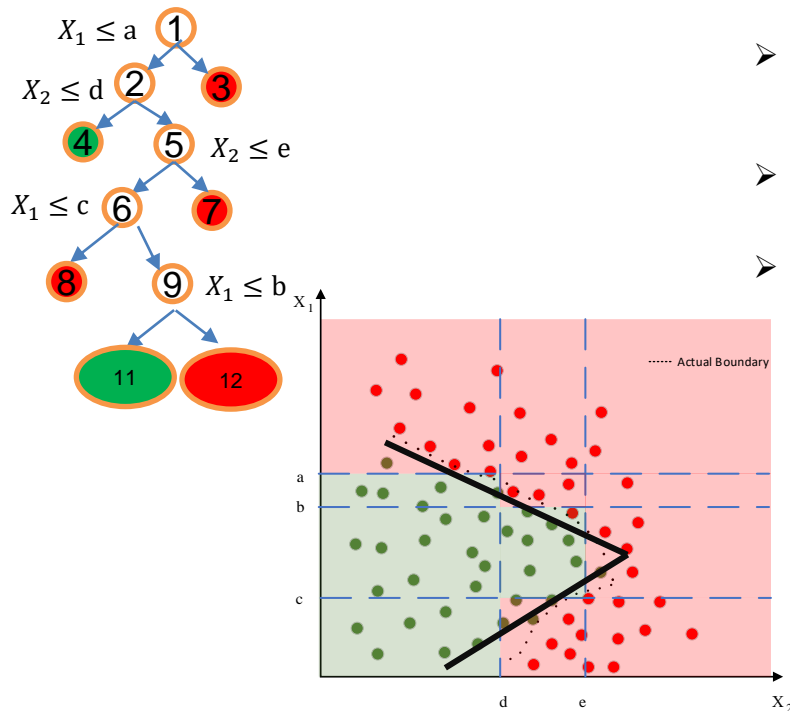
Κανόνες λειτουργίας:
 $P_{G1} \leq 149$ & $47 \leq P_{G2} \leq 172$



Βέλτιστα Δέντρα απόφασης



- Τα ΔΑ λόγω της απλής (γραμμικής) δομής των κανόνων χρησιμοποιούνται ευρέως.



- Η επιλογή του κανόνα κάθε κόμβου γίνεται τοπικά χωρίς να λαμβάνεται υπόψιν πως επηρεάζεται η συνολική απόδοση του ΔΑ, οδηγώντας σε ΔΑ που μπορεί να μην είναι βέλτιστα.
- Διαχωρίζουν τον χώρο τετραγωνικά και μπορεί να μην έχουν υψηλή ακρίβεια στον υπολογισμό μη γραμμικών ορίων.
- Πολύπλοκές δομές ΔΑ μπορεί να χρειάζονται για την επίτευξη υψηλού επιπέδου ακρίβειας.
- Η τεχνική των **Βέλτιστων Δέντρων Απόφασης (Optimal Classification Trees)** για την εκπαίδευση ενός ΔΑ:
 - Χρησιμοποιεί γραμμικούς συνδυασμούς των χαρακτηριστικών ($a_1X \leq b_1$).
 - Εκπαιδεύει το ΔΑ σε ένα βήμα με λύση προβλήματος βελτιστοποίησης υπολογίζοντας τους βέλτιστους κανόνες.
 - Λαμβάνει υπόψιν κατά την εκπαίδευση τόσο την απόδοση του ΔΑ όσο και την πολυπλοκότητα της δομής του.



Αλγόριθμος Βέλτιστων Δέντρων Απόφασης



Δεδομένα εισόδου

- Μέγιστη Δομή Δέντρου
- Ελάχιστα σενάρια σε κάθε φύλλο
- Σενάρια εκπαίδευσης
 - Y_i : κατηγοριοποίηση σεναρίου i (1: ανασφαλής, 0: ασφαλής).
 - X_i : χαρακτηριστικά σεναρίου i

Μεταβλητές απόφασης ΒΔΑ

- z_{it} (δυναμική): Τοποθέτηση σεναρίου i στο φύλλο t .
- N_t : Πληθυσμός σεναρίων σε κάθε φύλλο
- N_{1t} : Πληθυσμός «ανασφαλών» σεναρίων σε κάθε φύλλο
- C_t (δυναμική): Κατηγορία του φύλλου (1: ανασφαλής, 0: ασφαλής).
- L_t : Σφάλμα σε κάθε φύλλο
- l_t (δυναμική): Ύπαρξη σεναρίων στο φύλλο t .
- d_t (δυναμική): Διαχωρισμός σεναρίων στον κόμβο t .
- a_{jt} : Βάρος χαρακτηριστικού j στον κανόνα του κόμβου t .
- \hat{a}_{jt} : Απόλυτη τιμή βάρους στον κανόνα του κόμβου t .
- b_t : Όριο στον κανόνα του κόμβου t

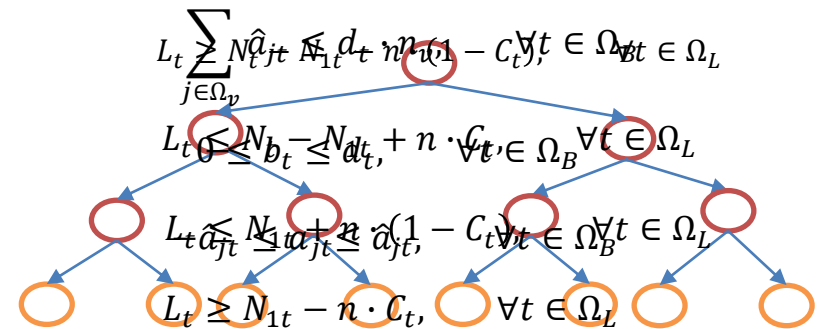
Αντικειμενική Συνάρτηση:
$$\frac{1}{\hat{L}} \sum_{t \in \Omega_L} L_t + a \sum_{t \in \Omega_B} d_t$$

Περιορισμοί: Περιορισμοί φύλλων

$$\sum_{i \in \Omega_N} a_{it} z_{it} \geq N_t + e \quad \forall t \in \Omega_L \quad \left(1 - \sum_{i \in \Omega_{RC}} z_{it} z_{it}\right) N_{1t}, \quad i \in \Omega_N \quad \forall t \in \Omega_B$$

$$\sum_{t \in \Omega_L} z_{it} \leq b_t + M_i \left(1 - \sum_{t \in \Omega_{LC}} z_{it} z_{it}\right) \quad \forall i \in \Omega_N \quad \forall t \in \Omega_B \in \Omega_L$$

$$\sum_{i \in \Omega_N} z_{it} \leq d_t \leq dp_t \quad \forall t \in \Omega_L \in \Omega_B \setminus \{1\}$$



Εφαρμογή και σύγκριση ταξινομητών στο ΜΔΝ της Ρόδου

- Η ευστάθεια της συχνότητας είναι ο κύριος παράγοντας ασφάλειας των ΜΔΝ.
- Η συνηθέστερη πρακτική είναι η περικοπή της διείσδυσης των ΑΠΕ:
 - για την αποφυγή της παραβίασης των τεχνικών ελαχίστων των μονάδων
 - για λόγους ευστάθειας μέσω ενός δυναμικού περιορισμού (π.χ. μέγιστη διείσδυση ΑΠΕ < 30% της ονομαστικής ισχύος των μονάδων ντίζελ σε λειτουργία)
- Τα επίπεδα πρωτεύουσας εφεδρείας μπορεί να σχετίζονται με την πιθανή διακύμανση της παραγωγής των ΑΠΕ (ή του φορτίου) καθώς και με την παραγωγή της μεγαλύτερης θερμικής μονάδας (κριτήριο N-1) ανάλογα με τα χαρακτηριστικά κάθε ΜΔΝ.
- Αξιολόγηση της ασφάλειας με εμπειρικούς κανόνες (εφεδρείες > παραγωγή ΑΠΕ, διείσδυση ΑΠΕ < 30% της ονομαστικής ισχύος των μονάδων ντίζελ σε λειτουργία, κ.τ.λ.)



Δημιουργία συνόλου εκπαίδευσης

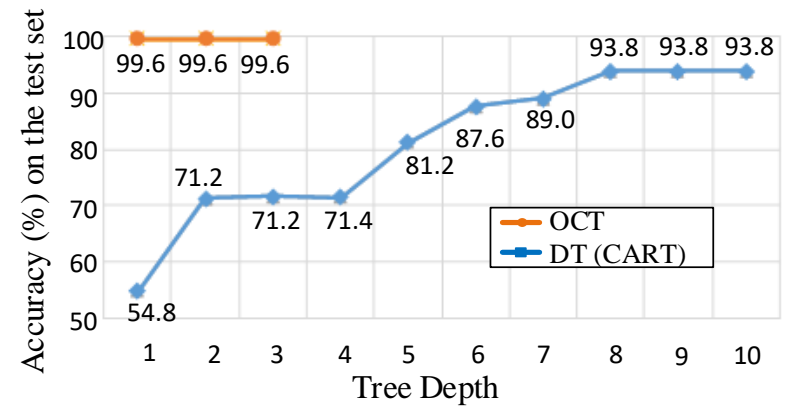
Επιλογή Σεναρίων		Περιγραφή Βάση Δεδομένων Εκπαίδευσης
Σύμβολο	Περιγραφή	
N: 1 UC	Σενάρια Λειτουργίας Μονάδων	Συνολική Αδράνεια Θερμικών Μονάδων (Χαρακτηριστικά) N, H, Σ, L (MWs)
R	Σενάρια Πρωτεύουσας Εφεδρείας	
P	Σενάρια Διαθέσιμης Παραγωγής ΑΠΕ	
Rep L	Σενάρια Διείσδυσης ΑΠΕ Συνολικού Φορτίου	
$\sum P_j$	Επίλυση Προβλήματος Κατανομής	Συνολικό Φορτίο συστήματος (MW) Μέγιστη ΑΠΕ διαταραχής (MW)
N: 1 P ₂ Q ₂ P Q ₁	Πρωτεύουσα Θερμικών Μονάδων Εφεδρεία Θερμικών Μονάδων Παραγωγή Κατανεμημένων ΑΠΕ Εφεδρεία Κατανεμημένων ΑΠΕ	Συνολική Εφεδρεία Α/Π για παροχή επικουρικών υπηρεσιών (MW)
$\sum_{j \in \{D1-D2\}} Q_j$	Λογισμική Δυναμικών Προσομοιώσεων	Συνολική πρωτεύουσα Εφεδρεία των θερμικών μονάδων D1-D2 (MW)
$\sum_{j \in \{D3-D5\}} Q_j$		Συνολική πρωτεύουσα Εφεδρεία των θερμικών μονάδων D3-D5 (MW)
$\sum_{j \in \{G1-G4\}} Q_j$		Συνολική πρωτεύουσα Εφεδρεία των θερμικών μονάδων G1-G4 (MW)
$\sum_{j \in W} P_j$	N: 1 1 Αποσύνδεση Α/Π με τη μεγαλύτερη παραγωγή	Συνολική παραγωγή Α/Π (MW) Διαταραχή
		Λίστα διαταραχών

- Επιλογή σεναρίων που περιγράφουν οριακές συνθήκες (διαφορετικές μονάδες σε λειτουργία, διείσδυση ΑΠΕ, επίπεδα πρωτεύουσα εφεδρεία, φορτίο, κ.τ.λ.)
- Επίλυση προβλήματος οικονομικής κατανομής
 - Ρεαλιστικά επίπεδα λειτουργίας κάθε μονάδας.
 - Εφαρμογή των χαρακτηριστικών λειτουργίας μέσω περιορισμών (π.χ. Επίπεδα εφεδρείας, μέγιστης διείσδυσης ΑΠΕ)
- Για κάθε σενάριο πραγματοποιούνται δυναμικές προσομοιώσεις για συγκεκριμένες διαταραχές.
- Καταγράφονται οι δείκτες που θα χρησιμοποιηθούν για την κατηγοριοποίηση κάθε σεναρίου (ROCOF, Frequency Nadir, Steady State Frequency)
- Από τη λύση της οικονομικής κατανομής υπολογίζονται τα χαρακτηριστικά κάθε σεναρίου.



Σύγκριση Ταξινομητών

- Υψηλότερη ακρίβεια των ΒΔΑ σε σύγκριση με τα συμβατικά ΔΑ ακόμα και σε απλές δομές του δέντρου.
- Η συμβατική προσέγγιση (45% διείσδυση ΑΠΕ, 12.5% του φορτίου πρωτεύουσα εφεδρεία) είναι αρκετά συντηρητική αξιολογώντας τα περισσότερα οριακά σενάρια ως ανασφαλή.
- Τα ΒΔΑ πετυχαίνουν υψηλότερο βαθμό ακρίβειας και από μη γραμμικούς ταξινομητές (Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, Μηχανές Διαनुσμάτων Υποστήριξης)
- Το μειονέκτημα των ΒΔΑ συγκριτικά με τα συμβατικά ΔΑ είναι ο μεγαλύτερος χρόνος εκπαίδευσης



Σύγκριση στον χρόνο εκπαίδευσης

Μέθοδος	ΧΡΟΝΟΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ (s)
ΒΔΑ (Βάθος ΔΑ=2)	192.2
ΔΑ (CART)	0.1

Σύγκριση στην ακρίβεια

Μέθοδος	ΑΚΡΙΒΕΙΑ ΣΤΑ ΑΝΑΣΦΑΛΗ ΣΕΝΑΡΙΑ (%)	ΑΚΡΙΒΕΙΑ ΣΤΑ ΑΣΦΑΛΗ ΣΕΝΑΡΙΑ (%)	ΣΥΝΟΛΙΚΗ ΑΚΡΙΒΕΙΑ (%)
ΒΔΑ	99.9	99.5	99.6
ΔΑ (CART)	94.4	87.8	88.8
ΤΝΔ	98.4	99.3	99.2
ΜΔΥ	99.9	82.83	85
Συμβατική	95.8	7.24	20



Αξιολόγηση Τεχνικών Μηχανικής Μάθησης



Δείκτες αξιολόγησης

Πως αξιολογείται η απόδοση ενός ταξινομητή δυναμικής ασφάλειας:

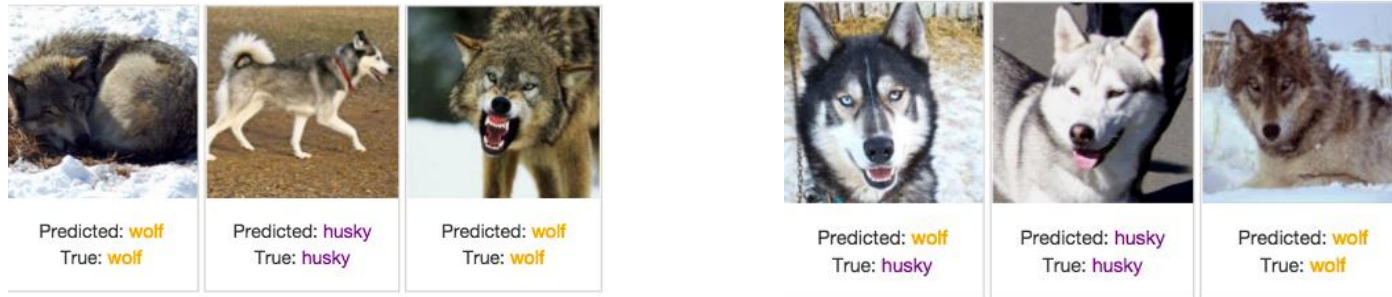
- Σύνολο σεναρίων αξιολόγησης (σενάρια τα οποία δεν χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του ταξινομητή)
- Δείκτες Απόδοσης
 - Ακρίβεια
 - Confusion Matrix, etc.

		Target class (actual values)	
		1	0
Output class (predicted values)	1	True positive (TP)	False positive (FP)
	0	False negative (FN)	True Negative (TN)

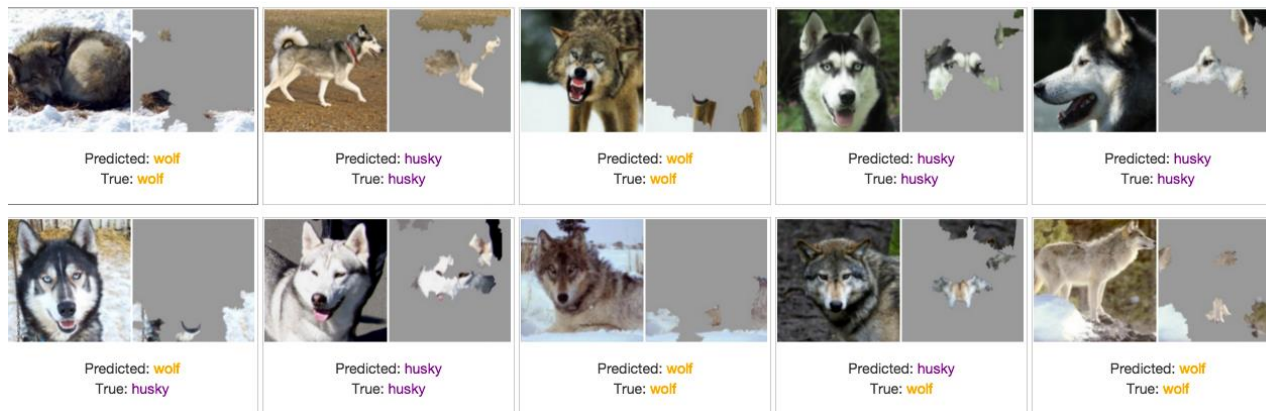
Αρκεί η εκτίμηση απόδοσης σε ένα σύνολο αξιολόγησης?



Κατανόηση αποφάσεων μηχανικής μάθησης



5/6 σωστά!



Μεγαλύτερη βαρύτητα στον εντοπισμό λευκού χρώματος

Interpretable Machine Learning. A Guide for Making Black Box Models Explainable (<https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/>)

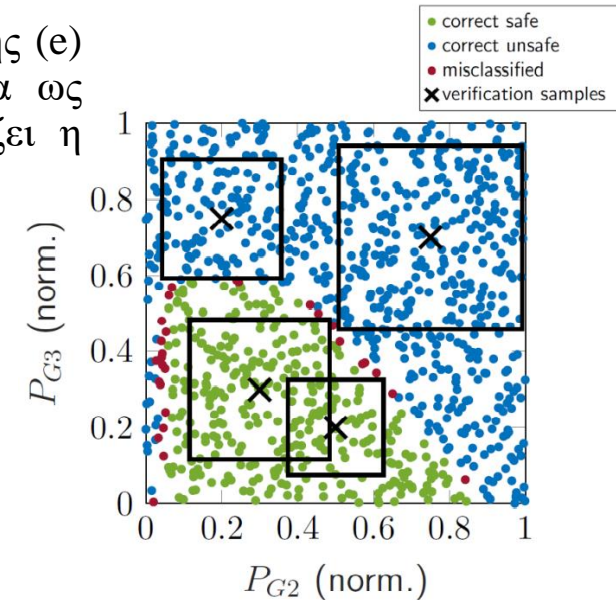


Παράδειγμα τεχνικής αξιολόγησης εφαρμογών μηχανικής μάθησης σε ΣΗΕ

Δημιουργία ενός προβλήματος βελτιστοποίησης για την αξιολόγηση της απόδοσης:

- Ψάχνει να βρει αν υπάρχει σενάριο μέσα σε εύρος απόστασης (ϵ) από ένα συγκεκριμένο σενάριο (π.χ. που θεωρεί σίγουρα ως ασφαλή ή ανασφαλή ο διαχειριστής) για το οποίο αλλάζει η κατηγοριοποίηση (ασφαλές/ανασφαλές)

$$\begin{aligned} \max_{x,y} \quad & y_2 - y_1 \\ \text{s.t.} \quad & y = NN(x) \\ & |x - x_{\text{ref}}|_{\infty} \leq \epsilon \end{aligned}$$



A. Venzke, S. Chatzivasileiadis. Verification of Neural Network Behaviour: Formal Guarantees for Power System Applications. IEEE Transactions on Smartgrid

- Έρευνα πάνω στην συσχέτιση της συμπεριφοράς του ταξινομητή μηχανικής μάθησης μέσω ενός προβλήματος βελτιστοποίησης με φυσικές αναπαραστάσεις του συστήματος.



Ευχαριστώ για την
προσοχή σας!

