



Ο Δρ Αναστάσιος Βαλκάνης είναι απόστρατος αξιωματικός της Πολεμικής Αεροπορίας όπου εργάσθηκε ως μηχανικός ραντάρ και τηλεπικοινωνιών. Είναι πτυχιούχος πληροφορικής, απόφοιτος του ΜΠΣ «Ευφυείς Τεχνολογίες Διαδικτύου» το ΔΙ.ΠΑ.Ε και διδάκτορας του τμήματος πληροφορικής του ΑΠΘ. Σήμερα είναι μεταδιδακτορικός ερευνητής στο εργαστήριο δικτύων και συστημάτων επικοινωνιών του τμήματος πληροφορικής του ΑΠΘ. Η ερευνητική του δραστηριότητα περιλαμβάνει τα ασύρματα και οπτικά δίκτυα.



Αλγόριθμοι Τεχνητής Νοημοσύνης σε Ασύρματα Δίκτυα

Δρ. Αναστάσιος Βαλκάνης

Δομή παρουσίασης

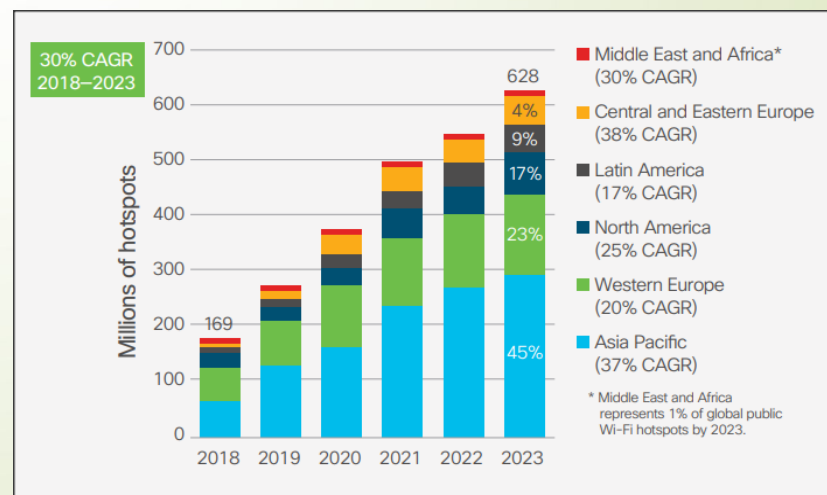
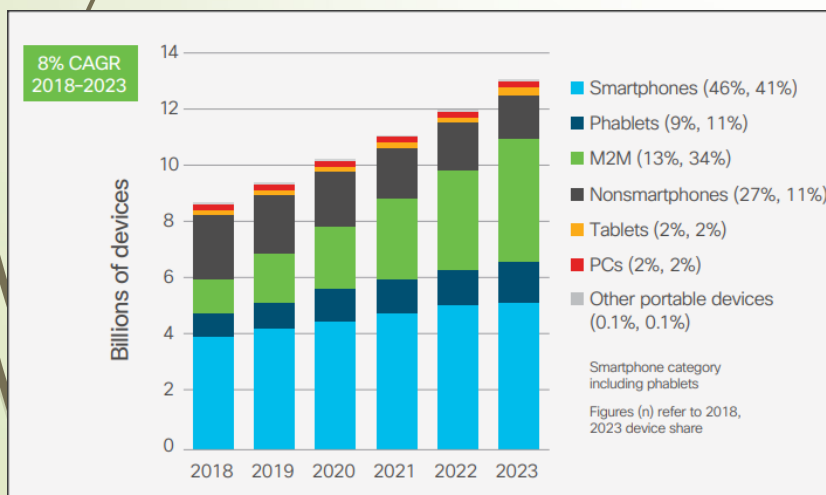
- Ασύρματα δίκτυα και τεχνητή νοημοσύνη
- Παρουσίαση πρωτοκόλλων και αλγορίθμων με χρήση τεχνητής νοημοσύνης για δίκτυα LoRa

Ασύρματα δίκτυα και ψηφιακός μετασχηματισμός

- Η ψηφιοποίηση και ο αυτοματισμός έχουν αναγνωριστεί ευρέως ως το επόμενο κύμα τεχνολογικής επανάστασης
- Ο στόχος είναι η διασύνδεση κάθε συσκευής σε δίκτυα τα οποία θα είναι ικανά να διαχειριστούν αυτό τον τεράστιο όγκο πληροφορίας
- Διαχείριση Big Data
- Το όραμα είναι η βελτίωση και εξέλιξη τομέων της ανθρώπινης δραστηριότητας μέσω της γνώσης που θα προκύψει από την επεξεργασία των δεδομένων
- Τα ασύρματα δίκτυα σε αυτή τη διαδικασία έχουν σημαντικό ρόλο λόγω αφού προσφέρουν
 - Δυνατότητα κινητικότητας
 - Ευκολία εγκατάστασης
 - Επεκτασιμότητα
 - Κόστος εγκατάστασης

Εξάπλωση ασύρματης δικτύωσης

- Σε αυτό το πλαίσιο, τα τελευταία χρόνια αυξήθηκε εντυπωσιακά τόσο η ανάπτυξη ασύρματων δικτύων όσο και ο αριθμός των συσκευών που συνδέονται σε αυτά
- Ο κύριος παράγοντας της εξάπλωσης των ασυρμάτων δικτύων είναι η εφαρμογή του διαδικτύου των πραγμάτων (IoT)
- Σύμφωνα με την πρόβλεψη της Cisco, μέχρι το 2030 θα είναι περισσότερες από 500 δισεκατομμύρια συσκευές IoT συνδεδεμένες στο Διαδίκτυο



Προκλήσεις για ασύρματα δίκτυα

- Τα ασύρματα δίκτυα θα πρέπει να υποστηρίξουν τόσο την διακίνηση των δεδομένων όσο και την εξασφάλιση των απαιτήσεων των εφαρμογών που τα χρησιμοποιούν
- Οι βασικές απαιτήσεις ανάλογα με την εξυπηρετούμενη εφαρμογή περιλαμβάνουν την υποστήριξη βασικών μετρικών απόδοσης του δικτύου όπως
 - Ρυθμό χαμένων πακέτων
 - Ρυθμό μετάδοσης δεδομένων
 - Καθυστέρηση
 - Διακύμανση
 - Ασφάλεια

Application	Throughput	Sensitivity to		
		Delay	Jitter	Packet Loss
VoIP	Low	High	High	Medium
Video Conferencing	High	High	High	Medium
Streaming Video	High	Medium	Medium	Medium
Streaming Audio	Low	Medium	Medium	Medium
Client/Server Transactions	Medium	Medium	Low	High
Email	Low	Low	Low	High
File Transfer	Medium	Low	Low	High

Εξέλιξη ασύρματων δικτύων

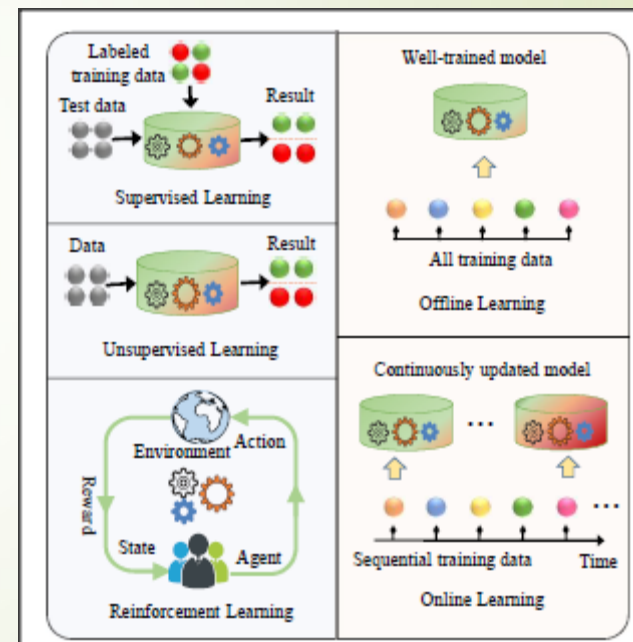
- Η αυξανόμενη πολυπλοκότητα των μελλοντικών ασύρματων επικοινωνιών καθιστούν τις παραδοσιακές μεθόδους για το σχεδιασμό, την ανάπτυξη, τη λειτουργία και τη βελτιστοποίηση του δικτύου πλέον ανεπαρκείς
- Έως σήμερα η ανάπτυξη και λειτουργία των ασύρματων δικτύων βασίζονταν σε μαθηματικά μοντέλα που προέρχονται κυρίως από τις υπάρχουσες συμβατικές θεωρίες επικοινωνίας
- Η κύρια τεχνική ήταν η εφαρμογή θεωρητικών υποθέσεων για τον χαρακτηρισμό πραγματικών περιβαλλόντων
- Ωστόσο, αυτές οι τεχνικές είναι απίθανο να χειριστούν τα πολύπλοκα και δυναμικά μελλοντικά σενάρια ασύρματης δικτύωσης
- Η εξασφάλιση της ποιότητας των υπηρεσιών είναι πέρα από τις δυνατότητες εφαρμογής των τρεχουσών προσεγγίσεων μοντελοποίησης και σχεδίασης
- Τα μελλοντικά ασύρματα δίκτυα επικοινωνίας απαιτούν έξυπνες λύσεις για προσαρμογή στην υψηλή δυναμικότητα δικτύου για διαφορετικές υπηρεσίες σε διαφορετικά σενάρια

Ασύρματα δίκτυα και τεχνητή νοημοσύνη

- Μεταξύ των υπάρχουσών τεχνολογιών, η τεχνητή νοημοσύνη είναι μια από τις πιο σημαντικές για την αντιμετώπιση των προκλήσεων στα ασύρματα δίκτυα
- Η τεχνητή νοημοσύνη χρησιμοποιώντας τεχνικές μηχανικής μάθησης έχει ήδη αρχίσει να προσφέρει λύσεις στη λήψη αποφάσεων που αφορά τα ασύρματα δίκτυα και περιλαμβάνει:
 - Την εποπτεία και διαχείριση
 - Τη βελτιστοποίηση στην κατανομή των διαθέσιμων πόρων
 - Την ανακάλυψη γνώσης σχετικά με τα υψηλής πολυπλοκότητας περιβάλλοντα ασύρματης δικτύωσης
- Η τεχνητή νοημοσύνη μειώνει επίσης την πολυπλοκότητα των υπολογισμών αλγορίθμων μέσω της παραγωγής γνώσης από την αλληλεπίδραση με το περιβάλλον, και ως εκ τούτου επιταχύνει τη σύγκλιση στην εύρεση βέλτιστων λύσεων σε σύγκριση με τις συμβατικές τεχνικές

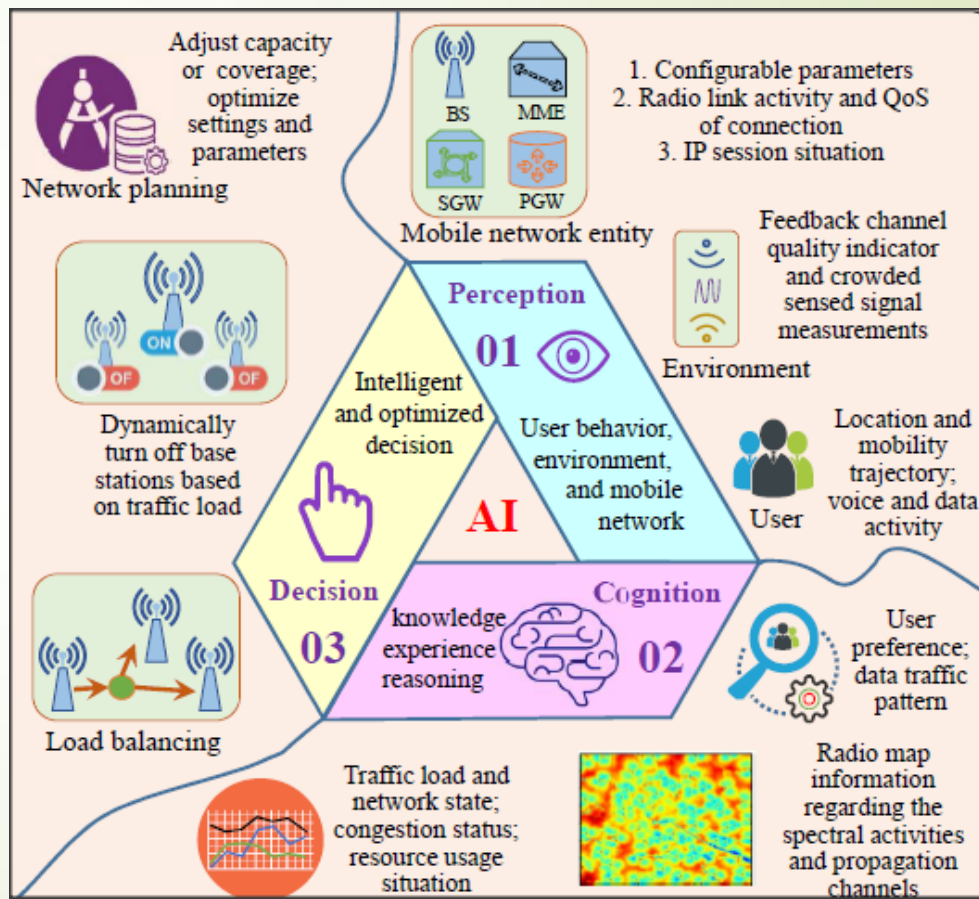
Εφαρμογή τεχνητής νοημοσύνης στα ασύρματα δίκτυα

- Η τεχνητή νοημοσύνη στα ασύρματα δίκτυα εφαρμόζεται μέσω αλγορίθμων μηχανικής μάθησης που περιλαμβάνουν
 - Εποπτευόμενη (Supervised learning)
 - Μη εποπτευόμενη (Unsupervised learning)
 - Ενισχυτική (Reinforcement learning)
- Τα επίπεδα των ασυρμάτων δικτύων στα οποία εφαρμόζονται οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης είναι
 - Φυσικό
 - Ελέγχου πρόσβασης στο μέσο



Μοντέλο εφαρμογής τεχνητής νοημοσύνης στα ασύρματα δίκτυα

- Το μοντέλο εφαρμογής της τεχνητής νοημοσύνης στα ασύρματα δίκτυα περιλαμβάνει τρία βασικά στάδια
 - Αντίληψη
 - Συμπεριφορά χρηστών
 - Κατάσταση μέσου μετάδοσης
 - Υλικό δικτύωσης
 - Παραγωγή γνώσης
 - Προτιμήσεις χρηστών
 - Ανάλυση φάσματος
 - Μοτίβο κίνησης
 - Λήψη αποφάσεων
 - Εξισορρόπηση φόρτου
 - Δυναμική απενεργοποίηση σταθμών
 - Ρύθμιση εμβέλειας
 - Βελτιστοποίηση ρυθμίσεων και παραμέτρων εκπομπής



Ερευνητικό έργο Maestro

- Δημιουργία ενός ολοκληρωμένου τηλεμετρικού συστήματος σε δασικές εκτάσεις για πυρκαγιές το οποίο θα παρέχει
 - Εκτίμηση του κινδύνου έναρξης
 - Ανίχνευση και εκτίμηση της εξάπλωσης της
 - Παρακολούθηση της κατάστασης σταθερών μέσων πυρόσβεσης
 - Βοήθεια στο σχεδιασμό της έγκαιρης εκκένωσης
- Ανάπτυξη από το εργαστήριο μας μηχανισμών και πρωτοκόλλων για τα ασύρματα δίκτυα LoRa με χρήση τεχνητής νοημοσύνης

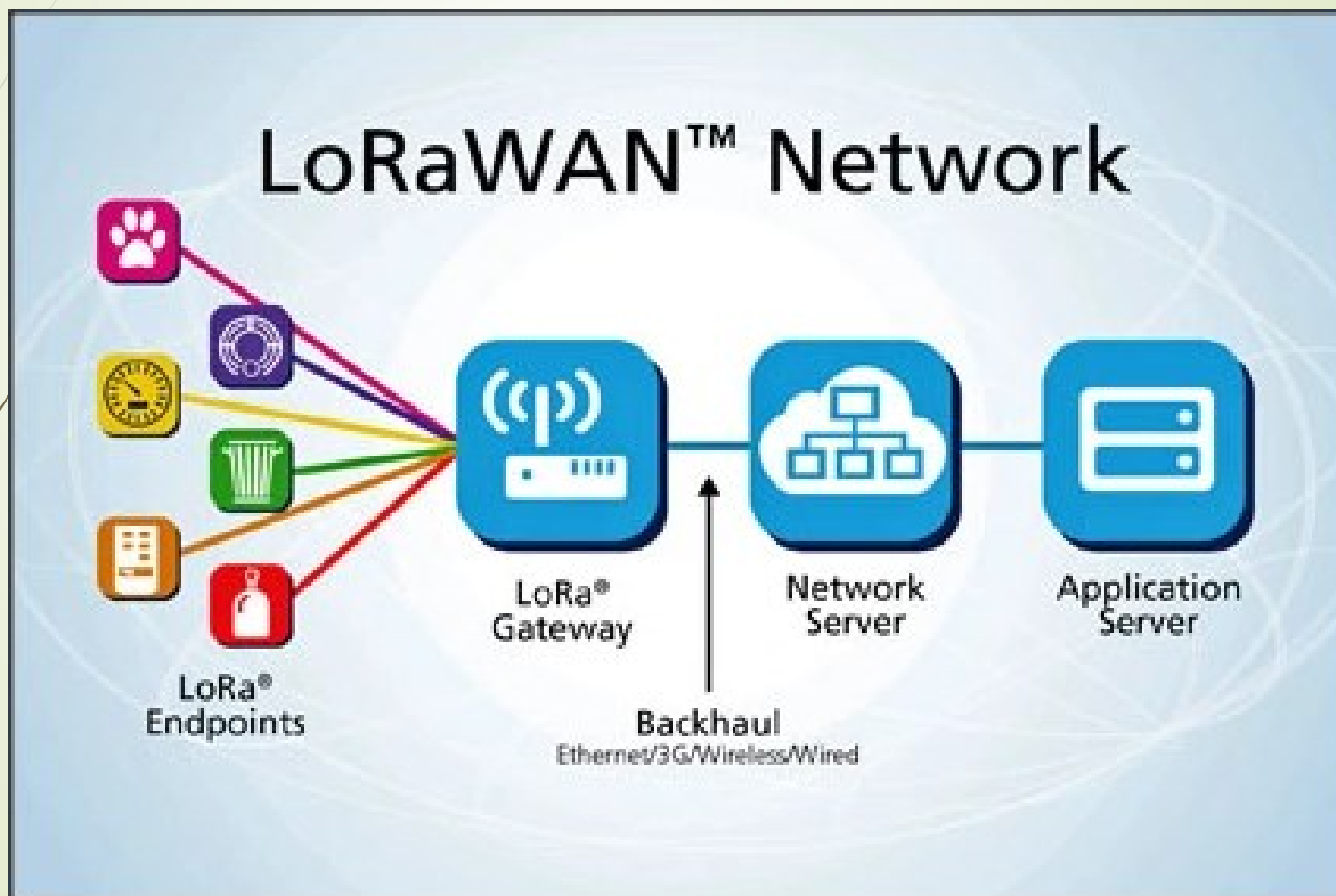


Long Range (LoRa) Δίκτυα

- Τεχνολογία τηλεπικοινωνιών
- Μέλος της οικογένειας LPWAN
- Κύρια χαρακτηριστικά
 - Ιδιόκτητη τεχνική διαμόρφωση φάσματος
 - Λειτουργία σε ζώνη συχνοτήτων ISM
 - Απόσταση σύνδεσης έως 10 km
 - Χαμηλή κατανάλωση ενέργειας
 - Υποστήριξη για χιλιάδες τελικές συσκευές που χρησιμοποιούν μία μόνο πύλη
 - Χαμηλού κόστους πομποδέκτες
 - Μοναδική ικανότητα της πύλης να αποδιαμορφώνει ταυτόχρονα πολλαπλές εκπομπές χρησιμοποιώντας την ίδια συχνότητα και διαφορετικό συντελεστή διασποράς



Αρχιτεκτονική δικτύων LoRa



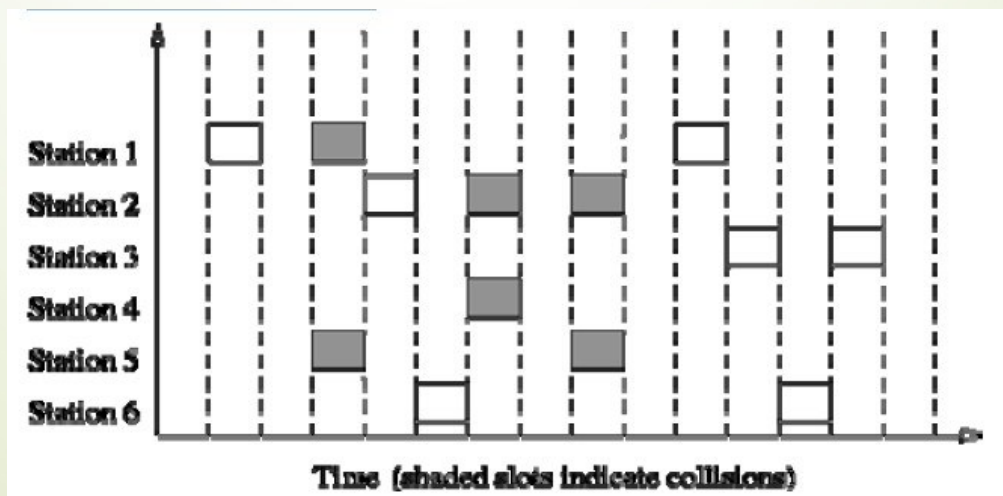
Πρότυπο Long range wide area network (LoRaWAN)

- Ανοιχτό πρότυπο που ορίζει
 - Τους κανόνες πρόσβασης στο μέσο
 - Άλλα ανώτερα επίπεδα ελέγχου και λειτουργίας των δικτύων LoRa
- Ο προεπιλεγμένος μηχανισμός πρόσβασης στο κανάλι είναι το Pure-Aloha
- Η πρόσβαση στο μέσο γίνεται χωρίς την ανίχνευση του
 - Πλεονεκτήματα
 - Μη ανάγκη συγχρονισμού
 - Κατανεμημένη λειτουργία
 - Σχετικά ομαλή λειτουργία σε συνθήκες χαμηλού φόρτου
 - Χαμηλή ενεργειακή κατανάλωση
 - Μειονεκτήματα
 - Αυξημένη πιθανότητα συγκρούσεων
 - Χαμηλή αξιοπιστία και επεκτασιμότητα



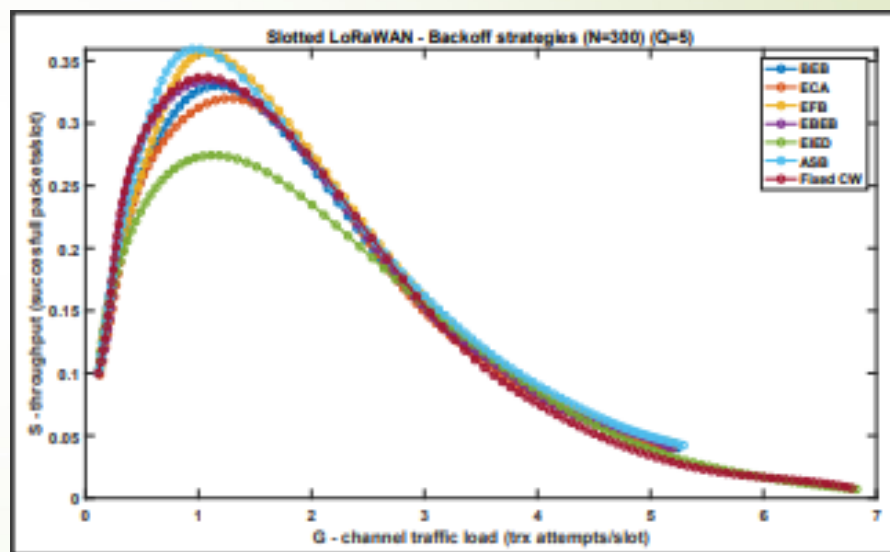
Πρωτόκολλο Slotted-Aloha για δίκτυα LoRa

- Εφαρμογή Slotted-Aloha σε δίκτυα LoRa
- Συγχρονισμός των τερματικών συσκευών του δικτύου
- Προσδιορισμός εκπομπών μόνο στο όριο μεταξύ δύο χρονοθυρίδων
- Μειώνει τις συγκρούσεις
- Διπλασιάζει τη χωρητικότητα του ασύρματου καναλιού σε σύγκριση με το Pure-ALOHA



Αλγόριθμοι Back off

- Μηχανισμοί ρύθμισης φόρτου σε ανταγωνιστικά πρωτόκολλα
- Ορίζουν τους κανόνες πρόσβασης στο μέσο σε περίπτωση συγκρούσεων
- Κύριοι παράμετροι λειτουργίας
 - Ελάχιστο παράθυρο ανταγωνισμού
 - Μέγιστο παράθυρο ανταγωνισμού
 - Ρυθμός αύξησης του παράθυρου ανταγωνισμού μετά από σύγκρουση
- Εφαρμογή υπαρχόντων αλγορίθμων σε δίκτυα LoRa



Ο reinforcement learning assisted backoff (RLABA) αλγόριθμος

- Κύρια ιδέα
 - Ελέγχει το επίπεδο του προσφερόμενου φόρτου στο δίκτυο προσαρμόζοντας το ελάχιστο μέγεθος του παραθύρου ανταγωνισμού
 - Εκμεταλλεύεται την περιοδικότητα της κίνησης που παρουσιάζουν τα δίκτυα αισθητήρων
 - Χρήση των μηχανισμών μανθανόντων αυτομάτων (LA), που αποτελούν εργαλεία ενισχυτικής μάθησης
 - Αύξηση της αποδοτικότητας και της επεκτασιμότητας των δικτύων LoRa
 - Μειώνει τον αριθμό των περιττών αναμεταδόσεων και συγκρούσεων
 - Αυξάνει την πιθανότητα επιτυχούς μετάδοσης

Λειτουργία μηχανισμού RLABA

- Χρήση μεταβλητού μεγέθους ελάχιστου παράθυρου ανταγωνισμού CW_{min} που ρυθμίζεται από μηχανισμό ενισχυτικής μάθησης
- Γραμμική αύξηση του μεγέθους παραθύρου ανταγωνισμού μετά από κάθε σύγκρουση
- Παράμετροι λειτουργίας μηχανισμού ενισχυτικής μάθησης:
 - Ενέργειες = { αύξηση CW_{min} (+), μείωση CW_{min} (-) }
 - $L1$ (Συντελεστής μάθησης, επιβράβευση) = 0.01
 - $L2$ (Συντελεστής μάθησης, ποινή) = 0.05
 - Σύνολο καταστάσεων μεγέθους $CW = \{50, 100, 150, \dots, 900, 950, 1000\}$
 - Ανακατανομή πιθανοτήτων επιλογής ενεργειών
 - Επιβράβευση με ενέργεια {αύξηση CW_{min} , (+)}:

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

$$P_{(-)}(t+1) = 1 - P_{(+)}(t+1)$$
 - Επιβράβευση με ενέργεια {μείωση CW_{min} , (-)}:

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

$$P_{(+)}(t+1) = 1 - P_{(-)}(t+1)$$
 - Ποινή με ενέργεια {αύξηση CW_{min} , (+)}:

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

$$P_{(-)}(t+1) = 1 - P_{(+)}(t+1)$$
 - Ποινή με ενέργεια {μείωση CW_{min} , (-)}:

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

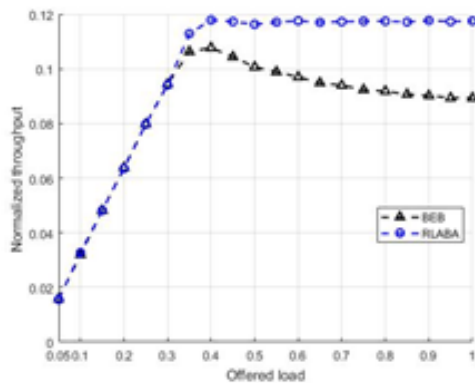
$$P_{(+)}(t+1) = 1 - P_{(-)}(t+1)$$

Αξιολόγηση μηχανισμού

- Ανάπτυξη προσομοιωτή για δίκτυα LoRa στο MATLAB
- Μεταβλητός αριθμός τελικών συσκευών (400, 600, 800)
- Αξιολόγηση του RLABA σε σύγκριση με το κλασικό slotted-aloha που υλοποιεί τον αλγόριθμο Binary exponential backoff (BEB)
- Τιμές παραθύρου ανταγωνισμού
 - RLABA $CW_{min}=50$ $CW_{max}=1000$
 - BEB $CW_{min}=2$ $CW_{max}=1024$
- Μετρικές σύγκρισης
 - Ρυθμός μετάδοσης
 - Ρυθμός συγκρούσεων
 - Ενεργειακή αποτελεσματικότητα
 - Καθυστέρηση
 - Ρυθμός χαμένων πακέτων
 - Τιμές σύγκλισης μηχανισμού ενισχυτικής μάθησης

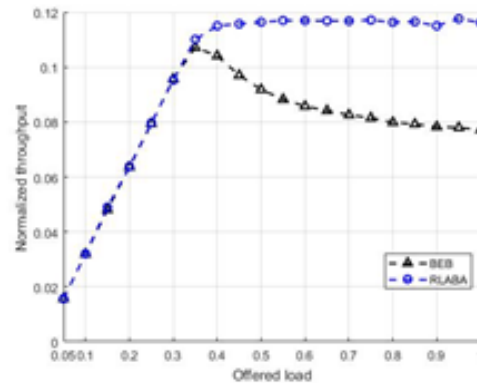
Αποτελέσματα (1)

- Κανονικοποιημένος ρυθμός μετάδοσης ως συνάρτηση μεταβλητού προσφερόμενου φόρτου και αριθμού τελικών συσκευών



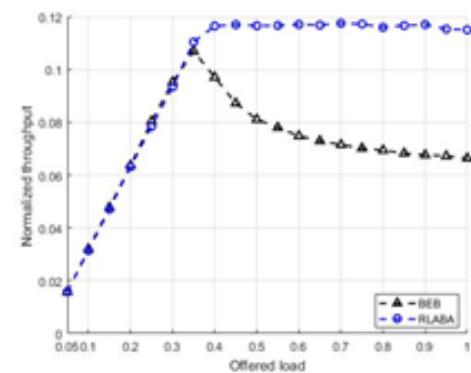
a.

400 Eds



b.

600 Eds

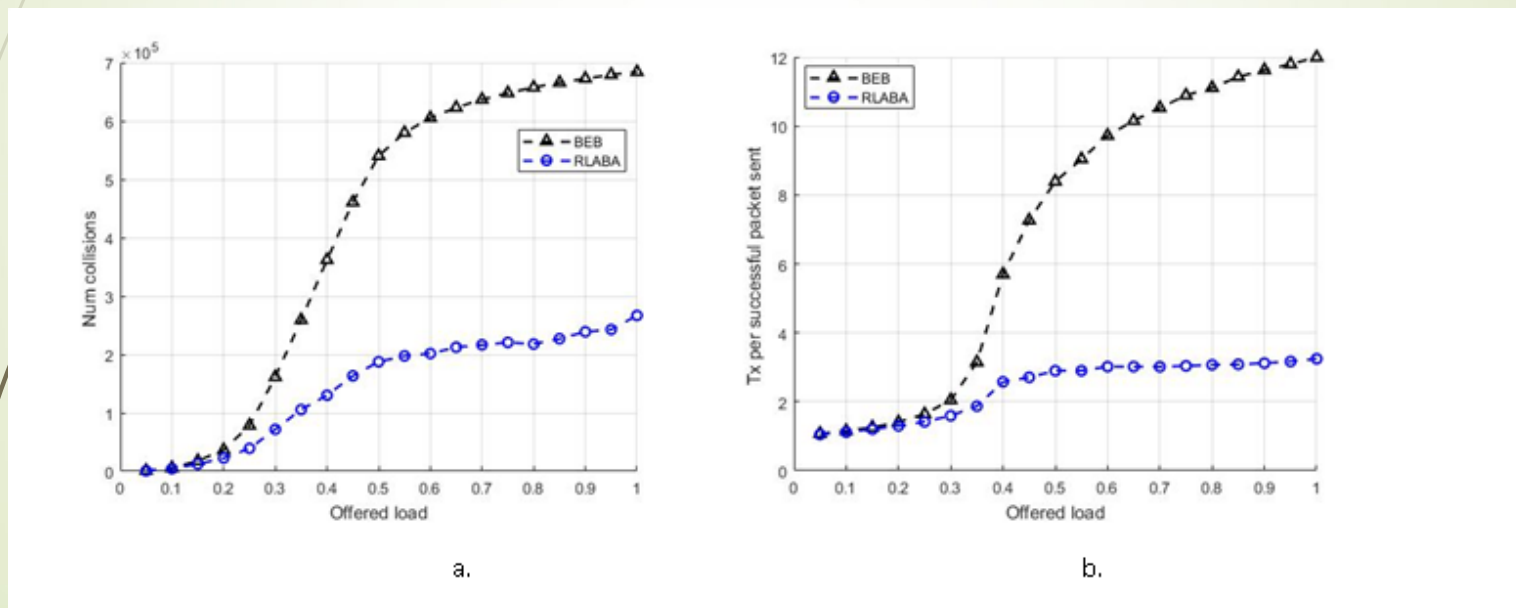


c.

800 Eds

Αποτελέσματα (2)

- Ρυθμός συγκρούσεων και ενεργειακή απόδοση, σε δίκτυο LoRa που αποτελείται από 800 τελικές συσκευές, ως συνάρτηση μεταβλητού προσφερόμενου φόρτου

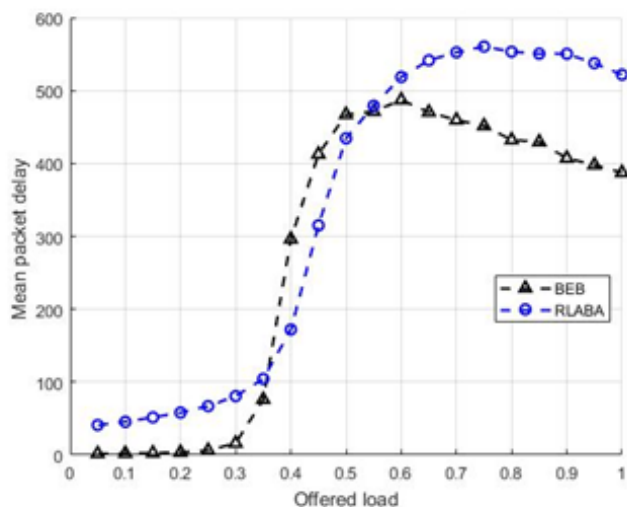


Ρυθμός συγκρούσεων

Ενεργειακή απόδοση

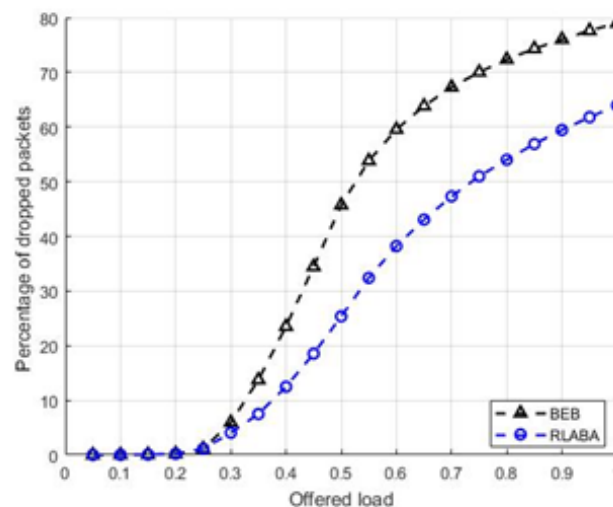
Αποτελέσματα (3)

- Μέση καθυστέρηση και ρυθμός χαμένων πακέτων, σε δίκτυο LoRa που αποτελείται από 800 τελικές συσκευές , ως συνάρτηση μεταβλητού προσφερόμενου φόρτου



a.

Μέση καθυστέρηση

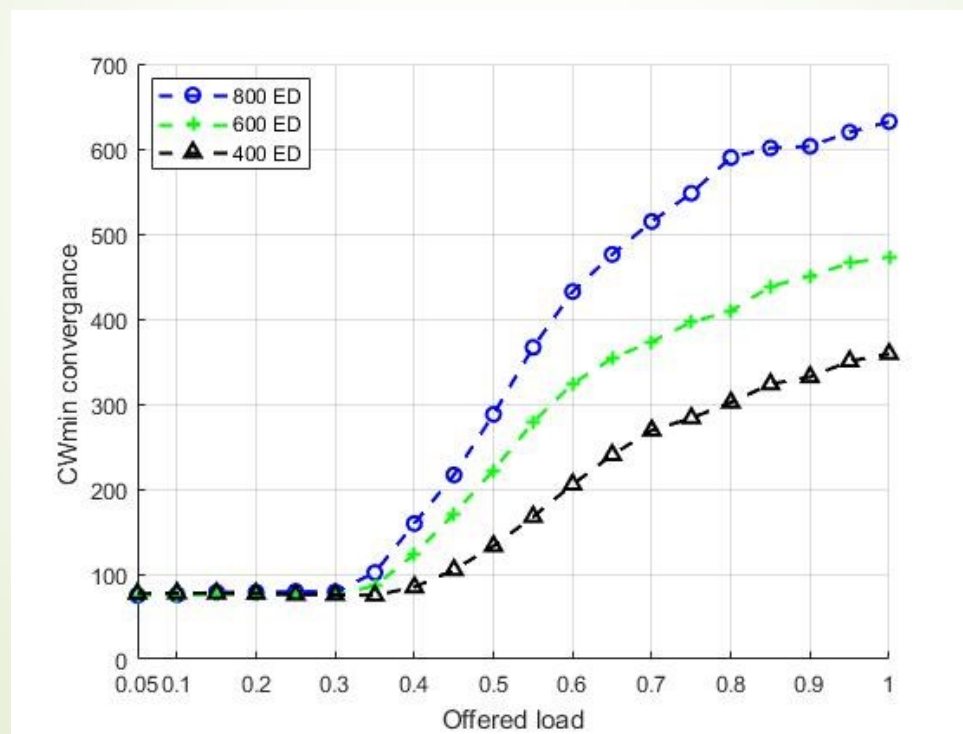


b.

Ρυθμός χαμένων πακέτων

Αποτελέσματα (4)

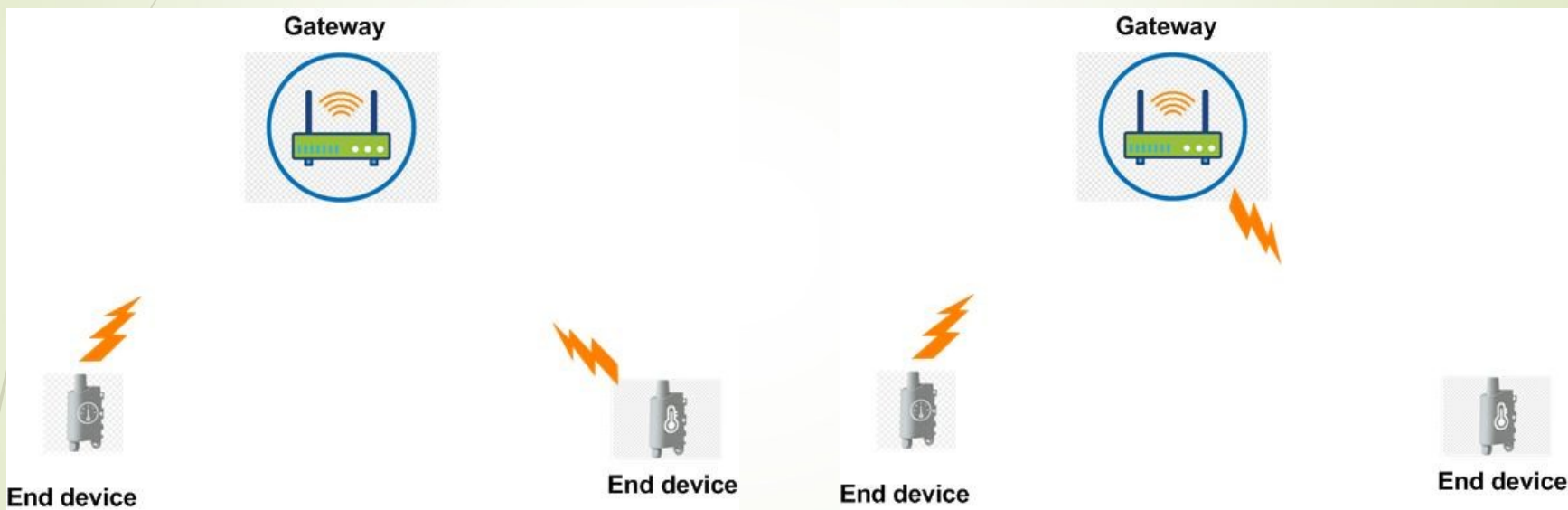
- Τιμές σύγκλισης CWmin μηχανισμού ενισχυτικής μάθησης



Διαθέσιμοι μηχανισμοί βελτίωσης αξιοπιστίας του LoRaWAN

- Ανίχνευση μέσου (Channel activity detection)
 - Πλεονεκτήματα
 - Αύξηση αξιοπιστίας και επεκτασιμότητας
 - Μείωση συγκρούσεων και επαναμεταδόσεων
 - Μειονεκτήματα
 - Αύξηση ενεργειακής κατανάλωσης
 - Φαινόμενο κρυφού κόμβου
 - Half duplex λειτουργία Gateway
- Το LoRaWAN δίνει τη δυνατότητα δύο διαφορετικών τύπων μεταδόσεων
 - Επιβεβαιωμένες μεταδόσεις
 - Μη επιβεβαιωμένες μεταδόσεις
- Επιβεβαιωμένες μεταδόσεις
 - Πλεονεκτήματα
 - Αύξηση αξιοπιστίας
 - Μειονεκτήματα
 - Αύξηση μεταδόσεων κάτω ζεύξης
 - Αυξημένο επίπεδο συγκρούσεων
 - Half duplex λειτουργία gateway

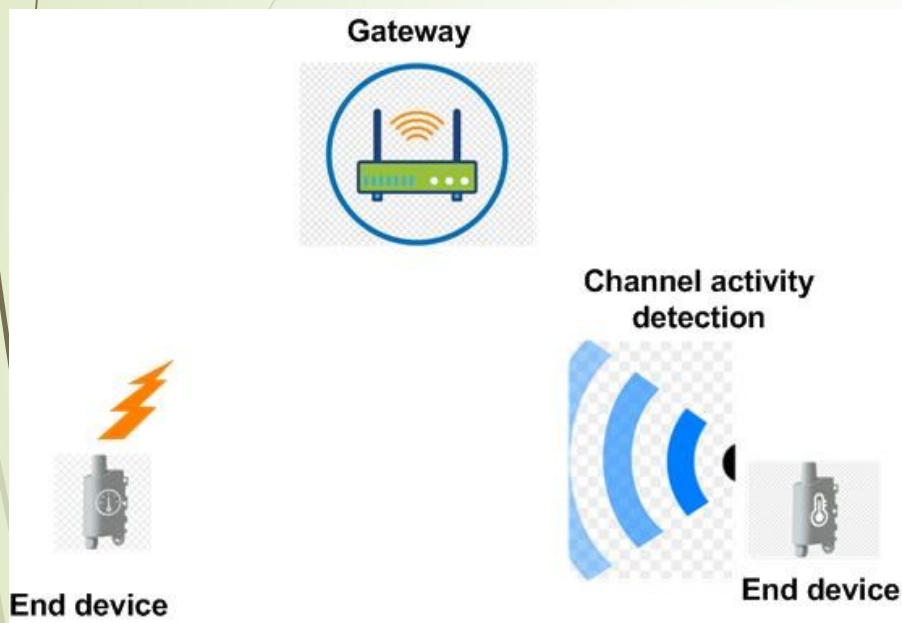
Φαινόμενα συγκρούσεων και αποτυχημένων εκπομπών



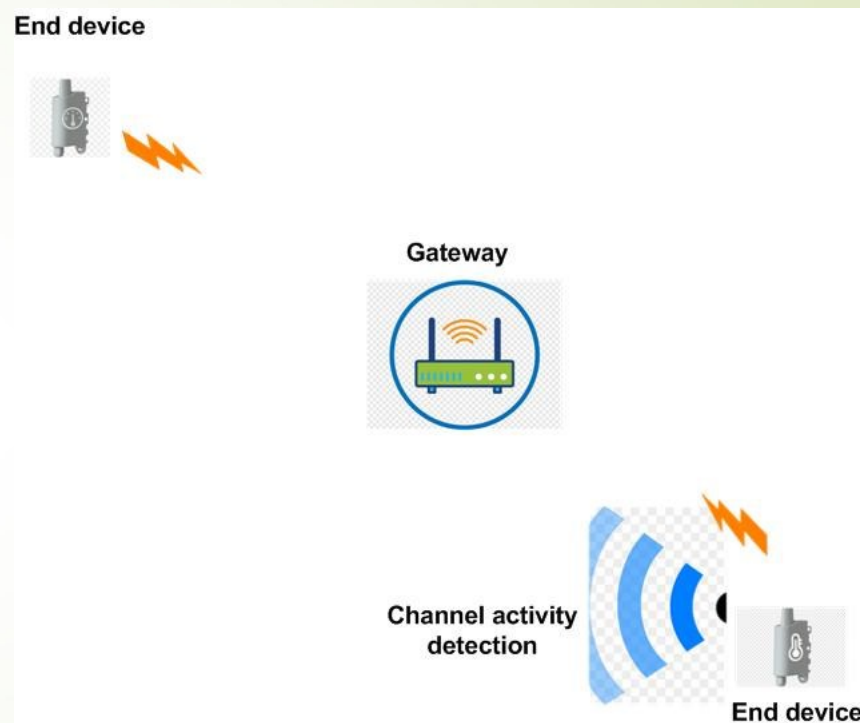
Σύγκρουση

Αποτυχία λήψης λόγω Half duplex λειτουργίας του gateway

Φαινόμενο κρυφού κόμβου

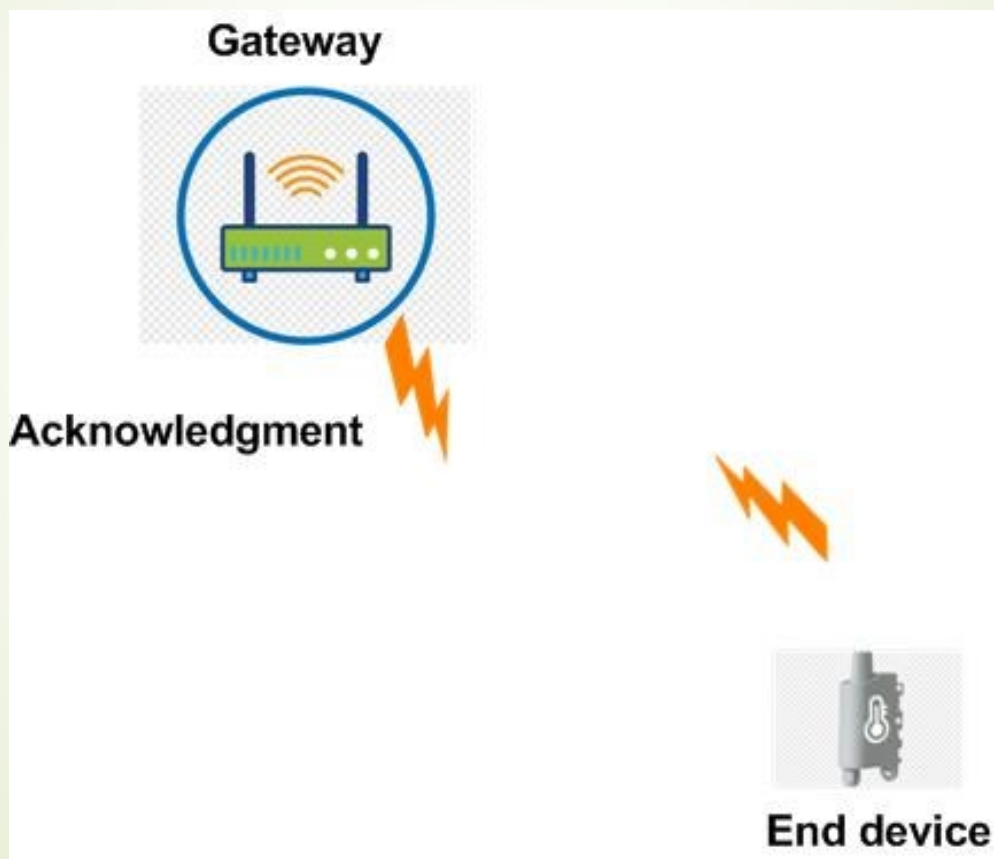


Επιτυχημένη εφαρμογή CAD



Ανεπιτυχής εφαρμογή CAD

Επιβεβαιωμένες μεταδόσεις



Ερευνητικές προκλήσεις

- Αύξηση αξιοπιστίας
- Διατήρηση χαμηλής ενεργειακής κατανάλωσης
- Καθορισμός λειτουργίας και αξιοποίηση των μηχανισμών βελτίωσης αξιοπιστίας
- Αυτορρύθμιση του δικτύου σε προκαθορισμένα επίπεδα αξιοπιστίας

Reinforcement learning assisted time division duplex (RLTDD)

- Κύρια ιδέα
 - Οι μεταδόσεις πραγματοποιούνται σε χρονικά καθορισμένα διαστήματα (χρονοθυρίδες)
 - Απαιτήση συγχρονισμού
 - Διαχωρίζει χρονικά τις μεταδόσεις άνω και κάτω ζεύξης
 - Στην άνω ζεύξη οι τελικές συσκευές ανταγωνίζονται για το μέσο
 - Στην κάτω ζεύξη δεν υπάρχει ανταγωνισμός
 - Χρησιμοποιεί τον μηχανισμό CAD
 - Χρήση μηχανισμού ενισχυτικής μάθησης για τη ρύθμιση των επιβεβαιωμένων μεταδόσεων έτσι ώστε να εξασφαλίζεται η αξιοπιστία των μεταδόσεων σύμφωνα με ένα προκαθορισμένο στόχο.

Κανόνες πρόσβασης στο μέσο

- Με την άφιξη πακέτου αρχικοποίηση διαδικασία εκπομπής από την αμέσως επόμενη χρονοθυρίδα κάτω ζεύξης
- Υπολογισμός μέσω ψευδοτυχαίου αριθμού της έναρξης εφαρμογής του μηχανισμού CAD
- Αναβολή της εκπομπής για την επόμενη χρονοθυρίδα σε περίπτωση ανίχνευσης δραστηριότητας στο μέσο ή εκπομπή σε αντίθετη περίπτωση
- Πραγματοποίηση επιβεβαιωμένης ή μη επιβεβαιωμένης εκπομπής σύμφωνα με την πιθανότητα P_{CON} η οποία υπολογίζεται από τον μηχανισμό ενισχυτικής μάθησης
- Σε περίπτωση επιβεβαιωμένης εκπομπής αναμονή απάντησης από τον gateway στη χρονοθυρίδα κάτω ζεύξης

Μηχανισμός ενισχυτικής μάθησης

- Ρύθμιση πιθανότητας P_{con} βάσει της οποίας πραγματοποιείται επιβεβαιωμένη ή μη μετάδοση
- Ορίζει περίοδο παρατήρησης στην οποία μέσω της πληροφορίας F_{CntUp} που περιέχεται σε κάθε πακέτο μετριέται το ποσοστό χαμένων πακέτων

$$PLR_{ob} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n Strx_i(OP)}{\sum_{i=1}^n FCntUp_i(OP) - FCntUp_i(OP-1)}$$

- Αν το ποσοστό χαμένων πακέτων είναι μεγαλύτερο της τιμής στόχου τότε αυξάνεται η P_{CON}
- Σε αντίθετη περίπτωση μειώνεται η P_{CON}

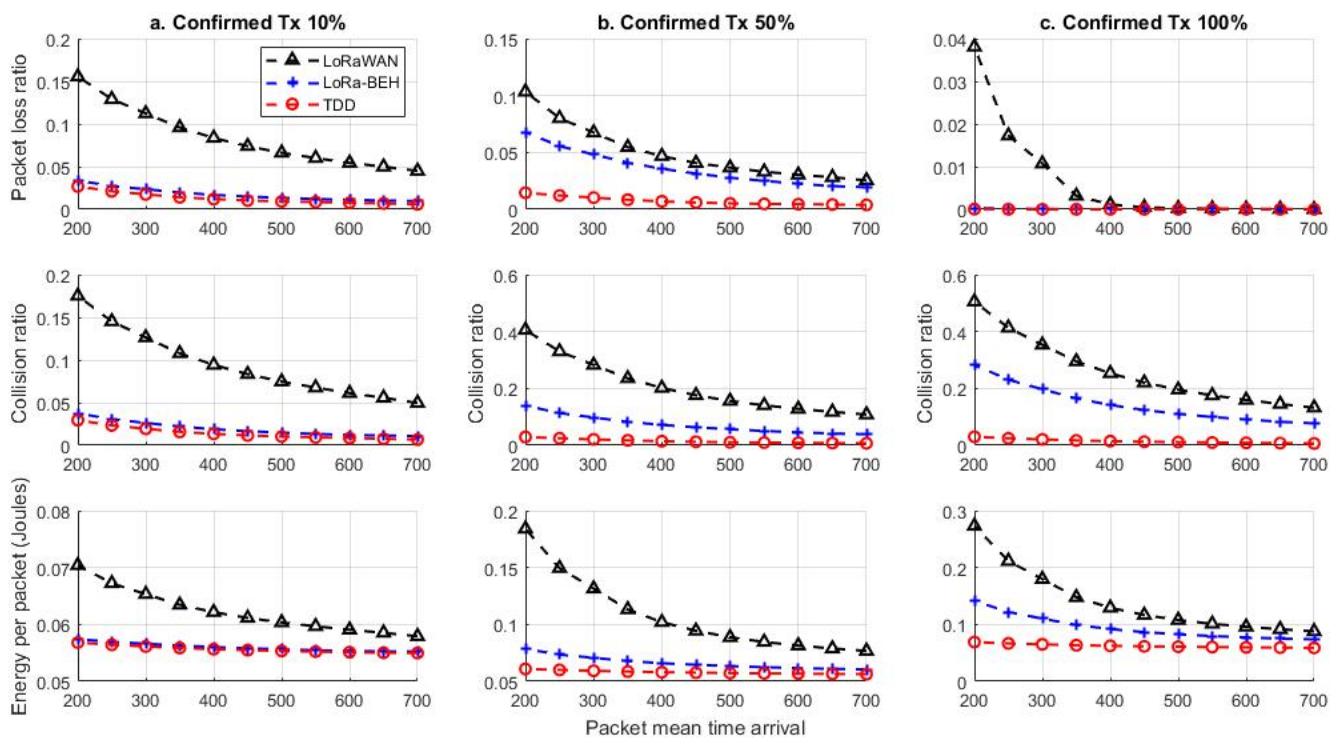
Αξιολόγηση πρωτοκόλλου

- Το προτεινόμενο πρωτόκολλο συγκρίθηκε με
 - το υπάρχων LoRaWAN
 - το LoRa BEH
- Δημιουργήθηκε προσομοιωτής στο MATLAB
- Βασικές μετρικές σύγκρισης
 - Ποσοστό χαμένων πακέτων
 - Ποσοστό συγκρούσεων
 - Ενεργειακή κατανάλωση
- Όλες οι μετρικές προέκυψαν ως συνάρτηση μεταβαλλόμενου προσφερόμενου φόρτου
- Πρώτο σενάριο προσομοίωσης
 - Αξιολόγηση πρωτοκόλλων χωρίς την εφαρμογή του μηχανισμού ενισχυτικής μάθησης
 - Μεταβαλλόμενο ποσοστό επιβεβαιωμένων μεταδόσεων (10%, 50%, 100%)
- Δεύτερο σενάριο προσομοίωσης
 - Εφαρμογή σε όλα τα πρωτόκολλα του μηχανισμού ενισχυτικής μάθησης

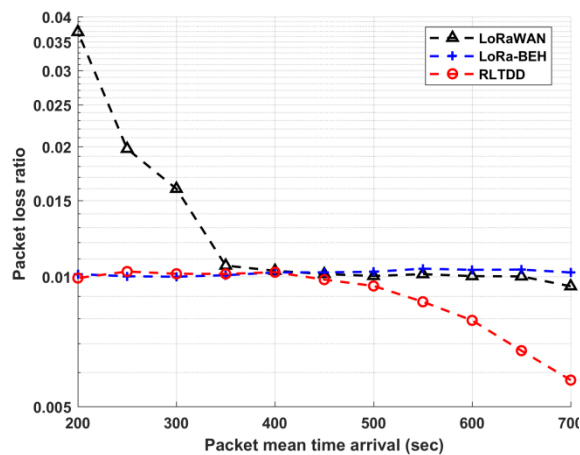
Παράμετροι προσομοίωσης

Parameter	Value
Transmission power	14dbm
Transmitter antenna gain	3 dBi
Receiver antenna gain	6 dBi
Number of end devices	300 (100 per channel)
Coding rate	4/5
Number of channels	3
Channel bandwidth	125 kHz
Application payload	12-250 bytes SF7 12-123 bytes SF9 12-59 bytes SF12 (uniformly distributed)
Simulation time	4 days, 2 days warm-up
Mean packet time arrival	200-1800 sec (Poisson distribution)
Observation period of LA	30 min
Max number of retransmissions	7
Power consumption in listening mode	50mW
Power consumption in transmission mode	250mW
Spreading factors used	SF7, SF9, SF12
Capture effect	Yes
Propagation model	LoRa Path Loss Rural [37]

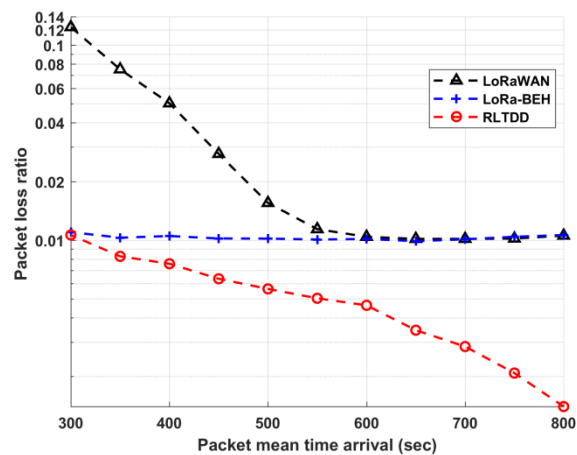
Αποτελέσματα σενάριο 1



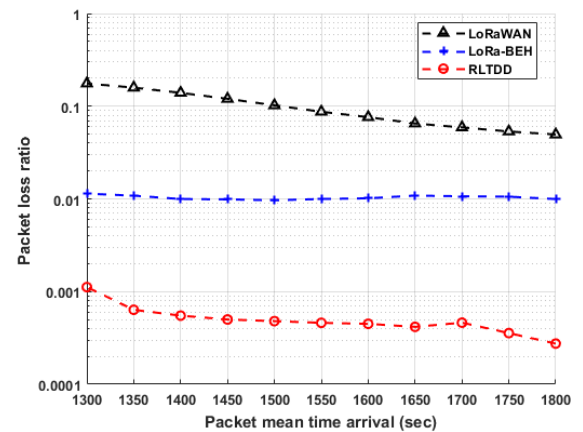
Αποτελέσματα σενάριο 2



SF7



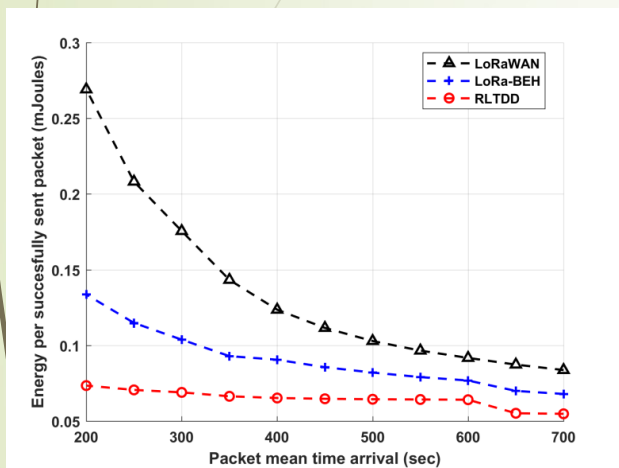
SF9



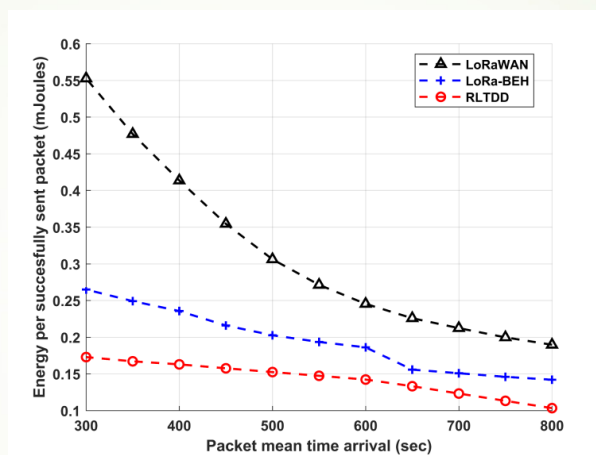
SF12

Ποσοστό χαμένων πακέτων με τιμή στόχου PLR=0.01

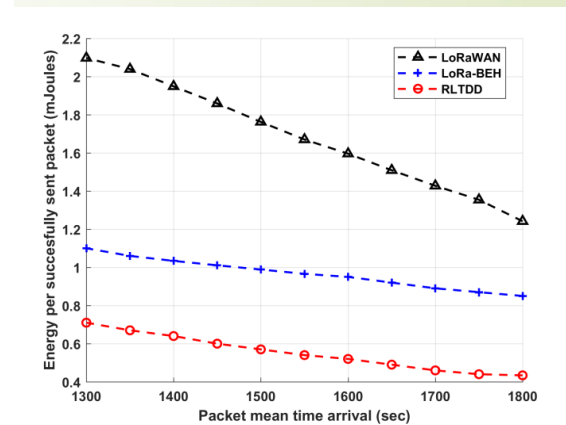
Αποτελέσματα σενάριο 2



SF7



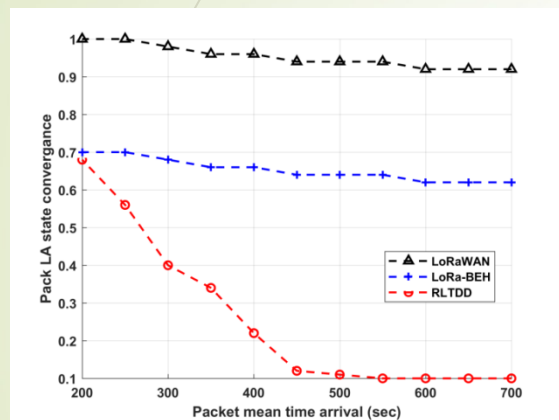
SF9



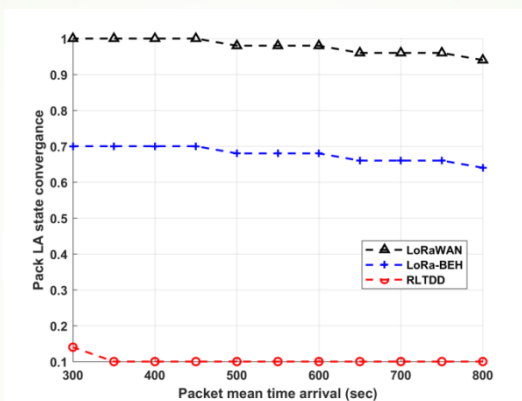
SF12

Ενεργειακή κατανάλωση

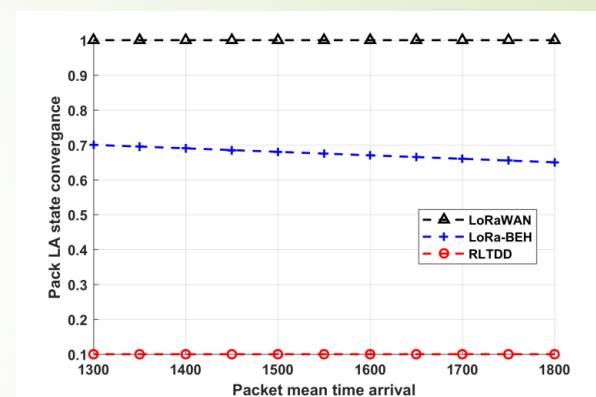
Αποτελέσματα σενάριο 2



SF7



SF9



SF12

Σύγκλιση μηχανισμού ενισχυτικής μάθησης

Συμπεράσματα

- Τα σύγχρονα ασύρματα δίκτυα έχουν να αντιμετωπίσουν μια σειρά από προκλήσεις
- Οι προκλήσεις αυτές δημιουργούν προβλήματα υψηλής πολυπλοκότητας τα οποία είναι αδύνατο να επιλυθούν με τις υπάρχουσες συμβατικές μεθόδους και μοντέλα
- Η τεχνητή νοημοσύνη είναι η καταλληλότερη από τις υπάρχουσες τεχνολογίες αφού μπορεί να παράγει γνώση από τον τεράστιο όγκο πληροφορίας που αφορά τη λειτουργία των ασύρματων δικτύων
- Η γνώση αυτή διευκολύνει και απλοποιεί πολύπλοκα και πολυπαραγοντικά προβλήματα που αφορούν τη βελτιστοποίηση των λειτουργιών τους
- Η εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης στα ασύρματα δίκτυα μπορεί να αυξήσει την αποτελεσματικότητα των διαθέσιμων πόρων τους μειώνοντας σημαντικά τα λειτουργικά τους έξοδα

Αναφορές

- D. C. Nguyen et al., "Enabling AI in Future Wireless Networks: A Data Life Cycle Perspective," in IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 23, no. 1, pp. 553-595, First quarter 2021, doi: 10.1109/COMST.2020.3024783
- G. Luo, Q. Yuan, J. Li, S. Wang and F. Yang, "Artificial Intelligence Powered Mobile Networks: From Cognition to Decision," in IEEE Network, vol. 36, no. 3, pp. 136-144, May/June 2022, doi: 10.1109/MNET.013.2100087
- A. Xanthopoulos, A. Valkanis, G. Beletsioti, G. I. Papadimitriou and P. Nicopolitidis, "On the Use of Backoff Algorithms in Slotted ALOHA LoRaWAN Networks," 2020 International Conference on Computer, Information and Telecommunication Systems (CITS), Hangzhou, China, 2020, pp. 1-4, doi: 10.1109/CITS49457.2020.9232577
- A. Valkanis, G. A. Beletsioti, K. Kantelis, P. Nicopolitidis and G. Papadimitriou, "A Reinforcement Learning assisted Backoff Algorithm for LoRa networks," 2021 International Conference on Computer, Information and Telecommunication Systems (CITS), Istanbul, Turkey, 2021, pp. 1-6, doi: 10.1109/CITS52676.2021.9618456
- A. Valkanis, G. A. Beletsioti, K. Kantelis, P. Nicopolitidis and G. Papadimitriou, "Balancing reliability and energy efficiency in LoRa networks using reinforcement learning," 2023 International Conference on Computer, Information and Telecommunication Systems (CITS), Genoa, Italy, 2023, pp. 01-06, doi: 10.1109/CITS58301.2023.10188722
- A. Valkanis, G. A. Beletsioti, K. Kantelis, P. Nicopolitidis and G. Papadimitriou, "Ensuring Reliability for LoRa Networks Using a Reinforcement Learning Assisted Time Division Duplex Protocol," in IEEE Internet of Things Journal, doi: 10.1109/JIOT.2023.3300541.

Σας ευχαριστώ.