



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ  
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ**

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΚΩΝ ΚΑΙ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ

ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΚΑ ΚΑΙ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ

**Σχεδιασμός συστήματος κατάταξης σημείων ενδιαφέροντος**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

ΤΟΥ

**Δημητρίου Ντάγκινη**

**Επιβλέπων : κα. Βλάχου Ακριβή**

**Μέλη εξεταστικής επιτροπής: Αναπ. Καθ. Κα. Ακριβή Βλάχου  
Αναπ. Καθ. Κα. Ελισάβετ Κωνσταντίνου  
Επικ. Καθ. Κα. Πέγκυ Παπαδοπούλου**

Σάμος, Ιανουάριος 2022



Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή



Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Ο εκθετικά αυξανόμενος όγκος δεδομένων στο χώρο του διαδικτύου τείνουν να καταστήσουν την αναζήτηση πληροφορίας ένα αρκετά απαιτητικό έργο για τους τελικούς χρήστες. Όσο και αν οι μηχανές αναζήτησης έχουν εν μέρει λύσει το συγκεκριμένο πρόβλημα, εντούτοις ζητούμενο παραμένει η παροχή φιλτραρισμένων και προσωποποιημένων πληροφοριών, με αποτέλεσμα την αυξημένη ζήτηση για συστήματα συστάσεων (recommendation systems). Τα συστήματα συστάσεων αντιμετωπίζουν την υπερφόρτωση πληροφορίας, παρέχοντας φιλτραρισμένες και εξατομικευμένες πληροφορίες βασισμένα στα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά αλλά και τις καταγεγραμμένες μέχρι τούδε προτιμήσεις των τελικών χρηστών. Συστήματα συστάσεων συναντώνται πλέον σε μία τεράστια γκάμα πληροφοριακών συστημάτων με ιδιαίτερη έμφαση στο ηλεκτρονικό εμπόριο.

Η παρούσα διπλωματική εργασία ασχολείται συστηματικά με την διερεύνηση και αξιολόγηση ενός από τα πλέον δημοφιλέστερα συστήματα συστάσεων του Διαδικτύου, αυτό του TripAdvisor. Όσο και αν ο αλγόριθμος βαθμολόγησης των καταλυμάτων του ιστότοπου τυγχάνει παγκόσμιας αποδοχής με συντριπτικά ποσοστά επισκεψιμότητας έναντι των ανταγωνιστικών συστημάτων, εντούτοις η εταιρεία έχει λάβει πλήθος αρνητικών σχολίων αναφορικά με την αξιοπιστία των αξιολογήσεων, υποχρεώνοντας να προβεί σε σημαντικές αλλαγές το 2021. Αξιοποιώντας τα ευρήματα της έρευνας του συστήματος συστάσεων του TripAdvisor, στο δεύτερο μέρος της διπλωματικής μοντελοποιείται και εφαρμόζεται ένα αντίστοιχο σύστημα κατάταξης προϊόντων, αντιμετωπίζοντας τα «αδύνατα» σημεία του αλγορίθμου κατάταξης του TripAdvisor.

**Λέξεις κλειδιά:** TripAdvisor, Συστήματα Συστάσεων, Μοντελοποίηση Συστήματος, Αλγόριθμοι συστημάτων συστάσεων

## **Abstract**

The exponentially growing volume of data on the internet tend to make information retrieval quite a demanding task for end users. Although search engines have partially solved this problem, the provision of filtered and personalized information remains in demand, resulting in increased demand for recommender systems. Recommendation systems deal with information overload, providing filtered and personalized information based on the specific characteristics and the preferences of the end users recorded so far. Recommendation systems are now found in a huge range of information systems with a particular emphasis on e-commerce.

This dissertation systematically deals with the investigation and evaluation of one of the most popular referral systems on the Internet, that of TripAdvisor. As much as the site's accommodation algorithm is gaining worldwide acceptance with overwhelming traffic rates compared to competing systems, the company has received a number of negative reviews regarding ratings reliability, forcing it to make significant system changes in 2021. Utilizing the findings of the TripAdvisor referral system research, in the second part of the work it is proposed to model and suggest a corresponding product ranking system, addressing the "weak" points of the TripAdvisor ranking algorithm.

**Keywords:** TripAdvisor, Recommendation Systems, System Modeling, Recommendation System Algorithms

Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.



## Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια του μεταπτυχιακού προγράμματος Πληροφοριακά και Επικοινωνιακά Συστήματα του Πανεπιστημίου Αιγαίου.

Με την ολοκλήρωσή της θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους όσους συμπαραστάθηκαν στην προσπάθεια αυτή και ιδιαίτερα την επιβλέπουσα καθηγήτρια μου κα Βλάχου Ακριβή, για την πολύτιμη υποστήριξη και τη συνεργασία της με σημαντικές συμβουλές, την οικογένεια μου που στηρίζουν αμέριστα όλες μου τις προσπάθειες και τη σύντροφο μου για την υποστήριξη και συμπαράστασή της.

## Πρόλογος

Η παρούσα εργασία εκπονήθηκε κατά το ακαδημαϊκό έτος 2021-22 στα πλαίσια του μεταπτυχιακού προγράμματος ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΚΑ ΚΑΙ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ. Η εργασία πραγματοποιήθηκε υπό την επίβλεψη της καθηγήτριας Βλάχου Ακριβής.

Αντικείμενο της εργασίας αποτελεί η βιβλιογραφική επισκόπηση της λειτουργίας του ιστότοπου TripAdvisor καθώς και η μοντελοποίηση και ανάπτυξη συναφούς συστήματος παροχής συστάσεων.

© 2022

του/της

Ντάγκινη Δημητρίου

Τμήμα Μηχανικών Πληροφοριακών και Επικοινωνιακών Συστημάτων

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ

## Περιεχόμενα

Πρόλογος .....	10
<b>1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ</b> .....	5
<b>2 Trip Advisor</b> .....	8
2.1. Ιστορία .....	8
2.2. Αλγόριθμος trip advisor .....	12
2.3. Ψευδείς κριτικές .....	17
2.4. Παρουσίαση λειτουργίας trip advisor .....	22
<b>3 Μοντελοποίηση</b> .....	25
3.1. Βασικές έννοιες .....	25
3.2. Αξιοπιστία recommendation systems .....	27
3.3. Μέθοδοι υποβολής προτάσεων στους χρήστες.....	32
3.4. Συναφείς εργασίες.....	35
3.5. Υπόδειγμα λειτουργίας προτεινόμενου συστήματος.....	40
<b>4 Συμπεράσματα - Αξιολόγηση</b> .....	49
<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ</b> .....	51
<b>ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α</b> .....	55
<b>ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β</b> .....	63



## Λίστα Πινάκων

Πίνακας 1. Πίνακας παρελθοντικών επιλογών χρήστη .....	45
Πίνακας 2. Dataset κατηγοριοποίησης χρηστών.....	63



# 1

## ***ΕΙΣΑΓΩΓΗ***

Τα συστήματα συστάσεων αποτελούν πλέον συνήθη πρακτική κυρίως σε ιστότοπους-συστήματα με μεγάλες βάσεις δεδομένων. Τέτοια συστήματα συνήθως παρέχουν στον χρήστη μια λίστα με προτεινόμενα στοιχεία(προϊόντα) που προβλέπουν ότι εντάσσονται στις προτιμήσεις του. Για παράδειγμα, το Netflix εμφανίζει τις βαθμολογίες για κάθε προβαλλόμενη ταινία, προκειμένου να βοηθήσει τον χρήστη να αποφασίσει ποια ταινία θα νοικιάσει. Το διαδικτυακό κατάστημα λιανικής βιβλίων Amazon παρέχει μέσες αξιολογήσεις χρηστών για βιβλία καθώς και μία δεύτερη λίστα με βιβλία που αγοράζουν χρήστες που αγοράζουν ένα συγκεκριμένο βιβλίο. Η Microsoft προτείνει λήψεις λογισμικών στους χρήστες. Όταν ένας χρήστης πραγματοποιεί λήψη κάποιου λογισμικού, το σύστημα παρουσιάζει μια λίστα με πρόσθετα στοιχεία που λαμβάνονται συνδυαστικά. Όλα αυτά τα συστήματα κατηγοριοποιούνται συνήθως ως συστήματα συστάσεων, παρόλο που παρέχουν διάφορες υπηρεσίες.

Τα συστήματα συστάσεων είναι ωφέλιμα τόσο για τους παρόχους υπηρεσιών όσο και για τους χρήστες. Μειώνουν το κόστος συναλλαγών για την εύρεση και την επιλογή προϊόντων σε περιβάλλον διαδικτυακών αγορών. Τα συστήματα συστάσεων έχουν επίσης αποδειχθεί ότι βελτιώνουν τη διαδικασία λήψης αποφάσεων και την ποιότητα παροχής υπηρεσιών. Στο πλαίσιο του ηλεκτρονικού εμπορίου, τα συστήματα

συστάσεων ενισχύουν τα έσοδα, διότι αποτελούν αποτελεσματικά μέσα για την πώληση περισσότερων προϊόντων. Στις επιστημονικές βιβλιοθήκες, τα συστήματα συστάσεων υποστηρίζουν τους χρήστες επιτρέποντάς τους να προχωρήσουν πέρα από τις κλασσικές αναζητήσεις καταλόγου. Επομένως, η ανάγκη χρήσης αποτελεσματικών και ακριβών τεχνικών αποτελεί ένα σημαντικό πρόβλημα(Puetal,2014).

Τα τρέχοντα συστήματα συστάσεων χωρίζονται βασικά σε δύο κύριες κατηγορίες που χρησιμοποιούν διαφορετικές πηγές πληροφοριών για να κάνουν συστάσεις. Η πρώτη κατηγορία γνωστή ως collaborative filtering, μιμείται τις προτάσεις “από στόμα σε στόμα”. Λειτουργικά, αυτές οι μέθοδοι προβλέπουν τις προτιμήσεις ενός ατόμου ως ένα γραμμικό, σταθμισμένο συνδυασμό των προτιμήσεων των άλλων χρηστών. Η δεύτερη κατηγορία, γνωστή ως content based, κάνει συστάσεις με βάση τις προτιμήσεις των καταναλωτών.

Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας στο κεφάλαιο 2 εξετάστηκε. ένα από τα πλέον δημοφιλή συστήματα συστάσεων, αυτό του TripAdvisor. Το TripAdvisor με έδρα τη Βοστώνη των ΗΠΑ, που ιδρύθηκε το 2000 από τους Stephen Kaufer και Langley Steinert, είναι ένας ταξιδιωτικός ιστότοπος που παρέχει κριτικές και άλλες πληροφορίες στους καταναλωτές σχετικά με ταξιδιωτικούς προορισμούς σε όλο τον κόσμο. Η εταιρεία είναι η πλέον δημοφιλής στον συγκεκριμένο εμπορικό χώρο – με 65 εκατομμύρια μοναδικούς επισκέπτες κάθε μήνα να ψάχνουν τον ιστότοπο για κριτικές ξενοδοχείων, εστιατορίων και τοποθεσιών σε όλο τον κόσμο. Αν και ο αλγόριθμος κατάταξης και παροχής προτάσεων προς τους χρήστες αποτελεί μυστικό της εταιρείας, εντούτοις η βασική του πτυχή παραμένει η κατάταξη των καταλυμάτων με βάση τις κριτικές των χρηστών αλλά και η παροχή προτάσεων προς τους χρήστες του συστήματος, τέτοιες ώστε αυτές να είναι συμβατές με τις παρελθοντικές τους προτιμήσεις αλλά και τις προτιμήσεις άλλων χρηστών με παρόμοιες αγοραστικές συνήθειες. Σημαντικό πρόβλημα παραμένει η υποβολή ψευδών κριτικών και σχολίων, πολιτική που χρησιμοποιείται από εταιρείες προκειμένου να ανεβάσουν την δημοτικότητα τους. Η ποσότητα μάλιστα των εν λόγω κριτικών ανάγκασε την εταιρεία να προβεί σε σημαντικές αλλαγές στον αλγόριθμο κατάταξης προκειμένου να αντιμετωπίσει το πρόβλημα, ενώ επιβάλλει και ποινές στην περίπτωση που κάποιο κατάλυμα διαπιστωθεί ότι προσπάθησε με δόλιους τρόπους να βελτιώσει την δημοτικότητα του.



Αξιοποιώντας τον τρόπο λειτουργίας του TripAdvisor, στο κεφάλαιο 3 παρουσιάζεται η μοντελοποίηση ενός προτεινόμενου συστήματος, που επιδιώκει να αντιμετωπίσει τις όποιες παθογένειες λειτουργίας καταγράφηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο. Ειδικότερα αναπτύχθηκε και επιδεικνύεται νευρωνικό δίκτυο, το οποίο με σημαντικό ποσοστό επιτυχίας ανιχνεύει χρήστες με ύποπτη συμπεριφορά, βασιζόμενο σε παραμέτρους όπως αριθμός των posts, όνομα χρήστη κ.α. Επίσης προτείνεται η κατηγοριοποίηση των χρηστών, προκειμένου οι αξιολογήσεις των χρηστών με μακροχρόνια παραμονή στο σύστημα και χωρίς ιστορικό ύποπτων συμπεριφορών, να λαμβάνουν μεγαλύτερο βάρος έναντι νεότερων ή κακόβουλων χρηστών. Τέλος εφαρμόζεται ένα υβριδικό σύστημα, βασιζόμενο στις προηγούμενες αγοραστικές συνήθειες αλλά και σε επιλογές συναφών χρηστών, παρέχει αγοραστικές προτάσεις με βάση τα κριτήρια αναζήτησης του ενεργού χρήστη. Το προτεινόμενο σύστημα συνδυάζοντας μεμονωμένες πρακτικές αντιμετώπισης των πλέον σημαντικών προβλημάτων των συστημάτων συστάσεων, επιδιώκει να προσφέρει μία ολοκληρωμένη και καινοτόμα πρόταση. Ζητούμενο παραμένει η αξιολόγηση του συστήματος σε πραγματικά δεδομένα, καθώς οι όποιες δοκιμές πραγματοποιήθηκαν πάνω σε δοκιμαστικά datasets, με θετικά εν γένει αποτελέσματα.

# 2

## Trip Advisor

### 2.1. Ιστορία

Το TripAdvisor αποτελεί μία διαδικτυακή πλατφόρμα υπηρεσιών στον ταξιδιωτικό τομέα, αποτελούμενο κυρίως από κριτικές που δημιουργούνται από τους ίδιους του χρήστες του ιστότοπου. Οι χρήστες ανταλλάσσουν εμπειρίες, παρέχουν αξιολογήσεις και σχολιάζουν τουριστικά αξιοθέατα. (Alaimo et al., 2020). Η ιστορία της πλατφόρμας ανάγεται στον Φεβρουάριο του 2000, όταν Stephen Kaufer και οι συνιδρυτές του ιστότοπου προσπάθησαν να δημιουργήσουν μια διαδικτυακή μηχανή αναζήτησης προσανατολισμένη στα ταξίδια. Ξεκίνησαν δημιουργώντας μία ταξιδιωτική βάση δεδομένων με αυτοματοποιημένη ευρετηρίαση ταξιδιωτικών ιστότοπων η οποία δεν είχε τα αναμενόμενα αποτελέσματα αναγκάζοντας τους να επανέλθουν σε χειρωνακτική μορφή η οποία συντασσόταν από άτομα ασχολούμενα με την ταξινόμηση, την προσθήκη ετικετών και τη σύνταξη περιλήψεων ταξιδιωτικών άρθρων. Αν και εκείνη την εποχή υπήρχαν πολλοί ιστότοποι με πλούσιο ταξιδιωτικό περιεχόμενο, ήταν δύσκολο για τους χρήστες να ξεπεράσουν τον κατακερματισμό των διαδικτυακών ταξιδιωτικών πληροφοριών και να βρουν αυτό που αναζητούσαν. Το TripAdvisor εκμεταλλευόμενο το συγκεκριμένο έλλειμμα, συστήθηκε ως μηχανή αναζήτησης που βασίζεται στη σε βάθος κατανόηση του ταξιδιωτικού περιεχομένου και των προτιμήσεων των χρηστών. Το TripAdvisor αυτό που πέτυχε ήταν να απαντάει σε σύνθετα ερωτήματα χρηστών αναφορικά με τους τόπους ή χώρους διακοπών τους κάνοντας χρήση πολλαπλών κριτηρίων, γεγονός που αδυνατούσαν να πραγματοποιήσουν οι περισσότεροι ανταγωνιστικοί ιστότοποι μέχρι εκείνη τη στιγμή. (Livingston et al., 2007).

Στα τέλη του 2000, δημιουργήθηκε ένας αρχικός ιστότοπος με στόχο να καταδείξει τις δυνατότητες αναζήτησης του TripAdvisor, με περιορισμένη επισκεψιμότητα κατά τη διάρκεια λειτουργίας του πρώτου έτους. Μετά από κάποιες αρχικές δυσκολίες, η ιδέα του link advertising, δηλαδή της προβολή διαφημίσεων ως συνδέσμων που παρέπεμπαν στον ιστότοπο του διαφημιζόμενου, εμφανίστηκε ως η βασική στρατηγική δημιουργίας εσόδων. Η διαφήμιση με βάση τα συμφραζόμενα βασίζεται στην εμφάνιση διαφημίσεων υψηλής στόχευσης που επιλέγονται αυτόματα με βάση τα δεδομένα του χρήστη (δηλ. προφίλ, προτιμήσεις). Σε αυτό το μοντέλο, η διαφήμιση δημιουργεί έσοδα με ένα μοντέλο κόστους ανά κλικ (CPC) που σημαίνει ότι ένας διαφημιζόμενος πληρώνει έναν πάροχο(εδώ το TripAdvisor) όταν γίνεται κλικ στη διαφήμιση. Σε αντίθεση με την παραδοσιακή διαφήμιση σε διαφημιστικό πλαίσιο σελίδας, η αποτελεσματικότητα των διαφημίσεων με βάση τα συμφραζόμενα σχετίζεται με τα δεδομένα αναζήτησης χρηστών. Όσο περισσότερα είναι τα δεδομένα, τόσο μεγαλύτερη είναι η πιθανότητα εμφάνισης σχετικών διαφημίσεων και εν τέλει κλικ. Επίσης, στο μοντέλο CPC, οι έμποροι πληρώνουν για τα κλικ που πραγματοποιούνται αντί να πληρώνουν προκαταβολικά για την εμφάνιση σε διαφημιστικό πλαίσιο σελίδας. Η αναλογία κλικ προς αριθμό εμφανίσεων του TripAdvisor κυμαινόταν από 4% έως 12%, ανάλογα με το πόσο σχετικές ήταν οι προσφερόμενες διαφημίσεις (Alaimo et al,2020).

Η άλλη πτυχή της διαφήμισης με βάση τα συμφραζόμενα είναι η συνεχής ανάπτυξη των δυνατοτήτων αναζήτησης που παρέχει. Ως μέρος της βελτίωσης της ανάκτησης περιεκτικών ταξιδιωτικών πληροφοριών σχετικά με τους προορισμούς, το TripAdvisor εγκαινίασε έναν δείκτη ξενοδοχείων, πρωτόπορο στο είδος του, μια ενημερωμένη προβολή των πιο δημοφιλών ξενοδοχείων σε μια δεδομένη πόλη. Είναι ενδιαφέρον ότι ο ορισμός αυτού του ευρετηρίου άλλαξε τον Μάρτιο του 2005. Ενώ ο προηγούμενος δείκτης μετρούσε τη δημοτικότητα χρησιμοποιώντας αποκλειστικά πληροφορίες ιστού, αναπτύχθηκε ένας νέος αλγόριθμος που χρησιμοποιούσε "πραγματικές κριτικές από πραγματικούς ταξιδιώτες που δημοσιεύτηκαν στο TripAdvisor.com" (TripAdvisor 9 Μαρτίου 2005). Αυτή η αλλαγή σηματοδότησε ένα σημείο καμπής στην εξέλιξη του TripAdvisor, καθώς έκανε το περιεχόμενο που παράγεται από τους χρήστες ορόσημο των λειτουργιών του(Alaimo et al,2020).

Ως ο μεγαλύτερος ταξιδιωτικός ιστότοπος στον κόσμο, το TripAdvisor προσφέρει διάφορες υπηρεσίες που απευθύνονται τόσο σε καταναλωτές όσο και σε επιχειρήσεις

προσθέτοντας συνεχώς νέες υπηρεσίες και δυνατότητες για να καλύψει τις εξελισσόμενες ανάγκες των ταξιδιωτών και των παρόχων τουρισμού. Αυτές οι διάφορες υπηρεσίες που προσφέρει το TripAdvisor καθιστούν δύσκολη την κατηγοριοποίησή του ως επιχείρηση. Η Τυπική Βιομηχανική Ταξινόμηση (SIC) κατηγοριοποιεί το TripAdvisor στη βιομηχανία «επεξεργασίας και προετοιμασίας δεδομένων», ενώ το σύστημα ταξινόμησης βιομηχανίας της Βόρειας Αμερικής (NAICS) τοποθετεί την εταιρεία στον κλάδο «Ταξιδιωτικά Γραφεία». Το TripAdvisor μπορεί να θεωρηθεί ως ένας τύπος ταξιδιωτικού μεσάζοντα καθώς μεσολαβεί μεταξύ της τουριστικής ζήτησης και προσφοράς και διευκολύνει τις συναλλαγές. Αφενός, παρέχει στους ταξιδιώτες μια πλατφόρμα για αναζήτηση και κοινή χρήση κριτικών για διάφορες ταξιδιωτικές επιχειρήσεις και προορισμούς και τους επιτρέπει να συγκρίνουν απευθείας προσφορές. Από την άλλη πλευρά, δίνει τη δυνατότητα στους προμηθευτές τουρισμού να κατανοήσουν καλύτερα τους ταξιδιώτες τους (π.χ. προφίλ, προτιμήσεις κ.λπ.), να προωθούν τις επιχειρήσεις τους και να παρακολουθούν τους ανταγωνιστές τους (π.χ. υπηρεσίες, προσφορές, περιορισμούς). Ωστόσο, το TripAdvisor αποτελεί επίσης ένας μεσάζων πληροφόρησης που ειδικεύεται στο λεγόμενο πεδίο των «Μεγάλων Δεδομένων(Bigdata)» και εστιάζει στη σύνδεση και εξυπηρέτηση των αναγκών τόσο της τουριστικής ζήτησης όσο και της προσφοράς παρέχοντας μια τεχνολογική πλατφόρμα στην οποία μπορεί να δημιουργηθεί, να αναλυθεί και να διανεμηθεί περιεχόμενο για την κάλυψη των αναγκών ταξιδιωτών και τουριστικών επιχειρήσεων(O'Connor, 2010).

Το 2004 η εταιρεία αγοράστηκε από την IAC (Inter Active Corp), η οποία διαχωρίστηκε από τον όμιλο ταξιδιών για επαγγελματικά ταξίδια και μετονομάστηκε σε Expedia, Inc. Το 2009 το TripAdvisor αγόρασε το kuxun.cn, τον δεύτερο μεγαλύτερο ιστότοπο ταξιδιών, ξενοδοχείων και μηχανών αναζήτησης για πτήσεις προς Κίνα και το 2010 απέκτησε το holidaylettings.co.uk, τον μεγαλύτερο ανεξάρτητο ιστότοπο για ενοικιάσεις διακοπών στο Ηνωμένο Βασίλειο. Δύο χρόνια αργότερα, συνδεδεμένο με το Facebook επέτρεψε στους χρήστες του να επιλέγουν κριτικές από άτομα που ανήκαν στο κοινωνικό τους δίκτυο και το 2014 αναγνωρίστηκε ως η πιο διάσημη, πιο δημοφιλής και αξιόπιστη ταξιδιωτική πύλη παγκοσμίως. Το 2015 το TripAdvisor άρχισε να επιτρέπει στους χρήστες του όχι μόνο να αξιολογούν τις επιχειρήσεις αλλά και να τις επισημαίνουν, να υποδεικνύουν

ημέρες και ώρες λειτουργίας, να σχολιάζουν την ταχύτητα εξυπηρέτησης και τις προσφορές παράδοσης κατ' οίκον κ.λ.π.(Barandalla et al, 2017).

Η ταξιδιωτική κοινότητα του TripAdvisor φτάνει σήμερα τους 340 εκατομμύρια μοναδικούς επισκέπτες κάθε μήνα με περισσότερες από 250 εκατομμύρια κριτικές που καλύπτουν περισσότερα από 4,9 εκατομμύρια αξιοθέατα, καταλύματα και εστιατόρια. Το TripAdvisor, το οποίο λειτουργεί σε 45 χώρες, έχει καταστεί πλέον απαραίτητο πριν από την κράτηση διακοπών για την πλειοψηφία ολόκληρου του πλανήτη.

## 2.2. Αλγόριθμος trip advisor

Ο κύριος μηχανισμός με τον οποίο ένας ταξιδιώτης μπορεί να μοιραστεί τις εμπειρίες του είναι να γράψει και να υποβάλει μια κριτική ταξιδιού αναφορικά με μια επιχείρηση. Σύμφωνα με το site «οι κριτικές χρηστών είναι ένας τρόπος για να γράψετε και να μοιραστείτε την εμπειρία σας σε ένα κατάλυμα, εστιατόριο, αξιοθέατο ή τοποθεσία με συνταξιδιώτες. Μπορείτε να είστε 100% ειλικρινείς σχετικά με τις εμπειρίες σας, αρκεί να τηρείτε τις οδηγίες μας».

Το κύριο μέλημα των οδηγίων του ιστότοπου φαίνεται να σχετίζεται με τη διασφάλιση της αξιοπιστίας της παρεχόμενης κριτικής και για το σκοπό αυτό, το TripAdvisor απαιτεί από κάθε χρήστη να καταχωρεί τα προσωπικά του στοιχεία και δεν επιτρέπει τη χρήση εμπορικών διευθύνσεων email. Ωστόσο, οι ιδιοκτήτες και οι διαχειριστές καταστημάτων που έχουν ελεγχθεί επιτρέπεται να απαντούν σε επικριτικά σχόλια ταξιδιωτών σχετικά με τις υπηρεσίες και τις εγκαταστάσεις τους. Τέτοιες απαντήσεις δημοσιεύονται ακριβώς κάτω από τη σχετική κριτική ταξιδιού. Σε περίπτωση που η διοίκηση του ξενοδοχείου υποβάλει εικονικές κριτικές για τη δική της επιχείρηση, το TripAdvisor έχει δημοσιεύσει προειδοποιήσεις στην ενότητα «γράψτε μια κριτική» με τον τίτλο "έχουμε μηδενική ανοχή σε ψεύτικες κριτικές!". Τα μέλη διασφαλίζονται από τη δέσμευση του ιστότοπου αναφορικά με την αξιοπιστία και τις κυρώσεις (όπως η παρακολούθηση των κριτικών του ξενοδοχείου και η ειδοποίηση των χρηστών για τυχόν αμφίβολες πρακτικές) που θα επιβληθούν στους παραβάτες ξενοδόχους. Παρά αυτές τις διαβεβαιώσεις, το θέμα των εικονικών κριτικών είναι σαφώς προβληματικό για το TripAdvisor. Η υποβολή μεροληπτικών κριτικών παραμένει μια από τις βασικές ανησυχίες ενάντια στην ακεραιότητα του ιστότοπου. Μετά την εγγραφή του χρήστη παρέχεται η δυνατότητα υποβολής μιας κριτικής ταξιδιού. Σε αυτήν την ενότητα, ο χρήστης γράφει την αφήγησή του σχετικά με την προσωπική του εμπειρία από τη διαμονή σε μια συγκεκριμένη εγκατάσταση και καλείται να επιλέξει από πέντε πιθανές κατηγορίες από τις οποίες θα βαθμολογήσει το ξενοδοχείο (πολύ κακό, ανεπαρκές, μέτριο, πολύ καλό, εξαιρετικό). Η τελευταία βαθμολογία επιτρέπει στο TripAdvisor να δημιουργεί Αξιολογήσεις Ταξιδιωτών για κάθε ξενοδοχείο, εστιατόριο και αξιοθέατο εντός του ιστότοπου. Αυτή η διαδικασία περιλαμβάνει τον υπολογισμό μιας συνοπτικής βαθμολογίας με βάση την ποιότητα, την ποσότητα και την ηλικία των μεμονωμένων κριτικών. Το

τελικό αποτέλεσμα αυτών των υπολογισμών είναι μια συνολική βαθμολογία για κάθε εγκατάσταση. Αυτή η βαθμολογία απεικονίζεται ευδιάκριτα σε κάθε επιχείρηση μέσω ενός δείκτη πέντε σημείων. Ο συνολικός αριθμός των κριτικών ταξιδιωτών στις οποίες βασίζεται αυτή η συνολική βαθμολογία εμφανίζεται επίσης, ενώ τα μεμονωμένα σχόλια ταξιδιωτών παρατίθενται από κάτω με σειρά ημερομηνίας. Επιπλέον τα μεμονωμένα σχόλια των ταξιδιωτών προσθέτουν περισσότερο βάθος στη βαθμολογία. Τέλος πέρα από τους σχολιασμούς κειμένου, οι ταξιδιώτες μπορούν να ανεβάσουν τις προσωπικές τους φωτογραφίες στον ιστότοπο. Αυτές οι εικόνες μπορούν στη συνέχεια να χρησιμοποιηθούν για την επικύρωση των σχολίων που έγιναν μέσα στην αφήγηση. (Jeacle, 2011).

Εκτός από την Βαθμολογία Ταξιδιωτών, το TripAdvisor δημοσιεύει επίσης μια αριθμητική κατάταξη των καταλυμάτων την οποία ονομάζει Δείκτη Δημοτικότητα. Αυτό το ευρετήριο δημιουργείται από έναν συνδυασμό πληροφοριών από τις Βαθμολογίες ταξιδιωτών και άλλων δημοσιευμένων πηγών, όπως καταχωρίσεις οδηγών και άρθρα εφημερίδων. Ο δείκτης υπολογίζεται χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο (ο οποίος δεν δημοσιοποιείται) ο οποίος δίνει μεγαλύτερη έμφαση στις πρόσφατες πληροφορίες. Η κατάταξη που παράγεται εκτείνεται από το ένα έως τον συνολικό αριθμό των εγκαταστάσεων εντός της πόλης ή της περιοχής που έχει υποβληθεί η κριτική ταξιδιού. Κάθε μεμονωμένη κατάταξη και η θέση της στη συνολική βαθμολογία εμφανίζεται στη συνέχεια με εμφανή τρόπο σε κάθε καταγεγραμμένη επιχείρηση. Με αυτόν τον τρόπο, ένας ανεξάρτητος ταξιδιώτης που επιθυμεί να επισκεφθεί μια πόλη για πρώτη φορά μπορεί, συμβουλευόμενος τον ιστότοπο του TripAdvisor, να βρει γρήγορα και εύκολα μια ολοκληρωμένη κατάταξη ξενοδοχείων, εστιατορίων και αξιοθέατα έλξης επισκεπτών σε αυτήν την περιοχή (Livingston, 2007).

Σύμφωνα με το ίδιο τον ιστότοπο ο δείκτης δημοτικότητας αποτελεί ένα πολυπαραγοντικό μέγεθος το οποίο επηρεάζεται:

**Ποιότητα:** Οι αξιολογήσεις που παρέχουν οι χρήστες ως μέρος των κριτικών τους χρησιμοποιούνται για την κατάταξη της ποιότητας της εμπειρίας σε κάθε επιχείρηση. Αν όλοι οι άλλοι παράγοντες είναι ίσοι, μια επιχείρηση με περισσότερες αξιολογήσεις με 5 θα κατατάσσεται υψηλότερα από μια επιχείρηση με χαμηλότερες αξιολογήσεις.<sup>1</sup>

---

<sup>1</sup><https://www.tripadvisor.com/TripAdvisorInsights/w765>

**Χρόνος κριτικής:** Οι πρόσφατες κριτικές είναι πιο πολύτιμες από τις παλαιότερες κριτικές. Παρέχουν μια πιο ακριβή αναπαράσταση της τρέχουσας εμπειρίας στην επιχείρηση. Αυτό σημαίνει ότι οι κριτικές — καλές ή κακές — που είναι παλαιότερες δεν θα υπολογίζονται στον ίδιο βαθμό στην κατάταξη μιας επιχείρησης όσο μια κριτική που γράφτηκε πιο πρόσφατα. Αν και οι παλαιότερες κριτικές δεν έχουν τόσο μεγάλη βαρύτητα στην κατάταξη, εξακολουθούν να είναι ορατές στην ενότητα Επισκόπηση κάθε καταχώρισης και στο ιστορικό κριτικών της επιχείρησης.<sup>2</sup>

**Ποσότητα:** Ο αριθμός των κριτικών είναι ένας κρίσιμος δείκτης για τους χρήστες του TripAdvisor σχετικά με μια επιχείρηση. Οι χρήστες του TripAdvisor συνήθως διαβάζουν πολλές κριτικές για να βοηθηθούν να σχηματίσουν μια ισορροπημένη γνώμη για μια επιχείρηση και να έχουν μεγαλύτερη εμπιστοσύνη στις αποφάσεις τους όταν βλέπουν συμφωνία σε ένα μεγάλο σύνολο κριτικών. Πρέπει να υπάρχουν αρκετές αξιολογήσεις για να παρέχουν στατιστική σημαντικότητα και να επιτρέπουν μια αξιόπιστη σύγκριση με άλλες επιχειρήσεις. Ο αλγόριθμος κατάταξης δημοτικότητας έχει σχεδιαστεί για να παρέχει ένα στατιστικό μέτρο εμπιστοσύνης σχετικά με την τρέχουσα εμπειρία σε μια επιχείρηση. Καθώς συγκεντρώνονται περισσότερες κριτικές για μια επιχείρηση με την πάροδο του χρόνου, υπάρχουν περισσότερες πληροφορίες για την πιθανή εμπειρία που μπορούν να αναμένουν οι καταναλωτές. Φτάνοντας σε μια ασφαλή ποσότητα κριτικών, παρέχεται η δυνατότητα πρόβλεψης με μεγαλύτερη ακρίβεια για την κατάταξη αυτής της επιχείρησης.<sup>3</sup>

Συνοψίζοντας:

- Οι καλές κριτικές είναι καλύτερες από τις κακές κριτικές
- Οι πρόσφατες κριτικές έχουν μεγαλύτερη βαρύτητα από τις παλαιότερες κριτικές
- Περισσότερες κριτικές βοηθούν ταχύτερα στην οικοδόμηση εμπιστοσύνης

Αυτοί οι παράγοντες αλληλεπιδρούν με την πάροδο του χρόνου για να καθορίσουν την κατάταξη δημοτικότητας μιας επιχείρησης. Για παράδειγμα, η ποιότητα και η ποσότητα των κριτικών με την πάροδο του χρόνου παρέχουν μια άποψη για τη συνέπεια κάθε επιχείρησης. Μια επιχείρηση που έχει σταθερά καλές κριτικές θα κατατάσσεται υψηλότερα από μία με παρόμοιο αριθμό καλών και κακών κριτικών.

---

<sup>2</sup><https://www.tripadvisor.com/TripAdvisorInsights/w765>

<sup>3</sup><https://www.tripadvisor.com/TripAdvisorInsights/w765>



Ομοίως ένας μεγάλος αριθμός πρόσφατων αξιολογήσεων θα αποτιμηθεί υψηλότερη από παλαιότερες κριτικές<sup>4</sup>.

Μετά από εκτεταμένες δοκιμές και πιλοτικά, το TripAdvisor ανακοίνωσε στις αρχές Μαΐου 2016 ότι έχει εφαρμόσει έναν ενημερωμένο αλγόριθμο για την κατάταξη των καταλυμάτων στον δείκτη δημοτικότητάς του σε όλες τις καταχωρίσεις και τις περιοχές. Το TripAdvisor άρχισε να παρουσιάζει τις αλλαγές στον αλγόριθμο τον Δεκέμβριο του 2015, όταν άρχισε να τον εφαρμόζει σε λίστες εστιατορίων και αξιοθέατων. Κατά τη διάρκεια του πρώτου τριμήνου του 2016, το TripAdvisor άρχισε να εφαρμόζει τον νέο αλγόριθμο στις καταχωρίσεις καταλυμάτων και πλέον χρησιμοποιείται σχεδόν παγκοσμίως. Μια ατέλεια στον προηγούμενο αλγόριθμο κατάταξης σήμαινε ότι ορισμένα νέα ξενοδοχεία (τα οποία το TripAdvisor ονόμασε "fastrisers") με πολύ λίγες, αλλά πολύ πρόσφατες, καλές κριτικές θα μπορούσαν γρήγορα να ξεπεράσουν τα πιο καθιερωμένα ξενοδοχεία με περισσότερες κριτικές που αντικατοπτρίζουν ένα ευρύτερο φάσμα εμπειριών επισκεπτών δημοσιευμένων για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα πριν καταλήξουν σε μια πιο αντιπροσωπευτική θέση στον Δείκτη δημοτικότητας. Η κατάταξη ενός καταλύματος από τον Δείκτη δημοτικότητας επηρεάζεται όπως αναφέρθηκε προηγουμένως από τρεις παράγοντες: την ποιότητα των κριτικών, την πρόσφατη έκδοση των κριτικών και τον αριθμό των κριτικών. Η ενημέρωση του 2016 στον αλγόριθμο του δείκτη δημοτικότητας εξακολουθεί να βασίζεται σε αυτούς τους τρεις παράγοντες, αλλά έχει βελτιωθεί ώστε να παρουσιάζει πιο δίκαια τα νέα και τα καθιερωμένα ξενοδοχεία. Το TripAdvisor δηλώνει ότι «έχει σχεδιάσει τον βελτιωμένο αλγόριθμο κατάταξης δημοτικότητας για την εκτίμηση της ποσότητας και της συνέπεια των κριτικών πιο ικανοποιητικά». (Came).

Μετά την ενημέρωση του αλγόριθμου του 2016, ο οποίος προσπάθησε να αποτρέψει την άδικη άνοδο των νεότερων εταιρειών στην κορυφή της κατάταξης με βάση μόνο μερικές πολύ πρόσφατες κριτικές, ο στόχος πίσω από τις ενημερώσεις στις αρχές του 2018 είναι αρκετά παρόμοιος, με το TripAdvisor να αναφέρει σε μήνυμα που εστάλη ότι έχει κάνει αλλαγές για να «μετρήσει καλύτερα τη συνέπεια της απόδοσης κάθε επιχείρησης με την πάροδο του χρόνου». Εκτός από την ενημέρωση κατάταξης, το TripAdvisor έλαβε υπόψη τα σχόλια των χρηστών και δημιούργησε μια νέα μορφή για την παρουσίαση των διαθέσιμων επιλογών διαμονής σε επιλεγμένους

---

<sup>4</sup><https://www.tripadvisor.com/TripAdvisorInsights/w765>

προορισμούς, συνδυάζοντας ξενοδοχεία, B&B, πανδοχεία και εξειδικευμένα καταλύματα, σε ένα ενιαίο τόπο. «Σε αυτήν την πρόσφατη ενημέρωση», εξηγεί εκπρόσωπος του TripAdvisor, «στόχος ήταν να γίνει καλύτερη μέτρηση της συνέπειας, έτσι ώστε όλοι οι τύποι ακινήτων –μεγάλες ή μικρές, ανεξάρτητες ή κεντρικά διαχειριζόμενες εταιρείες – να έχουν τις ίδιες ευκαιρίες επιτυχίας στο TripAdvisor. Αυτό σημαίνει ότι οι ιδιοκτήτες επιχειρήσεων θα δουν αλλαγές στις θέσεις των ξενοδοχείων τους – κάποιιοι θα ανέβουν, κάποιιοι θα κατέβουν, ανάλογα με το πώς αλλάζουν οι επιχειρήσεις γύρω τους.» Με αυτήν την ενημέρωση, ακίνητα και αξιοθέατα όλων των μεγεθών που λαμβάνουν συνεχώς καλές αξιολογήσεις κριτικών θα ανταμειφθούν με υψηλότερη κατάταξη από αυτές που έχουν υψηλά και χαμηλά. Αυτή η υψηλότερη στάθμιση της συνέπειας σημαίνει ότι η αλγοριθμικά υπολογισμένη κατάταξη (και οι κριτικές) είναι πιο πιθανό να είναι ενδεικτική της εμπειρίας που θα έχουν πραγματικά οι μελλοντικοί ταξιδιώτες σε ένα ξενοδοχείο ή εστιατόριο. Εάν το ξενοδοχείο ή το εστιατόριο έχει παράσχει καλές υπηρεσίες και έχει λάβει κριτικές με υψηλές βαθμολογίες τα τελευταία δέκα χρόνια, θα θεωρείται πιο αξιόπιστο και επομένως θα κατατάσσεται πιο ψηλά από ένα ξενοδοχείο ή εστιατόριο που λαμβάνει διθυραμβικές κριτικές τους τελευταίους δύο μήνες, αλλά δεν τα πήγαινε τόσο καλά πριν από αυτό. Αν όμως συνεχιστεί αυτό το σερί διθυραμβικών κριτικών, το τελευταίο εστιατόριο θα ανέβει ξανά στην κατάταξη. «Η απόφαση να γίνουν αλλαγές στον αλγόριθμο κατάταξης δημοτικότητας δεν ελήφθη σοβαρά υπόψη», συνέχισε ο εκπρόσωπος του TripAdvisor. «Όταν οι μηχανές αναζήτησης όπως η Google αλλάζουν τους αλγόριθμούς τους, αυτό επηρεάζει και εμάς. Και ανεξάρτητα από το πόσες πληροφορίες έχουμε για την αλλαγή, χρειάζεται χρόνος για να προσαρμοστούμε.» Η προσαρμογή σε αυτήν την περίπτωση δεν σημαίνει απαραίτητα αλλαγές στον τρόπο συλλογής των κριτικών — η ποιότητα, η ποσότητα και ο χρόνος πρέπει να λαμβάνονται υπόψη κατά τον καθορισμό του σημείου που εμπίπτει ένα ακίνητο στην κατάταξη. Η ενθάρρυνση των επισκεπτών να υποβάλουν κριτικές είναι εξίσου σημαντική όσο ποτέ για να διασφαλιστεί ότι η εταιρεία λαμβάνει συνεχώς κριτικές, βοηθώντας στην βελτίωση της κατάταξης(Alexander,2018).

### 2.3. Ψευδείς κριτικές

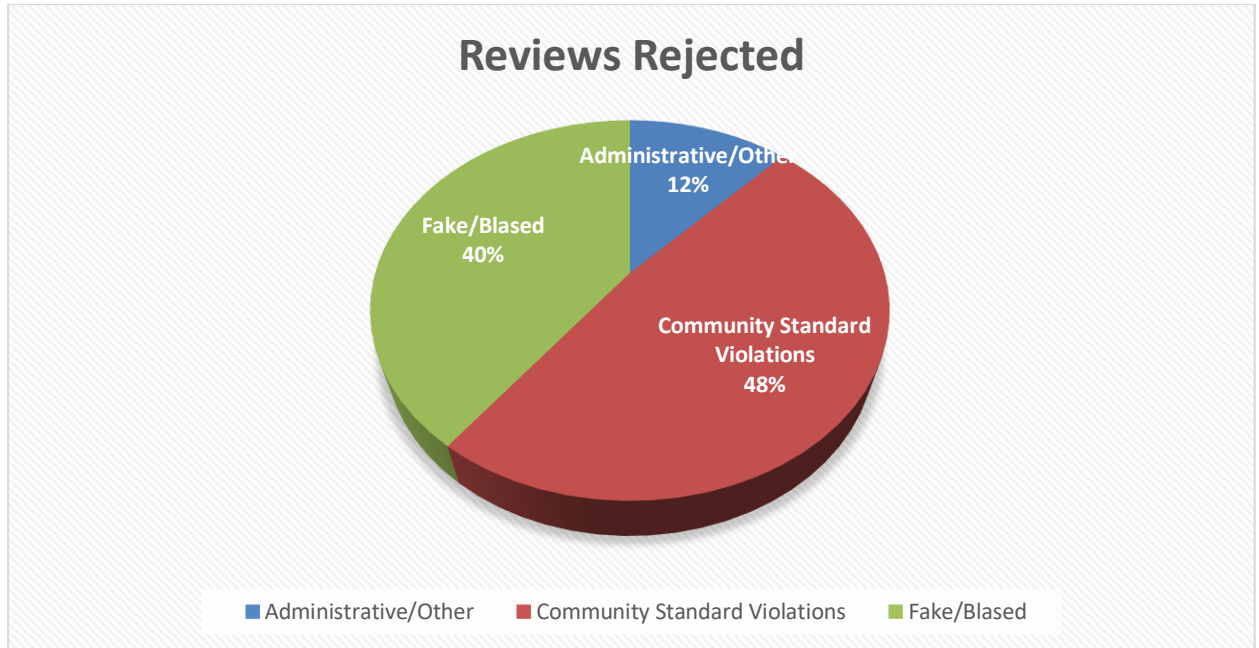
Ένα από τα σημαντικότερα προβλήματα που αντιμετωπίζει ο ιστότοπος είναι αυτό της ανίχνευσης και αντιμετώπισης των Ψευδείς κριτικές. Σαν Ψευδείς κριτικές μπορούν να θεωρηθούν τόσο οι κακόβουλες κριτικές που δεν ανταποκρίνονται στην πραγματικότητα και σκοπό έχουν απλά να βλάψουν κάποιον επιχειρηματία όσο και οι δημιουργία ψεύτικων προφίλ με σκοπό την ενίσχυση της δημοφιλίας, από τους ίδιους τους ιδιοκτήτες των επιχειρήσεων βαθμολογώντας με άριστα και εκθειάζοντας τις επιχειρήσεις τους.

Η οργάνωση καταναλωτών Which? Travel ανέλυσε σχεδόν 250.000 κριτικές για τα 10 κορυφαία ξενοδοχεία σε 10 δημοφιλείς τουριστικούς προορισμούς σε όλο τον κόσμο, διαπιστώνοντας ότι ένα στους επτά είχε «κατάφωρα χαρακτηριστικά» ψεύτικων κριτικών. Η Which? Travel ανέφερε 15 περιπτώσεις στο TripAdvisor και ισχυρίστηκε ότι ο ιστότοπος αποδέχτηκε ότι 14 ξενοδοχεία είχαν ήδη πιαστεί με ψεύτικες θετικές κριτικές τον τελευταίο χρόνο. Επίσης αποκάλυψε ότι το TripAdvisor σε έξι από αυτά τα ξενοδοχεία επέβαλε κυρώσεις για παραβίαση των οδηγιών και σε δύο είχαν προηγουμένως δοθεί προειδοποιήσεις τύπου "κόκκινου σήματος" για ύποπτη δραστηριότητα, αλλά αυτό δεν έγινε γνωστό στους ταξιδιώτες. Ξενοδοχείο στη Μέση Ανατολή, που χαρακτηρίστηκε ως το «καλύτερο ξενοδοχείο» στην Ιορδανία, είχε ένα «εξαιρετικά ύποπτο» μοτίβο κριτικών. Το μη κατονομαζόμενο ξενοδοχείο αρνήθηκε οποιαδήποτε κατηγορία, αλλά το TripAdvisor αφαίρεσε στη συνέχεια 730 από τις αξιολογήσεις πέντε αστέρων του. Στο «καλύτερο ξενοδοχείο στο Κάιρο», σύμφωνα με την κατάταξη ταξιδιωτών του TripAdvisor, το 79% των κριτικών πέντε αστέρων προήλθαν από προφίλ που δεν είχε κάνει άλλες συνεισφορές στον ιστότοπο. Λίγο αργότερα από τις αποκαλύψεις της Which? Travel, το TripAdvisor αφαίρεσε τις κριτικές από το κατάλυμα το οποίο και έχασε την ιδιότητά του ως το καλύτερο ξενοδοχείο του Καΐρου. Στο Λας Βέγκας, δύο από τα 10 ξενοδοχεία με την υψηλότερη κατάταξη έλαβαν σχεδόν τις μισές (48% και 41% αντίστοιχα) από τις εκατοντάδες αξιολογήσεις τους με πέντε αστέρια από κριτικούς που δεν είχαν κάνει καμία άλλη συνεισφορά στο TripAdvisor πριν ή μετά, δημιουργώντας υποψίες ότι θα μπορούσαν να είναι ψεύτικα. Αντίθετα, ένα άλλο ξενοδοχείο κοντά στην κορυφή της κατάταξης του Λας Βέγκας είχε μόλις το 3% των σχεδόν 2.000 κριτικών πέντε αστέρων από χρήστες που έκαναν κριτική μόνο μια

φορά. Η WhichTravel συνέκρινε επίσης 10 ξενοδοχεία του Λονδίνου των δύο μεγαλύτερων αλυσίδων του Ηνωμένου Βασιλείου, του PremierInn και του Travelodge. Αν και το PremierInn δεν προκάλεσε υποψίες, σχεδόν οι μισές από τις εκατοντάδες κριτικές πέντε αστέρων σε δύο τοποθεσίες του Travelodge προήλθαν από συνεισφέροντες για πρώτη φορά. Τα ευρήματα συμπίπτουν καθώς η Αρχή Ανταγωνισμού και Αγορών (CMA) του Ηνωμένου Βασιλείου εγκαινίασε πρόγραμμα με στόχο την αντιμετώπιση του αυξανόμενου προβλήματος των ψεύτικων και παραπλανητικών κριτικών (Guardian, 2019).

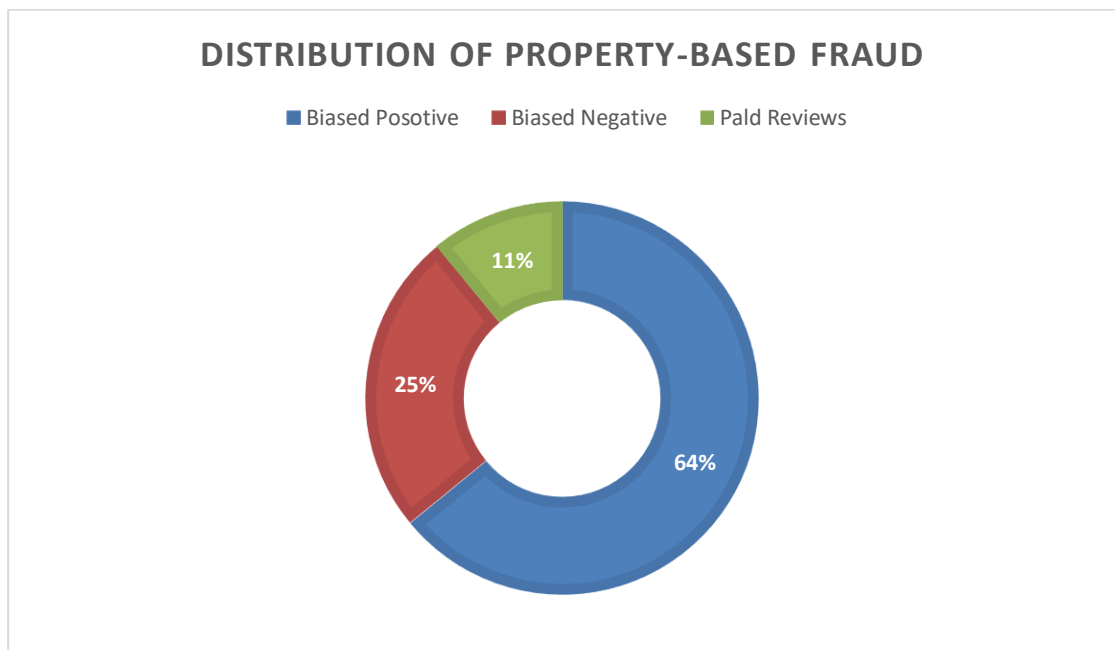
Αποτέλεσμα των παραπάνω υπήρξε η εταιρεία το 2020 να αφαιρέσει ή να απορρίψει σχεδόν 1 εκατομμύριο ψεύτικες κριτικές από την πλατφόρμα ενώ εντόπισε μια σειρά από ιστότοπους που πωλούν ψεύτικες κριτικές, σύμφωνα με την τελευταία αναφορά διαφάνειας της ταξιδιωτικής εταιρείας, υπογραμμίζοντας τις συνεχιζόμενες προσπάθειες των τεχνολογικών πλατφόρμων να αγωνίζονται να προστατεύσουν τους χρήστες από τις επιθέσεις ψεύτικων κριτικών. Συνοπτικά η έκθεση υποστηρίζει ότι:

- Περίπου 943.205 κριτικές που υποβλήθηκαν στο TripAdvisor -3,6% των συνολικών κριτικών που υποβλήθηκαν - κρίθηκαν δόλιες το 2020, τα δύο τρίτα των οποίων εντοπίστηκαν πριν αναρτηθούν στην πλατφόρμα.
- Συνολικά, το TripAdvisor απέρριψε ή αφαίρεσε περισσότερες από 2 εκατομμύρια κριτικές από τον ιστότοπό του (8,6% του συνόλου) για λόγους όπως απάτη ή μεροληψία (39,7%), παραβίαση κοινοτικών προτύπων (48,3%) και διοικητικούς λόγους (12%) όπως η διακοπή λειτουργίας μίας επιχείρησης ή κριτικές που αφαιρούνται από τους ίδιους τους συγγραφείς τους (εικόνα 1).



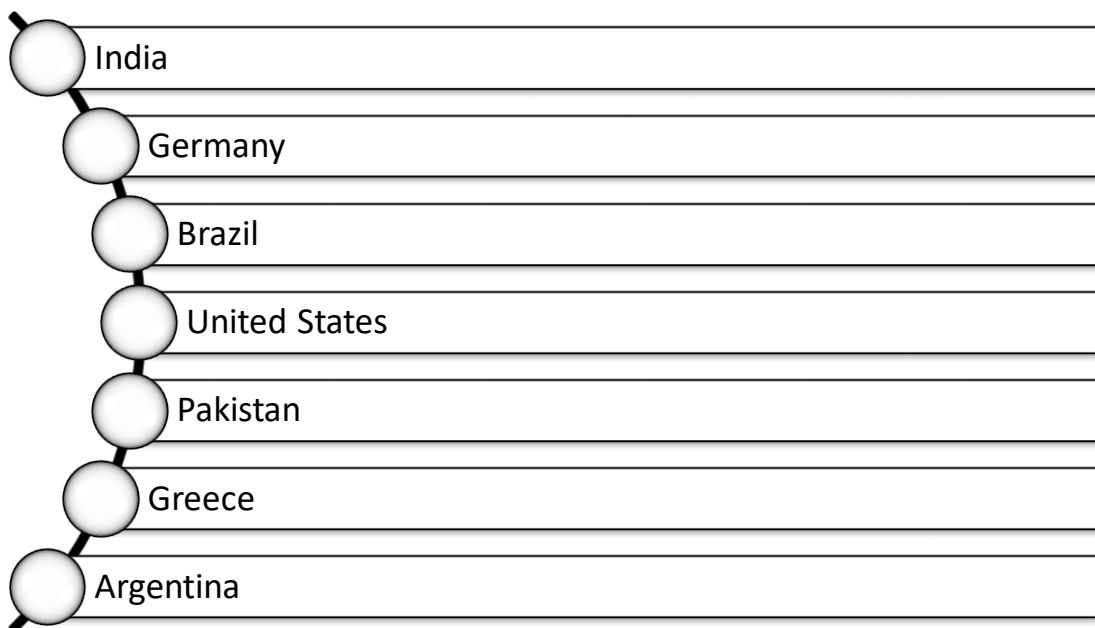
Εικόνα 1. Απορριπτές κριτικές 2020

- Η συντριπτική πλειονότητα (93%) των ψεύτικων κριτικών διαγράφεται για θετική μεροληψία, κυρίως όταν κάποιος συνδέεται με μια επιχείρηση ή του προσφέρθηκαν κίνητρα για να την ελέγξει, ενώ οι υπόλοιπες είναι είτε σκόπιμα κακόβουλες (3%) είτε επί πληρωμή (4%) (εικόνα 2).



Εικόνα 2. Ποσόστωση απορριπτών κριτικών

- Το 2020, το TripAdvisor είπε ότι αφαίρεσε πληρωμένες κριτικές από περίπου 131 χώρες και εντόπισε μια έξαρση κριτικών επί πληρωμή που προέρχονται κυρίως από την Ινδία, τη χώρα που δημιούργησε τις περισσότερες ψεύτικες κριτικές το 2019.
- Εκτός από την Ινδία, το TripAdvisor είπε ότι οι εννέα χώρες που δημιούργησαν τις περισσότερες ψεύτικες κριτικές το 2020 ήταν η Γερμανία, η Βραζιλία, οι ΗΠΑ, το Πακιστάν, η Ελλάδα, η Αργεντινή, το Μπαγκλαντές, η Τουρκία και η Ιταλία. (Hart, 2020)(εικόνα 3).



Εικόνα 3. Οι πρώτες 10 χώρες στην υποβολή ψευδών κριτικών

Η εταιρεία σύμφωνα με την τελευταία δημόσια αναφορά της δύναται να επιβάλει στους παραβάτες οι οποίοι σχετίζονται με ύποπτες συμπεριφορές τις ακόλουθες ποινές:

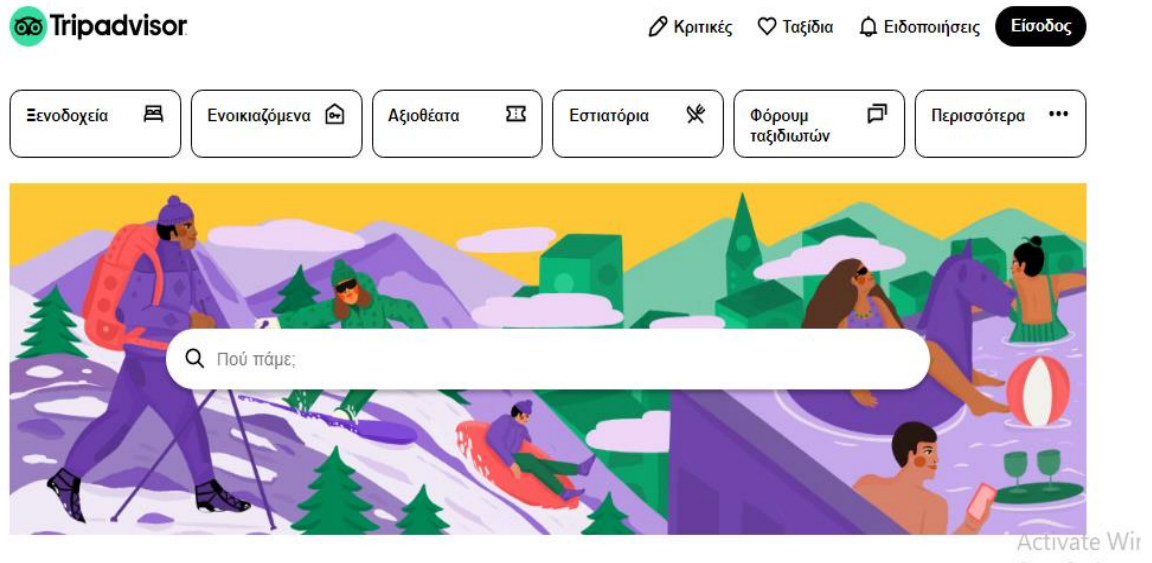
- Απαγόρευση δημοσίευσης : Τα μεμονωμένα μέλη που παραβιάζουν επίμονα τα πρότυπα της εταιρείας ενδέχεται να αντιμετωπίσουν αφαίρεση της δυνατότητάς τους να δημοσιεύουν κριτικές και περιεχόμενο. Εκτός από την αναστολή λειτουργίας των επίμαχων λογαριασμών, λαμβάνονται μέτρα προκειμένου να εμποδιστούν οι εν λόγω χρήστες να δημιουργήσουν νέους λογαριασμούς.

- Ποινή κατάταξης: Εάν άτομα που σχετίζονται με μια επιχείρηση πιασθούν να υποβάλλουν δόλιες κριτικές, το πρώτο βήμα —μετά την κατάργηση του πλαστού περιεχομένου— είναι να επιβληθεί ποινή κατάταξης στη σελίδα καταχώρισης αυτής της επιχείρησης στο TripAdvisor. Η ποινή κατάταξης είναι η μείωση της θέσης ενός ακινήτου εντός της δημοτικότητας του TripAdvisor ή της κατάταξης ταξιδιωτών για συγκεκριμένη χρονική περίοδο.
- Red Badge: Στις πιο σοβαρές περιπτώσεις (που συνήθως περιλαμβάνουν επαναλαμβανόμενες προσπάθειες από μια επιχείρηση να χειραγωγήσει τις κριτικές ενός ακινήτου ή ακινήτων), το TripAdvisor θέσπισε 199 προειδοποιήσεις “κόκκινου σήματος” το 2020. Μια προειδοποίηση κόκκινου σήματος είναι μια πολύ ορατή ειδοποίηση στο προφίλ TripAdvisor μιας επιχείρησης που προειδοποιεί τους ταξιδιώτες για την ύποπτη δραστηριότητα αυτής της επιχείρησης. Μια προειδοποίηση με κόκκινο σήμα συνοδεύεται επίσης από σημαντική επιβολή ποινής κατάταξης (TripAdvisor, 2021).

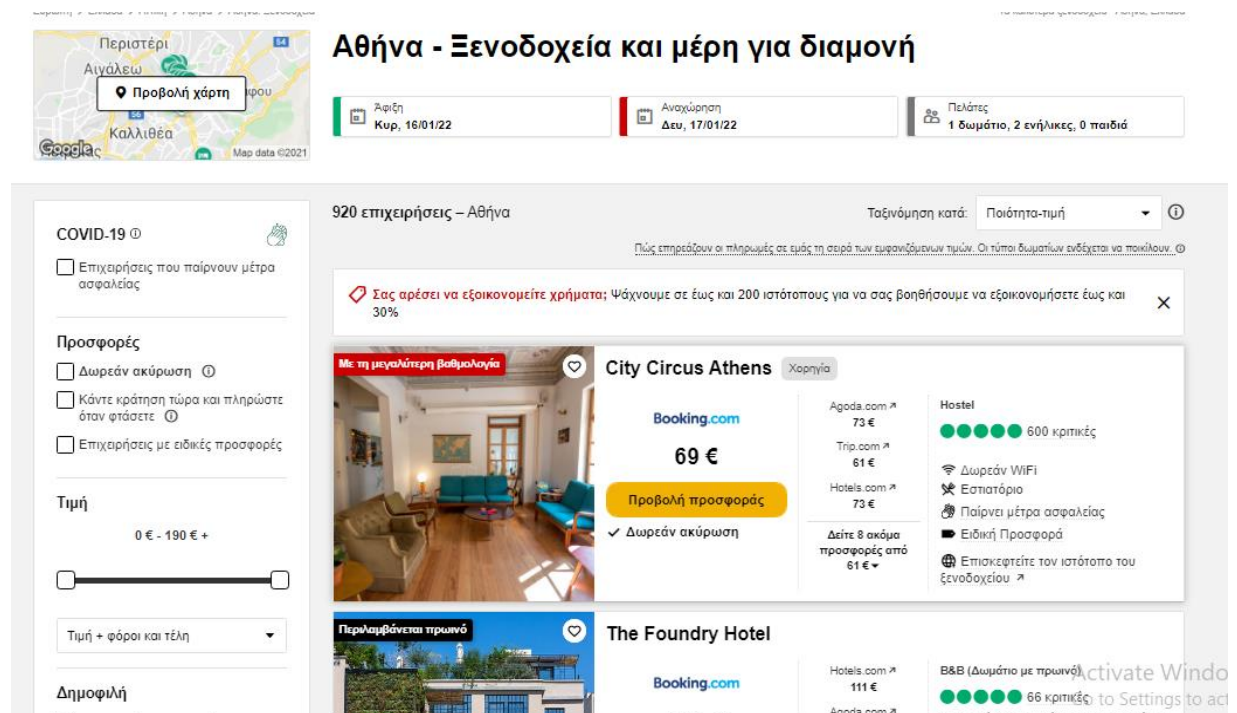
## 2.4. Παρουσίαση λειτουργίας trip advisor

Στην αρχική οθόνη της πλατφόρμας ο χρήστης έχει την δυνατότητα αναζήτησης ξενοδοχείων, ενοικιαζόμενων δωματίων, αξιοθέατων και εστιατορίων, ενώ παρέχονται και κάποιες επιπλέον δυνατότητες, όπως η ενοικίαση αυτοκινήτου ή το κλείσιμο αεροπορικών εισιτηρίων. Επιλέγοντας κάποια από τις παραπάνω επιλογές ο χρήστης εισάγει σε φόρμα αναζήτησης την τοποθεσία που επιθυμεί να επισκεφθεί με το σύστημα να εμφανίζει τις επιχειρήσεις ή αξιοθέατα που ικανοποιούν την αναζήτηση του. Έτσι για παράδειγμα αναζητώντας ξενοδοχείο στην περιοχή της Αθήνας, η πλατφόρμα εμφανίζει τα 10 καλύτερα ξενοδοχεία στην εν λόγω περιοχή. Η αρχική κατάταξη αναφέρεται στην σχέση ποιότητας τιμής και επηρεάζεται από όπως βαθμολογίες ταξιδιωτών, επιβεβαιωμένη διαθεσιμότητα από τους συνεργάτες, τιμές, δημοτικότητα ως προς τις κρατήσεις, τοποθεσία και προσωπικές προτιμήσεις χρηστών ενώ αριστερά της οθόνη παρέχονται ειδικά φίλτρα περιορισμού των αποτελεσμάτων όπως τιμή, προσφορές, απόσταση από δημοφιλή σημεία κ.α. (εικόνα 5). Η σειρά εμφάνισης δύναται να αλλάξει παρέχοντας δυνατότητα ταξινόμησης των αποτελεσμάτων με βάση τις κριτικές των χρηστών, την τιμή ή την απόσταση από το κέντρο της πόλης. Τέλος στον χρήστη παρέχεται η δυνατότητα Onlineκράτησης δωματίων μέσω των συνεργαζόμενων εταιρειών των οποίων τις προσφορές παρουσιάζει των TripAdvisor. Σημαντικό τμήμα της διαδικασίας αναζήτησης και επιλογής του καταλύματος αποτελεί η δυνατότητα ανάγνωσης των κριτικών και σχολίων προηγούμενων επισκεπτών, γεγονός που παρέχει στους χρήστες τη δυνατότητα να σχηματίσουν μία πληρέστερη εικόνα για την επιχείρηση που θα επιλέξουν, αποφεύγοντας δυσάρεστες εκπλήξεις κατά τη άφιξης τους σε αυτές. Η όλη παραπάνω διαδικασία δύναται να ολοκληρωθεί ακόμα και από μη εγγεγραμμένους χρήστες, δηλαδή απλούς επισκέπτες του site.





Εικόνα 4. Αρχική οθόνη TripAdvisor



Εικόνα 5. Αποτελέσματα αναζήτησης για ξενοδοχεία στην περιοχή της Αθήνας

Οι χρήστες έχουν την δυνατότητα σύνδεσης κατά την επίσκεψή τους στο site, γεγονός που εξατομικεύει εν μέρει τη λειτουργία του συστήματος. Έτσι το σύστημα διατηρεί καταρχάς ένα αναλυτικό ιστορικό του χρήστη από προηγούμενα ταξίδια, κριτικές, φωτογραφίες κ.α. Το σύστημα αποθηκεύει τις αναζητήσεις των εγγεγραμμένων

χρηστών, παρέχοντας κατά την είσοδο πλήθος προτάσεων συμβατών τόσο με τις αναζητήσεις του χρήστη όσο και με προηγούμενες επιλογές του. Έτσι για το προηγούμενο παράδειγμα αναζήτησης ξενοδοχείου στην πόλη της Αθήνας, πέρα των αποτελεσμάτων που θα εμφανιζόταν στον μη εγγεγραμμένο χρήστη, ο ιστότοπος εξατομικεύει τα αποτελέσματα με βάση προηγούμενες επιλογές του χρήστη. Επιπλέον οι εγγεγραμμένοι χρήστες έχουν την δυνατότητα υποβολής κριτικών και αξιολογήσεων καθώς και αναρτήσεις φωτογραφιών από πραγματοποιηθέντα ταξίδια. Οι κριτικές προκειμένου να διατηρηθεί η αξιοπιστία του συστήματος, δεν δημοσιεύονται άμεσα αλλά μετά από ένα χρονικό διάστημα 24-48 ωρών προκειμένου να ελεγχθούν από τους διαχειριστές της πλατφόρμας αν ακολουθούν την πολιτική δημοσιεύσεων της εταιρείας.

# 3

## Μοντελοποίηση

### 3.1. Βασικές έννοιες

Στο παρόν κεφάλαιο και προκειμένου να καταστεί ευκολότερη για τον αναγνώστη η διαδικασία της μοντελοποίησης που περιγράφεται στο κεφάλαιο 3.4, παρουσιάζεται η θεωρητική περιγραφή των τεχνολογιών που χρησιμοποιήθηκαν, και ειδικότερα αυτή των νευρωνικών δικτύων και των δέντρων απόφασης.

Αναφορικά με τον εντοπισμό δόλιων χρηστών στην παρούσα διπλωματική προτείνεται η ανάπτυξη ενός νευρωνικού δικτύου ικανού να εντοπίσει τουλάχιστον ύποπτες συμπεριφορές που παραπέμπουν σε περαιτέρω διερεύνηση. Τα νευρωνικά δίκτυα προσομοιάζουν την συμπεριφορά των φυσικών νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου. Οι φυσικοί νευρώνες λαμβάνουν σήματα μέσω συνάψεων που βρίσκονται στους δενδρίτες ή στη μεμβράνη του νευρώνα. Όταν τα σήματα που λαμβάνονται είναι αρκετά ισχυρά (ξεπερνούν ένα ορισμένο όριο), προκαλείται ενεργοποίηση του νευρώνα με αποτέλεσμα να εκπέμπεται ένα σήμα. Το σήμα μπορεί να σταλεί σε άλλη σύναψη και δύναται να ενεργοποιήσει άλλους νευρώνες. Τα συστατικά στοιχεία των νευρώνων είναι οι είσοδοι οι οποίες πολλαπλασιαζόμενες με τα βάρη (ισχύς των αντίστοιχων σημάτων) εισάγονται σε μία μαθηματική συνάρτηση που ονομάζεται συνάρτηση ενεργοποίησης (εικόνα 4). Μια άλλη συνάρτηση υπολογίζει την έξοδο του τεχνητού νευρώνα (μερικές φορές σε εξάρτηση από ένα συγκεκριμένο όριο). Τα νευρωνικά δίκτυα συνδυάζουν τεχνητούς νευρώνες για την επεξεργασία πληροφοριών. Μεγαλύτερο βάρος ενός τεχνητού νευρώνα, συνεπάγεται ισχυρότερη είσοδο που θα πολλαπλασιάζεται με αυτόν. Τα βάρη μπορεί επίσης να είναι αρνητικά, ουσιαστικά το σήμα αναστέλλεται από το αρνητικό βάρος. Ανάλογα με τα βάρη, ο υπολογισμός του νευρώνα θα είναι διαφορετικός. Προσαρμόζοντας τα

βάρη ενός τεχνητού νευρώνα λαμβάνεται συγκριμένη έξοδος για συγκεκριμένες εισόδους. Σε νευρωνικά δίκτυα όμως με εκατοντάδες ή χιλιάδες νευρώνων, χρησιμοποιούνται αλγόριθμοι που μπορούν να προσαρμόσουν τα βάρη του ANN προκειμένου να ληφθεί η επιθυμητή έξοδος από το δίκτυο. Αυτή η διαδικασία προσαρμογής των βαρών ονομάζεται μάθηση ή εκπαίδευση.

Προκειμένου να εντοπιστούν οι κακόβουλοι χρήστες θα πρέπει να καθορισθούν οι παράμετροι εισόδου του νευρωνικού δικτύου. Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας προτείνεται ο καθορισμός των εισόδων να υλοποιηθεί μέσω της κατασκευής ενός δέντρου απόφασης. Τα δέντρα απόφασης είναι ταξινομητές που αποτελούνται από κόμβους που σχηματίζουν κατευθυνόμενο δέντρο με τον κόμβο στην κεφαλή να ονομάζεται "ρίζα". Οι υπόλοιποι κόμβοι έχουν ακριβώς ένα εισερχόμενο άκρο. Οι κόμβοι με εξερχόμενες ακμές ονομάζονται εσωτερικοί. Οι κόμβοι στο τελευταίο επίπεδο του δέντρου ονομάζονται φύλλα (γνωστοί και ως τερματικοί ή κόμβοι απόφασης). Οι εσωτερικοί κόμβοι διαχωρίζουν τον χώρο σε δύο ή περισσότερα τμήματα με βάση τα χαρακτηριστικά εισόδου. Συνηθέστερα κάθε έλεγχος λαμβάνει υπόψη ένα μεμονωμένο χαρακτηριστικό, ώστε ο χώρος του στιγμιότυπου να διαμερίζεται σύμφωνα με την τιμή του χαρακτηριστικού. Αν τα χαρακτηριστικά είναι αριθμητικά τότε η συνθήκη καταγράφεται ως εύρος τιμών. Τα φύλλα εκχωρούνται σε μία κλάσεις που αντιπροσωπεύουν την πιο κατάλληλη τιμή στόχο. Τα φύλλα δύνανται επίσης να αποτελούνται ένα διανύσματα πιθανοτήτων υποδεικνύοντας την πιθανότητα το χαρακτηριστικό-στόχος να λάβει μια συγκεκριμένη τιμή. Τα στιγμιότυπα ταξινομούνται με πλοήγηση από τη ρίζα του δέντρου μέχρι ένα φύλλο, σύμφωνα με το αποτέλεσμα των δοκιμών κατά μήκος της διαδρομής. Ένα παράδειγμα δέντρου απόφασης παρουσιάζεται στην εικόνα 5 που εξηγεί εάν ένας δυνητικός πελάτης θα απαντήσει ή όχι σε προωθητική αλληλογραφία. Οι εσωτερικοί κόμβοι απεικονίζονται ως κύκλοι, με τα φύλλα να συμβολίζονται με τριγωνικό σχήμα. Το δέντρο αποφάσεων ενσωματώνει τόσο ονομαστικά όσο και αριθμητικά χαρακτηριστικά. Δεδομένου αυτού του ταξινομητή, ο αναλυτής προβλέπει τις απαντήσεις των υποψήφιων πελατών(ταξινομώντας τους στο δέντρο) και κατανοεί τα χαρακτηριστικά συμπεριφοράς ολόκληρου του πληθυσμού σχετικά με την απευθείας αλληλογραφία. Κάθε κόμβος επισημαίνεται με το χαρακτηριστικό που δοκιμάζει και οι κλάδοι του επισημαίνονται με τις αντίστοιχες τιμές του(Maimonetal, 2005).

### 3.2. Αξιοπιστία recommendation systems

Τα συστήματα συστάσεων έχουν συμβάλει ικανοποιητικά στην επίλυση του προβλήματος της υπερφόρτωσης πληροφοριών, αλλά εξακολουθούν να υπάρχουν ορισμένα προβλήματα, όπως π.χ. η ανεπάρκεια δεδομένων. Η ανεπάρκεια δεδομένων αναφέρεται κυρίως σε προϊόντα με ελάχιστες αναφορές, σχόλια ή κριτικές ή σε νέους χρήστες χωρίς ύπαρξη ιστορικού προτιμήσεων και αγορών, με αποτέλεσμα τα συστήματα να αδυνατούν να υποβάλλουν ικανοποιητικές προτάσεις προς αυτούς. Ο όρος «υπερφόρτωση πληροφοριών» επινοήθηκε από τον Bertram Gross, καθηγητή Πολιτικής Επιστήμης στο Hunter College, στο έργο του το 1964 – *The Managing of Organisations*. Ωστόσο, έγινε δημοφιλής από τον Alvin Toffler, τον Αμερικανό συγγραφέα και μελλοντολόγο, στο βιβλίο του "Future Shock" το 1970, ο οποίος όρισε τον όρο ως:

«Υπερφόρτωση πληροφοριών συμβαίνει όταν η ποσότητα εισόδου σε ένα σύστημα υπερβαίνει την ικανότητα επεξεργασίας του. Οι υπεύθυνοι λήψης αποφάσεων έχουν αρκετά περιορισμένη ικανότητα γνωστικής επεξεργασίας. Κατά συνέπεια, όταν συμβαίνει υπερφόρτωση πληροφοριών, είναι πιθανό να υπάρξει μείωση στην ποιότητα των αποφάσεων». Με απλούστερα λόγια ο τεράστιος όγκος δεδομένων και πληροφοριών με τα οποία έρχεται σε επαφή ο σημερινός χρήστης του διαδικτύου προκειμένου να λάβει κάποια απόφαση για την αγορά ενός προϊόντος ή την επιλογή ενός καταλύματος, αντί να τον υποβοηθούν να κάνει την ορθή επιλογή εν τέλει φαίνεται να δημιουργούν μεγαλύτερη σύγχυση από την όποια βοήθεια μπορούν να προσφέρουν.

Από την άλλη ο τρόπος απόκτησης ικανοποιητικών αποτελεσμάτων στην περίπτωση ενός αραιού συνόλου δεδομένων αξιολόγησης έχει καταστεί σημαντικό πρόβλημα στον τομέα των συστημάτων συστάσεων. Αν και τα περισσότερα τέτοια συστήματα βασίζονται κατά κόρον στη συνεχή και ενεργή συμμετοχή των χρηστών τους στην παροχή αξιολογήσεων, σχολίων, κριτικών κ.α. αυτή δεν καθίσταται πάντα εφικτή με αποτέλεσμα τα δεδομένα αξιολόγησης είτε να είναι ελλιπή είτε να θεωρούνται εν γένει αναξιόπιστα. Μία από τις αποτελεσματικές μεθόδους για την επίλυση των παραπάνω προβλημάτων είναι η εισαγωγή εμπιστοσύνης στο σύστημα συστάσεων. Σχετικές έρευνες χρησιμοποιούν τον συντελεστή συσχέτισης Pearson για να

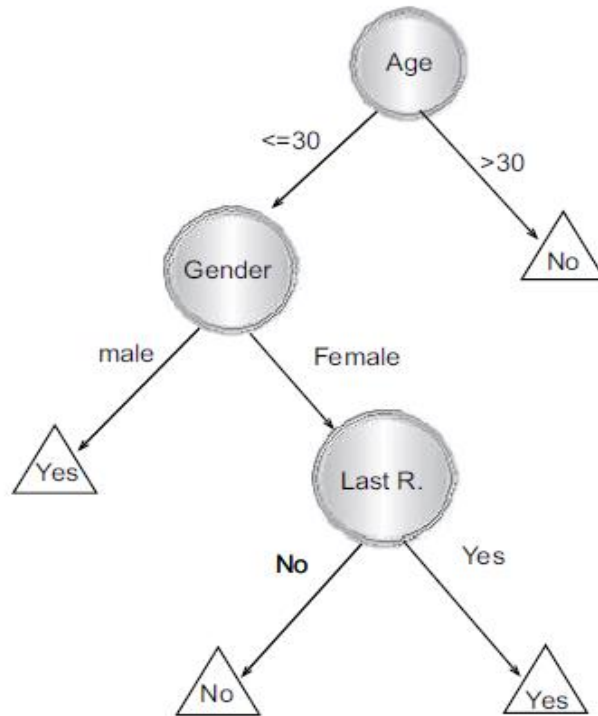
καθορίσουν μετρήσεις εμπιστοσύνης (Huang and Gong 2008). Οι υπάρχουσες μετρήσεις εμπιστοσύνης βασίζονται όλες σε μια κοινή παραδοχή ότι τα δεδομένα που παρέχονται από τον χρήστη είναι αληθή, ακριβή και μπορούν να αντικατοπτρίζουν τις πραγματικές του προτιμήσεις. Σε πολλές περιπτώσεις, ωστόσο, αυτή η υπόθεση δεν είναι λογική. Έτσι, για να σχεδιαστεί ένα καλύτερο μέτρο αξιοπιστίας, θα πρέπει να ληφθούν υπόψη περισσότερες πληροφορίες σχετικά με τον χρήστη και τις βαθμολογίες. Προς το παρόν, υπάρχουν πολλές ψεύτικες αξιολογήσεις σε ιστότοπους ηλεκτρονικού εμπορίου. Ο βαθμός εμπιστοσύνης για τις αξιολογήσεις ορίζεται κυρίως από δύο πτυχές: η μία είναι ο εντοπισμός δόλιων χρηστών και η κατάργηση των αξιολογήσεών τους, η άλλη είναι η παροχή μιας μέτρησης για την ισχύ της αξιολόγησης που βασίζεται στην εμπιστοσύνη κάθε αξιολόγησης με βάση τις ψήφους και άλλων χρηστών(Jiangetal,2018).



Εικόνα 6. Η δομή ενός νευρωνικού δικτύου

Για το προτεινόμενο σύστημα η δημιουργία ενός δέντρου απόφασης δύναται να αναδείξει εκείνα τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των χρηστών που τους καθιστούν ύποπτους αναφορικά με τις κατατιθέμενες αξιολογήσεις. Ειδικότερα η ανάλυση ενός αρχικού dataset με την καταγραφή του συνόλου των πληροφοριών που διατίθενται για κάθε χρήστη με την προσθήκη μίας επιπλέον πληροφορίας κατηγοριοποίησης εάν ο χρήστης θεωρείται ύποπτος ή όχι, καθιστά εφικτή την δημιουργία του δέντρου απόφασης επομένως και την ανάδειξη των χαρακτηριστικών που τον καθιστούν ύποπτο. Ζητούμενο αποτελεί η αρχική κατηγοριοποίηση των χρηστών ως ύποπτων ή μη. Δεδομένης της πρότερης εμπειρίας και λειτουργίας ενός συστήματος κατάταξης προϊόντων, θεωρείται βέβαιο ότι η εταιρεία ή ο οργανισμός θα έχει έναν ικανοποιητικό αριθμό χρηστών οι οποίοι θα μπορούσαν να χαρακτηριστούν ως

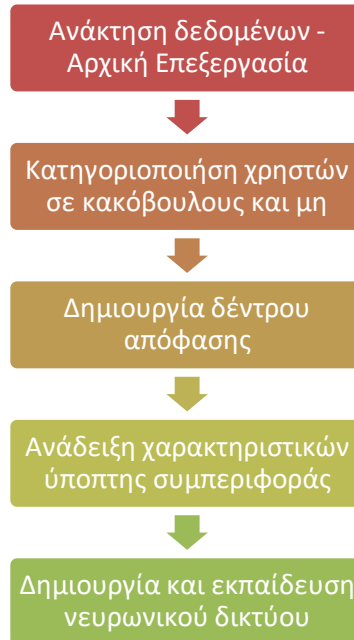
ύποπτοι ή μη. Η διαδικασία δύναται να αναθεωρείται περιοδικά σε περίπτωση εξαγωγής εσφαλμένων συμπερασμάτων.



Εικόνα 7. Παράδειγμα δέντρου απόφασης(Πηγή Maimoetal,2005)

Μετά την ανάδειξη των ύποπτων χαρακτηριστικών μέσω του δέντρου απόφασης, αυτά εισάγονται ως είσοδοι στο νευρωνικό δίκτυο, το οποίο αρχικά θα πρέπει να εκπαιδευτεί προκειμένου να καθορισθούν τα βάρη εισόδου. Δεδομένης την γνώσης των αρχικών εισόδων και εξόδων, προτείνεται η εκπαίδευση του δικτύου μέσω επιβλεπόμενης μάθησης. Στην επιβλεπόμενη μάθηση παρέχονται τόσο οι εισροές όσο και οι εκροές. Στη συνέχεια, το δίκτυο επεξεργάζεται τις εισόδους και συγκρίνει τις εξόδους που προκύπτουν με τις επιθυμητές εξόδους. Στη συνέχεια, τα σφάλματα διαδίδονται ξανά μέσω του συστήματος, αναγκάζοντας το σύστημα να προσαρμόσει τα βάρη που ελέγχουν το δίκτυο. Αυτή η διαδικασία συμβαίνει ξανά και ξανά καθώς τα βάρη τροποποιούνται συνεχώς. Το σύνολο των δεδομένων που επιτρέπει την εκπαίδευση ονομάζεται "σύνολο εκπαίδευσης". Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης ενός δικτύου, το ίδιο σύνολο δεδομένων υποβάλλεται σε επεξεργασία πολλές φορές καθώς τα βάρη σύνδεσης βελτιώνονται.

Συνοπτικά η διαδικασία εντοπισμού ψευδών ή κακόβουλων κριτικών που εφαρμόζεται παρουσιάζεται στο παρακάτω διάγραμμα:



Εικόνα 8. Διαδικασία εντοπισμού Ψευδείς κριτικές

Αναφορικά με την βαρύτητα κάθε αξιολόγησης η συνήθης πρακτική περιλαμβάνει τον υπολογισμό του μέσου όρου του συνόλου των αξιολογήσεων, γεγονός που υποφέρει από σημαντικά μειονεκτήματα. Η συγκεκριμένη τεχνική εξομοιώνει πλήρως το σύνολο των χρηστών, αγνοώντας συνολικά ιδιαίτερα χαρακτηριστικά ικανά να προσδώσουν επιπλέον βαρύτητα στις αξιολογήσεις κάποιων χρηστών έναντι κάποιων άλλων. Έτσι π.χ. η αξιολόγηση ενός χρήστη ο οποίος εγγράφηκε πρόσφατα σε κάποιο τέτοιο σύστημα υποβάλλοντας την πρώτη του κριτική η οποία ενδεχομένως να είναι και η τελευταία, ισοσταθμίζεται με εκείνη ενός παλαιού χρήστη, ο οποίος παραμένει ενεργός για σημαντικό χρονικό διάστημα έχοντας υποβάλλει σημαντικό αριθμό κριτικών.

Για την αντιστάθμιση του παραπάνω φαινομένου προτείνεται η κατηγοριοποίηση των χρηστών με βάση προκαθορισμένα κριτήρια προκειμένου να αποδοθούν κατάλληλα βάρη σε κάθε αξιολόγηση ανάλογα με τον χρήστη. Ενδεικτικοί παράγοντες που προτείνονται για την επίτευξη της κατηγοριοποίησης είναι:



- Χρόνος εγγραφής στο σύστημα: Οι παλαιότερα εγγεγραμμένοι χρήστες συμβάλλουν με ενισχυμένα βάρη στις αξιολογήσεις έναντι των πρόσφατων μελών.
- Αριθμός αξιολογήσεων: Οι πλέον ενεργοί χρήστες, δηλαδή εκείνοι οι οποίοι έχουν υποβάλλει σημαντικό αριθμό αξιολογήσεων προκρίνονται έναντι των λιγότερο ενεργών ή ανενεργών χρηστών του συστήματος.
- Συμπεριφορά χρήστη: Πρότερες συμπεριφορές χρήστη που συνδέονται κυρίως με Ψευδείς κριτικές ή μικρή διασπορά τιμών αξιολόγησης, γεγονός που υποδεικνύει μονίμως καλές ή κακές κριτικές, θα συμβάλλουν στην απόδοση μικρότερης βαρύτητας στις μελλοντικές αξιολογήσεις των εν λόγω χρηστών.
- Χρησιμότητα reviews: Σε πολλά συστήματα οι χρήστες λαμβάνουν κάποιου είδους αξιολόγηση για τις κριτικές τις οποίες υποβάλλουν από άλλους χρήστες του συστήματος. Η λήψη υψηλού βαθμού χρησιμότητας των reviews ενός χρήστη θα συνεπάγεται την αύξηση της βαρύτητας της συμβολής του για τον υπολογισμό της τελικής βαθμολογίας ενός υπό εξέταση προϊόντος.

Προφανώς ο ακριβής αλγόριθμος της κατηγοριοποίησης των χρηστών καθώς και το ποσοστό μεταβολής των βαρών που λαμβάνουν τα reviews ανάλογα με την κατηγοριοποίηση, αποτελούν κρίσιμο παράγοντα για την υλοποίηση του συστήματος. Η παραπάνω διαδικασία προϋποθέτει όμως την ύπαρξη δοκιμαστικών δεδομένων και δεδομένων εκπαίδευσης καθώς και ένα σημαντικό χρονικό διάστημα δοκιμών και αλλαγών προκειμένου να επαληθευτεί η ομαλή λειτουργία και να υπερκεραστούν ενδεχόμενες δυσλειτουργίες. Η υλοποίηση ενός τέτοιου συστήματος αν και ξεφεύγει από τους πλαίσιο στόχων της παρούσας εργασίας, εντούτοις δίνει τις βάσεις για μελλοντικές προεκτάσεις των προτάσεων που διατυπώθηκαν έως τούδε. Στο επόμενο κεφάλαιο ολοκληρώνεται η πρόταση μοντελοποίησης του συστήματος με την περιγραφή του αλγορίθμου επιλογής προτάσεων προς του τελικούς χρήστες.

### 3.3. Μέθοδοι υποβολής προτάσεων στους χρήστες

Η υποβολή προτάσεων προς τους χρήστες τέτοιων συστημάτων βασίζεται σε δύο κυρίως μεθόδους: Content-based filtering και Collaborative filtering.

Στα Content-based συστήματα, τα περιγραφικά χαρακτηριστικά των προϊόντων χρησιμοποιούνται για την υποβολή προτάσεων. Στις μεθόδους που βασίζονται στο περιεχόμενο, οι αξιολογήσεις και η αγοραστική συμπεριφορά των χρηστών συνδυάζονται με τις πληροφορίες περιεχομένου που είναι διαθέσιμες στα είδη. Οι περιγραφές των αντικειμένων μαζί με την βαθμολογία τους, χρησιμοποιούνται ως δεδομένα εκπαίδευσης για τη δημιουργία ενός προβλήματος μοντελοποίησης ταξινόμησης ή παλινδρόμησης για κάθε συγκεκριμένο χρήστη. Για κάθε χρήστη, τα δεδομένα εκπαίδευσης αντιστοιχούν στις περιγραφές των αντικειμένων που έχει αγοράσει ή βαθμολογήσει. Η μεταβλητή κλάσης (ή εξαρτημένη) αντιστοιχεί στις καθορισμένες αξιολογήσεις ή την αγοραστική συμπεριφορά. Αυτό το μοντέλο χρησιμοποιείται για να προβλέψει εάν σε κάποιο άτομο θα αρέσει ένα αντικείμενο για το οποίο η βαθμολογία ή η αγοραστική του συμπεριφορά είναι άγνωστη.

Οι μέθοδοι που βασίζονται στο περιεχόμενο έχουν ορισμένα πλεονεκτήματα όσον αφορά τη διατύπωση συστάσεων για νέα στοιχεία, όταν δεν υπάρχουν επαρκή δεδομένα αξιολόγησης για αυτό το αντικείμενο. Αυτό συμβαίνει επειδή άλλα στοιχεία με παρόμοια χαρακτηριστικά ενδέχεται να έχουν βαθμολογηθεί από τον ενεργό χρήστη. Επομένως, το εποπτευόμενο μοντέλο θα μπορεί να αξιοποιήσει αυτές τις αξιολογήσεις σε συνδυασμό με τα χαρακτηριστικά του αντικειμένου προκειμένου να κάνει συστάσεις ακόμη και όταν δεν υπάρχει ιστορικό αξιολογήσεων για αυτό. Οι μέθοδοι που βασίζονται σε περιεχόμενο έχουν επίσης αρκετά μειονεκτήματα:

1. Σε πολλές περιπτώσεις, οι μέθοδοι που βασίζονται στο περιεχόμενο παρέχουν προφανείς συστάσεις λόγω της χρήσης λέξεων-κλειδιών ή περιεχομένου. Για παράδειγμα, εάν ένας χρήστης δεν έχει καταναλώσει ποτέ ένα αντικείμενο με ένα συγκεκριμένο σύνολο λέξεων-κλειδιών, ένα τέτοιο είδος δεν έχει καμία πιθανότητα να προταθεί. Αυτό συμβαίνει επειδή το κατασκευασμένο μοντέλο είναι συγκεκριμένο για τον συγκεκριμένο χρήστη και η γνώση της κοινότητας από παρόμοιους χρήστες δεν αξιοποιείται. Αυτό το φαινόμενο τείνει να μειώσει την ποικιλία των συνιστώμενων ειδών, κάτι που είναι ανεπιθύμητο.

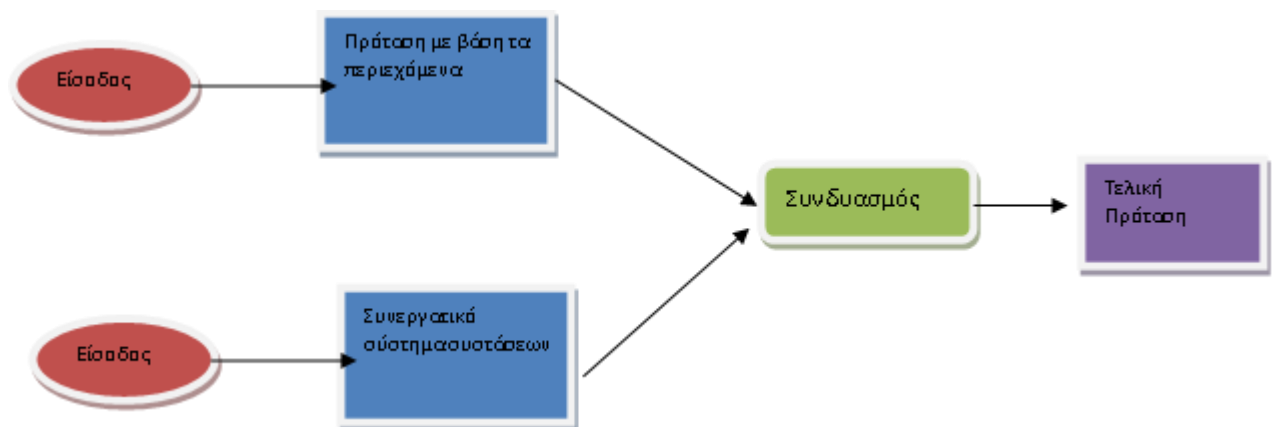
2. Παρόλο που οι μέθοδοι που βασίζονται σε περιεχόμενο είναι αποτελεσματικές στην παροχή προτάσεων για νέα στοιχεία, δεν είναι αποτελεσματικές στην παροχή προτάσεων για νέους χρήστες. Αυτό συμβαίνει επειδή το μοντέλο εκπαίδευσης για τον χρήστη-στόχο πρέπει να χρησιμοποιεί το ιστορικό των αξιολογήσεών του. Στην πραγματικότητα, είναι συνήθως σημαντικό να διατίθεται ένας μεγάλος αριθμός αξιολογήσεων για τον χρήστη-στόχο, προκειμένου να γίνονται ισχυρές προβλέψεις χωρίς overfitting (Aggarwal, 2016).

Από την άλλη τα Collaborative filtering συστήματα είναι ευρέως δεδομένα αναφορικά με τις αγοραστικές συνήθειες ή τις προτιμήσεις των πελατών και κάνουν συστάσεις σε άλλους χρήστες με βάση την ομοιότητα με συγκεκριμένα μοτίβα. Για παράδειγμα, σε ένα σύστημα προτάσεων μουσικής, οι χρήστες που έχουν εκφράσει τις μουσικές τους προτιμήσεις βαθμολογώντας διάφορους καλλιτέχνες και άλμπουμ μπορούν να λάβουν προτάσεις άλλων ομάδων. Καθώς τα συστήματα αυτά συλλέγουν περισσότερες βαθμολογίες από περισσότερους χρήστες, αυξάνεται η πιθανότητα οι συστάσεις προς τους χρήστες να είναι επιτυχείς. Ωστόσο, αυτή η ευεργετική ιδιότητα έχει και τα αρνητικά της. Ένα συλλογικό σύστημα φιλτραρίσματος πρέπει να προετοιμαστεί με μεγάλο όγκο δεδομένων, καθώς μία μικρή βάση αξιολογήσεων είναι απίθανο να είναι ιδιαίτερα χρήσιμη. Επιπλέον, η ακρίβεια του συστήματος είναι πολύ ευαίσθητη στον αριθμό των αξιολογημένων στοιχείων που μπορούν να συσχετιστούν με έναν συγκεκριμένο χρήστη. Αυτοί οι παράγοντες συμβάλλουν σε ένα πρόβλημα "ράμπας": έως ότου υπάρχει μεγάλος αριθμός χρηστών των οποίων οι συνήθειες είναι γνωστές, το σύστημα δεν μπορεί να είναι χρήσιμο για τους περισσότερους χρήστες και έως ότου συγκεντρωθεί επαρκής αριθμός αξιολογημένων αντικειμένων, το σύστημα δεν μπορεί να είναι χρήσιμο για έναν συγκεκριμένο χρήστη (Shardanand Maes, 1995). Ένα άλλο πρόβλημα με τα συνεργατικά συστήματα φιλτραρίσματος ονομάζεται το πρόβλημα της «μπανάνας». Οι μπανάνες είναι ένα προϊόν που αγοράζεται συχνά στα περισσότερα αμερικανικά παντοπωλεία και οι πιθανότητες είναι υψηλές ότι οποιοδήποτε καλάθι της αγοράς θα περιέχει μπανάνες. Ένα απλό σύστημα συστάσεων που λειτουργεί με βάση τα δεδομένα του καλαθιού της αγοράς θα συνιστά πάντα τις μπανάνες, απλώς και μόνο επειδή συσχετίζονται σε μεγάλο βαθμό με τα πάντα. Επειδή το σύστημα δεν έχει ιδέα για το ποια τρόφιμα πρέπει να συνδυάζονται, δεν μπορεί να ελέγξει τέτοιες προτάσεις. Αυτά τα μειονεκτήματα δεν είναι σημαντικά για ορισμένους μεγάλους ιστότοπους

ηλεκτρονικού εμπορίου, όπως το Amazon.com, με πολύ μεγάλη πελατειακή βάση και μεγάλη και ποικιλόμορφη σειρά προϊόντων που προσφέρεται για αγορές πολλών ειδών. Μια πιο δύσκολη πρόκληση παρουσιάζεται για ένα προϊόν όπως ένα αυτοκίνητο που αγοράζεται πολύ λιγότερο συχνά και ένα κάθε φορά. Για ένα αυτοκίνητο, ένα στεγαστικό δάνειο ή οποιοδήποτε άλλο αντικείμενο που αγοράζεται σπάνια, το σύστημα δεν θα μπορεί να χρησιμοποιήσει το καλάθι αγοράς ή το ιστορικό αγορών για να κάνει συστάσεις. Ένα σύστημα συστάσεων δεν θα μπορούσε ποτέ να εντοπίσει άτομα που αγόρασαν ένα Geo Metro ενώ παράλληλα αγόρασαν και ένα Ford Escort, αφού αυτό δεν αποτελεί σύνηθες μοτίβο αγοράς. (Burke et al., 1997).

Τα μειονεκτήματα των δύο παραπάνω μεθόδων μπορούν να αντιμετωπιστούν εν γένει ικανοποιητικά από την ανάπτυξη ενός υβριδικού μοντέλου, που θα συνδυάζει τις δυνατότητες των δύο τεχνικών εξαλείφοντας εν μέρει τις αδυναμίες τους. Οι υβριδικές προσεγγίσεις μπορούν να εφαρμοστούν κάνοντας προβλέψεις βάσει περιεχομένου και συνεργατικών προβλέψεων χωριστά ή με την ενοποίηση των προσεγγίσεων σε ένα μοντέλο. Το Netflix, για παράδειγμα, κάνει συστάσεις συγκρίνοντας τις συνήθειες παρακολούθησης και αναζήτησης παρόμοιων χρηστών (π.χ. συνεργατικό φιλτράρισμα) καθώς και προσφέροντας ταινίες που έχουν κοινά χαρακτηριστικά με ταινίες που ένας χρήστης έχει αξιολογήσει υψηλά (φιλτράρισμα βάσει περιεχομένου).

Το μοντέλο συστάσεων που εφαρμόζεται στην παρούσα εργασία αποτελεί συνδυασμό Content-Based και Collaborative-Filtering συστάσεων (εικόνα 7).



Εικόνα 9. Προτεινόμενο υβριδικό σύστημα

### 3.4. Συναφείς εργασίες

Προτού παρουσιαστεί η προτεινόμενη μοντελοποίηση της παρούσας διπλωματικής, στο τρέχων κεφάλαιο γίνεται μία προσπάθεια καταγραφής συναφών επιστημονικών εργασιών, οι οποίες αποσκοπούν στην επίλυση των τριών σημαντικότερων προβλημάτων που εντοπίστηκαν στην προηγούμενη ανάλυση, δηλαδή αυτών των:

- Εντοπισμός fake users
- Κατηγοριοποίηση χρηστών
- Αλγόριθμος συστάσεων

Αναφορικά με τον εντοπισμό κακόβουλων χρηστών/λογαριασμών, παρατηρείται έντονη ερευνητική προσπάθεια, με εναλλακτικές προσεγγίσεις και μεθόδους. Οι Viswanath et al(2014), χρησιμοποίησαν μια τεχνική που βασίζεται σε μια προσέγγιση ανίχνευσης ανωμαλιών χωρίς επίβλεψη που ονομάζεται Principal Component Analysis (PCA) για τον εντοπισμό ψεύτικων ή παραβιασμένων λογαριασμών ή ολόκληρων δικτύων εξαπάτησης που προσφέρονται στην «μαύρη αγορά». Οι Thomas et al(2013), χρησιμοποίησαν τεχνικές ταξινόμησης για τον εντοπισμό δόλιων λογαριασμών στο Twitter. Οι Fire et al(2012) παρουσίασαν μια νέα μέθοδο για τον εντοπισμό πλαστών προφίλ στα κοινωνικά δίκτυα με βάση τοπολογίες γραφημάτων. Η προσέγγισή τους βασίζεται στη χρήση ενός συνδυασμού αλγορίθμων θεωρίας γραφημάτων και μηχανικής μάθησης. Οι Cao et al. εισήγαγαν ένα νέο, υπολογιστικά αποδοτικό και επεκτάσιμο εργαλείο που ονομάζεται SybilRank, το οποίο βασίζεται επίσης σε τοπολογίες γραφημάτων για την ταξινόμηση των λογαριασμών χρηστών.

Εστιάζοντας περισσότερο στην τεχνική που υιοθετήθηκε στην παρούσα διπλωματική, δηλαδή του εντοπισμού μέσω χρήσης μηχανικών αλγορίθμων μάθησης, καταγράφεται επίσης σημαντική ερευνητική εργασία. Οι SarahKhaled et al(2018). παρουσίασαν έναν νέο αλγόριθμο, τον SVM-NN, ο οποίος παρέχει αποτελεσματική ανίχνευση ψεύτικων λογαριασμών στο Twitter καθώς και bots, τεχνικές επιλογής χαρακτηριστικών και μείωσης διαστάσεων. Ο αλγόριθμος SVM δημιουργεί μια γραμμή που διαχωρίζει τις κλάσεις (πρόβλημα ταξινόμησης). Το κέρδος αυτής της διαδικασίας είναι ότι μετά τον διαχωρισμό, το μοντέλο μπορεί εύκολα να μαντέψει τις κατηγορίες-στόχους (ετικέτες) για νέες περιπτώσεις. Οι Sreenivas Kumacham et al.(2018) πρότειναν ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης χρησιμοποιώντας διάφορους

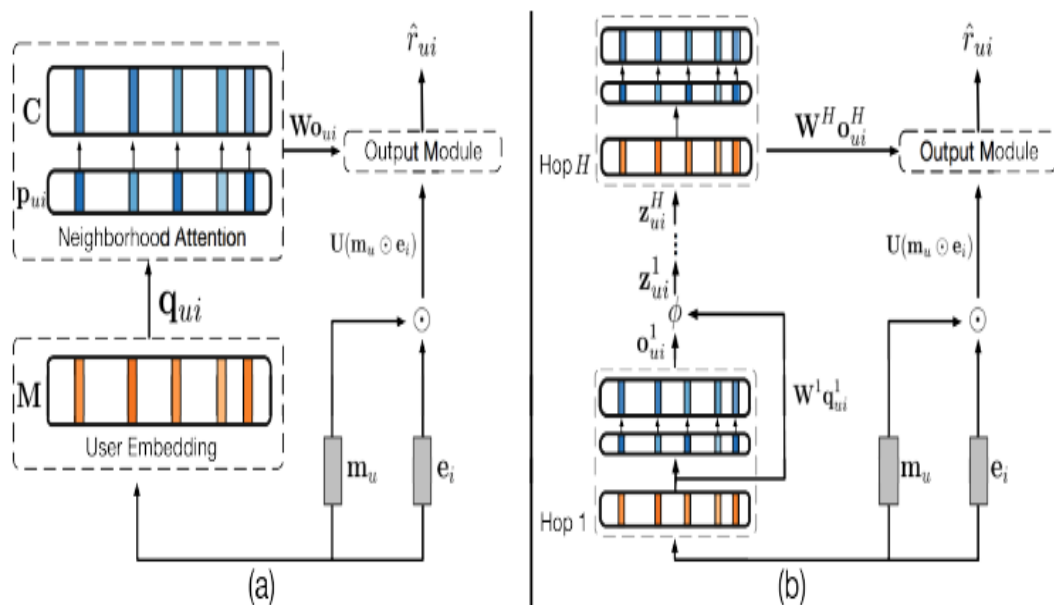
αλγόριθμους μηχανικής μάθησης που περιλαμβάνουν τους J48, Naïve Bayes, Random Forest κ.λπ., Το μοντέλο προσπαθεί να λάβει αποτελέσματα από διάφορους αλγόριθμους και αυτά τα αποτελέσματα συγκρίνονται για να επιλέξουν τον καλύτερο αλγόριθμο για κάθε σύνολο δεδομένων.

Οι Jindal και Liu(2007) παρουσίασαν την πρώτη μελέτη με στόχο τον εντοπισμό ψευδών κριτικών προϊόντων με βάση την ομοιότητα της κριτικής και των χαρακτηριστικών του προϊόντος. Ειδικότερα χρησιμοποιήθηκε η πολιτική των αποστολέων ανεπιθύμητης αλληλογραφίας να επαναλαμβάνουν τις κριτικές προϊόντων τους. Με κίνητρο αυτή την πρόκληση προσπάθεια, οι μελέτες που ακολούθησαν ανέπτυξαν συστήματα ανίχνευσης ψεύτικων κριτικών χρησιμοποιώντας την ομοιομορφία μεταξύ των κριτικών. Οι Wang et al.(2018) πρότειναν την δημιουργία ενός γραφήματος που καταγράφει τις σχέσεις μεταξύ κριτικών και καταστημάτων που αξιολογήθηκαν. Έτσι, η αξιοπιστία των κριτικών και των καταστημάτων θα μπορούσαν να υπολογιστούν χωρίς να ληφθεί υπόψη το περιεχόμενο της κριτικής. Οι Liu et al.(2019) πρότειναν έναν ταξινομητή σε μορφή γραφήματος σε συνδυασμό με χρήση νευρωνικού δικτύου. Αντίθετα, οι Lau et al.(2011) ανέπτυξαν μια προσέγγιση ανίχνευσης ψευδών κριτικών που βασίζονταν μόνο στην εξόρυξη κειμένου. Διάφορες τεχνικές γενικώς έχουν χρησιμοποιηθεί συμπεριλαμβανομένων του περιεχομένου της κριτικής, των χαρακτηριστικών του προϊόντος, τα χαρακτηριστικά του προφίλ του χρήστη, με σκοπό την ταξινόμηση ψευδών κριτικών χρησιμοποιώντας μεθόδους μηχανικής εκμάθησης. Οι Ghai et al.(2019) τέλος έδειξαν ότι η απόκλιση της βαθμολογίας μιας συγκεκριμένης κριτικής από άλλες υποδηλώνει ψευδή κριτική.

Αναφορικά με την κατηγοριοποίηση των χρηστών η επιστημονική έρευνα κυρίως στοχεύει στην ομαδοποίηση των χρηστών, με βάση προκαθορισμένα κριτήρια ικανά να προβλέψουν μελλοντικές συμπεριφορές και αγοραστικές συνήθειες. Έτσι π.χ. μία δημοφιλής πρακτική κατηγοριοποίησης είναι αυτή με βάση τα δημογραφικά χαρακτηριστικά. Συνιστά την κατηγοριοποίηση των χρηστών σε διάφορες κατηγορίες ή ομάδες σε σχέση με δημογραφικές πληροφορίες όπως φύλο, ηλικία, επάγγελμα, τοποθεσία, γλώσσα, χώρα κ.λπ. Η αρχή αυτής της προσέγγισης είναι ότι δύο χρήστες που έχουν εξελιχθεί σε παρόμοιο περιβάλλον έχουν κοινά χαρακτηριστικά σε σχέση με δύο χρήστες που έχουν ωριμάσει σε διαφορετικά περιβάλλοντα. Πολλοί ιστότοποι χρησιμοποιούν αυτήν τη λύση για να προσφέρουν μια «εξατομικευμένη» προσφορά

περιεχομένου. Για παράδειγμα, οι χρήστες ανακατευθύνονται σε έναν συγκεκριμένο ιστότοπο με βάση τη γλώσσα ή τη χώρα τους. Αυτή η προσέγγιση ήταν ιδιαίτερα δημοφιλής στη βιβλιογραφία του μάρκετινγκ, αλλά έχει λάβει σχετικά λίγη προσοχή στον τομέα των συστημάτων συστάσεων (Arnautu, 2012).

Οι Ebesu et al (2018) πρότειναν έναν μοντέλο αξιολογήσεων που δεν βασίζονταν απλά στον υπολογισμό του μέσου όρου των αξιολογήσεων όλων των χρηστών, αδιαφορώντας για τα υπόλοιπα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά τους. Χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο Neighborhood Attention, προσαρμόσαν τα βάρη ενός νευρωνικού δικτύου, βασιζόμενοι στην συνεισφορά του κάθε χρήστη στα μέλη της «γειτονιάς» του, δηλαδή σε άλλους χρήστες με κοινή συμπεριφορά ή συνήθειες. Ο μηχανισμός προσοχής όπως τον ονόμασαν, επιτρέπει στο μοντέλο να εστιάζει ή να τοποθετεί μεγαλύτερα βάρη σε συγκεκριμένους χρήστες στη «γειτονιά», ενώ δίνει λιγότερη σημασία στους χρήστες με λιγότερες ομοιότητες. Το μοντέλο καταγράφει την ομοιότητα των χρηστών και εκχωρεί δυναμικά τους βαθμούς συνεισφοράς στη συλλογική γειτονιά με βάση το αντικείμενο στόχο και όχι έναν προκαθορισμένο αριθμό γειτόνων που μπορεί να περιορίζει την ικανότητα γενίκευσης. Συνοπτικά το προτεινόμενο μοντέλο παρουσιάζεται στην εικόνα 10:



Εικόνα 10. Μοντέλο recommendation system με κατηγοριοποίηση χρηστών

Οι Gao et al(2012), προτείνουν ένα μοντέλο με στόχο να ξεπεραστεί ένα βασικό πρόβλημα του συστήματος συστάσεων, δηλαδή ότι όλοι οι χρήστες λαμβάνουν την ίδια βαρύτητα στις αξιολογήσεις τους, αγνοώντας ότι αξιολογήσεις ορισμένων χρηστών είναι πιο σημαντικές από άλλες σε μια κοινωνική ομάδα. Προτείνεται ένα μοντέλο δεδομένων που βασίζεται σε δύο είδη σχέσεων χρηστών: ομοιότητα ενδιαφερόντων και ομοιότητα βαθμολογίας ενώ στη συνέχεια προτείνεται μια προσέγγιση στάθμισης και ενσωμάτωσης των βαρών των χρηστών για περαιτέρω πρόβλεψη.

Τέλος αναφορικά με τις προτάσεις των συστημάτων συστάσεων, εδώ καταγράφεται πληθώρα ερευνητικών εργασιών και προτεινόμενων μοντέλων. Συνοπτικά καταγράφονται κάποιες από τις πλέον σημαντικότερες εργασίες της διεθνούς βιβλιογραφίας. Το MOVREC(Kumar et al,2015) είναι ένα σύστημα συστάσεων ταινιών που βασίζεται στο συνεργατικό φιλτράρισμα(collaborative filtering), χρησιμοποιώντας πληροφορίες που παρέχονται από τους χρήστες. Αυτές οι πληροφορίες αναλύονται προτείνοντας στους χρήστες την ταινία με την υψηλότερη βαθμολογία. Το σύστημα έχει επίσης μια διάταξη ώστε ο χρήστης να επιλέγει χαρακτηριστικά τα οποία θέλει να περιέχει η ταινία. Οι Luis M Capos et al.(2010) έχουν αναλύσει δύο παραδοσιακά συστήματα συστάσεων, δηλαδή το φιλτράρισμα βάσει περιεχομένου και το συνεργατικό φιλτράρισμα. Καθώς και τα δύο έχουν τα δικά τους μειονεκτήματα, πρότειναν ένα νέο μεικτό σύστημα που είναι συνδυασμός Bayesian δικτύου και συνεργατικού φιλτραρίσματος. Το προτεινόμενο σύστημα χρησιμοποιεί κατανομές πιθανοτήτων για την εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων. Ένα επίσης υβριδικό σύστημα σύστασης ταινιών, προτείνεται από τους Harpreet Kaur et al(2015). Το σύστημα χρησιμοποιεί έναν συνδυασμό περιεχομένου καθώς και αλγόριθμο συνεργατικού φιλτραρίσματος. Στον αλγόριθμο συνδυάζονται η περίληψη της ταινίας, οι σχέσεις χρήστη-χρήστη(δηλαδή προτάσεις με βάση τις προτιμήσεις χρηστών με συναφείς προτιμήσεις) και οι σχέσεις χρήστη-αντικειμένου(δηλαδή οι καταγεγραμμένες προτιμήσεις του χρήστη. Οι Utkarsh Gupta et al.(2015) χρησιμοποιώντας συγκεκριμένες πληροφορίες χρήστη ή οι πληροφορίες για κάποιο συγκεκριμένο προϊόν σχημάτισαν συστάδες(clusters) χρησιμοποιώντας ιεραρχική ομαδοποίηση. Για την πρόβλεψη της βαθμολογίας ενός αντικειμένου χρησιμοποιείται σύστημα ψηφοφορίας. Το προτεινόμενο σύστημα καταγράφεται να πετυχαίνει



μικρότερο σφάλμα και καλύτερη ομαδοποίηση παρόμοιων στοιχείων. Οι Gupta και Singh(2013) πρότειναν ένα σύστημα συστάσεων που εξετάζει από κοινού την τοποθεσία και το προφίλ του χρήστη για να προτείνει εστιατόρια. Σύμφωνα με το ιστορικό του χρήστη, τα κοινωνικό-δημογραφικά χαρακτηριστικά και τα χαρακτηριστικά του εστιατορίου, οι Zhang et al.(2015) πρότειναν ένα σύστημα για την πρόβλεψη του επόμενου δείπνου ενός χρήστη, χρησιμοποιώντας τις αλυσίδες Markov.

Γενικώς ο αριθμός των προτεινόμενων και εφαρμοζόμενων μοντέλων ξεπερνάει την δυνατότητα της πλήρους καταγραφής τους. Στο επόμενο κεφάλαιο και αξιοποιώντας τις προτάσεις της διεθνούς βιβλιογραφίας, παρουσιάζεται ολοκληρωμένα ένα μοντέλο συστήματος συστάσεων με έμφαση στην ανάσχεση των fake-users, την κατηγοριοποίηση των χρηστών και την παροχή προτάσεων συμβατών με τις αναζητήσεις των χρηστών.

### 3.5. Υπόδειγμα λειτουργίας προτεινόμενου συστήματος

Το πρώτο βήμα στην επίδειξη λειτουργίας του προτεινόμενου συστήματος αποτελεί ο εντοπισμός των ψευδών κριτικών. Όπως προαναφέρθηκε σε προηγούμενο κεφάλαιο σκοπός είναι να αναδειχθούν εκείνα τα χαρακτηριστικά των χρηστών που τους καθιστούν ως ύποπτους. Λόγω αδυναμίας εύρεσης συνόλου δεδομένων από το TripAdvisor χρησιμοποιήθηκε dataset από τον ιστότοπο Instagram με στοιχεία κακόβουλων (fake/spammer) χρηστών και μη. Το dataset είναι διαθέσιμο στην ηλεκτρονική διεύθυνση <https://www.kaggle.com/free4ever1/instagram-fake-spammer-genuine-accounts>. Τα όποια συμπεράσματα αν και αφορούν το συγκεκριμένο dataset, η προτεινόμενη μεθοδολογία μπορεί να γενικευτεί σε άλλα αντίστοιχα δεδομένα συστημάτων recommendation. Τα πεδία που χρησιμοποιήθηκαν ήταν:

- profilepic: Ύπαρξη ή μη φωτογραφίας στο προφίλ χρήστη
- nums/lengthusername: αναλογία του αριθμού των αριθμητικών χαρακτήρων στο όνομα χρήστη ως προς το συνολικό μήκος του
- fullnamewords: Αριθμός λέξεων που αποτελούν το πλήρες όνομα
- nums/lengthfullname: αναλογία αριθμού αριθμητικών χαρακτήρων ως προς το μήκος του πλήρους ονόματος
- name==username: είναι το όνομα χρήστη και το πλήρες όνομα το ίδιο
- descriptionlength: μήκος βιογραφικού σε χαρακτήρες
- external URL: Ύπαρξη ή μη εξωτερικού url σχετιζόμενο με το χρήστη
- private: Ιδιωτικό ή μη
- posts: Αριθμός δημοσιεύσεων
- followers: Αριθμός followers
- #follows: Αριθμός follows
- Fake: Πεδίο κατηγοριοποίησης του χρήστη σε fake ή μη

Τα δεδομένα εισήχθησαν στο λογισμικό weka προκειμένου να εξαχθούν με χρήση δέντρου απόφασης τα χαρακτηριστικά εκείνα που καθιστούν ένα χρήστη ως ύποπτο ή μη. Ειδικότερα χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος J48. Ο J48 αποτελεί μια Java εφαρμογή ανοιχτού κώδικα του αλγόριθμου C4.5 στο εργαλείο εξόρυξης δεδομένων Weka. Το C4.5 είναι ένα πρόγραμμα που δημιουργεί ένα δέντρο αποφάσεων που βασίζεται σε ένα σύνολο δεδομένων εισόδου με ετικέτα. Αυτός ο αλγόριθμος

αναπτύχθηκε από τον Ross Quinlan. Τα δέντρα απόφασης που δημιουργούνται από το C4.5 μπορούν να χρησιμοποιηθούν για ταξινόμηση και για αυτό το λόγο, οC4.5 αναφέρεται συχνά ως στατιστικός ταξινομητής. Το δέντρο απόφασης που δημιουργήθηκε από το train dataset παρουσιάζεται στην εικόνα 13 αναδεικνύοντας ως κρίσιμες παραμέτρους κατηγοριοποίησης των χρηστών τα πεδία followers, profilepic, nums/lengthusername, fullnamewords και descriptionlength, τα οποία και επιλέχθηκαν ως είσοδοι στο νευρωνικό δίκτυο. Το νευρωνικό δίκτυο κατασκευάστηκε σε γλώσσα Python και ειδικότερα κάνοντας χρήση της βιβλιοθήκης Keras. Τα βήματα που ακολουθήθηκαν ήταν:

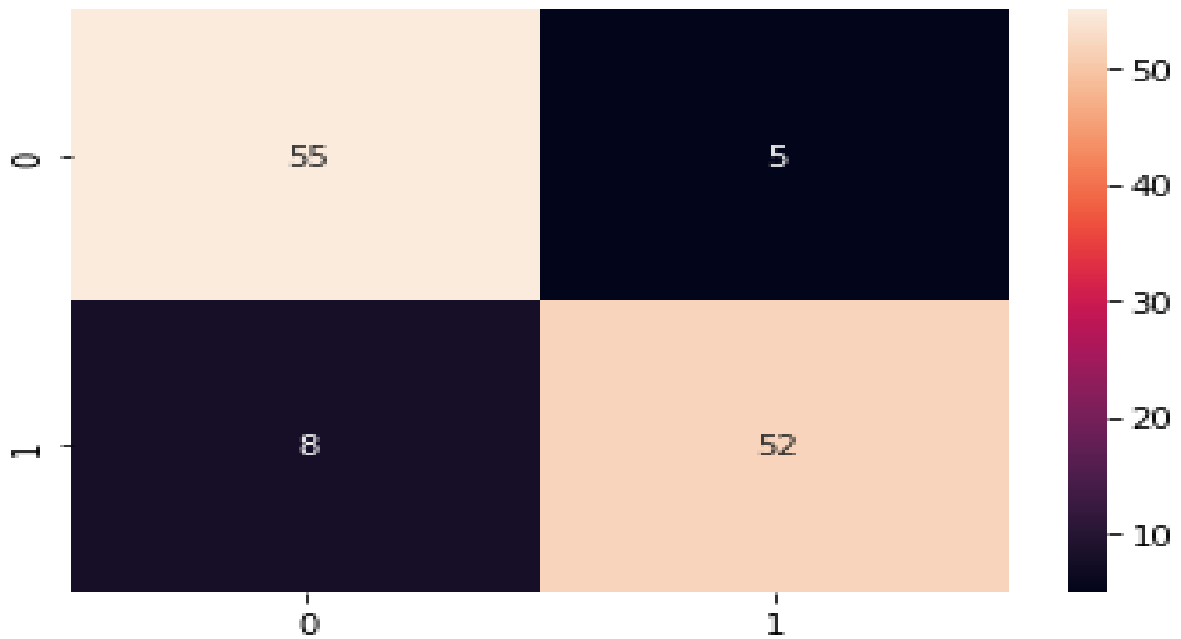
- Εξάλειψη εγγραφών με κενές τιμές: Διαγράφησαν εγγραφές οι οποίες περιείχαν πεδία χωρίς τιμή.
- Data balancing: Προκειμένου να εξισορροπηθούν τα δεδομένα έτσι ώστε να υπάρχει ο ίδιος σχετικά αριθμός fake και non fake users χρησιμοποιήθηκε η τεχνική random oversampling. Η τυχαία υπερδειγματοληψία περιλαμβάνει την τυχαία επιλογή παραδειγμάτων από την κατηγορία της μειοψηφίας, με αντικατάσταση, και την προσθήκη τους στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης.
- Κανονικοποίηση δεδομένων: Η κανονικοποίηση είναι μια διαδικασία αλλαγής τιμών των δεδομένων από το αρχικό εύρος, έτσι ώστε όλες οι τιμές να βρίσκονται εντός του νέου εύρους 0 και 1. Η τεχνική που χρησιμοποιήθηκε ήταν αυτή του Min Max Scaler, που προκύπτει από τον τύπο της εικόνας 10.

$$x_{scaled} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$$

Εικόνα 11. Min-Max scaler

- Τέλος ακολούθησε η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου πάνω στο training set, με το μοντέλο να δοκιμάζεται μετά την εκπαίδευση πάνω στα δεδομένα του δοκιμαστικού σετ δεδομένων. Το νευρωνικό κατάφερε να

κατηγοριοποιήσει σωστά 107 από τα 120 συνολικά παραδείγματα, με ποσοστό επιτυχίας 89%(εικόνα 11), γεγονός που συνηγορεί υπέρ της αποτελεσματικότητας των νευρωνικών δικτύων στον εντοπισμό των fake users άρα και των Ψευδείς κριτικές. Το σύνολο του κώδικα παρατίθεται στο Παράρτημα Α της παρούσης.Οκώδικας για την οπτική απεικόνιση του πίνακα σύγχυσης λήφθηκε από το github.<sup>5</sup>



Εικόνα11. Confusion Matrix

Το επόμενο βήμα αποτέλεσε η κατηγοριοποίηση των χρηστών με βάση τα κριτήρια που αναλύθηκαν σε προηγούμενο κεφάλαιο, δηλαδή:

- Χρόνος εγγραφής στο σύστημα
- Αριθμός αξιολογήσεων
- Συμπεριφορά χρήστη. Για λόγους απλότητας το πεδίο θεωρήθηκε binary, λαμβάνοντας τιμή 0 ή 1, με το μηδέν να υποδεικνύει πιθανώς ύποπτη συμπεριφορά.
- Χρησιμότητα reviews. Χρησιμοποιήθηκε κλίμακα μεταξύ 1-10.

<sup>5</sup>[https://github.com/DTrimarchi10/confusion\\_matrix/blob/master/cf\\_matrix.py](https://github.com/DTrimarchi10/confusion_matrix/blob/master/cf_matrix.py)

Με βάση τα τέσσερα παραπάνω κριτήρια, οι χρήστες θα κατατάσσονται σε κάποια από τις διαθέσιμες κατηγορίες του συστήματος. Για τις ανάγκες της μοντελοποίησης του συστήματος, οι χρήστες κατηγοριοποιούνται σε 5 εναλλακτικές κατηγορίες από την κατηγορία 1 στην οποία θα ανήκουν οι πλέον αρχάριοι ή αναξιόπιστοι μέχρι την κατηγορία 5 όπου θα υπάγονται οι παλαιότεροι και περισσότεροι αξιόπιστοι. Η αναβάθμιση κατηγορίας θα συνεπάγεται και την αύξηση του βάρους των αξιολογήσεων των εν λόγω χρηστών έναντι των χρηστών χαμηλότερης κατηγορίας. Το μοντέλο κατηγοριοποίησης που εφαρμόζεται από την παρούσα διπλωματική παρουσιάζεται αναλυτικά στο διάγραμμα ροής της εικόνας 12. Ο ακριβής ορισμός των όρων παλιός χρήστης, μεγάλος αριθμός reviews και χρησιμότητα reviews δεν δύναται να καθοριστεί επακριβώς, καθώς εξαρτάται άμεσα από τα ειδικά δεδομένα που διαθέτει το σύστημα για κάθε χρήστη.

Τέλος για την παροχή προτάσεων εφαρμόζεται ένα υβριδικό σύστημα το οποίο θα βασίζεται τόσο στις προηγούμενες αγοραστικές συνήθειες του χρήστη όσο και στις ομοιότητες που ο χρήστης παρουσιάζει με άλλους χρήστες του συστήματος. Αναφορικά με τις προηγούμενες αγοραστικές συνήθειες το σύστημα θα αποθηκεύει τις παρελθοντικές επιλογές του χρήστη προτείνοντας προϊόντα συναφή και συμβατά με αυτές. Παίρνοντας ως παράδειγμα την επιλογή ενός ξενοδοχείου το σύστημα καταγράφει σε πίνακα των αριθμών των επιλογών του χρήστη ανά ξενοδοχείο και χαρακτηριστικό (πίνακας 1). Στον πίνακα εμφανίζονται σε γραμμές τα ξενοδοχεία (προϊόντα) και σε στήλες τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά κάθε ξενοδοχείου. Η τιμή 1 ισοδυναμεί με ικανοποίηση του χαρακτηριστικού ενώ έλλειψη τιμής συνεπάγεται απουσία της εν λόγω παροχής. Στην τελευταία γραμμή καταγράφεται ο αριθμός των φορών που ο συγκεκριμένος χρήστης επέλεξε κάποιο από τα χαρακτηριστικά των στηλών. Για τον υπολογισμό της συνάφειας κάθε ξενοδοχείου με τις αναζητήσεις του χρήστη, μία δημοφιλής μέθοδος είναι αυτή του εσωτερικού γινομένου. Στην μέθοδο αυτή αθροίζονται τα γινόμενα των αριθμών που έχει επιλέξει ο χρήστης με την αντίστοιχη τιμή του χαρακτηριστικού σε κάθε ξενοδοχείο, υπολογίζοντας μία τελική βαθμολογία συνάφειας. Μεγαλύτερη βαθμολογία συνεπάγεται και προϊόν πλησιέστερα στις προτιμήσεις του χρήστη. Έτσι για το παράδειγμα του πίνακα 1 λαμβάνουμε για κάθε ξενοδοχείο:

$$\text{Ξενοδοχείο1: } 1*0+1*7=7$$

$$\text{Ξενοδοχείο2: } 1*1+1*3=4$$

$$\text{Ξενοδοχείο3: } 1*4+1*7+1*5=16$$

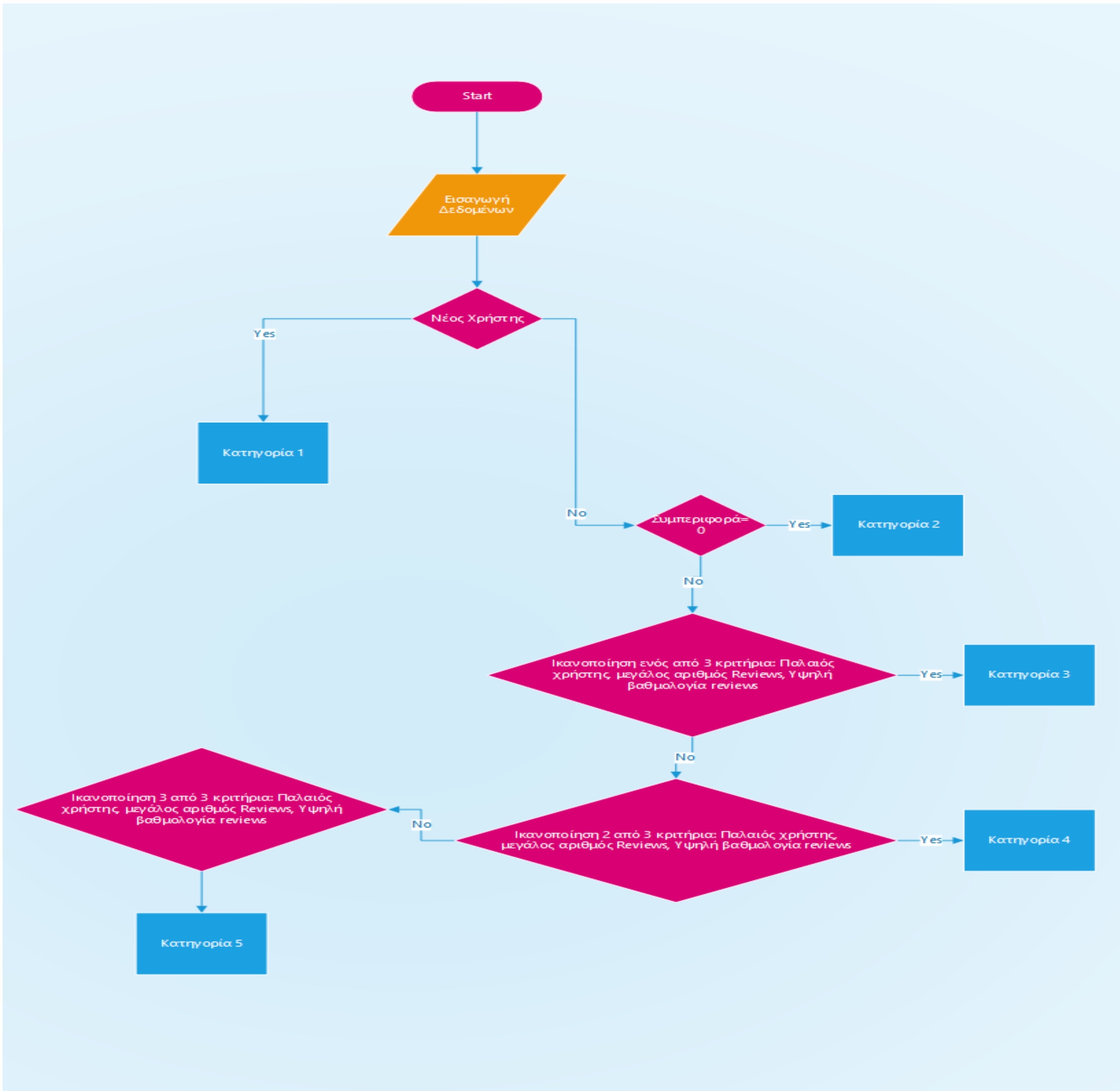
$$\text{Ξενοδοχείο4: } 1*3+1*3+1*8=14$$

$$\text{Ξενοδοχείο5: } 1*7+1*2+1*8+1*5=22$$

Επομένως η σειρά εμφάνισης των αποτελεσμάτων από το σύστημα θα ήταν τα ξενοδοχεία με σειρά 5,3,4,1,2. Χρησιμοποιώντας όμως την υβριδική μέθοδο που παρουσιάστηκε σε προηγούμενο κεφάλαιο, το σύστημα θα αξιοποιήσει και τις προτιμήσεις των χρηστών που εμφανίζουν παρόμοιες αγοραστικές συνήθειες με τον ενεργό χρήστη. Κάθε χρήστης του συστήματος σχετίζεται με άλλους χρήστες δημιουργώντας μία συστάδα χρηστών με παρόμοιο τρόπο συμπεριφοράς. Για την συσταδοποίηση των χρηστών, προτείνονται στην διεθνή βιβλιογραφία αρκετοί αλγόριθμοι με δημοφιλέστερο και απλούστερο τον k-means. Παρακάτω παρουσιάζεται ένα σχετικό παράδειγμα των ξενοδοχείων που θα πρότεινε το σύστημα στον χρήστη του προηγούμενου παραδείγματος, βασισμένο στις επιλογές της συστάδας που ανήκει. Το dataset δημιουργήθηκε αποκλειστικά για την επίδειξη της συσταδοποίησης και δεν προέρχεται από πραγματικά δεδομένα. Τα δεδομένα παρουσιάζονται στο παράρτημα της παρούσης, όπου η τελευταία εγγραφή ανήκει στον χρήστη του παραδείγματος. Τα αποτελέσματα της κατηγοριοποίησης χρησιμοποιώντας το αλγόριθμο k-mean του εργαλείου weka παρουσιάζονται στην εικόνα 14. Ο χρήστης του παραδείγματος εντάσσεται στον cluster 0, το οποίο φαίνεται να προτιμά ξενοδοχεία 3 αστερών, μακριά από το κέντρο, με πρωινό και πισίνα. Το σύστημα δύναται να λοιπόν να προτείνει ξενοδοχεία που προβλέπει ότι θα ικανοποιούν τον χρήστη, βασισμένο στις προτιμήσεις χρηστών με συμβατές αγοραστικές συμπεριφορές.

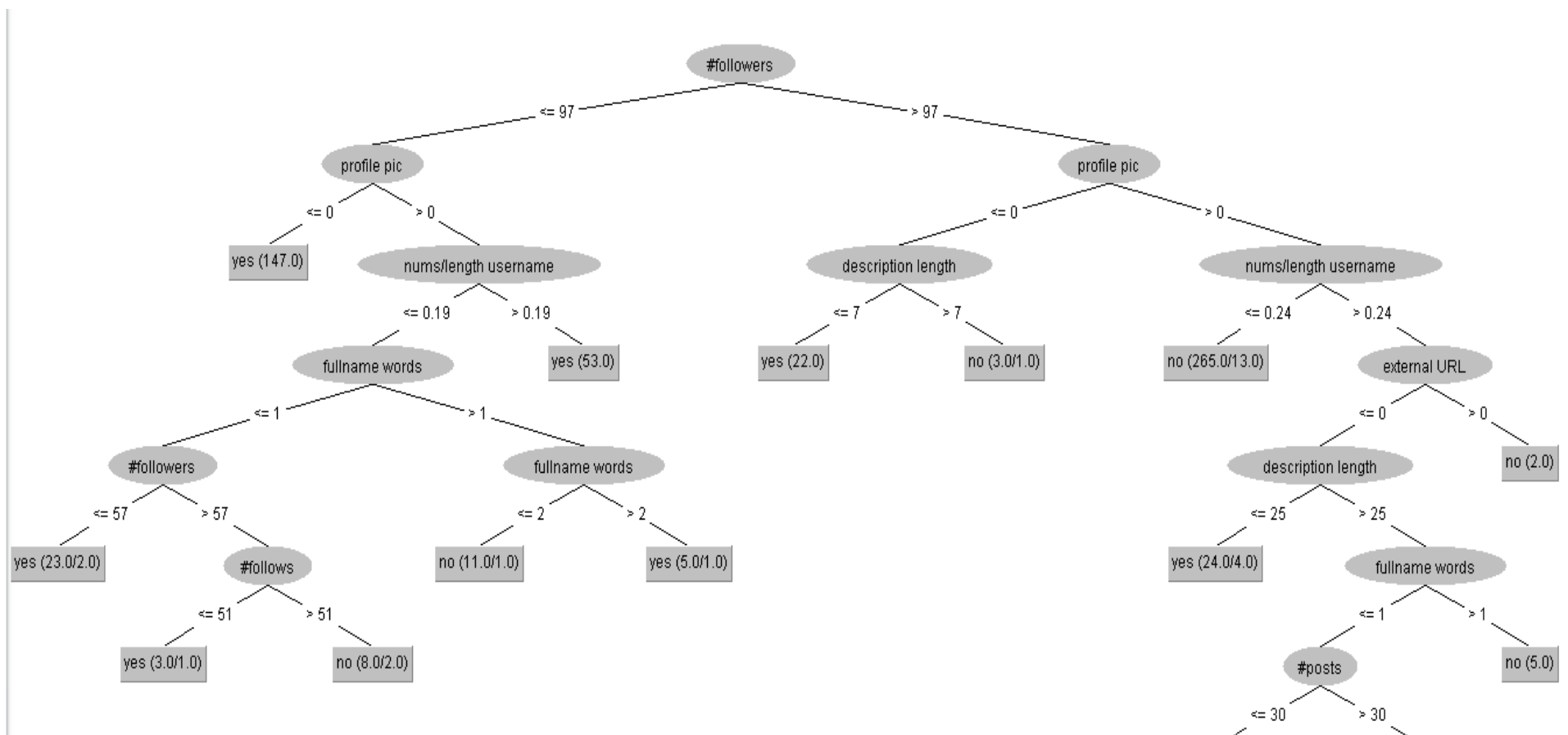
Πίνακας 1. Πίνακας παρελθοντικών επιλογών χρήστη

	Tourist (★)	Standard (★★)	Comfort (★★★)	Class (★★★★)	Luxury (★★★★★)	Κοντά στο κέντρο	Μακριά από το κέντρο	Πρωινό	Πισίνα
Ξενοδοχείο1	1					1			
Ξενοδοχείο2		1					1		
Ξενοδοχείο3			1			1			1
Ξενοδοχείο4				1			1	1	
Ξενοδοχείο5					1	1		1	1
Χρήστης	0	1	4	3	2	7	3	8	5



Εικόνα 12. Κατηγοριοποίηση χρηστών





Εικόνα13. Decision tree fake users

Attribute	Full Data (101.0)	0 (23.0)	1 (19.0)	2 (17.0)	3 (28.0)	4 (14.0)
Tourist	10.4554	11.6522	9.7895	6.4706	11.3214	12.5
Standard	9.4851	6.3913	12.8421	10.8235	7.6071	12.1429
Comfort	11.2871	13.7826	12	11.2353	11.8929	5.0714
Class	10.6733	7.8696	9.9474	16.9412	9.25	11.5
Luxury	10.4752	5.913	11.7368	11.8235	13.0714	9.4286
Near to center	9.3465	5.0435	8.5789	7.4706	15.25	7.9286
Away from center	10.5347	7.7391	6.8421	12.4118	13.0714	12.7857
Breakfast	65%	93%	66%	68%	65%	62%
Pool	13%	75%	71%	13%	53%	27%

Time taken to build model (full training data) : 0.03 seconds

=== Model and evaluation on training set ===

Clustered Instances

0	23 ( 23%)
1	19 ( 19%)
2	17 ( 17%)
3	28 ( 28%)
4	14 ( 14%)

Εικόνα 14. Clustering with k-means

# 4

## Συμπεράσματα - Αξιολόγηση

Τα συστήματα συστάσεων αποτελούν τα τελευταία χρόνια κοινό τόπο στα μεγαλύτερα online συστήματα παροχής υπηρεσιών ή πώλησης προϊόντων. Προσαρμοζόμενα στις ιδιαίτερες αγοραστικές συνήθειες και προτιμήσεις των χρηστών τους, τα συστήματα αυτά επιδιώκουν να διευκολύνουν τους χρήστες τους να κάνουν τις σωστές αγοραστικές επιλογές, περιορίζοντας την ανάγκη συνεχούς ψαξίματος σε τεράστιους όγκους δεδομένων, προκειμένου να λάβουν την όποια απόφαση. Παράλληλα λειτουργούν ευεργετικά για τις ίδιες τις εταιρείες καθώς η εξατομίκευση των ιδιαίτερων αναγκών κάθε χρήστη, έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση των αγοραστικών εσόδων. Έτσι π.χ. το 35% των πωλήσεων του Amazon, του μεγαλύτερου παγκοσμίως ηλεκτρονικού καταστήματος, προέρχεται από τις αγοραστικές προτάσεις προς του χρήστες, καταδεικνύοντας την σημαντικότητα του συστήματος στην επιχειρησιακή λειτουργία της επιχείρησης.

Από την άλλη τα συστήματα συστάσεων παρουσιάζουν δυσλειτουργίες ενίοτε ιδιαίτερα έντονες, με αποτέλεσμα την μείωση της αξιοπιστίας τους. Σημαντικότερο εν γένει πρόβλημα αποτελεί το φαινόμενο των ψευδών αξιολογήσεων, με στόχο την αύξηση της δημοτικότητας προϊόντων ή επιχειρήσεων. Επίσης τα συστήματα συστάσεων σε αρκετές περιπτώσεις αδυνατούν να προσαρμοστούν στις ιδιαίτερες ανάγκες των χρηστών τους, είτε λόγω μη ύπαρξης ιστορικού συναλλαγών για νέους χρήστες είτε λόγω μη ύπαρξης μεγάλου όγκου δεδομένων και βάσεων δεδομένων, ικανών να υποστηρίξουν ένα τέτοιο σύστημα. Τέλος ο απλός υπολογισμός του μέσου όρου των αξιολογήσεων, ως μέτρο δημοτικότητας ενός προϊόντος ή μίας επιχείρησης δίνοντας εν γένει την ίδια βαρύτητα σε κάθε αξιολόγηση και αγνοώντας τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των χρηστών που την υπέβαλλαν όπως π.χ. παλαιότητα, αριθμός και

χρησιμότητα πρότερων αξιολογήσεων κ.α. δύναται να παράξει μη αξιόπιστα μέτρα δημοτικότητας.

Η παρούσα εργασία συνδυάζοντας προτάσεις από την διεθνή βιβλιογραφία, εφαρμόζει το μοντέλου ενός ολοκληρωμένου συστήματος, που ευελπιστεί να αντιμετωπίσει τις δυσλειτουργίες που παρουσιάστηκαν προηγουμένως. Η προτεινομένη μοντελοποίηση κινείται σε τρεις βασικούς άξονες:

- Εντοπισμός κακόβουλων χρηστών: Η εύρεση εκείνων τα χαρακτηριστικών που καθιστούν τους χρήστες ως ύποπτους και οι εισοδος τους σε κατάλληλα εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο, λειτούργησε ικανοποιητικά για το δοκιμαστικό dataset που χρησιμοποιήθηκε.
- Κατηγοριοποίηση χρηστών: Ο απόλυτος συμψηφισμός των χρηστών, αγνοώντας τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά τους, σε αρκετές περιπτώσεις οδηγεί σε μέτρα αξιολόγησης της δημοτικότητας που τείνουν να είναι μη αξιόπιστα. Στο προτεινόμενο σύστημα εφαρμόζεται η κατηγοριοποίηση των χρηστών με βάση προκαθορισμένα κριτήρια και την απόδοση διαφορετικής βαρύτητας στις αξιολογήσεις με βάση την κατηγοριοποίηση του χρήστη.
- Υβριδικό σύστημα: Η αξιοποίηση του ιστορικού των συνηθειών του χρήστη σε συνδυασμό με τις προτιμήσεις χρηστών με κοινά χαρακτηριστικά, φαίνεται να λειτουργεί αποδοτικότερα από την εφαρμογή αποκλειστικά μίας εκ των δύο τεχνικών.

Ο έλεγχος του συστήματος αν και έδωσε ικανοποιητικά αποτελέσματα, αυτά ελήφθησαν από μικρά datasets, αφαιρώντας την δυνατότητα γενίκευσης των συμπερασμάτων. Μελλοντικός σκοπός της εργασίας αποτελεί η εφαρμογή του προτεινόμενου συστήματος πάνω σε πραγματικά δεδομένα, εφόσον καταστεί δυνατή η ανάκτηση τους, γεγονός πάντως που είναι ιδιαίτερα δύσκολο, τόσο λόγω της φύσης των προσωπικών δεδομένων όσο βέβαια και της λογικής απροθυμίας των εταιρειών να τα δημοσιεύσουν ή να διαμοιραστούν. Από την άλλη, η πιθανή ενίσχυση της αξιοπιστίας ενός τέτοιου συστήματος, μέσω της πειραματικής έστω εφαρμογής του προτεινόμενου μοντέλου, κρίνεται επίσης ένας κρίσιμος αντισταθμιστικός παράγοντας.

## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Alaimo, C., Kallinikos, J., & Valderrama-Venegas, E. (2020). Platform Evolution: A Study of TripAdvisor. *Proceedings of the 53rd Hawaii International Conference on System Sciences*, (s. 5462-5471)

Alexander, c(2018). *TripAdvisor makes further changes to its algorithm in 2018*.

Arnautu, O.R(2012). *Un système de recommandation de musique*. Master's thesis, La Faculté des arts et des sciences Université de Montréal

B. Viswanath(2014). Towards Detecting Anomalous User Behavior in Online Social Networks. *Proceedings of the 23rd USENIX Security Symposium (USENIX Security)*.

Burke, R., Hammond, K., and Young, B(1997). *The Find Me Approach to Assisted Browsing*. *IEEE Expert*, 12 (4), 32<sup>^</sup>40.

Came, S.(2016), *Update to the TripAdvisor Popularity Index algorithm Q&A*.

Ghai R, Kumar S, Pandey AC.(2019), Spam detection using rating and review processing method. In: Panigrahi B, Trivedi M, Mishra K, Tiwari S, Singh P (eds) *Smart innovations in communication and computational sciences*. Springer, Singapore, pp 189–198

Guardian 2019. *TripAdvisor is failing to stop fake hotel reviews, says Which?*

Gupta, A., Singh, K.(2013), Location based personalized restaurant recommendation system for mobile environments. *In: Proceedings of International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics*.

Harpreet Kaur Virk, Er. Maninder Singh.(2015), Analysis and Design of Hybrid Online Movie Recommender System. *International Journal of Innovations in Engineering and Technology (IJJET)* Volume 5 Issue 2.

Hart R.(2020).*TripAdvisor Took Down Nearly 1 Million Fake Reviews Last Year*. Forbes

Jeacle I. Carter C. (2011)., *In TripAdvisor we trust: Rankings, calculative regimes and abstract systems*. Acc Organ Soc 36: 293–309.

Jindal N, Liu B (2007) *Analyzing and detecting review spam*. In: *7th IEEE international conference on data mining, ICDM 2007*, IEEE, pp 547–552. <https://doi.org/10.1109/icdm.2007.68>

Rubio Gil, Á., Jiménez Barandalla, I. C., & Mercado Idoeta, C. (2017). Online corporate reputation in the hotel industry: the case of TripAdvisor. *ESIC Market Economics and Business Journal*, 48(3). <https://doi.org/10.7200/esicm.158.0483.4>

K. Thomas, D. McCoy, C. Grier, A. Kolcz, and V. Paxson.(2013), *Trafficking Fraudulent Accounts: The Role of the Underground Market in Twitter Spam and Abuse*. *22nd USENIX Security Symposium, USENIX Association* , pp. 195-210

S. Khaled, N. El-Tazi and H. M. O. Mokhtar.(2018). *Detecting Fake Accounts on Social Media*. *IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, Seattle, WA, USA, pp. 3672- 3681

Manoj Kumar, D.KYadav, Ankur Singh, Vijay Kr. Gupta.(2015), *A Movie Recommender System: MOVREC*. *International Journal of Computer Applications* (0975 – 8887) Volume 124 – No.3.

Lau RY, Liao SY, Kwok RCW, Xu K, Xia Y, Li Y (2011) *Text mining and probabilistic language modeling for online review spam detecting*. *ACM Trans Manag Inf Syst* 2(4):1–30.

Livingston, J.(2007), *Founders at work: Stories of startups' early days*, Berkeley, Calif: Apress.

Liu Y, Pang B, Wang X (2019) *Opinion spam detection by incorporating multimodal embedded representation into a probabilistic review graph*. *Neurocomputing* 366:276–283.

Luis M. de Campos, Juan M. Fernández-Luna, Juan F. Huete, Miguel A. Rueda-Morales.(2010), Combining content-based and collaborative recommendations: A hybrid approach based on Bayesian network. *International Journal of Approximate Reasoning*.

Moral, S., Cañero, P. and Orgaz, F.(2014), *Reputación online, redes sociales y turismo. Un estudio de caso en Andalucía*. *TURyDES*, 7(16).

O'Connor, P. (2010). Managing a Hotel's Image on TripAdvisor. *In: Journal of Hospitality Marketing & Management*, Vol.19, pp.754-772

Pu P, Chen L, Hu R.(2011), A user-centric evaluation framework for recommender systems. *In: Proceedings of the fifth ACM conference on Recommender Systems (RecSys'11)*, ACM, New York, NY, USA. p. 57–164.

Q. Cao, M. Sirivianos, X. Yang, and T. Pregueiro, Aiding the detection of fake accounts in large scale social online services. *Proceedings of the 9th USENIX conference on Networked Systems Design and Implementation*, USENIX, pp. 15-15.

Rao, K. Sreenivasa, N. Swapna, and P. Praveen Kumar.(2018), Educational data mining for student placement prediction using machine learning algorithms. *Int. J. Eng. Technol. Sci* 7.1.2: 43-46.

Shardanand, U. and Maes, P. (1995). *Social information filtering algorithms for automating "word of mouth."* *In CHI-95: Conference proceedings on Human factors in computing systems*, 210-217. New York: ACM Press.

Travis Ebesu, Bin Shen, and Yi Fang. (2018), *Collaborative Memory Network for Recommendation Systems*. In SIGIR. 515–524

TripAdvisor (2021). *Review Transparency Report*.

Utkarsh Gupta<sup>1</sup> and Dr Nagamma Patil<sup>2</sup>.(2015), Recommender System Based on Hierarchical Clustering Algorithm Chameleon. *IEEE International Advance Computing Conference (IACC)*.

Wang G, Li C, Wang W, Zhang Y, Shen D, Zhang X, Henao R, Carin L (2018) Joint embedding of words and labels for text classification. In: *Proceedings of the 56th annual meeting of the association for computational linguistics, ACL*, pp 2321–2331.

Zhang, F., Zheng, K., Yuan, N.J., Xie, X., Chen, E., Zhou, X.(2015), A novelty-seeking based dining recommender system. In: *Proceedings of International Conference on World Wide Web*, pp. 1362–1372.



## **ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α**

```
import pandas as pd

import numpy as np

import tensorflow as tf

import matplotlib.pyplot as plt

from sklearn.utils import shuffle

import seaborn as sns

import matplotlib.gridspec as gridspec

import math

from sklearn.metrics import confusion_matrix

from sklearn.metrics import recall_score

import tensorflow.compat.v1 as tf1

import os

import keras.models

from sklearn import preprocessing

from sklearn.model_selection import train_test_split

from tensorflow.keras import Sequential

from sklearn.preprocessing import LabelEncoder

from tensorflow.keras.layers import Dense

from tensorflow.keras.models import Sequential, save_model, load_model

from sklearn.metrics import confusion_matrix

from tensorflow.keras.utils import plot_model

from sklearn.preprocessing import LabelEncoder

# Function for creating the confusion matrix. Code retrieved from
#https://github.com/DTrimarchi10/confusion_matrix/blob/master/cf_matrix.py

def make_confusion_matrix(cf,

group_names=None,

categories='auto',

count=True,
```

```
percent=True,  
cbar=True,  
  
xyticks=True,  
xyplotlabels=True,  
sum_stats=True,  
figsize=None,  
cmap='Blues',  
title=None):  
...  
'''
```

This function will make a pretty plot of ansklearn Confusion Matrix cm using a Seaborn heatmap visualization.

#### Arguments

-----

**cf:** confusion matrix to be passed in

**group\_names:** List of strings that represent the labels row by row to be shown in each square.

**categories:** List of strings containing the categories to be displayed on the x,y axis. Default is 'auto'

**count:** If True, show the raw number in the confusion matrix. Default is True.

**normalize:** If True, show the proportions for each category. Default is True.

**cbar:** If True, show the color bar. The cbar values are based off the values in the confusion matrix.

Default is True.

**xyticks:** If True, show x and y ticks. Default is True.

**xyplotlabels:** If True, show 'True Label' and 'Predicted Label' on the figure. Default is True.

**sum\_stats:** If True, display summary statistics below the figure. Default is True.

**figsize:** Tuple representing the figure size. Default will be the matplotlib rcParams value.

**cmap:** Colormap of the values displayed from matplotlib.pyplot.cm. Default is 'Blues'

See [http://matplotlib.org/examples/color/colormaps\\_reference.html](http://matplotlib.org/examples/color/colormaps_reference.html)

**title:** Title for the heatmap. Default is None.

'''

```
# CODE TO GENERATE TEXT INSIDE EACH SQUARE

blanks = [" for i in range(cf.size)]

if group_names and len(group_names) == cf.size:
group_labels = [{"{}\n".format(value) for value in group_names]
else:
group_labels = blanks

if count:
group_counts = [{"0:0.0f}\n".format(value) for value in cf.flatten()]
else:
group_counts = blanks

if percent:
group_percentages = [{"0:.2%}".format(value) for value in cf.flatten() / np.sum(cf)]
else:
group_percentages = blanks

box_labels = [{"v1}{v2}{v3}".strip() for v1, v2, v3 in zip(group_labels, group_counts,
group_percentages)]
box_labels = np.asarray(box_labels).reshape(cf.shape[0], cf.shape[1])

# CODE TO GENERATE SUMMARY STATISTICS & TEXT FOR SUMMARY STATS

if sum_stats:
# Accuracy is sum of diagonal divided by total observations
accuracy = np.trace(cf) / float(np.sum(cf))

# if it is a binary confusion matrix, show some more stats
if len(cf) == 2:
# Metrics for Binary Confusion Matrices
```

```
precision = cf[1, 1] / sum(cf[:, 1])
recall = cf[1, 1] / sum(cf[1, :])
f1_score = 2 * precision * recall / (precision + recall)
stats_text = "\n\nAccuracy={:0.3f}\nPrecision={:0.3f}\nRecall={:0.3f}\nF1
Score={:0.3f}".format(
    accuracy, precision, recall, f1_score)
else:
stats_text = "\n\nAccuracy={:0.3f}".format(accuracy)
else:
stats_text = ""

# SET FIGURE PARAMETERS ACCORDING TO OTHER ARGUMENTS
if figsize == None:
    # Get default figure size if not set
figsize = plt.rcParams.get('figure.figsize')

if xyticks == False:
    # Do not show categories if xyticks is False
    categories = False

# MAKE THE HEATMAP VISUALIZATION
plt.figure(figsize=figsize)
sns.heatmap(cf, annot=box_labels, fmt="", cmap=cmap, cbar=cbar, xticklabels=categories,
yticklabels=categories)

if xyplotlabels:
plt.ylabel('True label')
plt.xlabel('Predicted label' + stats_text)
else:
plt.xlabel(stats_text)
```

```
if title:
plt.title(title)

df1 = pd.read_csv("train1.csv", encoding='cp1252',delimiter=",")

# drop null values
df1 = df1.dropna()

# split fake and non fake users
zero = df1[df1['fake'] == 0]
one = df1[df1['fake'] == 1]

# data balancing using random oversampling
one = one.sample(len(zero), replace=True)
df2 = zero.append(one, ignore_index=True)

# string conversion to float
df2['profile pic'] = [hash(uid) * 1.0 for uid in df2['profile pic']]
df2['nums/length username'] = [hash(uid) * 1.0 for uid in df2['nums/length username']]
df2['fullname words'] = [hash(uid) * 1.0 for uid in df2['fullname words']]
df2['nums/length fullname'] = [hash(uid) * 0.0001 for uid in df2['nums/length fullname']]
df2['description length'] = [hash(uid) * 0.0001 for uid in df2['description length']]

# data normalization with min max scaler
x = df2.values
min_max_scaler = preprocessing.MinMaxScaler()
x_scaled = min_max_scaler.fit_transform(x)
df2 = pd.DataFrame(x_scaled)
```

```
# split class column
x, y = df2.values[:, :-1], df2.values[:, -1]
x = x.astype('float32')
y = y.astype('float32')

# create random train and test subsets
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.33)

# input
n = X_train.shape[1]

# neural structure
m = Sequential()
m.add(Dense(4, activation='relu', kernel_initializer='he_normal', input_shape=(n,)))
m.add(Dense(4, activation='relu', kernel_initializer='he_normal'))
m.add(Dense(1, activation='sigmoid'))

# summary
m.summary()
plot_model(m, 'nn.png', show_shapes=True)

# compile
m.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])

# fit
m.fit(X_train, y_train, epochs=50, batch_size=32, verbose=1)

# evaluation
l, accuracy = m.evaluate(X_test, y_test, verbose=1)
print('Test Accuracy: %.2f' % accuracy)
```

```
m.save('m')

#predictions of test dataset
df = pd.read_csv("test.csv", encoding='cp1252',delimiter=",")

#hash function to convert string to float
df['profilepic'] = [hash(uid) * 1.0 for uid in df['profilepic']]
df['nums/length username'] = [hash(uid) * 1.0 for uid in df['nums/length username']]
df['fullname words'] = [hash(uid) * 1.0 for uid in df['fullname words']]
df['nums/length fullname'] = [hash(uid) * 0.0001 for uid in df['nums/length fullname']]
df['description length'] = [hash(uid) * 0.0001 for uid in df['description length']]

#values normalization
x1 = df.values
min_max_scaler = preprocessing.MinMaxScaler()
x1_scaled = min_max_scaler.fit_transform(x1)
df = pd.DataFrame(x1_scaled)

#split class column
a1= df.values[:, :-1]
a2=df.values[:, -1:]
a1= a1.astype('float32')

predictions = m.predict(a1)

#convert to list
a3 = predictions.tolist()
a5=[item for sublist in a2 for item in sublist]
```

```
a6=list(map(int, a5))  
a4 = [item for sublist in a3 for item in sublist]  
  
#convert sigmoid out to 0 - 1  
for i in range(len(a3)):  
    if a4[i]>0.4:  
        a4[i]=1  
    else:  
        a4[i]=0  
  
res = tf.math.confusion_matrix(a6,a4)  
print(res)  
  
cm_matrix = confusion_matrix(a6, a4)  
sns.heatmap(cm_matrix, annot=True)
```



## ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β

Πίνακας 2. Dataset κατηγοριοποίησης χρηστών

ID	Tourist	Standard	Comfort	Class	Luxury	Near to center	Away from center	Breakfast	Pool
1	9	14	2	14	4	9%	85%	56%	71%
2	14	3	18	20	9	100%	33%	46%	62%
3	19	20	14	5	4	43%	68%	84%	34%
4	1	4	18	17	9	47%	34%	46%	18%
5	13	19	20	3	11	60%	72%	67%	38%
6	11	20	14	3	5	89%	45%	22%	44%
7	20	6	6	9	13	34%	38%	24%	51%
8	17	16	2	7	15	50%	95%	74%	4%
9	16	7	18	8	17	30%	8%	44%	24%
10	16	2	14	8	12	52%	76%	61%	64%
11	9	1	12	17	9	87%	45%	33%	73%
12	15	7	6	7	17	40%	49%	27%	48%
13	20	17	9	9	11	80%	39%	18%	31%
14	19	8	4	8	1	62%	10%	24%	67%
15	13	2	2	12	19	7%	24%	68%	1%
16	2	10	1	7	20	93%	45%	63%	47%
17	9	14	7	8	7	18%	70%	76%	78%
18	16	12	20	20	13	29%	78%	30%	72%
19	19	19	8	14	7	80%	47%	49%	49%
20	17	10	12	11	4	99%	87%	67%	14%
21	7	3	3	14	20	37%	41%	62%	1%
22	12	7	15	11	17	56%	75%	31%	55%
23	18	18	19	15	8	61%	37%	53%	83%
24	17	9	4	5	1	49%	30%	92%	78%
25	10	9	3	2	8	2%	45%	92%	49%
26	4	20	16	20	11	11%	25%	12%	99%
27	12	18	10	9	19	4%	5%	52%	17%
28	2	3	9	1	11	43%	55%	63%	94%
29	17	2	15	9	10	21%	46%	63%	52%
30	10	7	8	5	20	30%	15%	27%	63%
31	8	12	9	16	15	2%	63%	52%	46%
32	2	13	10	1	14	6%	60%	52%	85%
33	20	2	3	15	7	27%	14%	16%	20%
34	7	1	14	11	9	92%	59%	80%	5%
35	4	5	5	2	1	65%	65%	63%	95%
36	19	1	2	20	19	30%	43%	31%	96%
37	7	20	14	12	7	40%	84%	13%	15%
38	6	12	4	7	13	68%	31%	75%	92%
39	14	14	14	10	5	80%	30%	59%	74%
40	1	2	13	14	2	29%	8%	74%	96%
41	17	3	10	5	3	80%	12%	82%	45%
42	15	2	1	10	3	66%	73%	95%	21%
43	7	12	7	6	10	92%	99%	2%	23%
44	7	13	11	2	20	47%	86%	20%	43%
45	15	2	6	16	18	57%	87%	6%	46%
46	19	6	4	8	1	86%	58%	100%	50%
47	11	19	5	5	7	86%	76%	5%	20%
48	17	5	3	20	10	51%	76%	77%	72%
49	14	6	9	13	15	72%	1%	36%	71%
50	1	8	11	18	16	20%	9%	25%	86%
51	11	17	9	20	9	58%	81%	32%	89%
52	11	2	20	17	15	99%	5%	96%	92%
53	20	8	17	15	7	3%	33%	33%	22%
54	20	16	19	2	19	56%	46%	54%	22%
55	15	6	16	10	16	90%	50%	56%	21%
56	15	10	19	6	5	33%	96%	93%	22%
57	2	12	12	15	1	68%	61%	31%	15%
58	13	3	17	6	15	43%	15%	81%	77%
59	17	13	3	11	6	56%	70%	34%	31%
60	15	8	18	20	3	93%	78%	17%	25%
61	14	12	15	19	6	47%	87%	68%	4%
62	5	10	8	16	9	23%	65%	24%	31%
63	11	2	6	20	9	5%	92%	39%	70%
64	12	5	6	14	4	58%	83%	77%	61%
65	15	18	1	5	20	84%	4%	7%	35%
66	1	6	3	5	10	2%	28%	71%	35%
67	10	4	19	20	13	93%	2%	54%	73%
68	8	5	20	17	14	70%	44%	15%	55%
69	2	3	17	12	19	48%	13%	63%	53%
70	1	2	15	1	1	42%	9%	18%	63%
71	20	10	17	9	1	35%	80%	52%	35%
72	12	12	9	7	13	77%	78%	98%	29%
73	12	13	18	4	15	59%	44%	90%	62%
74	11	6	18	3	8	33%	20%	88%	49%
75	6	6	16	8	9	43%	59%	47%	1%
76	7	15	15	9	17	22%	10%	6%	79%
77	16	6	6	16	5	60%	60%	40%	42%
78	2	10	16	4	13	43%	1%	60%	77%
79	11	8	18	16	8	29%	33%	72%	30%
80	14	1	17	12	18	80%	20%	85%	10%
81	14	6	16	10	14	79%	49%	15%	30%
82	1	6	11	16	2	6%	37%	72%	24%
83	7	6	8	15	12	34%	0%	69%	66%
84	18	19	9	18	20	7%	85%	65%	18%
85	19	2	12	18	20	75%	54%	56%	81%
86	10	10	5	11	6	51%	11%	89%	30%
87	3	17	11	9	11	72%	27%	13%	89%
88	6	15	18	18	6	26%	38%	90%	15%
89	18	6	19	6	11	45%	53%	20%	6%
90	17	11	18	4	4	45%	25%	92%	66%
91	19	10	4	2	7	25%	94%	92%	5%
92	12	12	13	12	15	98%	46%	72%	77%
93	12	15	12	8	7	84%	5%	60%	29%
94	2	7	1	12	8	76%	59%	79%	86%
95	12	9	12	19	8	62%	57%	11%	89%
96	15	18	16	1	10	97%	58%	50%	81%
97	20	8	3	2	1	28%	40%	78%	87%
98	16	11	8	4	17	93%	20%	47%	69%
99	1	16	1	10	2	36%	66%	25%	1%
100	20	9	11	5	20	34%	44%	37%	85%
101	0	1	4	3	2	91%	86%	51%	47%