



Έλαβε το B.Sc. στην Επιστήμη των Υπολογιστών από το Τμήμα Επιστήμης Υπολογιστών του Πανεπιστημίου Κρήτης το 2011. Το 2014 και το 2020, έλαβε το M.Sc. και το Ph.D. αντίστοιχα, στην Πληροφορική από το Τμήμα Πληροφορικής του Αριστοτελείου Πανεπιστημίου Θεσσαλονίκης (ΑUTH). Εργάζεται ως μεταδιδακτορική ερευνήτρια στο εργαστήριο Δικτύων και Συστημάτων Επικοινωνίας του Τμήματος Πληροφορικής του ΑUTH. Έχει συμμετάσχει σε 3 χρηματοδοτούμενα από την ΕΕ ερευνητικά έργα. Τα τρέχοντα ερευνητικά της ενδιαφέροντα επικεντρώνονται στους τομείς των οπτικών δικτύων, των LPWAN και των δικτύων IoT. Επιπλέον, κατέχει M.Sc. στην Πληροφορική και Τεχνολογία Εκπαίδευσης από το Τμήμα Εκπαιδευτικής και Κοινωνικής Πολιτικής του Πανεπιστημίου Μακεδονίας.

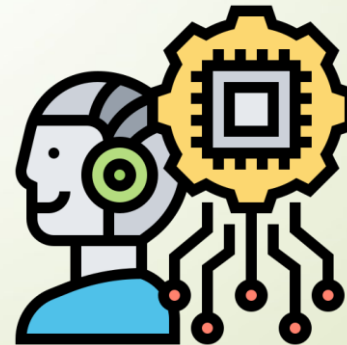
Δρ. Μπελετσιώτη Γεωργία

# Αλγόριθμοι Τεχνητής Νοημοσύνης σε Οπτικά Δίκτυα

Δρ. Μπελεσιώτη Γεωργία

## Περιγραφή Παρουσίασης

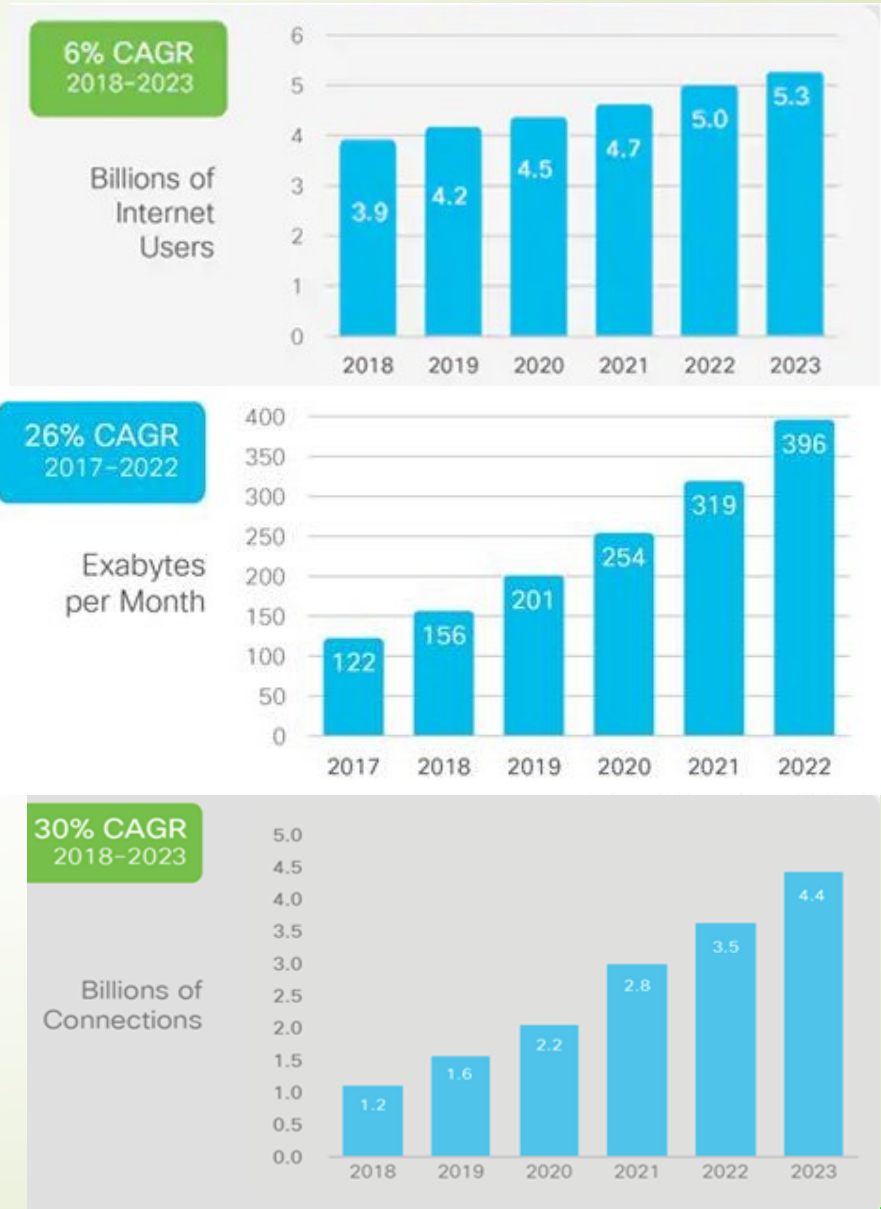
- Απαιτήσεις των σύγχρονων δικτύων, τάσεις και οπτική δικτύωση
- Εισαγωγή στην Τεχνητή Νοημοσύνη και τη Μηχανική Μάθηση
- Ενσωμάτωση της Μηχανικής Μάθησης στα Οπτικά Δίκτυα
- Περιπτώσεις χρήσεις
- Περιγραφή αλγορίθμου Μηχανικής Μάθησης LESA σε EON
- Επίλογος



# Τάσεις στα σύγχρονα δίκτυα και οπτική δικτύωση

- Τεράστια αύξηση των χρηστών του Διαδικτύου
- Εκρηκτική αύξηση της κυκλοφορίας στα σύγχρονα δίκτυα
- Υιοθέτηση του Διαδικτύου των Πραγμάτων (Internet of Things - IoT) και έλευση του 5G

Δρ. Μπελεσιώτη Γ.



# Τάσεις στα σύγχρονα δίκτυα και οπτική δικτύωση

- Τα Οπτικά Δίκτυα είναι συστήματα που χρησιμοποιούν ψηφιακά δεδομένα υπό μορφή φωτός για τη μετάδοση πληροφοριών μέσω οπτικών ινών
- Τα δίκτυα αυτά έναν κρίσιμο τμήμα της σύγχρονης υποδομής τηλεπικοινωνιών και χρησιμοποιούνται ευρέως για τη μετάδοση δεδομένων υψηλής ταχύτητας σε μεγάλες αποστάσεις
- Χρησιμοποιούνται εκτενώς ως τα κύρια δίκτυα μεταφοράς της πληροφορίας μεταξύ των χρηστών
- Βασικότερα πλεονεκτήματα οπτικών δικτύων
  - υψηλότερο εύρος ζώνης
  - χαμηλότερη απώλεια σήματος
  - ανοσία στις ηλεκτρομαγνητικές παρεμβολές

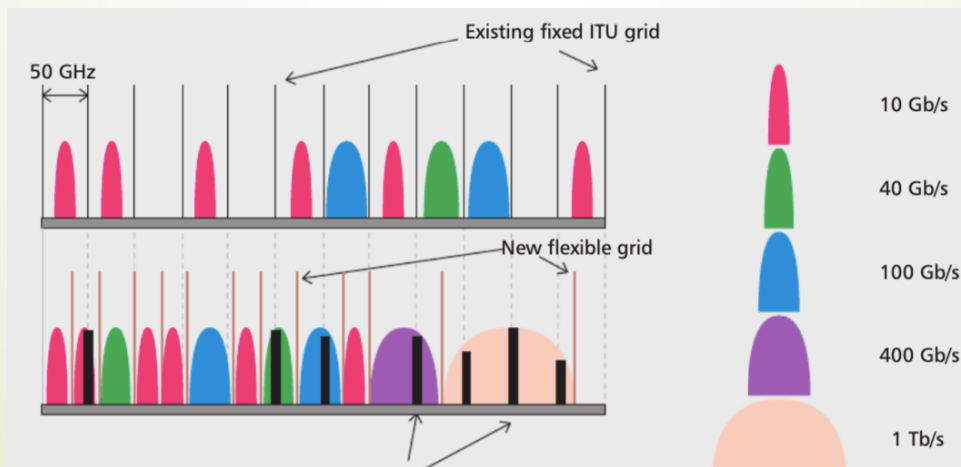
# Εξελίξεις στον τομέα της οπτικής δικτύωσης

- Από τα οπτικά δίκτυα 1<sup>ης</sup> γενιάς
  - παραμένουν τελείως ηλεκτρονικά πλην του μέσου μετάδοσης
  - όλες οι λειτουργίες γίνονται στο ηλεκτρικό επίπεδο (επεξεργασία, μεταγωγή κλπ.)
- Στα οπτικά δίκτυα 2<sup>ης</sup> γενιάς
  - μεταφορά τμήματος των λειτουργιών δρομολόγησης & μεταγωγής στο οπτικό επίπεδο
  - «ευφυΐα» του δικτύου μεταφέρεται στο οπτικό πεδίο
  - εισαγωγή της έννοιας της πολυπλεξίας μήκους κύματος WDM & DWDM (Fixed Grid)
  - επιτρέπουν τη μεταφορά πολλών ροών δεδομένων μέσω μιας οπτικής ίνας, αυξάνοντας σημαντικά τη χωρητικότητα των δικτύων



# Εξελίξεις στον τομέα της οπτικής δικτύωσης

- Στα NextGen Optical Networks
  - απλές διαμορφώσεις σήματος (επαρκείς για ρυθμούς bit έως 10) → εξελιγμένα σχήματα διαμόρφωσης (400 Gbps and beyond)
  - επικεντρώνονται στη γενικότερη βελτίωση των δικτύων (scalability, flexibility, efficiency)
  - εισαγωγή νέων στοιχείων
  - συνεχείς καινοτομίες, όπως τα ευέλικτα οπτικά δίκτυα (Flexgrid) → Elastic Optical Networks (EON)



# Προκλήσεις κατά την ανάπτυξη και τη λειτουργία στην οπτική δικτύωση

- Όλες αυτές οι εξελίξεις στα οπτικά δίκτυα έχουν επιφέρει **αυξημένη πολυπλοκότητα** κατά την σχεδίαση και την υλοποίηση των δικτύων αυτών
  - αυτή η αύξηση της πολυπλοκότητας πηγάζει από την εισαγωγή ενός ευρέος φάσματος ρυθμίσιμων και αλληλεξαρτώμενων παραμέτρων, όπως ρυθμίσεις δρομολόγησης, μορφές διαμόρφωσης, ρυθμούς συμβόλων, κωδικοποίηση
  - ❖ Όλα αυτά → με σκοπό την προσαρμογή του δικτύου λαμβάνοντας υπόψη τις φυσικές συνθήκες και την κίνηση, για την επίτευξη μέγιστης αποδοτικότητας

Κρίνεται απαραίτητη η εισαγωγή κάποιου είδους νοημοσύνης στα δίκτυα επικοινωνιών έτσι ώστε να μπορούν να συμβαδίζουν με τις τάσεις των σύγχρονων επικοινωνιών



# Εισαγωγή στην Τεχνητή Νοημοσύνη και τη Μηχανική Μάθηση

## ✓ Προηγμένα μαθηματικά εργαλεία

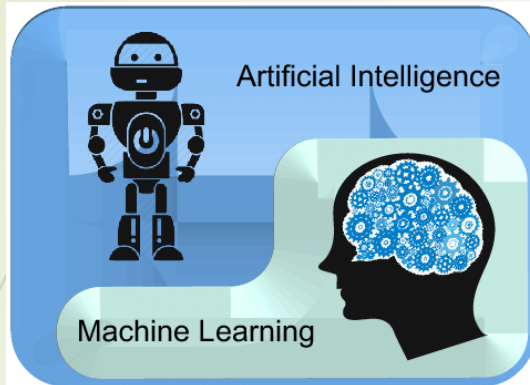
- ✓ εξαγωγή σημαντικών πληροφοριών από τα δεδομένα που παράγονται από το δίκτυο
- ✓ λήψη αποφάσεων που αφορούν την κατάλληλη λειτουργία των δικτύων

## ✓ Ανάμεσα σε αυτά τα μαθηματικά εργαλεία, η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning) θεωρείται ως μία από τις πιο ελπιδοφόρες μεθοδολογικές προσεγγίσεις για την **ανάλυση δεδομένων δικτύου** και τη δυνατότητα **αυτόματης διαμόρφωσης δικτύου** και **διαχείρισης βλαβών**

## ✓ στόχος → η γενικότερη βελτίωση της λειτουργίας του δικτύου

- Network Congestion
- Resource Allocation
- Energy Efficiency

# Εισαγωγή στην Τεχνητή Νοημοσύνη και τη Μηχανική Μάθηση



Η μηχανική μάθηση είναι ένα υποσύνολο της τεχνητής νοημοσύνης στο οποίο οι υπολογιστές μαθαίνουν από τα δεδομένα και βελτιώνονται με την εμπειρία χωρίς να είναι σαφώς προγραμματισμένοι

- Η μηχανική μάθηση αποτελείται από διαφορετικούς τύπους μοντέλων μηχανικής μάθησης
  - a. επιβλεπόμενο (supervised learning)
  - b. χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning),
  - c. μάθηση με ενίσχυση (reinforcement learning)
- Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης είναι σχεδιασμένοι να **ταξινομούν** δεδομένα, να **βρίσκουν μοτίβα**, να **προβλέπουν** τα αποτελέσματα και να **λαμβάνουν αποφάσεις**
- Οι αλγόριθμοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν ένας κάθε φορά ή να συνδυαστούν για να επιτευχθεί η καλύτερη δυνατή ακρίβεια όταν εμπλέκονται σύνθετα και πιο απρόβλεπτα δεδομένα.

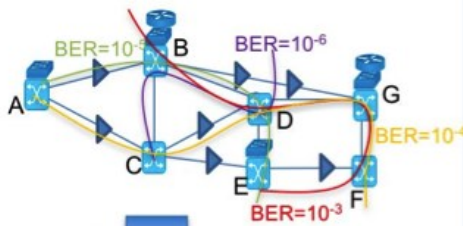
# Εισαγωγή στην Τεχνητή Νοημοσύνη και τη Μηχανική Μάθηση

## Training Phase

$\lambda=1550$ , path= nodes A-C-D-G-F,  
Mod = QPSK,  $\rightarrow$  BER= $10^{-5}$

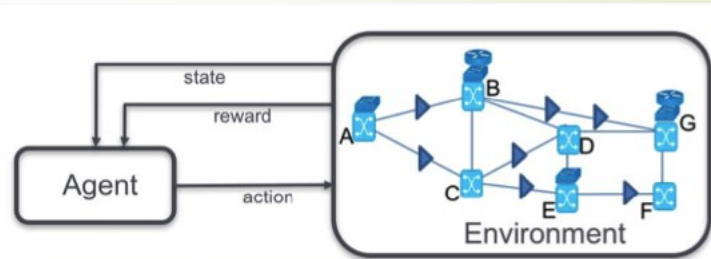
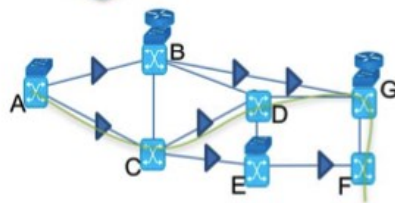
$\lambda=1553$ , path= nodes B-G-D-F-E,  
Mod = QPSK,  $\rightarrow$  BER= $10^{-2}$

...

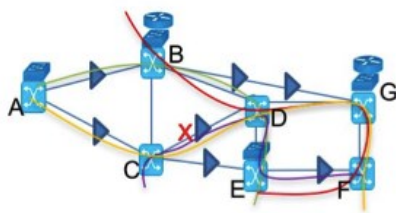


## Active Phase

Create path:  $\lambda = 1553$ , nodes A-C-D-G-F,  
Mod QPSK  $\rightarrow$  BER=?



Initial state	Action	Final state	Reward
$\lambda=1550$ , nodes A-B-E-H, Mod QPSK, BER= $10^{-3}$	Change: Mod DPQPSK	BER= $10^{-3}$	0
$\lambda=1550$ , nodes A-B-E-H, Mod QPSK, BER= $10^{-3}$	Change: power output channel +5 dBm	BER= $10^{-2}$	-1
$\lambda=1550$ , nodes A-B-E-H, Mod QPSK, BER= $10^{-3}$	Change: Mod BPSK	BER= $10^{-4}$	+1



### Data:

$\lambda=1550$ , path= nodes A-B-D-E, Mod = QPSK, BER= $10^{-6}$

$\lambda=1553$ , path= nodes A-C-D-G-F, Mod = BPSK, BER= $10^{-2}$

$\lambda=1544$ , path= nodes C-D-E-F, Mod = DPQPSK, BER= $10^{-2}$

$\lambda=1545$ , path= nodes B-D-G-F-E, Mod = 16-QAM, BER= $10^{-7}$

Δρ. Μπελετσιώτη Γ.

Anomaly  
detection  
for link C-D

# Περιπτώσεις χρήσης Μηχανικής Μάθησης στην Οπτική Δικτύωση

## ✓ Πρόβλεψη κίνησης

Η πρόβλεψη της κυκλοφορίας επιτρέπει στους διαχειριστές να σχεδιάζουν και να λειτουργούν τα δίκτυά τους με αποτελεσματικό τρόπο

- Κατά τη φάση του σχεδιασμού, η πρόβλεψη της κυκλοφορίας επιτρέπει τη μείωση του overprovisioning (εγκατάσταση επιπλέον εξοπλισμού για να καλυφθούν ανάγκες αυξημένης χωρητικότητας)
- Κατά τη λειτουργία του δικτύου, η χρήση πόρων μπορεί να βελτιστοποιηθεί ανακατευθύνοντας την υπάρχουσα κυκλοφορία και κρατώντας πόρους για μελλοντικά αιτήματα κυκλοφορίας

# Περιπτώσεις χρήσης Μηχανικής Μάθησης στην Οπτική Δικτύωση

## ✓ Πρόβλεψη κίνησης

- Με την γνώση των ιστορικών δεδομένων σχετικά με τη συμπεριφορά των χρηστών και τα προφίλ κυκλοφορίας
  - ML algorithms χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη μελλοντικών απαιτήσεων κυκλοφορίας και των συνακόλουθων αναγκών πόρων
    - Αυτό επιτρέπει στους μηχανικούς δικτύου να ενεργοποιούν προληπτική ανακατεύθυνση κυκλοφορίας και περιοδική επαναβελτίωση του δικτύου, προκειμένου να φιλοξενήσουν όλη την κυκλοφορία των χρηστών και ταυτόχρονα να μειώσουν τη χρήση πόρων του δικτύου
  - ML algorithms χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή κοινών μοτίβων κυκλοφορίας σε διάφορα τμήματα του δικτύου
    - Με αυτόν τον τρόπο, παρόμοιες διαδικασίες σχεδιασμού και διαχείρισης μπορούν να ενεργοποιηθούν επίσης σε διάφορα μέρη του δικτύου που εμφανίζουν ομοιότητες ως προς τις απαιτήσεις κυκλοφορίας

## Περιπτώσεις χρήσης Μηχανικής Μάθησης στην Οπτική Δικτύωση

- ✓ **Εύρεση κατάλληλης διαδρομής (Προβλήματα βελτιστοποίησης RWA - RSA)**
  - Κατά την κατανομή των πόρων του δικτύου για μια νέα αίτηση κυκλοφορίας, πρέπει να επιλεγεί ένα κατάλληλο μονοπάτι προκειμένου να αξιοποιηθούν αποτελεσματικά οι διαθέσιμοι πόροι του δικτύου για τη φιλοξενία της ζητούμενης κυκλοφορίας με την επιθυμητή ποιότητα υπηρεσίας (QoS) χωρίς να επηρεάζονται οι υπάρχουσες υπηρεσίες που έχουν προηγουμένως παροχετευτεί στο δίκτυο
  - Οι παραδοσιακοί αλγόριθμοι δρομολόγησης Dijkstra, Bellman-Ford, Yen εξαρτώνται από τον καθορισμό μιας προκαθορισμένης μετρικής κόστους απόσταση μεταξύ αρχής και προορισμού  
την καθυστέρηση από άκρο σε άκρο  
την κατανάλωση ενέργειας  
ακόμη και τον συνδυασμό των παραπάνω

# Περιπτώσεις χρήσης Μηχανικής Μάθησης στην Οπτική Δικτύωση

## ✓ Εύρεση κατάλληλης διαδρομής

- ML algorithms χρησιμοποιούνται για την ταυτόχρονη λήψη πολλών παραμέτρων που χαρακτηρίζουν το εισερχόμενο αίτημα υπηρεσίας μαζί με πληροφορίες για την τρέχουσα κατάσταση του δικτύου
- Με σκοπό να αντιστοιχίσουν αυτές τις πληροφορίες σε μια βελτιστοποιημένη λύση δρομολόγησης, χωρίς την ανάγκη για πολύπλοκες αξιολογήσεις κόστους του δικτύου

# Περιπτώσεις χρήσης Μηχανικής Μάθησης στην Οπτική Δικτύωση

## ✓ Κατηγοριοποίηση κίνησης

Όταν διάφοροι τύποι υπηρεσιών συνυπάρχουν στην ίδια υποδομή δικτύου, η κατηγοριοποίηση των αντίστοιχων ροών κυκλοφορίας πριν από την εγκατάστασή τους μπορεί να επιτρέψει αποτελεσματική κατανομή πόρων, αντιμετωπίζοντας τον κίνδυνο υπο-ή υπερ-παροχής (over/ under provisioning)

Επιπλέον συμβάλλει

στη διαχείριση προτεραιότητας πακέτων  
στον έλεγχο ροής και συμφόρησης  
στην εξασφάλιση κατάλληλης επιπέδου ποιότητας υπηρεσιών (QoS) για κάθε ροή σύμφωνα με τις συμφωνίες επιπέδου υπηρεσίας (SLAs).

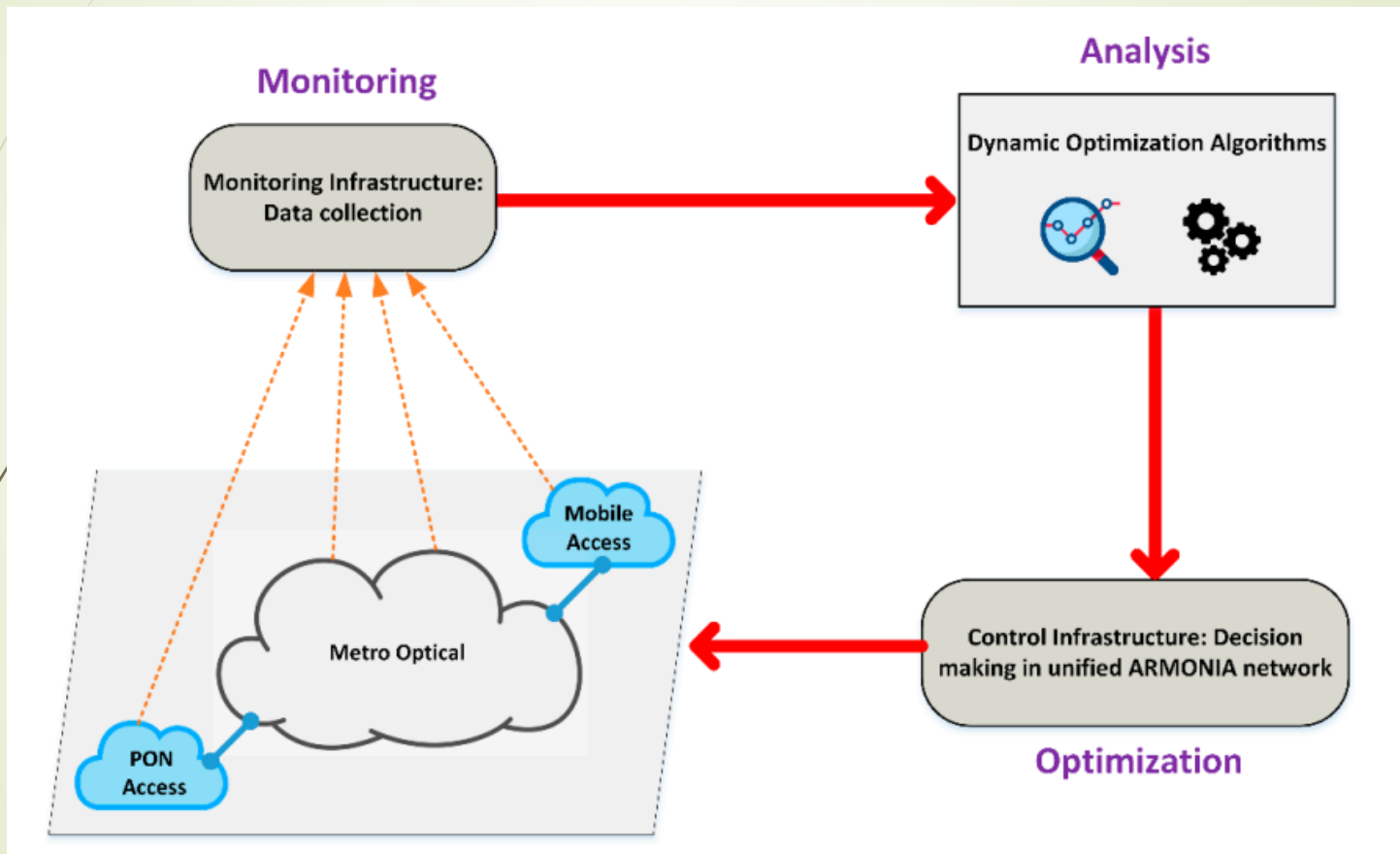
- ML algorithms βασιζόμενοι στα διάφορα χαρακτηριστικά κυκλοφορίας και εκμεταλλευόμενοι το μεγάλο όγκο πληροφοριών που μεταφέρονται από τα πακέτα δεδομένων, χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή κρυφών χαρακτηριστικών κυκλοφορίας και να πραγματοποιήσουν γρήγορη ταξινόμηση πακέτων και διάκριση ροών



# APMONIA: A Unified Access and Metro Network Architecture

- ✓ **ΑυτοΡρυθμιζόμενο και εΝοποιημένο μητροπολιτικό δίκτυο και δίκτυο πρόσβασης (APMONIA)**
  - ✓ παρακολουθεί την κατάσταση του δικτύου
  - ✓ την αναλύει
  - ✓ ενεργεί
- ✓ βελτιστοποιώντας τη λειτουργία του σε σχεδόν πραγματικό χρόνο. Ο οπτικός και IP εξοπλισμός των διαφορετικών τμημάτων του δικτύου (μητροπολιτικό και πρόσβασης) ελέγχονται από κοινού και βέλτιστα μέσω ενός κλειστού βρόχου ελέγχου
- ✓ Οι πληροφορίες εποπτείας/παρακολουθήσης από τις οπτικές και τις IP συσκευές συλλέγονται, αναλύονται με μεθόδους ανάλυσης μεγάλων δεδομένων και χρησιμοποιούνται στις αποφάσεις βελτιστοποίησης μέσω τεχνικών ML. Το δίκτυο αυτορρυθμίζεται λαμβάνοντας υπόψη τις φυσικές συνθήκες και την κίνηση, για την επίτευξη μέγιστης αποδοτικότητας

# APMONIA: A Unified Access and Metro Network Architecture



Αλγόριθμος εξοικονόμησης ενέργειας σε ΕΟΝ κατά τη φάση λειτουργίας του δικτύου χρησιμοποιώντας μηχανισμό μηχανικής μάθησης

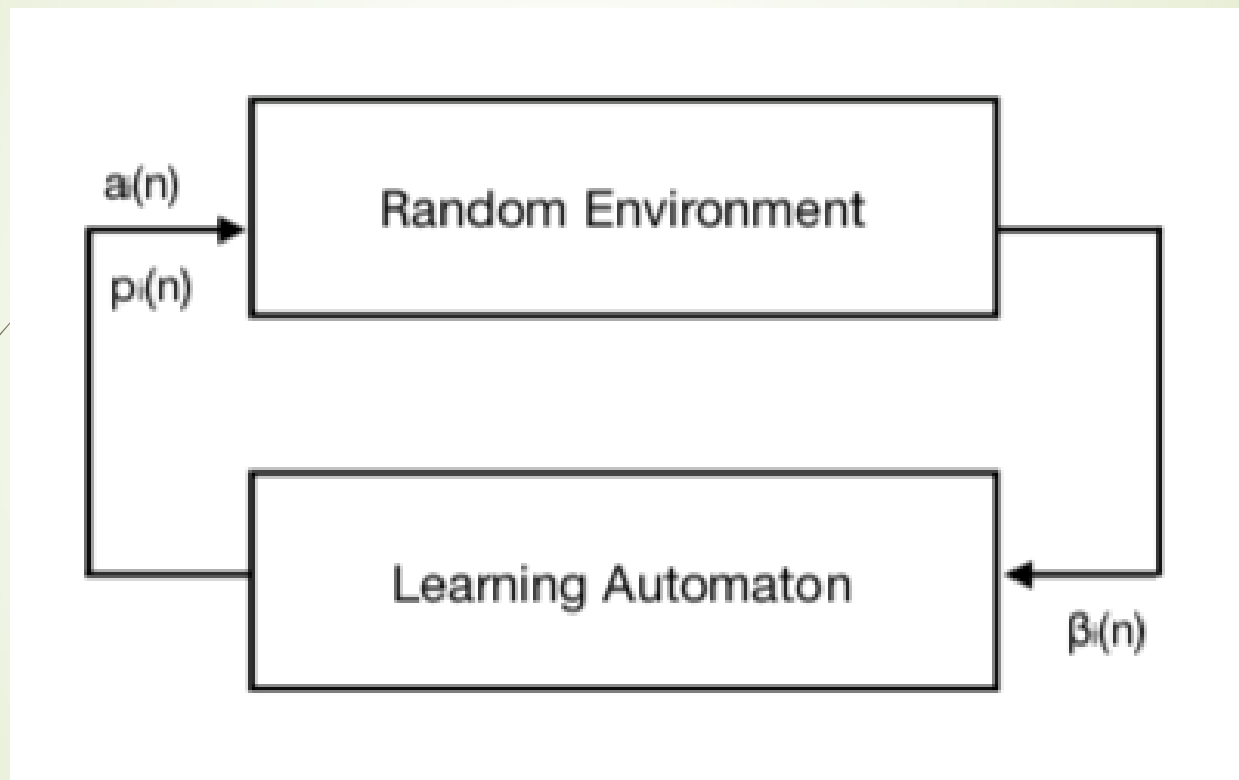
Στην εργασία «A learning-automata-based congestion-aware scheme for energy-efficient elastic optical networks» προτείνεται

- ✓ Ένας νέος προσαρμοστικός αλγόριθμος ειδικά σχεδιασμένος για ελαστικά οπτικά δίκτυα ο οποίος απενεργοποιεί επιλεκτικά τους οπτικούς Transponders σε συνθήκες χαμηλής χρήσης, για να επιτύχει ενεργειακή απόδοση

Αλγόριθμος LESA (Learning Energy Saving Algorithm)

Προσαρμοστικότητα → Learning Automaton

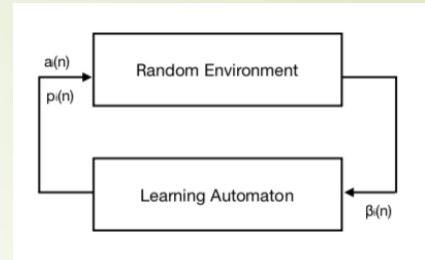
- Learning Automaton/ Type of Machine Learning Algorithm
- Σύστημα με δυνατότητα απόκτησης γνώσης σχετικά με την συμπεριφορά του περιβάλλοντος στο οποίο λειτουργεί
- Το μανθάνων αυτόματο βελτιώνει την απόδοσή του μέσω αλληλεπίδρασης με το τυχαίο περιβάλλον στο οποίο λειτουργεί. Ο σκοπός ενός μανθάνοντος αυτομάτου είναι να βρει μέσα σε ένα σύνολο ενεργειών την ενέργεια εκείνη που είναι βέλτιστη, δηλαδή εκείνη την ενέργεια που προκαλεί τη μικρότερη ποινή από το περιβάλλον στο σύστημα
- Χαμηλή υπολογιστική πολυπλοκότητα



# Αλγόριθμος εξοικονόμησης ενέργειας σε ΕΟΝ κατά τη φάση λειτουργίας του δικτύου χρησιμοποιώντας μηχανισμό μηχανικής μάθησης

## Βασική λειτουργία του LA

1. Σε κάθε στιγμιότυπο  $n$  επιλέγεται μια ενέργεια  $a_i$  με πιθανότητα  $p_{i(n)}$
2. Η ενέργεια που επιλέγεται από το μανθάνων αυτόματο αποκρίνεται με μια αντίδραση  $\beta_{i(n)}$ , η οποία χρησιμοποιείται για την ενημέρωση του διανύσματος πιθανοτήτων  $P$ 
  - Οι πιθανότητες ορισμένων ενεργειών αυξάνονται ή μειώνονται σύμφωνα με την απόκριση που λαμβάνεται από το περιβάλλον
3. Με την ολοκλήρωση αυτής της ενημέρωσης, το μανθάνων αυτόματο επιλέγει την επόμενη ενέργεια βάσει της πιθανότητας  $p_{i(n+1)}$



# Αλγόριθμος εξοικονόμησης ενέργειας σε ΕΟΝ κατά τη φάση λειτουργίας του δικτύου χρησιμοποιώντας μηχανισμό μηχανικής μάθησης

Βασική λειτουργία του προτεινόμενου αλγορίθμου

1. Φάση Παρατήρησης των Transponders  
Μέση χρησιμοποίηση των Transponders

2. Φάση Υλοποίησης του LA

Σύγκλιση αυτομάτου → ιδανικός αριθμός από ανενεργούς Transponders για να μην επηρεάζεται το BBP\*\*

## Algorithm 1 LESA, Observation Phase

**Input:**  
 $G(N, L)$ : Physical Topology  
 $N$ : Set of nodes in the network  
 $L$ : Set of links in the network  
 $Tran$ : Fixed number of BVTs per node  $N$

- 1: Calculate  $K3$  shortest paths
- 2: **for** <each New Connection  $\in G(N, L)$ > **do**
- 3:   Check BVT capacity
- 4:   Ensure Continuity and Contiguity Constraint
- 5:   **if**  $path(i) = FitsConnection$  **then**
- 6:     Route Connection using First Fit
- 7:     Record Transmitter use
- 8:     Record Receiver use
- 9:   **else**
- 10:    Block connection

## Algorithm 2 LESA, Learning Automaton

**Input:**  
 $G(N, L)$ : Physical Topology  
 $N$ : Set of nodes in the network  
 $L$ : Set of links in the network  
 $PC_{total}$ : Total PC from Phase 1  
 Total BBP from Phase 1  
 $Tran'[i][x]$ : Number of transponders per node  $x \in N$  according to  $i$

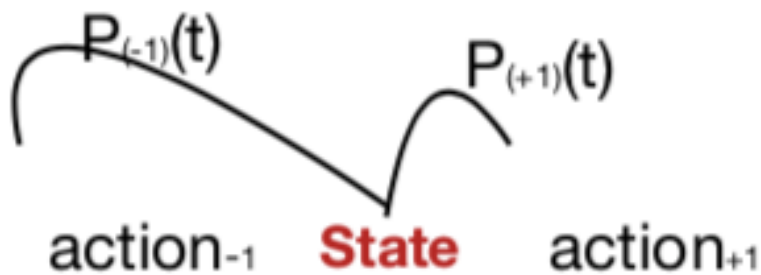
- 1:  $i \leftarrow removedtransponders$  0%, 10%, ..., 100%
- 2:  $S \leftarrow Tran'[i]$
- 3:  $ActionVector \leftarrow [S, action_{(-1)}, action_{(+1)}]$
- 4:  $action_{(-1)} \leftarrow P_{(-1)}$

\*\*BBP - λόγος των connections που χάθηκαν προς όλα τα connections

Δρ. Μπελεσιώτη Γ.

# Αλγόριθμος εξοικονόμησης ενέργειας σε ΕΟΝ κατά τη φάση λειτουργίας του δικτύου χρησιμοποιώντας μηχανισμό μηχανικής μάθησης

Action<sub>-1</sub> → μειώνω τον αριθμό από inactive transponders



Action<sub>+1</sub> → αυξάνω τον αριθμό από inactive transponders

Υπολογίζεται το ενεργειακό κέρδος (ES) συγκριτικά με τη συνολική κατανάλωση ενέργειας (χωρίς απενεργοποίηση κάποιου transponder) και η πιθανότητα αποκλεισμού (BBP) για την συγκεκριμένη κατάσταση

Το LA βρίσκεται στην κατάσταση 3 (S3), οι αντίστοιχες ενέργειες είναι η action - 1 με  $P(-1) = 0,45$ , η ενέργεια + 1 με  $P(+1) = 0,55$  και η αναλογία από ES έως BBP είναι  $r$

Στον κύκλο  $n + 1$ , το LA επιλέγει την action με τη μεγαλύτερη πιθανότητα,  $P(+1)$  και η νέα κατάσταση είναι 4.

Στη συνέχεια, ο λόγος  $r'$  για την κατάσταση 4 εκτιμάται και συγκρίνεται με τον προηγούμενος εκτιμώμενο λόγο  $r$ . Εάν ο λόγος  $r'$  είναι μεγαλύτερος από  $r$ , το LA λαμβάνει μια ανταμοιβή ανταπόκριση και ως εκ τούτου ενημερώνει το σχήμα πιθανότητας

Τέλος, το LA βρίσκεται τώρα στην κατάσταση 4 και οι πιθανότητες για action - 1 και action + 1 είναι  $P - 1 = 0,4455$  και  $P + 1 = 0,5545$  αντίστοιχα. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται έως ότου η LA συγκλίνει σε μια συγκεκριμένη κατάσταση



# Αλγόριθμος εξοικονόμησης ενέργειας σε ΕΟΝ κατά τη φάση λειτουργίας του δικτύου χρησιμοποιώντας μηχανισμό μηχανικής μάθησης

$$P_{(+1)u}(t + 1) = P_{(+1)}(t) + L_1 \times (1 - P_{(+1)}(t))$$

$$P_{(-1)u}(t + 1) = 1 - P_{(+1)}(t)$$

$$P_{(+1)d}(t + 1) = P_{(+1)}(t) - L_2 \times P_{(+1)}(t)$$

$$P_{(-1)d}(t + 1) = 1 - P_{(+1)}(t)$$

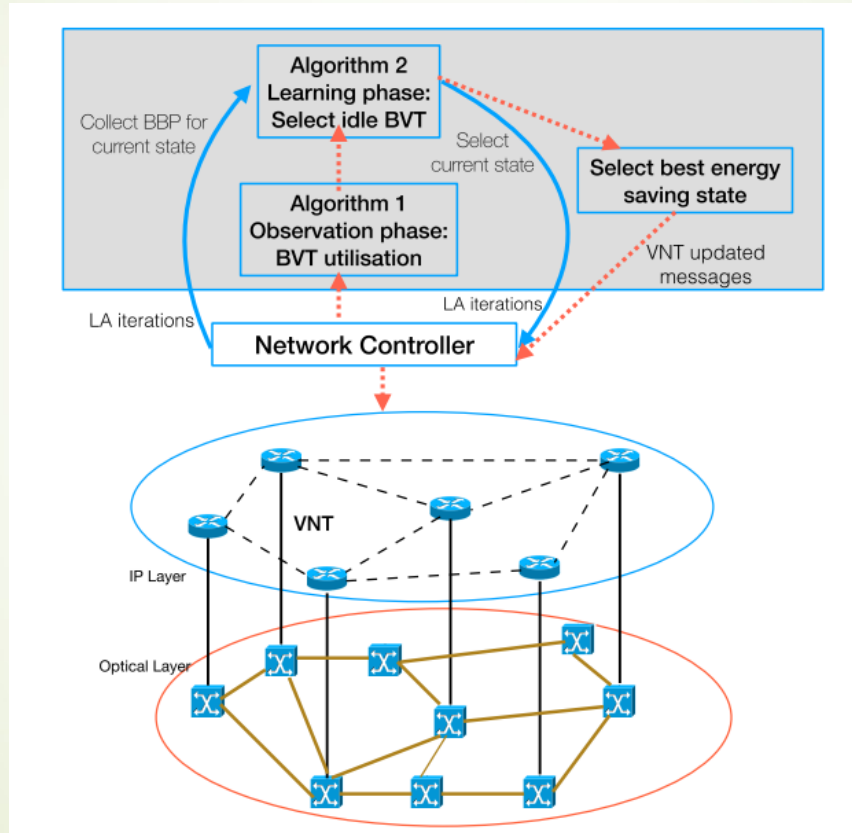
$$P_{(-1)u}(t + 1) = P_{(-1)}(t) + L_1 \times (1 - P_{(-1)}(t))$$

$$P_{(+1)u}(t + 1) = 1 - P_{(-1)}(t)$$

$$P_{(-1)d}(t + 1) = P_{(-1)}(t) - L_2 \times P_{(-1)}(t)$$

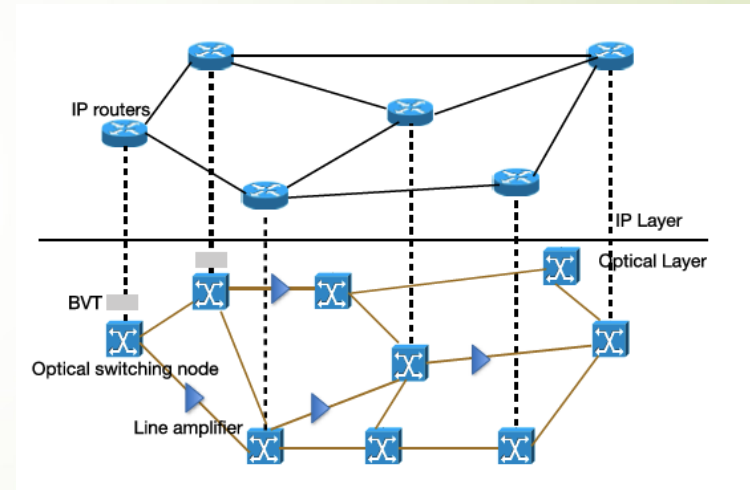
$$P_{(+1)d}(t + 1) = 1 - P_{(-1)}(t)$$

# Αλγόριθμος εξοικονόμησης ενέργειας σε EON κατά τη φάση λειτουργίας του δικτύου χρησιμοποιώντας μηχανισμό μηχανικής μάθησης

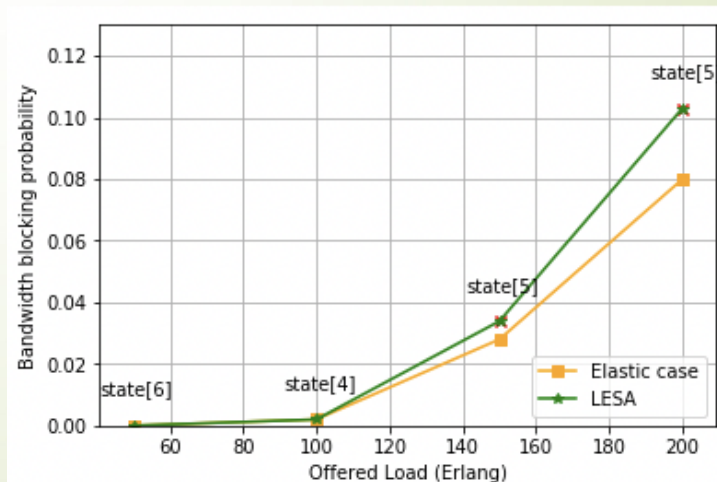
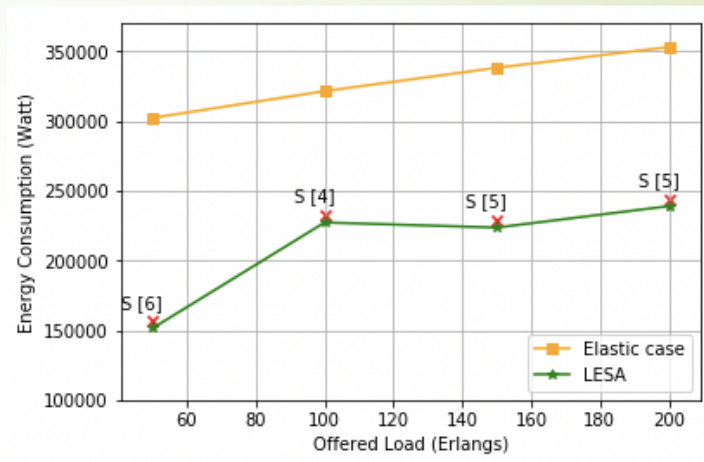
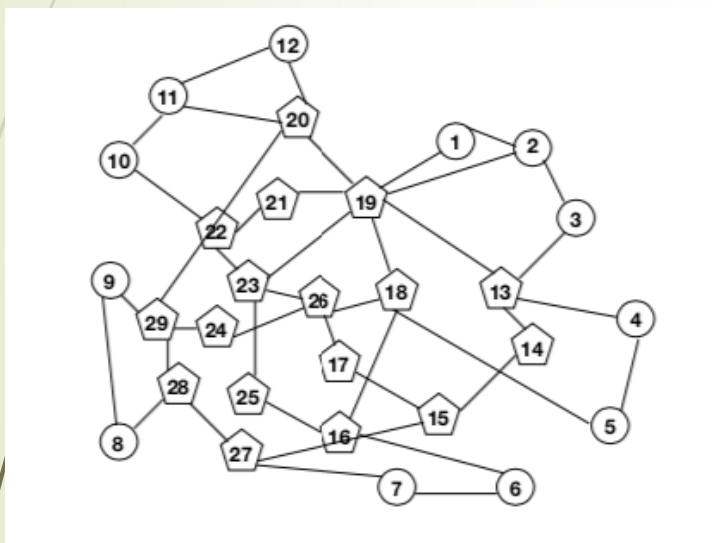


# Αλγόριθμος εξοικονόμησης ενέργειας σε EON κατά τη φάση λειτουργίας του δικτύου χρησιμοποιώντας μηχανισμό μηχανικής μάθησης

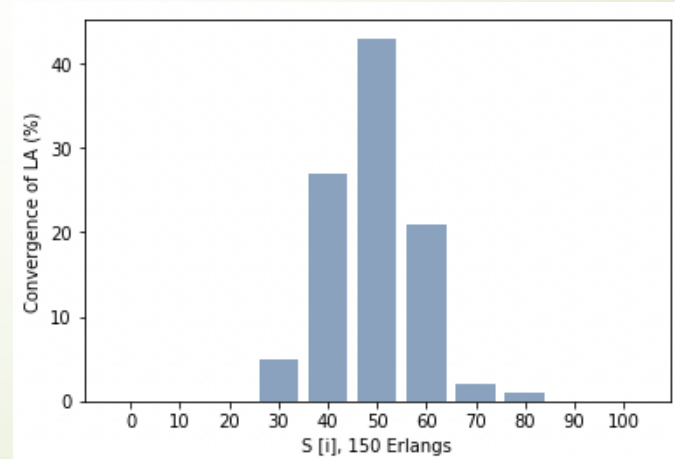
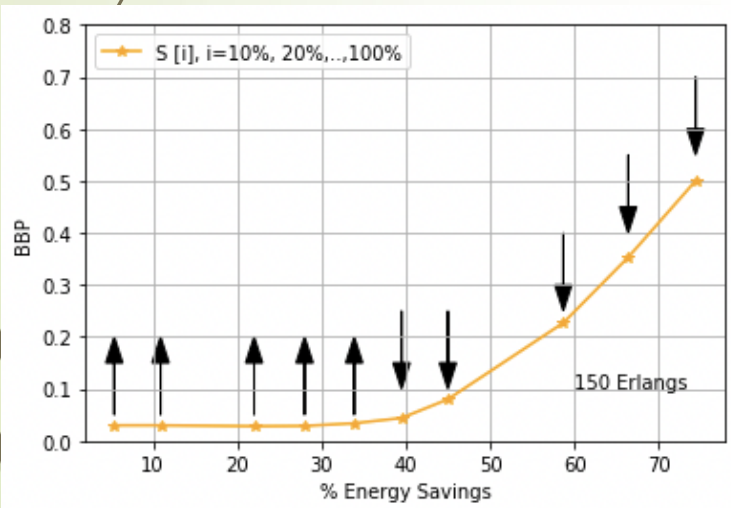
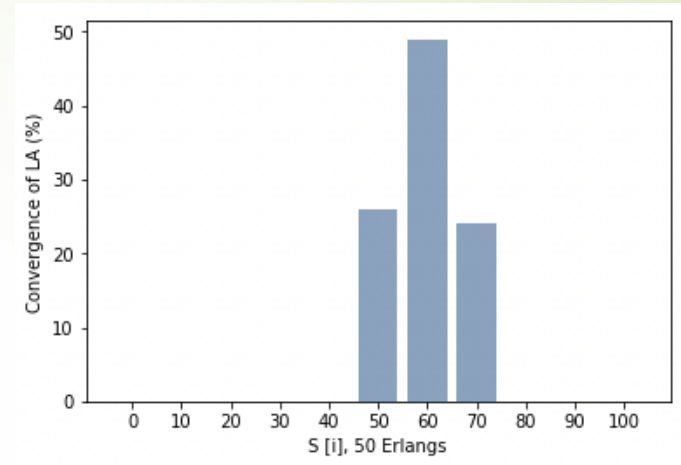
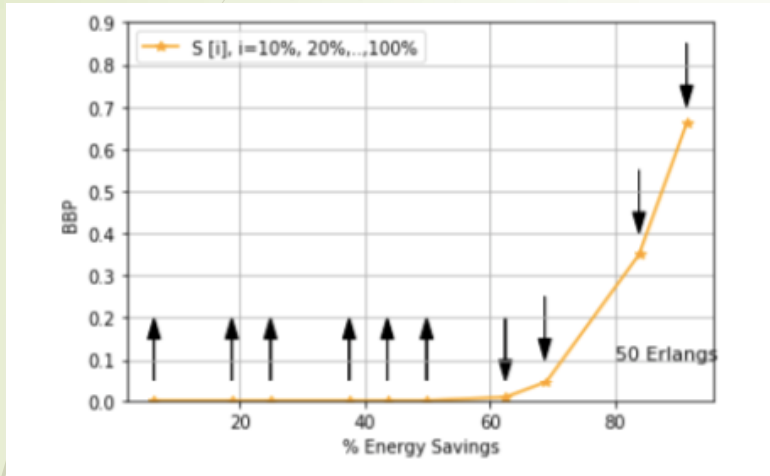
Frequency slots	160
Modulation Format	Same
Granularity of FS	25 GHz
FSs per connection	1-9
LA training	100
GB	1 FS
Sliceable BVTs	400 Gbps
BVTs/ node	15
BVTs' subcarrier	40 Gbps (10)



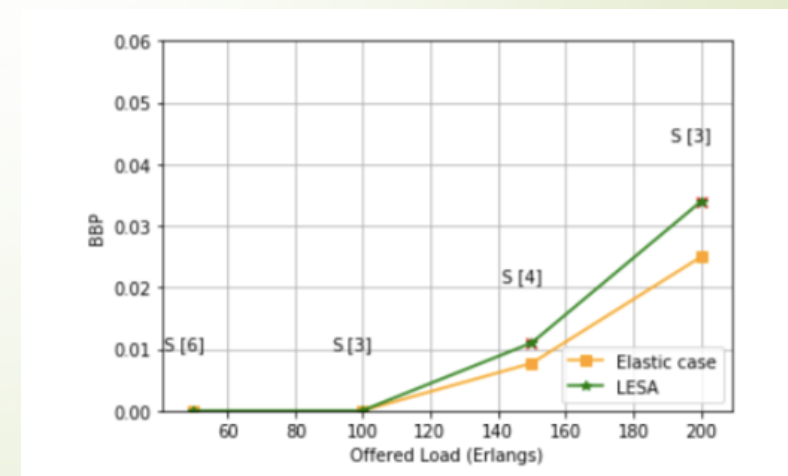
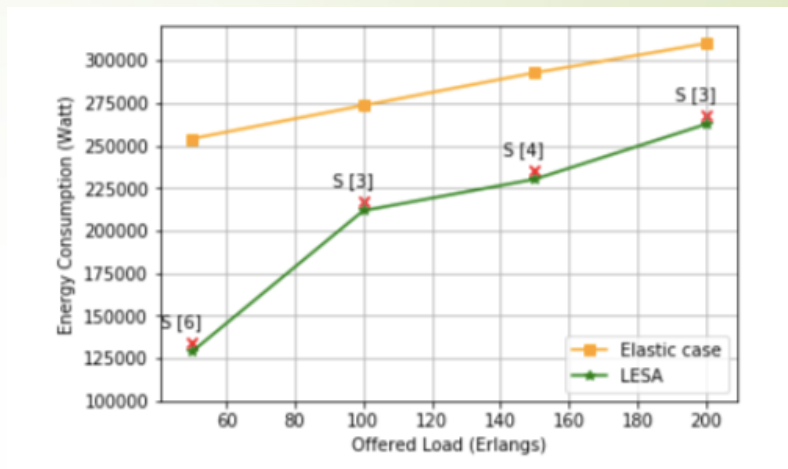
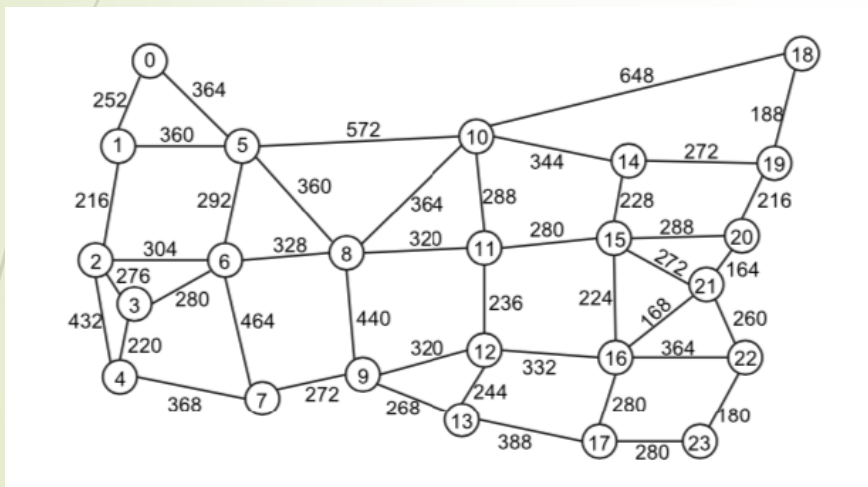
# Αλγόριθμος εξοικονόμησης ενέργειας σε ΕΟΝ κατά τη φάση λειτουργίας του δικτύου χρησιμοποιώντας μηχανισμό μηχανικής μάθησης



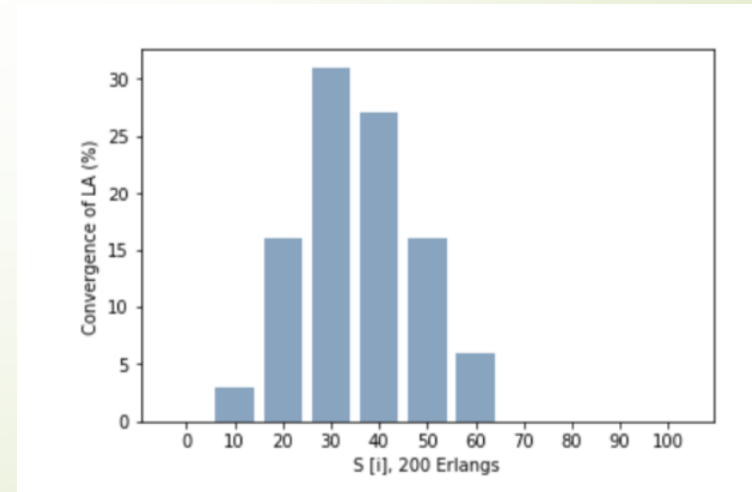
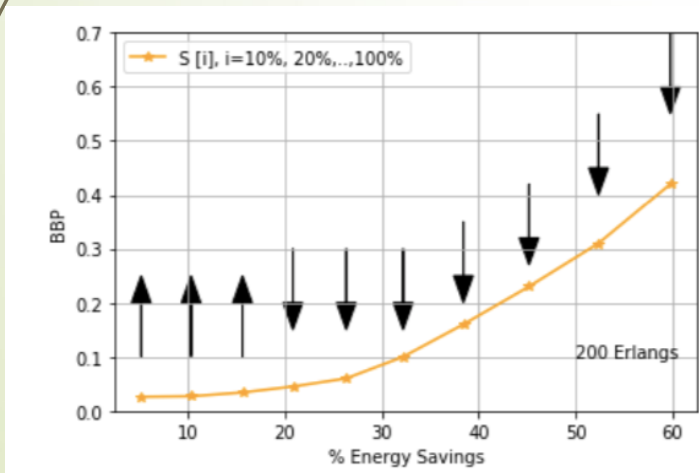
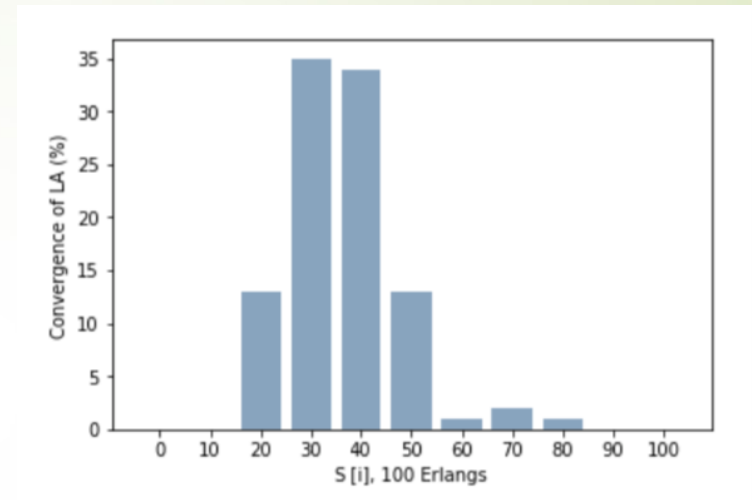
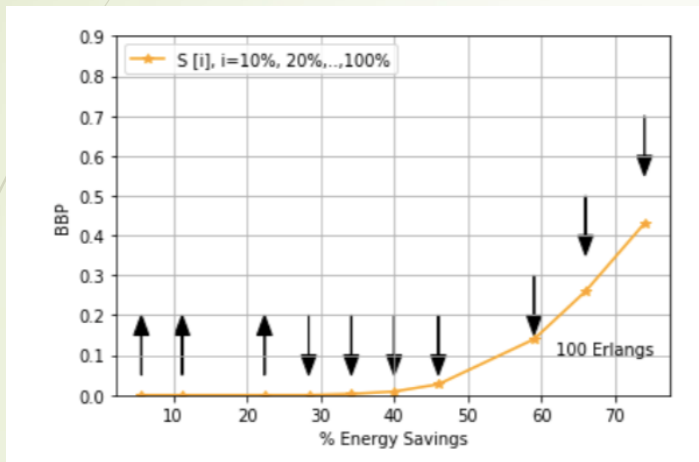
# Αλγόριθμος εξοικονόμησης ενέργειας σε ΕΟΝ κατά τη φάση λειτουργίας του δικτύου χρησιμοποιώντας μηχανισμό μηχανικής μάθησης



# Αλγόριθμος εξοικονόμησης ενέργειας σε ΕΟΝ κατά τη φάση λειτουργίας του δικτύου χρησιμοποιώντας μηχανισμό μηχανικής μάθησης



# Αλγόριθμος εξοικονόμησης ενέργειας σε ΕΟΝ κατά τη φάση λειτουργίας του δικτύου χρησιμοποιώντας μηχανισμό μηχανικής μάθησης



Την τελευταία δεκαετία, τα οπτικά δίκτυα έχουν εξελιχθεί προς την κατεύθυνση της "έξυπνης" λειτουργίας (EON, SDNs, NFV)

- ✓ Η εφαρμογή της Μηχανικής Μάθησης στα οπτικά δίκτυα αποτελεί ένα γρήγορα αναπτυσσόμενο ερευνητικό θέμα, το οποίο βλέπει μια ολοένα και ισχυρότερη συμμετοχή από ερευνητές της βιομηχανίας και του ακαδημαϊκού χώρου

✓ Προηγμένοι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης μπορούν να χρησιμοποιήσουν τον μεγάλο όγκο δεδομένων που είναι διαθέσιμος από τα στοιχεία παρακολούθησης του δικτύου για να "μάθουν" από την εμπειρία και να καθιστούν τα οπτικά δίκτυα πιο ευέλικτα και προσαρμόσιμα



Ευχαριστώ πολύ!!