



# **SMART HEALTHCARE**

**ΣΧΕΔΙΟ ΕΚΦΟΡΤΩΣΗΣ RL-BASED ΕΡΓΑΣΙΑΣ ΓΙΑ EDGE-ENABLED ΔΙΚΤΥΑ ΑΙΣΘΗΤΗΡΩΝ**

**321/2018107 - ΚΥΡΙΑΖΗΣ ΙΩΑΝΝΗΣ**

# ΕΙΣΑΓΩΓΗ

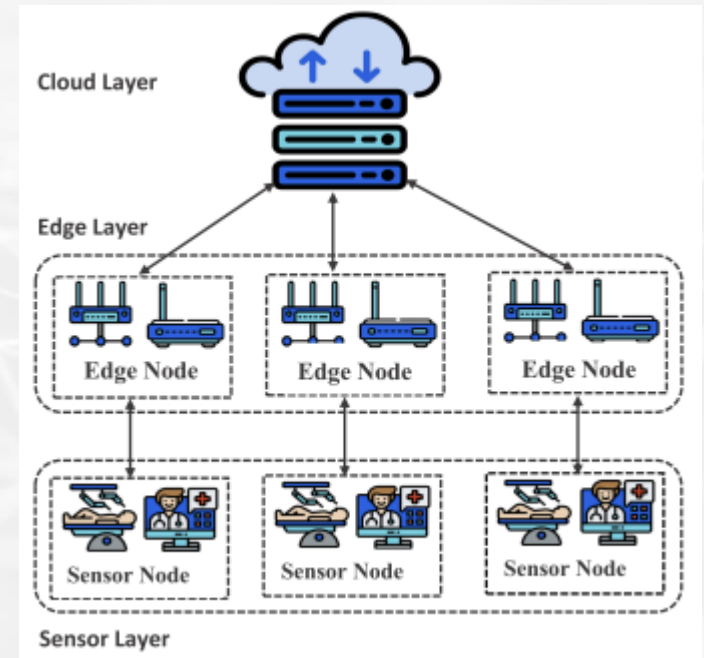
- Η έξυπνη υγειονομική περίθαλψη αναφέρεται στη χρήση των IoMTs ή κόμβων αισθητήρων (Sensor Nodes - SN), του cloud computing, του edge computing και της τεχνητής νοημοσύνης (AI).
- Όμως τα μειονεκτήματα είναι η υψηλή καθυστέρηση, η έλλειψη ευελιξίας και η αδυναμία προσαρμογής στην κινητικότητα του τελικού χρήστη. Λύση σε αυτό είναι μία προσέγγιση edge computing που όμως εμφανίζονται άλλα προβλήματα όπως περιορισμένη χωρητικότητα μπαταρίας και περιορισμένη επεξεργαστική ισχύ.
- Λύση σε αυτό είναι η μετατόπιση φόρτου απαιτητικών εργασιών σε υποδομές υψηλότερου επιπέδου που μπορούν να προσφέρουν μεγαλύτερους υπολογιστικούς πόρους χωρίς να ληφθεί υπόψη κατηγορίες φόρτου εργασίας (απαιτητικές εργασίες ή εργασίες μεγάλης καθυστέρησης). Αυτό θα επιτευχθεί με την τεχνική Υπολογιστικής Εκφόρτωσης με Χρήση Ενισχυτικής Μάθησης (Computation Offloading Using Reinforcement Learning - CORL), η οποία αναζητά έναν αποτελεσματικό κόμβο για την επεξεργασία διεργασιών που έχουν εκφορτωθεί.

# ΣΧΕΤΙΚΗ ΔΟΥΛΕΙΑ

- Από την οπτική της κινητικότητας του χρήστη, σε περιβάλλον Fog Computing, η κινητικότητα των εφαρμογών IoMT έχει σημαντικό αντίκτυπο στο Quality of Service (QoS) με τη μορφή καθυστέρησης εξυπηρέτησης. Επομένως, κατά τη δημιουργία αποτελεσματικών σχεδίων μεταφοράς υπηρεσιών, αυτές οι περιοχές πρέπει να λαμβάνονται υπόψη. Οι στόχοι κατανομής πόρων και βελτιστοποίησης στο Fog Computing έχουν συζητηθεί σε ορισμένες μελέτες. Η βελτιστοποίηση fog πόρων μπορεί να χωριστεί σε δύο κατηγορίες: βελτιστοποίηση πόρων σε fog κόμβους και βελτιστοποίηση πόρων σε κέντρα δεδομένων cloud.
- Από την οπτική της εκφόρτωσης, οι συσκευές IoMT περιλαμβάνουν αισθητήρες ή ενεργοποιητές που τους επιτρέπουν να συλλέγουν σημαντικό όγκο δεδομένων, τα οποία στη συνέχεια αποθηκεύονται, αναλύονται, χρησιμοποιούνται για τη λήψη απόφασης και κοινοποιούνται σε μια πλατφόρμα υγειονομικής περίθαλψης που φιλοξενείται στο cloud. Προτάθηκε μια αρχιτεκτονική από cloud σε fog για παρακολούθηση U-healthcare για νοσοκομεία και έξυπνα σπίτια. Οι τελικοί χρήστες παρακολουθούνται στο σπίτι και στα νοσοκομεία χρησιμοποιώντας συσκευές IoMT. Προκειμένου να μειωθεί η κατανάλωση ενέργειας και η καθυστέρηση στο fog περιβάλλον, η υπολογιστική εκφόρτωση είναι απαραίτητη.

# ΜΟΝΤΕΛΟ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ

- Το μοντέλο αποτελείται από τρία επίπεδα για edge-enabled δίκτυα αισθητήρων που αποτελείται από ένα επίπεδο cloud, ένα επίπεδο edge και ένα επίπεδο αισθητήρα.
- Μια ομάδα Edge Nodes (EN) χρησιμοποιείται για την παροχή υπολογιστικών πόρων και την ανακούφιση του συστήματος από υπερφόρτωση εκφορτώνοντας τις εργασίες όταν το SN κατακλύζεται από υπολογιστικές ανάγκες την στιγμή συμφόρησης.
- Σε ένα πλαίσιο edge-enabled δικτύου αισθητήρων, παρουσιάζεται μια αποτελεσματική μέθοδος για την ταυτόχρονη μείωση της καθυστέρησης και της χρήσης ενέργειας.



- Η κατάσταση συστήματος καλύπτει όλα τα χαρακτηριστικά πόρων του ίδιου του SN, του edge κόμβου, του cloud και των απαιτήσεων πόρων της εργασίας. Αυτά τα χαρακτηριστικά περιλαμβάνουν τη διαθέσιμη ενεργειακή χωρητικότητα της μπαταρίας, την CPU και το εύρος ζώνης.
- Με βάση την κατάσταση, ο SN προβαίνει σε συγκεκριμένες ενέργειες όπως να περιμένει μια ευκαιρία για να χειριστεί την εργασία, να εκτελέσει την εργασία τοπικά, αυτή η εργασία να εκφορτωθεί σε έναν edge κόμβο και αυτή η εργασία να εκφορτωθεί στο cloud.
- Με βάση τις ενέργειες και την παρατήρηση της κατάστασής του, ένας SN λαμβάνει ένα reward. Ο agent δίνει στην ακολουθία με μια συγκεκριμένη κατάσταση, οδηγίες για να εκτελέσει μια συγκεκριμένη ενέργεια. Η κατάσταση του συστήματος στη συνέχεια αλλάζει σε μια νέα κατάσταση και ανταμείβεται (reward).
- Ο βασικός στόχος αυτής της διαδικασίας είναι να διατηρήσει μια πολιτική με παράλληλη αύξηση του συλλεγόμενου reward. Συγκεντρώνοντας όλα τα δεδομένα σχετικά με το reward και την κατάσταση κάθε μεμονωμένου SN για τις αποφάσεις εκφόρτωσης, το επίπεδο cloud στο CORL εκπαιδεύει το μοντέλο εκμάθησης.



- Τελευταίο αλλά εξίσου σημαντικό, το CORL αποθηκεύει αυτά τα συλλεγόμενα rewards σε έναν πίνακα.
- Αυτός ο πίνακας παρέχεται στον SN, ώστε να μπορεί να αποφασίσει εάν θα εκφορτώσει μια εργασία στο edge, στο επίπεδο cloud ή στον εαυτό του με βάση την τρέχουσα κατάσταση.
- Ο πίνακας ενημερώνεται συνεχώς από το επίπεδο cloud ανάλογα με τις SN ενέργειες εκφόρτωσης.
- Χρησιμοποιώντας τον πίνακα, ο SN επιλέγει μια πορεία δράσης που θα μεγιστοποιήσει τα μελλοντικά rewards.

**Algorithm 1:** Computation Offloading Using Reinforcement Learning (CORL)

```
1 begin
2   Initialize  $Q(s(\tau), a(\tau)) = 0, \forall s \in \mathbf{S}, a \in \mathbf{A}$ ;
3   for (each episode) do
4     Initialize state  $s(0)$ ;
5     for ( $\tau = 1, K$ ) do
6       Generate random number  $\beta$ ;
7       if ( $\beta > \epsilon$ ) then
8         Set  $a(\tau) = \operatorname{argmax} Q(s(\tau), a(\tau))$ ;
9       end
10      else
11        Set  $a(\tau)$  randomly;
12      end
13      for ( $s(\tau) \in \mathbf{S}$ ) do
14        Performer selected action  $a(\tau)$ ;
15        Obtain reward  $r(\tau)$  using equation (8);
16         $Q(s(\tau), a(\tau)) \leftarrow Q(s(\tau), a(\tau)) + \alpha[r(\tau) +$   

            $\gamma \max Q(s(\tau+1), a(\tau+1)) - Q(s(\tau), a(\tau))]$ ;
17         $s(\tau) \leftarrow s(\tau+1)$ ;
18      end
19    end
20  end
21 end
```

# ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

- Η μειωμένη χρήση ενέργειας για μια ποικιλία εργασιών δίνει στην προτεινόμενη μέθοδο (CORL) μεγαλύτερη απόδοση από τις τρεις υπάρχουσες μεθόδους (Random, CloudEdge και Cloud).
- Λόγω της αποτελεσματικής επιλογής κόμβων και της βελτιστοποιημένης κατανάλωσης πόρων, παρατηρείται ότι το σχήμα CORL αποδίδει καλύτερα από τα σχήματα Random, CloudEdge και Cloud.
- Καθώς αυξάνεται η ποσότητα των εργασιών ή ο υπολογιστικός φόρτος, παρατηρείται ότι η συνολική καθυστέρηση εκφόρτωσης αυξάνεται. Ωστόσο, η απόδοση του προτεινόμενου σχήματος CORL είναι μεγαλύτερη από αυτή των σχημάτων Random, CloudEdge και Cloud.
- Συγκρίνοντας το προτεινόμενο σχήμα με τις μεθόδους Random, CloudEdge και Cloud, διαπιστώνουμε ότι επιτυγχάνει μειωμένη καθυστέρηση. Η μέθοδος CORL εκφορτώνει αποτελεσματικά εργασίες για επεξεργασία.

# ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑ

- Στόχος αυτής της μελέτης είναι η μείωση της καθυστέρησης και η μείωση της κατανάλωσης ενέργειας.
- Προκειμένου να μειωθεί η καθυστέρηση και η χρήση ενέργειας κατά τη διάρκεια της εκφόρτωσης υπολογιστικής εργασίας, σχεδιάστηκε το πρόβλημα βελτιστοποίησης. Για να μειωθεί η καθυστέρηση και η κατανάλωση ενέργειας του κόμβου αισθητήρα, προτάθηκε ένα σύστημα CORL.
- Παρατηρήθηκε ότι μια στρατηγική που βασίζεται στην ενισχυτική μάθηση μπορεί να αποφασίσει πολύ γρήγορα εάν θα εκφορτωθεί η εργασία SN.
- Σε σύγκριση με τα βασικά συστήματα που εκμεταλλεύονται τον περιορισμό της χωρητικότητας της μπαταρίας, αποδεικνύεται ότι το προτεινόμενο σχήμα ελαχιστοποιεί αποτελεσματικά τη συνολική καθυστέρηση και τη χρήση ενέργειας.





**ΕΥΧΑΡΙΣΤΩ ΓΙΑ  
ΤΗΝ ΠΡΟΣΟΧΗ  
ΣΑΣ!**

**ΚΥΡΙΑΖΗΣ ΙΩΑΝΝΗΣ**  
321/2018107  
[ICSD18107@AEGEAN.GR](mailto:ICSD18107@AEGEAN.GR)