

Ατομική Διπλωματική Εργασία

**ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΗ ΜΕΛΕΤΗ ΣΥΓΚΡΙΣΗΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ
ΓΕΩΤΟΠΟΘΕΤΗΣΗΣ ΜΕ ΟΠΤΙΚΑ ΣΗΜΕΙΑ ΑΝΑΦΟΡΑΣ**

Λεωνίδας Λαμπιρίτης

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΥΠΡΟΥ



ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Μάιος 2023

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΥΠΡΟΥ

ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

**Πειραματική Μελέτη Σύγκρισης Αλγορίθμων Γεωτοποθέτησης με Οπτικά Σημεία
Αναφοράς**

Λεωνίδας Λαμπιρίτης

Επιβλέπων Καθηγητής
Δρ. Δημήτρης Ζεϊναλιπούρ

Η Ατομική Διπλωματική Εργασία υποβλήθηκε προς μερική εκπλήρωση των
απαιτήσεων απόκτησης του πτυχίου Πληροφορικής του Τμήματος Πληροφορικής του
Πανεπιστημίου Κύπρου

Μάιος 2023

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέπον καθηγητή Δρ. Δημήτρη Ζεϊναλιπούρ για την διαρκή βοήθεια και την υποστήριξη που μου πρόσφερε κατά την διάρκεια της εκπόνησης της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Επίσης, θα ήθελα ευχαριστήσω τον Δρ. Χρήστο Λαουδιά, ο οποίος σε συνεργάστηκε με τον Δρ. Ζεϊναλιπούρ στην οργάνωση και στον συντονισμό των πειραμάτων που πραγματοποιήθηκαν, αλλά για την καθοδήγηση που μου πρόσφεραν στα πλαίσια της εργασίας αυτής. Ακόμη θα ήθελα να ευχαριστήσω τον διδακτορικό φοιτητή του Τμήματος Πληροφορικής, Παναγιώτη Δρακάτο, για την συνεργασία και την βοήθεια που μου πρόσφερε κατά την διάρκεια των πειραμάτων.

Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω το διδακτικό προσωπικό του Τμήματος Πληροφορικής του Πανεπιστημίου, όπου μέσα από τα μαθήματα, μας προσφέρουν τις γνώσεις και τις συμβουλές τους ώστε να αποκτήσουμε τα απαραίτητα εφόδια και εμπειρίες για την ολοκλήρωση των σπουδών μας, όσο και για μία αξιόλογη σταδιοδρομία στον χώρο αυτό.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια μου, και τους συμφοιτητές και φίλους μου, για την υποστήριξη που μου πρόσφεραν καθ' όλη την διάρκεια των σπουδών μου στο Τμήμα Πληροφορικής στο Πανεπιστήμιο Κύπρου.

Περίληψη

Το έργο LASH FIRE είναι ένα ερευνητικό έργο που χρηματοδοτείται από την ΕΕ που στοχεύει στη μείωση του κινδύνου πυρκαγιάς σε πλοία Roll-on/Roll-off (Ro-Ro). Το έργο αυτό στοχεύει στη βελτίωση της ασφάλειας των πλοίων Ro-Ro με την ανάπτυξη νέων τεχνολογιών, εργαλείων και κατευθυντήριων γραμμών για την πρόληψη και τη διαχείριση πυρκαγιών στα πλοία.

Στα πλαίσια του έργου αυτού αναπτύχθηκε από το “Data Management Systems Laborator” [21] του τμήματος της Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Κύπρου το σύστημα SMAS (Smart Alert System), ένα ολοκληρωμένο σύστημα γεωπλοήγησης για εσωτερικούς χώρους. Υποστηρίζει λειτουργίες όπως: γεωπλοήγηση, πληροφόρηση εσωτερικών χώρων, ειδοποιήσεις καθώς και γραπτές συνομιλίες μεταξύ των χρηστών του. Στόχος του SMAS είναι η ανάπτυξη μίας πρωτοποριακής τεχνολογίας εντοπισμού τοποθεσίας που απαιτεί μηδενική υποδομή και χρησιμοποιεί υπολογιστική όραση σε συσκευές smartphone που θα είναι προσαρτημένες στον εξοπλισμό των πρώτων ανταποκριτών στα πλοία.

Σε αυτή τη διπλωματική εργασία παρουσιάζεται η αξιολόγηση των αλγορίθμων που χρησιμοποιούνται στο σύστημα SMAS. Αρχικά θα γίνει παρουσίαση του SMAS καθώς και ανάλυση των υποσυστημάτων που το απαρτίζουν όπως είναι το Anyplace. Ακολούθως παρουσιάζονται οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται στο SMAS για τον εντοπισμό της τοποθεσίας.

Επιπλέον θα εξηγηθεί η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για την πραγματοποίηση των πειραμάτων στο κτήριο ΘΕΕ01 (Θετικών και Εφαρμοσμένων Επιστημών) στην Πανεπιστημιούπολη του Πανεπιστημίου Κύπρου, ώστε να γίνει αξιολόγηση της ακρίβειας των αλγορίθμων. Τέλος θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα της αξιολόγησης του κάθε αλγορίθμου.

Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1	Εισαγωγή.....	1
	1.1 Υποκίνηση Εργασίας	1
	1.2 Περίγραμμα Εργασίας	3
	1.3 Συνεισφορές	4
Κεφάλαιο 2	Υφιστάμενη Γνώση και Σχετικές Εργασίες.....	6
	2.1 Κατηγορίες Συστημάτων Εσωτερικής Πλοήγησης	6
	2.2 Σύστημα Anyplace	12
	2.2.1 Anyplace Backend	13
	2.2.2 Anyplace front-end	14
Κεφάλαιο 3	Surface Framework.....	20
	3.1 Αρχιτεκτονική	20
	3.1.1 Training	21
	3.1.2 Logging	22
	3.1.3 Localization	23
	3.1.4 Η εφαρμογή SMAS	24
	3.2 Surface Data Management (DM)	26
	3.2.1 Αλγόριθμος Surface Global (SG)	30
	3.2.2 Αλγόριθμος Surface Local (SL)	31
	3.2.3 Υλοποίηση Surface DM σε SQLite	31
	3.3 Surface Matrix Factorization (MF)	33
	3.3.1 Εκμάθηση με τεχνικές Matrix Factorization	34`
Κεφάλαιο 4	Πειραματική Μεθοδολογία.....	39
	4.1 Συλλογή δεδομένων	39
	4.2 Στόχος και μετρικές αξιολόγησης	44
Κεφάλαιο 5	Πειραματική Αξιολόγηση.....	46

5.1 Logging Time Evaluation	46
5.2 Περιγραφή Σκηνών – Διαδρομών	48
5.3 Localization Accuracy Evaluation	54
5.4 Tracking Accuracy Evaluation	58

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 Συμπεράσματα	64
--------------------------------------	-----------

Βιβλιογραφία	66
---------------------------	-----------

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Υποκίνηση Εργασίας	1
1.2 Περίγραμμα Εργασίας	3
1.3 Συνεισφορές	4

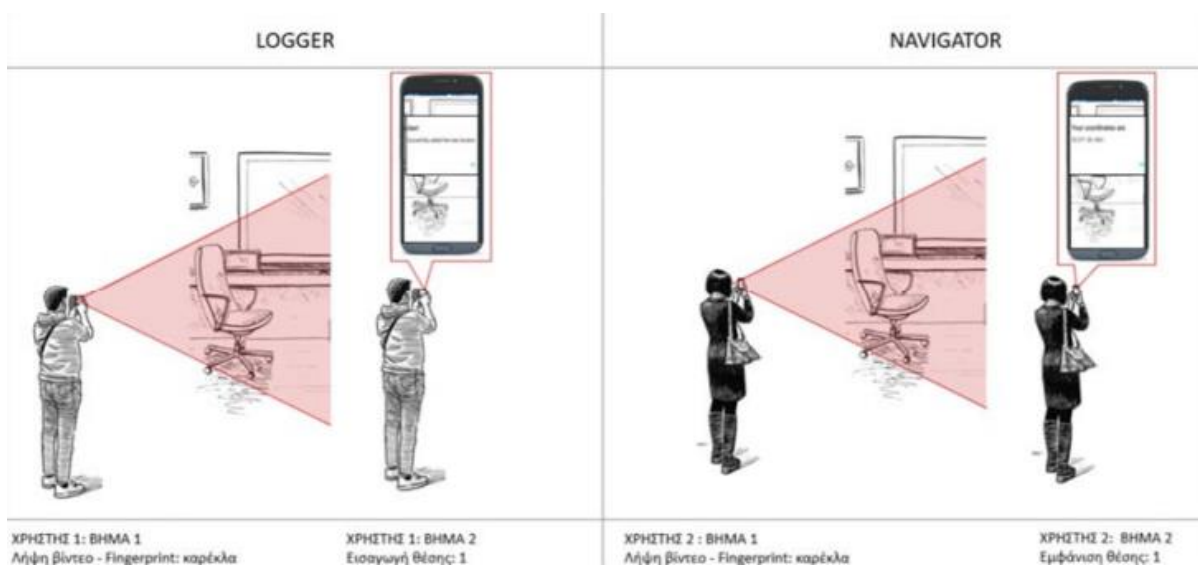
1.1 Υποκίνηση Εργασίας

Τα μεγάλα μεταφορικά πλοία Ro-ro είναι ένα σημαντικό συστατικό του παγκόσμιου συστήματος μεταφορών και ένας από τους πιο επιτυχημένους τύπους πλοίων σήμερα. Τα πλοία αυτά είναι ειδικά σχεδιασμένα για τη μεταφορά φορτίου με τροχούς, όπως αυτοκίνητα και φορτηγά και συχνά μεταφέρουν μεγάλες ποσότητες καυσίμων και άλλων επικίνδυνων υλικών, που μπορεί να τα καταστήσουν ευάλωτα στις πυρκαγιές. Το ερευνητικό έργο LASH FIRE έχει ως στόχο στην σημαντική μείωση του κινδύνου πυρκαγιών στα πλοία τύπου Ro-Ro. Δίνεται ιδιαίτερη έμφαση στην ανάπτυξη και επικύρωση έξυπνων λύσεων για γρήγορη πρώτη αντίδραση για αποτελεσματική καταπολέμηση των πυρκαγιών στο αρχικό τους στάδιο.

Το «Data Management Systems Laboratory» του τμήματος της Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Κύπρου, στα πλαίσια του έργου αυτού ανέπτυξε την ιδέα του SMAS, ένα έξυπνο σύστημα ειδοποίησης σχεδιασμένο για εντοπισμό θέσης σε εσωτερικούς χώρους και πρώτης αντίδρασης σε πυρκαγιές σε πλοία τύπου Ro-Ro. Περιλαμβάνει μια μονάδα εντοπισμού που μπορεί να παρακολουθεί την τοποθεσία της πυρκαγιάς και να την εμφανίζει σε μια γραφική διεπαφή, επιτρέποντας στα μέλη του πληρώματος να ανταποκρίνονται πιο αποτελεσματικά στην έκτακτη ανάγκη. Ένα από τα βασικά χαρακτηριστικά του SMAS είναι η πρωτοποριακή του ικανότητα να λειτουργεί χωρίς

πρόσθετη υποδομή, όπως καλώδια ή κεραίες, καθιστώντας το μία λύση μηδενικής υποδομής. Αυτό σημαίνει ότι το σύστημα μπορεί εύκολα να εγκατασταθεί σε πλοία τύπου Ro-Ro και να συντηρηθεί χωρίς σημαντικό πρόσθετο κόστος.

Για το σύστημα έχουν υλοποιηθεί αλγόριθμοι που αξιοποιούν τις κάμερες των έξυπνων συσκευών όπου με την βοήθεια της υπολογιστικής όρασης, δίνουν στο σύστημα την δυνατότητα να εντοπίζει την θέση του χρήστη σε ένα εσωτερικό χώρο, χρησιμοποιώντας μόνο τις κάμερες που διαθέτει η συσκευή (Σχήμα 1.1).



Σχήμα 1.1 Παράδειγμα εκτέλεσης του υλοποιημένου συστήματος

Στα πλαίσια της εργασίας αυτής, θα παρουσιαστούν οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται από το SMAS καθώς και τα στάδια που βασίζεται το σύστημα αυτό. Τα στάδια αυτά είναι τα ακόλουθα:

- Η εκπαίδευση (training) ενός μοντέλου αναγνώρισης αντικειμένων,
- Η διαδικασία συλλογής αντικειμένων (logging), συσχέτιση τους με την τοποθεσία τους και καταχώρηση τους στην βάση δεδομένων,
- Ο εντοπισμός της θέσης με την χρήση του συστήματος (localization).

Επιπρόσθετα, θα παρουσιαστεί η πειραματική διαδικασία που ακολουθήθηκε για την πραγματοποίηση πειραμάτων που έχουν ως στόχο την σύγκριση και αξιολόγηση των αλγορίθμων αυτών. Η διαδικασία αυτή περιλαμβάνει την συλλογή των δεδομένων από

τους χώρους του κτηρίου ΘΕΕ01 στην πανεπιστημιούπολη του Πανεπιστημίου Κύπρου, όπως φαίνεται και στο Σχήμα 1.1, όπου ο χρήστης με την χρήση του συστήματος Logger σαρώνει τα αντικείμενα που υπάρχουν στον χώρο τα οποία συνδέονται με την τοποθεσία τους και σχηματίζουν την βάση δεδομένων που θα χρησιμοποιεί το σύστημα για τον χώρο αυτό.

Στην συνέχεια παρουσιάζεται η σύγκριση και αξιολόγηση των αλγορίθμων ως προς την ακρίβεια τους σε δύο σενάρια, το σενάριο της γεωτοποθέτησης (localization) χωρίς οι αλγόριθμοι να λαμβάνουν υπόψη την προηγούμενη θέση του χρήστη, και το σενάριο του συνεχόμενου εντοπισμού θέσης (tracking) όπου η προηγούμενη θέση του χρήστη λαμβάνεται υπόψη από τους αλγορίθμους. Τέλος, παρουσιάζεται μία σύνοψη των αποτελεσμάτων της πειραματικής αξιολόγησης.

1.2 Περίγραμμα Εργασίας

Στο πρώτο κεφάλαιο αυτής της διπλωματικής εργασίας παρουσιάζεται η υποκίνηση της εργασίας (τι πρόκειται να παρουσιαστεί στην εργασία αυτή), μία μικρή περιγραφή του συστήματος SMAS και του στόχου που προσπαθεί να επιτύχει καθώς η συνεισφορά της εργασίας αυτής στο σύστημα.

Στο δεύτερο κεφάλαιο επεξηγούνται οι διαφορετικές κατηγορίες στις οποίες μπορούν να διαχωριστούν τα συστήματα εσωτερικής πλοήγησης ανάλογα με την υποδομή που χρησιμοποιούν, τον τρόπο με τον οποίο συλλέγουν τα δεδομένα τους και ανάλογα με την ιδιωτικότητα που προσφέρει το σύστημα. Επιπρόσθετα, στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται και τα βασικά στοιχεία της αρχιτεκτονικής του συστήματος Anyplace, ένα σύστημα πληροφοριών εσωτερικών χώρων το οποίο αποτελεί το βασικό συστατικό του συστήματος SMAS.

Στο τρίτο κεφάλαιο, παρουσιάζεται το Surface framework που χρησιμοποιείται στο σύστημα SMAS. Αρχικά στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζεται η αρχιτεκτονική του συστήματος SMAS καθώς και τα τρία βασικά στάδια που ακολουθούνται για την χρήση του σε ένα χώρο, δηλαδή το στάδιο της εκπαίδευσης (training) του μοντέλου αναγνώρισης των αντικειμένων του χώρου, το στάδιο της συλλογής των οπτικών σημείων αναφοράς (logging) για τον σχηματισμό της βάσης δεδομένων του χώρου και

το στάδιο της γεωτοποθέτησης (localization) στον χώρο αυτό. Επίσης, στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται οι αλγόριθμοι Surface Data Management (DM) και Surface Matrix Factorization (MF) οι οποίοι χρησιμοποιούνται στο στάδιο της γεωτοποθέτησης.

Στο τέταρτο κεφάλαιο περιγράφεται η πειραματική διαδικασία που ακολουθήθηκε για την πειραματική αξιολόγηση και σύγκριση των αλγορίθμων Surface DM και Surface MF. Συγκεκριμένα, παρουσιάζεται η διαδικασία που ακολουθήθηκε για την συλλογή των οπτικών σημείων αναφοράς από το κτήριο ΘΕΕ01, οι μετρικές και ο εξοπλισμός που χρησιμοποιήθηκε στην πειραματική διαδικασία.

Ακολούθως στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζονται οι σκηνές και οι διαδρομές που επιλέχθηκαν να χρησιμοποιηθούν για την αξιολόγηση των αλγορίθμων ως προς την ακρίβεια τους. Ακολούθως γίνεται παρουσίαση και επεξήγηση των αποτελεσμάτων της πειραματικής αξιολόγησης των αλγορίθμων για δύο διαφορετικά σενάρια. Συγκεκριμένα, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για την ακρίβεια των αλγορίθμων στο σενάριο localization και ακολούθως στο σενάριο tracking.

1.3 Συνεισφορές

Η συνεισφορά της εργασίας αυτής στο σύστημα SMAS είναι η αξιολόγηση των υπάρχων αλγορίθμων γεωτοποθέτησης του συστήματος σε πραγματικές συνθήκες. Μέσω της αξιολόγησης που γίνεται στην εργασία αυτή υπάρχει μία ξεκάθαρη εικόνα για τις δυνατότητες και τις αδυναμίες του συστήματος αυτού. Έτσι, γνωρίζοντας τις δυνατότητες του συστήματος σε πραγματικές συνθήκες μπορούμε να συμπεράνουμε αν το σύστημα μπορεί να λύσει το πρόβλημα για το οποίο έχει σχεδιαστεί. Επιπρόσθετα, γνωρίζοντας τις αδυναμίες του συστήματος, μπορούμε να εντοπίσουμε σημεία του συστήματος τα οποία μπορούν να βελτιωθούν, ώστε να βελτιωθεί η απόδοση του συστήματος. Ακόμη, η αξιολόγηση που έγινε στα πλαίσια της εργασίας αυτής, μπορεί να καθορίσει τα επόμενα βήματα στην εξέλιξη του συστήματος SMAS. Αν δηλαδή θα δοθεί περισσότερη έμφαση σε κάποιο από τους αλγορίθμους ή αν θα ακολουθηθεί μία προσέγγιση συνδυασμού των αλγορίθμων για την περεταίρω βελτίωση της απόδοσης του. Τέλος, τα αποτελέσματα της αξιολόγησης που παρουσιάζονται στην εργασία αυτή, μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε μεταγενέστερο στάδιο ως μέτρο σύγκρισης της

βελτίωσης του συστήματος σε νεότερες εκδοχές του, ενώ τα δεδομένα που συλλέγηκαν κατά την πειραματική διαδικασία, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την δοκιμή πιθανών αλλαγών στους αλγορίθμους αλλά και σε μελλοντικές πειραματικές αξιολογήσεις.

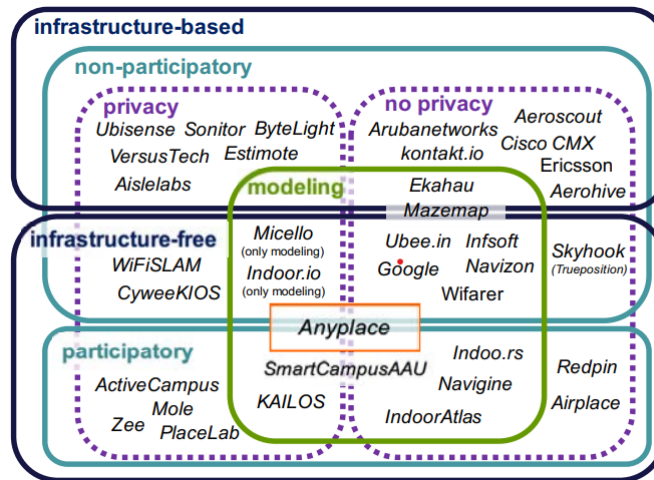
Κεφάλαιο 2

Υφιστάμενη γνώση και Σχετικές Εργασίες

2.1 Κατηγορίες Συστημάτων Εσωτερικής Πλοήγησης	6
2.2 Σύστημα Anyplace	12
2.2.1 Anyplace Backend	13
2.2.2 Anyplace front-end	14

2.1 Κατηγορίες Συστημάτων Εσωτερικής Πλοήγησης

Τα συστήματα πλοήγησης διαφέρουν μεταξύ τους ως προς τα χαρακτηριστικά τους, με αποτέλεσμα να μπορούμε να τα κατατάξουμε τα συστήματα αυτά σε διάφορες κατατάξεις με βάση διάφορα κριτήρια (Σχήμα 2.1). Σύμφωνα με το άρθρο των Zeinalipour-Yatzi, et al. 2017 [1] με θέμα Internet-based Indoor Navigation Services τα διάφορα συστήματα μπορούν να καταταχθούν σε διαφορετικές κατηγορίες σύμφωνα με τα πιο κάτω κριτήρια, α) ανάλογα με την υποδομή που χρησιμοποιεί το σύστημα, β) τον τρόπο με τον οποίο δημιουργούνται τα fingerprints (fingerprint = «αντικείμενο» το οποίο αποτελεί την ταυτότητα (αποτύπωμα) ενός συγκεκριμένου σημείου σε ένα χώρο), γ) τον τρόπο με τον οποίο γίνεται η οργάνωση των δεδομένων στο σύστημα και τέλος δ) ανάλογα με την ιδιωτικότητα του συστήματος, δηλαδή αν ο χρήστης διατηρεί την ιδιωτικότητα του κατά την χρήση του συστήματος. Στην συνέχεια περιγράφονται οι διάφορες κατηγορίες συστημάτων πλοήγησης σε εσωτερικό χώρο.



Σχήμα 2.1: Διάγραμμα Venn κατηγοριοποίησης γνωστών συστημάτων πλοήγησης [1]

Infrastructure-based / Infrastructure-free

Η βασική τεχνολογία για τα συστήματα αυτά είναι ο τύπος του hardware που επιτρέπει στο σύστημα τον εντοπισμό της τοποθεσίας του χρήστη. Συγκεκριμένα, τα συστήματα αυτά χωρίζονται σε τουλάχιστον δύο διαφορετικές κατηγορίες ανάλογα με το αν χρησιμοποιούν κάποια υποδομή (infrastructure) για την γεωτοποθέτηση του χρήστη. Πιο αναλυτικά, χωρίζονται σε: α) infrastructure-based και β) infrastructure-free [1].

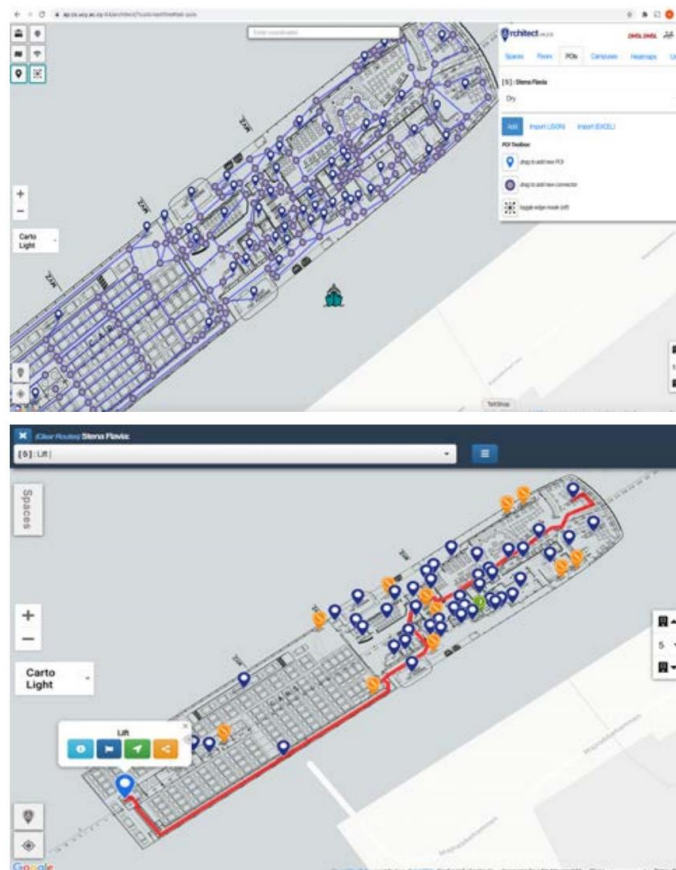
Τα infrastructure-based localization συστήματα είναι τα συστήματα τα οποία απαιτούν οποιαδήποτε υποδομή (υφιστάμενη ή νέα) για την διαδικασία για την παροχή σημάτων τοποθεσίας. Τα συστήματα στην κατηγορία αυτή μπορούν να χωριστούν περεταίρω στις εξής δύο υποκατηγορίες: τα συστήματα νέας υποδομής (new-infrastructure localization) και τα συστήματα υφιστάμενης υποδομής (existing-infrastructure localization) [12].

Τα συστήματα new-infrastructure localization απαιτούν την ανάπτυξη πρόσθετου αποκλειστικού εξοπλισμού, συμπεριλαμβανομένων πομπών (transmitters), φάρων (beacons), κεραίες και καλωδίωση για την παροχή σημάτων τοποθεσίας. Οι βιομηχανικές λύσεις που υπάρχουν αυτή την στιγμή σε αυτό τον τομέα ονομάζονται “συστήματα εντοπισμού σε πραγματικό χρόνο” (Real Time Locating Systems, RTLS) και οι προμηθευτές ειδικεύονται σε συγκεκριμένες αγορές για την παρακολούθηση περιουσιακών στοιχείων χρησιμοποιώντας τεχνολογίες όπως RFID tags, Bluetooth Low Energy (BLE Smart) beacons (πχ. Apple’s iBeacon, Estimote context stickers), Wi-Fi beacons (πχ. Aeroscout - RFID Tags, Kontakt.io cloud/BLE beacon) ή Ultra-Wide-

Band (UWB) chips που προσφέρουν ακρίβεια εντοπισμού 10 cm (πχ. DecaWave). Ακόμη σύμφωνα με τους ερευνητές [12] υπάρχουν και λύσεις οι οποίες χρησιμοποιεί πληροφορίες από δορυφόρους GPS, Galileo, GLONASS και Compass όπως είναι το chipset SiRFusion της CSR. Οι λύσεις αυτές μπορούν να βελτιώσουν τη διαθεσιμότητα σε αστικές περιοχές και ορισμένα εσωτερικά περιβάλλοντα. Ωστόσο, οι λύσεις αυτές για να ικανοποιούν τις απαιτήσεις ακρίβειας σε εσωτερικούς χώρους, συνδυάζουν δορυφορικές μετρήσεις με άλλες συμπληρωματικές πηγές πληροφοριών, συμπεριλαμβανομένων σημάτων Wi-Fi και/ή πολλαπλών αισθητήρων. Όπως αναφέρουν οι ερευνητές [12], έχουν γίνει προσπάθειες σε αυτό τον τομέα και σε ακαδημαϊκό επίπεδο. Μια εξέχουσα ακαδημαϊκή προσπάθεια είναι το σύστημα Epsilon της Microsoft Research, το οποίο βασίζεται σε LED που αναβοσβήνουν σε διαστήματα χιλιοστών του δευτερολέπτου, έτσι ώστε μόνο η κάμερα smartphone μπορεί να πάρει τους παλμούς, χωρίς δηλαδή να γίνεται αντιληπτό με γυμνό μάτι (πχ. μια εμπορική προσπάθεια που χρησιμοποιεί αυτή την ιδέα είναι το Bytelight). Μια άλλη ακαδημαϊκή προσπάθεια είναι το σύστημα ALPS από το Πανεπιστήμιο Carnegie Mellon, το οποίο χρησιμοποιεί ηχητικά σήματα υπερήχων που καταγράφονται από το ενσωματωμένο μικρόφωνο του smartphone. Θεωρητικά, όλες οι λύσεις έχουν τη δυνατότητα να επιτύχουν ακρίβεια μικρότερη του ενός μέτρου σε υψηλές πυκνότητες ανάπτυξης. Ωστόσο, αυτές οι λύσεις στην κατηγορία αυτή εγείρουν ζητήματα επεκτασιμότητας σε περίπτωση μεγάλων εσωτερικών χώρων. Για παράδειγμα, το Indoo.rs απαιτούσε 300 beacons StickNFind (με εκτιμώμενο κόστος 15.000 USD) για την παροχή καθοδήγησης σε τυφλούς στον τερματικό σταθμό 2 60.000 m² του Αεροδρομίου San Francisco Intl, στις ΗΠΑ. Επιπλέον, υπάρχουν έξοδα που σχετίζονται με τη συντήρηση των μπαταριών των beacons, τον συντονισμό των επιπέδων σήματος τους, τις συχνότητες μετάδοσης καθώς και ζητήματα παρεμβολών.

Στην κατηγορία των existing-infrastructure localization συστημάτων, συμπεριλαμβάνονται συστήματα τα οποία χρησιμοποιούν την υπάρχουσα υποδομή, όπως σημεία πρόσβασης Wi-Fi και σταθμούς βάσης κινητής τηλεφωνίας, για να λαμβάνουν μετρήσεις εξαρτώμενες από την θέση (location-dependent). Σύμφωνα με τους ερευνητές [8][12], δοκιμές έχουν δείξει πως συστήματα που εμπίπτουν σε αυτή την κατηγορία μπορούν να επιτύχουν ακρίβεια εντοπισμού συγκρίσιμη ή ακόμα καλύτερη από τα δαπανηρά συστήματα που βασίζονται σε νέα υποδομή. Σε αυτό το πλαίσιο, η ομάδα του εργαστηρίου DMSL [21] στο Πανεπιστήμιο Κύπρου έχει

αναπτύξει το Anyplace Indoor Information System [1][7][8], το οποίο είναι ένα σύστημα το οποίο χρησιμοποιεί δεδομένα από σημεία πρόσβασης Wi-Fi (Wi-Fi fingerprints) για το εντοπισμό της θέσης σε ένα εσωτερικό χώρο. Το Anyplace έχει βραβευτεί για τη χρησιμότητα και την ακρίβεια του αφού προσφέρει εξαιρετική ακρίβεια 1,96 μέτρων, και έλαβε το δεύτερο βραβείο από τη Microsoft Research στο IEEE IPSN'14 [11]. Το Anyplace παραδοσιακά εστιάζει στην χρήση Wi-Fi fingerprints για την διαδικασία του localization, αλλά πλέον υποστηρίζει και την χρήση Computer Vision (CV) fingerprints όπου μέσω της υπολογιστικής όρασης συλλέγει πληροφορίες σχετικά με τα αντικείμενα και την θέση των αντικειμένων που υπάρχουν σε ένα χώρο (οπτικά σημεία αναφοράς). Στόχος είναι να μπορεί να χρησιμοποιείται σε σενάρια όπου οι πυκνές εγκαταστάσεις Wi-Fi δεν είναι συχνά διαθέσιμες, όπως σε πλοία τύπου ro-ro. Στο Σχήμα 2.2, παρουσιάζεται ένα παράδειγμα πώς χαρτογραφήθηκε ένα μοντέλο εσωτερικού χώρου σε πραγματικό σκάφος ro-ro που χρησιμοποιήθηκε στην σχετική μελέτη [12] από τους ερευνητές χρησιμοποιώντας το εργαλείο Anyplace Architect.



Σχήμα 2.2: (Πάνω) Χαρτογράφηση του πλοίου ro-ro με χρήση του εργαλείου Anyplace Architect, (κάτω) Λήψη οδηγιών πλοήγησης και αναζήτησης πληροφοριών στο Anyplace Viewer. [12]

Στην κατηγορία existing-infrastructure localization συστημάτων μπορούν επίσης να καταταχθούν συστήματα ειδικού τύπου RTLS που προκύπτουν από προμηθευτές ασύρματου δικτύου LAN (wireless LAN vendors). Εταιρείες όπως η Cisco, η Ericsson, η Ekahau, η Aruba Networks και η Aerohive επιτρέπουν στις επιχειρήσεις να διαχειρίζονται τα εταιρικά τους δίκτυα WLAN, αλλά τους προσφέρουν επίσης επεκτάσεις παρακολούθησης τοποθεσίας στις υπηρεσίες τους. Επίσης, οι δρομολογητές Wi-Fi (routers) με ιδιόκτητα λειτουργικά συστήματα (π.χ. OpenWrt) μπορούν να διαμορφωθούν για αυτά τα σενάρια ώστε να αποκτούν την ένταση του σήματος των χρηστών και να τους παρέχουν υπηρεσίες γεωτοποθέτησης σε εσωτερικούς χώρους.

Τα infrastructure-free localization συστήματα γνωστά και ως συστήματα zero-infrastructure localization χρησιμοποιούνται σε περιβάλλοντα όπου δεν υπάρχει διαθέσιμη υποδομή εντοπισμού τοποθεσίας. Σε αυτή την κατηγορία βρίσκουμε συστήματα Magnetic localization (πχ. IndoorAtlas), τα οποία εκμεταλλεύονται τις ανωμαλίες του μαγνητικού πεδίου στον χώρο για να αναγνωρίσουν την θέση σε ένα χώρο. Αυτό το είδος τεχνολογίας προσφέρει ακρίβεια, δεν απαιτεί εξειδικευμένη υποδομή και έχει σχετικά χαμηλό συνολικό κόστος. Από την άλλη πλευρά, αυτού του είδους οι υπογραφές λειτουργούν μόνο για σταθερές κατασκευές από ατσάλι (steel) σε συγκεκριμένες συντεταγμένες, αλλά όχι για σκάφη που κινούνται πάντα σε διαφορετικές τοποθεσίες. Ως εκ τούτου, η τεχνολογία του μαγνητικού εντοπισμού δεν είναι εφαρμόσιμη σε κινητούς εσωτερικούς χώρους όπως για παράδειγμα σε πλοία.

Η κατηγορία αυτή συχνά αναφέρεται επίσης σε προσεγγίσεις που βασίζονται αποκλειστικά σε μονάδες αδρανειακής μέτρησης (Inertial Measurement Units, IMU) που έχουν μελετηθεί εκτενώς στο πλαίσιο των συστημάτων Pedestrian Dead Reckoning (PDR), τα οποία είναι συστήματα πλοήγησης που υπολογίζουν την τρέχουσα θέση ενός ατόμου χρησιμοποιώντας αισθητήρες κίνησης [12]. Ειδικότερα, τα δεδομένα καταγράφονται από Μονάδες Αδρανειακής Μέτρησης (IMU), συμπεριλαμβανομένων accelerometers, γυροσκοπίων και των ψηφιακών πυξίδων (π.χ. CyweeKIOS ή WiFiSLAM) [1]. Οι μονάδες αυτές μπορούν να προσδιορίζουν το πλήθος βημάτων, το μήκος βημάτων και την κατεύθυνση κίνησης ενός χρήστη και χρησιμοποιούν αυτά τα δεδομένα για να υπολογίσουν τη θέση του σε σχέση με το σημείο εκκίνησης. Ενσωματώνονται σε σύγχρονες συσκευές είτε τοποθετούνται εξωτερικά στο ανθρώπινο σώμα, δηλαδή στο κεφάλι, στην πλάτη, στη μέση ή στο πόδι ενώ η επεξεργασία

πραγματοποιείται από συνεπεξεργαστή χαμηλής ισχύος (π.χ. συνεπεξεργαστές κίνησης σε iPhone). Οι λύσεις αυτές μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παροχή σχετικής τοποθεσίας ενός κινητού, αλλά είναι γνωστό ότι υποφέρει από μετατόπιση (drifting) δηλαδή, ακόμη και το παραμικρό σφάλμα εντοπισμού ή προσανατολισμού συσσωρεύεται σε σύντομο χρονικό διάστημα, προκαλώντας υψηλά σφάλματα τοποθεσίας. Ως εκ τούτου, οι λύσεις IMU είναι γνωστό ότι απαιτούν μια υποδομή για τη διόρθωση του σήματος τοποθεσίας με την πάροδο του χρόνου. Στο Anyplace παραδοσιακά χρησιμοποιούνται Wi-Fi fingerprints για τη διόρθωση του σήματος IMU. Στόχος των ερευνητών είναι να εξετάσουν την περίπτωση υβριδικών αλγορίθμων με την χρήση οπτικών σημείων αναφοράς ως μία λύση για αντιμετώπιση του προβλήματος μετατόπισης στα σήματα IMU. Το σύστημα εντοπισμού μηδενικής υποδομής SMAS που αναπτύχθηκε από τους ερευνητές [12][14], προτείνει τους αλγόριθμους Surface DM και Surface MF, οι οποίοι χρησιμοποιούν αλγόριθμους κατάταξης διαχείρισης δεδομένων και τεχνικές Matrix Factorization αντίστοιχα, με μοντέλα βαθιάς μάθησης που έχουν εκπαιδευτεί σε πλάνα πλοίων τύπου ro-ro για την πραγματοποίηση ακριβούς εντοπισμού εσωτερικών χώρων μηδενικής υποδομής με smartphone. Οι αλγόριθμοι αυτοί παρουσιάζονται αναλυτικά στο κεφάλαιο 3 της εργασίας αυτής και στο κεφάλαιο 5 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της αξιολόγησης των αλγορίθμων ως προς την ακρίβεια τους.

Participatory / Non-participatory

Ένα άλλο κριτήριο κατηγοριοποίησης των συστημάτων εσωτερικής πλοήγησης στηρίζεται στον τρόπο με τον οποίο έχει γίνει η συλλογή δεδομένων. Πιο συγκεκριμένα, το κριτήριο αυτό, βασίζεται στο αν η βάση δεδομένων γεωγραφικής θέσης έχει συμπληρωθεί από ειδικούς ή μη ειδικούς. Δηλαδή, η κατηγοριοποίηση αυτή αναφέρεται στο ποιος δημιουργεί τα διάφορα fingerprints για την κάθε γεωγραφική θέση, αν είναι ένας ειδικός που γνωρίζει τον τρόπο με τον οποίο δουλεύει το συγκεκριμένο πρόγραμμα ή αν είναι κάποιος εθελοντής [1]. Τα μη συμμετοχικά (Non-participatory) συστήματα συνήθως πληρώνουν επαγγελματίες για να αναλάβουν το έργο της συλλογής δεδομένων. Αυτό περιλαμβάνει ένα ή περισσότερα άτομα που επισκέπτονται διάφορες τοποθεσίες ενδιαφέροντος για τη συλλογή μεγάλου όγκου δεδομένων (fingerprints). Αντίθετα τα συμμετοχικά (participatory) συστήματα είναι αυτά που η εισαγωγή δεδομένων στη βάση γίνονται από πολλούς εθελοντές που

εισάγουν λίγα fingerprints ο καθένας [5]. Το σύστημα SMAS ανήκει στην κατηγορία των συμμετοχικών (participatory) συστημάτων καθώς η συλλογή των fingerprints έγινε από φοιτητές στο Πανεπιστήμιο Κύπρου.

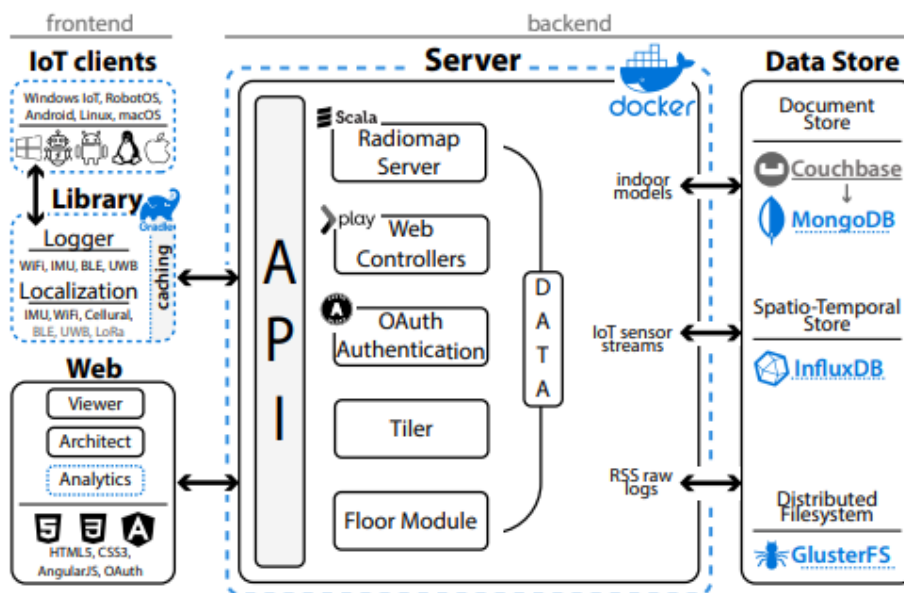
Terminal-based / Network-based

Μια σημαντική ανησυχία στα συστήματα γεωτοποθέτησης όπως και σε πολλά άλλα συστήματα στην εποχή μας είναι το θέμα της ιδιωτικότητας (privacy). Το γεγονός πως αρκετά συστήματα γεωτοποθέτησης είναι βασισμένα στο διαδίκτυο, και εκ φύσεως τους ως συστήματα γεωτοποθέτησης έχουν την δυνατότητα να γνωρίζουν ανα πάσα στιγμή την τοποθεσία των χρηστών τους, εγείρει την ανησυχία αυτή στους τελικούς χρήστες αφού παραβιάζουν την ιδιωτικότητα τους. Αντίθετα, η μεταφορά όλων των δεδομένων γεωγραφικής θέσης στην συσκευή του χρήστη, για να αποφεύγεται η παραβίαση της ιδιωτικότητας του, συνεπάγεται μεταφορά τεράστιου αριθμού δεδομένων μέσω ασύρματων δικτύων περιορισμένων πόρων. Για αυτό τον λόγο, τα συστήματα αυτά μπορούν να κατηγοριοποιηθούν ανάλογα με το πως προσεγγίζουν το θέμα της ιδιωτικότητας (privacy) σε δύο τουλάχιστον κατηγορίες: α) terminal-based και β) network-based [1]. Τα terminal-based συστήματα υπολογίζουν τη θέση του χρήστη πάνω στην προσωπική του συσκευή η οποία γνωρίζει τον αλγόριθμο γεωτοποθέτησης με αποτέλεσμα η εφαρμογή να μπορεί να τρέξει και σε offline mode [6]. Με αυτό τον τρόπο προστατεύει και την ιδιωτικότητα του χρήστη. Αντίθετα, τα network-based συστήματα δεν προσφέρουν καθόλου ιδιωτικότητα λόγω του ότι οι πληροφορίες που συλλέγονται από την προσωπική συσκευή του χρήστη στέλνονται διαδικτυακά σε κάποια υποδομή. Εκεί γίνεται η επεξεργασία των δεδομένων του χρήστη και αποστέλλονται πίσω στη συσκευή του χρήστη. Το σύστημα SMAS είναι terminal-based αφού η βάση του συστήματος βρίσκεται στην συσκευή του χρήστη, καθώς και οι αλγόριθμοι για τη γεωτοποθέτηση εκτελούνται τοπικά στην συσκευή του χρήστη χωρίς να εμπλέκεται κάποιο δίκτυο ώστε να παραβιάζεται η ιδιωτικότητα του χρήστη.

2.2 Σύστημα Anyplace

Το Anyplace έχει ανοιχτή, modular, και επεκτάσιμη αρχιτεκτονική που συλλέγει πληροφορίες εσωτερικού χώρου όπως για παράδειγμα τα σημεία ενδιαφέροντος (εισόδους/εξόδους, σκάλες, ανελκυστήρες κ.α) χρησιμοποιώντας crowdsourcing με φιλικό

προς τον χρήστη τρόπο. Συνδυάζεται την ακρίβεια network-based συστημάτων και τη διαθεσιμότητα και την ιδιωτικότητα που προσφέρουν τα terminal-based συστήματα [7]. Το Anyplace όπως αναφέρουν οι Mreis et al. 2020 [8] εφαρμόζεται σε διάφορους τύπους εσωτερικών χώρων όπως πολυώροφα κτήρια χωρίς τη χρήση της τεχνολογίας GPS, αλλά με την χρήση σημάτων Wi-Fi. Το AnyPlace έχει υλοποιηθεί από ερευνητές και φοιτητές του εργαστήριου Data Management Systems Laboratory (DMSL) του Πανεπιστημίου Κύπρου. Είναι ένα open source σύστημα το οποίο μπορεί να εγκατασταθεί στο κινητό οποιουδήποτε χρήστη. Σύμφωνα με τους ερευνητές του συστήματος [8], η πλατφόρμα του Anyplace χωρίζεται σε πέντε κύρια στοιχεία, τα οποία απεικονίζονται στο Σχήμα 2.3. Ο διακομιστής και η βάση αποθήκευσης δεδομένων αποτελούν το backend και οι web εφαρμογές, η Βιβλιοθήκη και οι IoT πελάτες αποτελούν το frontend.



Σχήμα 2.3 Αρχιτεκτονική Συστήματος Anyplace v4.0 [8]

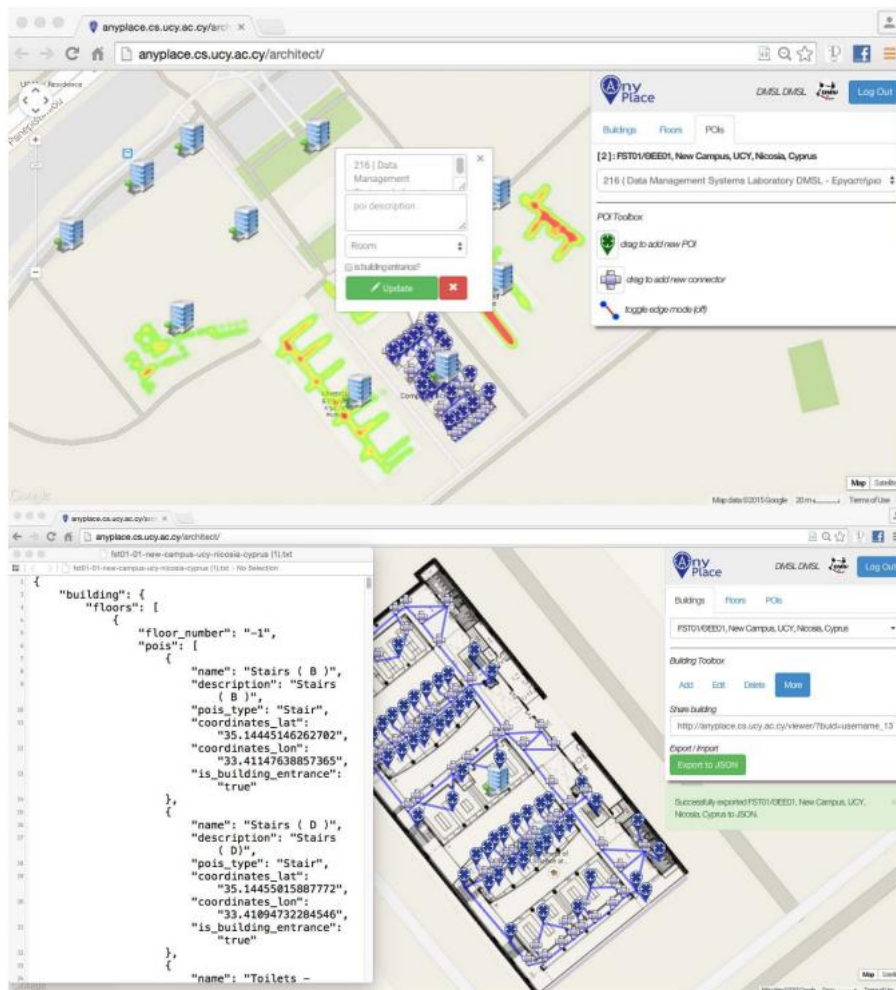
2.2.1 Anyplace Backend

Το Server component περιέχει την λογική της εφαρμογής της υπηρεσίας του Anyplace. Έχει υλοποιηθεί με την χρήση του PLAY [9], ένα ελαφρύ (lightweight) Model-View-Controller (MVC) framework για web applications. Έχει ένα RESTful API το οποίο επιτρέπει το crowdsourcing, χωροχρονικά ερωτήματα (spatio-temporal queries), και διαθέτει διεπαφές για διάφορους χώρους αποθήκευσης δεδομένων. Επιπρόσθετες

λειτουργίες που διαθέτει είναι η οπτικοποίηση αναλυτικών στοιχείων (visual analytics), tiling για αρχιτεκτονικούς χάρτες, και ασφαλής έλεγχος ταυτότητας OAuth 2.0. Το Data Store component είναι υπεύθυνο για την αποθήκευση και την ανάκτηση ακατέργαστων δεδομένων χρησιμοποιώντας ένα κατανεμημένο σύστημα αρχείων (DFS), δεδομένα IoT χρησιμοποιώντας time-series και αντικείμενα JSON χρησιμοποιώντας χώρο αποθήκευσης εγγράφων [8].

2.2.2 Anyplace front-end

Τα modules Architect, Viewer και Analytics είναι web εφαρμογές που είναι κατασκευασμένες με HTML5, CSS3 και AngularJS. Όπως αναφέρεται από τους Zeinalipour-Yazti et al. 2015 [7], η εφαρμογή Web Architect προσφέρει μια πλούσια σε χαρακτηριστικά, φιλική προς το χρήστη διεπαφή για διαχείριση μοντέλων εσωτερικών χώρων στο Anyplace (προς το παρόν ένας χρήστης συνδέεται με οποιαδήποτε Google λογαριασμός). Ειδικότερα, αφού συνδεθεί ένας χρήστης μπορεί να τοποθετήσει το σχεδιάγραμμα ενός κτιρίου πάνω από τους χάρτες της Google με υποστήριξη πολλαπλών ορόφων. Χρησιμοποιώντας το πρόγραμμα επεξεργασίας ορόφου, ο χρήστης μπορεί να ανεβάσει, και να προσαρμόσει τα σχεδιαγράμματα του χώρου που επιθυμεί να εισάγει ώστε να χωρέσουν σωστά, όπως φαίνεται και στο Σχήμα 2.4.



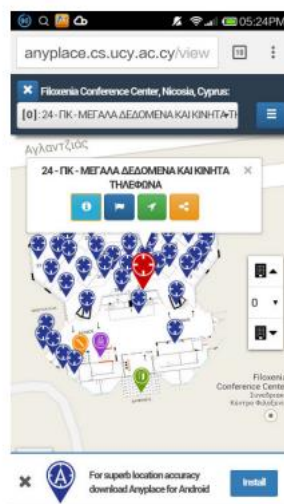
Σχήμα 2.4 Anyplace Architect: (Πάνω) Διαχείριση μιας πανεπιστημιούπολης κτιρίων μέσω την εφαρμογή Ιστού του αρχιτέκτονα (διεπαφή HTML5 συμβατή μεταξύ διαφορετικών πλατφορμών). (Κάτω) Εξαγωγή/Εισαγωγή δεδομένων εσωτερικού χώρου σε μορφή JSON. [7]

Ο χρήστης μπορεί αργότερα να προσθέσει, να σχολιάσει και να προσθέσει γεωγραφική ετικέτα στα σημεία ενδιαφέροντος (Points of Interest – POI) μέσα στο κτίριο και να τα συνδέσει για να υποδείξει τα μονοπάτια μεταξύ των σημείων για τη δυνατότητα παροχής οδηγιών πλοήγησης. Για να γίνει η πιο πάνω διαδικασία χρησιμοποιείται η λειτουργία drag-n-drop η οποία είναι συμβατή για όλους τους browsers και λειτουργεί ακόμη και σε tablets ή smartphones [7]. Ο απλός σχεδιασμός και η φορητότητα των δεδομένων στη εφαρμογή Architect, διευκολύνουν την εισαγωγή/εξαγωγή δεδομένων και την επεκτασιμότητα της εφαρμογής.

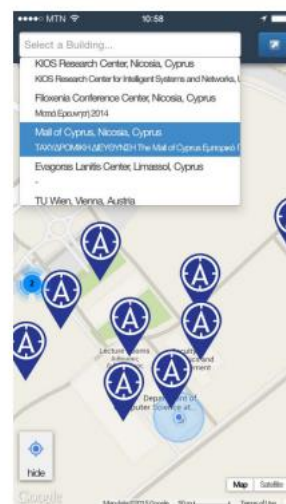
Η εφαρμογή Web Viewer επιτρέπει τη γρήγορη οπτικοποίηση κτιρίων που έχουν μοντελοποιηθεί στο Anyplace [7][8]. Η εφαρμογή Viewer είναι ιδανικό για κάποιο χρήστη ο οποίος θα χρησιμοποιήσει για πρώτη φορά το σύστημα και δεν θέλει να χάσει χρόνο μέχρι να κατεβάσει κάποια υπηρεσία στην συσκευή του. Το Viewer επιτρέπει την χρήση του χωρίς να χρειάζεται οποιαδήποτε εγκατάσταση που πολλές φορές μπορεί να καθυστερήσει τον χρήστη. Η εφαρμογή, παρέχει την δυνατότητα στους χρήστες να μοιράζονται URL διευθύνσεις για POI χρησιμοποιώντας email, μέσα κοινωνικής δικτύωσης και άλλες υπηρεσίες διαδικτύου [7][8]. Ένας χρήστης αφού λάβει ένα τέτοιο URL μπορεί να λάβει άμεσα οδηγίες πλοήγησης προς τον προορισμό αυτό. Η εφαρμογή Viewer υλοποιήθηκε σε μία κοινή βάση κώδικα με την εφαρμογή Architect. Στο σχήμα 2.5 παρουσιάζεται η διεπαφή της εφαρμογής Viewer μέσω browser, σε smartphone συσκευή.



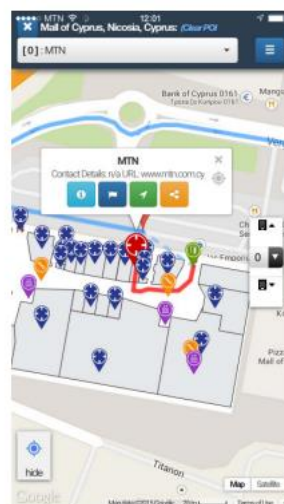
i



ii

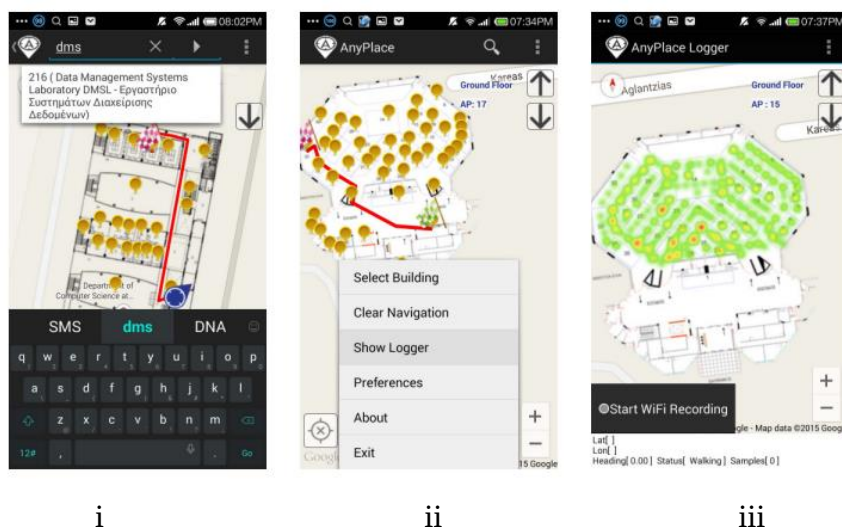


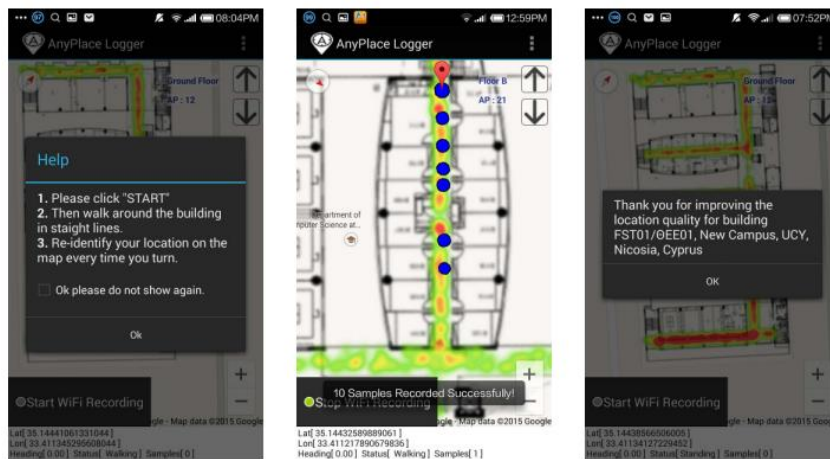
iii



Σχήμα 2.5 Anyplace Viewer: (i-ii) Άνοιγμα Viewer σε iOS (i) και Android (ii), (iii) Εξωτερική αναζήτηση βάσει τοποθεσίας για κτίρια που είναι δημόσια καταχωρισμένα στο Anyplace, (iv) Αναζήτηση POI εσωτερικών χώρων που ανήκουν στο κτίριο που επιλέχθηκε στο βήμα iii, (v) Πλοήγηση από εξωτερικό σε εσωτερικό χώρο, (vi) Πλοήγηση από εσωτερικό σε εσωτερικό χώρο. [7]

Για τους Android χρήστες υπάρχει ένα εξειδικευμένο εργαλείο το οποίο συνδυάζει τα υποσυστήματα Navigator και Logger του Anyplace. Το υποσύστημα Navigator σύμφωνα με τους Zeinalipour-Yazti et al. 2015 [7], επιτρέπει στους χρήστες να βλέπουν την τρέχουσα τοποθεσία τους πάνω από τον χάρτη της κάτοψης του κτηρίου και πλοηγείτε μεταξύ των POI μέσα στο κτίριο, όπως στην εφαρμογή Viewer [7][8][10]. Το υποσύστημα Logger είναι υπεύθυνο να καταγράψει διάφορα σημεία ενδιαφέροντος, είτε τα σήματα Wi-Fi τα οποία εισάγονται σε κάποια βάση δεδομένων ώστε να χρησιμοποιηθούν αργότερα στο υποσύστημα του Navigator. Το υποσύστημα Logger χρησιμοποιείται από εθελοντές χρήστες για να ενισχύσουν την συλλογή δεδομένων στο σύστημα. Οι χρήστες μπορούν να καταγράφουν τα απαραίτητα δεδομένα και να υποδεικνύουν την τρέχουσα τοποθεσία τους κάνοντας κλικ στον χάρτη. Αμέσως μετά την επιλογή ενός κτηρίου εμφανίζεται ένας χάρτης θερμότητας στον οποίο υπάρχουν καταγραμμένα fingerprints. Έτσι ο εθελοντής διαπιστώνει σε ποιες περιοχές δεν υπάρχει μεγάλος αριθμός fingerprints, ώστε να συνεισφέρει στις περιοχές αυτές. Οι διάφορες λειτουργίες της εφαρμογής αυτής που συνδυάζει τα υποσυστήματα Navigator και Logger παρουσιάζονται στο Σχήμα 2.6





iv

v

vi

Σχήμα 2.6 Anyplace Navigator και Logger: (i) Αναζήτηση και πλοήγηση – Navigator, (ii) ο χρήστης ανοίγει το Logger, (iii) Θερμικός χάρτης, δείχνει τις περιοχές που έχουν καλυφθεί από την συλλογή δεδομένων, (iv) Οδηγός, ο χρήστης λαμβάνει οδηγίες για το πώς να βελτιώσει τον χάρτη του χώρου, (v) Ο χρήστης συλλέγει τοπικά τα δεδομένα καθώς κινείται στον χώρο, (vi) Ο χρήστης ανεβάζει τα σήματα Wi-Fi στην υπηρεσία cloud Anyplace.

Στο σύστημα SMAS όπως αναφέρουν οι Mpeis et al. 2022 [12][13] έχουν υλοποιηθεί με παρόμοιο τρόπο τα υποσυστήματα Navigator και Logger, όμως στην περίπτωση αυτή αντί να καταγράφει σήματα ισχύος των σημείων πρόσβασης σε Wi-Fi, χρησιμοποιείτε υπολογιστική όραση για την αναγνώριση αντικειμένων που θα χρησιμοποιούνται ως οπτικά σημεία αναφοράς. Τα αντίστοιχα υποσυστήματα θα παρουσιαστούν στην συνέχεια της εργασίας αυτής.

Τα υποσυστήματα Navigator και Logger χρησιμοποιούν τις δύο βασικές βιβλιοθήκες Grandle του Anyplace, την anyplace-core και anyplace-android. Η anyplace-core περιλαμβάνει την κύρια λειτουργικότητα του Anyplace για τους IoT πελάτες του συστήματος. Σύμφωνα με τους Zeinalipour-Yazti et al. 2020 [7] είναι όσο το δυνατόν πιο γενική για διευκολύνει την ανάπτυξη των πελατών για διαφορετικά περιβάλλοντα και λειτουργικά συστήματα. Η βιβλιοθήκη εκπέμπει στατικά ή δυναμικά δημιουργήθηκαν πληροφορίες στους χρήστες. Τέλος, επιτρέπει τη δυναμική εναλλαγή μεταξύ διαφορετικών backends και εμπερικλείει τα διάφορα API endpoints με κώδικα που χειρίζεται με διαφάνεια την επικοινωνία με το backend.

Το Android παρέχει τα δικά του API για την εκτέλεση εργασιών για αυξημένη ασφάλεια και απόδοση. Αυτή η πρόσθετη λειτουργικότητα περιλαμβάνεται σε anyplace-android, μια άλλη βιβλιοθήκη Gradle που περιλαμβάνει τη βιβλιοθήκη anyplace-core. Η βιβλιοθήκη anyplace-android δηλώνει τυχόν δικαιώματα που είναι απαραίτητα για την επιτυχή λειτουργία της υπηρεσίας. Αυτά περιλαμβάνουν πρόσβαση στο Διαδίκτυο, δικαιώματα ανάγνωσης της ισχύος του σήματος Wi-Fi, δυνατότητα εκτέλεσης κώδικα στο παρασκήνιο και πρόσβαση στην αποθήκευση. Οι υπολογισμοί είναι υλοποιημένοι ως ασύγχρονες εργασίες για να μην επηρεάζουν την απόκριση της διεπαφής χρήστη. Τέλος, τα offline δεδομένα πλοήγησης αποθηκεύονται και διαχειρίζονται με ασφάλεια σε ιδιωτικό χώρο αποθήκευσης.

Κεφάλαιο 3

Surface Framework

3.1 Αρχιτεκτονική	20
3.1.1 Training	21
3.1.2 Logging	22
3.1.3 Localization	23
3.1.4 Η εφαρμογή SMAS	24
3.2 Surface Data Management (DM)	26
3.2.1 Αλγόριθμος Surface Global (SG)	30
3.2.2 Αλγόριθμος Surface Local (SL)	31
3.2.3 Υλοποίηση Surface DM σε SQLite	31
3.3 Surface Matrix Factorization (MF)	33
3.3.1 Εκμάθηση με τεχνικές Matrix Factorization	34

3.1 Αρχιτεκτονική

Όπως αναφέρουν οι Mreis et al. 2022 [13][19] η αρχιτεκτονική του συστήματος SMAS βασίζεται στην πολυετή εμπειρία υλοποίησης του συστήματος Anyplace, το οποίο είναι μια πλατφόρμα εντοπισμού Wi-Fi, πλοήγησης, crowd sourcing και μοντελοποίησης εσωτερικών χώρων που αναπτύχθηκε στο Πανεπιστήμιο Κύπρου. Δεδομένου ότι η τεχνολογία Wi-Fi δεν είναι ευρέως διαθέσιμη σε πλοία ro-ro, οι ερευνητές και φοιτητές στο Πανεπιστήμιο Κύπρου ανέπτυξαν ένα σύστημα εντοπισμού «μηδενικής» υποδομής χρησιμοποιώντας Computer Vision (CV) για την αναγνώριση οπτικών σημείων αναφοράς.

Ειδικότερα, η τεχνολογία γεωπλοήγησης που αναπτύχθηκε για το σύστημα SMAS δεν απαιτεί καμία υποδομή (π.χ. Wi-Fi, BLE, UWB, RFID, LED) και μπορεί να αναπτυχθεί σε κλίμακα με ελάχιστο κόστος σε νεότερα ή παλαιότερα πλοία [13]. Η παροχή ενός

καναλιού δικτύου, μέσω αραιών κεραιών Wi-Fi ή κινητών 4G/5G μπορεί να εμπλουτίσει τις δυνατότητες του συστήματος SMAS με λειτουργίες όπως είναι η επικοινωνία μεταξύ των πρώτων ανταποκριτών. Αυτό, ωστόσο, είναι συμπληρωματική λειτουργία.

Η τεχνολογία CV στο σύστημα SMAS σύμφωνα και με τους Zeinalipour-Yazti et al. 2022 [12][19] είναι βασισμένη σε τρία στάδια: training, όπου οι χρήστες βίντεο των εσωτερικών τους χώρων με ιδιαίτερη έμφαση σε στατικά (μη κινητά) αντικείμενα του χώρου. Τα βίντεο αναλύονται σε ένα κέντρο δεδομένων deep learning για την παραγωγή ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης YOLO [16] και στη συνέχεια μετασχηματίζεται σε χρόνο εκτέλεσης με την χρήση Tensorflow Lite. Logging, όπου το μοντέλο φορτώνεται σε μια εφαρμογή (Logger) smartphone που χρησιμοποιείτε από τους χρήστες, οι οποίοι καλούνται να συσχετίσουν τα γύρω αντικείμενα με τη θέση τους κάνοντας κλικ σε έναν χάρτη, δημιουργώντας μια βάση δεδομένων δακτυλικών αποτυπωμάτων (Fingerprints Database – FDB). Localization, όπου οι πρώτοι ανταποκριτές χρησιμοποιούν την εφαρμογή SMAS χρησιμοποιώντας την FDB που δείχνει τόσο σε αυτούς όσο και σε οποιονδήποτε κοντινό χρήστη (που είναι συνδεδεμένος σε δίκτυο) τη θέση των άλλων ανταποκριτών που χρησιμοποιούν την εφαρμογή (π.χ. και είναι επίσης συνδεδεμένοι στο δίκτυο). Η εφαρμογή επιτρέπει στους χρήστες να βρουν την τοποθεσία τους μία φορά (localization) ή να εντοπίζουν συνεχώς (tracking).

3.1.1 Training

Στο SMAS αυτή την στιγμή υποστηρίζονται τα 3 πιο κάτω μοντέλα:

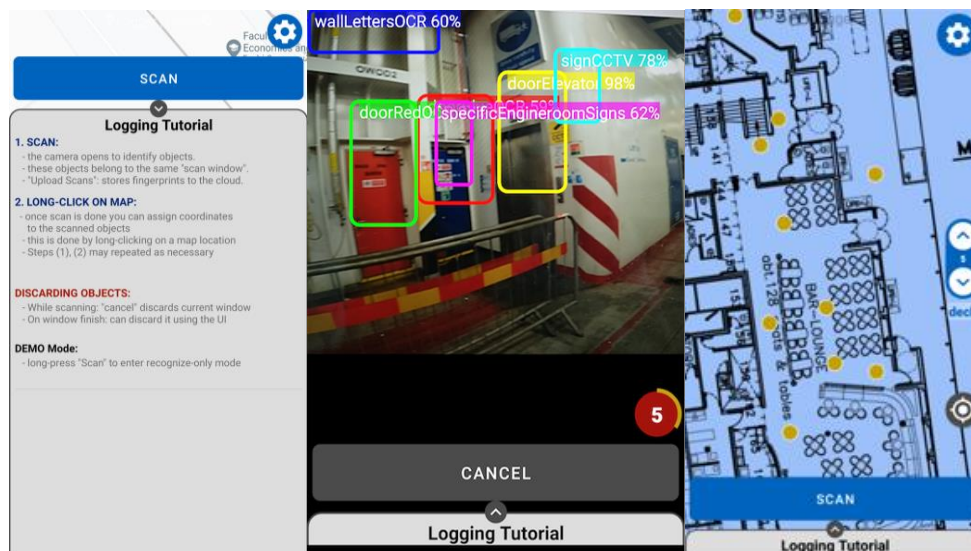
- [COCO] Common Objects in Context: είναι ένα σύνολο δεδομένων αναγνώρισης, τμηματοποίησης και υποτίτλων μεγάλης κλίμακας εικόνας που χρησιμοποιείται ευρέως για έρευνα όρασης υπολογιστή (24 MB). Περιέχει περισσότερες από 330.000 εικόνες και περισσότερες από 2,5 εκατομμύρια περιπτώσεις αντικειμένων με σήμανση, με 80 διαφορετικές κατηγορίες, όπως άτομα, ζώα, οχήματα και είδη οικιακής χρήσης. Εκτός από τον εντοπισμό και την τμηματοποίηση αντικειμένων, το COCO περιλαμβάνει επίσης σχολιασμούς για υπότιτλους εικόνων, καθιστώντας το πολύτιμο πόρο για την ανάπτυξη και τη δοκιμή αλγορίθμων CV.

- [UCYCO] University of Cyprus Objects in Context: Αυτό είναι ένα σύνολο δεδομένων αναγνώρισης, τμηματοποίησης και υποτίτλων αντικειμένων μικρής κλίμακας, ειδικά για τα κτίρια του Πανεπιστημίου Κύπρου (23 MB). Αυτό το μοντέλο ήταν ιδιαίτερα χρήσιμο για το στάδιο ανάπτυξης και κατασκευάστηκε με τη βοήθεια του εργαλείου Google Colab.
- [LASHCO] LASH Objects in Context: Αυτό είναι ένα σύνολο δεδομένων αναγνώρισης, τμηματοποίησης και υποτίτλων αντικειμένων μεσαίας κλίμακας, ειδικά για ένα σκάφος ως μέρος του έργου EU LASH FIRE (24MB). Το LASHCO έχει περίπου 99 κατηγορίες. Το δεδομένο σύνολο δεδομένων ανίχνευσης, τμηματοποίησης και υποτίτλων αντικειμένων χρησιμοποιήθηκε για τη δοκιμή του συστήματος SMAS σε χώρους σκαφών ως μέρος του Ευρωπαϊκού έργου LASH FIRE. Για την διαδικασία του training για το μοντέλο αυτό χρησιμοποιήθηκε το Computer Vision Annotation Tool (CVAT) το οποίο είναι ένα δωρεάν, ανοιχτού κώδικα, web-based εργαλείο σχολιασμού εικόνων και βίντεο που χρησιμοποιείται για την επισήμανση δεδομένων για αλγόριθμους CV. Για την χρήση CVAT, οι ερευνητές [19] έχουν ρυθμίσει έναν αποκλειστικό διακομιστή που διαθέτει μια υπερσύγχρονη κάρτα GPU NVIDIA Tesla V100. Αυτή η κάρτα μειώνει τον χρόνο εκπαίδευσης σε λίγες ώρες από αρκετές ημέρες ή εβδομάδες που χρειαζόταν αρχικά στο δωρεάν περιβάλλον Colab της Google [18]. Η εκπαίδευση του μοντέλου μπορεί να επαναληφθεί σε περιπτώσεις που προστεθούν νέα αντικείμενα στον χώρο τα οποία δεν εμπίπτουν σε κάποια από τις κατηγορίες που ήδη αναγνωρίζει το μοντέλο

3.1.2 Logging

Η διαδικασία της δημιουργίας της βάσης δεδομένων (FDB) γίνεται με την βοήθεια της εφαρμογής Logger για smartphones η οποία είναι ενσωματωμένη στην εφαρμογή SMAS, όπως και στην περίπτωση του Anyplace. Συγκεκριμένα, πρόκειται για μια εφαρμογή για κινητά που μπορεί να χρησιμοποιηθεί από τα άτομα που εγκαθιστούν το σύστημα εντοπισμού στο σε ένα για τη συλλογή των οπτικών σημείων αναφοράς στον χώρο με ένα smartphone. Οι χρήστες μπορούν να σαρώσουν τον χώρο ακολουθώντας μερικές απλές οδηγίες που παρέχονται στην πρώτη καρτέλα του εργαλείου Σχήμα 3.1(i). Επιπρόσθετα οι ερευνητές [13] πειραματίστηκαν επίσης με την καταγραφή

μπροστά από τη οθόνη υπολογιστή και την βοήθεια βίντεο από τον χώρο και τα προκαταρκτικά αποτελέσματα είναι αρκετά ενθαρρυντικά, πράγμα που σημαίνει ότι στο μέλλον αυτό το βήμα μπορεί να γίνεται με αυτό τον τρόπο. Το υποσύστημα του Logger είναι εξοπλισμένο με τα μοντέλα CV που αναφέρθηκαν νωρίτερα στην ενότητα 3.1.1.



Σχήμα 3.1: (i) Καρτέλα οδηγιών για την διαδικασία του logging, (ii) Βήμα 1 – Σάρωση των αντικειμένων, (iii) Βήμα 2 - συσχέτιση των αντικείμενων με τη θέση τους κάνοντας κλικ στον χάρτη

3.1.3 Localization

Το σύστημα χρησιμοποιεί localization σε εσωτερικούς βασισμένο σε CV Radiomap, όπου αποθηκεύονται σήματα υπολογιστικής όρασης από κάμερες σε μια βάση δεδομένων σε υψηλή πυκνότητα. Το υποσύστημα εντοπισμού χρησιμοποιεί την ακόλουθη ρουτίνα υψηλού επιπέδου: σε φάση εκτός σύνδεσης, ο Logger καταγράφει τα οπτικά σημεία αναφοράς αποκαλούμενα ως CV fingerprints, τα οποία περιλαμβάνουν τα διάφορα αναγνωρισμένα αντικείμενα που οριοθετούν ορθογώνια σε ορισμένες θέσεις (x,y) σε έναν χάρτη κτιρίου με υποστήριξη ορόφων (π.χ. κάθε λίγα μέτρα). Στη συνέχεια, σε μια δεύτερη φάση εκτός σύνδεσης, τα CV fingerprints ενώνονται σε ένα πίνακα NxM, το CV RadioMap, όπου N είναι ο αριθμός των μοναδικών (x,y) δακτυλικών αποτυπωμάτων και M ο συνολικός αριθμός αντικειμένων CV. Τέλος, ένας

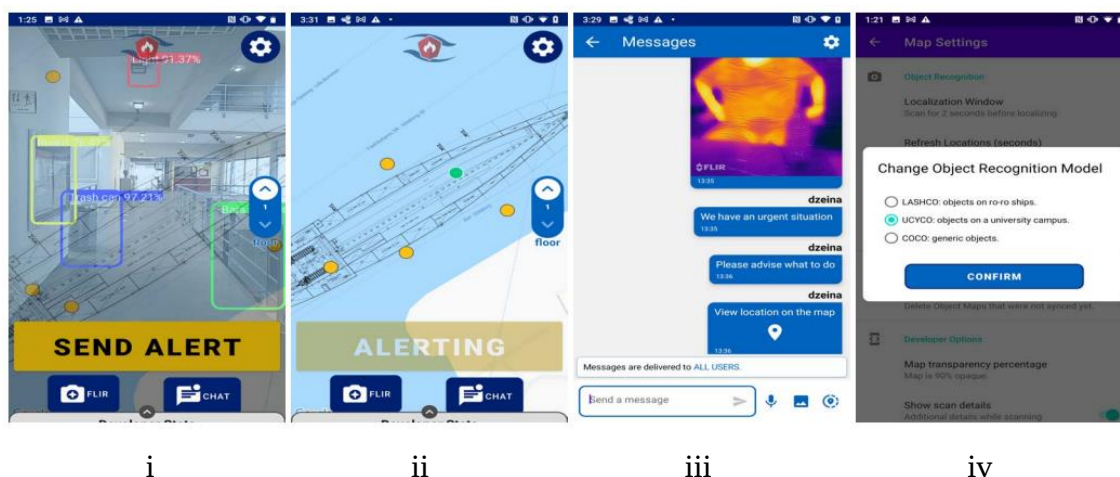
χρήστης μπορεί να συγκρίνει το CV fingerprint του με το RadioMap για να βρει την καλύτερη αντιστοιχία, χρησιμοποιώντας τους αλγόριθμους Surface DM και Surface MF οι οποίοι περιγράφονται εκτενώς στις ενότητες 3.2 και 3.3 αντίστοιχα.

3.1.4 Η εφαρμογή SMAS

Σε αυτή την υποενότητα περιγράφονται τα δύο βασικά στοιχεία της εφαρμογής SMAS, συγκεκριμένα: (i) η εφαρμογή SMAS για κινητά που χρησιμοποιείται από τους πρώτους ανταποκριτές και (ii) το Backend SMAS, που αποτελείται από έναν εσωτερικό χώρο GIS και μεθόδους γεωπλοήγησης με την χρήση οπτικών σημείων αναφοράς. Και τα δύο αυτά στοιχεία έχουν αναπτυχθεί από ερευνητές και φοιτητές στο Πανεπιστήμιο Κύπρου [13].

Η εφαρμογή για smartphones SMAS επιτρέπει σε έναν χρήστη να αλληλεπιδρά μέσω μιας πολύ απλής διεπαφής που έχει σχεδιαστεί με την προϋπόθεση ότι ο χρήστης δεν θα κοιτάζει πάντα την οθόνη του smartphone και ότι η χρήση του ηλεκτρολογίου οθόνης ενδέχεται να μην είναι επίσης προσβάσιμη (ως εκ τούτου, υποστηρίζει διεπαφή ήχου με μετατροπή φωνής σε κείμενο). Η εφαρμογή είναι γραμμένη σε Android X και Kotlin [20]. Ακολουθεί την αρχιτεκτονική MVVM (Model-View View-Model) και χειρίζεται ασύγχρονα την επικοινωνία και τους υπολογισμούς. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό για εμπλεκόμενες λειτουργίες, όπως η αναγνώριση αντικειμένων, οι οποίες είναι αρκετά βαριές υπολογιστικά για μία μικρή συσκευή όπως ένα smartphone.

Όσον αφορά το backend, οτιδήποτε σχετίζεται με το SMAS εφαρμόστηκε στην ξεχωριστή υπηρεσία SMAS API για να ελαχιστοποιηθεί η καθυστέρηση. Χρησιμοποιούμε μια καθαρά σχεσιακή ενσωματωμένη υλοποίηση για να παρέχουμε εντοπισμό υψηλής απόδοσης στην άκρη. Επιλέχθηκε επίσης μια αρχιτεκτονική μικροβάσεων δεδομένων, η οποία χρησιμοποιεί διαφορετικά στιγμιότυπα SQLite βάσεων που χρησιμεύουν ως ξεχωριστές ουρές για μηνύματα ή ειδοποιήσεις χρήστη (χρησιμοποιώντας shared και exclusive locks) για να μπορεί η εφαρμογή να εκτελείτε σε κάτι τόσο μικρό όσο ένα Raspberry PI [13]. Ο αλγόριθμος Surface DM είναι υλοποιημένος σε SQL με την χρήση Views, Indexes και User Defined Functions (UDFs) [13], ενώ ο αλγόριθμος Surface MF έχει υλοποιηθεί σε Python για να τρέχει στον server για σκοπούς δοκιμών, ενώ θα ενσωματωθεί αργότερα στην εφαρμογή, με υλοποίηση σε Kotlin [20].



Σχήμα 3.2: SMAS mobile app: (i) CV Localization: Αναγνώριση οπτικών σημείων αναφοράς για εντοπισμό θέσης, (ii) Alert (Ειδοποίηση), (iii) Επικοινωνία μέσω μηνυμάτων, (iv) Δυνατότητα επιλογής μοντέλου αναγνώρισης αντικειμένων. [13]

Στο Σχήμα 3.2 παρουσιάζονται μερικές από τις βασικές διεπαφές της εφαρμογής SMAS. Στο Σχήμα 3.2 (i), παρουσιάζεται η διεπαφή που βλέπει ο χρήστης κατά την διαδικασία του εντοπισμού θέσης (CV Localization). Η διαδικασία αυτή εκτελείται στο παρασκήνιο και μπορεί να προβληθεί πάνω από τον χάρτη κάτοψης του χώρου. Ακόμη μπορούμε να δούμε τα αντικείμενα που αναγνωρίζονται από το μοντέλο αναγνώρισης αντικειμένων. Με βάση αυτά τα αντικείμενα, οι αλγόριθμοι, συγκρίνοντας τα με τα οπτικά σημεία αναφοράς που υπάρχουν στην βάση δεδομένων, θα αναγνωρίσουν την θέση του χρήστη. Με την χρήση του κουμπιού “SEND ALERT” που φαίνεται στην εικόνα (i), ο χρήστης μπορεί να ειδοποιήσει τους κοντινούς χρήστες για τυχόν κινδύνους. Πατώντας το κουμπί αυτό, ο χρήστης βλέπει την διεπαφή της εικόνας (ii) στο Σχήμα 3.2. Βλέπει δηλαδή ένα χάρτη με την κάτοψη του κτηρίου, με πράσινη κουκίδα την τοποθεσία του, και με κίτρινες κουκίδες τις θέσεις των άλλων χρηστών. Με την χρήση του κουμπιού “CHAT” στο κάτω δεξιά μέρος των διεπαφών στις εικόνες (i) και (ii) μπορεί να δει την συνομιλία με άλλους χρήστες όπως φαίνεται στην διεπαφή της εικόνας (iii). Μέσω της διεπαφής αυτής, ο χρήστης μπορεί να επικοινωνήσει με τους άλλους χρήστες του συστήματος είτε με γραπτό μήνυμα, εικόνες καθώς και λεπτομέρειες σχετικές με την τοποθεσία τους. Στην τελευταία διεπαφή που παρουσιάζεται στο Σχήμα 3.2 (iv), βλέπουμε την ρύθμιση που μπορεί να αλλάξει ο χρήστης σχετικά με το μοντέλο αναγνώρισης αντικειμένων. Η ρύθμιση αυτή αλλάζει το

μοντέλο αναγνώρισης αντικειμένων και για το υποσύστημα του Logger αλλά και για την λειτουργία του CV Localization. Όπως φαίνεται και από την διεπαφή (iv) οι διαθέσιμες επιλογές μοντέλου αναγνώρισης αντικειμένων είναι: το LASHCO, το UCYCO, και το COCO, τα οποία παρουσιάστηκαν νωρίτερα στο κεφάλαιο 3.1.1.

3.2 Surface Data Management (DM)

Σε αυτό το υποκεφάλαιο, περιγράφεται ο αλγόριθμος Surface Data Management (DM) εξηγώντας την λογική του μέσα από παραδείγματα, όπως παρουσιάζεται και από τους Zeinalipour-Yazti et al. 2022 [12][14].

Ο αλγόριθμος Surface DM χρησιμοποιεί ένα συνδυασμό Global και Local στρατηγικών για τον εντοπισμό της τοποθεσίας του χρήστη, όπου ο Surface Global (SG) αλγόριθμος είναι υπεύθυνος για την εύρεση μίας τοποθεσίας λαμβάνοντας υπόψη όλα τα fingerprints που υπάρχουν στην βάση δεδομένων (Fingerprint Database – FDB), ενώ ο αλγόριθμος Surface Local (SL) είναι υπεύθυνος για την εύρεση της επόμενης τοποθεσίας από την FDB με βάση την προηγούμενη θέση (x,y,deck) του χρήστη. Αυτοί οι αλγόριθμοι υλοποιούν περίπλοκες συναρτήσεις κατάταξης αντικειμένων (object ranking) και βασίζονται στις έννοιες που απαριθμούνται παρακάτω και είναι υλοποιημένοι χρησιμοποιώντας την εκφραστική δύναμη της γλώσσας ερωτημάτων SQL (Standard Query Language):

- α) Διαφορά πολυσυνόλων (αλγόριθμοι SG & SL): σαρώνουν την βάση δεδομένων (FDB) και αναγνωρίζουν τις τοποθεσίες (x,y,deck) για τις οποίες το σύνολο αντικειμένων τους είναι πιο κοντά στο σύνολο αντικειμένων του ερωτήματος
- β) Global Partitioned Frequency Counting (αλγόριθμοι SG & SL): καταγράφεται η συχνότητα με την οποία εμφανίζεται ένα αντικείμενο μετά την δημιουργία της FDB, δηλαδή αφού ολοκληρωθεί η διαδικασία του logging. Με αυτό τον τρόπο, οι αλγόριθμοι Surface SG και Surface SL γνωρίζουν ποια αντικείμενα είναι πιο σημαντικά ώστε να ληφθούν υπόψη στην διαδικασία κατάταξης τους. Ο στόχος είναι να μπορεί να επιστρέψει τριάδες (x,y,deck) των οποίων το σύνολο αντικειμένων να μοιάζει περισσότερο με το σύνολο αντικειμένων του ερωτήματος.
- γ) Χωρικός διαμερισμός των fingerprints (αλγόριθμοι SG & SL): συγκεντρώνει τα fingerprints με βάση μία παράμετρο ομαδοποίησης που καθορίζεται από το σύστημα

(στην περίπτωση της εργασίας αυτής είναι 10 μέτρα) που επιτρέπει μεγαλύτερη ακρίβεια στην κατάταξη των αποτελεσμάτων της ομοιότητας τοποθεσίας.

δ) Φιλτράρισμα των fingerprints βάση οριοθετημένου πλαισίου (αλγόριθμος SL): εφαρμόζεται μόνο στην περίπτωση του Surface Local αλγορίθμου. Στόχος είναι να στην περίπτωση συνεχόμενου εντοπισμού τοποθεσίας (tracking) να περιορίζονται τα fingerprints που θα λάβει υπόψη ο αλγόριθμος. Οι εκτιμώμενες τοποθεσίες θα απέχουν το πολύ 10 μέτρα και +/- 1 ορόφους από την προηγούμενη τοποθεσία. Εάν το πλαίσιο οριοθέτησης είναι πολύ αυστηρό τότε ο Surface Global θα μετριάσει το πρόβλημα και θα βρει προσωρινά το καλύτερο αποτέλεσμα μέχρι να μπορεί να γίνει μία καλύτερη εκτίμηση.

3.2 (α) Διαφορά πολυσυνόλων

Ένα σύνολο στα Μαθηματικά ορίζεται γενικά ως μία μη διατεταγμένη συλλογή διακριτών αντικειμένων. Στην περίπτωση των αντικειμένων που καταγράφονται κατά την διαδικασία του logging με την χρήση υπολογιστικής όρασης, μπορεί ένα αντικείμενο να εμφανιστεί πολλές φορές (π.χ., μία περιοχή περιέχει πολλές πόρτες). Ως εκ τούτου, υιοθετείτε η έννοια του πολυσυνόλου, που επιτρέπει την επανάληψη αντικειμένων σε ένα σύνολο. Η διαφορά πολυσυνόλων γενικά ορίζεται ως $A - B = \{x \mid x \in A \text{ and } x \notin B\}$, λαμβάνοντας υπόψη ότι σε ένα πολυσύνολο επιτρέπεται η παρουσία διπλότυπων. Το πιο κάτω παράδειγμα παρουσιάζει την λειτουργία της διαφοράς αντικειμένων που πραγματοποιείται στον Surface DM.

Παράδειγμα διαφορά πολυσυνόλων (Ερώτημα – Εγγραφή FDB):

$$\bullet \{ \text{πινακίδα, ανελκυστήρας} \} - \{ \text{πινακίδα, ανελκυστήρας} \} = \emptyset$$

$$\text{Διαφορά (Dissimilarity)} = 0$$

$$\bullet \{ \text{πινακίδα, ανελκυστήρας} \} - \{ \text{πινακίδα, ανελκυστήρας, door} \} = \emptyset$$

$$\text{Διαφορά (Dissimilarity)} = 0$$

$$\bullet \{ \text{πινακίδα, ανελκυστήρας} \} - \{ \text{πινακίδα} \} = \{ \text{ανελκυστήρας} \}$$

$$\text{Διαφορά (Dissimilarity)} = 1$$

$$\bullet \{ \text{πόρτα, πόρτα, πόρτα} \} - \{ \text{πόρτα} \} = \{ \text{πόρτα, πόρτα} \}$$

$$\text{Διαφορά (Dissimilarity)} = 2$$

$$\bullet \{ \text{πόρτα} \} - \{ \text{πόρτα, πόρτα, πόρτα} \} = \emptyset$$

$$\text{Διαφορά (Dissimilarity)} = 0$$

3.2 (β) Global Partitioned Frequency Counting

Η βάση δεδομένων FDB περιέχει όλα τα fingerprints που έχουν συλλεχθεί κατά την διαδικασία του logging. Ένα αντικείμενο, είτε αυτό είναι μοναδικό είτε εμφανίζεται συχνά, μπορεί να σχετίζεται με αρκετά fingerprints ανάλογα με τις τοποθεσίες στις οποίες εμφανίζεται. Για αυτό τον λόγο, ο αριθμός των fingerprints στα οποία εμφανίζεται το εν λόγω αντικείμενο δεν είναι καλή ένδειξη για το εάν αυτό το αντικείμενο είναι μοναδικό και κατά πόσο αυτή η μοναδικότητα μπορεί να βοηθήσει τους αλγόριθμους στην επίτευξη καλύτερης ακρίβειας. Για να μετριάσει το πρόβλημα αυτό, οι ερευνητές [12][14], αποφάσισαν να κάνουν ένα χωροταξικό κατακερματισμό των αντικειμένων σε τοποθεσίες και την δημιουργία του λεγόμενου OBJECT_COUNT view. Αυτό τους επιτρέπει να αναγνωρίσουν αν ένα αντικείμενο είναι μοναδικό με βάση την τοποθεσία του. Για παράδειγμα, εάν μία πινακίδα εμφανίζεται σε 3 θέσεις, θα έχει συχνότητα ίση με 3, ενώ εάν αυτά τα τρία σημεία αντιστοιχούν στην ίδια θέση, τότε θα έχει συχνότητα ίση με 1. Αυτό απλοποιεί επίσης την διαδικασία της καταγραφής (logging), καθώς μπορούμε να συλλέξουμε πολλαπλά fingerprints από την ίδια θέση διατηρώντας σταθερούς μετρητές συχνότητας. Προκειμένου να ομαλοποιηθεί η σημαντικότητα του OBJECT_COUNT αντικειμένου, υπολογίζεται ο μέσος όρος ως προς τον συνολικό αριθμό αντικειμένων και καταγράφονται στον OBJECT_FREQUENCY πίνακα. Αυτό έχει υλοποιηθεί σε μορφή πίνακα γιατί, σε αντίθεση με την μορφή view, αποφεύγεται ο υπολογισμός του view για κάθε ερώτημα. Δηλαδή έγινε για λόγους επίδοσης.

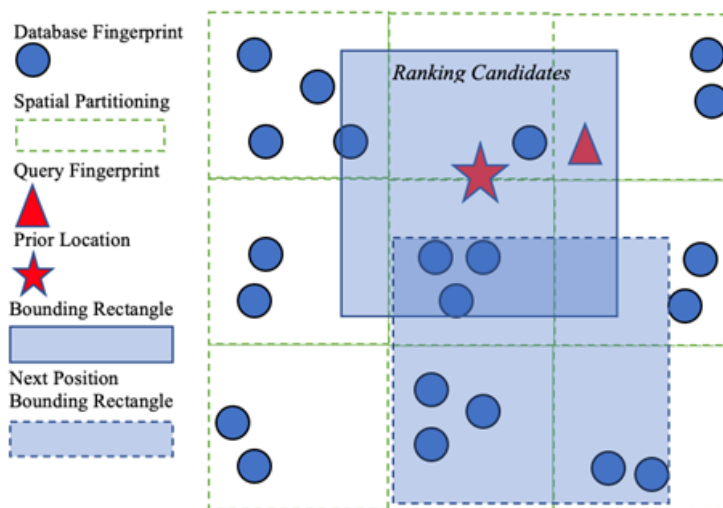
3.2 (γ) Χωρικός διαμερισμός των fingerprints

Παρόλο που η αρχική ιδέα του OBJECT_COUNT συγκεντρώνει fingerprints (oid,x,y,deck), όπου το oid (object id) είναι το μοναδικό αναγνωριστικό του αντικειμένου, ένα πρόβλημα είναι ότι τα fingerprints σπάνια θα βρίσκονται ακριβώς στο ίδιο σημείο (x,y,deck) επειδή η τοποθεσία που χρησιμοποιούμε στη διαδικασία καταγραφής έχει πολύ υψηλή ακρίβεια (π.χ. χρησιμοποιούμε τους Χάρτες Google που χρησιμοποιούν WGS84 με ακρίβεια 1 μέτρου.).

Το παρακάτω δείχνει ένα παράδειγμα σημείου (x,y) που αντιπροσωπεύουμε στην εφαρμογή SMAS ως ζεύγος τοποθεσίας WGS84 (γεωγραφικό μήκος, γεωγραφικό πλάτος): (57.695137769363, 11.911948062479). Με 4 δεκαδικά ψηφία ακρίβειας, έχουμε μια ομαδοποίηση ~11 μέτρων. Η παραπάνω ομαδοποίηση θα αξιοποιηθεί τόσο στον αλγόριθμο SG όσο και στον αλγόριθμο SL.

3.2 (δ) Φιλτράρισμα των fingerprints βάση οριοθετημένου πλαισίου

Ένα πρόβλημα που προκύπτει σύμφωνα με του ερευνητές [12][14] από τα όσα παρουσιάστηκαν μέχρι αυτό το σημείο για τους αλγόριθμους, είναι ότι θεωρείτε πως ένα αντικείμενο συμβάλλει με τον ίδιο τρόπο σε μια κατάταξη είτε εμφανίζεται λίγα μέτρα μακριά από την προηγούμενη θέση είτε είναι 3 ορόφους πιο πάνω. Για αυτό τον λόγο τίθεται ο κίνδυνος ο αλγόριθμος να εκτιμήσει ένα σύνολο αντικειμένων σε άσχετες τοποθεσίες σε σενάριο συνεχόμενου εντοπισμού τοποθεσίας (tracking), όπου δηλαδή η διαδικασία εντοπισμού τοποθεσίας πραγματοποιείται κάθε λίγα δευτερόλεπτα. Για να περιοριστεί το πρόβλημα αυτό, στόχος είναι η ταξινόμηση της ομοιότητας των αντικειμένων να γίνεται με βάση την προηγούμενη θέση του χρήστη (prevX, prevY, prevDeck). Για να γίνει αυτό, δημιουργείτε ένα οριοθετημένο ορθογώνιο πλαίσιο γύρω από την προηγούμενη θέση και πραγματοποιηθεί η μέτρηση και η ταξινόμηση αντικειμένων μόνο σε αυτήν την περιοχή. Αυτό επιτρέπει την εύρεση του πλησιέστερου πιο σχετικού αντικειμένου στο ερώτημα, το οποίο ουσιαστικά δεν θα απέχει πολύ από την προηγούμενη θέση. Στην περίπτωση της διπλωματικής αυτής, ορίστηκε το οριοθετημένο ορθογώνιο να είναι 10 μέτρα και όχι περισσότερο από +/- 1 ορόφους, αλλά αυτές οι παράμετροι μπορούν να διαμορφωθούν. Σε περίπτωση που αυτό το όριο δεν περιέχει κανένα σχετικό fingerprint (π.χ. ένας χρήστης που μπαίνει σε ανελκυστήρα και βγαίνει μερικούς ορόφους μακριά), εκτελούμε αυτόματα τον αλγόριθμο παγκόσμιας κατάταξης SG που θα βρει την τοποθεσία που ταιριάζει καλύτερα στο ερώτημα με βάση όλα τα fingerprints που αφορούν το κτήριο.



Σχήμα 3.1: Παράδειγμα φιλτραρίσματος των fingerprints βάση οριοθετημένου πλαισίου στον αλγόριθμο Surface Local (SL) [12]

Στο παράδειγμα στο Σχήμα 3.1 [12] παρουσιάζονται τα fingerprints από την βάση δεδομένων τα οποία έχουν ομαδοποιηθεί με βάση τον χωρικό διαμερισμό, όπως παρουσιάστηκε νωρίτερα στο 3.2 (γ). Το σχήμα δείχνει επίσης πώς το οριοθετημένο ορθογώνιο πλαίσιο που σχεδιάστηκε γύρω από την προηγούμενη θέση μειώνει τα πιθανά fingerprint της βάσης δεδομένων που θα εξεταστούν ως προς τη ομοιότητα με το fingerprint του ερωτήματος. Παρατηρούμε ότι τα πιθανά αντικείμενα και το αντικείμενο ερωτήματος βρίσκονται τώρα σε κοντινή τοποθεσία, σε αντίθεση με το να έχουμε την πλήρη βάση δεδομένων ως χώρο αντικειμένων αναζήτησης. Αυτό σημαίνει ότι η επόμενη θέση θα προέρχεται από το οριοθετημένο ορθογώνιο πλαίσιο και όχι από την πλήρη χωρική βάση δεδομένων, γεγονός που καθιστά τον εντοπισμό πιο ακριβή και συνήθως πιο γρήγορο.

3.2.1 Αλγόριθμος Surface Global (SG)

Ο αλγόριθμος SG είναι ένας αλγόριθμος που μπορεί να εκτελεστεί χωρίς προηγούμενη θέση εντοπισμού. Ο SG θα πραγματοποιήσει αναζήτηση μέσω της βάσης δεδομένων FDB για να βρει το καλύτερο ταιρίασμα που μπορεί να υπάρχει σε οποιοδήποτε όροφο του χώρου. Ο SG εφαρμόζει τις έννοιες που έχουν παρουσιαστεί νωρίτερα όπως η διαφορά πολυσυνόλων, Global Partitioned Frequency Counting και χωρικός διαμερισμός των fingerprints για να ταξινομήσει και επιστρέφει το πλησιέστερο fingerprint στο

ερώτημα εντοπισμού. Δεδομένου ότι το SG είναι μια λιγότερο περιοριστική εκδοχή του SL Αλγόριθμου, θα παρουσιαστούν στη συνέχεια στην Ενότητα 3.2.3, και οι δύο αλγόριθμοι και η υλοποίησή τους με πιο εκτενή τρόπο.

3.2.2 Αλγόριθμος Surface Local (SL)

Ο αλγόριθμος SL απαιτεί την προηγούμενη θέση του χρήστη (prevX, prevY και prevDeck) για να βρει τα πιο σχετικά fingerprints από το FDB χρησιμοποιώντας την έννοια του φιλτραρίσματος των fingerprints βάση οριοθετημένου ορθογώνιου πλαισίου όπως αυτή επεξηγήθηκε στην ενότητα 3.2 (δ). Ο SL αναζητά τα πλησιέστερα fingerprints με την μικρότερη διαφορά (dissimilarity) αντικειμένων σε ένα πλαίσιο οριοθέτησης που ορίζεται από το σύστημα (π.χ. 10 μέτρα και όχι περισσότερο από +/- 1 όροφος). Στο παράδειγμα που παρουσιάστηκε νωρίτερα (Σχήμα 3.1) παρατηρούμε ότι το οριοθετημένο ορθογώνιο περιορίζει τον χώρο του αντικειμένου σε ένα μικρό υποσύνολο αποτελεσμάτων, δίνοντας μια υποκατάταξη των αποτελεσμάτων μόνο σε αυτό το πλαίσιο.

Ο αλγόριθμος SL είναι ιδιαίτερα κατάλληλος για σενάρια tracking όπου τα fingerprints πρέπει να ταξινομηθούν δυναμικά με βάση το πού βρίσκεται ο χρήστης σε αυτήν την χρονική στιγμή. Φυσικά, υπάρχει η περίπτωση ο αλγόριθμος SL να μην επιστρέψει κάποιο αποτέλεσμα. Ως εκ τούτου, ο αλγόριθμος SL θα επικαλεστεί τον αλγόριθμο SG ως εφεδρική περίπτωση στην περίπτωση που δώσει ένα κενό σύνολο $\emptyset$.

3.2.3 Υλοποίηση Surface DM σε SQLite

Το Σχήμα 3.2 παρουσιάζει την υλοποίηση του αλγορίθμου Surface στο SQLite, το οποίο είναι μια βιβλιοθήκη γλώσσας C που υλοποιεί μια μικρή, γρήγορη, αυτόνομη, υψηλής αξιοπιστίας, πλήρως εξοπλισμένη μηχανή βάσης δεδομένων SQL. Το SQLite είναι η πιο αναπτυγμένη βάση δεδομένων στον κόσμο καθώς είναι ενσωματωμένη σε SDK λειτουργικών συστημάτων smartphone (π.χ. iOS και Android), προγράμματα περιήγησης ιστού (Chrome, Safari), πλαίσια εφαρμογών Ιστού (π.χ. drupal, Django) και άλλα. Για συντομία θα εξηγήσουμε τα κοινά στοιχεία των SL και SG μαζί και τέλος θα επικεντρωθούμε στην πρόσθετη περιοριστική πτυχή του αλγορίθμου SL.

```

1  SELECT F.fid, F.X, F.Y, F.deck,
2      ABS(x - "$prevX") as xDiff, ABS(y - "$prevY") as yDiff, ABS(deck - "$prevDeck") as deckDiff,
3      (SELECT IFNULL(COUNT(*),0) FROM
4      (
5          -- Ranking Criterion A: Multi-set Subtraction as
6          SELECT ROW_NUMBER() OVER (PARTITION BY FLT.oid) AS RowNum, FLT.oid
7          FROM FINGERPRINT_LOCALIZE_TEMP FLT WHERE FLT.uid="$uid"
8      )
9      EXCEPT
10     SELECT ROW_NUMBER() OVER (PARTITION BY FO.oid) AS RowNum, FO.oid
11     FROM FINGERPRINT_OBJECT FO WHERE FO.fid=F.fid
12 )
13 ) AS dissimilarity, (SELECT IFNULL(AVG(weight),1) FROM
14 (
15     -- Ranking Criterion B: Multi-set Subtraction on Global Partitioned Frequency Counting with Spatial Partitioning of Fingerprints
16     SELECT ROW_NUMBER() OVER (PARTITION BY FLT.oid) AS RowNum, FLT.oid, OF.weight as weight
17     FROM FINGERPRINT_LOCALIZE_TEMP FLT, OBJECT_FREQUENCY OF
18     WHERE FLT.oid = OF.oid and FLT.uid="$uid"
19 )
20 EXCEPT
21 SELECT ROW_NUMBER() OVER (PARTITION BY FO.oid) AS RowNum, FO.oid, OF.weight as weight
22 FROM FINGERPRINT_OBJECT FO, OBJECT_FREQUENCY OF
23 WHERE FO.oid = OF.oid and FO.fid=F.fid
24 )
25 ) AS weight
26 FROM FINGERPRINT F
27 -- Bounding Rectangle Filtering of Fingerprints
28 WHERE F.modelid="$modelid" and F.buid="$buid" and
29     (x between "$prevX" - "$smas_db_location_bound_meters" and "$prevX" + "$smas_db_location_bound_meters" and
30     (y between "$prevY" - "$smas_db_location_bound_meters" and "$prevY" + "$smas_db_location_bound_meters")
31     and (deck between "$prevDeck" - 1 and "$prevDeck" + 1)
32 -- keep only x,y,deck rounded by 10m bounding box
33 GROUP BY ROUND(F.X,"$smas_db_location_bound_rounding"), ROUND(F.Y,"$smas_db_location_bound_rounding"), F.deck
34 -- include results that have at least 1 common object
35 HAVING dissimilarity < (SELECT COUNT(*) FROM FINGERPRINT_LOCALIZE_TEMP FLT WHERE FLT.uid="$uid")
36 -- rank by dissimilarity, then OBJECT_FREQUENCY weight than by distance from prior location
37 ORDER BY dissimilarity, weight, ABS(x - "$prevX") + ABS(y - "$prevY") + ABS(deck - "$prevDeck") ASC
38 -- return highest ranked result only
39 LIMIT 1;

```

Σχήμα 3.2: Υλοποίηση του αλγόριθμου Surface Local (SL) με χρήση SQLite ως μέρος του backend στο σύστημα SMAS. [12]

Τα κοινά μέρη και των δύο αλγορίθμων είναι τα ακόλουθα: (α) ο υπολογισμός μιας βαθμολογίας διαφοράς (dissimilarity) χρησιμοποιώντας τον συμβολισμό της διαφοράς πολυσυνόλων. Αυτό επιτυγχάνεται ως μέρος του προτελευταίου κατηγορήματος στο εξωτερικό μπλοκ SELECT (γραμμές 4-10). (β) τον υπολογισμό της κατάταξης συχνότητας που δίνει υψηλότερη προτεραιότητα σε σπάνια αντικείμενα. Αυτό επιτυγχάνεται ως μέρος του τελευταίου κατηγορήματος στο εξωτερικό μπλοκ SELECT (δηλαδή, γραμμές 12-20). Ο όρος IFNULL(AVG(weight),1) (γραμμή 11) αποτρέπει την συμμετοχή στην διαδικασία κατάταξης στα αντικείμενα που εμφανίζονται στο ερώτημα αλλά δεν ανήκουν στην βάση δεδομένων. Για όλες τις περιπτώσεις, δεδομένου ότι η κατάταξη είναι μια συνολική διαδικασία, η οποία μπορεί να αποφέρει ένα μεγάλο σύνολο αποτελεσμάτων, φιλτράρουμε τα αποτελέσματα με τα ακόλουθα βήματα:

- Χωρικός διαμερισμός των fingerprints (γραμμή 29) όπως παρουσιάστηκε νωρίτερα.
- Έλεγχος επικάλυψης: Απαιτείτε τουλάχιστον μία επικάλυψη αντικειμένου μεταξύ του ερωτήματος και της βάσης δεδομένων FDB (γραμμή 31).

- Ταξινόμηση: Τα αποτελέσματα ταξινομούνται ανάλογα με την σημαντικότητα τους (γραμμή 33).
- 1^ο καλύτερο: Επιστρέφεται το αποτέλεσμα με την υψηλότερη κατάταξη (γραμμή 35).

Σε αντίθεση με τον αλγόριθμο SG, ο αλγόριθμος SL υπολογίζει τις ακόλουθες δύο πρόσθετες έννοιες:

- Φιλτράρισμα των fingerprints βάση οριοθετημένου πλαισίου: φιλτράρει τα αποτελέσματα χρησιμοποιώντας το οριοθετημένο πλαίσιο που περιγράψαμε προηγουμένως (γραμμή 24).
- Απόκλιση ερωτήματος: παρέχει την απόκλιση του ερωτήματος από το επιστρεφόμενο αποτέλεσμα (γραμμή 2).

3.3 Surface Matrix Factorization (MF)

Σε αυτό το υποκεφάλαιο, περιγράφεται ο αλγόριθμος Surface Matrix Factorization (MF) εξηγώντας την τεχνική της παραγοντοποίησης πίνακα και πως αυτή η τεχνική προσαρμόζεται στο πρόβλημα της γεωτοποθέτησης σε εσωτερικούς χώρους.

Σύμφωνα με τους C. Laoudias et. al. 2023 [14] τα συστήματα συστάσεων (recommender systems - RS) είναι ένα από τα πιο κοινά και δημοφιλή στοιχεία του σύγχρονου διαδικτυακού εμπορίου. Από μια μεγάλη συλλογή δεδομένων, τα συστήματα συστάσεων επιδιώκουν να εξαγάγουν τα πιο ενδιαφέροντα και συναφή αντικείμενα (π.χ. προϊόντα, μουσική, ταινίες, αγαθά, εκδηλώσεις, άρθρα κ.λπ.) και στη συνέχεια δημιουργούν προσαρμοσμένες προτάσεις για κάθε χρήστη. Ένας αυξανόμενος αριθμός επιχειρήσεων λιανικής και ηλεκτρονικού εμπορίου χρησιμοποιούν συστήματα συστάσεων για τη βελτίωση της εμπειρίας αγορών, την αύξηση των εσόδων και την προώθηση της αλληλεπίδρασης με τους πελάτες. Για τους καταναλωτές, τα συστήματα συστάσεων είναι ένα κρίσιμο εργαλείο που μπορεί να βοηθήσει στην απλοποίηση της διαδικασίας λήψης αποφάσεων παρουσιάζοντας ένα μικρότερο, πιο διαχειρίσιμο σύνολο επιλογών για τον χρήστη προλαμβάνοντας την υπερφόρτωση πληροφοριών που δεν ενδιαφέρουν τον χρήστη. Ως αποτέλεσμα, τα συστήματα συστάσεων είναι πολύτιμα για τις επιχειρήσεις καθώς και για τους τελικούς καταναλωτές, ενώ τα τελευταία χρόνια, έχει δημιουργηθεί ένα ευρύ φάσμα τέτοιων μοντέλων.

Το συνεργατικό φιλτράρισμα (collaborative filtering) , το οποίο μοντελοποιεί τις προτιμήσεις των χρηστών σε πράγματα με βάση τις προηγούμενες ενέργειες τους (όπως σκορ και επιτυχίες), είναι το κλειδί για τα προσαρμοσμένα συστήματα συστάσεων. Η παραγοντοποίηση πίνακα (MF) είναι η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη τεχνική collaborative filtering και έχει εφαρμοστεί εκτενώς σε πολλές πραγματικές χρήσεις. Η τεχνική του MF παραγοντοποιεί τον μεγάλο πίνακα αλληλεπίδρασης χρήστη-στοιχείου. Προκειμένου να περιγράψει τα κοινά σημεία του χρήστη και των αντικειμένων με ένα προϊόν, η τεχνική του MF κάνει την υπόθεση ότι μπορούν να απεικονιστούν από κρυφούς παράγοντες σε χώρο χαμηλών διαστάσεων.

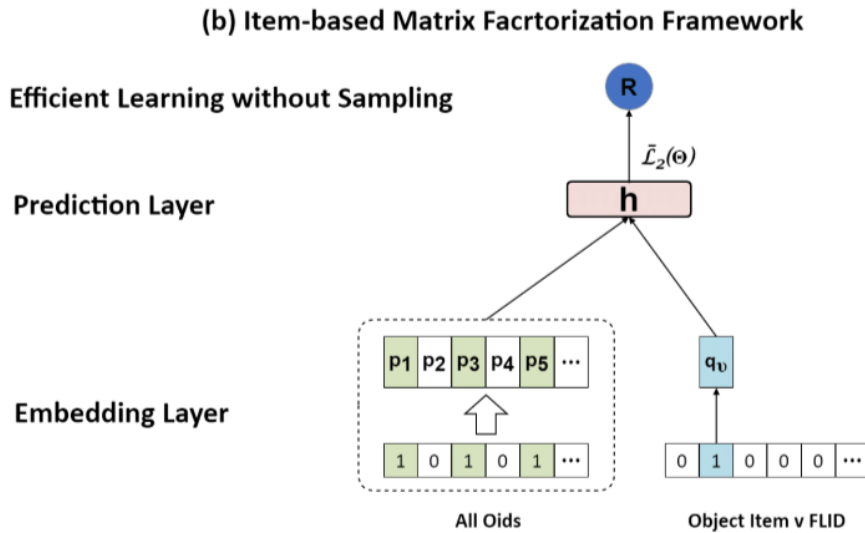
Η τεχνική του MF έχει περάσει τα τελευταία δέκα χρόνια από εντατική μελέτη και είναι πλέον μια από τις πιο ευρέως χρησιμοποιούμενες μεθόδους για συστήματα συστάσεων [14]. Οι ερευνητές προτείνουν μια μέθοδο σύστασης που βασίζεται επίσημα σε τεχνικές MF για την αντιμετώπιση του προβλήματος της γεωτοποθέτησης σε εσωτερικούς χώρους. Γίνετε η υπόθεση ότι η θέση και τα αντικείμενα μπορούν να τοποθετηθούν σε χώρο χαμηλών διαστάσεων και ότι η εγγύτητά τους μπορεί να προσδιοριστεί χρησιμοποιώντας την Ευκλείδεια απόσταση, η οποία πληρεί την συνθήκη της ανισότητας. Ο αλγόριθμος Surface MF έχει αναπτυχθεί για να παρέχει δύο εκδόσεις μετρικής παραγοντοποίησης, μία για την πρόβλεψη αξιολόγησης και την άλλη για προσαρμοσμένη ταξινόμηση των αντικειμένων αντικειμένων, για να απεικονίσει την αποτελεσματικότητά του.

3.3.1 Εκμάθηση με τεχνικές Matrix Factorization

Ο αλγόριθμος Surface MF έχει ένα καινοτόμο σχεδιασμό ο οποίος εκμεταλλεύεται τα πλεονεκτήματα της τεχνικής του Matrix Factorization μεταξύ απόστασης και τοποθεσίας. Χειρίζεται τα αντικείμενα τοποθεσίας και τα fingerprints ως διανύσματα και σημεία σε ένα νέο χώρο, σε ένα σύστημα συντεταγμένων χαμηλών διαστάσεων, και αντιπροσωπεύει την σχέση μεταξύ τους με ευκλείδειες αποστάσεις. Όπως υποδηλώνει και το όνομα του αλγορίθμου, ο Surface MF παραγοντοποιεί την απόσταση μεταξύ αντικειμένων και fingerprints στις θέσεις τους.

Ας υποθέσουμε ότι έχουμε M αντικείμενα από διαφορετικές τοποθεσίες σε ένα κτήριο και N μοναδικά fingerprints. Ο πίνακας βαθμολογίας/σημείο τομής αντιπροσωπεύεται από $R^{M \times N}$. Έστω i, j δηλώνουν το αντικείμενο θέσης και τα fingerprints αντίστοιχα. R_{ji}

υποδεικνύει την προτίμηση της τοποθεσίας που επισκέφτηκε ένας τυχαίος χρήστης και αποθηκεύτηκε στο αποθετήριο. Οι περισσότερες καταχωρήσεις στον πίνακα R είναι άγνωστες, επομένως ο στόχος του συστήματος συστάσεων είναι να προβλέψει τις αξιολογήσεις των επιλογών για αυτές τις άγνωστες καταχωρήσεις. Η τομή μπορεί να αντιπροσωπεύει με ευελιξία κάθε είδους feedback ότι ένα συγκεκριμένο αντικείμενο δίνει μια μοναδική αναπαράσταση fingerprint. Η τιμή 1 αντιπροσωπεύει ότι το ζεύγος αντικειμένων (i, j) έχει παρατηρηθεί. Η τιμή 0 δεν σημαίνει απαραίτητα ότι τα fingerprints δεν υπάρχουν στα δεδομένα εκπαίδευσης, αλλά μπορεί να υποδεικνύει ότι η συσκευή σάρωσης δεν περνά ποτέ από αυτή τη θέση για να παρατηρήσει το τρέχον αντικείμενο και να προβλέψει τα αντίστοιχα fingerprints. Αντιπροσωπεύουμε τα fingerprints i ως θετικό δείγμα για αντικείμενο j εάν $R_{ji} = 1$, και ως αρνητικό δείγμα εάν $R_{ji} = 0$.



Σχήμα 3.3: Επισκόπηση προσέγγισης efficient Matrix Factorization χωρίς δειγματοληψία [14]

Στο Σχήμα 3.3 μπορούμε να παρατηρήσουμε την προτεινόμενη προσέγγιση της αποτελεσματικής τεχνικής Matrix Factorization χωρίς δειγματοληψία. Αρχικά, στο επίπεδο εισόδου, χρησιμοποιούμε την παρατήρηση του χρήστη από τις τροχιές των αντικειμένων του κτηρίου από τις θέσεις εύρεσης και όλες τις αλληλεπιδράσεις αντικειμένων του/της (object-based) ή ένα στοιχείο με όλες τις αλληλεπιδράσεις των αντικειμένων του (fingerprint-based) ως είσοδο. Το νευρωνικό δίκτυο μπορεί να μάθει από ολόκληρο το training set, με αυτήν την επιλογή. Δεύτερον, ο Surface MF εφαρμόζει τις προτεινόμενες από τους ερευνητές αποτελεσματικές τεχνικές βελτιστοποίησης, για την εκμάθηση του μοντέλου από όλα τα δεδομένα εκπαίδευσης

χωρίς δειγματοληψία, σε αντίθεση με τη χρήση μιας προσέγγισης που βασίζεται στη δειγματοληψία για τη βελτίωση της αλληλεπίδρασης μεταξύ χρήστη και αντικειμένου. Οι χρήστες και τα αντικείμενα μετατρέπονται πρώτα σε πυκνά διανυσματικά μοντέλα στην προβλεπόμενη δομή. Στη συνέχεια χρησιμοποιείται μια συνάρτηση μετασχηματισμού ως εξής για κάθε εμφάνιση ενός αντικειμένου-fingerprint (i,u). Το αντικείμενο και τα μοναδικά fingerprints μετατρέπονται πρώτα σε μοναδικό πυκνό διάνυσμα. Στη συνέχεια, για κάθε στοιχείο (j,i) χρησιμοποιείτε η ακόλουθη συνάρτηση χαρτογράφησης ως εξής:

$$\phi_1(r_j, r_i) = r_j \cdot r_i$$

Εξίσωση 1

όπου $r_j \in R^d$ και $r_i \in R^d$ είναι κρυμμένα διανύσματα του αντικειμένου j και των fingerprints i, ενώ d είναι ο αριθμός των παραγόντων απόστασης που δείχνει την απόσταση μεταξύ των ζευγών αντικειμένων και καθορίζει την εγγύτητα και την απόσταση μεταξύ ενός fingerprint και ενός αντικειμένου σαν να είναι και οι δύο οντότητες του ίδιου τύπου. Το σύμβολο $\cdot$ αντιπροσωπεύει το γινόμενο των διανυσμάτων. Στη συνέχεια υπολογίζουμε το διάνυσμα στο prediction layer

$$R_{jv} = h^T(r_j \cdot q_j) = \sum_{i=1}^d h_j \cdot r_j \cdot q_j,$$

Εξίσωση 2

όπου h είναι το prediction layer.

Με την παραγοντοποίηση του πίνακα των σημείων τομής, που δείχνει τα κοινά σημεία μεταξύ αντικειμένων και fingerprints, ο Surface MF μαθαίνει τους κρυφούς παράγοντες του αντικειμένου και των fingerprints. Ωστόσο, η απόσταση και η εγγύτητα είναι δύο αντίθετες έννοιες, οπότε δεν μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε αμέσως τον πίνακα R για να προσδιορίσουμε τις θέσεις των αντικειμένων και τα αντικείμενα. Χρειάζεται να μετατραπεί ο πίνακας R σε ένα Y πίνακα απόστασης, με την ακόλουθη συνάρτηση:

$$Euclidean(u,i) = MaxSimilarity - SVD(j,i)$$

Εξίσωση 3

Εάν i και j έχουν μικρή ή καθόλου διαφοροποίηση μεταξύ τους, τότε η τιμή αυτής της εξίσωσης θα είναι αρνητική, υποδεικνύοντας ότι δεν υπάρχει κενό μεταξύ τους. Οι απόσταση μεταξύ δύο θέσεων στον Ευκλείδειο χώρο συνήθως υπολογίζονται χρησιμοποιώντας την Ευκλείδεια απόσταση (επίσης γνωστή ως "l2-norm distance") ως εξής:

$$L(j, i) = ||j - i|| = \left(\sum_{i=1}^n |(j_i - i_i)|^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

Εξίσωση 4

Ακολουθεί παράδειγμα για τον υπολογισμό της απόστασης μεταξύ ατόμων και αντικειμένων σε ένα σύστημα συντεταγμένων χαμηλής διάστασης χρησιμοποιώντας την Ευκλείδεια απόσταση [14]. Έστω k είναι ο αριθμός των διαστάσεων σε ένα χώρο. Δίνονται τα διανύσματα $P_j \in \mathbb{R}^k$ και $Q_i \in \mathbb{R}^k$ σε κάθε άτομο και αντικείμενο προκειμένου να εξακριβωθούν οι θέσεις τους σε αυτόν τον πολυδιάστατο χώρο.

Algorithm 1 Training Function of Matrix Factorization

```

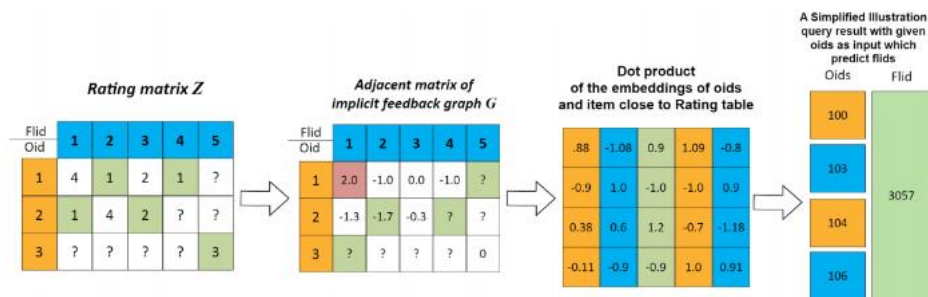
1: Input:  $R, k, P, Q$  learning rate  $\eta, l$  and  $z, (b_u, b_i, \tau, \lambda)$ 
2: Output:  $P, Q, b_u, b_i$ 
3: procedure INITIALIZATION( $a$ )
4:    $P, Q$  and  $b_u, b_i$  ▷ initialize with normal distribution
5: end procedure
6: for a doll pairs ( $ui$ ) in current batch
7:   change state  $P_u$  and  $Q_i$  (and  $b_u, b_i$ ) with Adagrad
8:   set  $P_u$  and  $Q_i$  by  $l_2$ -norm with  $l$ 
9: end for

```

Σχήμα 3.4: Αλγόριθμος 1 – Συνάρτηση εκπαίδευσης του Matrix factorization [14].

Περιγραφή: Στο βήμα 1 του αλγόριθμου 1 (Σχήμα 3.4) δίνονται ως παράμετροι όλα τα απαιτούμενα πεδία για την δημιουργία του διςδιάστατου πίνακα, ρυθμίζοντας έτσι το σύστημα να διαιρεί ένα αντικείμενο σε πολλές μικρότερες εγγραφές χρησιμοποιώντας μια διατεταγμένη ορθογώνια συλλογή αριθμών ή συναρτήσεων για να προσδιορίσει τα χαρακτηριστικά ή τα δεδομένα που θεμελιώνουν τις αλληλεπιδράσεις του χρήστη και των αντικειμένων. Στο βήμα 3, αρχίζει η διαδικασία του Normalization (κανονικοποίηση). Η κανονικοποίηση χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό των χαρακτηριστικών ή των πληροφοριών που κρύβουν οι αλληλεπιδράσεις χρήστη και αντικειμένου. Αυτή η προσέγγιση κάνει συστάσεις με βάση τις προτιμήσεις τοποθεσίας στον χώρο. Λαμβάνοντας υπόψη την προηγούμενη τοποθεσία του χρήστη που επισκέφτηκε, τα μοτίβα που ανακαλύφθηκαν ή οποιαδήποτε συγκεκριμένη είσοδο που παρέχεται από τον χρήστη, αποφασίζει εάν το αίτημα ικανοποιείται και στη συνέχεια κάνει μια σύσταση σύμφωνα με τις προτιμήσεις αυτές. Στα βήματα 7,8 με την χρήση του Adagrad optimizer [15], βελτιώνονται τα μοντέλα μάθησης και πρόβλεψης σειράς και ορίζονται P_j και Q_i με l_2 -norm και l αντίστοιχα. Τέλος, μετριέται η αναλογία μεταξύ

των μεγεθών των γινομένων των διανυσμάτων a και b για να προσδιοριστεί πόσο συγκρίσιμα είναι.



Σχήμα 3.5: απλοποιημένη απεικόνιση του Matrix Factorization [14].

Παράδειγμα: Στο Σχήμα 3.5 παρατηρούμε μία απλοποιημένη απεικόνιση του Matrix Factorization. Αρχικά, χρησιμοποιείται η εξίσωση 3 για να μετασχηματιστεί ο πίνακας βαθμολογίας σε πίνακα απόστασης. Σε ένα χώρο χαμηλών διαστάσεων, παραγοντοποιείτε ο πίνακας απόστασης στις θέσεις των αντικειμένου και των fingerprints. Ο πρώτος πίνακας υποδηλώνει απροσδιόριστα μήκη, ενώ ο δεύτερος πίνακας απεικονίζει γνωστές αποστάσεις. Μόλις είναι γνωστές οι τοποθεσίες των χρηστών και των αντικειμένων, είναι απλό να υπολογιστούν τα απροσδιόριστα μήκη και να γίνουν συστάσεις.

Αυτό γίνεται υπολογίζοντας τον μέσο όρο της διαθέσιμης βαθμολογίας και αφαιρώντας τον με την ατομική βαθμολογία. Στην περίπτωση του αντικειμένου 1 έχουμε $(4 + 1 + 2 + 1) / 4 = 2 = x_1$ και στην περίπτωση του αντικειμένου 2 $(1 + 4 + 2) / 3 = 2,3 = x_2$. Στη συνέχεια αφαιρείτε ο μέσος όρος από την ατομική βαθμολογία για να παραχθεί ο δεύτερος πίνακας στο Σχήμα 3.5. Για το αντικείμενο 1 είναι $4 - 2, 1 - 2, 2 - 2, 1 - 2$ και για το αντικείμενο 2 το $1 - 2,3, 4 - 2,3, 2 - 2,3$. Μετά από αυτό αναζητούμε ομοιότητες μεταξύ δύο διανυσμάτων a και b ως τον λόγο μεταξύ του γινόμενου τους και του γινόμενου των μεγεθών τους.

Κεφάλαιο 4

Πειραματική Μεθοδολογία

4.1 Συλλογή δεδομένων	39
4.2 Στόχος και μετρικές αξιολόγησης	44

4.1 Συλλογή δεδομένων

Για την πραγματοποίηση των πειραμάτων που παρουσιάζονται αργότερα στο κεφάλαιο 5 της εργασίας αυτής, έχω συλλέξει δεδομένα από χώρους του Πανεπιστημίου Κύπρου. Συγκεκριμένα έχω συλλέξει δεδομένα από το κτήριο Θετικών και Εφαρμοσμένων Επιστημών 01 (ΘΕΕ01) από την πανεπιστημιούπολη του Πανεπιστημίου Κύπρου, όπου σε αυτό το κτήριο στεγάζονται το τμήμα Πληροφορικής και το τμήμα Μαθηματικών. Το κτήριο αυτό αποτελείται από αίθουσες διδασκαλίας, γραφεία (γραμματείας και καθηγητών), εργαστήρια, και άλλους κοινόχρηστους χώρους. Το κτήριο αποτελείται από 4 ορόφους (-1, 0, 1 και 2), ενώ αρκετοί χώροι του κτηρίου μοιάζουν οπτικά μεταξύ, γεγονός που το καθιστά μία καλή περίπτωση για την αξιολόγηση αλγορίθμων γεωτοποθέτησης με την χρήση οπτικών σημείων αναφοράς. Για την συλλογή των οπτικών σημείων αναφοράς (CV fingerprint) για την δημιουργία της βάσης δεδομένων (FDB) που θα χρησιμοποιηθεί για την αξιολόγηση των αλγορίθμων Surface DM και Surface MF, χρησιμοποιήθηκε η το υποσύστημα Logger της εφαρμογής SMAS. Το μοντέλο αναγνώρισης αντικειμένων που χρησιμοποιήθηκε είναι το UCYCO, το οποίο όπως παρουσιάστηκε και νωρίτερα στο κεφάλαιο 3.1.1 έχει εκπαιδευτεί από ερευνητές και φοιτητές του εργαστηρίου “Data Management Systems Laboratory” [21] του τμήματος της Πληροφορικής, ειδικά για τα κτίρια του Πανεπιστημίου Κύπρου.

Για όλη την διαδικασία των πειραμάτων, έχω χρησιμοποιήσει μία android συσκευή Caterpillar S62 Pro (Σχήμα 4.2), την οποία έχω δανειστεί από το εργαστήριο DMSL. Οι

εν λόγο συσκευές έχουν χρησιμοποιηθεί και από άλλα μέλη του εργαστηρίου κατά την διαδικασία ανάπτυξης της εφαρμογής, όσο και κατά την διάρκεια δοκιμών του συστήματος σε πλοία όπως το Stena Flavia σε συνεργασία με την εταιρεία STENA LINE [14]. Τα τηλέφωνα αυτά επιλέγηκαν από τους ερευνητές κυρίως για τις στιβαρή (rugged) κατασκευή τους, την διάρκεια ζωής της μπαταρίας τους και την ενσωματωμένη θερμική κάμερα που διαθέτουν. Μερικά από τα κύρια χαρακτηριστικά της συσκευής αυτής είναι τα εξής: Android 10, Qualcomm Snapdragon 660 (Qualcomm Kryo 260 CPU, Octa-core CPU, 64-bit, 1.95 GHz to 2.2 GHz), 4GB RAM, 128GB ROM, 4000 mAh μη-αποσπώμενη μπαταρία ιόντων λιθίου, Image Signal Processor Qualcomm Spectra 160, 14-bit, 2x Image Signal Processor (ISP), Single Camera, MFNR, ZSL, 30fps: Up to 25 MP, Hybrid Autofocus, Optical Zoom, Qualcomm Clear Sight camera features, Zero Shutter Lag. Παρόλο που η περιγραφή της κάμερας ακούγεται πολύ συγκεκριμένη, το σύστημα λειτουργεί καλά με οποιοδήποτε smartphone που διαθέτει ικανή κάμερα.

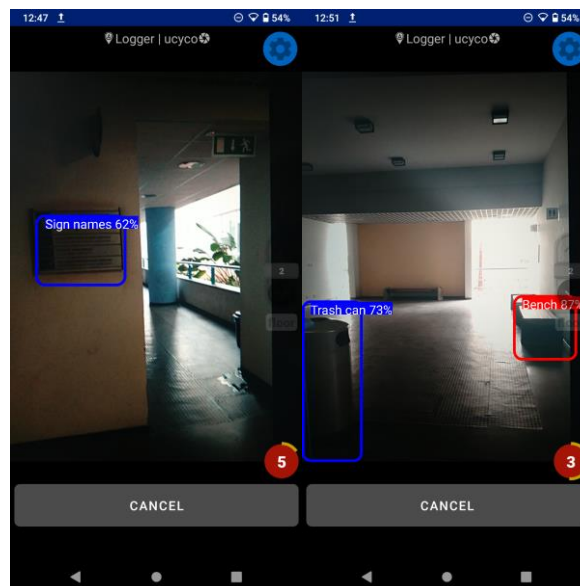


Σχήμα 4.2: Συσκευή Caterpillar S62 Pro (<https://www.catphones.com/en-gb/cat-s62-pro-smartphone/>)

Όσο αφορά την διαδικασία καταγραφής των οπτικών σημείων αναφοράς έχω χρησιμοποιήσει την εφαρμογή SMAS που είναι εγκατεστημένη στην συσκευή Caterpillar S62 Pro. Η εφαρμογή είχε ρυθμιστεί να καταγράφει αντικείμενα για 5000ms (5 δευτερόλεπτα), ώστε η κάμερα της συσκευής να προλαβαίνει να εντοπίζει αρκετά αντικείμενα. Έτσι το κάθε οπτικό σημείο αναφοράς να έχει αρκετή πληροφορία για τα αντικείμενα που υπάρχουν σε κάθε τοποθεσία. Ακολουθώντας περπατώντας στους χώρους

του κτηρίου ΘΕΕ01, χρησιμοποίησα το υποσύστημα Logger της εφαρμογής, ακολουθώντας τις απλές οδηγίες που δίνονται από την εφαρμογή άρχισα να σαρώνω τα αντικείμενα που υπάρχουν στο κτήριο, όροφο προς όροφο.

Ένα μικρό πρόβλημα που είχα να αντιμετωπίσω κατά την διαδικασία του logging ήταν η φωτεινότητα σε κάποια σημεία του χώρου ανάλογα με τις καιρικές συνθήκες και την ώρα της ημέρας που συλλέγονταν τα δεδομένα (Σχήμα 4.3). Για παράδειγμα υπήρχαν χώροι (κυρίως στον όροφο -1) όπου η φωτεινότητα ήταν μειωμένη, γεγονός που καθιστούσε την διαδικασία συλλογής δεδομένων λίγο πιο δύσκολη. Επιπρόσθετα, υπήρχαν χώροι στους οποίους υπήρχε έντονος φωτισμός στο παρασκήνιο, με αποτέλεσμα να μην εστιάζει εύκολα στα αντικείμενα η κάμερα.



Σχήμα 4.3: Παραδείγματα από χώρους με χαμηλή φωτεινότητα ή έντονο φως στο παρασκήνιο.

Τόσο στις περιπτώσεις με χαμηλή φωτεινότητα, όσο και στους χώρους με έντονο φως στο παρασκήνιο, το μοντέλο αναγνώρισης αντικειμένων εξακολουθούσε να αναγνωρίζει αντικείμενα στον χώρο. Για να περιορίσω το πρόβλημα αυτό, σάρωσα τα αντικείμενα από διάφορες οπτικές γωνίες για να αποφύγω την αντανάκλαση του φωτός, ενώ πέρασα από τους χώρους του κτηρίου σε διάφορες ώρες της μέρας, ακόμη και σε διαφορετικές μέρες.

Ακόμη, για την διαδικασία της καταγραφής, χρησιμοποίησα την συσκευή που είχα στην διάθεση μου για να τραβήξω βίντεο από όλους τους χώρους του κτηρίου, ούτως ώστε να μπορώ να καταγράψω επιπρόσθετα CV fingerprints για χώρους στους οποίους θα χρειάζονταν περισσότερα δεδομένα. Επιπρόσθετα, τα βίντεο μπορούν να χρησιμοποιηθούν και σε μετέπειτα δοκιμές από άλλα μέλη του εργαστηρίου. Τα βίντεο έχουν καταγραφεί σε ανάλυση 3840x2160, και ρυθμό ενημέρωσης 30fps (frames per second).

Video ID	Size (GB)	Length (min)	Floor
V01	2.83	9:39	-1
V02	5.15	17:31	0
V03	4.85	16:31	1
V04	5.83	19:50	2
V05	1.71	5:50	-1,0,1,2
Total	20.37	1h:09min:21sec	-1,0,1,2

Πίνακας 4.1: Βίντεο από ΘΕΕ01 για την διαδικασία καταχώρησης οπτικών σημείων αναφοράς.

Όπως παρουσιάζεται και στον Πίνακα 4.1, χρησιμοποιήθηκαν 5 βίντεο συνολικού μεγέθους 20.37 GB, και συνολικού μήκους 1 ώρας, 9 λεπτών και 21 δευτερολέπτων. Τα βίντεο πρώτα τέσσερα βίντεο που παρουσιάζονται στον πίνακα, το κάθε ένα αντιστοιχεί σε ένα όροφο του κτηρίου ΘΕΕ01. Δηλαδή το V01 αντιστοιχεί στον όροφο -1, το V02 στον όροφο 0, το V03 στον όροφο 1, και το V04 στον όροφο 2. Το V05 περιέχει σκηνές από τους έξω από τους δύο ανελκυστήρες και τις κεντρικές σκάλες που υπάρχουν στο κτήριο, για αυτό περιλαμβάνει όλους τους ορόφους του κτηρίου. Για την καταγραφή CV fingerprints με την χρήση των βίντεο, έχω ρυθμίσει την ταχύτητα των βίντεο στον υπολογιστή μου στο “Μέτριο (Medium)” ώστε η κάμερα της συσκευής να έχει τον απαραίτητο χρόνο να προσαρμοστεί και να εστιάσει σωστά στην οθόνη του υπολογιστή. Επιπρόσθετα έχω αυξήσει την φωτεινότητα της οθόνης μου, ώστε η φωτεινότητα του βίντεο να αντικατοπτρίζει τις πραγματικές συνθήκες.

Επέλεξα να κάνω αυτή την διαδικασία της καταγραφής των οπτικών σημείων αναφοράς όσο και των βίντεο που μόλις ανέφερα σε μέρες και ώρες όπου δεν θα υπήρχαν

φοιτητές ή άλλα άτομα που να κινούνται στον χώρο του κτηρίου. Ένας από τους κυριότερους λόγους είναι για να αποφευχθούν οποιαδήποτε θέματα παραβίασης της ιδιωτικότητας (privacy) των φοιτητών, καθηγητών, εργαζομένων ή κάθε ατόμου που θα βρισκόταν εκείνη την χρονική στιγμή στο κτήριο. Επιπρόσθετα, ήταν ευκολότερη η μετακίνηση μου στο κτήριο αλλά και η καταγραφή των αντικειμένων.

Τα CV fingerprints που συλλέγονται, καταχωρούνται τοπικά στην συσκευή του χρήστη, ώστε να του δίνεται η δυνατότητα να συλλέγει και να καταχωρεί μαζικά πολλά fingerprints στην βάση δεδομένων για εξοικονόμηση χρόνου στην διαδικασία του logging. Στην βάση δεδομένων καταχωρούνται τα λεγόμενα οπτικά σημεία αναφοράς (CV fingerprints). Κάθε fingerprint έχει το δικό του αναγνωριστικό (flid), τις γεωγραφικές συντεταγμένες του σημείου που αντιπροσωπεύει, το κτήριο και τον όροφο που ανήκει, και πληροφορίες σχετικά με τα αντικείμενα που έχουν σαρωθεί όπως ο τύπος του αντικειμένου. Ο τύπος των αντικειμένων στο σύστημα είναι ένας αριθμός (oid) ο οποίος αντιστοιχεί σε μία κατηγορία την οποία έχει εκπαιδευτεί το μοντέλο αναγνώρισης αντικειμένων να αναγνωρίζει. Για παράδειγμα το oid = 112 αντιστοιχεί στην κατηγορία αντικειμένων door του μοντέλου UCYCO. Επιπρόσθετα στην βάση δεδομένων, αποθηκεύεται σε μορφή View η πληροφορία για την συχνότητα εμφάνισης των αντικειμένων όπως έχει παρουσιαστεί νωρίτερα στο κεφάλαιο 3.2 (β).

Object ID (oid)	Object Description	Weight (rare to frequent)
122	Head (προτομή)	0.0035063113604488078
120	Nescafe	0.0035063113604488078
119	Vending machine	0.004908835904628331
121	Water tap	0.008415147265077139
115	Fire extinguisher	0.0091164095371669
...	...	...
125	Sign exit	0.06241234221598878
104	Ceiling big	0.06241234221598878
124	Sign names	0.06591865357643759
100	Trash can	0.06732117812061711
112	Door	0.07643758765778401

Πίνακας 4.2: OBJECT_FREQUENCY View: Συχνότητα εμφάνισης αντικειμένων.

Στον Πίνακα 4.2 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της συχνότητας εμφάνισης αντικειμένων μετά την ολοκλήρωσης διαδικασία καταγραφής. Στον Πίνακα φαίνονται

οι 5 πιο συχνές και οι 5 πιο σπάνιες κατηγορίες αντικειμένων. Είναι ταξινομημένες με βάση το βάρος της κάθε κατηγορίας που έχει υπολογιστεί με βάση όλα τα σχετικά CV fingerprints. Όσο μικρότερο είναι το βάρος αυτό, τόσο πιο σπάνιο είναι να δούμε ένα αντικείμενο αυτής της κατηγορίας στον χώρο, ενώ όσο πιο μεγάλο, τόσο πιο συχνό.

4.2 Στόχος και μετρικές αξιολόγησης

Στόχος της πειραματικής αξιολόγησης που ακολουθεί στο κεφάλαιο 5, είναι η αξιολόγηση της ορθότητας και της απόδοσης των αλγορίθμων Surface DM και Surface MF, για να φανεί κατά πόσο είναι εφικτή η εφαρμογή των αλγορίθμων αυτών σε συστήματα όπως είναι το SMAS στον πραγματικό κόσμο. Επιπρόσθετα, μέσα από την αξιολόγηση αυτή, στόχος είναι αν βρεθούν τυχόν αδυναμίες των εν λόγω αλγορίθμων, να γίνουν αλλαγές που θα βοηθήσουν στην περαιτέρω εξέλιξη και βελτίωση τους σε μεταγενέστερο στάδιο.

Για να γίνει αυτό, θα παρατηρήσουμε εάν οι αλγόριθμοι Surface DM και Surface MF μπορούν να διακρίνουν την σωστή τοποθεσία σε 10 σκηνές από το κτήριο ΘΕΕ01, με ακρίβεια μικρότερη των 10 μέτρων (ακρίβεια δωματίου). Αυτό το πείραμα εξετάζει την ακρίβεια των αλγορίθμων για εντοπισμό της τοποθεσίας του χρήστη μία φορά (localization) και χωρίς να έχει γνώση της προηγούμενης θέσης του χρήστη. Επιπρόσθετα, θα εξετάσουμε τους αλγόριθμους και σε σενάριο συνεχόμενου εντοπισμού θέσης (tracking) όπου θα παρατηρήσουμε εάν οι αλγόριθμοι μπορούν να διακρίνουν την σωστή τοποθεσία σε διαδρομή – τροχιά (trajectory). Δηλαδή στο πείραμα αυτό οι αλγόριθμοι θα λαμβάνουν ως είσοδο και την προηγούμενη θέση του χρήστη. Για το πείραμα αυτό επέλεξα δύο διαδρομές με πέντε σημεία στην κάθε διαδρομή. Λεπτομέρειες για τις σκηνές και τις διαδρομές δίνεται στο Κεφάλαιο 5.2.

Ως μέτρο αξιολόγησης της ακρίβειας των αλγορίθμων χρησιμοποιήθηκε η ακόλουθη μετρική, Localization Accuracy. Γενικά, η ακρίβεια μετρά την εγγύτητα των μετρήσεων που λαμβάνονται κατά την πειραματική αξιολόγηση ως προς την πραγματική τιμή της ποσότητας που μετριέται. Συγκεκριμένα, στην περίπτωση των πειραμάτων της διπλωματικής αυτής, το αποτέλεσμα ενός ερωτήματος γεωτοποθέτησης (localization query) έστω $Result_i$, βαθμολογείτε ως επιτυχημένο ($Result_i = Correct_i$) εάν η απόσταση μεταξύ της απάντησης του αλγορίθμου και της βάσης αλήθειας (ground truth), έστω $Correct_i$ είναι μικρότερη από 10 μέτρα. Το παραπάνω επαναλαμβάνεται n

φορές (στα πειράματά μας $n=10$). Παρακάτω (Σχήμα 4.4) παρέχεται ο ορισμός της ακρίβειάς χρησιμοποιώντας θεωρία συνόλων, όπου το *Result* αντιπροσωπεύει την τοποθεσία που επέστρεψε ο αλγόριθμος και το *Correct* αντιπροσωπεύει το ground truth.

$$A = (\sum_{i=1}^n \frac{|Result_i \cap Correct_i|}{|Correct_i|}) / n * 100$$

Σχήμα 4.4: Ορισμός μετρικής ακρίβειας (Localization Accuracy)

Κεφάλαιο 5

Πειραματική Αξιολόγηση

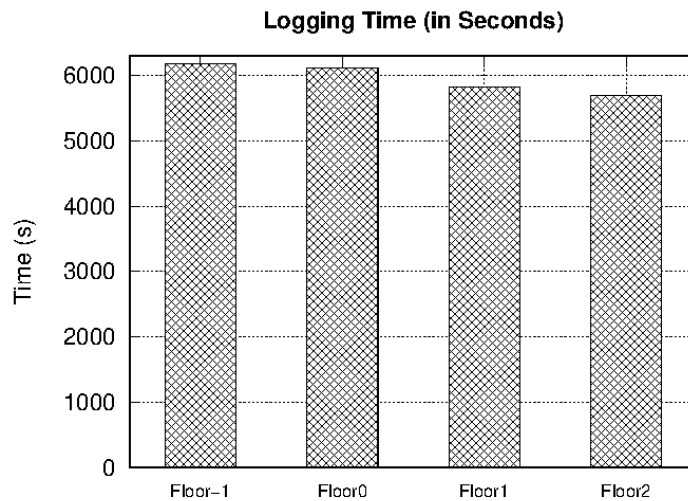
5.1 Logging Time Evaluation	46
5.2 Περιγραφή Σκηνών – Διαδρομών	48
5.3 Localization Accuracy Evaluation	54
5.4 Tracking Accuracy Evaluation	58

Σε αυτό το κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της πειραματικής αξιολόγησης της για σύγκριση των αλγορίθμων γεωτοποθέτησης με χρήση οπτικών σημείων αναφοράς, Surface DM και Surface MF, ο οποίοι χρησιμοποιούνται στο σύστημα SMAS. Αρχικά, στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται οι σκηνές και οι διαδρομές που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή την πειραματική αξιολόγηση καθώς και πληροφορίες σχετικά με την διαδικασία καταγραφής των δεδομένων, όπως τον χρόνο που χρειάστηκε και πόσα αντικείμενα έχουν αναγνωριστεί στον χώρο από το μοντέλο αναγνώρισης αντικειμένων.

5.1 Logging Time Evaluation

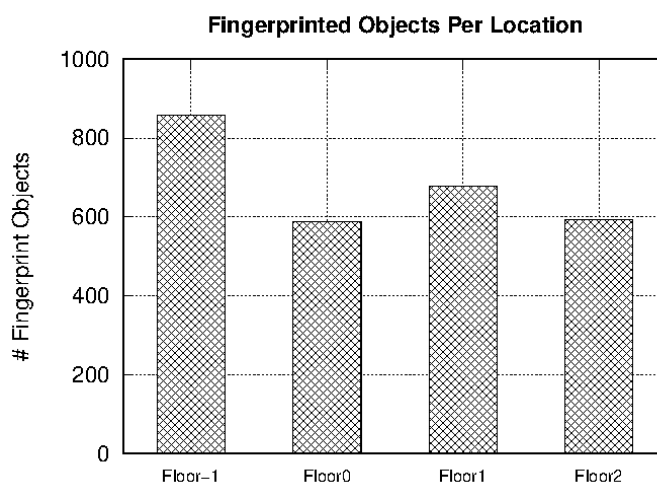
Κατά την διάρκεια της διαδικασίας καταγραφής οπτικών σημείων αναφοράς κατέγραψα τον χρόνο που χρειάστηκε για κάθε όροφο του κτηρίου ΘΕΕ01 ξεχωριστά. Οι χρόνοι αυτοί παρουσιάζονται στο Σχήμα 5.1 πιο κάτω. Από το σχήμα αυτό, παρατηρούμε ότι οι χρόνοι που καταγράφηκαν είναι πολύ κοντά για όλους τους ορόφους, αφού η διαφορά των χρόνων μεταξύ του ορόφου που χρειάστηκε τον περισσότερο χρόνο και αυτού που χρειάστηκε τον λιγότερο είναι μόλις 8 λεπτά. Αυτό εξηγείτε από το γεγονός, πως όλοι οι όροφοι του κτηρίου έχουν όμοιους ως προς τον τύπο χώρους αλλά και ως προς το μέγεθος τους. Ο όροφος που χρειάστηκε τον περισσότερο χρόνο κατά την διάρκεια της καταγραφής είναι ο όροφος -1, ο οποίος χρειάστηκε 6180 δευτερόλεπτα,

δηλαδή 1 ώρα και 43 λεπτά. Ο όροφος 0 χρειάστηκε μόλις ένα λεπτό λιγότερο από τον όροφο -1, καταγράφοντας 6120 δευτερόλεπτα, δηλαδή 1 ώρα και 42 λεπτά. Ακολουθεί ο όροφος 1, ο οποίος χρειάστηκε 5820 δευτερόλεπτα, τα οποία αντιστοιχούν σε 1 ώρα και 37 λεπτά, ενώ τον λιγότερο χρόνο από όλους τους ορόφους, χρειάστηκε ο όροφος 2 ο οποίος χρειάστηκε 5700 δηλαδή 1 ώρα και 35 λεπτά. Συνεπώς, για την καταγραφή ολόκληρου του κτηρίου χρειάστηκα συνολικά 6 ώρες και 37 λεπτά.



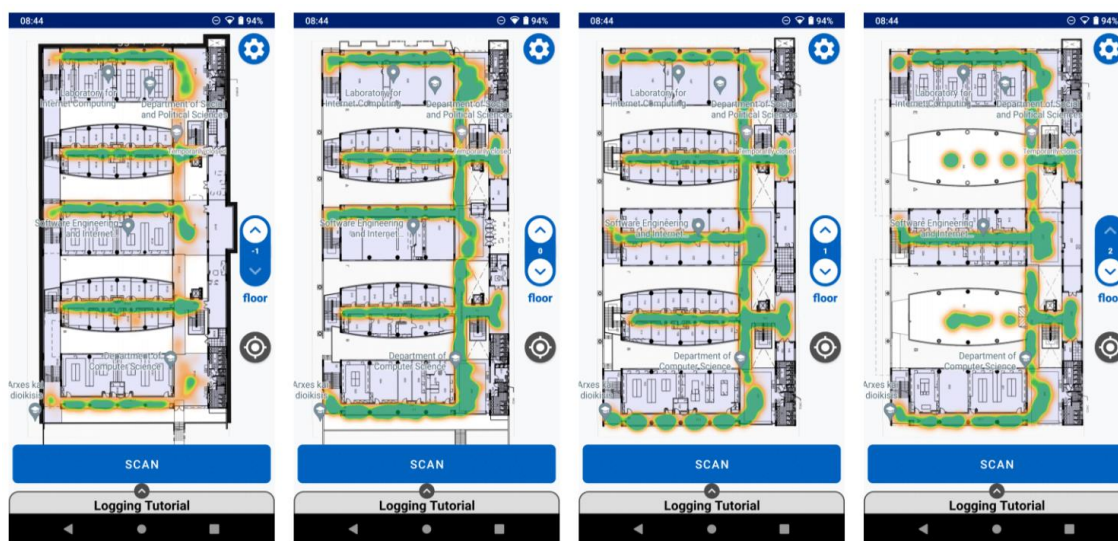
Σχήμα 5.1: Χρόνος που χρειάστηκε ανά όροφο κατά την καταγραφή των οπτικών σημείων αναφοράς

Στο Σχήμα 5.2 που ακολουθεί παρουσιάζεται ο αριθμός των αντικειμένων που έχουν καταγραφεί στην βάση δεδομένων ανά όροφο μετά την ολοκλήρωση της διαδικασίας καταγραφής των οπτικών σημείων αναφοράς.



Σχήμα 5.2: Καταγεγραμμένα αντικείμενα ανά όροφο μετά την καταγραφή των οπτικών σημείων αναφοράς

Από το σχήμα αυτό, μπορούμε να παρατηρήσουμε πως τα περισσότερα αντικείμενα έχουν καταγραφεί στον όροφο -1, όπου έχουν καταγραφεί 858 αντικείμενα. Στον όροφο 0 έχουν καταγραφεί τα λιγότερα αντικείμενα, δηλαδή 587, ενώ στους ορόφους 1 και 2 έχουν καταγραφεί 678 και 594 αντικείμενα αντίστοιχα. Συνολικά σε ολόκληρο το κτήριο, έχουν καταγραφεί 2717 αντικείμενα. Παρατηρούμε ότι στον όροφο -1 έχουν καταγραφεί λίγα παραπάνω αντικείμενα σε σχέση με τους υπόλοιπους ορόφους παρόλο που οι όροφοι μοιάζουν αρκετά μεταξύ τους. Αυτό εξηγείτε από το γεγονός ότι στον όροφο αυτό σε αρκετά σημεία η φωτεινότητα είναι μειωμένη σε σχέση με τους υπόλοιπους ορόφους, για αυτό χρειάστηκε να σαρώσω περισσότερες φορές τους χώρους αυτούς για να σαρώσω όλα τα αντικείμενα. Αυτό αποτυπώνεται και στο Σχήμα 5.3 όπου παρουσιάζονται οι θερμοχάρτες (heatmaps) όπως φαίνονται στο υποσύστημα Logger της εφαρμογής SMAS. Οι θερμοχάρτες αυτοί δείχνουν τα σημεία του κτηρίου που έχουν καλυφθεί κατά την διαδικασία της καταγραφής οπτικών σημείων αναφοράς.



Όροφος -1

Όροφος 0

Όροφος 1

Όροφος 2

Σχήμα 5.3: SMAS mobile app – Logger: Θερμοχάρτες (Heatmaps) για τα καταγεγραμμένα αντικείμενα ανά όροφο μετά την καταγραφή.

5.2 Περιγραφή Σκηνών – Διαδρομών

Σε αυτό το υποκεφάλαιο παρουσιάζονται οι σκηνές και οι διαδρομές από το κτήριο ΘΕΕ01 στην Πανεπιστημιούπολη του Πανεπιστημίου Κύπρου που επιλέχθηκαν για να χρησιμοποιηθούν σε αυτή την πειραματική αξιολόγηση.

Στο πρώτο πείραμα, το οποίο εξετάζει την ακρίβεια των αλγορίθμων Surface DM και Surface MF για εντοπισμό της τοποθεσίας του χρήστη μία φορά (localization) και χωρίς να έχει γνώση της προηγούμενης θέσης του χρήστη, έχουν επιλεγεί οι ακόλουθες 10 σκηνές που παρουσιάζονται στον Πίνακα 5.1.

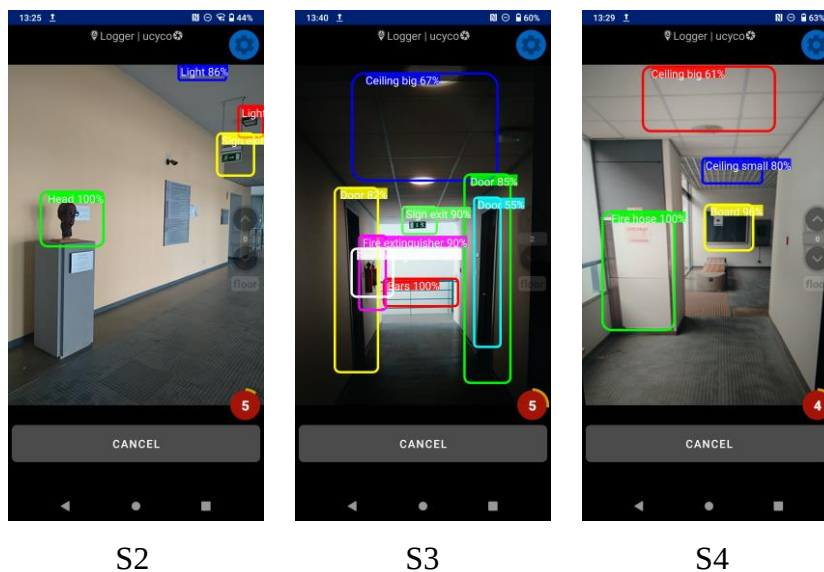
#	Video	Short Description	Floor	ML Trained	Type	Lighting	Density	Mobility
S1	V2	Vending Machine	0	Yes	mixed	day-light	full	static
S2	V2	Head	0	Yes	mixed	low	semi-full	static
S3	V4	Fire extinguisher	2	Yes	mixed	low	full	static
S4	V2	Fire Hose / Math entrance	0	Yes	mixed	high	full	static
S5	V3, V5	Elevator / Math	1	Yes	mixed	day-light	full	static
S6	V4	Labs Hall	2	Yes	mixed	day-light	semi-full	static
S7	V1, V5	Elevator / CS	-1	Yes	mixed	low	full	static
S8	V4, V5	Ceiling Roof / Elevator / CS	2	Yes	mixed	high	semi-full	static
S9	V3	Toilet Signs	1	Yes	mixed	day-light	semi-full	static
S10	V1	Labs Hall	-1	Yes	mixed	low	semi-full	static

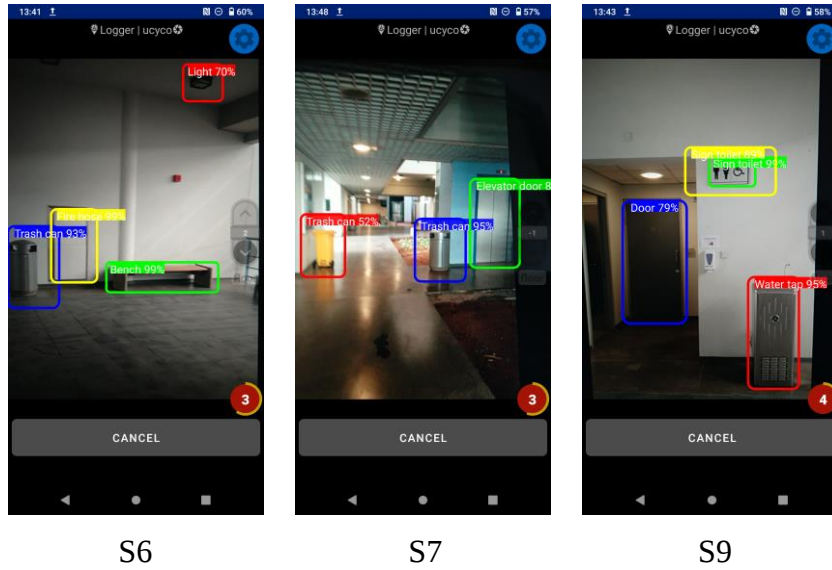
Πίνακας 5.1: Σκηνές από κτήριο ΘΕΕ01 για το πείραμα Localization

Από τον Πίνακα 5.1 παρατηρούμε ότι οι σκηνές που έχουν επιλεγεί είναι διαμοιρασμένες σε διάφορες περιοχές και ορόφους του κτηρίου. Έχουν επιλεγεί 3 σκηνές από τους ορόφους 0 (S1, S0, S4) και 2 (S3, S6, S8), και 2 σκηνές από τους ορόφους 1 (S5, S9) και -1 (S7, S10). Επιπρόσθετα, έχουν επιλεγεί σκηνές με διαφορετικές συνθήκες ως προς την φωτεινότητα, καθώς υπάρχουν 4 σκηνές με χαμηλή φωτεινότητα (S2, S3, S7, S10), 4 σκηνές με μέτρια φωτεινότητα (S1, S5, S6, S9) δηλαδή φως-ημέρας και 2 σκηνές με ψηλή φωτεινότητα (S4, S8). Ακόμη, οι μισές (S1, S3, S4, S5, S7) σκηνές έχουν μεγάλη πυκνότητα αντικειμένων ενώ οι άλλες μισές σκηνές (S2, S6, S8, S9, S10) έχουν μέτρια πυκνότητα αντικειμένων. Γενικά η επιλογή

των σκηνών έγινε με στόχο να αντιπροσωπεύουν την πλειοψηφία των χώρων του κτηρίου και με γνώμονα πως στόχος είναι να δοκιμαστούν οι αλγόριθμοι σε διάφορες συνθήκες. Η στήλη ‘Video’ του Πίνακα 5.1 δηλώνει σε ποια από τα βίντεο του Πίνακα 4.1 υπάρχουν πλάνα από την αντίστοιχη σκηνή.

Η σκηνή S1 αντιστοιχεί στον χώρο μπροστά από το μηχάνημα αυτόματης πώλησης (vending machine) το οποίο βρίσκεται στον όροφο 0. Η σκηνή S2 στον χώρο της προτομής (head) στην κεντρική είσοδο του κτηρίου ΘΕΕ01, επίσης στον όροφο 0. Η σκηνή S3 βρίσκεται στον όροφο 2 στο τέρμα του κεντρικού διαδρόμου των εργαστηρίων μπροστά από τον πυροσβεστήρα (fire extinguisher). Η σκηνή S4, μπροστά από την πυροσβεστική μάνικα στον δίπλα από την πλαϊνή είσοδο του κτηρίου στη πλευρά του τμήματος Μαθηματικών. Η σκηνή S5, βρίσκεται μπροστά από την είσοδο του ανελκυστήρα στον όροφο 1, επίσης στην πλευρά του τμήματος Μαθηματικών. Η σκηνή S6 αναφέρεται στον κοινόχρηστο χώρο έξω από τα εργαστήρια στο κέντρο του κτηρίου, στον όροφο 2. Οι σκηνές S7 και S8 βρίσκονται έξω από τον ανελκυστήρα στην πλευρά του τμήματος Πληροφορικής, στους ορόφους -1 και 2 αντίστοιχα. Η σκηνή 9 βρίσκεται στον κοινόχρηστο χώρο έξω από τα αποχωρητήρια στον όροφο 1, και τέλος η σκηνή S10 στον κοινόχρηστο χώρο έξω από τα εργαστήρια στο κέντρο του κτηρίου, στον όροφο -1. Πιο κάτω στο Σχήμα 5.4 παρουσιάζεται ένα υποσύνολο των σκηνών του Πίνακα 5.1. Στις εικόνες αυτές παρουσιάζονται οι σκηνές μαζί με κάποια από τα αντικείμενα που εντοπίστηκαν κατά την διάρκεια της συλλογής των δεδομένων.





Σχήμα 5.4: SMAS Logger: Υποσύνολο σκηνών από κτήριο ΘΕΕ01 και των σχετικών τους αντικειμένων.

Στο δεύτερο πείραμα το οποίο θα εξετάζει τους αλγορίθμους σε σενάριο συνεχόμενου εντοπισμού θέσης (tracking) όπου οι αλγόριθμοι λαμβάνουν υπόψη την προηγούμενη θέση του χρήστη, έχουν επιλεγεί 2 διαδρομές (trajectories), όπου η κάθε διαδρομή αποτελείται από 5 σημεία/σκηνές.

Trajectory 1 (Scenes)							
#	Short Description	Floor	ML Trained	Type	Lighting	Density	Mobility
T01	Elevator / Math	0	Yes	mixed	day-light	full	static
T02	Head	0	Yes	mixed	low	Semi-full	static
T03	Elevator / CS	0	Yes	mixed	day-light	full	static
T04	Vending Machine	0	Yes	mixed	day-light	full	static
T05	Fire Hose / CS	0	Yes	mixed	High	Semi-full	static

Πίνακας 5.2: Σκηνές διαδρομής 1 για το πείραμα Tracking

Στον Πίνακα 5.2 παρουσιάζονται οι σκηνές που απαρτίζουν την πρώτη διαδρομή που επιλέγηκε για το πείραμα σε σενάριο tracking. Η διαδρομή αρχίζει από την σκηνή T01 έξω από τον ανελκυστήρα που βρίσκεται στην πλευρά του κτηρίου όπου στεγάζεται το τμήμα Μαθηματικών. Το επόμενο σημείο (σκηνή T02) βρίσκεται στον χώρο της

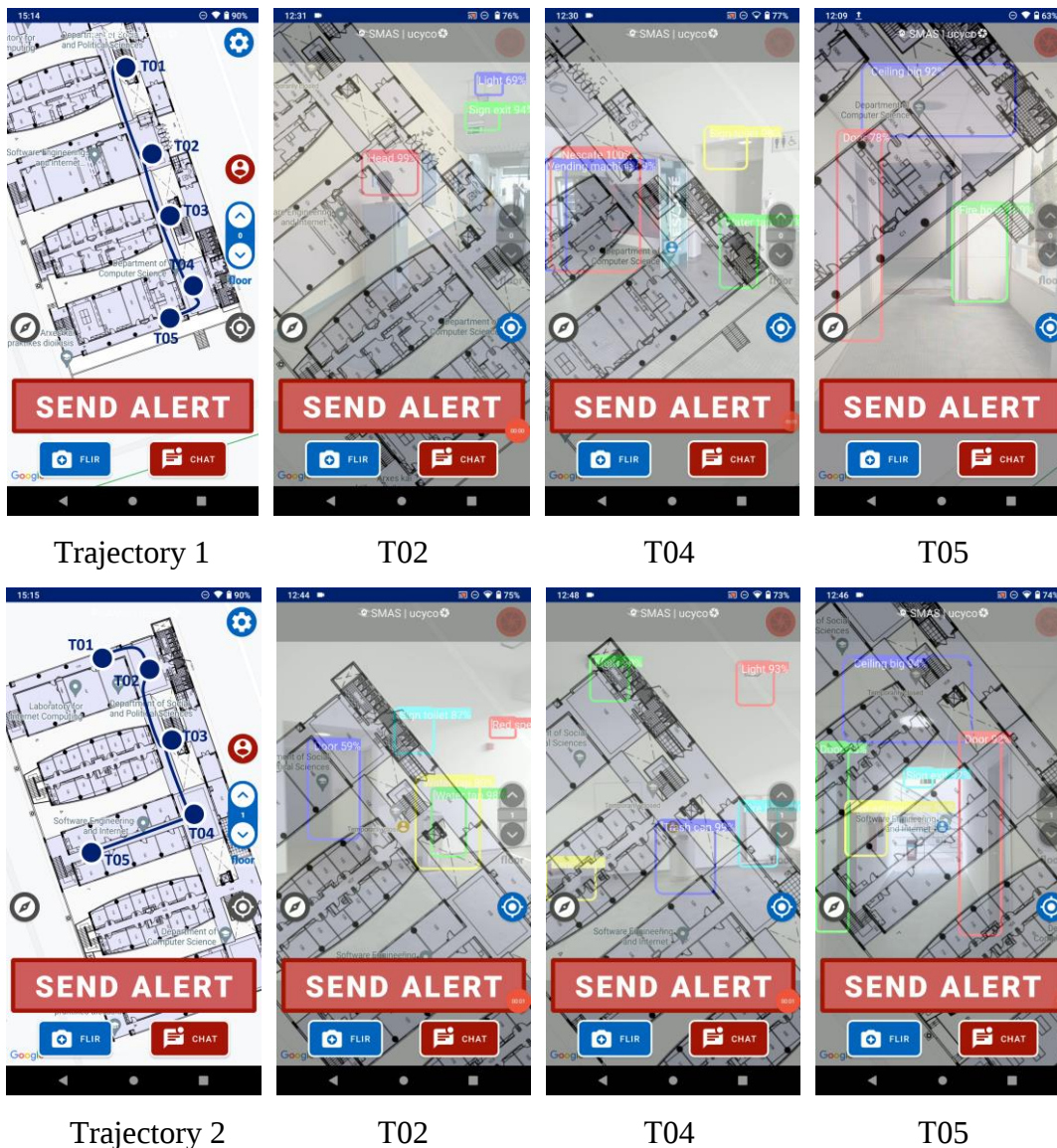
προτομής (head) στην κεντρική είσοδο του κτηρίου. Ακολούθως, κατευθυνόμαστε έξω από τον ανελκυστήρα που βρίσκεται στην πλευρά του τμήματος Πληροφορικής (σκηνή T03). Η επόμενη σκηνή (T04) στην διαδρομή 1 αντιστοιχεί στον κοινόχρηστο χώρο μπροστά από το μηχάνημα αυτόματης πώλησης (vending machine). Το τελικό σημείο (σκηνή T05) αυτής της διαδρομής είναι στον διάδρομο δίπλα στην πυροσβεστική μάνικα που βρίσκεται κοντά στην σκηνή T04.

Trajectory 2 (Scenes)							
#	Short Description	Floor	ML Trained	Type	Lighting	Density	Mobility
T01	Fire Hose / Math	1	Yes	mixed	high	Semi-full	static
T02	Toilets / Math	1	Yes	mixed	day-light	Semi-full	static
T03	Elevator / Math	1	Yes	mixed	day-light	full	static
T04	Labs Hall	1	Yes	mixed	day-light	full	static
T05	Fire Extinguisher	1	Yes	mixed	low	full	static

Πίνακας 5.3: Σκηνές διαδρομής 2 για το πείραμα Tracking

Στον Πίνακα 5.3 παρουσιάζονται οι σκηνές για την δεύτερη διαδρομή για το πείραμα σε σενάριο tracking. Η διαδρομή αρχίζει από την σκηνή T01 η οποία είναι στον διάδρομο δίπλα στην πυροσβεστική μάνικα που βρίσκεται κοντά στην σκηνή T02. Η σκηνή T02 βρίσκεται στον κοινόχρηστο χώρο έξω από τα αποχωρητήρια στην πλευρά του τμήματος Μαθηματικών. Η επόμενη σκηνή (T03) είναι έξω από τον ανελκυστήρα στην πλευρά του τμήματος Μαθηματικών. Ακολούθως κατευθυνόμαστε στον κοινόχρηστο χώρο έξω από τα εργαστήρια στο κέντρο του κτηρίου, όπου βρίσκεται η σκηνή T04. Η διαδρομή τελειώνει στην σκηνή T05 η οποία βρίσκεται στο τέρμα του διαδρόμου των εργαστηρίων στο κέντρο του κτηρίου μπροστά από τον πυροσβεστήρα (fire extinguisher).

Οι σκηνές της διαδρομής 1 βρίσκονται στον όροφο 0 και αντίστοιχα οι σκηνές της διαδρομής 2 στον όροφο 1. Όπως και στην επιλογή των 10 σκηνών για το πείραμα Localization, έτσι και στην επιλογή των διαδρομών για το πείραμα Tracking, έχουν ληφθεί υπόψη οι συνθήκες φωτεινότητας όσο και η πυκνότητα των αντικειμένων στις σκηνές, ώστε να υπάρχει ποικιλομορφία σκηνών και στα δύο πειράματα.

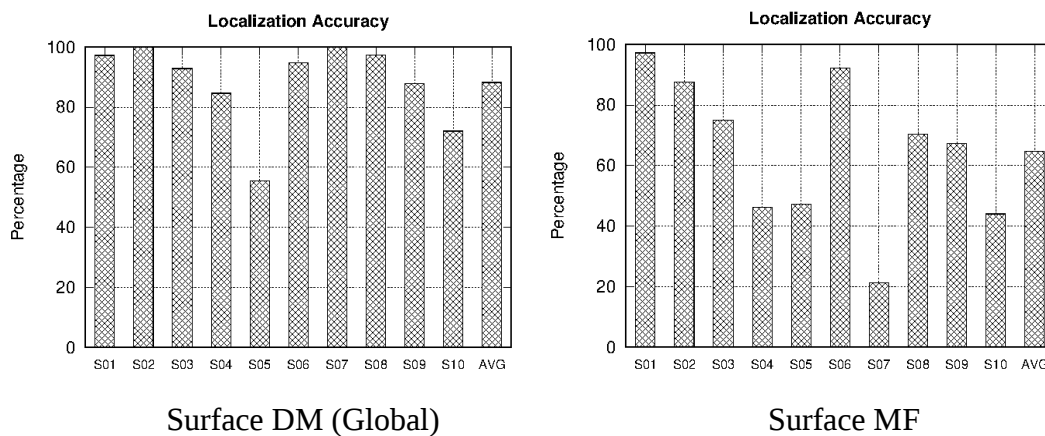


Σχήμα 5.5: Χάρτης σημείων και υποσύνολο σκηνών για Διαδρομή 1 (πάνω μέρος) και Διαδρομή 2 (κάτω μέρος)

Στο Σχήμα 5.5, παρουσιάζονται δύο χάρτες στους οποίους αποτυπώνονται τα σημεία που απαρτίζουν τις Διαδρομές 1 και 2. Ο χάρτης Trajectory 1 αφορά την διαδρομή 1 και αντίστοιχα ο χάρτης Trajectory 2 την διαδρομή 2. Δίπλα από τον χάρτη κάθε διαδρομής, παρουσιάζονται μερικές σκηνές από την σημεία της κάθε διαδρομής. Συγκεκριμένα στο πάνω μέρος παρουσιάζονται το δεύτερο (T02), το τέταρτο (T04) και το τελευταίο (T05) σημείο της διαδρομής 1 και στο κάτω μέρος οι αντίστοιχες σκηνές από τα σημεία της διαδρομής 2.

5.3 Localization Accuracy Evaluation

Σε αυτό το υποκεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της αξιολόγησης των αλγορίθμων Surface DM (Surface Global) και Surface MF (χωρίς φιλτράρισμα) σε ένα σενάριο CV Localization όπου το σύστημα γεωτοποθέτησης δεν γνωρίζει την προηγούμενη θέση του χρήστη στον χώρο. Στόχος του πειράματος Localization είναι να γίνει αξιολόγηση των αλγορίθμων αυτών ως προς την μετρική Localization Accuracy, η οποία παρουσιάστηκε νωρίτερα στο κεφάλαιο 4.2.



Σχήμα 5.6: Localization Accuracy: Αποτελέσματα πειράματος
Localization για τις 10 σκηνές από Πίνακα 5.1

Στο Σχήμα 5.6 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από το πείραμα Localization και για τους δύο αλγόριθμους. Συγκεκριμένα στις γραφικές αυτές, παρουσιάζεται το Localization Accuracy όπως έχει υπολογιστεί για κάθε μία από τις σκηνές που παρουσιάστηκαν νωρίτερα στον Πίνακα 5.1 καθώς και ο μέσος όρος για τον κάθε αλγόριθμο. Στην αριστερή γραφική στο Σχήμα 5.6 βλέπουμε τα αποτελέσματα για τον αλγόριθμο Surface DM (συγκεκριμένα για τον Surface Global, καθώς δεν λαμβάνουμε υπόψη την προηγούμενη θέση του χρήστη), και στην δεξιά γραφική, τα αντίστοιχα αποτελέσματα για τον Surface MF.

Ο αλγόριθμος Surface Global για το πείραμα αυτό κατέγραψε ακρίβεια κατά μέσο όρο κοντά στο 90% (συγκεκριμένα 88.2%) με τυπική απόκλιση 13.59%. Αναλυτικά, ο αλγόριθμος SG έχει καταγράψει ακρίβεια 100% για 2 σκηνές (S2 και S7). Επιπρόσθετα, οι σκηνές S8 και S1 έχουν καταγράψει ακρίβεια 97.30% και 97.22% αντίστοιχα, ενώ η σκηνή S6 έχει καταγράψει ακρίβεια 94.74%. Ακολουθεί η σκηνή S3 με ποσοστό ακρίβειας 92.85%, και οι σκηνές S9 και S4 με ποσοστά 87.75% και 84.62%

αντίστοιχα. Τέλος στις σκηνές S10 και S5 έχουν καταγράψει τα χαμηλότερα αποτελέσματα για τον αλγόριθμο SG, σημειώνοντας 72% και 55.55% αντίστοιχα.

Όσον αφορά τον αλγόριθμο Surface MF, ο αλγόριθμος κατέγραψε στις 10 σκηνές, ποσοστό ακρίβειας κατά μέσο όρο 64.80%, με τυπική απόκλιση 23.32%. Αναλυτικά, το μεγαλύτερο ποσοστό ακρίβειας καταγράφηκε στην σκηνή S1 (97.22%), ενώ ακολουθεί η σκηνή S6 με ποσοστό 92.11%. Επιπρόσθετα στις σκηνές S2 και S3 έχουν καταγραφεί ποσοστά ακρίβειας 87.50% και 75% αντίστοιχα. Ο αλγόριθμος στην σκηνή S8 κατέγραψε 70.27%, ενώ στην σκηνή S9 67.35%. Ακολουθούν οι σκηνές S5, S4 και S10 με ποσοστά ακρίβειας 47.22%, 46.15% και 44% αντίστοιχα. Το χαμηλότερο ποσοστό ακρίβειας καταγράφηκε στην σκηνή S7 όπου ο αλγόριθμος σημείωσε 21.21%.

Τα πιο πάνω αποτελέσματα τουλάχιστον για την περίπτωση του αλγορίθμου Surface Global είναι πολύ ενθαρρυντικά για την απόδοση του συστήματος σε πραγματικές συνθήκες. Ο μέσος όρος του ποσοστού ακρίβειας (88.20%) που σημείωσε ο αλγόριθμος SG σε αυτό το πείραμα είναι ιδιαίτερα υψηλό. Το γεγονός πως ο αλγόριθμος σημείωσε ποσοστό ακρίβειας μεγαλύτερο από ~95% στο 50% των σκηνών που επιλέγηκαν για το πείραμα αυτό αντικατοπτρίζει την πολύ καλή απόδοση του αλγορίθμου. Επιπρόσθετα, το γεγονός πως σε ολόκληρο το κτήριο υπάρχουν σκηνές και χώροι οι οποίοι είναι αρκετά όμοιοι με τις σκηνές που επιλέγηκαν για το πείραμα αυτό, και παρόλα αυτά ο αλγόριθμος κατάφερε να εντοπίσει σωστά την σωστή σκηνή, ενισχύει τον πιο πάνω ισχυρισμό. Ακόμη παρατηρώντας τις σκηνές που είχαν ποσοστό μεγαλύτερο από ~95% (δηλαδή S1, S2, S6, S7, S8) και την περιγραφή των σκηνών αυτών από τον Πίνακα 5.1, μπορούμε να συμπεράνουμε πως ο αλγόριθμος Surface Global είναι ικανός να πετυχαίνει υψηλή ακρίβεια και σε σκηνές με ψηλή (S8) ή χαμηλή (S2, S7) φωτεινότητα. Ταυτόχρονα όμως τα πολύ ψηλά ποσοστά στις σκηνές αυτές οφείλονται και στο γεγονός πως σε αυτές τις σκηνές, εμφανίζονται αντικείμενα τα οποία σύμφωνα με τον πίνακα συχνότητας αντικειμένων (Πίνακας 4.2) έχουν χαμηλή συχνότητα εμφάνισης στο κτήριο. Για παράδειγμα στην σκηνή S2 εμφανίζεται το αντικείμενο της προτομής head το οποίο σύμφωνα με τον Πίνακα 4.2 είναι το σπανιότερο αντικείμενο στο κτήριο. Επιπρόσθετα στις υπόλοιπες σκηνές (S2, S6, S8) εμφανίζονται αντικείμενα όπως το μηχάνημα αυτόματης πώλησης (vending machine), η βρύση νερού (water tap) και οι πυροσβεστήρες (fire extinguishers) τα οποία ανήκουν στα 5 σπανιότερα αντικείμενα σύμφωνα με τον Πίνακα 4.2. Στις υπόλοιπες σκηνές (S4, S5, S9, S10), συναντούμε αντικείμενα τα οποία έχουν ψηλότερη συχνότητα εμφάνισης όπως είναι οι

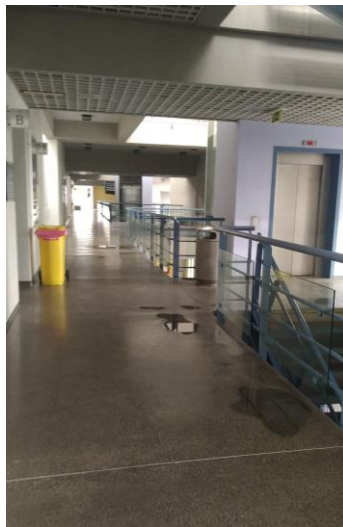
πινακίδες αποχωρητηρίων, παγκάκια, πόρτες, φωτιστικά και κολώνες (columns). Σε αυτές τις σκηνές ο αλγόριθμος Surface Global, σημειώνει μία αναμενόμενη μείωση στο ποσοστό ακρίβειας, καθώς αφού τα αντικείμενα εμφανίζονται πιο συχνά στο χώρο, συνεπάγεται και ότι ο αλγόριθμος θα λάβει υπόψη του περισσότερες σκηνές. Δεδομένου ότι ο αλγόριθμος δεν γνωρίζει την προηγούμενη θέση του χρήστη, έχει ως αποτέλεσμα την μείωση του ποσοστού ακρίβειας του Surface Global. Η μεγαλύτερη μείωση παρατηρείται στην σκηνή S5, στην οποία υπάρχει διαφορά 25%-30% σε ποσοστό ακρίβειας σε σχέση με τις άλλες σκηνές. Εστιάζοντας την προσοχή μου στην σκηνή S5 και στα αποτελέσματα που επέστρεψε ο αλγόριθμος Surface Global, παρατήρησα ότι ένα μεγάλο ποσοστό (~25%) των απαντήσεων του αλγορίθμου έδειχνε στην θέση που βρίσκεται ο άλλος ανελκυστήρας στον όροφο 1 στην πλευρά του τμήματος Πληροφορικής (οι δύο ανελκυστήρες απέχουν περίπου 35-40 μέτρα). Συγκεκριμένα αρκετές από τις εκτιμήσεις, περιείχαν τα ακόλουθα fingerprints (flid) που παρουσιάζονται στον Πίνακα 5.4 και όπως φαίνεται απέχουν περίπου 35-40 μέτρα από την θέση της σκηνής S5. Με βάση τις συντεταγμένες των fingerprints και ανατρέχοντας στην βάση δεδομένων επιβεβαίωσα ότι οι απαντήσεις αυτές όντως αντιστοιχούν στην θέση του ανελκυστήρα πληροφορικής.

flid	lat	lon	floor	Distance
1258	35.14445	33.41146	1	33.95058
1934	35.14446	33.4115	1	36.27032
1922	35.1444	33.41147	1	37.87747
2343	35.14444	33.41143	0	32.62048

Πίνακας 5.5: Λανθασμένες εκτιμήσεις Surface Global για σκηνή S5.

Επιπρόσθετα, από την βάση δεδομένων παρατήρησα πως τα fingerprints των δύο σημείων περιέχουν σχεδόν τα ίδια αντικείμενα. Αυτό φαίνεται και στο Σχήμα 5.7 στο οποίο στην αριστερή πλευρά φαίνεται η σκηνή από τον ανελκυστήρα στην πλευρά του τμήματος Πληροφορικής στον όροφο 1 (από βίντεο V3, Πίνακας 4.1) και στην δεξιά πλευρά η σκηνή S5. Από τις δύο αυτές εικόνες είναι εμφανής η ομοιότητα των δύο σκηνών/χώρων. Σε συνδυασμό με το γεγονός πως σε καμία από τις δύο σκηνές δεν υπάρχουν αντικείμενα με χαμηλές συχνότητες εμφάνισης, αντιθέτως πολλά από αυτά

έχουν μέτρια ως υψηλή συχνότητα εμφάνισης, οδηγούν τον αλγόριθμο σε λάθος επιλογές, και συνεπώς χαμηλότερο ποσοστό ακρίβειας στην σκηνή S5.



Σκηνή Ανελκυστήρα από
βίντεο V3 Τμήμα Πληροφορικής



S5

Σχήμα 5.7: Σκηνές από ανελκυστήρες ορόφου 1

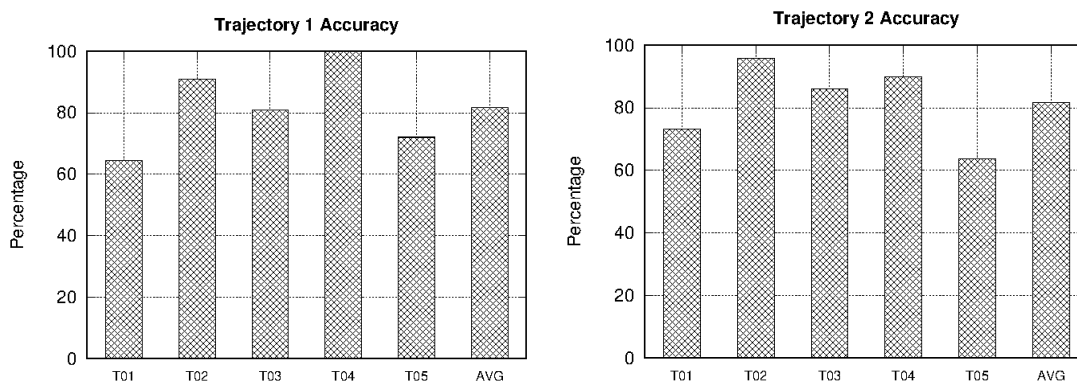
Όσο αφορά τα αποτελέσματα του αλγόριθμου Surface MF για αυτό το πείραμα, δείχνουν ότι αλγόριθμος απέχει αρκετά από τα ποσοστά ακρίβειας που προσφέρει ο αλγόριθμος Surface Global. Αρχικά παρατηρούμε ότι μόνο δύο σκηνές έχουν σημειώσει ποσοστό ακρίβειας μεγαλύτερο του 90%. Και οι δύο αυτές σκηνές, S2 και S6 ανήκουν στις σκηνές που περιέχουν κάποιο σπάνιο αντικείμενο, γεγονός που όπως και στην περίπτωση του Surface Global, είναι πιο εύκολο για τον αλγόριθμο να τις ξεχωρίσει με υψηλότερο ποσοστό ακρίβειας. Το ίδιο φαίνεται να συμβαίνει και με την σκηνή S2 όπου κατέγραψε ποσοστό λίγο κάτω από 90%. Το ίδιο φαινόμενο που παρατηρήθηκε στην περίπτωση της σκηνής S5 με τον αλγόριθμο Surface Global, συμβαίνει και στην περίπτωση του αλγορίθμου Surface MF. Ειδικότερα στις περιπτώσεις των σκηνών S4, S5, S7 και S10 στις οποίες ο αλγόριθμος Surface MF κατέγραψε ποσοστό ακρίβειας μικρότερο του 50%, εμφανίζονται αρκετά αντικείμενα με μέτρια και υψηλή συχνότητα εμφάνισης, ενώ και το γεγονός πως γενικά στο κτήριο που διεξάγεται το πείραμα αυτό έχει αρκετούς χώρους οι οποίοι μοιάζουν μεταξύ τους, δεν συμβάλει θετικά στην απόδοση του αλγορίθμου.

5.4. Tracking Accuracy Evaluation

Σε αυτό το υποκεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της αξιολόγησης των αλγορίθμων Surface DM (Surface Local) και Surface MF (με φιλτράρισμα) σε σενάριο συνεχόμενου εντοπισμού θέσης (tracking) όπου οι αλγόριθμοι λαμβάνουν υπόψη την προηγούμενη θέση του χρήστη. Σημειώνεται πως στο πείραμα αυτό, για κανένα από τους δύο αλγορίθμους δεν έχει ενεργοποιηθεί η επιλογή για χρήση των αισθητήρων που είναι διαθέσιμοι στην συσκευή για βελτίωση της ακρίβειας των αλγορίθμων, αφού στόχος είναι να αξιολογηθούν οι πραγματικές δυνατότητες των αλγορίθμων.

Στόχος του πειράματος αυτού όπως και στο πείραμα Localization, είναι να γίνει αξιολόγηση των αλγορίθμων ως προς την ακρίβεια τους (accuracy), με την μετρική που παρουσιάστηκε στο κεφάλαιο 4.2.

Surface MF



Σχήμα 5.8: Tracking Accuracy: Αποτελέσματα αλγορίθμου Surface MF για Trajectory 1 (Πίνακας 5.2) και Trajectory 2 (Πίνακας 5.3)

Στο Σχήμα 5.8 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από το πείραμα Tracking για τον αλγόριθμο Surface MF. Συγκεκριμένα στην αριστερή γραφική στο Σχήμα 5.8 βλέπουμε τα αποτελέσματα για την Διαδρομή 1 και στην δεξιά γραφική, τα αντίστοιχα αποτελέσματα για την Διαδρομή 2. Στις γραφικές αυτές, παρουσιάζεται το ποσοστό ακρίβειας (Accuracy) όπως έχει υπολογιστεί για κάθε μία από τις σκηνές που απαρτίζουν τις διαδρομές, οι οποίες παρουσιάστηκαν νωρίτερα στον Πίνακα 5.2

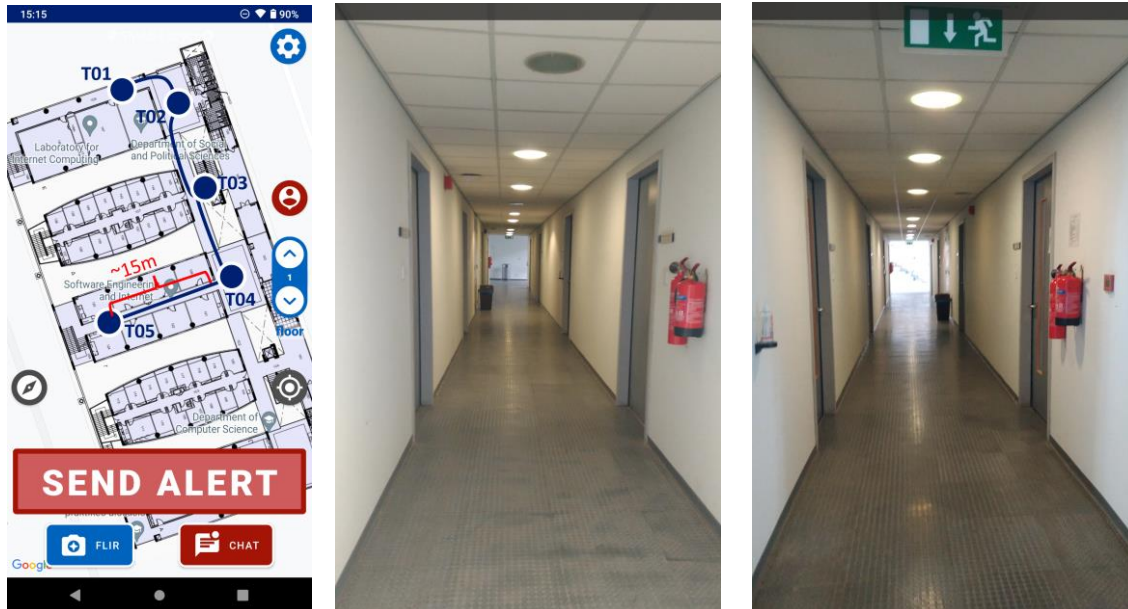
(Διαδρομή 1) και στον Πίνακα 5.3 (Διαδρομή 2) καθώς και ο μέσος όρος για την κάθε Διαδρομή.

Ο αλγόριθμος Surface MF για το πείραμα αυτό κατέγραψε ακρίβεια κατά μέσο όρο 81.64% με τυπική απόκλιση 12.72% για την Διαδρομή 1, και 81.69% με τυπική απόκλιση 11.70% για την Διαδρομή 2. Αναλυτικά για την Διαδρομή 1, ο αλγόριθμος Surface MF κατέγραψε το μεγαλύτερο ποσοστό ακρίβειας στην σκηνή T04, όπου σημείωσε 100% ακρίβεια. Ακολουθεί η σκηνή T02 με ποσοστό 90.91%, ενώ στη σκηνή T03 το καταγράφηκε ποσοστό ακρίβειας 80.77%. Επιπρόσθετα στην σκηνή T05, ο αλγόριθμος κατέγραψε 72% ποσοστό ακρίβειας, ενώ το χαμηλότερο ποσοστό της Διαδρομής 1 ήταν στη σκηνή T01 με 64.51%. Για την Διαδρομή 2 ο αλγόριθμος Surface MF κατέγραψε το μεγαλύτερο ποσοστό ακρίβειας στην σκηνή T02, όπου σημείωσε 95.83% ακρίβεια. Ακολουθεί η σκηνή T04 με ποσοστό 89.80%, ενώ στη σκηνή T03 το καταγράφηκε ποσοστό ακρίβειας 86.11%. Επιπρόσθετα στην σκηνή T01, ο αλγόριθμος κατέγραψε 73.08% ποσοστό ακρίβειας, ενώ το χαμηλότερο ποσοστό της Διαδρομής 2 ήταν στη σκηνή T05 με 63.64%.

Εστιάζοντας την προσοχή μου στην Διαδρομή 1 και συγκεκριμένα στις σκηνές T01, T02 και T03 παρατήρησα ότι ο αλγόριθμος Surface MF λαμβάνοντας υπόψη την προηγούμενη θέση του χρήστη τον βοηθά να βελτιώσει κατά πολύ το ποσοστό ακρίβειας του στην περίπτωση των όμοιων σκηνών (πχ. στην περίπτωση των σκηνών έξω από τους δύο ανελκυστήρες) σε σχέση με αυτό της σκηνής 5 στο πείραμα Localization. Συγκεκριμένα στην Διαδρομή 1, η σκηνή T02 βρίσκεται περίπου στο μέσο της απόστασης των δύο ανελκυστήρων (σκηνές T01 και T03). Παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος Surface MF έχοντας ως δεδομένο την προηγούμενη θέση του χρήστη, την σκηνή T02, πετυχαίνει να αναγνωρίσει την σκηνή T03 με ποσοστό ακρίβειας 80.77% παρόλο που οι σκηνές T01 και T03 έχουν μεγάλη ομοιότητα. Συγκρίνοντας το ποσοστό αυτό με το ποσοστό ακρίβειας της σκηνής S5 (47.22%) του αλγορίθμου Surface MF στο πείραμα Localization (Κεφάλαιο 5.3) όπου ήταν ένα παρόμοιο σενάριο, παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος καταγράφει σημαντική βελτίωση.

Όσο αφορά την Διαδρομή 2, φαίνεται ο αλγόριθμος να έχει παρόμοια απόδοση με την Διαδρομή 1. Εστιάζοντας όμως την προσοχή μου στην σκηνή T05 της Διαδρομής 2 η οποία σημείωσε το χαμηλότερο ποσοστό ακρίβειας, εντόπισα μία ιδιαίτερα ενδιαφέρον παρατήρηση. Όπως μπορούμε να δούμε από τον χάρτη με τα σημεία της Διαδρομής 2 στο Σχήμα 5.9 το μήκος του διαδρόμου που χωρίζει τις σκηνές T04 και T05 είναι

περίπου 15 μέτρα. Η σκηνή T04 βρίσκεται δίπλα από το ένα άκρο του διαδρόμου ενώ η σκηνή T05 βρίσκεται στο τέρμα του διαδρόμου. Ακόμη παρατηρούμε πως ο χώρος στα δύο άκρα του διαδρόμου έχουν τα ίδια αντικείμενα. Ανάμεσα σε αυτά βλέπουμε και δύο πυροσβεστήρες, ένα σε κάθε άκρη του διαδρόμου.



Διαδρομή 2

T05

διάδρομος δίπλα από T04

Σχήμα 5.9: Σκηνές από διάδρομο μεταξύ T04 και T05

Παρατηρώντας τις λανθασμένες εκτιμήσεις (Πίνακας 5.6) που επέστρεψε ο αλγόριθμος στα για την σκηνή T05 έχοντας ως προηγούμενη θέση του χρήστη την σκηνή T04 το μοντέλο πρόβλεψης μπερδεύει τα δύο σημεία μεταξύ τους.

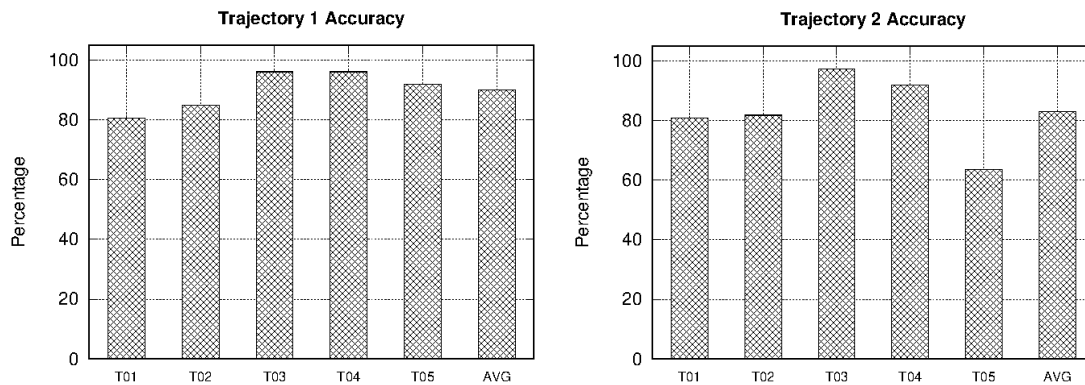
flid	lat	lon	floor	Distance
730	35.14441	33.41111	1	11.95413
724	35.14449	33.41123	1	12.7174
2027	35.14454	33.41131	1	14.92292
1104	35.14453	33.41129	1	12.8013

Πίνακας 5.6: Λανθασμένες εκτιμήσεις Surface Global για σκηνή T05.

Η διαφορά σε σχέση με τις σκηνές T01, T03 της Διαδρομής 1 όπου δεν παρατηρήθηκε το πρόβλημα αυτό είναι πως στην Διαδρομή 1 η προηγούμενη θέση του χρήστη ήταν περίπου στο μέσο της απόστασης των δύο όμοιων σκηνών, ενώ στην Διαδρομή 2 η σκηνή T05 βρίσκεται πιο μακριά από την είσοδο του διαδρόμου η οποία βρίσκεται μόλις 2-3 μέτρα από την σκηνή T04. Επιπρόσθετα, ακόμη μία διαφορά είναι το γεγονός

πως στην περίπτωση της Διαδρομής 2 και στα δύο αυτά σημεία υπάρχει το αντικείμενο του πυροσβεστήρα που σύμφωνα με τον Πίνακα 4.2 είναι ένα από τα 5 σπανιότερα αντικείμενα στο κτήριο, ενώ στην Διαδρομή 1 δεν υπήρχαν πολύ σπάνια αντικείμενα. Πιθανό αυτές οι διαφορές να επηρεάζουν αρνητικά την απόδοση του αλγορίθμου.

Surface DM



Σχήμα 5.10: Tracking Accuracy: Αποτελέσματα αλγορίθμου Surface DM (Surface Local) για Trajectory 1 (Πίνακας 5.2) και Trajectory 2 (Πίνακας 5.3)

Στο Σχήμα 5.10 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από το πείραμα Tracking για τον αλγόριθμο Surface DM (Surface Local). Συγκεκριμένα στην αριστερή γραφική στο Σχήμα 5.10 βλέπουμε τα αποτελέσματα για την Διαδρομή 1 και στην δεξιά γραφική, τα αντίστοιχα αποτελέσματα για την Διαδρομή 2. Στις γραφικές αυτές, παρουσιάζεται το ποσοστό ακρίβειας (Accuracy) όπως έχει υπολογιστεί για κάθε μία από τις σκηνές που απαρτίζουν τις διαδρομές, οι οποίες παρουσιάστηκαν νωρίτερα στον Πίνακα 5.2 (Διαδρομή 1) και στον Πίνακα 5.3 (Διαδρομή 2) καθώς και ο μέσος όρος για την κάθε Διαδρομή.

Ο αλγόριθμος Surface Local για το πείραμα αυτό κατέγραψε ακρίβεια κατά μέσο όρο 89.95% με τυπική απόκλιση 6.22% για την Διαδρομή 1, και 83.05% με τυπική απόκλιση 11.5% για την Διαδρομή 2. Αναλυτικά για την Διαδρομή 1, ο αλγόριθμος Surface Local κατέγραψε το μεγαλύτερο ποσοστό ακρίβειας στις σκηνές T03 και T04, όπου σημείωσε ακρίβεια 96.15%. Ακολουθεί η σκηνή T05 με ποσοστό 92%, ενώ στη σκηνή T02 το καταγράφηκε ποσοστό ακρίβειας 84.84%. Το χαμηλότερο ποσοστό της Διαδρομής 1 καταγράφηκε στη σκηνή T01 με 80,64%. Για την Διαδρομή 2 ο

αλγόριθμος Surface Local κατέγραψε το μεγαλύτερο ποσοστό ακρίβειας στην σκηνή T03, όπου σημείωσε 97.22% ακρίβεια. Ακολουθεί η σκηνή T04 με ποσοστό 91.83%, ενώ στη σκηνή T02 το καταγράφηκε ποσοστό ακρίβειας 81.81%. Επιπρόσθετα στην σκηνή T01, ο αλγόριθμος κατέγραψε 80.76% ποσοστό ακρίβειας, ενώ το χαμηλότερο ποσοστό της Διαδρομής 2 ήταν στη σκηνή T05 με 81.68%.

Παρατηρώντας τα αποτελέσματα του αλγόριθμου Surface Local για την Διαδρομή 1 μπορούμε να πούμε πως είναι εντυπωσιακά καθώς ο πέτυχε σε όλες τις σκηνές της Διαδρομής ακρίβεια μεγαλύτερη του 80%. Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα με αυτά του αλγορίθμου Surface MF στο πείραμα Tracking (Σχήμα 5.8), παρατηρούμε πως ο αλγόριθμος Surface Local έχει πιο σταθερή απόδοση ανάμεσα στις σκηνές των δύο διαδρομών. Αυτό παρατηρείται κυρίως στην Διαδρομή 1 όπου ο αλγόριθμος Surface Local είχε τυπική απόκλιση στο ποσοστό ακρίβειας 6.22% ενώ ο αλγόριθμος Surface MF 12.72%.

Όσο αφορά την Διαδρομή 2, ο αλγόριθμος Surface Local εξακολουθεί να έχει ποσοστό ακρίβειας μεγαλύτερο του 80% σε όλες τις σκηνές με μοναδική εξαίρεση την σκηνή T05. Όπως είχε παρατηρηθεί και στα αποτελέσματα του αλγορίθμου Surface MF (κεφάλαιο 5.4.1), οι σκηνές στα δύο άκρα του διαδρόμου (Σχήμα 5.11) μοιάζουν πολύ ως προς τα αντικείμενα που περιέχουν.



Διαδρομή 2



T05



διάδρομος δίπλα από T04

Σχήμα 5.11: Σκηνές από διάδρομο μεταξύ T04 και T05

Καθώς ο χρήστης κατευθύνεται από την μία πλευρά του διαδρόμου προς την άλλη, ενώ ο αλγόριθμος αρχικά εντοπίζει σωστά την τοποθεσία του, την στιγμή που βρίσκεται περίπου στο μέσο του διαδρόμου, τότε ο αλγόριθμος αρχίζει να συμπεριφέρεται λανθασμένα. Αυτό συμβαίνει γιατί ο αλγόριθμος εκτελεί αναζήτηση για fingerprints στον χώρο σε ακτίνα 10 μέτρων από την προηγούμενη τοποθεσία του χρήστη. Αυτό σημαίνει πως αν ο χρήστης βρίσκεται στο κέντρο του διαδρόμου, τότε στην ακτίνα των 10 μέτρων συμπεριλαμβάνονται fingerprints και από τις δύο σκηνές στα άκρα του διαδρόμου. Επιπρόσθετα λόγο του ότι οι δύο σκηνές μοιάζουν πολύ, αυξάνεται η πιθανότητα αν ο χρήστης κατευθυνθεί προς το ένα άκρο, ο αλγόριθμος να το τοποθετήσει λανθασμένα στο άλλο άκρο. Αυτό παρατηρήθηκε στα αποτελέσματα του αλγόριθμου Surface Local, το οποίο δίνει εξήγηση στο γεγονός πως ήταν η μοναδική σκηνή και από τις δύο διαδρομές που σημείωσε ποσοστό ακρίβειας μικρότερο του 80%. Ενδιαφέρον είναι επίσης και το γεγονός πως τόσο ο αλγόριθμος Surface Local όσο και ο αλγόριθμος Surface MF, έχουν καταγράψει το ίδιο ποσοστό ακρίβειας για την σκηνή T05 της Διαδρομής 2. Αυτό δείχνει πως και οι δύο αλγόριθμοι επηρεάζονται από το γεγονός πως υπάρχουν δύο πολύ όμοιες σκηνές σε κοντινή απόσταση. Για την βελτίωση των αποτελεσμάτων και των δύο αλγορίθμων στην σκηνή αυτή, μπορούν να χρησιμοποιηθούν οι διάφοροι αισθητήρες και μετρητές που είναι διαθέσιμοι στην συσκευή, όπου ο συνδυασμός τους με την πρόβλεψη του κάθε αλγορίθμου, θα βοηθήσει στην αναγνώρισης της κατεύθυνσης που ακολουθεί ο χρήστης και ως εκ τούτου οι προβλέψεις τοποθεσίας θα είναι πιο ακριβείς. Για παράδειγμα μπορεί να γίνει χρήση της ψηφιακής πυξίδας της κινητής συσκευής, ώστε να αναγνωριστεί η κατεύθυνση στην οποία κινείται ο χρήστης.

Κεφάλαιο 6

Συμπεράσματα

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την πειραματική αξιολόγηση των αλγορίθμων Surface Data Management και Surface Matrix Factorization που έγινε στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής εργασίας.

Αρχικά από τα αποτελέσματα των δύο πειραμάτων, φάνηκε πως ο αλγόριθμος Surface DM έχει καλύτερα αποτελέσματα από τον αλγόριθμο Surface MF ως προς το ποσοστό ακρίβειας τους. Μεγάλη διαφορά στα αποτελέσματα αυτά φάνηκε κυρίως στο πείραμα Localization όπου οι αλγόριθμοι εντόπιζαν την θέση του χρήστη μόνο μία φορά και χωρίς να γνωρίζουν την προηγούμενη θέση του χρήστη. Το αποτέλεσμα αυτό ίσως να οφείλεται και στο γεγονός πως ο αλγόριθμος Surface DM έχει δοκιμαστεί και στο παρελθόν σε προηγούμενα πειράματα από ερευνητές στο DMSL, και έχει ρυθμιστεί ώστε να έχει καλή απόδοση, ενώ ο αλγόριθμος Surface MF ο οποίος είναι πιο πρόσφατος αλγόριθμος είναι η πρώτη φορά που δοκιμάζεται μία τέτοια πειραματική διαδικασία. Ο αλγόριθμος Surface DM στο πείραμα Localization σημείωσε πολύ ψηλά ποσοστά αφού σε πέντε από τις δέκα σκηνές του πειράματος πέτυχε ποσοστό ακρίβειας μεγαλύτερο του 90%, όμως εκφράζεται η ανησυχία πως πιθανή αύξηση των οπτικών σημείων αναφοράς στον χώρο η απόδοση του αυτή να μειωθεί καθώς ο αλγόριθμος για ένα μεγάλο κτήριο θα πρέπει να εξετάσει χιλιάδες οπτικά σημεία αναφοράς. Αυτό είναι και ένα σημαντικό πλεονέκτημα που μπορεί έχει ο αλγόριθμος Surface MF έναντι του Surface DM.

Στο πείραμα Tracking όπου οι αλγόριθμοι δοκιμάστηκαν σε σενάριο όπου εκτελούσαν συνεχόμενο εντοπισμό της θέσης του χρήστη, έχοντας ως δεδομένο την προηγούμενη θέση του χρήστη, τα αποτελέσματα των δύο αλγορίθμων είχαν αρκετά μικρότερη διαφορά. Το γεγονός αυτό δείχνει πως και οι δύο αλγόριθμοι έχουν παρόμοιες προοπτικές εξέλιξης στο σενάριο αυτό. Τα ψηλά ποσοστά ακρίβειας που σημείωσαν οι αλγόριθμοι στο σενάριο Tracking, όσο και οι επιπλέον δοκιμές που έγιναν στον χώρο του κτηρίου, αποδεικνύουν πως μπορούν να αποτελέσουν μια αξιόπιστη λύση στο πρόβλημα της εσωτερικής γεωτοποθέτησης ως ένα σύστημα μηδενικής υποδομής. Το

γεγονός πως και οι δύο αλγόριθμοι παρουσίασαν παρόμοιες αδυναμίες στο σενάριο αυτό, δείχνει πως υπάρχουν περιθώρια βελτίωσης των αλγορίθμων ώστε να αντιμετωπιστούν οι αδυναμίες αυτές.

Όπως αναφέρθηκε και στο κεφάλαιο 5, η χρήση των αισθητήρων που υπάρχουν στον κινητό μπορεί να βοηθήσει στην αντιμετώπιση των αδυναμιών των αλγορίθμων αλλά και να βελτιώσει την ακρίβεια τους. Αυτή όμως δεν είναι η μοναδική αλλαγή που μπορεί να βοηθήσει στην βελτίωση της απόδοσης των αλγορίθμων. Η εισαγωγή επιπλέον πληροφοριών σχετικά με τον χώρο και τα αντικείμενα που βρίσκονται σε αυτόν, μπορεί να αποδειχθεί ωφέλιμη στην βελτίωση της ακρίβειας των αλγορίθμων. Για παράδειγμα κατά την διάρκεια της καταγραφής των οπτικών σημείων αναφοράς, μέσω του μοντέλου αναγνώρισης των αντικειμένων, μπορεί να υπολογίζεται και το μέγεθος των αντικειμένων που βρίσκονται στον χώρο. Με αυτή την πληροφορία είναι δυνατό να γίνεται εκτίμηση της απόστασης από τα αντικείμενα, η οποία μπορεί να βοηθήσει στην καλύτερη εκτίμηση της τοποθεσίας του χρήστη. Επιπρόσθετα, στο σενάριο του Tracking στην παρούσα φάση, ο αλγόριθμος Surface Local, είναι προκαθορισμένος να ψάχνει σε ακτίνα 10 μέτρων από την προηγούμενη τοποθεσία του χρήστη, ενώ ο Surface MF φιλτράρει τα αποτελέσματα του με βάση την προηγούμενη τοποθεσία του χρήστη. Σε αυτό το σενάριο, μία παράμετρος η οποία θα μπορούσε να βοηθήσει στην βελτίωση της ακρίβειας των αλγορίθμων είναι η δυναμική αλλαγή της ακτίνας στην οποία θα αναζητούν αποτελέσματα οι αλγόριθμοι. Δηλαδή να ξεκινούν με μία μικρότερη ακτίνα αναζήτησης και σε περίπτωση που δεν βρουν κάποιο οπτικό σημείο αναφοράς που να ταιριάζει με το αίτημα του χρήστη, να μεγαλώνουν την ακτίνα αυτή. Η δυναμική αυτή αλλαγή θα βοηθήσει οι αλγόριθμοι να εξετάζουν λιγότερα οπτικά σημεία αναφοράς, μειώνοντας τις πιθανότητες να επιλέξουν ένα όμοιο σημείο που να βρίσκεται λίγο πιο μακριά. Ένα αρνητικό που πιθανό να έχει η υλοποίηση αυτή είναι πως στις περιπτώσεις που ο αλγόριθμος αρχικά δεν θα εντοπίσει κάποιο σημείο για να επιστρέψει, θα χρειαστεί να κάνει το ίδιο αίτημα με μεγαλύτερη ακτίνα αναζήτησης. Αυτό πιθανό να επηρεάσει τον χρόνο απόκρισης του συστήματος αφού θα εκτελεί την ίδια αναζήτηση περισσότερες από μία φορές.

Βιβλιογραφία

- [1] D. Zeinalipour-Yazti, C. Laoudias, K. Georgiou, and G. Chatzimilioudis, “Internet based indoor navigation services,” IEEE Computer Society, vol. 21, no. 4, pp. 54–63, 2017.
- [2] C.-L. Li, C. Laoudias, G. Larkou, Y.-K. Tsai, D. Zeinalipour-Yazti, and C.G. Panayiotou, “Indoor geolocation on multi-sensor smartphones”, In ACM MobiSys 2013.
- [3] Z. Yang, C. Wu, Z. Xinglin, X. Wang, and Y. Liu, “Mobility increases localizability: A survey on wireless indoor localization using inertial sensors,” In ACM Computing Surveys, vol. 47, no. 3, pp. 134, 2015.
- [4] P. Bahl, and V.N. Padmanabhan, “RADAR: an in-building RF-based user location and tracking system” In IEEE INFOCOM 2000
- [5] G. Chatzimilioudis, A. Konstantinidis, C. Laoudias and D. ZeinalipourYazti, “Crowdsourcing with smartphones”, In IEEE Internet Computing, vol. 16, no. 5, pp. 36- 44, 2012.
- [6] C. Laoudias, G. Constantinou, M. Constantinides, S. Nicolaou, D. Zeinalipour-Yazti and C.G. Panayiotou, “The Airplace Indoor Positioning Platform for Android Smartphones”, In IEEE MDM 2012.
- [7] K. Georgiou, T. Constambeys, C. Laoudias, L. Petrou, G. Chatzimilioudis and D. Zeinalipour-Yazti, "Anyplace: A Crowdsourced Indoor Information Service", Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Mobile Data Management (MDM'15), In IEEE Press, Vol. 2, pp. 291-294, 2015.
- [8] P. Mpeis, T. Roussel, M. Kumar, C. Costa, C. Laoudias, D. Capot-Ray, D. Zeinalipour-Yazti, “The Anyplace 4.0 IoT Localization Architecture” Proceedings of the 21st IEEE International Conference on Mobile Data Management (MDM '20), IEEE Computer Society, ISBN: pp. 8, June 30 - July 3, 2020, Versailles, France, 2020.
- [9] P. Framework, “The High Velocity Web Framework For Java and Scala.” [Online]. Available: <https://www.playframework.com>
- [10] D. Zeinalipour-Yazti and C. Laoudias, "The anatomy of the anyplace indoor navigation service," SIGSPATIAL Special, vol. 9, no. 2, pp. 3– 10, 2017.

- [11] D. Lymberopoulos, J. Liu, X. Yang, R. R. Choudhury, ..., C. Laoudias, D. Zeinalipour-Yazti, Y.-K. Tsai, and et. al., “A realistic evaluation and comparison of indoor location technologies: Experiences and lessons learned,” in Proceedings of the 14th IEEE/ACM International Symposium on Information Processing in Sensor Networks, 2015.
- [12] P. Mpeis, J. Bleye Vicario and D. Zeinalipour-Yazti, "Zero Infrastructure Geolocation of Nearby First Responders on Ro-Ro Vessels", Proceedings of the International Conference on Computer Applications in Shipbuilding (ICCAS'22), The Royal Institution of Naval Architects (RINA, est. 1860), pp. 249--263, Yokohama, Japan, September 13-15, 2022.
- [13] P. Mpeis, A. Hadjichristodoulou, J. Bleye Vicario and D. Zeinalipour-Yazti, "SMAS: A Smart Alert System for Localization and First Response to Fires on Ro-Ro Vessels", Proceedings of 16th ACM International Conference on Distributed and Event-based Systems (DEBS'22), Association for Computing Machinery, pp. 4, 27th June – 30th June 2022, Copenhagen, Denmark, 2022
- [14] Υπό δημοσίευση: P. Mpeis, P. Drakatos, L. Lampiritis, C. Laoudias, J. Bleye Vicario and D. Zeinalipour-Yazti, “Zero Infrastructure Indoor Localization on Vessels using Machine Learning”, ACM Transactions on Spatial Algorithms and Systems (TSAS'23), 2023.
- [15] Adagrad, Optimizer for Machine Learning, Available: <https://wordpress.cs.vt.edu/optml/2018/03/27/adagrad/>
- [16] YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection Alexey Bochkovskiy, Chien-Yao Wang, Hong-Yuan Mark Liao, “Scaled-YOLOv4: Scaling Cross Stage Partial Network,” IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 13024-13033, doi: 10.1109/CVPR46437.2021.01283, 2021
- [17] Computer Vision Annotation Tool (CVAT), Available: <https://www.cvat.ai/>
- [18] Google Collab, Available: <https://colab.research.google.com/>
- [19] P. Mpeis, A. Hadjichristodoulou, I. Ioannides, and D. Zeinalipour-Yazti, "AnyplaceCV: Infrastructure-less Localization in Anyplace with Computer Vision", The 23rd IEEE International Conference on Mobile Data Management (MDM'22), IEEE Press, pp. 290-291, June 6 - June 9, 2022, Paphos, Cyprus, DOI: 10.1109/MDM55031.2022.00062, 2022.

- [20] Kotlin, Available: <https://kotlinlang.org/>
- [21] Data Management Systems Laboratory (DMSL), Computer Science Department, University of Cyprus, Available: <https://dmsl.cs.ucy.ac.cy/>