

Newsletter

Tracking alternative indicators of tourism carrying capacity: Locating swimming pools in Rhodes using machine learning and artificial intelligence.

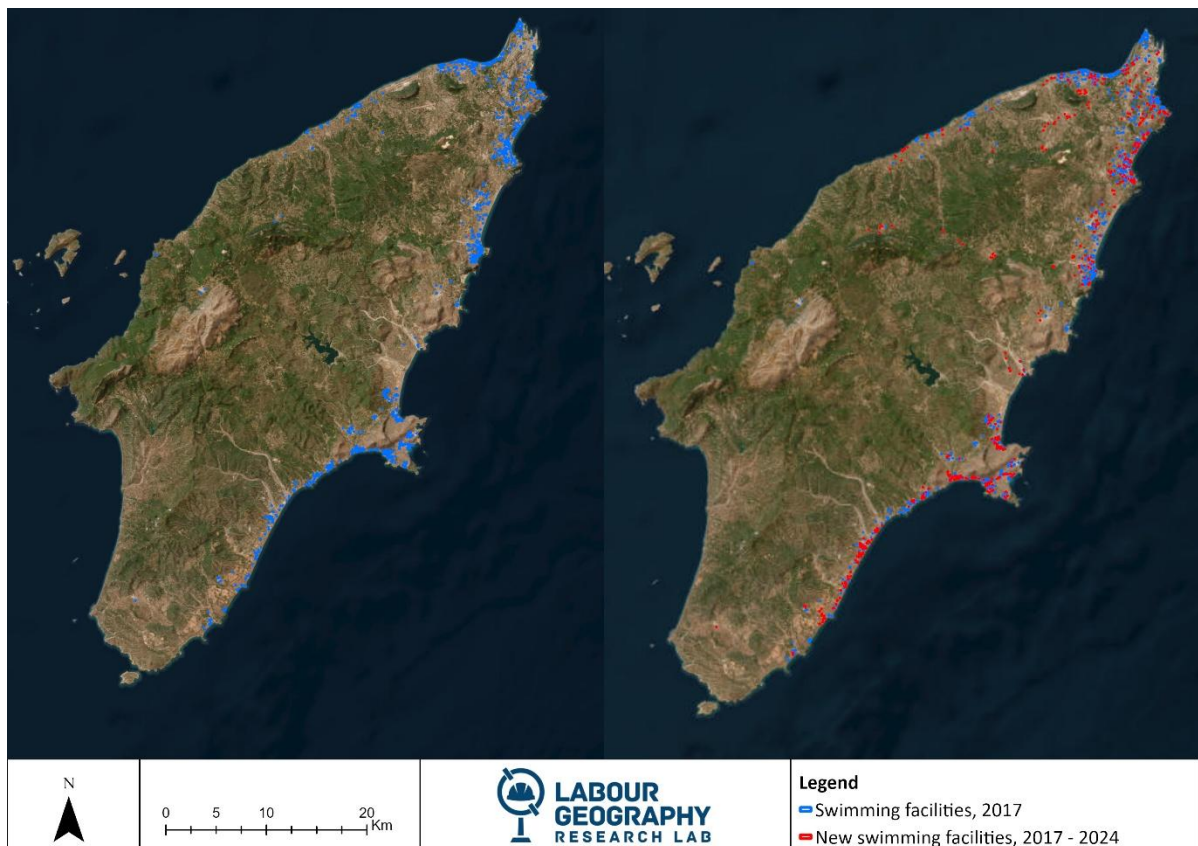
Edited by the [Labour Geography Research Lab](#) team

Researcher: Dimitris Psarologos

Edited by Anna Saroukou & Kostas Gourzis

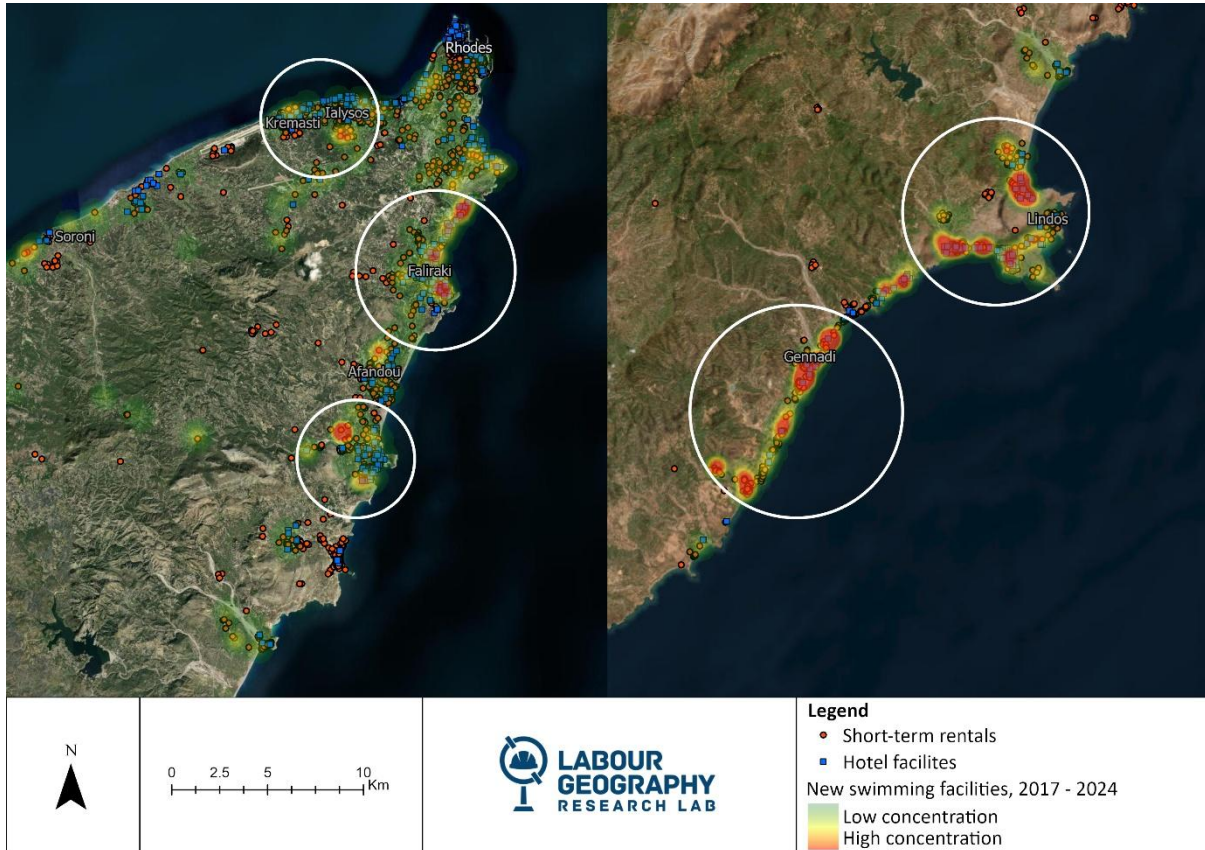
Scientific Supervisor: Stelios Gialis

The newsletter in hand documents the proliferation of swimming pools since 2017, presenting them as an indirect yet meaningful indicator of tourism carrying capacity and environmental strain in the island of Rhodes, Greece. Through the use of Artificial Intelligence (GeoAI) and machine learning techniques, this innovative empirical study attempts to monitor the spatial transition that the island undergoes as a result of touristification. At the end of the current newsletter, a very brief Technical Summary is included as an annex, outlining the methods used for the detection of swimming pools.



Map 1: *Swimming facilities (2017) and new swimming facilities, Rhodes, 2017-2024*

Over recent years, Rhodes has experienced a notable rise in accommodation demand, followed by an extensive hotel development and a growing number of short-term rental accommodations. This trend has significantly influenced the island’s coastal zones, reflecting the broader transformation of areas with high touristic activity, as well as an increasing pressure on the availability of natural resources such as water.



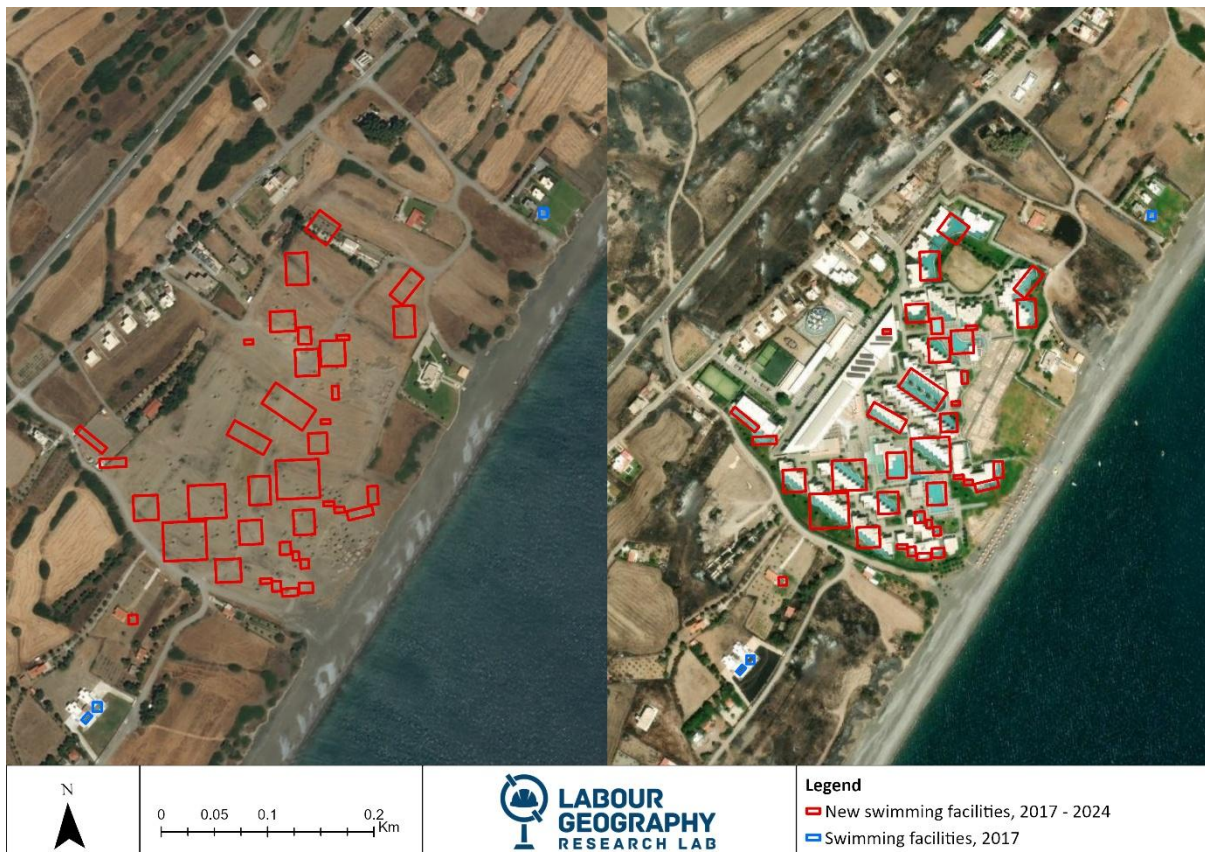
Map 2: New swimming facilities in areas of high concentration (i.e., Ialysos, Faliraki, Afandou, Lindos, and Lardos-Gennadi), Rhodes, 2017-2024

Methodologically, the study employs an innovative combination of machine learning and artificial intelligence to achieve large-scale spatial identification of swimming facilities. High-resolution satellite imagery was processed in ArcGIS Pro using pre-trained and custom YOLOv3-based detection models, optimized for small objects like private pools. The workflow included data collection, detection, manual verification, dataset enrichment, and model retraining. Lastly, sources such as Inside Airbnb and Overpass API were used to explore swimming pools’ spatial link with hotels and short-term rentals.

	2017	2024	Change	Rate of Change
Number of swimming facilities	1,622	2,439	+817	+50.3%

Table 1: Number and percentage of change in swimming facilities, 2017-2024

Our results show a substantial numerical increase and geographic expansion of swimming facilities between 2017 and 2024. Specifically, their number has increased from 1,622 to 2,439 (50.3% rise), corresponding with intensified tourism-related construction. In 2024, a comprehensive mapping of accommodation units on the island highlighted notable variations in tourism infrastructure. The distribution patterns indicate distinct spatial dynamics between the main urban area and the island’s peripheral coastal zones, reflecting the contrasting development trends shaped by urban tourism.



Map 3: Case Study: New swimming facilities as a result of hotel construction, comparison between 2017 (left) and 2024 (right), Southern Rhodes

Overall, our analysis highlights two key drivers that lead to the increase of the swimming pools on the island. The most significant one is the development of large-scale hotel accommodations and complexes, which include extensive pool infrastructure, even near the coastal line of the island. The secondary driver is the constantly growing number of short-

term rental accommodations, where pools are considered a unique feature enhancing the marketability and booking rates. This tendency is not limited to established touristic zones; in fact it is expanding into semi rural and not conventionally touristic areas.

While a detailed assessment of water use is being presented separately in the following analysis, preliminary calculations suggest that the cumulative water demand associated with pools, represents a significant share of local consumption, adding intense pressure to the limited resources of freshwater.

Concluding, we must emphasize the broader methodological and policy implications of this work. Specifically, the application of Artificial Intelligence and Machine Learning to geospatial data allows for efficient, replicable, and cost-effective monitoring of tourism-related transitions. Such approaches and tools can inform integrated and evidence-based planning strategies aimed at promoting sustainable tourism, mitigating the ecological pressures arising from uncontrolled expansion, and regulating the limits of touristic carrying capacity.

Bibliography

- Lima, B., Ferreira, L., & Moura, J. M. (2021). Helping to detect legal swimming pools with deep learning and data visualization. *Procedia Computer Science*, 181, 1058-1065.
- Hof, A., Morán-Tejeda, E., Lorenzo-Lacruz, J., & Blázquez-Salom, M. (2018). Swimming Pool Evaporative Water Loss and Water Use in the Balearic Islands (Spain). *Water*, 10(12), 1883.
- Gourzis, K., Herod, A., Chorianopoulos, I., & Gialis, S. (2022). On the recursive relationship between gentrification and labour market precarisation: Evidence from two neighbourhoods in Athens, Greece. *Urban Studies*, 59(12), 2545-2564
- Cillis, G., Coluzzi, R., Salvati, L., Colantoni, A., Nosava, B., Imbrenda, V., & Lanfredi, M. (2025). Water resource management in tourism hotspot: A cost-effective, semi-automatic method for monitoring the diffusion of residential swimming pools. *Ecological Informatics*, 103333.
- In.gr (July 23, 2024). *Λειψυδρία: Οι πισίνες ως δείκτης υπερκατανάλωσης νερού και υπερτουρισμού*. Available [here](#) (in Greek).

Find out more about the Labour Geography Research Lab (LGRL) at <https://lgrl.aegean.gr/> or by scanning the QR Code:



You can contact us by sending an email to labourgeolab@gmail.com or by calling 2251036443.

LGRL members and collaborators: Athina Avagianou, Eirini Brezetou, Myrto Dagouli-Kyriakoglou, Effie Emmanouil, Stelios Gialis, Kostas Gourzis, Vasiliki Krommyda, Maria Papadimitriou, Dimitris Psarologos, Anna Saroukou, Pavlos Sermpezis, and Giorgos Sykas.

Ενημερωτικό Δελτίο

Ιχνηλατώντας εναλλακτικούς δείκτες τουριστικής φέρουσας ικανότητας: Εντοπισμός κολυμβητικών δεξαμενών στην Ρόδο με Μηχανική Μάθηση και Τεχνητή Νοημοσύνη.

Από την ερευνητική ομάδα του [Εργαστηρίου για τη Γεωγραφία της Εργασίας](#)

Κύριος Ερευνητής: Δημήτρης Ψαρολόγος

Επιμέλεια: Άννα Σαρούκου & Κώστας Γουρζής

Επιστημονικά Υπεύθυνος: Στέλιος Γκιάλης

Το νησί της Ρόδου βρίσκεται στο επίκεντρο σημαντικών χωρικών και κοινωνικοοικονομικών μεταβολών τα τελευταία χρόνια. Η εντεινόμενη ζήτηση για καταλύματα φιλοξενίας, όπως ξενοδοχεία και βραχυχρόνιες μισθώσεις, έχει οδηγήσει σε μια αναμόρφωση του φυσικού και ανθρωπογενούς τοπίου, ιδιαίτερα στις παραλιακές ζώνες του νησιού, προσδίδοντάς σε πολλές τοποθεσίες έναν έντονα τουριστικοποιημένο χαρακτήρα. Παράλληλα, οι κολυμβητικές εγκαταστάσεις αναδεικνύονται ως έμμεσος –πλην χαρακτηριστικός– δείκτης τουριστικής φέρουσας ικανότητας, καθώς πολύ περισσότερο από “σύμβολο πολυτέλειας”, αποτελούν πλέον ένδειξη οικονομικής επένδυσης, αυξημένου ανταγωνισμού, συρρίκνωσης υδατικού αποθέματος και αλλαγής του τοπίου. Αντικατοπτρίζουν, δε, τη μετάβαση από παραδοσιακές μορφές τουριστικής φιλοξενίας σε ένα πιο ανταγωνιστικό και διεθνοποιημένο πρότυπο τουρισμού, με σημαντικό περιβαλλοντικό αποτύπωμα, ειδικά σε νησιωτικές περιοχές με περιορισμένους φυσικούς πόρους.

Στο πλαίσιο αυτό, το παρόν δελτίο επιχειρεί να παρουσιάσει κάποια πρώτα ευρήματα γύρω από τη χωροχρονική εξέλιξη των κολυμβητικών εγκαταστάσεων στο νησί της Ρόδου την περίοδο 2017–2024. Το Δελτίο επιχειρεί μια από τις ελάχιστες στην Ελλάδα –με βάση την αναζήτησή μας σε σχετικά επιστημονικά ή άλλα δημοσιεύματα– απόπειρες εφαρμογής μεθόδων Τεχνητής Νοημοσύνης (GeoAI) και Μηχανικής Μάθησης (machine learning) για τον εντοπισμό κολυμβητικών εγκαταστάσεων με μαζικό και αυτοματοποιημένο τρόπο.

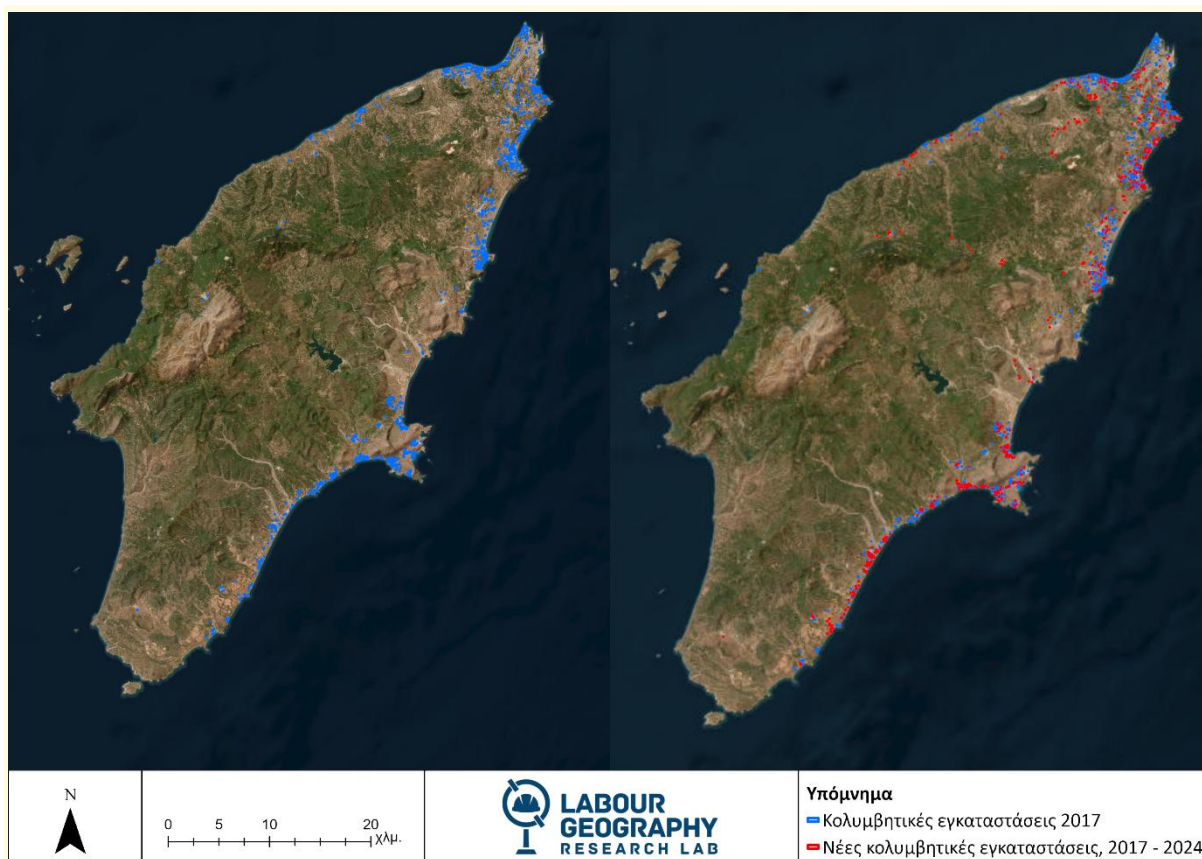
Ο εντοπισμός έγινε με συνδυαστική χρήση γεωχωρικών δεδομένων και συγκεκριμένα δορυφορικών εικόνων υψηλής ανάλυσης, οι οποίες επέτρεψαν ακρίβεια ανίχνευσης ακόμη και σε μικρού μεγέθους πισίνες.¹ Κατόπιν, η θέση των κολυμβητικών εγκαταστάσεων μελετήθηκε σε αντιδιαστολή με αυτή των καταλυμάτων βραχυχρόνιας μίσθωσης και των ξενοδοχειακών μονάδων², κάτι που επέτρεψε την ποσοτική και γεωγραφική αποτίμηση της τουριστικής αναδιάρθρωσης στο νησί.

Τα αποτελέσματα της παρούσας ανάλυσης προσέλκυσαν το ενδιαφέρον του τύπου, οδηγώντας στη δημοσίευση σχετικού άρθρου στην εφημερίδα “Η Καθημερινή” (το άρθρο είναι διαθέσιμο πατώντας [εδώ](#)). Στο άρθρο αυτό παρουσιάζονται τα ευρήματα της ανάλυσης σχετικά με την αύξηση των κολυμβητικών εγκαταστάσεων στο νησί, ενώ παράλληλα διάφοροι τοπικοί παράγοντες τοποθετούνται στο ζήτημα της κατανάλωσης υδάτινων πόρων από τις κολυμβητικές εγκαταστάσεις των ξενοδοχειακών μονάδων.

Ο εντοπισμός των κολυμβητικών εγκαταστάσεων κατέγραψε τουλάχιστον **2.439 πισίνες το 2024**, έναντι **1.622 το 2017**. Η μεταβολή αυτή αντιστοιχεί σε **αύξηση της τάξης του 50.3%** (βλ. Πίνακα 1). Οι νέες –πιθανά υπο-εκτιμημένες ως προς τον πραγματικό αριθμό τους³–εγκαταστάσεις, συνδέονται άμεσα με τη λειτουργία νέων καταλυμάτων βραχυχρόνιας μίσθωσης και την ανέγερση νέων ξενοδοχειακών μονάδων εντός της οκταετούς περιόδου μελέτης (βλ. Χάρτες 1 & 2).

	2017	2024	Διαφορά	Ποσοστιαία μεταβολή
Αριθμός κολυμβητικών εγκαταστάσεων	1.622	2.439	+817	+50,3%

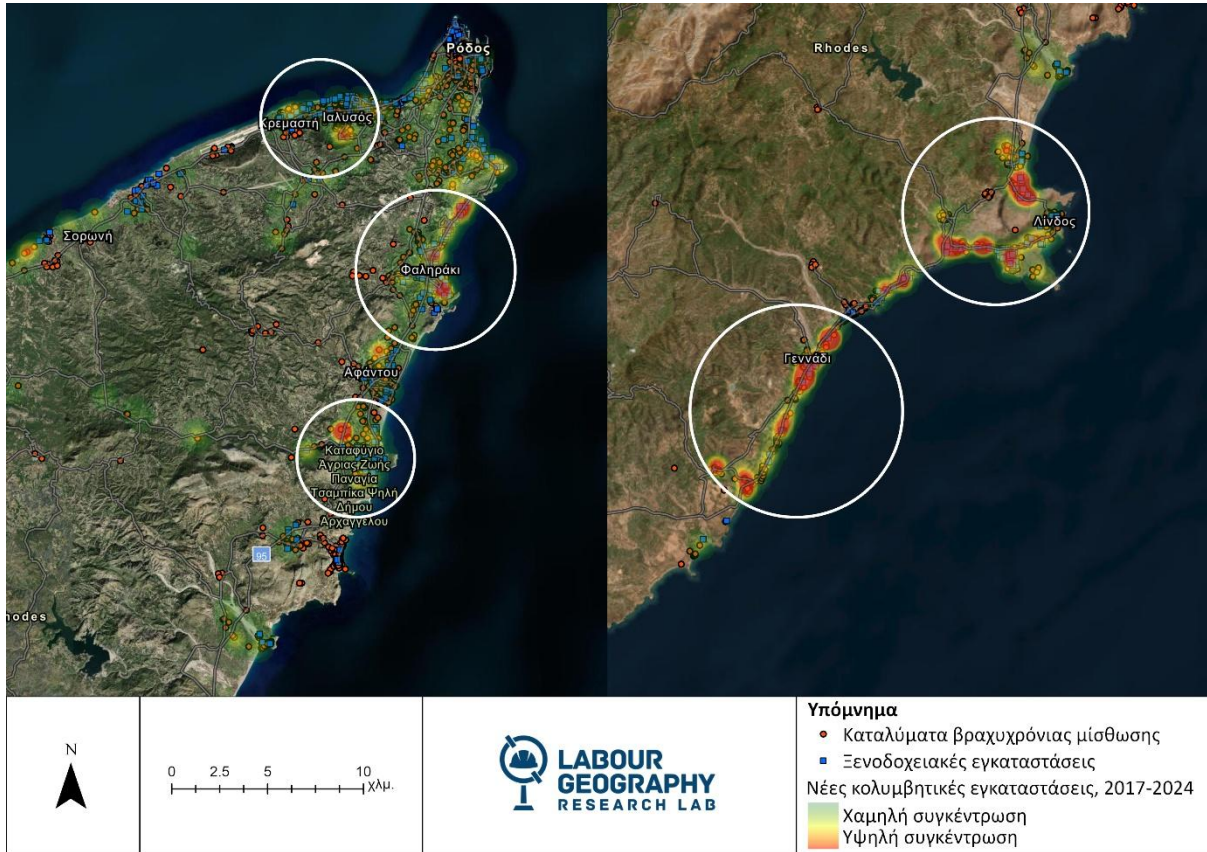
Πίνακας 1: Αριθμός και ποσοστιαία μεταβολή κολυμβητικών εγκαταστάσεων, 2017-2024



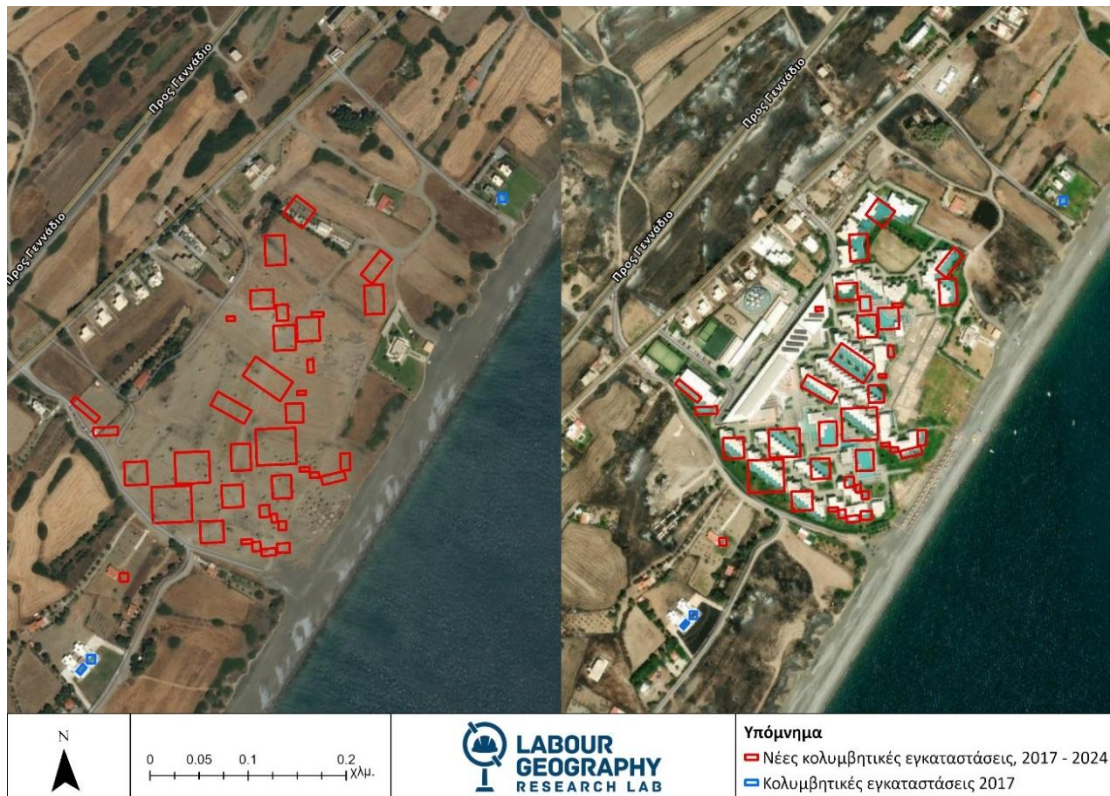
Χάρτης 1: Κολυμβητικές εγκαταστάσεις (2017) και νέες κολυμβητικές εγκαταστάσεις, Ρόδος, 2017-2024

Πιο συγκεκριμένα, η κατασκευή νέων κολυμβητικών εγκαταστάσεων φαίνεται να συμβαδίζει χωρικά και χρονικά με την αύξηση των υποδομών φιλοξενίας. Συνολικά, ο αριθμός των καταλυμάτων φιλοξενίας στη Ρόδο ανέρχεται σε 6.496, εκ των οποίων 650 είναι ξενοδοχεία (αποτελώντας το 29,7% του συνόλου των ξενοδοχείων στην περιφέρεια Νοτίου Αιγαίου) και 5.846 καταλύματα βραχυχρόνιας μίσθωσης (αποτελώντας το 15,8% του σχετικού συνόλου στην περιφέρεια Νοτίου Αιγαίου). Γεωγραφικά, η συγκέντρωσή τους είναι ιδιαίτερα υψηλή στο βόρειο τμήμα του νησιού (π.χ. Ιαλυσός, Κρεμαστή, Ιξιά, Μόντε Σμιθ), αλλά ακόμη περισσότερο στο νότιο και ανατολικό τμήμα της παραλιακής ζώνης (π.χ. Φαληράκι, Αφάντου, Κολύμπια, Πεύκοι κ.ά.). Επισημαίνεται ιδιαίτερα η ανέγερση μεγάλης κλίμακας ξενοδοχειακών μονάδων αλλά και εξοχικών κατοικιών, με προεξάρχουσα τη Νότια Ρόδο (βλ. παράδειγμα στον Χάρτη 3).

Σε αντίθεση με το ιστορικό κέντρο (Δημοτική Ενότητα Ρόδου), όπου η υψηλή συγκέντρωση ξενοδοχείων και βραχυχρόνιων μισθώσεων δε συνδέεται με μεγάλη συγκέντρωση κολυμβητικών εγκαταστάσεων, οι εξωαστικές παραθαλάσσιες και τουριστικά αναπτυσσόμενες περιοχές συνδυάζουν όλες τις προαναφερθείσες συγκεντρώσεις (βλ. Χάρτη 2). Συγκεκριμένα, σημαντικές συγκεντρώσεις παρατηρούνται σε Ιαλυσό, Φαληράκι και Αφάντου, ενώ χαρακτηριστική είναι και η αύξηση στο Νότιο τμήμα του νησιού (π.χ. κατά μήκος της ακτογραμμής μεταξύ Πλημμυρίου και Γενναδίου, στο Κιοτάρι, στη Λίνδο κ.ά.). Παράλληλα, η αγορά της βραχυχρόνιας μίσθωσης φαίνεται να έχει συμβάλει στην εξάπλωσή τους ακόμη και σε περιοχές που δεν θεωρούνται έντονα τουριστικοποιημένες (π.χ. Σάλακος).



Χάρτης 2: Νέες κολυμβητικές εγκαταστάσεις σε υπο-περιοχές με υψηλή συγκέντρωση (Ιαλυσός, Φαληράκι, Αφάντου, Λίνδος και Λάρδος-Γεννάδι), Ρόδος, 2017-2024



Χάρτης 3: Μελέτη περίπτωσης: Νέες κολυμβητικές εγκαταστάσεις λόγω ανέγερσης ξενοδοχειακής μονάδας, σύγκριση 2017 (αριστερά) με 2024 (δεξιά), Νότια Ρόδος

Με βάση τη χωροθέτηση και τον αριθμό των καταλυμάτων φιλοξενίας και των κολυμβητικών εγκαταστάσεων που εμφανίζονται κατά την περίοδο μελέτης, φαίνεται ότι η αύξηση των τελευταίων οφείλεται σε δύο κύριους παράγοντες:

α) κατά κύριο λόγο, στην ανέγερση νέων μεγάλων ξενοδοχειακών μονάδων, στα οποία παρατηρείται μια αναδυόμενη προσέγγιση που θέλει “μεγάλες πισίνες ακόμη και δίπλα στο κύμα”.

β) σε μικρότερο βαθμό, στην καταλύματα βραχυχρόνιας μίσθωσης (των οποίων ο αριθμός ξεπερνά έως και τέσσερις φορές τον αντίστοιχο αριθμό των ξενοδοχείων), για τα οποία μία πισίνα αποτελεί παράγοντα ανταγωνιστικότητας και διαφοροποίησης και συνδράμει αποφασιστικά στην αύξηση των κρατήσεων.

Κρίσιμο ερώτημα, που δεν μπορεί να διερευνηθεί ενδελεχώς στο παρόν Δελτίο, αποτελεί η επίπτωση στα υδατικά αποθέματα του νησιού, όλων αυτών των κολυμβητικών εγκαταστάσεων, στο βαθμό που τροφοδοτούνται από το δίκτυο ύδρευσης ή από γεωτρήσεις. Συγκεκριμένα, η έρευνά μας εντόπισε 2.439 κολυμβητικές εγκαταστάσεις στο νησί της Ρόδου για το έτος 2025. Εάν όλες ληφθούν υπόψιν ως οικιακού μεγέθους (με μέσο μέγεθος τα 60.000 λίτρα) και όχι ξενοδοχειακού (500.000 λίτρα), τότε η συνολική κατανάλωση νερού, υπολογίζοντας ένα γέμισμα συν την αναπλήρωση των απωλειών (σύνολο 165% περίπου της χωρητικότητας τους), ανέρχεται στα 242 εκατομμύρια λίτρα, μόνο για τους τρεις θερινούς μήνες. Για ένα μέτρο σύγκρισης, αυτή η κατανάλωση αντιστοιχεί στην ετήσια κατανάλωση 1.200 νοικοκυριών (με μέση ετήσια κατανάλωση 200.000 λίτρα καθ' έκαστο).

Εάν ληφθεί υπόψιν δε, ότι μεγάλο ποσοστό των κολυμβητικών εγκαταστάσεων στο νησί της Ρόδου βρίσκονται σε ξενοδοχεία και είναι σημαντικά μεγαλύτερου μεγέθους, ότι ο αυτοματοποιημένος εντοπισμός τους παραβλέπει ένα ποσοστό (βλ. υποσημείωση 3), ότι η θερινή σεζόν στη Ρόδο υπερβαίνει σημαντικά τους 3 μήνες, άρα και οι ανάγκες αναπλήρωσης απωλειών νερού, και ότι στη σχετική κατανάλωση δεν συμπεριλήφθηκαν οι ανάγκες καθαρισμού, είναι φανερό ότι η παραπάνω εκτίμηση είναι μάλλον μετριοπαθής.

Συνολικά, η παρακολούθηση και μελέτη της χωροχρονικής εξέλιξης κολυμβητικών εγκαταστάσεων με χρήση μεθόδων Τεχνητής Νοημοσύνης και Μηχανικής Μάθησης μπορεί να συμβάλει σε έναν ριζοσπαστικά διαφορετικό και πραγματικά βιώσιμο σχεδιασμό.

Ενδεικτική βιβλιογραφία

- Lima, B., Ferreira, L., & Moura, J. M. (2021). Helping to detect legal swimming pools with deep learning and data visualization. *Procedia Computer Science*, 181, 1058-1065.
- Hof, A., Morán-Tejeda, E., Lorenzo-Lacruz, J., & Blázquez-Salom, M. (2018). Swimming Pool Evaporative Water Loss and Water Use in the Balearic Islands (Spain). *Water*, 10(12), 1883.

- Gourzis, K., Herod, A., Chorianopoulos, I., & Gialis, S. (2022). On the recursive relationship between gentrification and labour market precarisation: Evidence from two neighbourhoods in Athens, Greece. *Urban Studies*, 59(12), 2545-2564
- Cillis, G., Coluzzi, R., Salvati, L., Colantoni, A., Nosava, B., Imbrenda, V., & Lanfredi, M. (2025). Water resource management in tourism hotspot: A cost-effective, semi-automatic method for monitoring the diffusion of residential swimming pools. *Ecological Informatics*, 103333.
- In.gr (2024, 23 Ιουλίου). *Λειψυδρία: Οι πισίνες ως δείκτης υπερκατανάλωσης νερού και υπερτουρισμού*. Διαθέσιμο [εδώ](#).

Σημειώσεις

1. Η μεθοδολογία εντοπισμού των κολυμβητικών εγκαταστάσεων της Ρόδου αναπτύχθηκε σε τέσσερα στάδια: (α) συλλογή και προετοιμασία δορυφορικών δεδομένων, (β) αρχική ανίχνευση με προ-εκπαιδευμένο μοντέλο, (γ) καθαρισμός και εμπλουτισμός των συνόλων δεδομένων, και (δ) εκπαίδευση νέων μοντέλων, αξιολόγηση και επανεφαρμογή της διαδικασίας. Εν συντομία, η διαδικασία εντοπισμού έγινε με την χρήση του λογισμικού ArcGIS Pro. Τα υπόβαθρα που χρησιμοποιήθηκαν αντλήθηκαν από το Wayback Imagery της ESRI, για το 2024 και από το Ελληνικό Κτηματολόγιο για το 2017. Για τον αρχικό εντοπισμό χρησιμοποιήθηκε προεκπαιδευμένο μοντέλο της ESRI, στου οποίου απομακρύνθηκαν τα ψευδώς θετικά αποτελέσματα (false positives) και εντοπίστηκαν περιπτώσεις μη ανίχνευσης (false negatives) με τη χρήση του εργαλείου Label Objects for Deep Learning. Το σύνολο εκπαίδευσης εμπλουτίστηκε με περίπου 1.300 νέα παραδείγματα, τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση ενός νέου μοντέλου αρχιτεκτονικής (YOLOv3), κατάλληλου για την ανίχνευση μικρών αντικειμένων σε δορυφορικές εικόνες.

2. Τα δεδομένα αντλήθηκαν από τον ιστότοπο Inside Airbnb και το Overpass API, αντίστοιχα.

3. Σημειώνεται ότι, η αξιοπιστία των παραπάνω μεγεθών ελέγχθηκε δειγματοληπτικά αξιοποιώντας εναλλακτικές μεθοδολογίες (βλ. οπτική αναγνώριση, κλπ.) σε συγκεκριμένες υπο-περιοχές του νησιού. Προέκυψε πως ένας αριθμός κολυμβητικών εγκαταστάσεων δεν καταγράφηκε κατά την αυτοματοποιημένη διαδικασία λόγω πολύ μικρού μεγέθους, συνθηκών σκίασης, ύπαρξης στεγάστρων ή καλυμμάτων, κλπ.

Ανακαλύψτε περισσότερα για το Εργαστήριο
Γεωγραφίας της Εργασίας (LGRL) στο
<https://lgrl.aegean.gr/> είτε σκανάροντας το

QR Code:



Μπορείτε να επικοινωνήσετε μαζί μας, στέλνοντας email στο labourgeolab@gmail.com ή καλώντας στο 2251036443.

Μέλη και συνεργάτες του LGRL: Αθηνά Αθαγιανού, Στέλιος Γκιάλης, Κώστας Γουρζής, Μυρτώ Δαγκούλη-Κυριάκογλου, Έφη Εμμανουήλ, Βασιλική Κρομμύδα, Ειρήνη Μπρεζέτου, Μαρία Παπαδημητρίου, Άννα Σαρούκου, Παύλος Σερμπέζης, Γιώργος Συκάς, Δημήτρης Ψαρολόγος.

Annex

Technical Summary: Detection of Swimming Pools using GeoAI and ML in ArcGIS Pro

Introduction

This technical documentation outlines a brief overview of the workflow for the automatic detection of swimming pools using high-resolution imagery within the ArcGIS Pro. The main objective of this project was to develop a solid, reproducible methodology for small-object detection, specifically swimming pools, in the case study Rhodes Island, using imagery from ESRI Wayback Imagery (2024) and orthophotos from the Greek National Cadastre (2017) to ensure the complete spatial and temporal coverage.

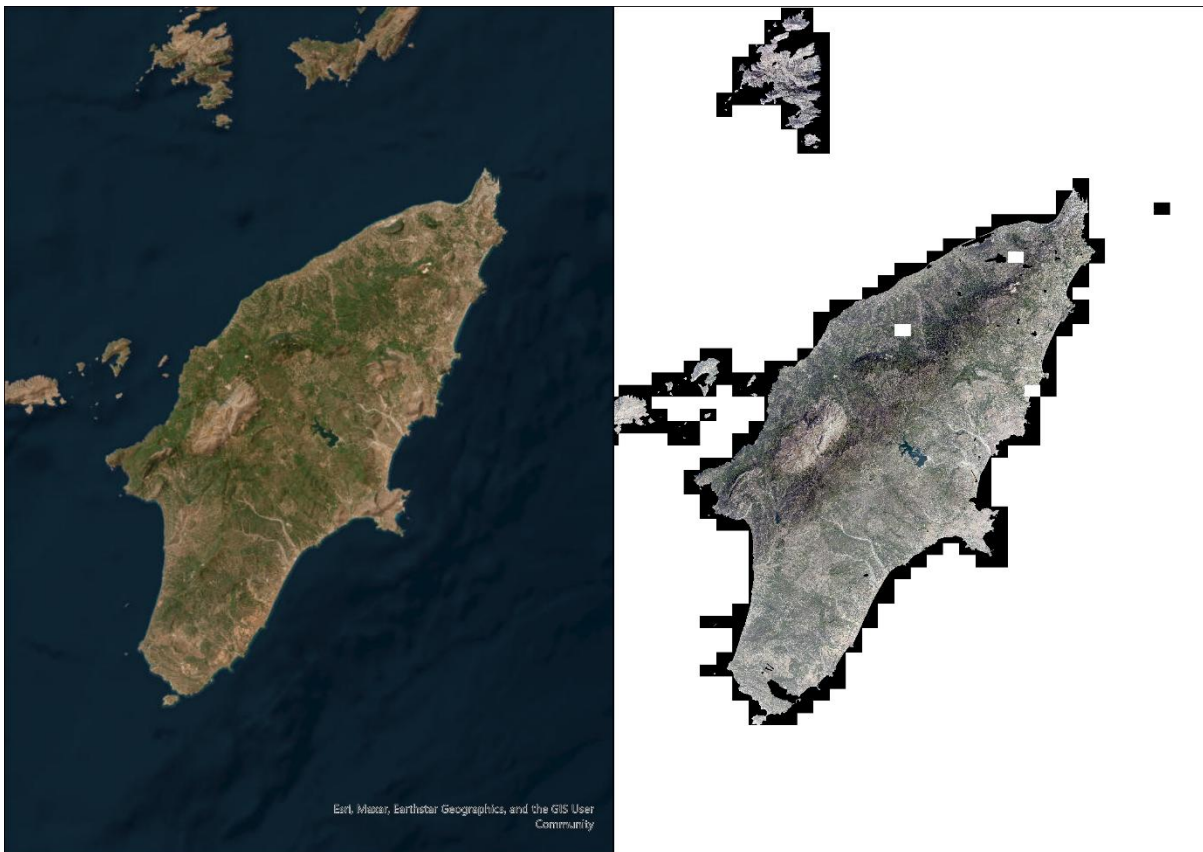


Figure 1: *Wayback imagery for 2024 (left) and Orthophotos for 2017 (right), Rhodes*

Data Collection and Preparation

High-resolution imagery was obtained from ESRI Wayback Imagery to ensure detailed spatial coverage. The imagery was exported as GeoTIFF files at a scale of 1:1200, which allows for the identification of small structures such as swimming pools. For the year 2017, where coverage gaps existed, orthophotos from the National Cadastre were incorporated to ensure complete spatial continuity.

Detection with the Pre-Trained Model

As a first step, an initial detection phase was conducted using Esri’s pre-trained Pool Object Detection - USA model. The model was retrieved from the ArcGIS Living Atlas of the World and applied using the Detect Objects Using Deep Learning tool in ArcGIS Pro. Due to the large raster mosaic, the study area was subdivided into zones. The results from all zones were merged using the Merge (Data Management) tool.



Figure 2: Sub-divided areas for Object detection (left) and Object detection settings (right) used

Data Cleaning and Preparation for Training

The initial detections produced by the pre-trained model were manually reviewed to remove false positives and identify false negatives. This process was carried out using the Label Objects for Deep Learning tool within ArcGIS Pro. Non-pool detections such as blue rooftops, sports courts, etc. were removed, while missed pools were manually labelled to improve the completeness of the dataset. After manual review, all verified, and newly labelled features were merged into a single, high-quality dataset.

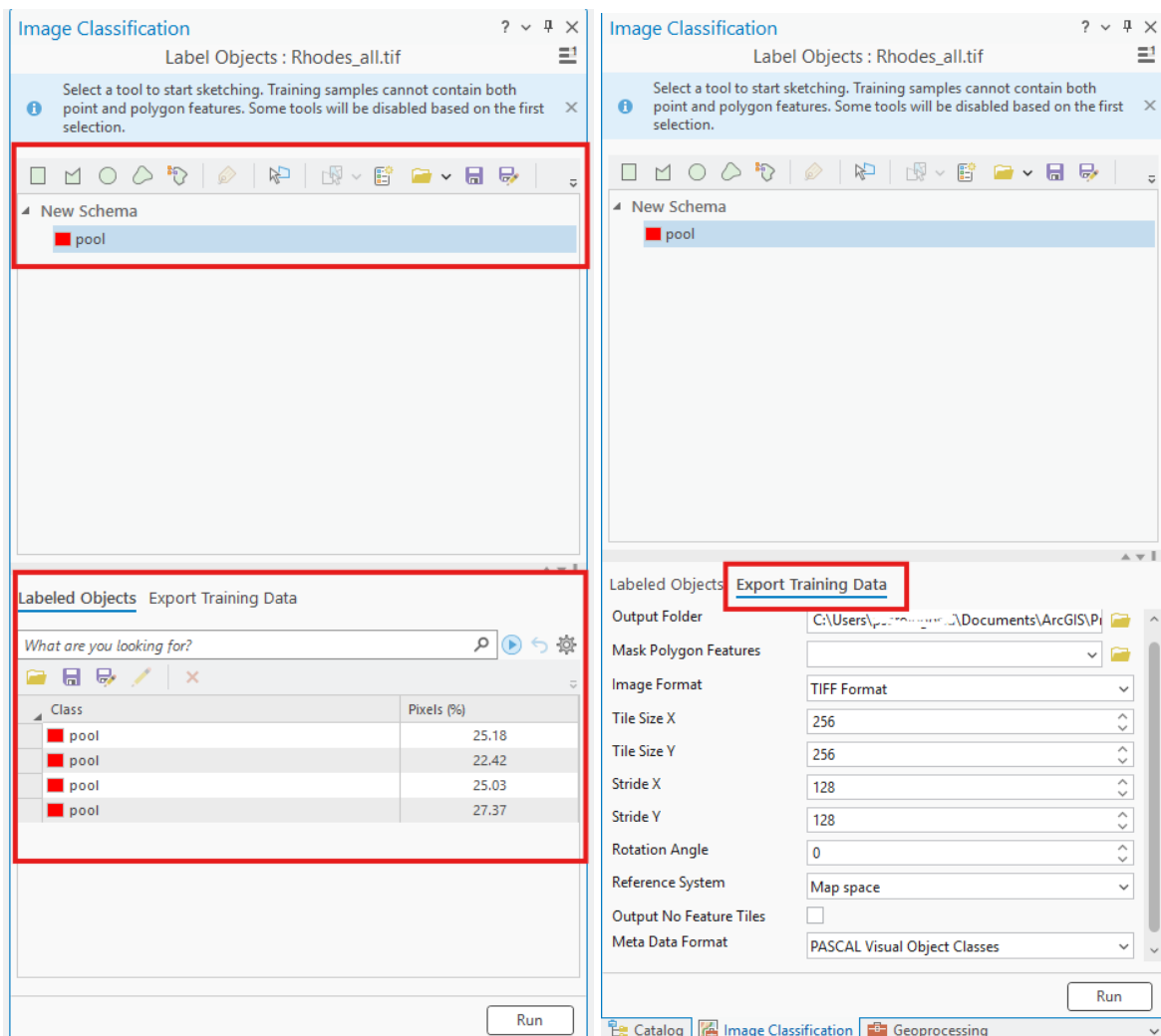


Figure 3: Sample of labeling missed pools (left) and Export training data settings used (right)

Training of New Models

The model training was performed entirely within ArcGIS Pro using the Train Deep Learning Model tool. Three models were evaluated: a retrained version of the Esri pre-trained model, a custom YOLOv3 model, and a custom Faster R-CNN model. Both YOLOv3 and Faster R-CNN were trained on the same dataset, using identical parameters settings as illustrated in the Figure 4.

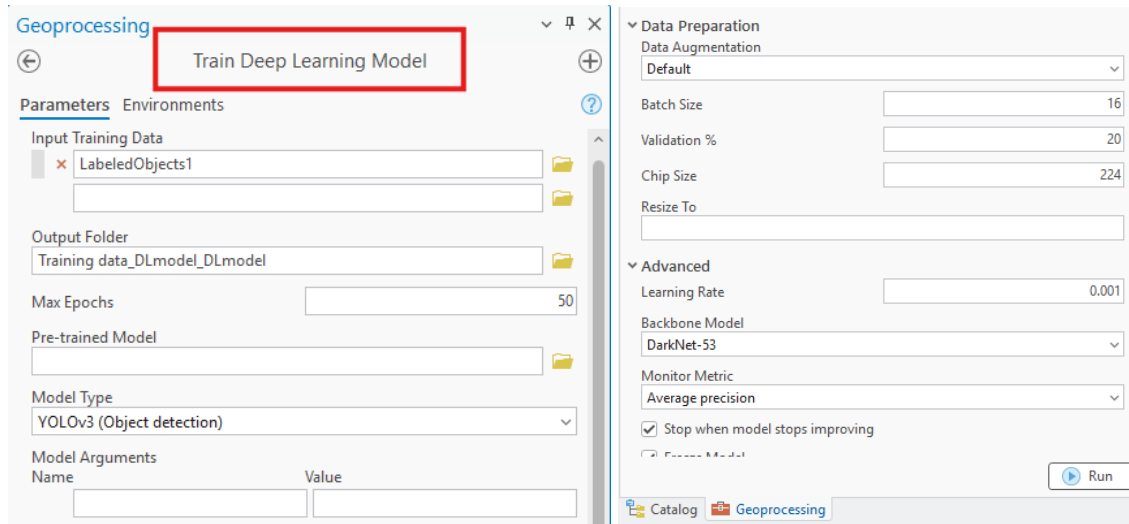


Figure 4: Model training settings used

Model Comparison and Selection

Since swimming pool detection involves only one object class, precision was prioritized as the main evaluation metric. This choice reflects the importance of minimizing false positives, as incorrectly detected pools increase the time required for manual data cleaning and reduce operational efficiency.

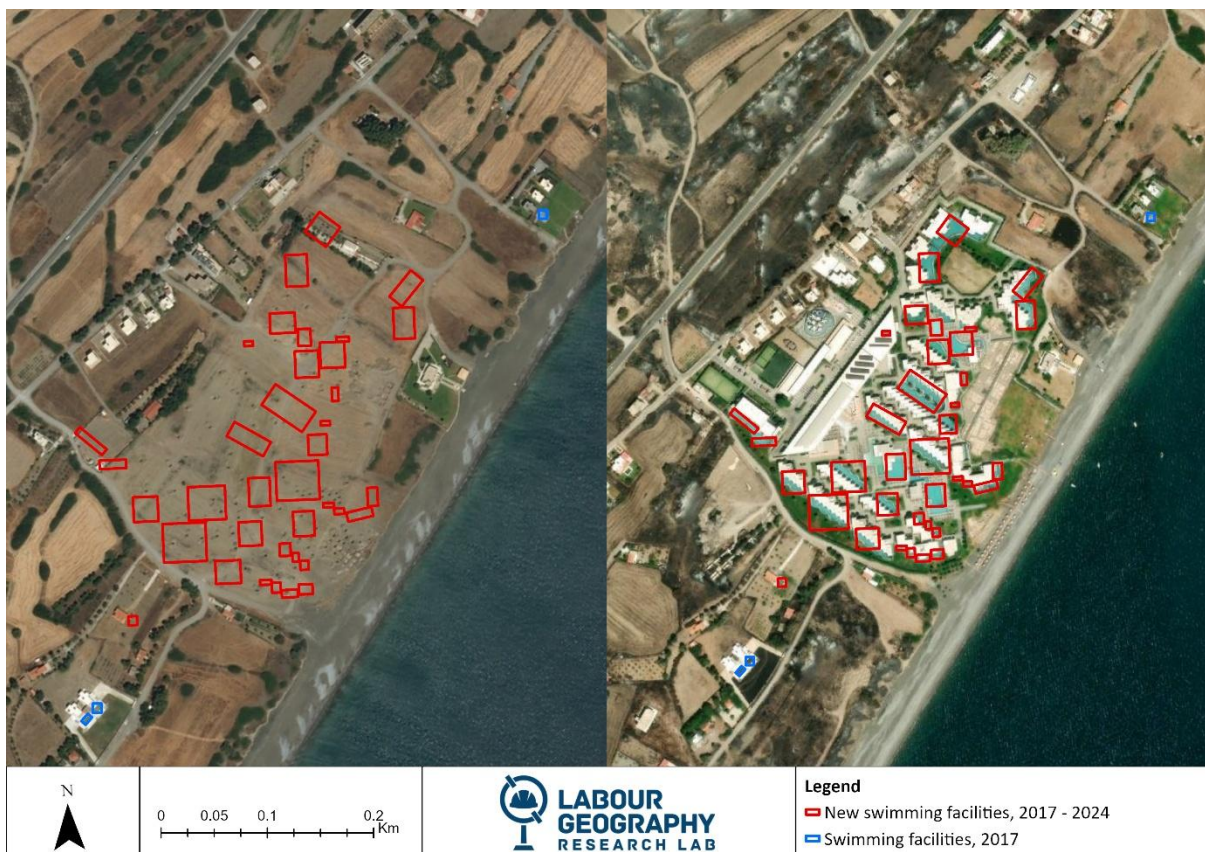
Model	Best Epoch	Precision	mAP	Notes
Esri Pre-trained (USA)	—	0.69	0.59	Baseline model trained on U.S. imagery
Retrained Esri Model	27	0.70	0.62	Fine-tuned with local data
YOLOv3 (custom)	45	0.73	0.65	Highest precision, lowest false positives
Faster R-CNN (custom)	18	0.71	0.64	Slightly slower inference, similar accuracy

Table 1: Evaluation results for Models used

The YOLOv3 model was selected as the final operational model for use, due to outperforming both pre-trained and retrained Faster R-CNN models, by its faster inference times and reliable accuracy.

Results

The results confirmed that YOLOv3 achieved the most accurate detections, compared to the Esri pre-trained model and the retrained model. The YOLOv3 model also provided more stable inference performance across different image tiles and lighting conditions. Common issues encountered included shadowing from surrounding buildings, reflective pool surfaces, and false detections (e.g blue rooftops). Despite these challenges, the final detections achieved high spatial accuracy. The final outputs were validated visually within ArcGIS Pro, confirming accurate pool delineations and minimal false detections after manual review.



Map 1: Case Study: New swimming facilities as a result of hotel construction, comparison between 2017 (left) and 2024 (right), Southern Rhodes

Conclusions

This documentation demonstrates a methodology for detecting swimming pools directly within ArcGIS Pro using deep learning. The YOLOv3 model achieved a balance between accuracy and computational efficiency. The custom Faster R-CNN model also performed well, confirming that local imagery adaptation improves model generalization compared to pre-trained models developed in different geographic contexts.

References

- Detect Objects Using Deep Learning: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/image-analyst/detect-objects-using-deep-learning.htm>
- Export Training Data for Deep Learning: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/image-analyst/export-training-data-for-deep-learning.htm>
- Train Deep Learning Model: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/image-analyst/train-deep-learning-model.htm>
- Label Objects for Deep Learning: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/help/analysis/image-analyst/label-objects-for-deep-learning.htm>
- Esri Pre-Trained Model: <https://doc.arcgis.com/en/pretrained-models/latest/imagery/using-pool-detection-usa.htm>
- Merge (Data Management): <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/data-management/merge.htm>
- Mosaic (Data Management): <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/3.4/tool-reference/data-management/mosaic.htm>
- Wayback Imagery: <https://livingatlas.arcgis.com/wayback/#mapCenter=-118.29611%2C33.93053%2C13&mode=explore&active=58924>
- Pool Detection - USA: <https://www.arcgis.com/home/item.html?id=0e7dffe605c24bdfadf3c376bdf2d413>
- Living Atlas pre-trained models: <https://livingatlas.arcgis.com/en/browse/?q=dlpk#q=dlpk&d=2>
- Deep learning model architectures: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/image-analyst/overview-of-the-deep-learning-models.htm>