



e-ΧΝΗΛΑΤΗΣ

εξυπνη ΧωροχροΝικΗ ολοκλήρωση περιβαλλοντικών πολιΤιστικών και
τουριστικών διαδρομών περιήγΗΣης
«ΕΡΕΥΝΩ – ΔΗΜΙΟΥΡΓΩ – ΚΑΙΝΟΤΟΜΩ»

Π2.3.1

Τεχνικές Προσωποποίησης Εμπειρίας Χρήστη - Έκθεση ν.1

Επίπεδο διάδοσης:	<Δημόσιο Εμπιστευτικό>
Ημερομηνία παράδοσης σύμφωνα με το έργο:	Μήνας 12, 31/8/2019
Πραγματική ημερομηνία παράδοσης:	Μήνας <X>, < Ημερολογιακή ημερομηνία >
Ενότητα εργασίας:	ΕΕ2 Ανάπτυξη τεχνολογιών χωρο-χρονικής διασύνδεσης πολλαπλών χώρων και γεγονότων περιβαλλοντικού, πολιτιστικού και τουριστικού ενδιαφέροντος
Υποενότητα:	ΥΕ2.4 Τεχνικές προσωποποίησης εμπειρίας χρήστη
Είδος:	Έκθεση
Κατάσταση έγκρισης:	< Εγκεκριμένο >
Έκδοση:	1

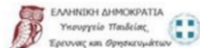
Αριθμός σελίδων:	60
Όνομα αρχείου:	Π2.3.1-personalization_2019-08-31_v1.doc
Περίληψη Στην αναφορά αυτή περιγράφονται οι τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν για να προσφέρουν υψηλό επίπεδο προσωποποίησης στην εμπειρία του χρήστη. Στο πλαίσιο αυτό θα αναπτυχθούν οι κατάλληλες τεχνικές αναζήτησης ή επιλογής σημείων ενδιαφέροντος βάσει διαφορετικών κριτηρίων που θα επιτρέπουν στο σύστημα να προσωποποιεί τα αποτελέσματα της επιλογής σημείων ενδιαφέροντος και προτεινόμενων διαδρομών βάσει των προσωπικών του αναγκών και ενδιαφερόντων μια δεδομένη στιγμή. Το πεδίο εφαρμογής περιλαμβάνει επίσης τις εφαρμογές Επαυξημένης Πραγματικότητας, καθώς το περιεχόμενό τους αποτελεί και αυτό υλικό που επιδέχεται προσωποποίηση.	



Ευρωπαϊκή Ένωση
Ευρωπαϊκό Ταμείο
Περιφερειακής Ανάπτυξης



ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΔΗΜΟΚΡΑΤΙΑ
ΥΠΟΥΡΓΕΙΟ
ΟΙΚΟΝΟΜΙΑΣ & ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ
ΕΙΔΙΚΗ ΓΡΑΜΜΑΤΕΙΑ ΕΠΑ & ΤΣ
ΕΙΔΙΚΗ ΥΠΗΡΕΣΙΑ ΔΙΑΧΕΡΙΣΗΣ ΕΠΑ-ΕΚ



ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΔΗΜΟΚΡΑΤΙΑ
ΥΠΟΥΡΓΕΙΟ Παιδείας,
Ερευνας και Θρησκευμάτων



ΓΓΕΤ
ΓΕΝΙΚΗ ΓΡΑΜΜΑΤΕΙΑ
ΕΡΕΥΝΑΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ



ΕΥΔΕ
ΕΤΟΚ



ΕΠΑ-ΕΚ 2014-2020
ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ
ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ
ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ



ΕΣΠΑ
2014-2020
ανάπτυξη - εργασία - αλληλεγγύη

Με τη συγχρηματοδότηση της Ελλάδας και της Ευρωπαϊκής Ένωσης

Ιστορικό

Έκδοση	Ημερομηνία	Αιτιολογία	Αναθεωρήθηκε από	Εγκρίθηκε από
V0.1	10/7/2019	Μια πρώτη συλλογή επί μέρους τεχνικών προσωποποίησης	ARLab	ARLab
Ω0.5	28/8/2019	Τελικό προσχέδιο	ARLab	MKLab
V1.0	2/9/2019	Εγκεκριμένο	ARLab	MKLab

Λίστα συγγραφέων

Οργανισμός	Όνομα	Στοιχεία επικοινωνίας
ΕΚΕΤΑ	Κωνσταντίνος Βότης	kvotis@iti.gr

Περίληψη κυριότερων σημείων

Στόχος της υποενότητας εργασίας 2.4 είναι η ικανοποιητικού επιπέδου προσωποποίηση της εμπειρίας του χρήστη (user experience) στην διαδικτυακή πλατφόρμα του e-ΧΝΗΛΑΤΗ. Μέρος αυτής της βελτίωσης της εμπειρίας του χρήστη μπορεί να αποδοθεί στην προσπάθεια μας να προσωποποιήσουμε την online εμπειρία και την εμπειρία πλοήγησης και αλληλεπίδρασης με το VR/AR.

Τα κυριότερα σημεία είναι η περιγραφή του τρόπου υπολογισμού της ομοιότητας μεταξύ οντοτήτων όπως προφίλ χρηστών και σημείων ενδιαφέροντος. Η μαθηματική έκφραση της εκτίμησης αυτής της ομοιότητας θα μας βοηθήσει στην ποσοτικοποίηση των αποτελεσμάτων σύγκρισης μεταξύ ψηφιακών οντοτήτων και εν συνεχεία στην αλγοριθμική επεξεργασία αυτών των αριθμητικών αποτελεσμάτων προκειμένου να παραχθεί από το σύστημα μια μέθοδος αυτόματης επιλογής μόνο των σχετικών αποτελεσμάτων. Θα διερευνηθούν τρόποι να αναπαρασταθεί η σχέση ανάμεσα στις προσωπικότητες των χρηστών -όπως αυτές αποκρυσταλλώνονται μέσα από τα στοιχεία του 'προφίλ χρήστη'- με τις διαδραστικές ενέργειες που εκδηλώνουν αυτοί μέσα στο ψηφιακό περιβάλλον και τις τελικές επιλογές τους σχετικά με τις προτεινόμενες διαδρομές.

Η επιλογή του κατάλληλου περιεχομένου προς προβολή αποτελεί τον μείζονα τρόπο προσωποποίησης της εμπειρίας του χρήστη, αλλά δεν περιορίζεται μόνο σε αυτό. Επιπλέον, η συλλογή και στατιστική επεξεργασία των αναγκών και προτιμήσεων των χρηστών θα βοηθήσει στην προσωποποίηση και των διεπαφών δίνοντας έτσι στο χρήστη μία αξιομνημόνευτη εμπειρία χρήσης.

Το παραδοτέο Π2.3.1 θα χρησιμοποιηθεί εκτενώς και από τις δραστηριότητες της ΥΕ2.3 (Χωρική αναπαράσταση περιεχομένου και σημασιολογικός συσχετισμός για τη δημιουργία διαδρομών), αλλά και από αυτές της ΥΕ2.5 (Ανάπτυξη συστήματος παροχής εξατομικευμένης περιήγησης με χρήση Επαυξημένης Πραγματικότητας), κυρίως σε σχέση με την επιλογή των κατάλληλων 3D αντικειμένων, το οποίο αναφέρεται κυρίως στην ΥΕ2.7 (Επιλογή και ανάπτυξη αλγορίθμων αναζήτησης και ανάκτησης 3D αντικειμένων).

Συντομογραφίες και ακρωνύμια

3Δ	Τρισδιάστατος
AMEA	Άτομα Με Ειδικές Ανάγκες
Εξ.	Εξίσωση
AR	Augmented Reality
B2B	Business to Business
CAMAR	Context-Aware Mobile Augmented Reality
CART	Classification And Regression Tree
CSS	Cascading Style Sheet
GPS	Global Positioning System
LOD	Level Of Detail
Max	Maximum
Min	Minimum
OS	Operating System
POI	Point/Place of Interest
Trunc	Truncate
UI	User Interface
UX	User Experience
V.I.P.	Very Important Person
VR	Virtual Reality

Πίνακας περιεχομένων

1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	8
2	ΥΦΙΣΤΑΜΕΝΕΣ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΠΡΟΣΩΠΟΠΟΙΗΣΗΣ	9
2.1	Βιβλιογραφική Ανασκόπηση	9
2.2	Κατηγοριοποίηση των Προσεγγίσεων Εξατομίκευσης και Προσαρμογής	10
2.2.1	Καθοδηγούμενες από τον Χρήστη	11
2.2.2	Καθοδηγούμενες από το Σύστημα	11
2.3	Τεχνικές Πρόβλεψης των Προτιμήσεων των Χρηστών	12
2.3.1	Βαθμολόγηση και Ταξινόμηση	12
2.3.2	Φιλτράρισμα με Βάση το Περιεχόμενο	12
2.3.3	Συνεργατικό Φιλτράρισμα	13
3	ΔΟΜΗ ΚΑΙ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΠΡΟΣΩΠΟΠΟΙΗΣΗΣ	14
3.1	Γενική Αρχιτεκτονική	14
3.2	Παρακολούθηση Χρηστών	15
3.2.1	Προφίλ Χρηστών και Personas	16
3.2.2	Προτιμήσεις Χρηστών	20
3.2.3	Συνεργατικό Φιλτράρισμα	20
3.3	Υπολογισμός Ομοιότητας μεταξύ Ψηφιακών Οντοτήτων	22
3.3.1	Απλή Σύγκριση Ισότητας	22
3.3.2	Μερική Αντιστοίχιση	23
3.3.3	Ομοιότητα Αριθμητικής Κλίμακας	23
3.3.4	Ισότητα/ομοιότητα βάσει ερωτήματος	23
3.3.5	Ισότητα/ομοιότητα με βάση τα διαστήματα αλληλοεπικάλυψης	24
3.3.6	Ισότητα/ομοιότητα Διακριτών Αριθμών Διάταξης	24
3.3.7	Ισότητα/ομοιότητα μη Διατεταγμένων Διακριτών Αριθμών	25
3.3.8	Υπολογισμός Συνολικού Σκορ	25
3.3.9	Ταξινόμηση Ψηφιακών Οντοτήτων	29
3.4	Ταξινόμηση Χρηστών με βάση το προφίλ και το Ιστορικό τους	29
4	ΕΞΑΤΟΜΙΚΕΥΣΗ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΟΥ	31
4.1	Εξατομίκευση Σημείων Ενδιαφέροντος	31

4.2	Επιλογή Σημείων Ενδιαφέροντος με βάση Πιθανοτικές Κατανομές	33
4.3	Εξατομίκευση Διαδρομών	40
5	ΕΞΑΤΟΜΙΚΕΥΣΗ ΔΙΕΠΑΦΩΝ	42
5.1	Εισαγωγή στην Προσαρμογή Διεπαφής	42
5.2	Υπηρεσίες Προσαρμογής Διεπαφής και Προβολών	43
5.3	Προσωποποίησης της Εφαρμογής Επαυξημένης Πραγματικότητας	47
5.3.1	Γενική Αρχιτεκτονική της Εφαρμογής Επαυξημένης Πραγματικότητας	48
5.3.2	Τεχνικές αναγνώρισης αντικειμένων σε εφαρμογές Επαυξημένης Πραγματικότητας	49
5.3.3	Αναζήτηση και Ανάκτηση 3D Αντικειμένων	50
5.3.4	Τεχνική Προσαρμογής του Επιπέδου Λεπτομέρειας	53
6	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	55
7	ΑΝΑΦΟΡΕΣ	58

1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Τα τελευταία χρόνια, ο σχεδιασμός της εμπειρίας του χρήστη (user experience/UX), υποβοηθούμενο και από το ψηφιακό marketing, υλοποιούν έναν ευρύ αριθμό νέων τεχνικών βελτιστοποίησης της εμπειρίας, μεταξύ άλλων και της προσωποποίησης. Ως προσωποποίηση εννοούμε τη διαδικασία διαμόρφωσης του περιβάλλοντος ενός λογισμικού συστήματος ή εφαρμογών με βάση τις προσωπικές επιλογές και προτιμήσεις του καθενός χρήστη.

Η προσωποποίηση στο έργο e-ΧΝΗΛΑΤΗΣ είναι μια παράλληλη υπηρεσία που τρέχει στο παρασκήνιο (Background service) και παρέχει διαρκή προσαρμογή σε χρήστες (και συσκευές) ανάλογα με:

1. Ανάγκες των χρηστών ανάλογα με την κατηγορία χρήστη και ορισμένα θέματα προσβασιμότητας
2. Προσωπικές προτιμήσεις των χρηστών όπως προκύπτουν από τη μελέτη του ιστορικού επισκέψεων και αλληλεπιδράσεων με το σύστημα (πλατφόρμα e-ΧΝΗΛΑΤΗΣ)
3. Περιβαλλοντικούς παράγοντες όπως οι καιρικές συνθήκες, τα γεωγραφικά και τοπολογικά χαρακτηριστικά της περιοχής των σημείων ενδιαφέροντος
4. Διαθέσιμα προφίλ συσκευών, οι δυνατότητες του hardware και του software των συσκευών που θα τρέξουν τις εφαρμογές Επαυξημένης Πραγματικότητας

Από τις διαθέσιμες υφιστάμενες τεχνικές και μεθόδους προσωποποίησης περιεχομένου και διεπαφών θα επιλεγθούν οι καταλληλότερες για το έργο e-ΧΝΗΛΑΤΗΣ μετά από συγκριτική αξιολόγηση που ακολουθεί στα παρακάτω κεφάλαια. Οι επιλεγθείσες μέθοδοι θα προσαρμοστούν στις ανάγκες του έργου, στα δεδομένα που θα συλλεχθούν και στις προδιαγραφές που έχουν τεθεί στην πρώτη υποενότητα εργασίας.

2 ΥΦΙΣΤΑΜΕΝΕΣ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΠΡΟΣΩΠΟΠΟΙΗΣΗΣ

2.1 Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

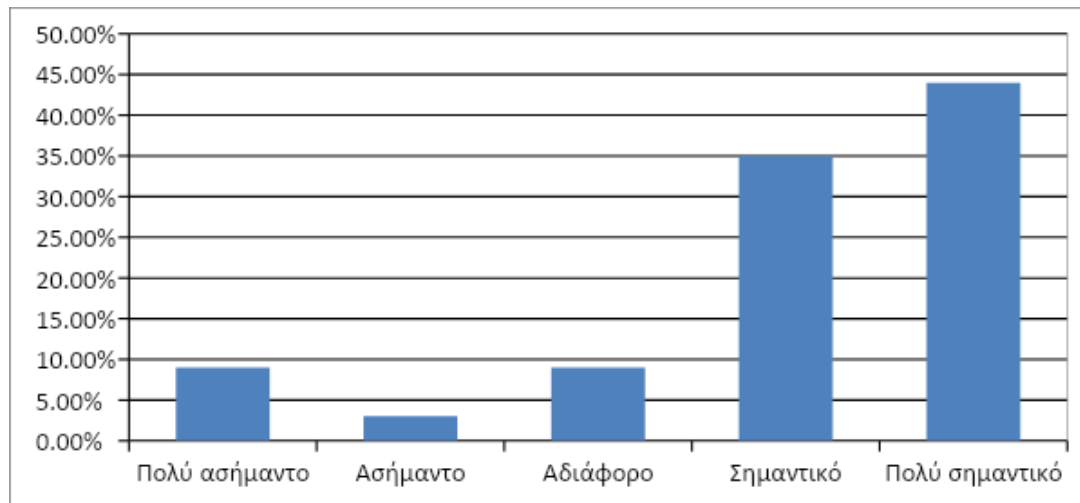
Η εξατομίκευση (personalization) και προσαρμογή (customization) είναι δύο όροι που χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν τις δύο όψεις του ίδιου νομίσματος. Η εξατομίκευση συνήθως λαμβάνει χώρα στο παρασκήνιο και επηρεάζει το τελικό αποτέλεσμα που δεν είναι άλλο από την εμπειρία του χρήστη. Η εξατομίκευση χρησιμοποιείται σήμερα από εταιρίες και οργανισμούς για τη βελτίωση της ικανοποίησης των πελατών, επίτευξη των αποτελεσμάτων του μάρκετινγκ και της διαφήμισης και για τη βελτίωση των μετρήσεων προβολής ιστού. Επίσης είμαι μια τεχνική αποφυγής ή μείωσης των αρνητικών επιδράσεων που έχει η συσσώρευση μεγάλων ποσοτήτων ψηφιακή πληροφορίας (information overload). Η εξατομίκευση σήμερα χαρακτηρίζεται επίσης ως βασικό στοιχείο στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης.

Από την άλλη πλευρά, η προσαρμογή είναι συνήθως στενά συνδεδεμένη με τις συνειδητές ενέργειες των χρηστών προς μια αλλαγή στη διεπαφή ή στο περιεχόμενο. Η προσαρμογή διεπαφής μπορεί να αναφέρεται σε συγκεκριμένα προφίλ συσκευών ή χρηστών και περιλαμβάνουν αλλαγές στον προσανατολισμό οθόνης, στο μέγεθος γραμματοσειράς, χρώμα φόντου, διάταξη οθόνης, κ.λπ.. Με αυτόν τον τρόπο ένας τελικός χρήστης μπορεί να αλλάξει ρητά τη διάταξη των πραγμάτων σε μια διεπαφή και να την προσαρμόσει έτσι στις ανάγκες του μια δεδομένη στιγμή. Εναλλακτικά το σύστημα είναι αυτό που απλά προτείνει στον χρήστη κάποιες επιλογές προσαρμογής τις οποίες ο χρήστης μπορεί να αποδεχθεί, να παραβλέψει ή να αγνοήσει. Αυτό καθιστά το στοιχείο εξατομίκευσης πιο φιλικό προς το χρήστη, διότι είναι λιγότερο περιοριστικό και παρεμβατικό. Σε διαφορετική περίπτωση το σύστημα σχεδιάζει και εφαρμόζει αυτόματα προτάσεις προσαρμογής των συστημάτων του Διαδικτύου με βάση την παρατηρούμενη συμπεριφορά των χρηστών και ένα σύνολο κανόνων (Mobasher et al., 2000).

Εκτός από την πολυγλωσσική υποστήριξη, η προσαρμογή περιεχομένου (content adaptation) πραγματοποιείται μέσω τεχνικών φιλτραρίσματος περιεχομένου με χρήση αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης με εφαρμογές στο χώρο της υγείας (Oliva-Felipe et al., 2018), μάρκετινγκ (Adolphs & Winkelman, 2010), lifestyle (Paliokas et al., 2018) και αλλού. Όσο αυξάνεται το ψηφιακό περιεχόμενο μιας online υπηρεσίας, τόσο αυξάνεται και η ανάγκη να παρέχονται αλγόριθμοι παραγωγής συστάσεων για την αυτοματοποίηση της διαδικασίας αναζήτησης περιεχομένου για τους χρήστες. Το πόσο σημαντικό είναι αυτό φαίνεται στην Εικόνα 1 η οποία παρουσιάζει τα αποτελέσματα μιας μελέτης που έκανε η Demand Metric το 2016 ρωτώντας 190 ειδικούς από το χώρο του marketing που προσφέρουν υπηρεσίες B2B σε εταιρίες και οργανισμούς.

Η προσαρμογή περιεχομένου πραγματοποιείται με βάση ένα προφίλ χρήστη και είναι ανεξάρτητη συσκευής. Δεν συμπληρώνουν όμως όλοι οι χρήστες τα στοιχεία του προφίλ τους

πριν αρχίσουν να κάνουν χρήση μιας υπηρεσίας όπως είναι τα κοινωνικά δίκτυα και άλλων διαδικτυακών υπηρεσιών, οι οποίες εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από την προσωπικότητα των χρηστών (Lampe et al., 2007; Nosko et al., 2010), όπως αναφέρονται στο Souri et al. (2018). Αυτό δημιουργεί προβλήματα στις διαδικασίες παρασκήνιου που βασίζονται στα στοιχεία του προφίλ χρήστη για να λειτουργήσουν. Χαρακτηριστικό παράδειγμα τέτοιας υπηρεσίας είναι η εξατομίκευση περιεχομένου και οι προσωποποιημένες ειδοποιήσεις (προτάσεις για νέους φίλους, άρθρα, τίτλους πολυμεσικών αρχείων, κτλ.) όπως περιγράφονται -για παράδειγμα- στην εργασία των Oliva-Felipe et al. (2018).



Εικόνα 1. Η σημασία της προσωποποίησης στο Marketing (πηγή: Demand Metric, 2016)

Η προβληματική εδώ αναφέρεται στους τρόπους με τους οποίους μπορούμε να σχηματίσουμε το περίγραμμα μιας προσωπικότητας χωρίς να καταφύγουμε στη λύση του 'ερωτηματολογίου προσωπικότητας', κάτι το οποίο μπορεί να φέρει σε άβολη θέση τους ερωτώμενους. Οι περισσότεροι μελετητές πάντως καταφεύγουν στη χρήση τεχνικών Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning) για να κατηγοριοποιήσουν τους χρήστες σε μια σειρά από κατηγορίες (όπως είδος προσωπικότητας στην εργασία των Souri et al., 2018) με βάση την παρατηρούμενη διαδικτυακή συμπεριφορά τους. Μια συστηματική μελέτη πάνω στη σκιαγράφηση προσωπικότητας με βάση τις αλληλεπιδράσεις των χρηστών και παραγωγή προσωποποιημένων ειδοποιήσεων παρουσιάζουν οι Beel et al., (2015).

Επίσης μια τεχνική που κερδίζει έδαφος είναι η κατασκευή ομαδικού προφίλ για ένα σύνολο χρηστών που μοιράζονται κοινά χαρακτηριστικά (group profiling). Σε αυτή την περίπτωση γίνεται προσπάθεια ελαχιστοποίησης των ατομικών διαφορών και ταυτόχρονα ενίσχυση των χαρακτηριστικών που έχουν τα άτομα μιας ομάδας (Dehghani et al., 2016).

2.2 Κατηγοριοποίηση των Προσεγγίσεων Εξατομίκευσης και Προσαρμογής

Γενικά υπάρχουν δύο μεγάλες κατηγορίες προσεγγίσεων: 1) οι οδηγούμενες από το χρήστη και 2) οι οδηγούμενες από το σύστημα, οι οποίες περιγράφονται λεπτομερέστερα παρακάτω.

2.2.1 Καθοδηγούμενες από τον Χρήστη

Όταν η εξατομίκευση αρχικοποιείται και εκτελείται από τον ίδιο τον χρήστη σε σχέση με διάφορα χαρακτηριστικά της διεπαφής ή του περιεχομένου μια εφαρμογής προκειμένου να ταιριάζει καλύτερα στις προσωπικές του ανάγκες και προτιμήσεις, τότε μιλάμε για εξατομίκευση οδηγούμενη από τον χρήστη. Συχνά αναφέρεται ως ‘προσαρμογή’ από τους σχεδιαστές συστημάτων και είναι στενά συνδεδεμένη με τα οπτικά χαρακτηριστικά μιας διεπαφής και όχι τόσο με τα λειτουργικά χαρακτηριστικά της, αν και αυτό δεν είναι πάντοτε σωστό. Η επιλογή εμφάνισης σε ένα avatar που χρησιμοποιείται ως όχημα συμμετοχής σε έναν εικονικό κόσμο είναι ένα τυπικό παράδειγμα εξατομίκευσης και μπορεί μάλιστα να επηρεάσει ως ένα βαθμό τη συμπεριφορά του χρήστη μέσα στο εικονικό περιβάλλον. Σε ένα άλλο παράδειγμα, τα στοιχεία διεπαφής χρήστη (όπως τα μενού και η διάταξη της οθόνης), μπορούν να αλλάξουν θέση και προσανατολισμό. Στα λειτουργικά συστήματα (OS), τα smartphones και αλλού οι χρήστες μπορούν να δημιουργήσουν τις δικές τους συντομεύσεις για την αγαπημένη τους εφαρμογή. Όλα τα παραπάνω είναι παραδείγματα προσαρμογής που χρησιμοποιούνται για την τόνωση της συμμετοχής και της δραστηριότητας των χρηστών. Σε άλλες περιπτώσεις σχετίζονται με τυχόντα προβλήματα προσβασιμότητας που έχουν οι χρήστες (π.χ. επιλογή οθόνης υψηλού κοντράστ σε περίπτωση χαμηλής όρασης).

2.2.2 Καθοδηγούμενες από το Σύστημα

Τα συστήματα παρακολουθούν αυτόματα την κατάσταση και τη συμπεριφορά του χρήστη χρησιμοποιώντας τεχνικές παρακολούθησης της αλληλεπίδρασης (π.χ. μέσω αρχείων καταγραφής) και δεδομένα από κοινωνικά δίκτυα, προκειμένου να «μάθουν» τον χρήστη και να προβλέψουν τι θα μπορούσε να είναι υποστηρικτικό προς αυτόν και άνετο στη χρήση. Η καθοδηγούμενη από το σύστημα παρακολούθηση χρηστών χρησιμοποιεί αναλύσεις πολλών δεδομένων (big data) και τεχνικές ανάλυσης μοντέλων χρηστών για να εξατομικεύσει τις παρεχόμενες υπηρεσίες. Η εξατομίκευση που καθοδηγείται από το σύστημα λειτουργεί συχνά στο παρασκήνιο, χωρίς τον έλεγχο ή την επίγνωση του χρήστη και μπορεί εύκολα να χειριστεί ομάδες χρηστών που μοιράζονται παρόμοια χαρακτηριστικά (έχουν υψηλή ομοιότητα προφίλ). Από τη σκοπιά του σχεδιαστή συστημάτων, αυτό αφορά την εξισορρόπηση ανάμεσα στην αυτονομία του χρήστη και τον έλεγχο που ασκεί αυτός στο σύστημα.

Το πρόβλημα είναι όταν η μέθοδος δεν κάνει τις σωστές προσαρμογές: οι χρήστες χάνουν την εμπιστοσύνη τους στο σύστημα επειδή αισθάνονται ότι το σύστημα τους αντιμετωπίζει σαν να ήταν κάποιος άλλος χρήστης. Άρα, απαιτείται προηγμένη μοντελοποίηση χρηστών (πλήρη και λεπτομερή προφίλ χρηστών και σχετικά μεγάλο ιστορικό αλληλεπιδράσεων), προκειμένου να εξάγονται ασφαλή συμπεράσματα σχετικά με τα ενδιαφέροντα, τις προτιμήσεις και τους περιορισμούς των χρηστών.

2.3 Τεχνικές Πρόβλεψης των Προτιμήσεων των Χρηστών

Με βάση μιας σειράς εργασιών καταλογογράφησης τεχνικών προσωποποίησης (Alexsoft, 2017; Malik & Fyfe, 2012; Salonen & Karjalainen, 2016) παρουσιάζονται παρακάτω μερικές από τις τεχνικές που μπορούν να εφαρμοστούν στο σύστημα του e-ΧΝΗΛΑΤΗ. Η βέλτιστη επιλογή εξαρτάται από τον αριθμό των χρηστών, το μέγεθος του διαθέσιμου ψηφιακού περιεχομένου και τη φύση/μέγεθος των δεδομένων που συλλέγονται, ενώ συνήθως ακολουθείται κάποια συνδυαστική λύση.

2.3.1 Βαθμολόγηση και Ταξινόμηση

Σύμφωνα με την οικογένεια τεχνικών βαθμολόγησης και ταξινόμησης κάθε στοιχειώδους δραστηριότητας του χρήστη έχει μια επίδραση στο προσωπικό του σκορ. Κάθε σκορ αντιστοιχεί σε διαφορετικά είδη χρηστών τα οποία έχουν προσδιοριστεί και μελετηθεί εκ των προτέρων. Το σύστημα είναι σε θέση να κατηγοριοποιήσει τους χρήστες ακόμη και με ελάχιστα διαθέσιμα δεδομένα και αυτό είναι και το μεγάλο πλεονέκτημα της μεθόδου, ότι δηλαδή λύνει το λεγόμενο ‘cold-start problem’. Καθώς οι χρήστες αφιερώνουν περισσότερο χρόνο σε μια online πλατφόρμα και επομένως παράγουν περισσότερα δεδομένα, το σύστημα αποκτάει μεγαλύτερη αυτοπεποίθηση για το σε ποια κατηγορία ανήκει ο χρήστης.

Κοινό χαρακτηριστικό όλων των μεθόδων βαθμολόγησης και ταξινόμησης είναι η συλλογή δεδομένων από τις ενέργειες του χρήστη μέσα σε ένα ελεγχόμενο από το σύστημα περιβάλλον, η επεξεργασία των δεδομένων που συλλέγονται από πολλούς χρήστες και οι αλγόριθμοι ταιριάσματος ανάμεσα στους χρήστες και τα μεταδεδομένα του ψηφιακού περιεχομένου. Η πορεία αυτή παρουσιάζεται με γραφικό τρόπο στην 2.



Εικόνα 2. Τα βήματα της τεχνικής βαθμολόγησης και ταξινόμησης

2.3.2 Φιλτράρισμα με Βάση το Περιεχόμενο

Η προσέγγιση αυτή βασίζεται στις προτιμήσεις των χρηστών όπως τις έχουν δηλώσει οι ίδιοι μέσα από τα ατομικά τους προφίλ και στις ιδιότητες του περιεχομένου (μεταδεδομένα). Το

φιλτράρισμα με βάση τις προτιμήσεις αποτελεί και την πιο δημοφιλή τεχνική προσωποποίησης στον τουριστικό τομέα (Alexsoft, 2017). Αντίστοιχα το μειονέκτημα είναι ότι χάνονται όλες οι άλλες αξίες του ψηφιακού περιεχομένου μια πλατφόρμας οι οποίες δεν αντανακλώνται στις δηλωθείσες προτιμήσεις χρηστών και έχουν φιλτραριστεί από τα αποτελέσματα αναζήτησης.

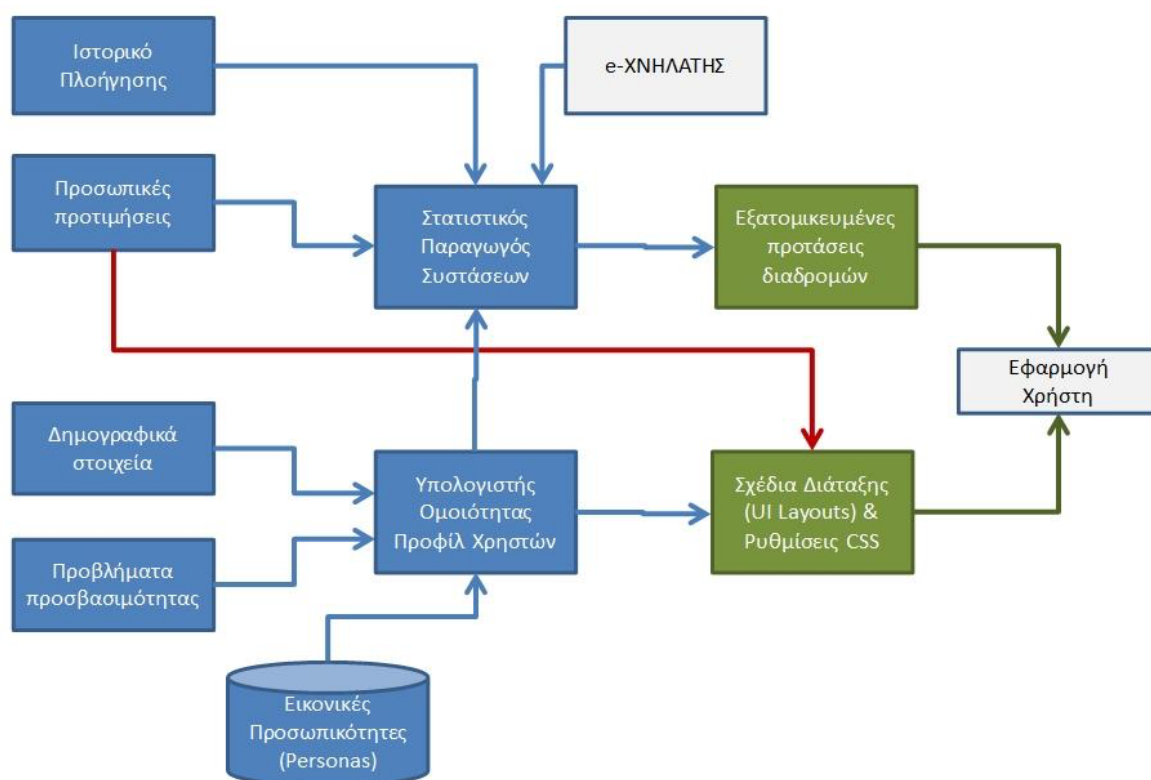
2.3.3 Συνεργατικό Φιλτράρισμα

Η κύρια ιδέα πίσω από το συνεργατικό φιλτράρισμα είναι η μεταφορά γνώσης από τους παλαιότερους χρήστες ή αυτούς που τυγχάνει να έχουν έρθει σε επαφή, με κάποιο περιεχόμενο προς άλλους νεότερους χρήστες. Το σύστημα προτείνει τις επιλογές που εκτίμησαν άλλοι παρόμοιοι χρήστες και τις προτείνει σε άλλους χρήστες μέσω μιας μεθόδου που ονομάζεται Παραγοντοποίηση Πίνακα (Matrix Factorization). Αυτή εφαρμόζεται πάνω σε πίνακες με δεδομένα από αξιολογήσεις που έχουν κάνει οι χρήστες που έχουν κοινά χαρακτηριστικά μεταξύ τους και συμπληρώνει τα κενά σε όσο το δυνατόν περισσότερες περιπτώσεις. Παρουσία αξιολογήσεων από άλλους χρήστες η τεχνική αυτή είναι ιδανική σε συστήματα παραγωγής συστάσεων (Recommendation Systems). Εξάλλου η τεχνική αυτή χρησιμοποιείται και στη μηχανή του Netflix (Postmus, 2018; Netflix, 2019), όπου ένα μοντέλο πιθανότητας τοποθετεί μια βαθμολογία στη σχέση μεταξύ ενός χρήστη και ενός τύπου ταινίας για να προβλέψει τις προτιμήσεις των χρηστών.

3 ΔΟΜΗ ΚΑΙ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΠΡΟΣΩΠΟΠΟΙΗΣΗΣ

3.1 Γενική Αρχιτεκτονική

Η γενική αρχιτεκτονική του συστήματος προσωποποίησης επεξεργάζεται τα προφίλ χρηστών (είσοδος Α), λαμβάνει περιβαλλοντικά δεδομένα (είσοδος Β) και εξάγει κανόνες προσαρμογής διεπαφής (έξοδος Α) και περιεχομένου (έξοδος Β), άμεσα εκτελεστέους. Το γενικό σκαρίφημα αυτής της λογικής παρουσιάζεται στην Εικόνα 3.



Εικόνα 3. Γενική αρχιτεκτονική του υποσυστήματος προσωποποίησης

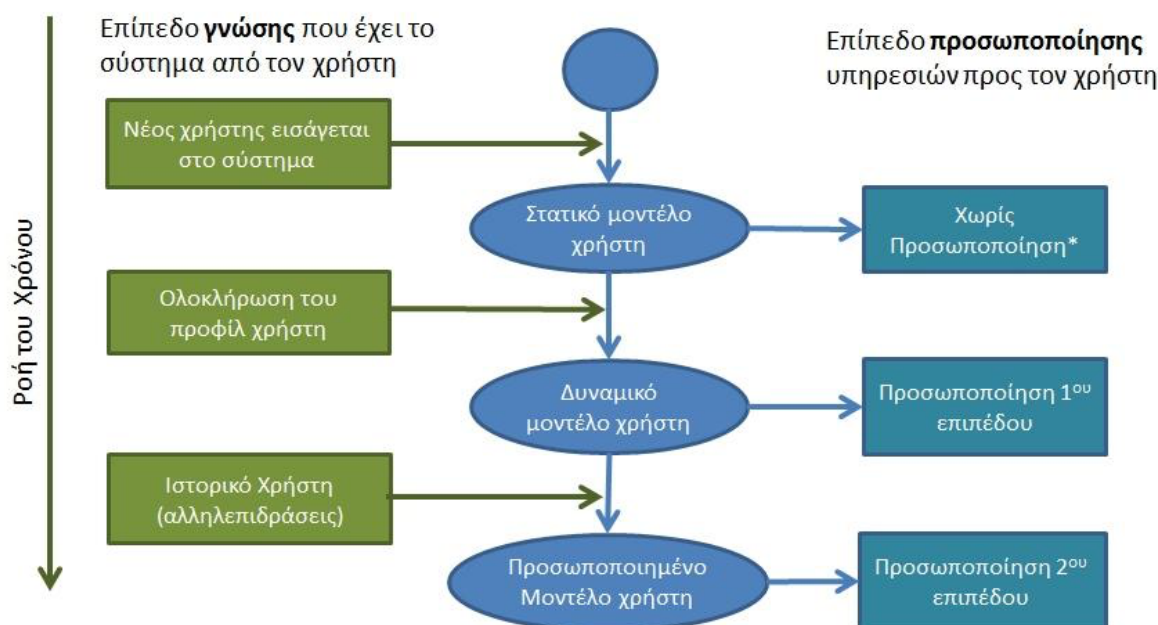
Οι παράμετροι που θα ληφθούν υπόψη περιλαμβάνουν στοιχεία:

1. Κυρίως από το προφίλ του χρήστη όπως: ηλικία, φύλο, τόπος διαμονής, εθνικότητα, τυχόντα θέματα προσβασιμότητας, επίπεδο εκπαίδευσης και επίπεδο εξοικείωσης με τις τεχνολογίες γενικά, προσωπικές προτιμήσεις-tags.
2. Περιβαλλοντικούς παράγοντες: τοποθεσία GPS, γειτνίαση με ΡΟΙ, προσανατολισμός, ώρα της ημέρας, επίπεδο φωτισμού.
3. Το κοινωνικό πλαίσιο χρήσης: group τουριστών, οικογένεια με παιδιά, σχολική εκδρομή, μοναχικός επισκέπτης, κτλ.

4. Προφίλ τελικής συσκευής: μέγεθος και ανάλυση οθόνης, αισθητήρες.

Η παραγωγή συστάσεων μετά από στατιστική επεξεργασία των διαθέσιμων στοιχείων θα οδηγεί σε εξατομικευμένες προτάσεις διαδρομών (προσαρμογή περιεχομένου), ενώ η μηχανή κανόνων θα αναλάβει την παραγωγή συστάσεων προσαρμογής της οθόνης (προσαρμογή διεπαφής).

Σε κάθε περίπτωση, είναι σημαντική η συλλογή δεδομένων από τη διαδικτυακή δραστηριότητα των χρηστών, ένα θέμα που αναλύεται περισσότερο στα παρακάτω κεφάλαια. Σε όλες τις φάσεις πάντως, από την πρώτη είσοδο του χρήστη στο σύστημα έως ότου υπάρχουν αρκετές πληροφορίες για τον χρήστη διαθέσιμες, η υπηρεσία προσωποποίησης (ή εξατομίκευσης) προσαρμόζεται ανάλογα με τη διαθέσιμη πληροφορία. Αύτη η προοδευτική αντιμετώπιση παρουσιάζεται με γραφικό τρόπο στην Εικόνα 4.



Εικόνα 4. Διαδικασία ωρίμανσης των υπηρεσιών προσωποποίησης

3.2 Παρακολούθηση Χρηστών

Τα προφίλ των χρηστών είναι αρκετά περίπλοκα καθώς συνδυάζουν προσωπικές προτιμήσεις, δημογραφικά στοιχεία, δεδομένα περιήγησης, αξιολόγησης και κοινωνικών αλληλεπιδράσεων. Επιπλέον, οι περισσότερες υπηρεσίες του e-ΧΝΗΛΑΤΗ απαιτούν καλή γνώση του προφίλ του χρήστη πριν από τη λήψη αποφάσεων. Ο μηχανισμός συσχέτισης θα απαιτήσει πλήρη προφίλ για να αποδώσει καλά σε πραγματικές συνθήκες, και έτσι ιδανικά το ποσοστό ολοκλήρωσης του προφίλ πρέπει να είναι κοντά στο 100% για όλους τους χρήστες. Το ίδιο ισχύει και για τα προφίλ των σημείων ενδιαφέροντος. Κίνητρα για

τη δημιουργία και διατήρηση ολοκληρωμένων προφίλ χρηστών, όπως και η τακτική τους ενημέρωσή απαιτείται για όλες τις κατηγορίες χρηστών.

Η βασική αρχή του συστήματος συνεχούς προσωποποίησης είναι η παρακολούθηση της δραστηριότητας των χρηστών όπως αυτή εκφράζεται μέσα από την κατανάλωση των προσφερόμενων υπηρεσιών της πλατφόρμας. Εκτός λοιπόν από την επεξεργασία του ψηφιακού προφίλ των χρηστών, η καταγραφή της online δραστηριότητας του χρήστη και η αποτύπωση των πρόσφατων μεταβολών στη συμπεριφορά του αποτελούν τα βασικά στοιχεία εισόδου του υποσυστήματος προσωποποίησης.

Η παρακολούθηση των χρηστών γίνεται με δύο τρόπους: 1. με καταγραφή των δραστηριοτήτων που λαμβάνουν χώρα στην online πλατφόρμα, 2. μέσα από τις αξιολογήσεις που δίνουν οι ίδιοι οι χρήστες με χρήση του υποσυστήματος αξιολόγησης μέσω πληθοπορισμού. Και στις δύο περιπτώσεις, τα δεδομένα συλλέγονται μέσω Διαδικτύου και αποθηκεύονται στη βάση γνώσης (knowledge base) του συστήματος.

3.2.1 Προφίλ Χρηστών και Personas

Οι υπηρεσίες προσωποποίησης και προσαρμογής περιεχομένου και διεπαφής αντλούν τα απαραίτητα δεδομένα από τα προφίλ των χρηστών. Εκτός από τις προσωπικές πληροφορίες και τις πληροφορίες επικοινωνίας (οι οποίες δε λαμβάνονται υπόψη), το μοντέλο χρήστη περιλαμβάνει διάφορα δημογραφικά στοιχεία (όπως ηλικία, φύλλο, τόπος διαμονής και προτιμώμενη γλώσσα επικοινωνίας), χόμπι και ενδιαφέροντα, και το ιστορικό επισκέψεων και αναζητήσεων στην πλατφόρμα του συστήματος e-ΧΝΗΛΑΤΗΣ. Περισσότερες λεπτομέρειες για το μοντέλο του προφίλ χρήστη μπορούν να αναζητηθούν στο παραδοτέο της αρχιτεκτονικής του συστήματος (Π1.3 Προδιαγραφές και Αρχιτεκτονική του Συστήματος).

Όταν όμως οι ανωτέρω πληροφορίες δεν είναι διαθέσιμες στο σύστημα ή είναι ημιτελείς όπως συμβαίνει στις περισσότερες περιπτώσεις νέων χρηστών (χρηστών που έχουν δημιουργήσει προφίλ πρόσφατα), τότε το σύστημα δεν είναι σε θέση να παράγει εξειδικευμένες ειδοποιήσεις και προσαρμογή περιεχομένου/διεπαφής λόγω έλλειψης στοιχείων (Schein et al., 2002). Μια από τις τεχνικές που προτείνονται είναι η ομαδοποίηση των χρηστών υπό μια ταξινόμια χρηστών με γνωστά χαρακτηριστικά που έχουν προσδιοριστεί εκ των προτέρων. Αυτά ονομάζονται 'προσωπικότητες' ή αλλιώς 'Personas'. Η τεχνική αυτή ανήκει στην οικογένεια των τεχνικών βαθμολόγησης και ταξινόμησης όπως εξετάστηκαν στην παράγραφο 2.3.1 και χρησιμοποιείται για όσο διάστημα συλλέγονται δεδομένα για τους νέους χρήστες προκειμένου να παρέχονται υπηρεσίες προσωποποίησης προς αυτούς.

Όταν συλλεχθούν ικανοποιητικά αρκετές πληροφορίες, τότε ενεργοποιούνται οι αλγόριθμοι προσαρμογής και ο ρόλος των 'Personas' περιορίζεται δραστικά. Χάριν

παραδείγματος, ορισμένα πιθανά παραδείγματα ομαδοποίησης και τιμολόγησης των παραμέτρων προφίλ χρήστη σε 'Personas' παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 1. Παραδείγματα κριτηρίων που χρησιμοποιούνται στο σύστημα προσωποποίησης του e-ΧΝΗΛΑΤΗ για παραγωγή ενός συνόλου Personas

A/A	Κριτήριο/Κανόνας	Περιγραφή
1	Ήπια προβλήματα προσβασιμότητας	Άτομα με διαχειρίσιμα από το σύστημα προβλήματα οπτικής, ακουστικής, ή κινητικής φύσης. Στην κατηγορία αυτή μπορούν μάλιστα να συμπεριληφθούν και άτομα που ανήκουν σε ευαίσθητες ομάδες όπως παραδείγματος χάρη γυναίκες σε ενδιαφέρουσα, ηλικιωμένοι, ή άτομα υπό ανάρρωση.
2	Συχνότητα χρήσης	Διακρίνονται δύο υποτύποι: ο τακτικός και ο ευκαιριακός επισκέπτης ανάλογα με την συχνότητα χρήσης των προσφερόμενων υπηρεσιών. Ο τακτικός ή αλλιώς 'συχνός' επισκέπτης έχει την ευκαιρία να του προταθούν από το σύστημα χαμηλότερης δημοφιλίας προορισμοί με βάση τον αυξημένο ρυθμό κατανάλωσης υπηρεσιών. Αντίθετα ο ευκαιριακός επισκέπτης έρχεται σε επαφή με προτάσεις που περιλαμβάνουν περισσότερο καθιερωμένους προορισμούς.
3	Χώρα προέλευσης	Διακρίνονται δύο υποτύποι: ο αλλοδαπός και ο ημεδαπός επισκέπτης ή τουρίστας. Στον ημεδαπό τουρίστα προσφέρεται γλωσσικό υλικό στην ελληνική, ενώ στον αλλοδαπό γίνεται προσπάθεια μετάφρασης του αντίστοιχου ελληνικού, ή εξεύρεση υλικού εκ των προτέρων μεταφρασμένου στην γλώσσα προτίμησης του. Επίσης, ενδεχομένως ο ημεδαπός επισκέπτης να ενδιαφέρεται περισσότερο για την ιδιαίτερη ιστορία ενός παραδοσιακού οικισμού ή μιας ιστορικής τοποθεσίας. Η υπόθεση αυτή μένει να επιβεβαιωθεί ή να απορριφθεί από τις πιλοτικές εφαρμογές.

4	Χρονολογική ηλικία	Ανάλογα με την ημερομηνία γέννησης, ένας χρήστης μπορεί να ταξινομηθεί στις κατηγορίες ‘Παιδί/Μαθητής’ , Ενήλικας ή Ηλικιωμένος . Ανάλογα με τις προτιμήσεις άλλων επισκεπτών του συστήματος, οι προορισμοί και οι προτεινόμενες διαδρομές κατηγοριοποιούνται ανάλογα με τον μέσο όρο ηλικίας των επισκεπτών. Αναμένεται λοιπόν ορισμένες προτάσεις (π.χ. μια συναυλία ροκ συγκροτήματος) να ενδιαφέρουν περισσότερο τους χρήστες συγκεκριμένου ηλικιακού εύρους.
5	V.I.P.	Με βάση τον διεθνή όρο "Very Important Person" («Πολύ Σημαντικό Πρόσωπο») το σύστημα e-ΧΝΗΛΑΤΗΣ μπορεί να προτείνει στις πρώτες θέσεις των διαθέσιμων επιλογών προορισμούς που προσφέρουν υπηρεσίες πολυτελείας, ή που είναι δυνατόν να παρέχεται κάποια ιδιαίτερη προσοχή ή ταχύτερη διευκόλυνση. Επίσης είναι δυνατόν να προτείνονται ορισμένοι δημοφιλείς προορισμοί σε ώρες χαμηλής επισκεψιμότητας.
6	Επάγγελμα/κοινωνικο-οικονομική κατάσταση	Σε ορισμένες ειδικές περιπτώσεις το σύστημα πρέπει να προσαρμόζεται και στα επαγγελματικά ενδιαφέροντα των επισκεπτών. Για ορισμένες κατηγορίες επαγγελματιών όπως π.χ. τουριστικός πράκτορας, ξεναγός, συνοδός (V.I.P. ή ΑΜΕΑ), επιστήμονας το σύστημα προσανατολίζεται στην παραγωγή προτάσεων που είναι πλήρως προσανατολισμένες προς μια συγκεκριμένη κατεύθυνση. Σε αυτή την κατηγορία ανήκει και ο φοιτητής ο οποίος χαρακτηρίζεται από το σχετικά νεαρό της ηλικίας, το υψηλό μορφωτικό επίπεδο, τη χαμηλή σχετικά οικονομική ευχέρεια αλλά και τον πιο ευέλικτο ελεύθερο χρόνο.

Η κατηγοριοποίηση των χρηστών στα Personas που εξηγήθηκαν παραπάνω θα γίνεται είτε με άμεση δήλωση του χρήστη σε ποια κατηγορία επιθυμεί να κατατάσσεται (αρχική δήλωση κατά τη διαδικασία της εγγραφής του στην πλατφόρμα), είτε μετά από αυτόματη κατηγοριοποίηση (classification) από το σύστημα με βάση κάποιον αλγόριθμο

κατηγοριοποίησης. Από τους διαθέσιμους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης επιλέγονται τα δέντρα απόφασης (Decision Trees) καθώς είναι γρήγορα, κατανοητά, δεν απαιτούν προετοιμασία των δεδομένων εισόδου και μπορούν να επεκτείνονται εύκολα στο μέλλον αν χρειαστεί.

Η εξαρτημένη μεταβλητή είναι ο δείκτης προς τα Personas (P) και αυτό προσπαθεί το σύστημα να μαντέψει μέσα από μια CART (Classification And Regression Tree) αναλυτική διαδικασία (Breiman et al., 1984). Το διάνυσμα x αποτελείται από μια σειρά χαρακτηριστικών χρήστη (x_1, x_2, x_3) που εκφράζονται ως κατηγορικές ή συνεχείς μεταβλητές όπως είναι τα προβλήματα προσβασιμότητας, η συχνότητα χρήσης, οι ομιλούμενες γλώσσες, η ηλικία και το επάγγελμα. Η υλοποίηση Top-Down αλγόριθμου (Rokach & Maimon, 2008) για δέντρα απόφασης (Decision Tree Induction) παρουσιάζεται στη Λίστα 1.

```
Tree (S, A, y, Split, Stop);
BEGIN
Create T, a single root node tree;
IF (Stop) THEN Mark T as a leaf with the most common value of y in S as a
label
ELSE BEGIN
    For every  $a_i$  in A find  $a$  that obtain the best SplitCriterion( $a_i, S$ );
    Label  $t$  with  $a$ 
    FOR each outcome  $u_i$  of  $a$ 
        BEGIN
            Set Subtree $_i$ =Tree( $\sigma_{a=u_i} S, A, y$ );
            Connect the root of  $t_T$  to Subtree $_i$  with an edge
that is labeled  $u_i$ ;
        END;
    END FOR;
END IF;
RETURN Pruning (S, T, y);
END;

Pruning (S, T, y);
BEGIN
DO
    Select a node  $t$  in T such that pruning it maximally improve some
evaluation criteria;
    IF ( $t < 0$ ) THEN T=pruned(T,  $t$ );
UNTIL ( $t=0$ );
END;

//Υπόμνημα
//S: Σετ εκπαίδευσης
//A: Λίστα παραμέτρων εισόδου
//y: Παράμετρος-στόχος
//T: Το δέντρο προς 'κλάδεμα' (pruning)
```

```
//Split: Η μέθοδος αξιολόγησης για σημεία διαχωρισμού
//Stop: Τα κριτήρια για παύση της ανάπτυξης του δέντρου
```

Λίστα 1. Αλγόριθμος Top-Down για δέντρα απόφασης Personas (Bressan et al., 2017)

3.2.2 Προτιμήσεις Χρηστών

Πέρα από την ταξινόμηση των χρηστών σε Personas, το σύστημα θα φιλτράρει τα σημεία ενδιαφέροντος ανάλογα με τα μεταδεδομένα τους και σύμφωνα με την τεχνική που εξηγήθηκε στην παράγραφο 2.3.2. (Φιλτράρισμα με βάση τις προτιμήσεις). Οι ετικέτες (tags) που θα δηλώνουν οι χρήστες στο σύστημα και τα οποία θα εκφράζουν τα ενδιαφέροντά τους θα χρησιμοποιηθούν με δύο τρόπους: 1. για να απομακρύνουν το μη σχετικό με τα ενδιαφέροντα του χρήστη υλικό, είτε 2. για ‘επιβράβευση’ των σημείων ενδιαφέροντος που ανήκουν στις κατηγορίες ενδιαφερόντων του χρήστη σε συνδυασμό με τις άλλες τεχνικές που έχουν περιγραφεί. Στην πρώτη περίπτωση η παρουσία μιας ετικέτας (tag) εισάγεται ως κριτήριο αναζήτησης, ενώ στη δεύτερη περίπτωση ανεβάζει στην κλίμακα κατάταξης τους τουριστικούς προορισμούς που ανήκουν στα προσωπικά ενδιαφέροντα του χρήστη.

3.2.3 Συνεργατικό Φιλτράρισμα

Εδώ περιγράφεται ο τρόπος που υλοποιείται στο σύστημα προσωποποίησης η τεχνική του συνεργατικού φιλτραρίσματος. Με δεδομένο ότι υπάρχουν διαθέσιμα τα δεδομένα από τις δραστηριότητες των χρηστών και ειδικότερα από τις αξιολογήσεις που έχουν δώσει μετά από επίσκεψη σε διάφορα σημεία ενδιαφέροντος, η τεχνική αυτή θα παράγει συστάσεις με βάση τις ομοιότητες στο ιστορικό επισκέψεων και στις κριτικές. Ο τρόπος διαμοιρασμού των αποτελεσμάτων μπορεί να είναι ποικίλης μορφής που περιλαμβάνει από μια απλή πρόταση απ’ ευθείας προς τους χρήστες να επισκεφθούν ένα νέο σημείο ενδιαφέροντος, έως την κρυφή ειδοποίηση που κατευθύνεται ουσιαστικά προς το σύστημα και τροποποιεί τη σειρά κατάταξης επιλεγμένων σημείων ενδιαφέροντος.

Έστω ένα σύνολο $P_k = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_n\}$ από σημεία ενδιαφέροντος και ένα σύνολο από επισκέψεις ή αξιολογήσεις προς αυτά τα σημεία ενδιαφέροντος $T_{ki} = \{t_{1i}, t_{2i}, t_{3i}, \dots, t_{ni}\}$ από κάποιον χρήστη i . Οι αξιολογήσεις εκφράζονται ως ακέραιοι (integer) αριθμοί, ενώ οι επισκέψεις ως δυαδικές (boolean) μεταβλητές. Εάν έχουμε ικανοποιητικό αριθμό από T_{ki} σύνολα, τότε μπορούμε να ανακαλύψουμε κάποια πρότυπα επισκέψεων ή βαθμολογιών και να τα εκμεταλλευτούμε για να παράγουμε συστάσεις προς άλλους χρήστες.

Παρακάτω ακολουθεί η επεξήγηση του τρόπου υλοποίησης της τεχνικής του συνεργατικού φιλτραρίσματος στο έργο e-ΧΝΗΛΑΤΗΣ μέσα από ένα πρακτικό παράδειγμα (Πίνακας 2). Έστω λοιπόν ότι έχουμε τέσσερις χρήστες (Χρήστης Α, Β, Γ, και Δ), εκ των οποίων κάποιοι έχουν επισκεφθεί ορισμένα σημεία ενδιαφέροντος, ενώ τα υπόλοιπα δεν

τα έχουν επισκεφτεί. Τα σημεία ενδιαφέροντος χωρίζονται στις κατηγορίες τους (Μνημεία, αρχαιολογικοί τόποι, παραδοσιακοί οικισμοί, και λοιπά) και για κάθε χρήστη δημιουργείται μια γραμμή του πίνακα που παρουσιάζει είτε την θετική, είτε την αρνητική του άποψη για το σημείο ενδιαφέροντος.

Πίνακας 2. Παράδειγμα utility matrix για τους χρήστες του e-ΧΝΗΛΑΤΗΣ

	Μνημείο	Αρχ. Τόπος	Παραδ. Οικισμός	...	Συναυλία
Χρήστης Α	?	☑	?	...	☒
Χρήστης Β	?	☒	☒	...	☑
Χρήστης Γ	☑	?	?	...	☒
Χρήστης Δ	☑	☑	☑	...	?
...	...	...	...	...	...
Χρήστης Χ	☒	?	☒	...	☑

Οι αξιολογήσεις των χρηστών είναι βαθμολογίες οι οποίες αναπαριστούν τη σχέση ανάμεσα στους χρήστες και τα σημεία ενδιαφέροντος. Στο απλοποιημένο παράδειγμα οι βαθμολογίες έχουν αντικατασταθεί από σύμβολα (checkmarks) που σημαίνουν: ☑: έχει επισκεφθεί το σημείο ενδιαφέροντος και έχει εκφράσει θετική άποψη (αξιολόγηση), ☒: έχει αρνητική αξιολόγηση, ενώ το ερωτηματικό (?) σημαίνει ότι δεν έχει επισκεφθεί το σημείο ενδιαφέροντος.

Έτσι λοιπόν ο Χρήστης Α έχει επισκεφθεί πρόσφατα έναν αρχαιολογικό τόπο και έχει εκφράσει θετική κριτική για τα μέρη αυτό. Επίσης έχει παρακολουθήσει μια συναυλία αλλά την χαρακτήρισε με αρνητικό τρόπο ως εμπειρία. Ο Χρήστης Δ από την άλλη, έχει μια παρόμοια θετική άποψη για το πρώτο (αρχαιολογικό τόπο), αλλά επιπλέον έχει επισκεφτεί έναν παραδοσιακό οικισμό που του άρεσε πολύ και το έχει βαθμολογήσει θετικά. Σύμφωνα με την τεχνική Συνεργατικό Φιλτράρισμα που αναφέρθηκε στο εδάφιο 2.3.3, το σύστημα θα παράγει μια σύσταση προς τον Χρήστη Α να επισκεφτεί τον παραδοσιακό οικισμό που άρεσε στον Χρήστη Δ.

Ο Χρήστης Γ είναι ένας άλλος χρήστης ο οποίος εκφράστηκε αρνητικά για τη συναυλία που δεν άρεσε και στον Χρήστη Α, αλλά έχει μια θετική εμπειρία από ένα μνημείο της περιοχής. Με βάση τον αντίστροφο κανόνα (κοινές αρνητικές αξιολογήσεις για τα ίδια σημεία ενδιαφέροντος), το σύστημα προτείνει στον Χρήστη Α το μνημείο που επισκέφτηκε ο Χρήστης Γ.

Ο Χρήστης Β είναι αρνητικός σε θέματα όπως παραδοσιακοί οικισμοί και αρχαιολογικοί χώροι και έτσι το σύστημα θα αποφύγει να του προτείνει άλλα παρόμοια σημεία ενδιαφέροντος ή ακόμη και μνημεία. Από την άλλη, η θετική του άποψη για τις συναυλίες θα οδηγήσει το σύστημα προσωποποίησης να του προτείνει και άλλες παρόμοιες δραστηριότητες.

3.3 Υπολογισμός Ομοιότητας μεταξύ Ψηφιακών Οντοτήτων

Το επόμενο λογικό βήμα μετά τη συλλογή δεδομένων είναι η επεξεργασία των δεδομένων αυτών προκειμένου να εξαχθούν κάποια χρήσιμα συμπεράσματα, όπως για παράδειγμα το ποσοστό ομοιότητας μεταξύ χρηστών, σημείων ενδιαφέροντος, διαδρομών, κτλ.

Εδώ θα περιγραφούν με λεπτομέρεια οι αλγόριθμοι υπολογισμού της ομοιότητας μεταξύ οντοτήτων, ανάλογα με τη φύση της διαθέσιμη πληροφορίας. Γενικά, ο υπολογισμός ομοιότητας χρησιμεύει στην παραγωγή συμβουλών και προτάσεων όταν δεν υπάρχουν επαρκείς πληροφορίες. Ειδικότερα, η ποσοτική έκφραση της ομοιότητας μεταξύ δύο προφίλ χρηστών μπορεί να φανεί χρήσιμη όταν διαθέτει το σύστημα επαρκή πληροφορία για τον χρήστη Α, αλλά όχι για τον χρήστη Β. Έτσι μπορεί να προτείνει στον Β τις επιτυχημένες διαδρομές του Α. Παρόμοια, αν ένας χρήστης βαθμολογήσει με υψηλή βαθμολογία ένα σημείο ενδιαφέροντος, τότε ενδεχομένως ένα παρόμοιο σημείο ενδιαφέροντος να έχει πολλές πιθανότητες να γίνει αποδεκτό από τον ίδιο χρήστη με τους ίδιους όρους όπως και το πρώτο, δηλαδή με υψηλή εκτίμηση. Η ίδια λογική μπορεί να εφαρμοστεί και στο υψηλότερο οντολογικό επίπεδο που είναι οι προτεινόμενες διαδρομές. Μια εναλλακτική χρήση αυτής της προσέγγισης είναι ο έλεγχος διπλότυπων προφίλ κατά τη διαδικασία συντήρησης της βάσης γνώσης και απομάκρυνση των διπλότυπων ή συγχώνευση τους.

Οι μέθοδοι υπολογισμού της ισότητας ή ομοιότητας διαφόρων ψηφιακών οντοτήτων βασίζονται στις μαθηματικές εξισώσεις που επεξηγούνται παρακάτω.

3.3.1 Απλή Σύγκριση Ισότητας

Στην πιο απλή της μορφή μια σύγκριση ισότητας μεταξύ δύο αντικειμένων, έστω του Α με το Β, μπορεί να εκφραστεί ως εξής:

$$M(A, B) = \{1, \text{αν } A \text{ ίσο με } B \quad 0, \text{αν } A \text{ όχι ίσο με } B \quad \text{Εξ. 1}$$

Μια τέτοια απλή σχέση εφαρμόζεται πάνω σε μεταβλητές όπως η ομιλούμενη γλώσσα, το φύλο, η κατηγορία χρήστη και σε οποιαδήποτε άλλη κατηγορική μεταβλητή. Η δυαδική έξοδος της απλής αυτής μεθόδου εξυπηρετεί επίσης και στη λήψη αποφάσεων που βασίζονται σε κανόνες (π.χ. Αν η ομιλούμενη γλώσσα του χρήστη δεν είναι η Ελληνική,

τότε τρέξε την πολυγλωσσική υποστήριξη). Επίσης η ίδια σχέση χρησιμοποιείται για τον έλεγχο ισότητας ενός αντικειμένου με τον εαυτό του.

3.3.2 Μερική Αντιστοίχιση

Η μέθοδος της μερικής αντιστοίχισης (Vosecky et al., 2009) εξυπηρετεί τον έλεγχο μέρους των διαθέσιμων δεδομένων, όπως για παράδειγμα σε στοιχεία προφίλ που έχουν δώσει οι ίδιοι οι χρήστες στο σύστημα και μπορεί να παρουσιάζουν ελλείψεις ή τυπογραφικά λάθη.

$$S(C_1, C_2) = \sum_1^n w_i M(f_{ic1}, f_{ic2}) \quad \text{Εξ. 2}$$

με:

$$M(A, B) = \begin{cases} \frac{\text{length}(B)}{\text{length}(A)}, & \text{if } A \text{ contains } B \\ \frac{\text{length}(A)}{\text{length}(B)}, & \text{if } B \text{ contains } A \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

Όπου:

f_{ic1} είναι το i_{th} πεδίο του προφίλ χρήστη $C1$ και W_i είναι το βάρος του f_i στοιχείου.

3.3.3 Ομοιότητα Αριθμητικής Κλίμακας

Στις περιπτώσεις που μια μεταβλητή μπορεί να εκφραστεί ως αριθμητική τιμή ή ημερομηνία, η ομοιότητα μπορεί να υπολογιστεί ως ο λόγος της απόλυτης διαφοράς των μεγεθών προς την κλίμακα τιμών τους (Nguyen & Nguyen, 2015). Ο τύπος που δίνει αυτό το μέγεθος παρουσιάζεται στην εξ. 3 παρακάτω.

$$s_{ij}^k = 1 - \frac{|a_i^k - a_j^k|}{\text{Max} - \text{Min}} \quad \text{Εξ. 3}$$

Όπου a^k είναι το υπό μελέτη μέγεθος (π.χ. ηλικία) και Max , Min είναι αντίστοιχα η ελάχιστη και η μέγιστη τιμή που μπορεί να λάβει το μέγεθος. Αν για παράδειγμα υπολογίζουμε την διαφορά μεταξύ δύο χρηστών ως προς την ηλικία τους, έχοντας ως δεδομένα ότι οι ηλικίες των ανθρώπων κυμαίνονται μεταξύ 0 και 100 χρονών, ότι ο A είναι 35 χρονών και ο B 40 χρονών, τότε η ομοιότητά τους ως προς το χαρακτηριστικό της ηλικίας υπολογίζεται σε: $s_{AB}=1-ABS(35-40)/100=0.95$ ή 95%.

3.3.4 Ισότητα/ομοιότητα βάσει ερωτήματος

Η μέθοδος αυτή για έλεγχο ομοιότητας εφαρμόζεται σε σύνολα ετικετών όπως είναι η συμμετοχή σε συλλόγους ή forum συζητήσεων, κάθε άλλου είδους ομαδοποιήσεις χρηστών, η συλλογή συμβολικών επιβραβεύσεων (badges) που έχει μαζέψει ένας χρήστης από τη δραστηριότητά του στην πλατφόρμα, τα προσωπικά του ενδιαφέροντα όπως έχουν δηλωθεί μέσα από μια σειρά επιλεγμένων tags, το είδος των σημείων ενδιαφέροντος που

προσελκύουν το ενδιαφέρον των χρηστών και άλλα. Η βασική ιδέα είναι να υπολογιστούν η τιμή που προκύπτει από την τομή προς την ένωση δύο συνόλων, όπως φαίνεται στην παρακάτω εξίσωση (Jaccard Similarity):

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad \text{Εξ. 4}$$

Ένας πιο πρακτικός τρόπος υπολογισμού της παραπάνω παρουσιάζεται στην Εξ. 5 (Kim & Choi, 1999):

$$S(q_1, q_2) = \frac{KN(q_1, q_2)}{\max(kn(q_1), kn(q_2))} \quad \text{Εξ. 5}$$

Όπου:

$kn()$: ο αριθμός των λέξεων-κλειδιών

$KN(q_1, q_2)$: ο αριθμός των κοινών λέξεων-κλειδιών ανάμεσα στα δύο σύνολα

3.3.5 Ισότητα/ομοιότητα με βάση τα διαστήματα αλληλοεπικάλυψης

Ο έλεγχος ομοιότητας σε συνεχή διαστήματα πραγματοποιείται με την παρακάτω εξίσωση (Nguyen & Nguyen, 2015):

$$s_{ij}^k = \frac{2 * (z_2 - z_1)}{(x_2 - x_1) + (y_2 - y_1)} \quad \text{Εξ. 6}$$

Όπου:

$a_i^k = [x_1, x_2]$ και $s_i^k = [x_1, x_2]$ τα δύο διαστήματα του a^k χαρακτηριστικού που μελετάμε και $[z_1, z_2]$ είναι η τομή των δύο διαστημάτων.

Αυτή η μέθοδος χρησιμοποιείται για να υπολογίσει το κατά πόσο είναι όμοια τα διαστήματα συμμετοχής δύο χρηστών στη διαδικτυακή πλατφόρμα (π.χ. βάση της ημερομηνίας εγγραφής τους στην πλατφόρμα), το χρονικό διάστημα επίσκεψης ενός σημείου διαφέροντος ή επακολούθησης μιας προτεινόμενης διαδρομής και άλλα.

3.3.6 Ισότητα/ομοιότητα Διακριτών Αριθμών Διάταξης

Όταν έχουμε διακριτούς αριθμούς από μια μεταβλητή διάταξης (ordered discrete numbers), τότε η ομοιότητα μπορεί να υπολογιστεί από την εξίσωση (Nguyen & Nguyen, 2015):

$$s_{ij}^k = 1 - \frac{\sum_{v=1}^n |x_v - y_v|}{n(Max - Min)} \quad \text{Εξ. 7}$$

Όπου:

$a_i = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ και $a_j = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ είναι δύο διανύσματα αποτελούμενα από τιμές μεγεθών του χαρακτηριστικού α δύο ψηφιακών αντικειμένων i και j . Οι τιμές είναι περιορισμένες στο διάστημα $[Min, Max]$.

Αυτή η μέθοδος μπορεί να εφαρμοστεί στα αποτελέσματα διαφόρων ερωτηματολογίων αξιολόγησης της εμπειρίας του χρήστη, αξιολόγησης μεμονωμένων σημείων ενδιαφέροντος ή προτεινόμενων διαδρομών.

3.3.7 Ισότητα/ομοιότητα μη Διατεταγμένων Διακριτών Αριθμών

Όταν οι αριθμοί είναι μη-διατεταγμένοι, όπως παραδείγματος χάρη στην περίπτωση αποτελεσμάτων αξιολόγησης διαφορετικών σημείων ενδιαφέροντος, η του συνολικού αποτελέσματος από διαφορετικά ερωτηματολόγια, τότε η Εξ. 7 αντικαθίσταται από την εξίσωση:

$$s_{ij}^k = 1 - \frac{1}{m} \left(\frac{\sum_{v=1}^n |x'_v - y'_v|}{Max - Min} + (m - n) \right) \quad \text{Εξ. 8}$$

Όπου:

$a_i = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ και $a_j = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ είναι δύο διανύσματα αποτελούμενα από τιμές μεγεθών του χαρακτηριστικού α δύο ψηφιακών αντικειμένων i και j , ενώ τα n και m είναι το μέγεθος από τα σύνολα με το m να είναι το μεγαλύτερο από τα δυο. Όπως και προηγούμενα οι τιμές των μεγεθών είναι περιορισμένες στο διάστημα $[Min, Max]$.

3.3.8 Υπολογισμός Συνολικού Σκορ

Εφόσον υπολογιστούν τα σκορ ομοιότητας από τις επιμέρους μεταβλητές για κάθε ένα χαρακτηριστικό των ψηφιακών οντοτήτων με βάση τις εξισώσεις από Εξ. 1 έως Εξ. 8, τότε υπολογίζεται το συνολικό σκορ ομοιότητας με βάση:

$$s_{ij} = \sum_{k=1}^n w^k * s_{ij}^k \quad \text{Εξ. 9}$$

Όπου:

w^k είναι το βάρος (weight) κάθε παραμέτρου s_{ij} που συμμετέχει στη συνολική αξιολόγηση. Επίσης για τα βάρη ισχύει:

$$\sum_{k=1}^n w_k = 1 \quad \text{Εξ. 10}$$

Ο υπολογισμός βαρών για κάθε ένα χαρακτηριστικό ορίζεται αρχικά με βάση ένα σύνολο αυθαίρετων τιμών (ή ίσων τιμών για όλα) και στη συνέχεια τα βάρη αυτά θα αναπροσαρμόζονται ανάλογα με τα αποτελέσματα των πιλοτικών εφαρμογών. Μερικά παραδείγματα παρουσιάζονται στους δύο ακόλουθους πίνακες.

Πίνακας 3. Παράδειγμα απόδοσης αρχικών βαρών στο προφίλ χρήστη

A/A	Παράμετρος προφίλ χρήστη	Τύπος Δεδομένων	Μέθοδος	Αρχικό Βάρος
3	Ημερομηνία γέννησης	Ημερομηνία/Ωρα	Εξ. 3, Εξ. 6	0.05
4	Ημερομηνία εγγραφής	Ημερομηνία/Ωρα	Εξ. 6	0.05
5	Εκπαίδευση (χρόνια)	Μικρός Ακέραιος Αριθμός	Εξ. 3	0.1
6	Ικανότητα χρήσης; Υπολογιστή	Μικρός Ακέραιος Αριθμός	Εξ. 1, Εξ. 3	0.05
7	Ομιλούμενες γλώσσες	Λίστα/Πίνακας συμβολοσειρών	Εξ. 4	0.05
8	Χώρα παραμονής	ISO country codes	Εξ. 1	0.05
9	Κατηγορία χρήστη	Αλφαριθμητικό	Εξ. 1	0.1
10	Φύλο	Διαδικό Αντικείμενο	Εξ. 1	0.05
11	Χόμπι και ενδιαφέροντα	Λίστα/Πίνακας Αλφαριθμητικών	Εξ. 4	1.5
12	Θέματα προσβασιμότητας	Λίστα/Πίνακας Αλφαριθμητικών	Εξ. 4	0.05
13	Συμμετοχή σε ομάδες χρηστών	Λίστα/Πίνακας Αλφαριθμητικών	Εξ. 2, Εξ. 4	0.05
14	Πόντοι gamification	Ακέραιος Αριθμός	Εξ. 3	0.05
15	Συμβολικές επιβραβεύσεις (badges)	Λίστα/Πίνακας Αλφαριθμητικών	Εξ. 4	0.05

16	Αξιολογήσεις σημείων ενδιαφέροντος και διαδρομών	Σύνθετο αντικείμενο	Εξ. 7, Εξ. 8	0.1
17	Σημεία ενδιαφέροντος που έχει επισκεφτεί	Λίστα/Πίνακας (από POIID)	Εξ. 4, Εξ. 5	0.05
Σύνολο				1.0

Πίνακας 4. Παράδειγμα απόδοσης αρχικών βαρών στο προφίλ σημείου ενδιαφέροντος

A/A	Παράμετρος προφίλ POI	Τύπος Δεδομένων	Μέθοδος	Αρχικό Βάρος
1	Τίτλος	Αλφαριθμητικό	Εξ. 1, Εξ. 2	0.05
2	Σύντομη περιγραφή	Αλφαριθμητικό	Εξ. 3 στο μήκος του κειμένου	0.01
3	Αναλυτική περιγραφή	Αλφαριθμητικό	Εξ. 3 στο μήκος του κειμένου	0.01
4	Κατηγορία	Αλφαριθμητικό	Εξ. 1	0.1
5	Υποκατηγορία	Αλφαριθμητικό	Εξ. 1	0.1
6	Ιστορική Περίοδος	Αλφαριθμητικό	Εξ. 1, Εξ. 6 στον αριθμό αιώνων	0.05
7	Γεωγραφική θέση	Λίστα δεκαδικών αριθμών	Εξ. 1, Υπολογισμός Ευκλείδειας απόστασης	0.1
8	Περιφέρεια	Αλφαριθμητικό	Εξ. 1	0.01
9	Περιφερειακή ενότητα	Αλφαριθμητικό	Εξ. 1	0.01
10	Δήμος	Αλφαριθμητικό	Εξ. 1	0.01
11	Χώρος	Αλφαριθμητικό	Εξ. 1	0.01
12	Διεύθυνση (Οδός, αριθμός, ΤΚ, Περιοχή)	Σύνθετο αντικείμενο	{Δεν εφαρμόζεται}	0.01

13	Τηλέφωνο επικοινωνίας	Αλφαριθμητικό	Εξ. 1 ή δεν εφαρμόζεται έλεγχος	-
14	email	Αλφαριθμητικό	Εξ. 1 ή δεν εφαρμόζεται έλεγχος	-
15	Website	Αλφαριθμητικό	Εξ. 1 ή δεν εφαρμόζεται έλεγχος	-
16	Χρόνος λειτουργίας		Εξ. 6	0.01
17	Ημερομηνία διεξαγωγής δραστηριότητας	Ημερομηνία/Ωρα	Εξ. 6	0.1
18	Απαιτούμενη διάρκεια	Ώρα	Εξ. 3	0.05
19	Κόστος εισιτηρίου	Δεκαδικός αριθμός	Εξ. 3	0.05
20	ΑΜΕΑ	Δυαδικό	Εξ. 1	0.05
21	Ομαδικές επισκέψεις	Δυαδικό	Εξ. 1	0.01
22	Βαθμός δυσκολίας	Ακέραιος αριθμός	Εξ. 3	0.01
23	Φωτογραφίες	Σύνθετο αντικείμενο	Εξ. 3 στον αριθμό αρχείων ή δεν εφαρμόζεται έλεγχος	0
24	Βίντεο	Σύνθετο αντικείμενο	Εξ. 3 στον αριθμό αρχείων ή δεν εφαρμόζεται έλεγχος	0
25	Συναφή POI	Λίστα/Πίνακας (από POIId)	Εξ. 4, Εξ. 5	0.1
26	Κοντινά POI	Λίστα/Πίνακας (από POIId)	Εξ. 4, Εξ. 5	0.1
Σύνολο				1.0

3.3.9 Ταξινόμηση Ψηφιακών Οντοτήτων

Μετά την εκτίμηση της ομοιότητας ενός χρήστη ή ενός σημείου διαφέροντος σε σχέση με τα άλλα ομοειδή αντικείμενα της βάσης δεδομένων, ακολουθεί η ταξινόμηση. Πέρα από την κατηγοριοποίηση των χρηστών ανάλογα με την κατηγορία στην οποία ανήκουν (π.χ. τουρίστες, τοπικοί οδηγοί, κτλ), η ταξινόμηση των προφίλ χρηστών είναι η διαδικασία ‘εκμάθησης’ των χρηστών μέσω της παρατήρησης της συμπεριφοράς τους όπως αυτή έχει καταγραφεί μέσα από τα αρχεία καταγραφής.

Ο υπολογισμός της ομοιότητας μεταξύ προφίλ χρηστών είναι ένα απαραίτητο βήμα για την ταξινόμηση. Το επόμενο βήμα είναι ο υπολογισμός της ‘πυκνότητας’ των προφίλ που περικλείουν έναν χρήστη k χρησιμοποιώντας την παρακάτω εξίσωση (Gaikwad & Sane, 2014):

$$D_k(Z_k) = \frac{1}{1 + \sum_{i=1}^{k-1} \frac{\text{dist}(x_k, x_i)}{k-1}} \quad \text{Εξ. 11}$$

Όπου:

$k-1$ είναι όλα τα προφίλ χρηστών στην πλατφόρμα, D_k είναι η πυκνότητα των δεδομένων Z_k τα οποία περικλείουν το προφίλ χρήστη user k . Η Εξ. 11 εκφράζει σε μια απλουστευμένη μορφή την πυκνότητα των προφίλ χρηστών καθώς υπολογίζει απλά την Ευκλείδεια απόσταση (αντί για τα τετράγωνα των αποστάσεων) εξαιτίας του γεγονότος ότι τα δεδομένα αντιπροσωπεύονται από θετικές και μόνο τιμές.

Το προφίλ ενός χρήστη ταξινομείται αμέσως μετά αφού υπολογιστεί το συνολικό σκορ ομοιότητας με τους άλλους χρήστες βάσει της Εξ. 9. Η μικρότερη απόσταση σημαίνει υψηλότερη ομοιότητα και τελικά ο νέος χρήστης ταξινομείται στην κλάση με τους χρήστες που έχει τις μικρότερες διαφορές. Οι απαιτήσεις σε υπολογιστική ισχύ και χρόνο για υπολογισμό όλων αυτών των παραμέτρων εξαρτάται από τον όγκο των δεδομένων (τον αριθμό των χρηστών που διατηρούν προφίλ στο σύστημα) όπως επίσης και από τον αριθμό των παραμέτρων που λαμβάνουν μέρος στους υπολογισμούς.

3.4 Ταξινόμηση Χρηστών με βάση το προφίλ και το Ιστορικό τους

Σχετικά με την εξατομίκευση, μια λύση είναι να δίνουμε τη δυνατότητα στους χρήστες να ελέγχουν σε ένα βαθμό τη διαδικασία προσαρμογής (Bunt et al., 2010). Μια άλλη προσέγγιση είναι να βασίσουμε την προσαρμογή της διεπαφής και του περιεχομένου στα στοιχεία που αλλάζουν λιγότερο συχνά (Arazy et al., 2015). Επίσης, αρκετά μεγάλη μερίδα της βιβλιογραφίας ασχολείται με την αλγοριθμική πρόβλεψη των χαρακτηριστικών προσωπικότητας με βάση την παρατηρούμενη διαδικτυακή συμπεριφορά (Alam et al., 2013).

Στο έργο e-ΧΝΗΛΑΤΗΣ υλοποιείται μια υβριδική τεχνική κατά την οποία αρχικά υπάρχουν κάποια μοντέλα προσωποτήτων που έχουν προσδιοριστεί εκ των προτέρων (Personas), αλλά στη συνέχεια ακολουθείται μια μη-επιβλεπόμενη (unsupervised) τεχνική για να ανακαλυφθούν κατηγοριοποιήσεις που κρύβονται πίσω από μη χαρακτηρισμένα δεδομένα όπως αυτά που θα συλλεχθούν από το ιστορικό των χρηστών.

Έτσι λοιπόν, αρχικά και καθόσον το προφίλ του χρήστη έχει ικανοποιητικά δεδομένα, το σύστημα κατατάσσει κάθε νέο χρήστη με βάση μια προδιαγεγραμμένη συλλογή Personas όπως λόγου χάρη αυτά που παρουσίασε ο Πίνακας 1. Στη συνέχεια όπως θα εξετάσουμε παρακάτω, το σύστημα εκμεταλλεύεται καλύτερα τις διαθέσιμες πληροφορίες ιστορικού πλοήγησης για κάθε χρήστη προκειμένου να τον ταξινομήσει με βάση τεχνικές cluster analysis. Η ταξινόμηση είναι χρήσιμη στον προσδιορισμό των προφίλ χρηστών που παρουσιάζουν ομοιότητα ως προς τα χαρακτηριστικά τους και το ιστορικό πλοήγησης προκειμένου να προταθούν οι καλύτερες δυνατές προσαρμογές διεπαφής και περιεχομένου.

Η τεχνική ταξινόμησης χρηστών με βάση το προφίλ τους σε σχέση με την πλοηγητική τους συμπεριφορά παρουσιάζεται στα παρακάτω εδάφια.

4 ΕΞΑΤΟΜΙΚΕΥΣΗ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΟΥ

4.1 Εξατομίκευση Σημείων Ενδιαφέροντος

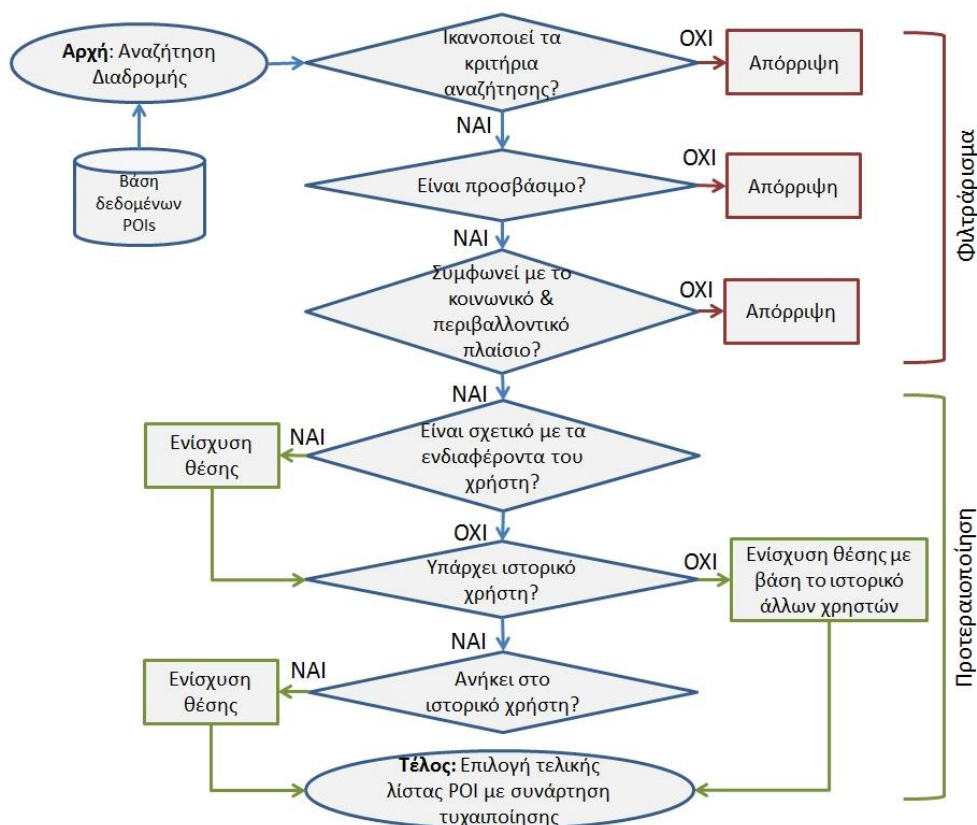
Μια από τις βασικότερες υπηρεσίες της πλατφόρμας e-ΧΝΗΛΑΤΗΣ είναι η παροχή συμβουλών σχετικά με τα πιθανά σημεία ενδιαφέροντος κατά μήκος μιας χαρασσόμενης στο χάρτη διαδρομής. Αυτές οι συμβουλές αρχικά παρέχονται ως σύνολα από σημεία ενδιαφέροντος τα οποία πρέπει να φιλτραριστούν προκειμένου να προσαρμοστούν στις ιδιαίτερες ανάγκες και ενδιαφέροντα του καθενός χρήστη. Η εξατομίκευση του περιεχομένου λοιπόν γίνεται ορατή στον χρήστη μέσω της εφαρμογής φίλτρων επιλογής και αλγορίθμων ταξινόμησης της σειράς εμφάνισης των αποτελεσμάτων ανάλογα με το βαθμό που εκτιμάται ότι ο χρήστης θα ενδιαφερθεί για τα προτεινόμενα σημεία ενδιαφέροντος. Βασικό στοιχείο της λογικής πίσω από την εξατομίκευση είναι η υπόθεση ότι χρήστες με παρόμοια προσωπικότητα αναμένεται να παρουσιάσουν κοινά συμπεριφορικά πρότυπα μέσα στο ψηφιακό περιβάλλον (Souri et al., 2018).

Δεδομένου ενός συνόλου $S_k = \{POI_1, POI_2, \dots, POI_n\}$ ως είσοδος, η υπηρεσία προσωποποίησης θα εξατομικεύσει αρχικά το σύνολο των προτεινόμενων σημείων ενδιαφέροντος επιστρέφοντας ένα $S'_k = \{POI_1, POI_2, \dots, POI_m\}$ το οποίο θα είναι υποσύνολο του S_k ($m < n$). Σε δεύτερο βαθμό θα κατατάξει τα στοιχεία του S'_k κατά τρόπο ώστε τα στοιχεία στην αρχή της λίστας να έχουν υψηλότερες πιθανότητες να ενδιαφέρουν τον χρήστη. Τέλος μια συνάρτηση 'ψευδοτυχαιοποίησης' (pseudorandomization) θα χρησιμοποιηθεί για να επιλέξει τα τελικά στοιχεία και θα επιστρέψει τον πίνακα S'_f ο οποίος θα αποτελέσει την είσοδο στη διαδικασία δημιουργίας της προτεινόμενης διαδρομής (και της σειράς επίσκεψης των σημείων ενδιαφέροντος). Η όλη διαδικασία ακολουθεί τα παρακάτω βήματα:

1. Το πρώτο βήμα είναι η απομάκρυνση των σημείων ενδιαφέροντος τα οποία δεν μπορούν να προσπελαστούν από τον χρήστη λόγω προβλημάτων προσβασιμότητας. Γίνεται έλεγχος αν πληρούνται οι προϋποθέσεις προσβασιμότητας για κάθε POI_k που ανήκει S_k .
2. Το δεύτερο βήμα είναι η απομάκρυνση αυτών των σημείων ενδιαφέροντος τα οποία δε μπορούν να προσπελαστούν λόγω άλλων δυσκολιών όπως είναι ο καιρός και οι τρέχουσες περιβαλλοντικές συνθήκες, η μεγάλη απόσταση ή ο απαιτούμενος χρόνος που υπερβαίνουν τα κριτήρια αναζήτησης που έδωσε ο χρήστης, το ωράριο λειτουργίας ή η διαθεσιμότητα του σημείου ενδιαφέροντος τη δεδομένη στιγμή, το τρέχον κοινωνικό πλαίσιο και το γεγονός ότι ο χρήστης έχει ξαναεπισκεφτεί το σημείο.

3. Στη συνέχεια βαθμολογούνται ως προς τη σχετικότητα τους με τον χρήστη όλα τα σημεία ενδιαφέροντος που έχουν παραμείνει στη λίστα. Αυτό γίνεται με έλεγχο της ομοιοτήτων των δηλωθέντων ενδιαφερόντων του χρήστη με τις κατηγορίες και υποκατηγορίες των σημείων ενδιαφέροντος της λίστας. Όσα POIs εμπίπτουν στις κατηγορίες που ενδιαφέρουν τον χρήστη, τοποθετούνται πάνω-πάνω στη λίστα, ενώ τα υπόλοιπα μετακινούνται σταδιακά προς τα κάτω. Το ίδιο συμβαίνει και για τα σημεία ενδιαφέροντος που θα βρεθούν στο ιστορικό του χρήστη: αν είναι της ίδιας κατηγορίας ή/και υποκατηγορίας με το προτεινόμενο, τότε προωθούν το προτεινόμενο προς τα πάνω στην αξιολογική σειρά. Απουσία ικανοποιητικού ιστορικού χρήστη λαμβάνονται άποψη άλλοι παρόμοιοι χρήστες της πλατφόρμας όπως εξηγείται στο βήμα 4.
4. Αυτό το βήμα ενισχύει βαθμολογικά τα σημεία ενδιαφέροντος τα οποία έχουν επισκεφτεί άλλοι χρήστες που παρουσιάζουν μεγάλη ομοιότητα με τον χρήστη για τον οποίο ετοιμάζεται μια πρόταση διαδρομής. Επιλέγονται οι X πρώτοι χρήστες με την υψηλότερη βαθμολογία ομοιότητας προφίλ σύμφωνα με την Εξ. 9, ενώ λαμβάνονται υπόψη τα στοιχεία που παρουσίασε ο Πίνακας 1. Όσες φορές τα σημεία ενδιαφέροντος του S_k περιλαμβάνονται στο ιστορικό επισκέψεων των χρηστών των X χρηστών, τόσο ανεβαίνουν αυτά στη σειρά κατάταξης. Το ποσοστό της αναβάθμισης θέσης του καθενός σημείου ενδιαφέροντος εξαρτάται και από την βαθμολογία που τυχόν έχουν δώσει οι X χρήστες.
5. Στο τελευταίο βήμα μια γεννήτρια ψευδοτυχαίων αριθμών (pseudorandomize) θα χρησιμοποιηθεί για να επιλέξει τις θέσεις των στοιχείων του πίνακα S_k οι οποίες τελικά επιλέγονται για να εκπροσωπήσουν τα επιλεχθέντα σημεία ενδιαφέροντος στον τελικό πίνακα S'_f . Η συνάρτηση αυτή ακολουθεί ένα πρότυπο (pattern) το οποίο δίνει περισσότερες πιθανότητες να επιλεγούν τα ανώτερα στοιχεία του πίνακα και λιγότερο τα χαμηλότερα.

Η συνολική διαδικασία παρουσιάζεται διαγραμματικά στο παρακάτω σχήμα (Εικόνα 5). Να σημειωθεί ότι το βήμα 5 είναι πολύ σημαντικό για να υπάρχει -μαζί με την εξατομίκευση- και η κατάλληλη ανακύκλωση του διαθέσιμου υλικού (circulation) προκειμένου να υπάρχει η απαιτούμενη ανανέωση στις προτάσεις που παράγει το σύστημα και να αποφευχθεί έτσι η βαρετή επανάληψη των ίδιων αποτελεσμάτων. Περισσότερα για την επιλογή των τελικών σημείων ενδιαφέροντος παρουσιάζονται παρακάτω.



Εικόνα 5. Διαδικασία επιλογής και κατάταξης των προτεινόμενων σημείων ενδιαφέροντος χάριν εξατομίκευσης

4.2 Επιλογή Σημείων Ενδιαφέροντος με βάση Πιθανοτικές Κατανομές

Η ανάγκη ανανέωσης του περιεχομένου σε συνδυασμό με την εξατομίκευση δημιουργούν την ανάγκη να υπάρχει μια μηχανή επιλογής σημείων ενδιαφέροντος από μια διαθέσιμη λίστα που προέκυψε μετά από φιλτράρισμα και 'προτεραιοποίηση' των διαθέσιμων αποτελεσμάτων. Η μηχανή αυτή δεν είναι άλλη από μια γεννήτρια ψευδοτυχαίων αριθμών που θα χρησιμοποιηθεί για να δείχνει τις θέσεις του πίνακα από τις οποίες θα επιλεγούν τα τελικά σημεία ενδιαφέροντος (Pseudo-random number sampling). Η ακολουθία των σημείων που θα παράγεται θα είναι τυχαία μεν, δηλαδή δεν θα ακολουθεί κάποιο μοτίβο, αλλά από την άλλη μπορεί να βασίζει τη λειτουργία της σε κάποιες κατανομές πιθανότητας. Έτσι θα επιλέγονται τυχαίες θέσεις από τον πίνακα των σημείων ενδιαφέροντος με βάση μια συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας. Σε κάθε περίπτωση μιλάμε για δειγματοληψία χωρίς επανατοποθέτηση.

Στην απλούστερη μορφή της, με βάση μια πεπερασμένη διακριτή κατανομή με n στοιχεία, η δειγματοληψία ξεκινάει με τον διαχωρισμό του μήκος της λίστας των προτεινόμενων σημείων ενδιαφέροντος σε n ισομήκη διαστήματα. Στη συνέχεια επιλέγεται ένας εκπρόσωπος από κάθε ένα διάστημα (**Τυχαία Δειγματοληψία**). Αλλά για να αποφύγουμε

το υπολογιστικό κόστος για κλήση της συνάρτησης επιλογής τυχαίου αριθμού για κάθε διάστημα, ακολουθούμε **Συστηματική Δειγματοληψία**. Η επιλογή n σημείων ενδιαφέροντος από τη λίστα τυχαία διατεταγμένων στοιχείων μεγέθους N γίνεται ακολουθώντας τα παρακάτω βήματα:

1. Υπολογίζεται το διάστημα της δειγματοληψίας που είναι ίσο με N/n .
2. Γίνεται τυχαία επιλογή ενός σημείου εκκίνησης i από την πρώτη θέση έως την N/n .
3. Επιλέγονται οι θέσεις: $[i, i+N/n, i+2N/n, \dots, i+(n-1)N/n]$

Η παραπάνω μέθοδος χρησιμοποιείται όταν θέλουμε να επιλέξουμε σημεία ενδιαφέροντος ομοιόμορφα από όλο το εύρος των διαθέσιμων επιλογών που έχουμε αλλά χωρίς να λαμβάνουμε υπόψη τις κατηγορίες των σημείων ενδιαφέροντος. Πράγματι, αν οι συχνότητες των κατηγοριών (π.χ. Αρχαιολογικοί τόποι, παραδοσιακοί οικισμοί, κτλ) δεν εκπροσωπούνται το ίδιο μέσα στο δείγμα, τότε οι πιο σπάνιες κατηγορίες ενδεχομένως να λείπουν από τη λίστα των τελικών αποτελεσμάτων. Για να ξεπεραστεί αυτό το πρόβλημα χρησιμοποιούμε τη **Στρωματοποιημένη Δειγματοληψία** κατά την οποία ακολουθείται αναλογικός επιμερισμός (proportional allocation) του συνολικού δείγματος στα επιμέρους στρώματα (ή κατηγορίες στην περίπτωση μας). Σύμφωνα με αυτή τη μέθοδο δειγματοληψίας χωρίζουμε το δείγμα στις κατηγορίες που μας ενδιαφέρουν και στη συνέχεια επιλέγουμε έναν αριθμό από δείγματα από την κάθε κατηγορία σύμφωνα με τον ακόλουθο βηματισμό:

1. Καθορίζεται ο αριθμός των κατηγοριών ή υποκατηγοριών των σημείων ενδιαφέροντος. Έστω S το μέγεθος του πίνακα POI και N ο αριθμός των κατηγοριών ή υποκατηγοριών (προκύπτει από την ταξινόμια των POIs).
2. Ο αριθμός N περιορίζεται σε έναν μικρότερο αριθμό N' από κατηγορίες ανάλογα με τα αποτελέσματα του φιλτραρίσματος (ή ακατάλληλων για τις τρέχουσες συνθήκες κατηγοριών από σημεία ενδιαφέροντος).
3. Για κάθε κατηγορία υπολογίζεται το μέγεθος των σημείων ενδιαφέροντος που περιέχει, έστω N'_i .
4. Αν θέλουμε m αριθμό σημείων ενδιαφέροντος στην τελική λίστα, τότε από κάθε στρώμα επιλέγονται με τη μέθοδο της **Τυχαίας Δειγματοληψίας** K_i στοιχεία, όπου $K_i = \text{Floor} (m \times N'_i / S)$.
5. Απομάκρυνση από τη λίστα τυχόν μη προσβάσιμων σημείων ενδιαφέροντος σε περίπτωση που υπάρχουν κινησιολογικά ή άλλα σοβαρά αισθητηριακά προβλήματα

Για ευκολία στην κατανόηση, έστω ότι έχουμε 1000 σημεία ενδιαφέροντος που χωρίζονται σε 10 κατηγορίες, εκ των οποίων οι 8 ενδιαφέρουν το χρήστη και έχουν πληθυσμό η κάθε μία όπως φαίνεται και τα παρουσιάζει ο πίνακας 5. Στο παράδειγμα αυτό θεωρούμε επιθυμητό αριθμό σημείων ενδιαφέροντος (ανάλογα με τα κριτήρια αναζήτησης του χρήστη και το διαθέσιμο χρόνο του) ίσο με 50.

Πίνακας 5. Κατηγορίες σημείων ενδιαφέροντος και ενδεικτικές συχνότητες για το αριθμητικό παράδειγμα της Στρωματοποιημένης Δειγματοληψίας για έστω 50 επιλεγθέντα σημεία

A/A	Όνομα Κατηγορίας	Πληθυσμός	Αριθμός επιλεγθέντων στοιχείων
1	Εκδήλωση	12	$K_1 = \text{Floor} (50 \times 12 / 1000) = \text{Floor} (0.512) = 0$
2	Ιστορικό Αξιοθέατο	87	$K_2 = \text{Floor} (50 \times 87 / 1000) = \text{Floor} (4.35) = 4$
3	Χώρος παροχής υγείας/Ευεξίας	22	$K_3 = \text{Floor} (50 \times 22 / 1000) = \text{Floor} (1.1) = 1$
4	Μουσείο	91	$K_4 = \text{Floor} (50 \times 91 / 1000) = \text{Floor} (4.55) = 4$
5	Οικιστικό Σύνολο	231	$K_5 = \text{Floor} (50 \times 231 / 1000) = \text{Floor} (11.55) = 11$
6	Θρησκευτικό Αξιοθέατο	259	$K_6 = \text{Floor} (50 \times 259 / 1000) = \text{Floor} (12.95) = 12$
7	Υπαίθρια Δραστηριότητα	109	$K_7 = \text{Floor} (50 \times 109 / 1000) = \text{Floor} (5.45) = 5$
8	Φυσικός Τόπος	189	$K_8 = \text{Floor} (50 \times 189 / 1000) = \text{Floor} (9.45) = 9$

Παρατηρούμε ότι στις κατηγορίες σημείων ενδιαφέροντος με χαμηλές συχνότητες (μικρό αριθμό εκπροσώπων), υπάρχει περίπτωση να μην προκύψει κανένας τυχερός νικητής και έτσι η συγκεκριμένη κατηγορία να μην εκπροσωπείται στο τελικό δείγμα. Αυτό συμβαίνει σε πολύ χαμηλές συχνότητες, στο παράδειγμά μας κάτω από 20. Με την εφαρμογή της Στρωματοποιημένης Δειγματοληψίας στα παράδειγμά μας έχουμε το αποτέλεσμα της επιλογής 46 σημείων ενδιαφέροντος τα οποία ενδεχομένως να μειωθούν περισσότερο αν τυχόν υπάρχουν άλυτα θέματα προσβασιμότητας (βήμα 5). Σε περίπτωση που μειωθεί αισθητά αυτός ο αριθμός μπορεί να καλείται επαναληπτικά η διαδικασία με μεγαλύτερο

αριθμό επιθυμητών σημείων ενδιαφέροντος έτσι ώστε να μειώνονται οι άγονες κατηγορίες (κατηγορίες σημείων ενδιαφέροντος που δεν δίνουν καμία τυχερή θέση λόγω του μικρού τους μεγέθους). Τα 46 σημεία ενδιαφέροντος που προέκυψαν στο παραπάνω παράδειγμα θα τροφοδοτήσουν τον ανάλογο μηχανισμό ο οποίος θα επιστρέψει στον χρήστη ένα σύνολο από διαδρομές που θα ανακυκλώνουν αυτά τα σημεία σε διάφορους συνδυασμούς.

Η Στρωματοποιημένη Δειγματοληψία μπορεί να συνδυαστεί είτε με την Τυχαία Δειγματοληψία (Stratified Random Sampling) για να συνδυάσει τα πλεονεκτήματα των δύο δηλαδή την τυχαιότητα και την κάλυψη του δειγματοληπτικού πλαισίου (Ηλιοπούλου, 2017), είτε με τη Συστηματική Δειγματοληψία στο επίπεδο των κατηγοριών προκειμένου να δώσει γρήγορα τελικά αποτελέσματα στη διαδικασία δημιουργίας προτεινόμενων διαδρομών (Stratified Systematic Sampling).

Οι λύσεις που εφαρμόστηκαν μέχρι στιγμής λαμβάνουν σημεία ενδιαφέροντος από την ταξινομημένη λίστα με ομοιόμορφο τρόπο, δηλαδή ένα στοιχείο που βρίσκεται ψηλά στη λίστα έχει τις ίδιες πιθανότητες να επιλεγεί σε σχέση με κάποιο που βρίσκεται χαμηλά στη λίστα. Αυτό είναι ικανοποιητικό για το αποτέλεσμα που προκύπτει μετά από το ‘Φιλτράρισμα’ καθώς η σχετική θέση κάθε σημείου ενδιαφέροντος διατηρείται στον τελικό πίνακα, δηλαδή τα στοιχεία θα παρουσιαστούν στον χρήστη με τη σειρά που είχαν αρχικά προταθεί, άρα η προτεραιότητα που δίδεται στα στοιχεία έχει νόημα και χρησιμότητα.

Για να ενισχυθεί όπως η σημασία της ‘Προτεραιοποίησης’ όπως εξηγείται στην Εικόνα 5, χρειαζόμαστε μια μέθοδο δειγματοληψίας η οποία να λαμβάνει περισσότερα δείγματα από τις υψηλές θέσεις της λίστας και λιγότερα από τις χαμηλές. Έτσι οδηγούμαστε σε μια γεωμετρική ή εκθετική δειγματοληπτική συνάρτηση η οποία θα δώσει στην χρήστη πιο ισχυρή εξατομίκευση περιεχομένου ανάλογα με τις προτιμήσεις του. Η **Γεωμετρική Δειγματοληπτική Συνάρτηση** δίδεται από τον τύπο:

$$i_v = i_1 \lambda^{v-1} \quad \text{Εξ. 12}$$

Όπου:

λ είναι ο λόγος της γεωμετρικής προόδου (μη μηδενική σταθερή ποσότητα) και i_v το στοιχείο της θέσης v .

Από την άλλη, η **Εκθετική Δειγματοληπτική Συνάρτηση** δίδεται από τον τύπο:

$$i_v = \lambda^x \quad \text{Εξ. 13}$$

Όπου λ ένας συντελεστής μεγαλύτερος της μονάδας.

Για παράδειγμα, στην περίπτωση της γεωμετρικής συνάρτησης (Εξ. 12) το αποτέλεσμα για $\lambda=2$ δίνει τη λίστα που φαίνεται στην τέταρτη στήλη του πίνακα 6, ενώ στην περίπτωση της εκθετικής (Εξ. 13) για $\lambda=1.3$ το αποτέλεσμα φαίνεται στην τελευταία στήλη του ίδιου πίνακα.

Πίνακας 6. Σύγκριση αποτελεσμάτων επιλογής POI με τη χρήση διαφόρων δειγματοληπτικών συναρτήσεων για επιλογή 15 σημείων από μια λίστα με 100 σημεία

A/A	Τυχαία	Συστηματική (εκκίνηση 2)	Γεωμετρική ($\lambda=1,25$)	Εκθετική ($\lambda=1,3$)
1	8	2	3	1
2	9	8	4*	2*
3	12	14	5	3*
4	16	20	7	4
5	24	26	9	6
6	29	32	11	8
7	31	38	14	10
8	34	44	17	13
9	60	50	22	17
10	63	56	27	23
11	65	62	34	30
12	82	68	43	39
13	83	74	54	51
14	89	80	68	66
15	92	86	85	86

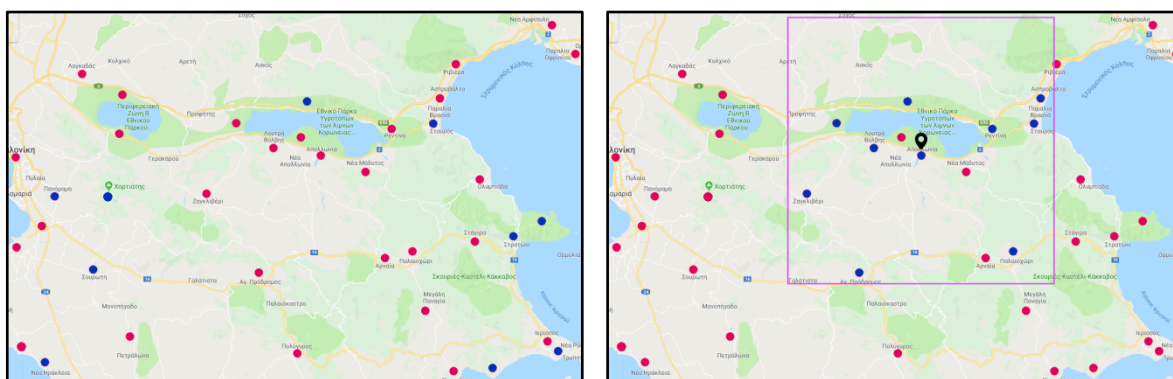
* Η δειγματοληπτική συνάρτηση μπορεί να δώσει την ίδια θέση δύο διαδοχικές φορές, ιδίως στις πρώτες θέσεις. Σε αυτή την περίπτωση ο αριθμός παραλείπεται και λογίζεται ο επόμενος.

Στη συστηματική δειγματοληπτική συνάρτηση έγινε τυχαία επιλογή ενός αριθμού από το 1 έως το $\text{Trunc}(N/n)=\text{Trunc}(100/15)=6$, ο οποίος έτυχε να είναι το 2. Στη γεωμετρική λήφθηκε ως σημείο εκκίνησης το 3 (τυχαία επιλογή από 1 έως 6) και $\lambda=1.25$. Τέλος, στο παράδειγμα της εκθετικής λήφθηκε ως αρχικό σημείο το πρώτο στοιχείο της λίστας.

Η σχέση που ενώνει μεταξύ τους τις διάφορες δειγματοληπτικές συναρτήσεις είναι απλή: 1) Αρχικά θα λειτουργεί η εκθετική για να δώσει έμφαση στις προτιμήσεις του χρήστη και εφόσον υπάρχει σημαντικός αριθμός από σημεία ενδιαφέροντος που δεν έχει επισκεφθεί ακόμη. 2) Με τις πρώτες δυσκολίες επιλογής σημείων ενδιαφέροντος ενεργοποιείται η γεωμετρική συνάρτηση. 3) Στους ώριμους (experienced) χρήστες ενεργοποιούνται η συστηματική και η τυχαία συνάρτηση οι οποίες εκ φύσεως αυξάνουν τις κατηγορίες και υποκατηγορίες των προορισμών ανεξάρτητα από τις προτιμήσεις του χρήστη για να εξασφαλιστεί η απαραίτητη ‘ανακύκλωση’ του προτεινόμενου περιεχομένου. Στην περίπτωση αυτή η ‘προτεραιοποίηση’ ως βήμα στην Εικόνα 5 παραλείπεται για να εξοικονομήσει υπολογιστικούς πόρους καθώς η κατάταξη των προορισμών δεν έχει νόημα σε μια τυχαία δειγματοληψία.

Τέλος, υπάρχει μια ακόμη κατηγορία δειγματοληπτικής μεθόδου η οποία είναι δυσδιάστατη και χρησιμοποιείται πάνω σε περιβάλλον χάρτη. Σε περίπτωση που ο χρήστης ενδιαφέρεται για το τι υπάρχει γύρω από τη τρέχουσα θέση του με βάση τα στοιχεία από το GPS, τότε ενεργοποιείται η **Χωρική Δειγματοληψία** (spatial sampling) η οποία εφαρμόζεται σε μια οριοθετημένη γεωγραφική περιοχή (κύκλος ή τετράγωνο γύρω από το τρέχον σημείο του χρήστη). Καθώς τα στοιχεία που μας ενδιαφέρουν είναι σημεία ενδιαφέροντος, τότε μιλάμε για **Σημειακή Χωρική Δειγματοληψία**.

Η τυχαία δειγματοληψία πραγματοποιείται με τυχαία επιλογή ενός αριθμού x από X_1 έως X_2 που είναι τα δύο άκρα του διαστήματος $[x-R/2, x+R/2]$ και ενός ακόμη αριθμού y από Y_1 έως Y_2 που είναι τα αντίστοιχα άκρα του διαστήματος $[y-R/2, y+R/2]$ με το R να καθορίζει το μέγεθος της περιοχής αναζήτησης ανάλογα και με την κλίμακα του χάρτη. Κάθε φορά επιλέγεται ένα ζεύγος αριθμών που αντιστοιχεί σε συντεταγμένες χάρτη έως ότου να συμπληρωθεί το απαιτούμενο δείγμα, δηλαδή ο επιθυμητός αριθμός σημείων ενδιαφέροντος που θα προταθούν στον χρήστη. Στη συνέχεια, για κάθε ζεύγος συντεταγμένων υπολογίζεται και επιλέγεται το πλησιέστερο σημείο POI (Εικόνα 6).

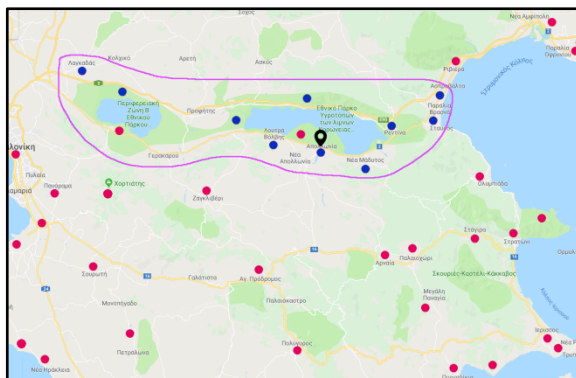


Εικόνα 6. Τυχαία επιλογή σημείων (N=10) σε περιοχή του χάρτη (αναζήτηση με βάση το view του χρήστη)

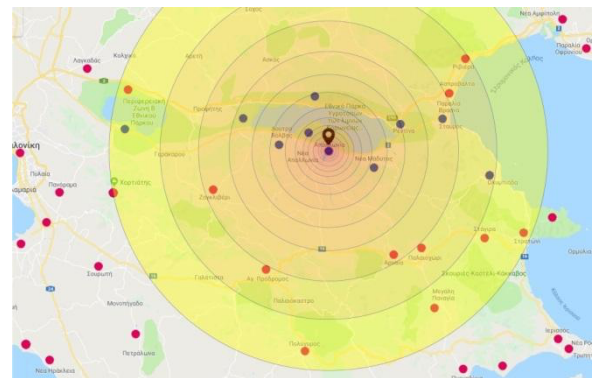
Εικόνα 7. Τυχαία επιλογή σημείων (N=10) γύρω από την τρέχουσα θέση του χρήστη (αναζήτηση με βάση το GPS location και μια απόσταση γύρω από αυτό)

Αν η περιοχή ενδιαφέροντος δεν είναι ορθογωνική, τότε επιπλέον ελέγχεται το αν το σημείο βρίσκεται εντός της περιοχής μελέτης, και αν δεν είναι τότε το σημείο απορρίπτεται. Ένα τέτοιο παράδειγμα παρουσιάζεται στην Εικόνα 8, στην οποία η αναζήτηση αναφέρεται στην περιοχή των λιμνών της Θεσσαλονίκης.

Παρατηρούμε ότι η διαφορά ανάμεσα στην Εικόνα 7 και την Εικόνα 9 είναι ότι στην δεύτερη τα σημεία ενδιαφέροντος έχουν προτεραιοποιηθεί ανάλογα με την απόστασή τους από την τρέχουσα τοποθεσία του χρήστη και η επιλογή τους γίνεται με βάση μια δισδιάστατη εκθετική συνάρτηση δειγματοληψίας η οποία δίνει μεγαλύτερο πλήθος σημείων-νικητών κοντά στο κέντρο (τρέχουσα τοποθεσία του χρήστη).

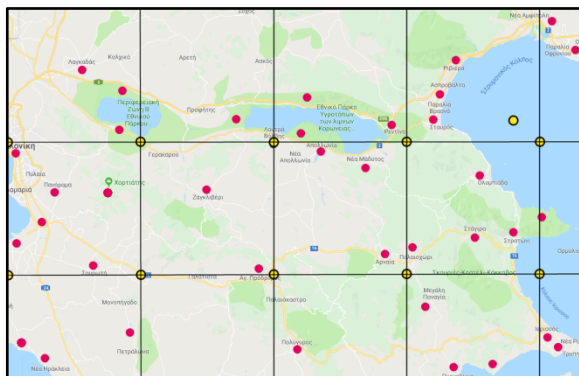


Εικόνα 8. Τυχαία επιλογή σημείων (N=10) σε μη τετραγωνική περιοχή γύρω από τον χρήστη (αναζήτηση με βάση το GPS location και μια προκαθορισμένη μάσκα περιοχής)

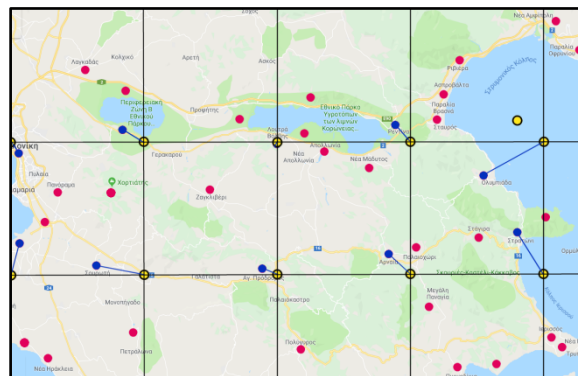


Εικόνα 9. Δισδιάστατη εκθετική συνάρτηση δειγματοληψίας (N=10) γύρω από την τρέχουσα θέση του χρήστη (αναζήτηση με βάση το GPS location, μια απόσταση γύρω από αυτό και έναν συντελεστή λ)

Η σημειακή χωρική δειγματοληψία μπορεί να συνδυάζεται με τη συστηματική ή τη στρωματοποιημένη δειγματοληψία (Ηλιοπούλου, 2017), όπως έχουμε ήδη εξετάσει στο προηγούμενο κεφάλαιο. Ένα γραφικό παράδειγμα συστηματικής δειγματοληψίας φαίνεται στην Εικόνα 10 όπου φαίνεται το πώς πάνω στον χάρτη έχει αποτυπωθεί ένας καμβάς από ισαπέχοντα σημεία (απόσταση ανάλογη της κλίμακας του χάρτη και του επιθυμητού αριθμού τελικών σημείων). Στη συνέχεια, για κάθε κόμβο υπολογίζεται και επιλέγεται το πλησιέστερο σημείο POI (Εικόνα 11).



Εικόνα 10. Συστηματική επιλογή σημείων (N=10)



Εικόνα 11. Ανεύρεση και επιλογή των πλησιέστερων σημείων (N=10)

4.3 Εξατομίκευση Διαδρομών

Η εξατομίκευση περιεχομένου δεν αφορά μόνο στα σημεία ενδιαφέροντος (POIs) που προτείνονται από το σύστημα για ένα δεδομένο προφίλ χρήστη, αλλά μπορεί και εφαρμόζεται και σε επίπεδο ολοκληρωμένης διαδρομής. Οι διαδρομές δεν είναι άλλο παρά σύνολα από σημεία ενδιαφέροντος για τα οποία υπάρχει μια προτεινόμενη σειρά επίσκεψης, εκτίμηση χρόνου που θα αφιερώσει κάποιος στο καθένα σημείο, εκτίμηση χρόνου και χιλιομετρικής απόστασης για το σύνολο της διαδρομής. Ως σύνθετο αντικείμενο, η προτεινόμενη διαδρομή υπόκειται εκ νέου σε εξατομίκευση δεδομένου ότι θα υπάρχουν πολλοί συνδυασμοί μεταξύ των σημείων ενδιαφέροντος και τα μεταδεδομένα κάθε διαδρομής μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως φίλτρα επιλογής ή κατάταξης ανάλογα με τις προτιμήσεις και ανάγκες του χρήστη, ή άλλων παρόμοιων χρηστών.

Τα μεταδεδομένα που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση και κατάταξη των προτεινόμενων διαδρομών, όπως επίσης και μια αρχική εκτίμηση για τους συντελεστές βαρύτητας που τα συνοδεύουν παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 7. Μεταδεδομένα προτεινόμενων διαδρομών που λαμβάνονται υπόψη στην εξατομίκευση διαδρομών

A/A	Μεταδεμένο	Μονάδα μέτρησης	Βαρύτητα
1	Συνολικός χρόνος διαδρομής	Λεπτά	0.3
2	Συνολική χιλιομετρική απόσταση που διανύει ο χρήστης (από κόμβο εισόδου σε κόμβο εξόδου)	Χιλιόμετρα	0.2

3	Πλήθος σημείων ενδιαφέροντος	Καθαρός αριθμός	0.4
4	Ζώνη ώρας της ημέρας	(Πρωί, μεσημέρι, βράδυ)	0.1

Έστω ότι ένας χρήστης ακολουθεί τις διαδρομές που περιέχουν 3-4 σημεία ενδιαφέροντος, διαρκούν κατά μέσο όρο λιγότερο από δύο ώρες, ενώ η μέση συνολική χιλιομετρική απόσταση δεν υπερβαίνει τα 100 χιλιόμετρα. Τα στοιχεία αυτά υπολογίζονται βάσει του ιστορικού του χρήστη. Ακολουθώντας τις εξισώσεις της ενότητας 3.2 (Υπολογισμός Ομοιότητας Ψηφιακών Οντοτήτων) υπολογίζονται τα σκορ ομοιότητας της κάθε προτεινόμενης διαδρομής με τη μέση διαδρομή από το ιστορικό του χρήστη ή κάποιου άλλου με παρόμοιο προφίλ. Στη συνέχεια, ο Πίνακας 7 δίνει τους συντελεστές βαρύτητας για τον υπολογισμό του συνολικού σκορ. Οι προτεινόμενες διαδρομές κατατάσσονται ανάλογα με αυτό το σκορ και παρουσιάζονται στον χρήστη κατά σειρά κατάταξης. Αντίθετα με τα σημεία ενδιαφέροντος, η λίστα με τις προτεινόμενες διαδρομές δε χρειάζεται να δεχθεί δειγματοληψία: όλα τα στοιχεία του πίνακα μπορούν να προταθούν στον χρήστη και να γίνουν ορατά στη διεπαφή.

Η διαφορά είναι ότι οι διαδρομές μπορούν να επιδέχονται προσαρμογή από πλευράς του χρήστη. Μπορεί δηλαδή ο χρήστης να μεταβαίνει την κάθε προτεινόμενη διαδρομή σε κατάσταση επεξεργασίας και να επιλέγει ή να από-επιλέγει σημεία ενδιαφέροντος κατά βούληση. Η δυνατότητα αυτή εντάσσεται στις τεχνικές προσαρμογής και προσωποποίησης αλλά πραγματοποιείται ημι-αυτόματα με τη συμμετοχή του ίδιου του τελικού χρήστη.

5 ΕΞΑΤΟΜΙΚΕΥΣΗ ΔΙΕΠΑΦΩΝ

5.1 Εισαγωγή στην Προσαρμογή Διεπαφής

Υπάρχουν διάφορες μορφές προσωποποίησης ή εξατομίκευσης των διεπαφών από εφαρμογές web. Μια πρακτικά χρήσιμη κατηγοριοποίηση που έχει προταθεί από τους Pierrakos et al., (2003) περιλαμβάνει:

- Απομνημόνευση: Απομνημόνευση της πλοηγητικής συμπεριφοράς του χρήστη και ανάκληση στοιχείων αυτής της συμπεριφοράς σε μελλοντικές επισκέψεις (δικαιώματα πρόσβασης, bookmarking, κτλ).
- Καθοδήγηση: ταχύς εντοπισμός της πληροφορίας ανάλογα με την τρέχουσα κατάσταση και παροχή εκπαίδευσης τη στιγμή που χρειάζεται (π.χ. προβολή επεξηγηματικού κειμένου).
- Παραμετροποίηση: εκτός από την εξατομίκευση περιεχομένου, η παραμετροποίηση περιλαμβάνει τη δημιουργία ‘παραλλαγών’ της διεπαφής έτσι ώστε η δομή και η εμφάνιση να ανταποκρίνεται στις ιδιαίτερες ανάγκες, ενδιαφέροντα και προτιμήσεις καθενός χρήστη.
- Διεκπεραίωση εργασιών (μέσω ψηφιακού εκπροσώπου): αφορά την εκτέλεση μιας σειράς ενεργειών για λογαριασμό του χρήστη από ‘ψηφιακό προσωπικό βοηθό’ όπως είναι η πραγματοποίηση εξειδικευμένων εργασιών και εξατομικευμένων διαπραγματεύσεων. Τέτοιου είδους ψηφιακός βοηθός δεν αποτελεί μέρος του έργου, αλλά παρόλα αυτά θα υλοποιηθεί ένα σημαντικό μέρος αυτής της λειτουργικότητας που αφορά τις ειδοποιήσεις (notifications) και την παροχή ανάδρασης από τον χρήστη (feedback).

Η ανάγκη για αύξηση της ευχρηστίας μαζί με τη δυνατότητα επεξεργασίας των στοιχείων που γνωρίζει μια διαδικτυακή εφαρμογή για το ιστορικό του χρήστη δημιουργεί τη δυνατότητα προσαρμογής της διεπαφής στο προσωπικό προφίλ του κάθε χρήστη. Αν εξαιρέσουμε το περιεχόμενο (σημεία ενδιαφέροντος και προτεινόμενες διαδρομές), η εξατομίκευση του οποίου έχει καλυφθεί από τα προηγούμενα, οι τρόποι που μπορεί να εξατομικευθεί μια διεπαφή αναφέρονται σε:

- Στοιχεία γραμματοσειράς (χρώμα, μέγεθος, και άλλα στοιχεία στυλ)
- Δομή (διάταξη σελίδας), εμφάνιση ή απόκρυψη, πρόσθεση, αφαίρεση ή ανάδειξη κάποιων δομικών στοιχείων όπως είναι τα μενού, διάφορα οπτικά στοιχεία έλεγχου, κτλ.
- Υπόβαθρο (χρώμα υποβάθρου, εικόνα ή μοτίβο)

Επιτρέποντας αλλαγές στην εμφάνιση και λειτουργία των διεπαφών σύμφωνα με παραπάνω, το τελικό αποτέλεσμα είναι μια έκδοση της διεπαφής που ταιριάζει στις απαιτήσεις, ανάγκες και επιθυμίες του τελικού χρήστη.

5.2 Υπηρεσίες Προσαρμογής Διεπαφής και Προβολών

Στην παράγραφο αυτή θα παρουσιαστούν μερικές από τις υπηρεσίες προσαρμογής διεπαφής που υλοποιούνται στον e-ΧΝΗΛΑΤΗ. Η γενική φιλοσοφία ακολουθεί πετυχημένα παραδείγματα της αγοράς m-commerce όπως για παράδειγμα της Amazon όπως μελετάται στο Adaji & Vassileva (2016). Σύμφωνα με αυτή διακρίνονται πέντε θεμελιώσεις αρχές προσωποποίησης οι οποίες βοηθούν τους χρήστες να ολοκληρώσουν το σκοπό τους:

Μείωση: Απλοποίηση διαδικασιών με όσο το δυνατόν λιγότερες κινήσεις από πλευράς χρήστη, όπως για παράδειγμα οι κινήσεις με ένα κλικ (αγορά προϊόντος με 1-κλικ). Στον e-ΧΝΗΛΑΤΗ αυτό σημαίνει προβολή και εκκίνηση (κατανάλωση) διαδρομής με ένα κλικ, one-stop αναζητήσεις προορισμών πάνω στον χάρτη της αρχικής σελίδας, κτλ).

Προσωποποιημένη Αναπροσαρμογή: Υπηρεσίες προσαρμογής των προτάσεων των χρηστών σε ψηφιακά αντικείμενα που έχουν ‘καταναλωθεί’ ή αξιολογηθεί προηγούμενα (π.χ. διαδρομές, σημεία ενδιαφέροντος), ή σε αυτά τα αντικείμενα που οι χρήστες έχουν προβάλει προηγουμένως κατά τη διαδικασία κάποιας αναζήτησης προκειμένου να συμπεριληφθούν αυτά σε μελλοντικές επιλογές.

Αυτό-παρακαλούθηση (Self-monitoring): Κατά συνθήκη, κάθε προσωποποιημένο σύστημα επιτρέπει στους χρήστες να παρακολουθούν και να είναι ενήμεροι σχετικά με τις προσωπικές τους διαδρομές και αναζητήσεις μέσα στο σύστημα. Οι εγγεγραμμένοι χρήστες που έχουν συνδεθεί στο σύστημα χρησιμοποιώντας τον προσωπικό τους λογαριασμό μπορούν να επιβλέπουν τις τρέχουσες διαδικασίες, το ιστορικό αναζητήσεων και διαδρομών τους, τις παλιές αξιολογήσεις που έχουν δημοσιεύσει, κτλ.

Πέρα από το γνωστό φάκελο ‘Αγαπημένα’ που βρίσκουμε σε πολλά συστήματα διαχείρισης περιεχομένου, υπάρχει η ανάγκη να εξειδικευθούν οι αγαπημένες συλλογές ανάλογα με την κατηγορία τους ή το ταξίδι που εντάχθηκαν. Όπως ακριβώς η ‘Hotmail’ και η ‘Mozilla Thunderbird’ πρόσφερε τη δυνατότητα στους χρήστες της να δημιουργούν φακέλους για τα εισερχόμενα μηνύματα, έτσι και ο e-ΧΝΗΛΑΤΗΣ δίνει τη δυνατότητα δημιουργίας φακέλων για συλλογές διαδρομών ή σημεία ενδιαφέροντος. Αυτό δίνει αυξημένες δυνατότητες ελέγχου του περιεχομένου που διαχειρίζονται οι χρήστες.

Εξομοίωση: Για να είναι όσο το δυνατόν πιο πειστικό ένα σύστημα προσωποποίησης, θα πρέπει να επιτρέπει στους χρήστες του να βλέπουν τη σχέση αιτίου-αποτελέσματος, κατά προτίμηση πριν ολοκληρωθεί μια μη επιτρεπτή διαδικασία (αντίστοιχο του look-inside).

Για παράδειγμα πριν ακολουθήσουν μια διαδρομή θα πρέπει να γνωρίζουν τις λεπτομέρειες του περιεχομένου της, να 'τρέξουν' πιο μπροστά μια προτεινόμενη διαδρομή σε κάποιον προορισμό της και να δουν τι ώρα θα έχει γίνει μέχρι τότε, να εξετάσουν τη χρηματική επιβάρυνση που θα έχουν υποστεί μέχρι ένα δεδομένο σημείο της διαδρομής (μετακινήσεις, εισιτήρια, διόδια, κτλ).

Πρόβα (Rehearsal): Ένα προσωποποιημένο σύστημα θα μπορούσε να αλλάξει τη συμπεριφορά των χρηστών του δεδομένου ότι υφίσταται ένα μέσο στο οποίο οι χρήστες μπορούν να επαναλάβουν μια συμπεριφορά-στόχο. Αρκετά παρόμοιο με τη εξομίωση, η πρόβα αποτελεί έναν τρόπο αναζήτησης αντικειμένων με ταυτόχρονη εξέταση του περιεχομένου και σύνοψη των σχετικών κριτικών από άλλους χρήστες χωρίς να πρέπει να συνδεθούν ή να εγγραφούν σε μια υπηρεσία. Στον e-ΧΝΗΛΑΤΗ αυτή η αρχή πραγματοποιείται με τις 'υπηρεσίες χωρίς σύνδεση'.

Ο βαθμός προσωποποίησης είναι ένα άλλο εξίσου σημαντικό θέμα για το οποίο προτείνεται η συγκρατημένη παρέμβαση καθώς γίνεται ολοένα και περισσότερο αντιληπτό από του σχεδιαστές διαδικτυακών συστημάτων ότι οι χρήστες αντιδρούν αρνητικά και απολαμβάνουν λιγότερο το ψηφιακό περιεχόμενο όταν αντιλαμβάνονται ότι ο τρόπος χρήσης των δεδομένων που παράγουν από την online δραστηριότητά τους, και αντίστοιχα οι παρεμβάσεις από το σύστημα, είναι πολύ παρεμβατικός (Bright, 2014).

Οι παραπάνω αρχές εφαρμόζονται για να προτείνουν ένα σύνολο υπηρεσιών προσωποποίησης όπως παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 8. Προσαρμογές διεπαφής και περιεχομένου για τη διαδικτυακή πλατφόρμα

A/A	Τίτλος	Περιγραφή
<i>Απομνημόνευση</i>		
1	Πρόσβαση	Δικαιώματα πρόσβασης στην πλατφόρμα με τη χρήση διαπιστευτηρίων (credentials) χωρίς να χρειάζεται να τα εισάγει κάθε φορά ο χρήστης.
2	Bookmarking	Απομνημόνευση της τελευταίας διαδρομής του χρήστη και προβολή αυτής στην καρτέλα 'Πρόσφατες Διαδρομές'.

3	Bookmarking	Απομνημόνευση των σημείων ενδιαφέροντος που έχει επισκεφθεί ο χρήστης και προβολή αυτών στην καρτέλα 'Πρόσφατοι Προορισμοί'.
4	Μηχανή αναζήτησης	Αυτόματη συμπλήρωση των πιο πρόσφατων κριτηρίων αναζήτησης περιεχομένου (κουμπί 'Πρόσφατες Αναζητήσεις')
5	Αξιολογήσεις	Προβολή των 'Πρόσφατων Αξιολογήσεων' του χρήστη στο χώρο αξιολόγησης σημείων ενδιαφέροντος μέσω πληθοπορισμού. Σύνδεσμος για προβολή της πληροφορίας αυτής και από το #3 (Πρόσφατοι Προορισμοί).
<i>Καθοδήγηση</i>		
6	POIs	Προβολή επεξηγηματικού κειμένου πάνω σε κάθε σημείο ενδιαφέροντος μαζί με μια μικρή φωτογραφία.
7	Εκπαίδευση	Προβολή σύντομου οδηγού εκπαίδευσης νέων χρηστών πάνω σε επιλεγμένα οπτικά στοιχεία ελέγχου της διεπαφής (animated balloons, demonstration by example).
8	Προσαρμογή στις φυσικές συνθήκες της τοποθεσίας του χρήστη	Ταχύς εντοπισμός της πληροφορίας που εξαρτάται από την τρέχουσα κατάσταση του

		καιρού (π.χ. δραστηριότητες υπαίθρου, ανοιχτοί αρχαιολογικοί χώροι, κτλ).
<i>Παραμετροποίηση</i>		
9	Προσαρμογή στο μέγεθος οθόνης	Διεπαφή προσαρμοστική στις διάφορες αναλύσεις και μεγέθη οθόνης (Adaptive interface).
10	Μενού επιλογών	Αυτόματη εμφάνιση και απόκρυψη μενού επιλογών (π.χ. αριστερή μπάρα).
11	Υψηλό κοντράστ	Προσαρμογή του χρωματικού περιεχομένου της διεπαφής σε ήπιες διαταραχές και προβλήματα όρασης.
12	Ρύθμιση για μέρα/νύχτα	Ημι-αυτόματη εναλλαγή εμφάνισης διεπαφής ανάλογα με την ώρα ή τη φωτεινότητα του περιβάλλοντα χώρου.
13	Θέμα	Θεματική αλλαγή διεπαφής (Theme) ανάλογα με τις αισθητικές προτιμήσεις του χρήστη.
<i>Διεκπεραίωση εργασιών</i>		
14	Ειδοποιήσεις	Παροχή προσωποποιημένων ειδοποιήσεων (π.χ. ειδοποίηση ολοκλήρωσης μιας διαδικασίας)
15	Ενημέρωση κατάστασης	Ενημέρωση περί της κατάστασης μιας εν

		εξελίσσει διαδικασίας (π.χ. επιτυχημένη αξιολόγηση ενός σημείου ενδιαφέροντος).
--	--	---

5.3 Προσωποποίησης της Εφαρμογής Επαυξημένης Πραγματικότητας

Η διαπεφή και το περιεχόμενο της εφαρμογής Επαυξημένης Πραγματικότητας (Augmented Reality) αποτελεί ένα ξεχωριστό παράδειγμα εφαρμογής της προσωποποίησης και απαιτεί ιδιαίτερη μελέτη καθώς δεν εντάσσεται στα υπόλοιπα εργαλεία personalized web που αναφέρθηκαν ανωτέρω, ενώ διαθέτει και κάποια ιδιαίτερα χαρακτηριστικά που συζητούνται παρακάτω.

Εκτός από την επιλογή του καταλληλότερου περιεχομένου για μια εφαρμογή AR, η προσωποποίηση της όλης παρουσίασης αποτελεί για τον επισκέπτη ενός σημείου πολιτιστικού ενδιαφέροντος ένα μέτρο ικανοποίησης των προσωπικών αναγκών του είτε βρίσκεται σε εσωτερικό χώρο όπως ένα μουσείο/γκαλερί, είτε σε εξωτερικό χώρο όπως έναν αρχαιολογικό χώρο ή έναν παραδοσιακό οικισμό. Ειδικότερα στην περίπτωση των εξωτερικών χώρων, η συνδυαστική χρήση της θέσης και του προσανατολισμού του χρήστη μαζί με όλες τις υπόλοιπες πληροφορίες περί προσωπικών ενδιαφερόντων είναι πολύ ουσιαστική για εφαρμογές AR σε φορητές συσκευές (Liarokapis et al., 2008).

Το σύστημα του e-ΧΝΗΛΑΤΗ βασίζεται στην προσέγγιση των Suh et al. (2007) μετά από στοχευόμενες αλλαγές στον τρόπο υλοποίησης και εφαρμογής των 'έξυπνων αντικειμένων' (smart objects) προκειμένου να προσαρμοστεί η συνολική εμπειρία του χρήστη (user experience) στα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των προτεινόμενων διαδρομών και σημείων ενδιαφέροντος. Σύμφωνα με το σύστημα CAMAR (Context-Aware Mobile Augmented Reality) των Suh et al. (2007), έξυπνα ονομάζονται τα ψηφιακά αντικείμενα που μπορούν να μεταφορτωθούν στην τελική συσκευή του χρήστη μετά από φωτογράφιση του αντίστοιχου φυσικού αντικειμένου στο περιβάλλον διάχυτου υπολογισμού που βρίσκεται ο χρήστης, μπορούν να διαμοιράζονται επιλεκτικά στα μέλη μιας κοινότητας χρηστών αλλά και να προσαρμόζονται στο είδος της χρήσης τους από την ίδια την εφαρμογή AR (για φορητές συσκευές) που τα χειρίζεται.

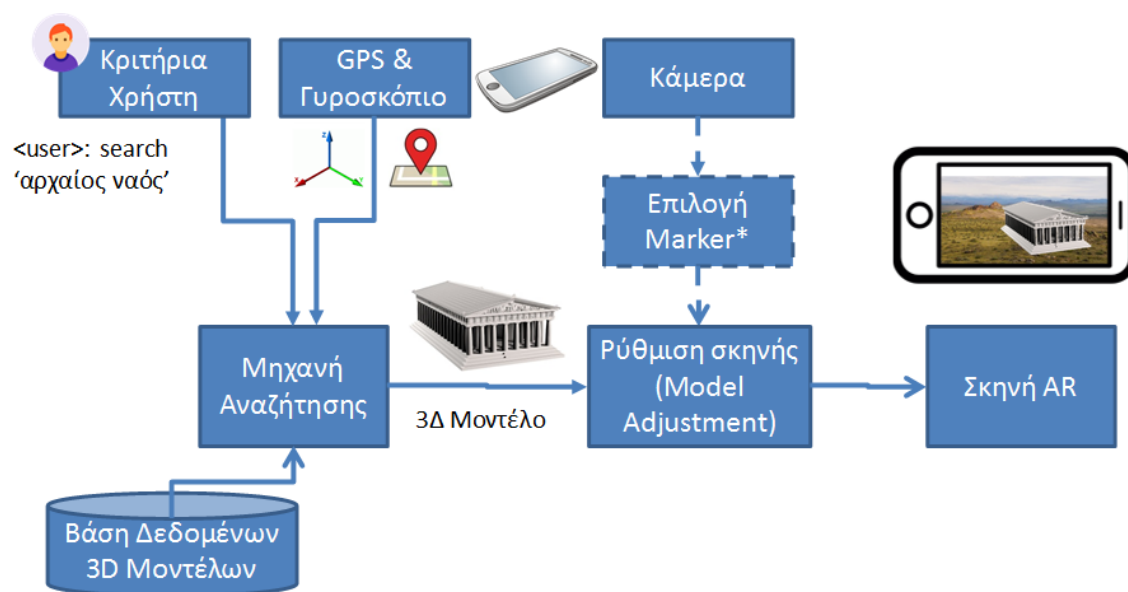
Το σύστημα του e-ΧΝΗΛΑΤΗ διαθέτει εφαρμογή επαυξημένης πραγματικότητας στην οποία τα αντικείμενα αναγνωρίζονται στο φυσικό περιβάλλον του χρήστη, μεταφορτώνονται καθ' απαίτηση στην τελική συσκευή του χρήστη μέσω Διαδικτύου, προσαρμόζονται στις συνθήκες περιβάλλοντος του χρήστη (εσωτερικός/εξωτερικός χώρος, φωτισμός, απόσταση, προσανατολισμός, ύψος από την επιφάνεια της θάλασσας,

κλίμακα μεγέθους, και επίπεδο λεπτομέρειας) και του επιτρέπουν να τα χειριστεί με πολυτροπικές (multimodal) μεθόδους έτσι ώστε να επιτύχει ένα αποτέλεσμα που είναι μοναδικό για κάθε χρήστη ακόμη και αν πρόκειται για ένα σύνολο χρηστών που βρίσκονται στον ίδιο χώρο. Για παράδειγμα, ένας χρήστης μπορεί να εξετάζει το εσωτερικό ενός μικρού σχετικά κοίλου αντικειμένου που εκτίθεται σε ένα μουσείο (π.χ. μουσείο αργυροτεχνίας στα Ιωάννινα) με τρόπο που δεν θα μπορούσε να το κάνει ακόμη και αν βρίσκεται μπροστά στο ίδιο το αντικείμενο εντός του μουσείου. Ένας άλλος χρήστης δίπλα του μπορεί να παρακολουθεί την εξιστόρηση (μέσω animation στο οποίο συμμετέχει το ίδιο αντικείμενο) της ιστορίας του αντικειμένου και του τρόπου χρήσης του στην καθημερινή ζωή κάποιου ιστορικού χρόνου, ενώ ένας τρίτος επισκέπτης μπορεί να παρακολουθεί μια άλλη εξιστόρηση για το πώς κατασκευάστηκε το αντικείμενο από τους τοπικούς τεχνίτες.

Εκτός από τα ανωτέρω, θα ληφθεί μέριμνα για τη δημιουργία υποσυστήματος το οποίο θα απαιτεί όσο το δυνατόν λιγότερους υπολογιστικούς πόρους, ώστε να είναι εφικτή η ταυτόχρονη λειτουργία σε μια κινητή συσκευή ή σε έξυπνα γυαλιά.

5.3.1 Γενική Αρχιτεκτονική της Εφαρμογής Επαυξημένης Πραγματικότητας

Σύμφωνα με την αρχιτεκτονική της εφαρμογής AR (Εικόνα 12), ο τρόπος χρήσης και λειτουργίας βασίζεται αρχικά στην αναζήτηση ενός αντικειμένου ή σκηνής 3D με βάση κριτήρια αναζήτησης που μπορεί να είναι λέξεις-κλειδιά ή το ίδιο το αντικείμενο που ανιχνεύεται μέσω της κάμερας της φορητής συσκευής ή ενός Marker που βρίσκεται εκεί κοντά. Αυτό επιτυγχάνει την αρχική προβολή του αντικειμένου στην οθόνη της συσκευής, ενώ στη συνέχεια ενεργοποιείται ένας βρόγχος ανάδρασης και ανταπόκρισης (feedback and response) από το σύστημα προκειμένου να σταθεροποιήσει τη θέση και τον προσανατολισμό του αντικειμένου στη σκηνή. Ο βρόγχος αυτός εδράζεται στην υπομονάδα Ρύθμιση Σκηνής και ο ρόλος του είναι να ρυθμίζει τα φυσικά χαρακτηριστικά του μοντέλου με δυναμικό τρόπο καθώς η συσκευή αλλάζει θέση και προσανατολισμό ως προς το φυσικό αντικείμενο (π.χ. έκθεμα μουσείο, κτίριο).



Εικόνα 12. Σχέδιο της γενικής αρχιτεκτονικής του συστήματος AR

5.3.2 Τεχνικές αναγνώρισης αντικειμένων σε εφαρμογές Επαυξημένης Πραγματικότητας

Ο Πίνακας 9 παρουσιάζει διάφορες τεχνικές αναγνώρισης αντικειμένων σε εφαρμογές Επαυξημένης Πραγματικότητας, έτσι όπως έχουν αναπτυχθεί τα τελευταία χρόνια για να καλύψουν διαφορετικές κάθε φορά ανάγκες. Το σύστημα του e-ΧΝΗΛΑΤΗ κάνει εφαρμογή και των τριών μεθόδων δηλαδή: 1. με χρήση Πινακίδων Σήμανσης (AR markers), 2. Χωρίς κάποια τεχνητή σήμανση (Markerless AR), και 3. μέθοδοι βασισμένες στην τοποθεσία του χρήστη (Location based AR).

Πίνακας 9. Τεχνικές αναγνώρισης αντικειμένων σε εφαρμογές Επαυξημένης Πραγματικότητας

Τεχνική	Πλεονεκτήματα	Μειονεκτήματα
Αυτές που απαιτούν Πινακίδες Σήμανσης (AR markers)	• Φτηνές • Παράγονται εύκολα με ιδία μέσα • Απαιτούν σχετικά χαμηλές επιδόσεις από την τελική συσκευή • Πραγματοποιούν αποδοτική παρακολούθηση	• Δεν είναι εύκολα διαχωρίσιμα από τον χρήστη καθώς όλα μοιάζουν μεταξύ τους (μαύρα και λευκά τετραγωνάκια) • Το εικονικό μοντέλο μπορεί να χαθεί ακόμη

		και με μερική επικάλυψη της πινακίδας
Αυτές που δεν απαιτούν κάποια τεχνητή σήμανση (Markerless AR)	• Αποτελούν μέρος του περιβάλλοντος • Οποιαδήποτε εικόνα ικανοποιητικής ανάλυσης μπορεί να χρησιμοποιηθεί για σήμανση • Επιτυγχάνεται ακριβής τοποθέτηση και σταθερή διατήρηση του αντικειμένου στον 3D χώρο	• Η εικόνα πρέπει να περιέχει λεπτομέρειες και ικανοποιητικό κοντράστ. • Πιο πολύπλοκη ανάκτηση της εικόνας • Πιο απαιτητικό σε πόρους (hardware)
Τεχνικές βασισμένες στην τοποθεσία (Location based AR)	• Χρειάζεται μόνο γεωγραφικές συντεταγμένες και δεδομένα γυροσκοπίου για να τοποθετήσει αντικείμενα σε συγκεκριμένες θέσεις (όπως το PokemonGo)	• Δεν είναι απόλυτα σταθερό ή ακριβές σε σχέση με τις άλλες δύο κατηγορίες

5.3.3 Αναζήτηση και Ανάκτηση 3D Αντικειμένων

Η αναζήτηση και ανάκτηση 3D αντικειμένων στο τρέχον έργο αναφέρεται στην αναγνώριση μέσω της κάμερας (του κινητού τηλεφώνου ή ταμπλέτας) ενός φυσικού αντικειμένου για το οποίο υπάρχει αντίστοιχο ψηφιακό προς προβολή στην οθόνη του χρήστη. Η λειτουργία της AR εφαρμογής του e-ΧΝΗΛΑΤΗ αναμένεται να εφαρμοστεί στην πράξη και σε εσωτερικούς χώρους (π.χ. μουσείο/γκαλερί, μακέτα) αλλά και σε εξωτερικούς (αρχαιολογικός χώρος, κτίριο, κτλ.).

Η αναγνώριση γίνεται είτε με βάση την εικόνα του ίδιου του αντικειμένου στον φυσικό του χώρο, είτε μέσω μιας εικόνας που χρησιμοποιείται για τον σκοπό της αναγνώρισης όπως εξετάστηκε στο προηγούμενο εδάφιο (5.3.2 Τεχνικές αναγνώρισης αντικειμένων σε εφαρμογές Επαυξημένης Πραγματικότητας).

Ξεκινώντας από το δεύτερο, η οπτική αναγνώριση γίνεται με βάση τα χαρακτηριστικά (Feature-based 3D shape matching methods) όπως είναι ο όγκος, η συμμετρία, οι κατανομές επιφανείας και άλλα. Οι σχετικοί αλγόριθμοι (tracking algorithms) βασίζονται στην αναγνώριση φυσικών χαρακτηριστικών των εικόνων που περιέχουν έντονες λεπτομέρειες όπως είναι γωνίες υψηλής αντίθεσης.

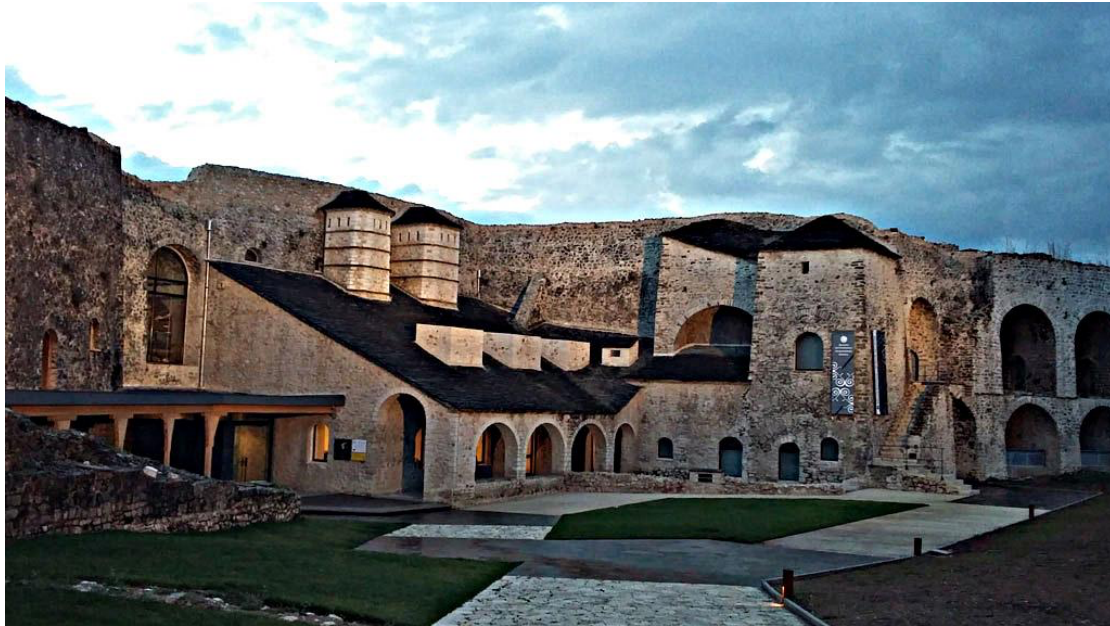
Σύμφωνα με τις περιγραφές του λογισμικού Vuuforia's (2018) τα επιθυμητά χαρακτηριστικά για μια εικόνα ή φωτογραφία που θα χρησιμοποιηθεί ως marker σε μια εφαρμογή AR είναι αυτά που φαίνονται στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 10. Επιθυμητά και μη επιθυμητά χαρακτηριστικά εικόνας/φωτογραφίας για χρήση ως marker

Ιδιότητα/Χαρακτηριστικό	Παράδειγμα
Πλούτος λεπτομερειών	Σκηνή αστικού δρόμου, πλήθος ανθρώπων, κολάζ και μίξη διαφόρων οπτικών στοιχείων, σκηνές από αθλήματα. Αποφυγή οργανικών μορφών, σφαιρικών αντικειμένων και παρόμοιες γειτονικές αποχρώσεις.
Υψηλό κοντράστ	Να είναι καλά φωτισμένη η σκηνή, να διαθέτει και φωτεινές αλλά και σκοτεινές περιοχές και να μην είναι θαμπή
Επαναληψιμότητα	Αποφυγή επαναληψιμότητας όπως σκηνές με χλωώδεις περιοχές, επαναλαμβανόμενα αρχιτεκτονικά στοιχεία όπως παράθυρα, πλέξη από ύφασμα, κτλ.
Μέγεθος εικόνας	Το μέγεθος της εκτυπωμένης εικόνας είναι εξίσου σημαντικό. Ένα πλάτος τουλάχιστον 12 εκατοστών και ένα ύψος 9 εκατοστών θεωρούνται απαραίτητα χαρακτηριστικά για ένα ικανοποιητικό αποτέλεσμα.
Μορφότυπος	Αναμένεται τουλάχιστον 24-bit βάθος χρώματος (προτείνονται σε μορφή .png και .jpg)
Χρωματική κωδικοποίηση	Το μοντέλο χρώματος RGB (Red, Green, Blue) είναι προτιμότερο από το CMYK που αντιστοιχεί στο Cyan (κυανό), Magenta (ματζέντα), Yellow (κίτρινο), και Black (μαύρο).

Εκτός από τα παραπάνω, να σημειωθεί ότι η απόσταση της εκτυπωμένης εικόνας από τον χρήστη όπως και οι συνθήκες φωτισμού κατά τη λήψη της φωτογραφίας είναι εξίσου σημαντικές για να παραχθεί μια ικανοποιητική εικόνα που θα χρησιμοποιηθεί ως marker. Η φωτογράφιση σε εσωτερικούς χώρους είναι συνήθως πιο αποτελεσματική καθώς οι συνθήκες φωτισμού είναι ελεγχόμενες και πιο σταθερές. Εξαίρεση μπορεί να αποτελεί ένα σχετικά σκοτεινό περιβάλλον όπως αυτό που διαπιστώθηκε κατά την πρώτη επίσκεψη της κοινοπραξίας του e-ΧΝΗΛΑΤΗ στις εγκαταστάσεις του Μουσείου Αργυροτεχνίας Ιωαννίνων στις 2 Ιουλίου, 2019.

Για όλους τους παραπάνω λόγους ορισμένες φορές είναι σκόπιμο να επεξεργαστούμε ψηφιακά μια εικόνα πριν τη χρησιμοποιήσουμε ως marker προκειμένου να την βελτιστοποιήσουμε. Αυτό φαίνεται ιδιαίτερα επιτακτικό σε περιπτώσεις που υπάρχει μερική παραβίαση των κανόνων που αναφέρθηκαν πιο πριν, όπως παραδείγματος χάρη στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 13). Η βελτίωση αναφέρεται στην αύξηση των διαφορών τονικότητας των χρωμάτων και στο φίλτρο ενίσχυσης των ακμών όπως (είναι η Laplacian of Gaussian - LoG).



Εικόνα 13. Φωτογραφία του εξωτερικού μέρους του Μουσείου Αργυροτεχνίας στα Ιωάννινα που χρησιμοποιήθηκε ως marker αναγνώρισης ενός 3D αντικειμένου.

Η συνάρτηση LoG εκφράζεται μαθηματικώς από την παρακάτω σχέση:

$$L(x, y) = \nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2}$$

Στον διακριτό χώρο ένας τρόπος να προσεγγίσει κανείς τη συνέλιξη που προσεγγίζει την επίδραση της Λαπλασιανής είναι με τον πίνακα:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 & -4 & 1 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Στην περίπτωση **markerless** μεθόδου αναγνώρισης (χωρίς τη χρήση εικόνας marker) οι κανόνες λεπτομέρειας και χρωματικής αντίθεσης που περιγράφηκαν παραπάνω μπορούν να προσεγγιστούν αντίστοιχα με καλό φωτισμό του χώρου και του αντικειμένου (π.χ. επιπλέον προβολείς πάνω στο έκθεμα), ασφαλή απόσταση του ενός εκθέματος από τα διπλανά του, χρήση μιας επιφάνειας υποβάθρου με διαφορετικό χρώμα (π.χ. τραπέζι με χρώμα διαφορετικό από το έκθεμα).

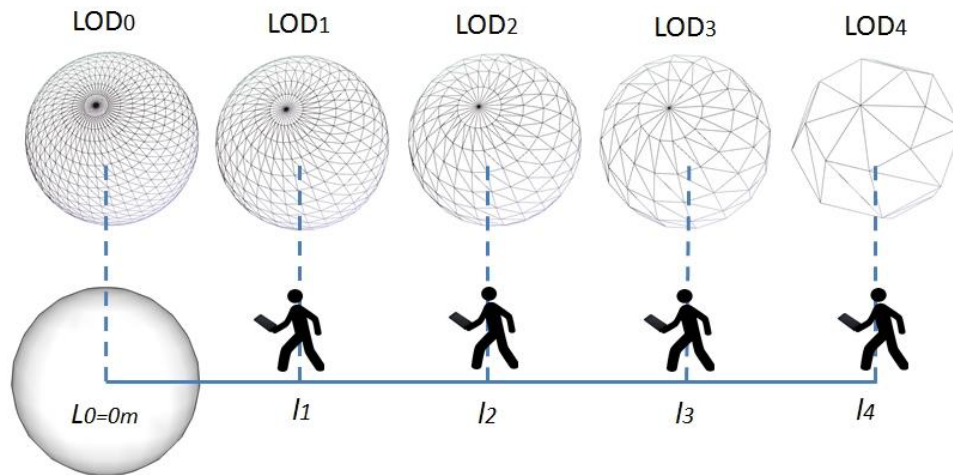
Ανεξάρτητα από τη χρήση ή όχι εικόνας marker, στη συνέχεια η τεχνική αναγνώρισης 3D αντικειμένων βασίζεται στον κατακερματισμό της εικόνας (τυπωμένης ή του ίδιου του αντικειμένου) σε περιοχές και την μετακίνηση των περιοχών αυτών προς διάφορες κατευθύνσεις ενώ υπολογίζεται η διαφορά στην ένταση (Intensity) της εικόνας (τιμές RGB). Εάν η μετακίνηση μιας περιοχής προκαλεί έντονη διαφορά τότε αυτή λέμε ότι περιέχει ένα χαρακτηριστικό (feature) (Harris & Stephens, 1988).

Η βιβλιοθήκη Vuforia¹ που χρησιμοποιείται στην ανάπτυξη της AR εφαρμογής λειτουργεί και με βάση γνωστά χαρακτηριστικά των αντικειμένων που προσπαθούμε να αναγνωρίσουμε. Αυτή η λειτουργία ονομάζεται Interest Point Detection (Grahm, 2017)) η οποία λειτουργεί έχοντας εκ των προτέρων μια σειρά από πρότυπες εικόνες από το κάθε αντικείμενο που είναι υπό μελέτη προκειμένου να είναι γνωστά τα χαρακτηριστικά του. Το αντικείμενο ανιχνεύεται καθώς τα χαρακτηριστικά του συγκρίνονται με τα χαρακτηριστικά των φωτογραφιών (Lepetit & Fua, 2005; Grahm, 2017).

5.3.4 Τεχνική Προσαρμογής του Επιπέδου Λεπτομέρειας

Στις εφαρμογές Εικονικής και Επαυξημένης Πραγματικότητας δεν εμφανίζονται όλα τα ψηφιακά αντικείμενα στην οθόνη του χρήστη με την ίδια λεπτομέρεια και αυτό συμβαίνει για να διασωθούν πολύτιμοι πόροι από το σύστημα. Εξάλλου δεν είναι απαραίτητη η μέγιστη λεπτομέρεια σε όλα τις περιπτώσεις: Όταν ο χρήστης βρίσκεται μακριά από το αντικείμενο, όπως λόγου χάρη όταν κοιτάει το Παλάτι του Αλή Πασά για Ιωάννινα ενώ βρίσκεται στην Θεσσαλονίκη, τότε είτε δεν θα εμφανιστεί καθόλου το αντικείμενο, είτε θα εμφανίσει η εφαρμογή ένα μικρό και φτωχό σε επίπεδο λεπτομέρειας μοντέλο μόνο και μόνο για να ενημερώσει τον χρήστη ότι εκεί βρίσκεται κάτι ενδιαφέρον. Όταν ο χρήστης βρίσκεται πλησίον του αντικειμένου, τότε είναι φυσικό να απαιτεί μια προβολή του αντικειμένου σε μεγαλύτερο επίπεδο λεπτομέρειας (Level of Detail – LOD). Όσο κοντινότερα πλησιάζει, τόσο αυξάνεται η ποιότητα της 3D προβολής (συνολικός αριθμός πολυγώνων) του αντικειμένου που προβάλλεται πάνω στην οθόνη της φορητής συσκευής. Ο κανόνας της αντικατάστασης των 3D μοντέλων στην εφαρμογή AR του χρήστη ανάλογα με την απόσταση του από το πραγματικό αντικείμενο αναπαρίσταται σχηματικά στην Εικόνα 14.

¹ Ένας περιορισμός στη χρήση του πακέτου Vuforia είναι η χρήση του μόνο σε αντικείμενα εσωτερικού χώρου.



Εικόνα 14. Επιλογή του καταλληλότερου επιπέδου λεπτομέρειας ανάλογα με την απόσταση του χρήστη από το πραγματικό αντικείμενο

Για τις ανάγκες της εφαρμογής AR του e-ΧΝΗΛΑΤΗ έχουν δημιουργηθεί 3 αντίγραφα του κάθε 3D αντικείμενου ξεκινώντας από αυτό της υψηλότερης λεπτομέρειας (LOD₀). Στη συνέχεια σταδιακά απλοποιήθηκαν τα μοντέλα με τη χρήση του κατάλληλου λογισμικού Polygon Reducer². Από εκεί και πέρα, η υλοποίηση του αλγορίθμου συγκράτησης του επιπέδου λεπτομέρειας LOD εκφράζεται μαθηματικά με τον παρακάτω τύπο:

$$LOD(l) = \begin{cases} LOD_0, & \text{if } l < R_0 \\ LOD_{i+1}, & \text{if } R_i \leq l < R_{i+1} \\ LOD_{n-1}, & \text{if } l \geq R_{n-1} \end{cases} \quad \text{if } -1 < i < n-1$$

Όπου:

LOD(*l*): νικητήριο επίπεδο λεπτομέρειας

LOD₀, LOD₁, ..., LOD_{*n*-1}: η στιγμιότυπα του αντικειμένου

R₀, R₁, ..., R_{*n*-1}: διάφορες αποστάσεις του αντικειμένου από τον χρήστη που χωρίζουν το πεδίο από το 0 (ο χρήστης βρίσκεται σε επαφή με το αντικείμενο) έως το άπειρο (ο χρήστης βρίσκεται πρακτικά πολύ μακριά από το αντικείμενο).

² <https://support.mindsightstudios.com>

6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στο παρόν παρουσιάστηκε η συνολική προσέγγιση της εξατομίκευσης όπως υλοποιείται στο σύστημα e-ΧΝΗΛΑΤΗΣ. Έμφαση δόθηκε στους αλγόριθμους υπολογισμού του ποσοστού ομοιότητας μεταξύ διαφόρων ψηφιακών οντοτήτων όπως είναι τα προφίλ των χρηστών και των σημείων ενδιαφέροντος καθώς οι αλγόριθμοι αυτοί χρησιμοποιούνται σε πολλά σημεία του συστήματος και για διάφορους λόγους όπως εξηγήθηκαν ανωτέρω. Οι λύσεις αυτές που προτάθηκαν ακολουθούν τις σύγχρονες τάσεις όσον αφορά τη χρήση δεδομένων που συλλέγονται από τους διαδικτυακούς χρήστες (Web data analytics). Μια σύνοψη των προτεινόμενων τεχνικών σε σχέση με το πεδίο εφαρμογής τους παρουσιάζεται στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 11. Προτεινόμενοι μέθοδοι εξατομίκευσης ανάλογα με το πεδίο εφαρμογής

Πεδίο	Μέθοδος		Περιγραφή
Προσαρμογή Περιεχομένου	Καθοδηγούμενες από τον χρήστη	Επιλογή Persona	Επιλογή ενός Persona από τον ίδιο τον χρήστη
		Φιλτράρισμα με βάση το περιεχόμενο	Χειροκίνητα κατά τον σχηματισμό των κριτηρίων στη μηχανή αναζήτησης
	Καθοδηγούμενες από το σύστημα	Βαθμολόγηση και ταξινόμηση	Σε συνδυασμό με τη χρήση Personas
		Φιλτράρισμα με βάση το περιεχόμενο	Αυτόματα μετά από αναφορά στα ενδιαφέροντα του χρήστη
		Συνεργατικό φιλτράρισμα	Μετά από επεξεργασία προφίλ χρήστη, ιστορικού περιηγήσεων και αξιολογήσεων
Προσαρμογή Διεπαφής	Καθοδηγούμενες από τον χρήστη	Απομνημόνευση	Με χρήση του προσωπικού προφίλ και ιστορικού
		Παραμετροποίηση	Συνειδητές αλλαγές εμφάνισης

			διεπαφής (π.χ. επιλογή theme)
	Καθοδηγούμενες από το σύστημα	Καθοδήγηση	Προσαρμογή στο επίπεδο γνώσης του χρήστη και τις τρέχουσες συνθήκες
		Διεκπεραίωση εργασιών	Με ημιαυτόματο τρόπο Μέσω ψηφιακού εκπροσώπου (π.χ. agent, avatar)
Προσαρμογή περιεχομένου εφαρμογής AR	Με χρήση Marker	Εξατομίκευση περιεχομένου και εμπειρίας AR σε εσωτερικούς χώρους	Αναγνώριση Marker κατά την περιήγηση σε εσωτερικούς χώρους (π.χ. μουσείων) για εξόρυξη και προβολή 3D αντικειμένου
	Markerless τεχνικές	Εξατομίκευση περιεχομένου και εμπειρίας AR σε εσωτερικούς χώρους	Αναζήτηση και εξαγωγή 3D αντικειμένου σε εσωτερικούς χώρους με βάση μια εικόνα του αντικειμένου στη μνήμη της εφαρμογής που λειτουργεί ως μη ορατό marker

		Εξατομίκευση περιεχομένου και περιήγηση με AR σε εξωτερικούς χώρους	Αναζήτηση και εξαγωγή 3D αντικειμένου σε εξωτερικούς χώρους με βάση το στίγμα του χρήστη (τοποθεσία) και τον προσανατολισμό της συσκευής (γυροσκόπιο).
--	--	---	--

Συνολικά, το γενικότερο πλαίσιο χειρισμού των διαθέσιμων δεδομένων και επιλογών προσωποποίησης ακολουθεί μια λογική 'χωάνης' κατά την οποία αρχικά διατίθενται όλες οι υφιστάμενες πληροφορίες και σταδιακά απομακρύνονται οι μη σχετικές με τον χρήστη (ή τον σκοπό του) πληροφορίες, είτε κατατάσσονται σε υψηλότερες θέσεις οι πληροφορίες που έχουν μεγαλύτερες πιθανότητες να γίνουν αποδεκτές από τον εκάστοτε χρήστη. Κατ' αυτόν τον τρόπο μειώνεται η γνωστική υπερφόρτωση που μπορεί να προκληθεί στον τελικό χρήστη από τη συσσώρευση μεγάλων ποσοτήτων πληροφορίας, προσαρμόζεται καλύτερα το διαθέσιμο περιεχόμενο στις ιδιαίτερες ανάγκες καθενός χρήστη και ελαχιστοποιούνται οι μη απαραίτητες ανταλλαγές δεδομένων μεταξύ των υπομονάδων του συστήματος αλλά και μεταξύ του συστήματος και της τελικής συσκευής του χρήστη (διαδικτυακή κίνηση).

Ο τρόπος χρήσης των τεχνικών αυτών μέσα στο γενικότερο σύστημα του e-ΧΝΗΛΑΤΗ, όπως επίσης και ο τρόπος ανταλλαγής δεδομένων από υπομονάδα σε υπομονάδα περιγράφεται με περισσότερη λεπτομέρεια στο παραδοτέο Π1.3 (Προδιαγραφές και Αρχιτεκτονική του Συστήματος). Επίσης, η υλοποίηση της εξατομίκευσης στο πεδίο εφαρμογής της Εικονικής Πραγματικότητας θα παρουσιαστεί αναλυτικότερα στο παραδοτέο Π2.4 (Σύστημα περιήγησης με χρήση επαυξημένης πραγματικότητας).

Το έγγραφο αυτό παρέχει τις τεχνικές και μεθοδολογικές λεπτομέρειες που χρειάζεται η υλοποίηση των αντίστοιχων υπομονάδων λογισμικού και μπορεί να χρησιμοποιηθεί και ως αναφορά σε μελλοντικές καταστάσεις όπως για παράδειγμα κατά την πρώτη φάση των πιλοτικών δοκιμών όποτε θα δοκιμαστεί και η συνολική αποδοτικότητα του συστήματος. Ενδέχεται δε να τροποποιηθούν κατά ένα μικρό σχετικά ποσοστό οι μεθοδολογικές κατευθύνσεις που περιγράφηκαν στο παρόν χάριν ευκολίας στην υλοποίηση ή βελτιστοποίησης του τελικού αποτελέσματος (optimization). Τυχόν τέτοιες αλλαγές θα αναφερθούν στην δεύτερη έκδοση του παραδοτέου τον τριακοστό τρίτο μήνα.

7 ΑΝΑΦΟΡΕΣ

Adaji I., Vassileva J (2016). Evaluating Personalization and Persuasion in E-Commerce, Proceedings of the Personalization in Persuasive Technology Workshop, Persuasive Technology 2016, Salzburg, Austria, pp. 107-113.

Adolphs C., Winkelmann A. (2010). Personalization Research in E-Commerce. Journal of Electronic Commerce Research, 11(4), pp. 326-341.

Alexsoft (2017). Customer Experience Personalization in Travel and Hospitality Using Behavioral Analytics and Machine Learning, <https://www.altexsoft.com/blog/datascience/customer-experience-personalization-in-travel-and-hospitality-using-behavioral-analytics-and-machine-learning/>

Arazy O., Nov O., Kumar N. (2015). Personalization: UI Personalization, Theoretical Grounding in HCI and Design Research. AIS Transactions on Human-Computer Interaction (AIS THCI), 7(2), pp. 43-69, doi: 10.17705/1thci.00065.

Beel J., Gipp B., Langer S., Breitinger, C. (2015). Research Paper Recommender Systems: A Literature Survey. International Journal on Digital Libraries, 17(4), pp. 305–338. doi:10.1007/s00799-015-0156-0.

Bright L. F. (2014). Taming the Information Beast: Content Customization and Its Impact on Media Enjoyment for Online Consumers. *Online Journal of Communication and Media Technologies*, 4(3), pp. 143-169.

Breiman L.; Friedman J.H., Olshen R.A., Stone C.J. (1984). Classification and regression trees. Monterey, CA: Wadsworth & Brooks/Cole Advanced Books & Software. ISBN 978-0-412-04841-8.

Bressan G.M., de Azevedo B.C.F., Lizz E. A. S. (2017). A Decision Tree Approach for the Musical Genres Classification. Applied Mathematics & Information Sciences, 11(6), pp. 1703-1713.

Dehghani M., Azarbonyad H., Kamps J., Marx M. (2016). Generalized Group Profiling for Content Customization. In CHIIR'16 proceedings, doi: 10.1145/2854946.2855003.

Demand Metric (2016). Content Marketing's Evolution: The Age of Hyper-Personalization and Automation, p. 26, https://cdn2.hubspot.net/hubfs/253739/DemandMetric_Content_Personalization_Benchmark_Study_Report_Final.pdf?t=1476185057935

Doe, J., Other, A. N., Another, K. 2011. "A very important paper with wide implications for all e-ΧΝΗΛΑΤΗΣ activities", Journal of Very Important Results, vol 2 (35), p. 350-380.

- Gaikwad UK., & Sane SS. (2014). Effective Classifier for User's Behavioural Profile Classification. *International Journal of Computer Science and Information Technologies (IJCSIT)*, 5(3), pp. 4541-454.
- Harris C., Stephens M. (1988). A combined corner and edge detector, *Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference*, pp. 147-151.
- Kim M.C., Choi K.S. (1999). A comparison of collocation-based similarity measures inquiry expansion, *Information Processing and Management*, 35, pp. 19-30.
- Lampe C.A., Ellison N., Steinfield C. (2007). A familiar face (book): profile elements as signals in an online social network, *CHI 2007 proceedings*, pp. 435-444.
- Liarokapis F., Sylaiou S., Mountain D. (2008). Personalizing Virtual and Augmented Reality for Cultural Heritage Indoor and Outdoor Experiences. *The 9th International Symposium on Virtual Reality, Archaeology and Cultural Heritage (VAST)*, doi: 10.2312/VAST/VAST08/055-062.
- Malik Z.K., Fyfe C. (2012). Review of Web Personalization. *Journal of Emerging Technologies in Web Intelligence*, 4(3), pp. 285-296.
- Mobasher B., Cooley R., Srivastava J. (2000). Automatic personalization based on webusage mining. *Communications of the ACM*, 43(8), pp. 142–151.
- Netflix (2019). How Netflix's Recommendations System Works, <https://help.netflix.com/en/node/100639>
- Nguyen MH., Nguyen TH. (2015). A General Model for Similarity Measurement between Objects. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 6(2), pp. 235-239.
- Nosko A., Wood E., Molema S. (2010). All about me: disclosure in online social networking profiles: the case of FACEBOOK. *Comput Hum Behav*, 26(3), pp. 406–418.
- Oliva-Felipe L. , Barrue C., Cortes A. , Wolverson E. , Antomarini M., Votis K., Paliokas I., Cortes U. (2018). Health Recommender System design in the context of CAREGIVERSPRO-MMD Project. In *PERvasive Technologies Related to Assistive Environments (PETRA)*, Corfu, Greece, doi: 10.1145/3197768.3201558.
- Paliokas I., Sylaiou S., Katertsidis N. et al. (2018). OneAppy: An Interactive Platform Providing Novel Marketing Channels and Promoting Product and Services to the Tourism Industry, In *proceedings of the 7th ICSIMAT, Athenian Riviera, Athens*, pp. 559-568. doi: 10.1007/978-3-030-12453-3_64.
- Pierrakos D., Paliouras G., Papatheodorou C., Spyropoulos C.D. (2003). Web Usage Mining as a Tool for Personalization: A Survey. *User Modelling and User-Adapted Interaction*, 13, pp. 311-372.

Postmus S. (2018). Recommender system techniques applied to Netflix movie data, Vrije Universiteit Amsterdam, p. 31.

Salonen V., Karjaluoto H. (2016). Web personalization: The state of the art and future avenues for research and practice. *Telematics and Informatics*, 33(4), pp. 1088-1104. doi: 10.1016/j.tele.2016.03.004.

Schein A.I., Popescul A., Lyle H. Ungar L.H., Pennock D.M. (2002). Methods and Metrics for Cold-Start Recommendations. In *Proceedings of the 25th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR' 02)*. New York, ACM, pp. 253–260.

Shang S., Hui Y., Hui P., Cuff P., Kulkarni S. (2014). Beyond personalization and anonymity: Towards a group-based recommender system. In *Proceedings of the 29th Annual ACM Symposium on Applied Computing (SAC)*, pp. 266–273. doi: 10.1145/2554850.2554924.

Souri A., Hosseinpour S., Rahmani A.M. (2018). Personality classification based on profiles of social networks' users and the five-factor model of personality. *Hum. Cent. Comput. Inf. Sci.* 8(24), pp. 1-15, doi: 10.1186/s13673-018-0147-4.

Suh Y., Park Y., Yoon H., Chang Y., Woo. (2007). Context-Aware Mobile AR System for Personalization, Selective Sharing, and Interaction of Contents in Ubiquitous Computing Environments, *Human-Computer Interaction, Part II, HCI 2007, LNCS 4551*, pp. 966-974.

Vosecky J., Hong D., Shen VY. (2009). User Identification across Social Networks using the Web Profile and Friend Network. *International Journal of Web Applications*, 2(1), pp. 23-34.

Vuforia (2018). Optimizing Target Detection and Tracking Stability, available at: <https://library.vuforia.com/articles/Solution/Optimizing-Target-Detection-and-Tracking-Stability#Natural-Features-and-Image-Ratings>.

Ηλιοπούλου Π. (2017). Γεωγραφική Ανάλυση, Ελληνικά Ακαδημαϊκά Ηλεκτρονικά Συγγράμματα και Βοηθήματα, <http://hdl.handle.net/11419/2059>