

Testing techniques for autonomous vehicles

Αξιμιώτης Δημήτριος - 10622
Γαλαζούλας Αλέξανδρος - 10629

Abstract—Η αυξανόμενη πολυπλοκότητα των συστημάτων αυτόνομης οδήγησης απαιτεί προηγμένες, ασφαλείς και επαναλήψιμες μεθόδους δοκιμών που καλύπτουν ολόκληρο τον κύκλο ανάπτυξης, από την αξιολόγηση υποσυστημάτων έως την επικύρωση ολοκληρωμένων λειτουργιών. Η παρούσα εργασία παρουσιάζει μία ενοποιημένη βιβλιογραφική ανάλυση τεσσάρων σύγχρονων προσεγγίσεων **testing** για αυτόνομα οχήματα. Πρώτον, εξετάζονται οι **X-in-the-Loop (XIL)** τεχνικές, οι οποίες επιτρέπουν προοδευτική ενσωμάτωση και αξιολόγηση λογισμικού και υλικού μέσω μοντέλων ποικίλης πιστότητας. Έπειτα αναλύεται μια μέθοδος αυτόματης δημιουργίας και κατεγοριοποίησης σύνθετων ελιγμών (**maneuver-based testing**) χρησιμοποιώντας μοντέλα βαθιάς μάθησης για τη βελτιστοποίηση της κάλυψης κρίσιμων σεναρίων. Στη συνέχεια εξετάζεται η προσέγγιση **Vehicle-in-the-Loop Simulation (VILS)**, η οποία συνδυάζει πραγματικό όχημα με εικονικό περιβάλλον για ασφαλή και ρεαλιστική επικύρωση αντιληπτικών, σχεδιαστικών και ελεγκτικών αλγορίθμων. Τέλος, συζητείται ένα προηγμένο πλαίσιο **Digital Twin**, το οποίο δημιουργεί ψηφιακό αντίγραφο υψηλής πιστότητας για συνεχή σύγκριση, πρόβλεψη και αξιολόγηση συμπεριφοράς αυτόνομων οχημάτων σε πραγματικό και εικονικό χρόνο. Η σύνθεση των παραπάνω τεσσάρων πηγών αναδεικνύει ότι ο συνδυασμός **XIL** υποδομών, **data-driven scenario generation**, **VILS** και **Digital Twin** τεχνολογιών αποτελεί την πιο ολοκληρωμένη και αποτελεσματική στρατηγική για την ασφαλή, αξιόπιστη και κλιμακώσιμη ανάπτυξη αυτόνομων συστημάτων.

I. Εισαγωγή

Τα αυτόνομα οχήματα (Autonomous Vehicles – AVs) βασίζονται σε σύνθετα συστήματα αντιλήψεως, λήψης αποφάσεων και ελέγχου, τα οποία ενσωματώνουν μονάδες τεχνητής νοημοσύνης, αλγορίθμους βελτιστοποίησης και πολύπλοκα αισθητήρια υποσυστήματα. Η διασφάλιση της αξιοπιστίας και της ασφάλειας τέτοιων συστημάτων αποτελεί ένα από τα μεγαλύτερα ανοικτά ερευνητικά προβλήματα, διότι:

- ο χώρος των πιθανών σεναρίων οδήγησης είναι πρακτικά απεριόριστος,
- τα σπάνια αλλά κρίσιμα γεγονότα (rare events) σπάνια εμφανίζονται σε φυσικές δοκιμές,
- τα μοντέλα AI ενδέχεται να παρουσιάσουν απρόβλεπτη συμπεριφορά σε προηγουμένως «αύρατες» καταστάσεις,
- υπάρχει σημαντικό χάσμα μεταξύ προσομοίωσης και πραγματικών συνθηκών (sim-to-real gap),
- οι ολοκληρωμένες λειτουργίες AV απαιτούν ταυτόχρονη επικύρωση σε επίπεδο αισθητήρων, απόφασης και ελέγχου.

Για να αντιμετωπιστούν αυτά τα ζητήματα, έχουν αναπτυχθεί διάφορες τεχνικές δοκιμών που συν-

δυάζουν προσομοίωση, φυσικές δοκιμές, data-driven μεθοδολογίες και υβριδικές προσεγγίσεις πραγματικού–εικονικού περιβάλλοντος. Στην παρούσα εργασία εξετάζουμε τέσσερις αντιπροσωπευτικές και συμπληρωματικές ερευνητικές κατευθύνσεις:

- μία μεθοδολογία αξιολόγησης αξιοπιστίας για **X-in-the-Loop (XIL)** προσομοίωσεις αυτόνομων οχημάτων [1],
- τη μέθοδο **DeepManeuver** για αυτόματη δημιουργία και χειραγώγηση σύνθετων ελιγμών με χρήση βαθιών νευρωνικών δικτύων [2],
- την προσέγγιση **Vehicle-in-the-Loop Simulation (VILS)**, η οποία συνδυάζει πραγματικό όχημα με εικονικό περιβάλλον για ασφαλή και ρεαλιστική επικύρωση αντιληπτικών και ελεγκτικών αλγορίθμων [3],
- ένα προηγμένο πλαίσιο **Digital Twin**, που δημιουργεί ψηφιακό αντίγραφο υψηλής πιστότητας για συνεχή αξιολόγηση συμπεριφοράς σε πραγματικό και εικονικό χρόνο [4].

Στόχος της εργασίας είναι να αναδείξει πώς κάθε μία από αυτές τις προσεγγίσεις συμβάλλει στη συνολική διαδικασία testing αυτόνομων οχημάτων: (α) από την ποσοτικοποίηση αξιοπιστίας των προσομοίωσεων, (β) τη στοχευμένη παραγωγή κρίσιμων σεναρίων, (γ) την ασφαλή επικύρωση με χρήση φυσικού οχήματος, έως (δ) τη διαφορή παρακολούθηση μέσω ψηφιακού δίδυμου.

Η δομή του άρθρου είναι η εξής. Στο Τμήμα II παρουσιάζεται συνοπτικό υπόβαθρο για τις τεχνικές δοκιμών στα αυτόνομα οχήματα. Στα Τμήματα III και IV αναλύονται οι δύο πρώτες προσεγγίσεις: η αξιολόγηση XIL και η μέθοδος DeepManeuver. Στη συνέχεια, στα Τμήματα V και VII εξετάζονται οι τεχνικές Vehicle-in-the-Loop και Digital Twin. Τέλος, στο Τμήμα VIII συνοψίζονται τα συμπεράσματα και συζητείται πώς ο συνδυασμός των παραπάνω τεσσάρων πλαισίων οδηγεί σε μία ολοκληρωμένη, κλιμακώσιμη και αξιόπιστη στρατηγική testing.

II. Υπόβαθρο: Τεχνικές Δοκιμών για Αυτόνομα Οχήματα

Οι κλασικές δοκιμές σε οχήματα βασίζονται σε χιλιάδες χιλιόμετρα οδήγησης σε πραγματικούς δρόμους, με στόχο τη συλλογή στατιστικών αποτυχιών. Ωστόσο, για τα αυτόνομα οχήματα αυτή η προσέγγιση είναι ανεπαρκής: για να εκτιμηθεί με αξιοπιστία μια πολύ μικρή πιθανότητα αποτυχίας θα απαιτούνται αστρονομικός αριθμός χιλιομέτρων.

Γι' αυτόν τον λόγο χρησιμοποιείται εκτεταμένα η προσομοίωση, η οποία επιτρέπει:

- επαναληψιμότητα σεναρίων,
- έλεγχο των παραμέτρων του περιβάλλοντος (καιρός, κυκλοφορία, ορατότητα),
- δημιουργία επικίνδυνων καταστάσεων χωρίς ρίσκο για ανθρώπους ή οχήματα.

Η οικογένεια τεχνικών **X-in-the-Loop** (XIL) περιγράφει το πώς συνδυάζονται πραγματικά και προσομοιωμένα στοιχεία σε ένα ενιαίο περιβάλλον δοκιμών:

- *Model-in-the-Loop (MiL)*: τόσο το όχημα όσο και ο ελεγκτής αναπαρίστανται ως μοντέλα (π.χ. σε Simulink).
- *Software-in-the-Loop (SiL)*: ο ελεγκτής υλοποιείται ως πραγματικός κώδικας, ενώ το όχημα παραμένει μοντέλο.
- *Hardware-in-the-Loop (HiL)*: προστίθεται η πραγματική ECU ή άλλα ηλεκτρονικά υποσυστήματα μέσα στον βρόχο προσομοίωσης.
- *Vehicle-in-the-Loop (ViL)*: χρησιμοποιείται πλέον πραγματικό όχημα, ενώ το περιβάλλον (λοιπή κυκλοφορία, καιρός κ.λπ.) μπορεί να είναι προσομοιωμένο.

Παράλληλα, καθώς τα αυτόνομα οχήματα βασίζονται σε μοντέλα AI, έχει αναπτυχθεί και η κατηγορία των **adversarial** δοκιμών. Στόχος είναι να βρούμε εισόδους (εικόνες, σήματα αισθητήρων, σενάρια) που προκαλούν λανθασμένες αποφάσεις, ώστε να εντοπίσουμε ευπάθειες πριν αυτές εμφανιστούν στο πεδίο. Η DeepManeuver [2] ανήκει σε αυτή την κατηγορία.

III. Αξιολόγηση Αξιοπιστίας X-IN-THE-LOOP Προσομοιώσεων

Το πρώτο άρθρο [1] προτείνει μια συστηματική μεθόδολογία για την αξιολόγηση της αξιοπιστίας προσομοιώσεων τύπου X-in-the-Loop σε συστήματα αυτόνομης οδήγησης. Η βασική ιδέα είναι να εκτελούνται ίδιες δοκιμές σε προσομοίωση και σε πραγματική πίστα, και στη συνέχεια να συγχρίνονται ποσοτικά τα σήματα που προκύπτουν.

A. Πρόβλημα και στόχοι

Το ερώτημα που προσπαθεί να απαντήσει η μεθόδολογία είναι το εξής: «Σε ποιο βαθμό μπορούμε να εμπιστευτούμε τα αποτελέσματα μιας προσομοίωσης XIL όταν αξιολογούμε την ασφάλεια ενός αυτόνομου συστήματος;»

Για τον σκοπό αυτόν, οι συγγραφείς:

- ορίζουν ένα σύνολο από μετρήσιμες παραμέτρους (ταχύτητα, yaw, lateral deviation, αποστάσεις ασφαλείας),
- σχεδιάζουν αντιπροσωπευτικά σενάρια δοκιμών σε πίστα,
- υλοποιούν τα ίδια σενάρια σε προσομοίωση Vehicle-in-the-Loop,
- και προτείνουν δείκτες για να μετρήσουν τη συμφωνία των δύο.

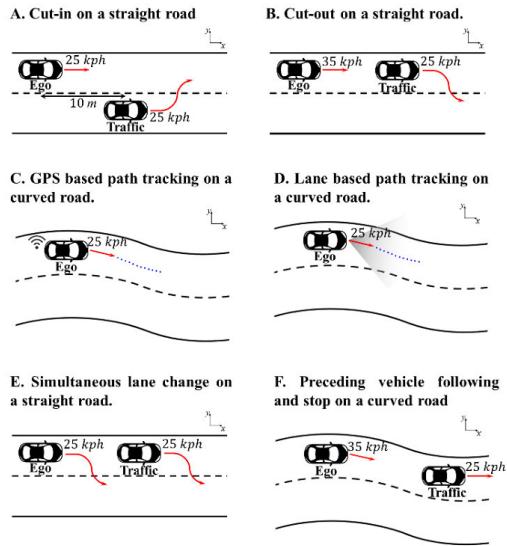


Figure 1. Ενδεικτικά σενάρια δοκιμών (cut-in, cut-out, αλλαγή λωρίδας, καμπύλες διαδρομές) που χρησιμοποιούνται στη μεθόδολογία X-in-the-Loop.

B. Σενάρια δοκιμών

Χρησιμοποιούνται έξι βασικά σενάρια, όπως cut-in, cut-out, παρακολούθηση πορείας σε καμπύλη, ταυτόχρονη αλλαγή λωρίδας και παρακολούθηση προπορευόμενου οχήματος. Τα σενάρια αυτά καλύπτουν τόσο διαμήκη όσο και εγκάρσια δυναμική και περιλαμβάνουν σχετικά απλές αλλά και πιο πολύπλοκες καταστάσεις.

Το όχημα εξοπλίζεται με αισθητήρες και συστήματα αυτόματου ελέγχου, ενώ η προσομοίωση υλοποιείται σε περιβάλλον CarMaker με αντίστοιχες ρυθμίσεις οδοστρώματος, κλίσεων και ορίων ταχύτητας.

C. Μετρικές αξιολόγησης

Για κάθε σήμα (π.χ. ταχύτητα, yaw rate, lateral deviation) και κάθε σενάριο ορίζονται δύο βασικοί δείκτες:

- Δείκτης συσχέτισης (**Correlation Index**): μετρά πόσο «μοιάζουν» τα σήματα προσομοίωσης και πραγματικής δοκιμής ως προς τη χρονική τους μορφή.
- Δείκτης επαναληψιμότητας (**Applicability Index**): συγχρίνει τη διασπορά των σημάτων μεταξύ διαφορετικών επαναλήψεων, δείχνοντας πόσο σταθερή είναι η συμπεριφορά.

Οι δείκτες αυτοί επιτρέπουν όχι μόνο να κρίνουμε αν η προσομοίωση είναι κοντά στην πραγματικότητα, αλλά και αν είναι αρκετά σταθερή ώστε να χρησιμοποιηθεί για μαζικές δοκιμές.

D. Πειραματικά αποτελέσματα

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η συσχέτιση μεταξύ προσομοίωσης και πραγματικών δοκιμών είναι πολύ υψηλή στα διαμήκη σήματα (ταχύτητα, διαμήκης

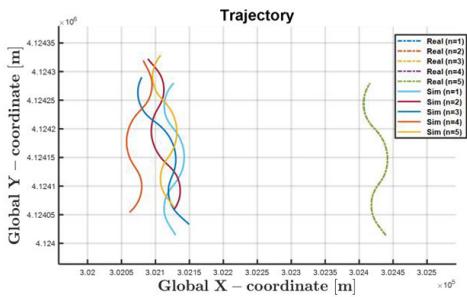


Figure 2. Σύγκριση πραγματικής και προσομοιωμένης τροχιάς σε σενάριο καμπύλης διαδρομής. Οι καμπύλες σχεδόν ταυτίζονται, δείχνοντας υψηλή συσχέτιση simulation-reality.

απόσταση), με τιμές του δείκτη συσχέτισης συχνά πάνω από 0,95. Στα εγκάρσια σήματα (lateral acceleration, yaw) η συσχέτιση παραμένει υψηλή, αλλά μειώνεται στα πιο σύνθετα σενάρια, όπου επηρεάζεται περισσότερο από μη ιδινικές συνθήκες στην πίστα.

Επιπλέον, ο δείκτης επαναληφθητας δείχνει ότι η προσομοίωση παρουσιάζει συχνά μικρότερη διασπορά από τις πραγματικές δοκιμές. Αυτό σημαίνει ότι, παρότι στη πραγματικότητα οι δοκιμές επηρεάζονται από θόρυβο, μεταβολές στον καιρό ή μικρές διαφορές στο οδόστρωμα, η προσομοίωση μπορεί να προσφέρει πιο σταθερές συνθήκες για συστηματικό testing.

E. Περιορισμός

Η μεθοδολογία προσφέρει έναν πρακτικό τρόπο για να απαντήσουμε στο ερώτημα «πόσο μπορούμε να εμπιστευτούμε την προσομοίωση;». Αν και δεν αντικαθιστά πλήρως τις πραγματικές δοκιμές, επιτρέπει την ασφαλή μεταφορά μέρους του φορτίου δοκιμών σε περιβάλλον **XIL**, ιδίως στα διαμήκη σενάρια όπου η συμφωνία είναι εξαιρετική. Ένας περιορισμός είναι ότι απαιτείται αρχική βαθμονόμηση της προσομοίωσης με βάση δεδομένα πραγματικής πίστας.

IV. DEEPMANEUVER: ADVERSARIAL Δοκιμές Τροχιάς

Το δεύτερο άρθρο [2] εισάγει μια διαφορετική οπτική στο testing: αντί να συγχρίνει simulation με πραγματικότητα, προσπαθεί να βρει χειρότερα δυνατά σενάρια μέσα στην προσομοίωση που οδηγούν το όχημα σε επικίνδυνες τροχιές.

A. Κίνητρο και διατύπωση προβλήματος

Προηγούμενες adversarial προσεγγίσεις για αυτόνομα οχήματα επικεντρώνονταν συχνά σε μεμονωμένες εικόνες από την κάμερα (π.χ. adversarial patches). Ωστόσο, στην πράξη το όχημα αντιλαμβάνεται μια ακολουθία εικόνων και η συμπεριφορά του καθορίζεται από τη δυναμική του συστήματος ελέγχου.

Η DeepManeuver προτείνει μια **state-adaptive** προσέγγιση: αντί να σχεδιάζει μία στατική διαταραχή, ενημερώνει τη διαταραχή σε κάθε χρονικό βήμα

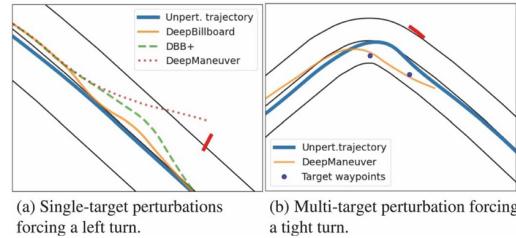


Figure 3. Παράδειγμα τροχιάς χωρίς επίμεση (παχιά μπλε γραμμή) και με πολλών τροχιών με επίμεση (λεπτές πολύχρωμες γραμμές) γύρω από ένα billboard.

λαμβάνοντας υπόψη την τρέχουσα κατάσταση του οχήματος και του περιβάλλοντος. Στόχος είναι να μεγιστοποιηθεί η απόκλιση της τροχιάς από την ονομαστική.

B. Αρχιτεκτονική της μεθόδου

Η μέθοδος υλοποιείται σε προσομοιωτή BeamNG, ο οποίος παρέχει ρεαλιστική δυναμική οχήματος και περιβάλλοντος. Ο βρόχος έχει ως εξής:

- Ο προσομοιωτής παράγει την τρέχουσα εικόνα από την κάμερα και την κατάσταση του οχήματος (θέση, ταχύτητα, γωνία).
- Μια μονάδα βελτιστοποίησης υπολογίζει τη διαταραχή (π.χ. υφή σε billboard) που, αν εφαρμοστεί, θα οδηγήσει σε μεγαλύτερη απόκλιση στην επόμενη κατάσταση.
- Η διαταραχή εφαρμόζεται στο περιβάλλον και ο προσομοιωτής εξελίσσει τη δυναμική για το επόμενο βήμα.

Ο κύκλος αυτός επαναλαμβάνεται, με στόχο να δημιουργηθεί μια συνεπής ακολουθία διαταραγμένων καταστάσεων που τελικά προκαλεί σημαντική εκτροπή της τροχιάς.

C. Πειραματικά αποτελέσματα

Οι συγγραφείς συγχρίνουν τη DeepManeuver με προηγούμενα συστήματα, όπως το DeepBillboard. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η νέα μέθοδος:

- επιτυγχάνει σημαντικά μεγαλύτερα ποσοστά επιτυχίας στην πρόκληση ανεπιθύμητων τροχιών (μέση βελτίωση άνω του 20%),
- μπορεί να χειρίστει **multi-target** σενάρια, όπου ζητείται διαδοχικά χτύπημα ενός billboard, έξοδος από τη λωρίδα και λάθος στροφή σε γωνία,
- παράγει τροχιές με μεγάλη απόκλιση από την αρχική, μετρημένη ως διαφορά θέσης ή γωνίας σε κρίσιμα σημεία της διαδρομής.

Τα σενάρια αυτά δεν είναι απαραίτητα πιθανό να συμβούν τυχαία σε κλασικές δοκιμές, δείχνουν όμως ότι υπάρχουν συνθήκες όπου ο ελεγκτής του οχήματος παρουσιάζει σοβαρές αδυναμίες. Έτσι, η DeepManeuver προσφέρει ένα εργαλείο για εντοπισμό κρυφών failure modes.

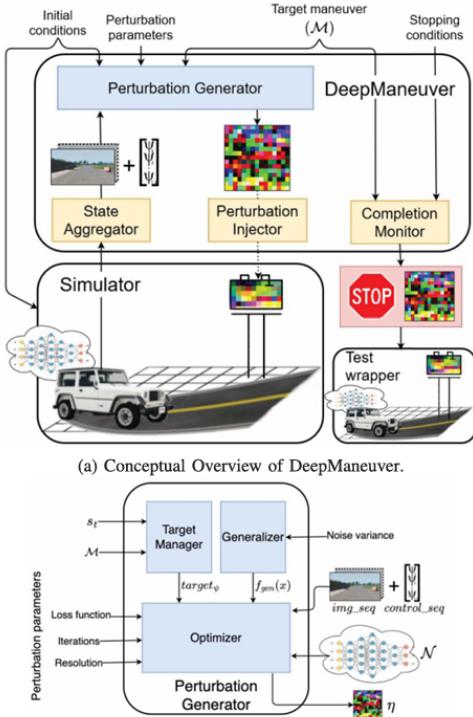


Figure 4. Σχηματική αρχιτεκτονική της DeepManeuver: ο προσομοιωτής συμμετέχει στον βρόχο βελτιστοποίησης της adversarial διαταραχής.

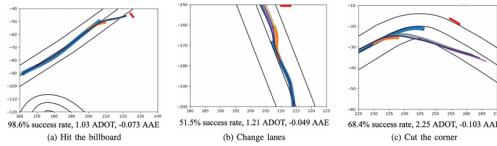


Figure 5. Παράδειγμα multi-target επίθεσης: σύγχρουση με billboard, μετακίνηση εκτός κεντρικής λωρίδας και πιο απότομη στροφή σε καμπύλη.

D. Αξιολόγηση της Μεθόδου

Η μέθοδος προσφέρει μια αποδοτική διαδικασία ελέγχου της ανθεκτικότητας μοντέλων AI μέσω στοχευμένων adversarial perturbations. Παρά τον ιδεατό τους χαρακτήρα και τους περιορισμούς που απορρέουν από την έλλειψη φυσικών ή λειτουργικών δεσμεύσεων, τα σενάρια αυτά λειτουργούν ως αποτελεσματικό stress testing και εντοπίζουν αδυναμίες που δεν αποκαλύπτονται σε παραδοσιακές δοκιμές.

V. VILS Μέθοδος

Το τρίτο άρθρο της επιλογής μας παρουσιάζει την αξιολόγηση της αξιοπιστίας συστημάτων αυτόνομης οδήγησης μέσω της μεθόδου Vehicle-in-the-Loop Simulation (VILS). Πρόκειται για μια προσέγγιση στην οποία το πραγματικό όχημα συνδέεται με ένα εικονικό περιβάλλον, ώστε να αναπαράγουμε τα δυναμικά χαρακτηριστικά της αυτόνομης οδήγησης υπό ρεαλιστικές αλλά ελεγχόμενες συνθήκες. Στη βασική της μορφή, η μέθοδος περιλαμβάνει:

- Τη δημιουργία ενός πλήρους εικονικού περιβάλλοντος πίστας.
- Την ενσωμάτωση των αισθητήρων και των μονάδων αντιληπτικού συστήματος του πραγματικού οχήματος στο όχημα της προσομοίωσης μέσω virtual sensor models.
- Τον έλεγχο της αξιοπιστίας του συστήματος μέσω σύγχρισης σημάτων θέσης, ταχύτητας και επιτάχυνσης ανάμεσα στη προσομοίωση και στο πραγματικό όχημα.

Για την προσομοίωση του περιβάλλοντος αυτόνομης οδήγησης ακολουθούνται τέσσερα βασικά βήματα:

- Δημιουργία εικονικού περιβάλλοντος: Το λογισμικό CarMaker χρησιμοποιείται για την ανάπτυξη του virtual track, εφαρμόζοντας γεωμετρικούς μετασχηματισμούς ώστε οι πραγματικές διαστάσεις και ο δρόμος να ταυτίζονται με το εικονικό περιβάλλον.
- Χρονικός συγχρονισμός δεδομένων: Η προσομοίωση και το πραγματικό σύστημα λειτουργούν σε διαφορετικές συχνότητες δειγματοληψίας. Για την ευθυγράμμισή τους εφαρμόζεται χρονική παρεμβολή (interpolation) στα πραγματικά δεδομένα ώστε να είναι δυνατή η σύγκριση των σημάτων στις ίδιες χρονικές στιγμές.
- Εφαρμογή δυναμικών εξισώσεων κίνησης: Χρησιμοποιούνται εξισώσεις για την περιγραφή της ταχύτητας, θέσης και επιτάχυνσης του οχήματος, καθώς και κατάλληλοι μετασχηματισμοί συντεταγμένων για ορθή αναπαράσταση της κίνησης στο δισδιάστατο χώρο.
- Προσομοίωση θορύβου αισθητήρων: Οι πραγματικοί αισθητήρες εισάγουν θόρυβο στις μετρήσεις τους. Για ρεαλιστική προσομοίωση, εφαρμόζεται Gaussian noise με μέση τιμή και διακύμανση υπολογισμένες από τα πραγματικά δεδομένα, ώστε το virtual perception system να συμπεριφέρεται όπως το πραγματικό.

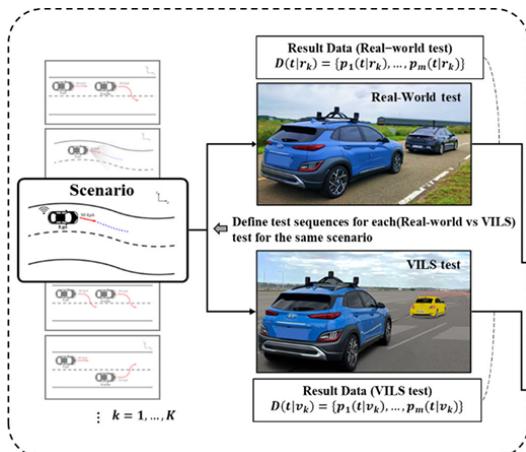


Figure 6. Autonomous Simulations

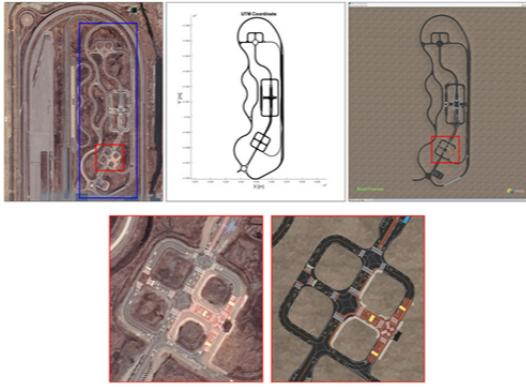


Figure 7. CarMaker

A. Δομή ελέγχου LQR για την παρακολούθηση

Μετά την προεπεξεργασία και το συγχρονισμό των δεδομένων, οι συγγραφέες ορίζουν τη δυναμική του σφάλματος παρακολούθησης με το γραμμικό σύστημα

$$\dot{\chi} = A\chi + Bu,$$

όπου

$$A = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix},$$

και το διάνυσμα κατάστασης χ ορίζεται ως

$$\chi = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_d - c_p \\ v_p - v_e \end{bmatrix},$$

όπου c_d η επιθυμητή απόσταση, c_p η πραγματική απόσταση στο όχημα, v_p η ταχύτητα του προπορευόμενου οχήματος και v_e η ταχύτητα του αυτόνομου οχήματος.

Ο στόχος είναι η ελαχιστοποίηση του σφάλματος παρακολούθησης διατηρώντας ταυτόχρονα ομαλά (μη απότομα) τα ελεγχόμενα σήματα. Επιλέγεται η τυπική LQR συνάρτηση κόστους:

$$J = \int_0^\infty (\chi^T \bar{Q} \chi + u^T \bar{R} u) dt,$$

όπου $\bar{Q} = \bar{Q}^T \succeq 0$ και $\bar{R} = \bar{R}^T \succ 0$ είναι οι μηχανισμοί βαρών (weighting matrices) που ρυθμίζουν το συμβιβασμό μεταξύ μεγέθους σφάλματος και ενέργειας ελέγχου.

Η βέλτιστη γραμμική ανάδραση προκύπτει από την επίλυση του Algebraic Riccati Equation (ARE) για τον συμμετρικό θετικό ορισμένο πίνακα P :

$$A^T P + PA - P B \bar{R}^{-1} B^T P + \bar{Q} = 0,$$

και ο πίνακας κέρδους δίνεται από

$$K = \bar{R}^{-1} B^T P.$$

Ο νόμος ελέγχου είναι:

$$u = -K\chi,$$

ή στην περίπτωση επιταχυνσιακού αιτήματος που χρησιμοποιούν οι συγγραφέες:

$$a_{x,\text{des}} = -K\chi.$$

Σχόλια:

- Η επιλογή των πινάκων \bar{Q} και \bar{R} καθορίζει το trade-off: μεγαλύτερα στοιχεία στη \bar{Q} μειώνουν το σφάλμα παρακολούθησης, ενώ μεγαλύτερα στοιχεία στη \bar{R} περιορίζουν την ένταση (και τις απότομες μεταβολές) της επιτάχυνσης/φρεναρίσματος.
- Η τετραγωνική μορφή κόστους εξασφαλίζει ομαλότητα στην εντολή ελέγχου. επομένως αποφεύγονται απότομες, μη ρεαλιστικές εντολές φρεναρίσματος στην προσομοίωση.
- Η προσέγγιση LQR επιτρέπει την προσομοίωση ρεαλιστικών δυναμικών του οχήματος διατηρώντας την απλότητα και τη σταθερότητα της γραμμικής ανάδρασης.

B. Proposed Validation Methodology

Η προτεινόμενη μεθοδολογία αξιολόγησης της αξιοπιστίας της πλατφόρμας AD-VILS αποτελείται από τρία βασικά στάδια: (1) εκτέλεση σεναρίων σε πραγματικό και εικονικό περιβάλλον, (2) εξαγωγή και χρονικός συγχρονισμός των δεδομένων, και (3) υπολογισμός δεικτών αξιοπιστίας.

1. Εκτέλεση αντιπροσωπευτικών σεναρίων: Ορίζονται K αντιπροσωπευτικά σενάρια αυτόνομης οδήγησης, τα οποία εκτελούνται τόσο σε πραγματικές συνήθησες όσο και στο AD-VILS περιβάλλον. Για το k -οστό σενάριο συλλέγονται χρονοσειρές δεδομένων:

$$D(t | r_k), \quad D(t | v_k),$$

όπου r_k και v_k αντιστοιχούν στα αποτελέσματα των real-world και VILS δοκιμών, αντίστοιχα. Τα key test parameters $p_m(t | r_k)$, $p_m(t | v_k)$ με $m = 1, \dots, M$ αφορούν μετρούμενα μεγέθη όπως ταχύτητες, αποστάσεις, δεδομένα αισθητήρων και εντολές του ADS.

2. Εξαγωγή και χρονικός συγχρονισμός: Επειδή οι δύο σειρές δεδομένων έχουν διαφορετικά timestamps, εφαρμόζεται διαδικασία time synchronization ώστε όλα τα δεδομένα να ευθυγραμμιστούν ως προς το $t = 0$. Μετά τον συγχρονισμό, τα N επαναλαμβανόμενα tests σε πραγματικό και VILS περιβάλλον γίνονται άμεσα συγχρόνιμα.

3. Υπολογισμός δεικτών αξιοπιστίας: Για κάθε key parameter, ορίζεται η συνάρτηση ομοιότητας:

$$P_m(r_k)_{ij} = Y(p_m(r_k | i), p_m(r_k | j)),$$

όπου $Y(\cdot)$ είναι ο συνδυασμός των μετρικών f_1, f_2, f_3 :

$$Y = \eta_1 f_1 + \eta_2 (1 - f_2) + \eta_3 (1 - f_3).$$

a) (α) Consistency Index: Η συνέπεια των real-world tests δίνεται από:

$$P(r_k)_{ij} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M P_m(r_k)_{ij},$$

$$s(r_k) = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N P(r_k)_{ij}.$$

Αντίστοιχα, για τις VILS δοκιμές:

$$P(v_k)_{ij} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M P_m(v_k)_{ij},$$

$$s(v_k) = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N P(v_k)_{ij}.$$

b) (β) *Correlation Index*: Μετρά την ομοιότητα μεταξύ real-world και VILS δοκιμών:

$$P(r_k, v_k)_{ij} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M Y(p_m(r_k | i), p_m(v_k | j)),$$

$$s(r_k, v_k) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P(r_k, v_k)_{ij},$$

$$C_k = \frac{s(r_k, v_k)}{s(r_k)} \times 100\%.$$

c) (γ) *Applicability Index*: Μετρά πόσο αναπαράξιμες είναι οι VILS δοκιμές σε σύγκριση με τις πραγματικές:

$$Q_k = \frac{s(v_k)}{s(r_k)} \times 100\%.$$

4. Κριτήριο Αξιοπιστίας: Η πλατφόρμα AD-VILS θεωρείται αξιόπιστη όταν για όλα τα K σενάρια ισχύει:

$$(C_k > \alpha) \cap (Q_k > \beta),$$

όπου τα κατώφλια α και β υπολογίζονται ως:

$$s_{\max}(r_k) = \max P(r_k)_{ij}, \quad s_{\min}(r_k) = \min P(r_k)_{ij},$$

$$C = \min_k s_{\max}(r_k), \quad \sigma = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (s_{\max}(r_k) - s_{\min}(r_k))$$

$$\alpha = C - \sigma, \quad \beta = Q - \sigma \quad (Q = 1).$$

Εάν τα όρια αυτά ικανοποιούνται, η πλατφόρμα AD-VILS θεωρείται ικανή να αναπαράγει τα αποτελέσματα πραγματικών δοκιμών με επαρκή αξιοπιστία.

VI. Δοκιμές Πεδίου και Αποτελέσματα

Η ενότητα αυτή παρουσιάζει τη διαμόρφωση των οχημάτων και των πεδίων δοκιμών, την εκτέλεση πραγματικών δοκιμών και δοκιμών VILS για τα αντιπροσωπευτικά σενάρια, καθώς και τα αποτελέσματα αξιοπιστίας που προέκυψαν από τα πειραματικά δεδομένα. Επιπλέον, συνοψίζονται τα εμπειρικά κριτήρια που χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση της αξιοπιστίας της πλατφόρμας AD-VILS.

A. Πειραματική Διάταξη

Οι πραγματικές δοκιμές και οι δοκιμές VILS πραγματοποιήθηκαν χρησιμοποιώντας ένα Hyundai Kona ως όχημα δοκιμής και ένα Hyundai Sonata ως προπορευόμενο όχημα. Και τα δύο οχήματα ήταν εξοπλισμένα με πραγματικού χρόνου ECU (MicroAutobox2/3), στα οποία είχε φορτωθεί ο ίδιος αλγόριθμος αυτόνομης οδήγησης. Το σύστημα αντίληψης περιλάμβανε RTK-GPS αισθητήρες (RT3002-v2 και Ellipse-D), καθώς και τον αισθητήρα Mobileye 630 για ανίχνευση λωρίδων και στόχων.

Οι πραγματικές δοκιμές διεξήχθησαν στο K-City, σε δύο τύπους οδικών τμημάτων: μία καμπύλη διαδρομή τύπου S μήκους περίπου 320 m, με ακτίνες καμπύλοτητας 70, 80 και 70 m, και έναν ευθύ δρόμο τριών λωρίδων μήκους περίπου 600 m. Οι δοκιμές VILS πραγματοποιήθηκαν στο proving ground (PG) του KATRI, όπου κατασκευάστηκε εικονική οδική υποδομή που αναπαράγει με ακρίβεια τη γεωμετρία του πραγματικού δρόμου, βασισμένη σε δεδομένα HD-MAP.

B. Αποτελέσματα Δοκιμών

Πέντε επαναλήψεις πραγματικών και VILS δοκιμών εκτελέστηκαν για κάθε ένα από τα έξι αντιπροσωπευτικά σενάρια. Η γραφική ανάλυση των Σεναρίων B (διαμήκης συμπεριφορά), C (εγκάρσια συμπεριφορά) και E (συνδυαστική συμπεριφορά) έδειξε ότι οι τάσεις των βασικών παραμέτρων στις δοκιμές VILS ήταν γενικά παρόμοιες με τις αντίστοιχες πραγματικών δοκιμών. Μικρές αποκλίσεις στις κορυφές και στην αρχική απόκριση (0–5 s) οφείλονται σε αναπόφευκτες διαφορές αρχικών συνθηκών στις πραγματικές δοκιμές και σε διαφοροποιήσεις στις επιδόσεις επιτάχυνσης του οχήματος.

Στο Σενάριο E παρατηρήθηκαν μεγαλύτερες αποκλίσεις κατά την ταυτόχρονη αλλαγή λωρίδας των δύο οχημάτων, γεγονός που υποδηλώνει περιορισμούς στο μοντέλο εικονικής κυκλοφορίας και την ανάγκη περαιτέρω βελτίωσης της προσομοίωσης της συμπεριφοράς του εικονικού προπορευόμενου οχήματος.

C. Αποτελέσματα Αξιολόγησης Αξιοπιστίας

Οι στατιστικές συγκρίσεις βασίστηκαν σε δείκτες ομοιότητας μεταξύ επαναλήψεων των πραγματικών δοκιμών, των δοκιμών VILS, καθώς και μεταξύ πραγματικών και VILS δοκιμών. Σε όλα τα σενάρια, οι VILS επαναλήψεις εμφάνισαν υψηλότερους δείκτες ομοιότητας από τις πραγματικές επαναλήψεις, γεγονός που υποδηλώνει μεγαλύτερη επαναληψιμότητα στις δοκιμές προσομοίωσης. Οι δείκτες ομοιότητας μεταξύ πραγματικών και VILS δοκιμών ήταν χαμηλότεροι, όπως αναμενόταν λόγω εγγενών διαφορών ανάμεσα στο φυσικό και στο εικονικό περιβάλλον.

Τα πιο σύνθετα σενάρια, όπως το Σενάριο E και το Σενάριο F, εμφάνισαν χαμηλότερες τιμές ομοιότη-

τας, λόγω της αυξημένης ευαισθησίας στις αρχικές συνθήκες και της πολυπλοκότητας των κινήσεων.

Με βάση τους υπολογισμένους δείκτες συνέπειας, προέκυψαν οι δείκτες συσχέτισης και χρηστικότητας. Τα απλούστερα σενάρια (μόνο διαιρήκης ή μόνο εγκάρσια συμπεριφορά) εμφάνισαν υψηλότερες τιμές συσχέτισης, γεγονός που αποδεικνύει ότι τα αποτελέσματα των δοκιμών VILS προσεγγίζουν περισσότερο τα πραγματικά όταν μειώνεται η πολυπλοκότητα του σεναρίου. Ο δείκτης χρηστικότητας ήταν μεγαλύτερος από 100% για όλα τα σενάρια, καταδεικνύοντας ότι οι δοκιμές VILS είναι πιο επαναλήψιμες και αναπαραγώγιμες από τις πραγματικές. Το Σενάριο Ε παρουσίασε την υψηλότερη τιμή χρηστικότητας λόγω της μειωμένης ανάγκης χειροκίνητου συγχρονισμού στις εικονικές δοκιμές.

Τα εμπειρικά κριτήρια αξιολόγησης υπολογίστηκαν χρησιμοποιώντας τυπική απόκλιση περίπου 0.084906. Οι δείκτες συσχέτισης και χρηστικότητας υπερέβησαν τα αντίστοιχα κριτήρια για όλα τα σενάρια, καταδεικνύοντας ότι η πλατφόρμα AD-VILS πληροί τις απαιτήσεις αξιοπιστίας που χρειάζονται για χρήση σε αξιολόγηση συστημάτων αυτόνομης οδήγησης.

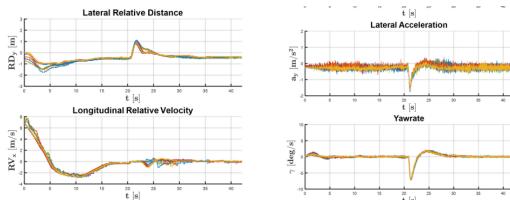


Figure 8. Trajectory plots

VII. DIGITAL TWIN

Το άρθρο προτείνει μια νέα μεθοδολογία δοκιμών ασφαλείας αυτόνομων οχημάτων, η οποία βασίζεται στη δημιουργία ενός ψηφιακού διδύμου (**digital twin**) του πραγματικού οχήματος και στη σύνδεσή του με έναν εικονικό κόσμο (**metaverse test field**) μέσω τεχνολογίας **LTE-V2X**. Η μέθοδος στοχεύει στην αντιμετώπιση δύο βασικών προβλημάτων των παραδοσιακών δοκιμών:

- 1) Την αδυναμία των προσομοιώσεων να αναπαράγουν πιστά τη δυναμική του πραγματικού οχήματος.
- 2) Τον περιορισμένο αριθμό επικίνδυνων σεναρίων (critical scenarios) που μπορούν να δημιουργηθούν σε πραγματικές δοκιμές πεδίου, λόγω κόστους και κινδύνου.

A. Περιορισμοί υπαρχουσών μεθόδων

Οι υπάρχουσες μέθοδοι —SIL, HIL, DIL, VIL, field test, road test— παρουσιάζουν σημαντικά μειονεκτήματα:

- Οι virtual methods δεν αντιστοιχούν στη δυναμική πραγματικού οχήματος, λόγω του *reality gap*.

TABLE 4. Consistency index for each scenario.

| Index | Scenario | A | B | C | D | E | F |
|---------------|----------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| $s(r_k)$ | | 0.925 | 0.905 | 0.954 | 0.972 | 0.769 | 0.927 |
| $s(v_k)$ | | 0.959 | 0.932 | 0.977 | 0.979 | 0.887 | 0.929 |
| $s(r_k, v_k)$ | | 0.867 | 0.866 | 0.923 | 0.919 | 0.643 | 0.786 |

TABLE 5. Correlation and applicability indices for each scenario and evaluation criteria.

| Index | Scenario | A | B | C | D | E | F | Criterion |
|-----------|----------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|------------|
| c_k (%) | | 93.726 | 95.776 | 96.731 | 94.510 | 83.654 | 84.803 | 80.998 (a) |
| q_k (%) | | 103.739 | 102.993 | 102.484 | 100.746 | 115.292 | 100.206 | 91.509 (b) |

Figure 9. Έλεγχοι αξιοπιστίας προσομοιώσεων

- Τα field/road tests έχουν υψηλό κόστος, περιοριζόμενα σενάρια και κινδύνους σύγκρουσης.

Αυτό καθιστά αναγκαία μια μέθοδο που να παρέχει πολλά επικίνδυνα σενάρια αλλά και πραγματική δυναμική οχήματος.

B. Προτεινόμενη μέθοδος Digital Twin με LTE-V2X

Η μεθοδολογία αποτελείται από τρία βασικά μέρη:

- 1) Πραγματικός κόσμος: το όχημα εκτελείται σε πραγματικό χώρο δοκιμών, με αισθητήρες GNSS, ταχύτητας τροχών, γωνίας τιμονιού κ.λπ.
- 2) Εικονικό περιβάλλον (**Metaverse / PanoSim**): μοντελοποιεί τον χώρο και τα εικονικά αντικείμενα (πεζούς, οχήματα, αισθητήρες).
- 3) Σύστημα **Digital Twin**: συγχρονίζει σε πραγματικό χρόνο το πραγματικό όχημα με το εικονικό μέσω LTE-V2X, επιτρέποντας διπλής κατεύθυνσης αλληλεπίδραση.

Το όχημα “οδηγεί” στο φυσικό πεδίο, αλλά «βλέπει» το εικονικό περιβάλλον μέσω των εικονικών αισθητήρων. Η σύζευξη πραγματικής δυναμικής και εικονικών κινδύνων δημιουργεί έναν υβριδικό κλειστό βρόχο που επιτρέπει πολύ ρεαλιστικές και ασφαλείς δοκιμές.

C. Δημιουργία επικίνδυνων σεναρίων

Για την παραγωγή επικίνδυνων σεναρίων, το άρθρο εισάγει:

- Ανάλυση σεναρίων μέσω **Fault Tree Analysis (FTA)**: εντοπισμός κρίσιμων στοιχείων που οδηγούν σε σύγκρουση, όπως θέσεις, ταχύτητες, φωτισμός, κατάσταση δρόμου κ.ά.
- Παραμετροποίηση και μαθηματικά μοντέλα συσχέτισης, π.χ. για σύγκρουση οχήματος-πεζού με συγκεχριμένο σημείο σύγκρουσης.
- Μαζική παραγωγή σεναρίων: μεταβολή παραμέτρων όπως φωτεινότητα, ταχύτητες, σημεία σύγκρουσης για τη δημιουργία μεγάλου αριθμού δύσκολων σεναρίων.

D. Αποτελέσματα και εφαρμογή στην AEB

Η μέθοδος εφαρμόστηκε σε σύστημα αυτόματου φρεναρίσματος AEB για σενάριο πεζού που διασχίζει κάθετα. Βασικά ευρήματα:

- Η ακρίβεια της δυναμικής του οχήματος είναι εξαιρετικά κοντά σε πραγματικές δοκιμές, πολύ



Figure 10. Digital Twin Simulation

χαλύτερη από SIL/HIL, όπως δείχνει το χαμηλότερο RMSE.

- Η μέθοδος δημιουργησε περισσότερα critical scenarios από το C-NCAP και αποκάλυψε σφάλματα αλγορίθμου που δεν εμφανίζονται στις κλασικές δοκιμές.
- Δύο συστήματα AEB δοκιμάστηκαν:
 - Το **AEB System 2** απέτυχε λόγω αργής αναγνώρισης πεζών σε χαμηλό φωτισμό.
 - Το **AEB System 1** αντιλήφθηκε τον πεζό έγκαιρα και απέφυγε τη σύγκρουση.
- Ο χρόνος κάθε δοκιμής ήταν μικρότερος από του C-NCAP και το πλήθυς συγκρούσεων μεγαλύτερο, αποκαλύπτοντας περισσότερες αδυναμίες.

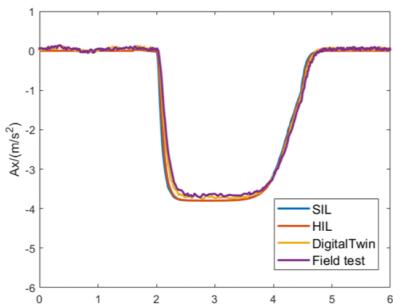


Figure 11. Digital Twin trajectories

VIII. Συμπεράσματα

Η παρούσα βιβλιογραφική μελέτη ανέδειξε ότι ο έλεγχος και η επικύρωση αυτόνομων οχημάτων απαιτεί έναν συνδυασμό μεθοδολογιών, καθεμία από τις οποίες αντιμετωπίζει διαφορετικές πτυχές του προβλήματος. Οι προσεγγίσεις X-in-the-Loop και VILS υπογραμμίζουν τη σημασία της αξιοποίησης αλληλεπιδρασης μεταξύ προσομοίωσης και πραγματικών δεδομένων, καθώς και την ανάγκη για συστηματική μέτρηση της συσχέτισης, της επαναληψιμότητας και της αναπαραγωγιμότητας των αποτελεσμάτων. Τα ευρήματα δείχνουν ότι σε απλά διαμήκη ή εγκάρσια σενάρια οι πλατφόρμες αυτές προσφέρουν υψηλή ακρίβεια, ωστόσο η συνέπεια μειώνεται σε πιο ολοκληρωμένες και σύνθετες συνθήκες κυκλοφορίας, όπου απαιτείται ταυτόχρονος χειρισμός πολλαπλών βαθμών ελευθερίας. Αυτό καταδεικνύει

ότι, παρά την πρόοδο των προσομοιώσεων, η απόσταση από την πλήρη πιστότητα πραγματικών συνθηκών παραμένει.

Παράλληλα, οι τεχνικές robustness testing, όπως το DeepManeuver, αποδεικνύονται χρήσιμες για την αποκάλυψη αδυναμιών σε συστήματα ελέγχου που λειτουργούν υπό ακραίες ή αντιστρατευόμενες διαταραχές. Η παραγωγή state-adaptive adversarial σεναρίων καθιστά δυνατό τον εντοπισμό ευπαθειών που σπάνια εμφανίζονται σε συμβατικές δοκιμές, ενισχύοντας έτσι την ασφάλεια των συστημάτων AI. Οι μεθοδολογίες αυτές συμπληρώνουν τις προσομοιωσιακές πλατφόρμες υψηλής πιστότητας, προσφέροντας μια πιο επιθετική και στοχευμένη προσέγγιση στον εντοπισμό κινδύνων.

Επιπλέον, οι προσεγγίσεις που αξιοποιούν πραγματικά οχήματα σε συνδυασμό με digital twins διευρύνουν το φάσμα των δοκιμών, παρέχοντας μεγάλο όγκο χρήσιμων και ρεαλιστικών σεναρίων με ασφαλή και οικονομικό τρόπο. Η δυνατότητα δημιουργίας πολύπλοκων και μεταβαλλόμενων περιβαλλοντικών συνθηκών, αλλά και η αξιοποίηση δεδομένων υψηλής ανάλυσης από φυσικά συστήματα, ενισχύουν την αξιοποίησία της διαδικασίας επικύρωσης. Ωστόσο, παραμένουν προκλήσεις που αφορούν την ακριβή μοντελοποίηση του περιβάλλοντος, τη βαθμονόμηση των δυναμικών του οχήματος και την ενσωμάτωση των παραγόντων αβεβαιότητας.

Συνολικά, τα τέσσερα έργα που εξετάστηκαν καταδεικνύουν ότι καμία μεμονωμένη τεχνική δεν επαρκεί για τη συνολική αξιολόγηση της λειτουργικής ασφάλειας των αυτόνομων οχημάτων. Η βέλτιστη κατεύθυνση φάνεται να βρίσκεται σε υβριδικές προσεγγίσεις που συνδυάζουν προσομοιώση υψηλής πιστότητας, adversarial testing βασισμένο σε AI και δοκιμές με πραγματικά δεδομένα από digital twins. Μελλοντική έρευνα κρίνεται απαραίτητο να εστιάσει στη σύγκλιση αυτών των τεχνολογιών, στην ενσωμάτωση πιο ακριβών μοντέλων συμπεριφοράς κυκλοφορίας, καθώς και στη δημιουργία αυτοματοποιημένων μηχανισμών παραγωγής πολύπλοκων σεναρίων. Μέσω αυτής της πολυδιάστατης προσέγγισης, μπορεί να επιτευχθεί μια πληρέστερη και πιο αξιόπιστη εκτίμηση της ασφάλειας των αυτόνομων οχημάτων.

REFERENCES

- [1] T. Oh, S. Cho, and J. Yoo, "A Reliability Evaluation Methodology for X-in-the-Loop Simulation in Autonomous Vehicle Systems," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 193622 - 193640, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3519713.
- [2] M. von Stein, D. Shriver, and S. Elbaum, "Deep-Maneuver: Adversarial Test Generation for Trajectory Manipulation of Autonomous Vehicles," *IEEE Transactions on Software Engineering*, vol. 49, no. 10, pp. 4496 - 4509, Nov. 2023, doi: 10.1109/TSE.2023.3301443.

- [3] T. Oh, Y. Ha, D. Yoo, and J. Yoo, "AD-VILS: Implementation and Reliability Validation of Vehicle-in-the-Loop Simulation Platform for Evaluating Autonomous Driving Systems," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 164190 - 164209, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3492162.
- [4] J. Duan, Z. Wang, and X. Jing, "Digital Twin Test Method With LTE-V2X for Autonomous Vehicle Safety Test," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 11, no. 18, pp. 30161 - 30171, Sept. 15, 2024, doi: 10.1109/JIOT.2024.3409781.