



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
& ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ &
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

Συγκριτική Μελέτη
Τεχνικών και Αλγορίθμων
για Σύνολα Δεδομένων Συζητήσεων

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΟΥ

ΠΑΥΛΟΥ ΘΕΟΔΩΡΟΥ

Αθήνα, Νοέμβριος 2021



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
& ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ &
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

Συγκριτική Μελέτη
Τεχνικών και Αλγορίθμων
για Σύνολα Δεδομένων Συζητήσεων

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

ΠΑΥΛΟΥ ΘΕΟΔΩΡΟΥ

Επιβλέπων: Βασιλική Καντερέ
Επίκουρη Καθηγήτρια Ε.Μ.Π

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 15η Νοεμβρίου 2021.

.....
Β. Καντερέ
Επίκουρη Καθηγήτρια Ε.Μ.Π

.....
Σ. Παπαβασιλείου
Καθηγητής Ε.Μ.Π

.....
Γ. Στάμου
Καθηγητής Ε.Μ.Π

Αθήνα, Νοέμβριος 2021

Copyright © 2021 - All rights reserved Παύλου Θεοδώρου, 2021

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για μη κερδοσκοπικό σκοπό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

.....

ΠΑΥΛΟΣ ΘΕΟΔΩΡΟΥ

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

© 2021 - All rights reserved

Περίληψη

Η ραγδαία τεχνολογική ανάπτυξη που βιώνει η ανθρωπότητα τα τελευταία χρόνια συνεχίζεται χωρίς σταματημό. Καθώς η συλλογή δεδομένων καθημερινά έγινε τόσο απλή, ο όγκος των δεδομένων (Big Data) αυξάνεται συνεχώς. Συγκεκριμένα μεγάλο πρόβλημα παρουσιάζεται στο τομέα των αυτοματοποιημένων συστημάτων συζήτησης (όπως τα chatbots και οι βοηθοί συνομιλίας) όπου χρειάζονται σύνολα δεδομένων με τα οποία θα μπορούν να εκπαιδευτούν προκειμένου να ανταποκρίνονται στα ερωτήματα των χρηστών όσο το δυνατόν καλύτερα. Ο όγκος της διαθέσιμης πληροφορίας, καθώς και η ποικιλομορφία της δημιουργούν πολλά προβλήματα στην αναγνώριση του κατάλληλου συνόλου δεδομένων που πρέπει να χρησιμοποιηθεί από ένα τέτοιο σύστημα. Όπως είναι άλλωστε γνωστό, τα συστήματα τεχνικής νοημοσύνης βασίζονται στον μεγάλο όγκο δεδομένων για την εκπαίδευσή τους, παρόλο αυτό δεν εφαρμόζεται κανένας ποιοτικός έλεγχος με αποτέλεσμα να επηρεάζονται πολύ εύκολα από λάθος δεδομένα και θόρυβο. Πλέον δίνεται ιδιαίτερη σημασία στην εξασφάλιση υψηλής ποιότητας δεδομένων για την εκπαίδευση αυτών των συστημάτων, ως αποτέλεσμα κρίνεται απαραίτητη η χρήση μεθόδων για την επεξεργασία των δεδομένων με απώτερο σκοπό την ποιοτικότερη επεξεργασία και την απομάκρυνση οποιασδήποτε μορφής θορύβου όπως επίσης και την ανάπτυξη αποδοτικότερων συστημάτων συζήτησης. Στην παρούσα διπλωματική εργασία, γίνεται μία σύγκριση διαφορετικών τέτοιων τεχνικών και αλγορίθμων με την χρήση συνόλου δεδομένων συζητήσεων.

Λέξεις Κλειδιά

Σημασιολογικές σχέσεις, σημασιολογική ομοιότητα, σημασιολογική συγγένεια, ομοιότητα κειμένων, επεξεργασία δεδομένων, αυτοματοποιημένα συστήματα συζήτησης, chatbots, ειχονικοί βοηθοί.

Abstract

The fast pacing technological development experienced by mankind in recent years continues without signs of stopping. As daily data collection has become so simple, the volume of Data (Big Data) is constantly increasing. In particular, a big problem occurs in the field of automated chat systems (such as chatbots and virtual assistants) where datasets are needed with which they can be trained in order to respond to user questions in the best way possible. The volume of available information, as well as its diversity create many problems in identifying the appropriate dataset to be used by such systems. As it is well known, technical intelligence systems rely on the large amount of data for their training. In spite of this, there is not any quality control therefore they are very easily affected by wrong data and noise. Special importance is now given to ensuring that there is high quality data for the training of these systems, as a result, it is necessary to use methods for the processing of data with the ultimate aim of qualitative processing and the removal of any form of noise as well as the development of more efficient conversational systems. In this thesis, we present and compare such techniques and algorithms using conversational datasets.

Keywords

Semantic relationships, semantic similarity, semantic relatedness, text similarity, data processing, conversational systems, chatbots, virtual assistants.

Ευχαριστίες

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω την επιβλέπουσα καθηγήτρια Βασιλική Καντερέ για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε καθώς και για την ευκαιρία που μου πρόσφερε να ασχοληθώ με το εν λόγω θέμα.

Ακόμα, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά την διδακτορικό Μαρία Κρομμυδά, η οποία καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησης της εργασίας με βοήθησε με την καθοδήγηση της και δίνοντας μου συμβουλές.

Θα ήθελα ακόμη, να ευχαριστήσω όλους τους κοντινούς μου ανθρώπους που στάθηκαν δίπλα μου σε αυτό το μεγάλο ταξίδι και με βοήθησαν, ο καθένας με τον δικό του τρόπο. Τέλος, ένα μεγάλο ευχαριστώ οφείλω στην αγαπημένη μου οικογένεια και ειδικά στους γονείς μου για την στήριξη και την εμπιστοσύνη τους.

*Παύλος Θεοδώρου
Αθήνα, Νοέμβριος 2021*

Περιεχόμενα

Περίληψη	1
Abstract	3
Ευχαριστίες	5
Κατάλογος Σχημάτων	10
1 Εισαγωγή	13
1.1 Πρόλογος	13
1.2 Αντικείμενο της Διπλωματικής Εργασίας	13
1.3 Διάρθρωση της Διπλωματικής Εργασίας	13
2 Πληροφορίες σχετικά με την Τεχνητή Νοημοσύνη	15
2.1 Τι είναι η Τεχνητή Νοημοσύνη;	15
2.1.1 Σύντομο Ιστορικό & Μέλλον της TN	15
2.1.2 Πως δουλεύει η TN;	16
2.1.3 Κατηγοριοποιήσεις της Τεχνητής Νοημοσύνης	18
2.1.4 Εφαρμογές της TN	21
2.2 Συστήματα Συζήτησης (Chatbots)	24
2.2.1 Τι είναι ένα Σύστημα Συζήτησης - chatbot	24
2.2.2 Πως λειτουργεί ένα Σύστημα Συζήτησης	25
2.2.3 Παραδείγματα στην καθημερινότητα μας	27
2.3 Virtual Assistant	29
2.3.1 Τι είναι ένας εικονικός βοηθός - Virtual Assistant	29
2.3.2 Πως λειτουργεί ένας Virtual Assistant	30
2.3.3 Παραδείγματα στην καθημερινότητα μας	31
2.4 Η διαφορά των chatbots – virtual assistant	34
2.5 Αποτυχίες των συστημάτων συζήτησης και virtual assistants	36
2.6 Σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης τους	40
2.6.1 Το ερώτημα Quantity vs Quality των δεδομένων	41
3 Εύρεση και περιγραφή των διαφόρων προσεγγίσεων επεξεργασίας δεδομένων	43
3.1 Improving Neural Conversational Models with Entropy-Based Data Filtering [31]	44
3.1.1 Πρόβλημα	44
3.1.2 Μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε	44

3.1.3	Δεδομένα.....	46
3.1.4	Αποτελέσματα	46
3.2	Improving Conversational Question Answering Systems after Deployment using Feedback-Weighted Learning [32]	47
3.2.1	Πρόβλημα	47
3.2.2	Μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε	47
3.2.3	Δεδομένα.....	49
3.2.4	Αποτελέσματα	49
3.3	Semantic Analysis for Conversational Datasets: Improving Their Quality Using Semantic Relationships[35].....	50
3.3.1	Πρόβλημα	50
3.3.2	Μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε	50
3.3.3	Δεδομένα.....	51
3.3.4	Αποτελέσματα	52
3.4	Computing Semantic Relatedness using Wikipedia-based Explicit Semantic Analysis[36]	53
3.4.1	Πρόβλημα	53
3.4.2	Μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε	54
3.4.3	Δεδομένα.....	55
3.4.4	Αποτελέσματα	55
3.5	Semantic Similarity Based on Corpus Statistics and Lexical Taxonomy[39]	56
3.5.1	Πρόβλημα	56
3.5.2	Μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε	56
3.5.3	Δεδομένα.....	58
3.5.4	Αποτελέσματα	58
4	Αναπαραγωγή των αποτελεσμάτων	59
4.1	Improving Neural Conversational Models with Entropy-Based Data Filtering [31]	59
4.1.1	Διαδικασία τρεξίματος.....	59
4.1.2	Αναλυτικά τα δεδομένα εισόδου/εξόδου	60
4.1.3	Σχολιασμός αποτελεσμάτων	62
4.2	Improving Conversational Question Answering Systems after Deployment using Feedback-Weighted Learning [32]	63
4.2.1	Διαδικασία τρεξίματος.....	63
4.2.2	Αναλυτικά τα δεδομένα εισόδου/εξόδου	63
4.2.3	Σχολιασμός αποτελεσμάτων	65
4.3	Semantic Analysis for Conversational Datasets: Improving Their Quality Using Semantic Relationships[35].....	66
4.3.1	Αναλυτικά τα δεδομένα εισόδου	66
4.3.2	Σχολιασμός αποτελεσμάτων	66
4.4	Computing Semantic Relatedness using Wikipedia-based Explicit Semantic Analysis[36]	67
4.4.1	Διαδικασία τρεξίματος.....	67
4.4.2	Αναλυτικά τα δεδομένα εισόδου/εξόδου	67
4.4.3	Σχολιασμός αποτελεσμάτων	68

4.5	Semantic Similarity Based on Corpus Statistics and Lexical Taxonomy[39]	68
4.6	Σύγκριση των τεχνικών	68
5	Επίλογος	71
5.1	Σύνοψη και Συμπεράσματα	71
5.2	Μελλοντικές επεκτάσεις	71
	Βιβλιογραφία	75

Κατάλογος Σχημάτων

2.1	AI - ML - DL.....	17
2.2	Παράδειγμα Ruled-Base chatbot ενός ηλεκτρονικού καταστήματος.....	26
2.3	WHO Health Alert chatbot	27
2.4	DOM - Domino's Interactive Chatbot	28
2.5	Casper - a chatbot that Helps Insomniacs Get Through the Night....	29
2.6	Nike's Jordan Brand Is Using a Facebook Messenger Bot to Deliver Content	29
2.7	Διάγραμμα αγωγού λειτουργίας ενός εικονικού βοηθού.....	31
2.8	Siri - ο/η εικονικός/ή βοηθός της Apple	32
2.9	Cortana - η εικονική βοηθός της Microsoft	32
2.10	Google Assistant - ο/η εικονικός/ή βοηθός της Microsoft	33
2.11	Alexa - η εικονική βοηθός της Amazon	34
2.12	Tay and the tweets that shocked the world	38
3.1	one-to-many και many-to-one πρόβλημα.....	44
3.2	Μέθοδος IDENTITY	45
3.3	Μέθοδοι clustering AVG-EMBEDDING και SENT2VEC	45
3.4	Οι 17 μετρήσεις που χρησιμοποιήθηκαν	46
3.5	Τα αποτελέσματα των μετρήσεων	47
3.6	Παράδειγμα της μεθόδου FWL.....	48
3.7	Αποτελέσματα της μεθόδου FWL	49
3.8	Η αρχιτεκτονική του συστήματος	50
3.9	Θέματα με τις λέξεις κλειδιά τους τα οποία αποτελούν τις εισόδους για την έπειτα σύγκριση των συνόλων που παράγονται	52
3.10	Εξαγόμενα σύνολα δεδομένων βασισμένα στο βάρος και το κατώφλι ...	53
3.11	Η διαδικασία που ακολουθεί ο σημασιολογικός ερμηνευτής	54
3.12	Αποτελέσματα (μεθόδων) συγγένειας των λέξεων και συγγένειας των αρχείων.....	56
3.13	Τμήμα της ιεραρχίας του WordNet (Έκδοση 1.5)	57
3.14	Αποτελέσματα του συνδυασμένου μοντέλου.....	58
4.1	Μεταβλητές εισόδου για την Entropy-Based Data Filtering μέθοδο ..	60
4.2	Μικρό δείγμα των δεδομένων εισόδου	61
4.3	Μικρό δείγμα των δεδομένων εξόδου	62
4.4	Στο σχήμα (a) βλέπουμε 20 πρώτα αποτελέσματα ταξινομημένα με βάση την εντροπία και στο σχήμα (b) τα 20 πρώτα αποτελέσματα της αναπαραγωγής τους για την μέθοδο IDENTITY	62
4.5	Δείγμα εισόδου και εξόδου πριν και μετά την επεξεργασία των δεδομένων	63

4.6	Μικρό δείγμα των δεδομένων εισόδου	64
4.7	Δεδομένα εξόδου	65
4.8	Σύγκριση αποτελεσμάτων.....	65
4.9	Τα 4 θέματα εισόδου με τις λέξεις-κλειδιά τους	66
4.10	Συνδυασμός εισόδων για το καθορισμό της εργασίας που θα εκτελεί το σύστημα	66
4.11	Δημιουργία πίνακα με τη χρήση Indptr, Indices και Data.....	68
4.12	Πίνακας σύγκρισης των μεθόδων.....	69

Εισαγωγή

1.1 Πρόλογος

Τα τελευταία χρόνια γίνεται όλο και περισσότερη χρήση αυτοματοποιημένων συστημάτων συζήτησης. Οι περισσότεροι από εμάς αλληλοεπιδρούμε καθημερινά με τέτοιου είδους συστήματα. Επομένως αποτέλεσμα αυτής της χρήσης είναι η συνεχής ανάπτυξη μοντέλων και αλγορίθμων οι οποίοι μπορούν να ανταποκρίνονται στα ερωτήματα των χρηστών. Αυτό που έχουν κοινό όλα αυτά τα συστήματα συζήτησης, ανεξαρτήτως του σκοπού και της χρήσης τους, είναι ότι όλα βασίζονται σε δεδομένα. Συνεπώς αφού η συλλογή δεδομένων έχει γίνει αρκετά εύκολη, και λόγω του ότι τα δεδομένα συλλέγονται από πολλές ετερογενείς πηγές χωρίς κάποια διασφάλιση της ποιότητας τους δημιουργεί προβλήματα. Το επόμενο βήμα μετά την συλλογή των δεδομένων είναι ο έλεγχος τόσο της πληροφορίας όσο και της ποιότητας που προσφέρουν. Από πλευράς πληροφορίας πρέπει να γίνονται οι κατάλληλοι έλεγχοι οι οποίοι θα συλλέγουν όσο περισσότερα δεδομένα μπορούν χωρίς όμως την παρουσία θορύβου. Παράλληλα από την πλευρά της ποιότητας πρέπει να γίνεται εξίσου έλεγχος των δεδομένων ώστε να αντιπροσωπεύουν το χαρακτήρα και να παραμένουν τα πραγματικά όμοια δεδομένα για το σκοπό και τον τομέα στον οποίο θα αξιοποιούνται. Το πρόβλημα αυτό θεωρείται ανοιχτό από την επιστημονική κοινότητα και διενεργούνται ποικίλες έρευνες για την προσπάθεια εύρεσης των καλύτερων προσεγγίσεων επίλυσής του.

1.2 Αντικείμενο της Διπλωματικής Εργασίας

Στην παρούσα διπλωματική εργασία γίνεται μία προσπάθεια σύγκρισης κάποιων μεθόδων με στόχο τη δημιουργία καλύτερων και πιο αποδοτικών συστημάτων συζήτησης τόσο από πλευράς εξασφάλισης ποιοτικών δεδομένων για την εκπαίδευση τους, όσο και από την πλευρά της συνολικής απόδοσης τους. Οι μέθοδοι που παρουσιάζονται και στην συνέχεια συγκρίνονται εστιάζουν περισσότερο στο κομμάτι της επεξεργασίας των δεδομένων, για αυτό το λόγο στο τέλος γίνεται η σύγκριση τους πάνω στα διάφορα χαρακτηριστικά που μπορεί ή και όχι να προσφέρει η κάθε μία.

1.3 Διάρθρωση της Διπλωματικής Εργασίας

Στο δεύτερο κεφάλαιο γίνεται μία γενική περιγραφή και αναφορά στην Τεχνητή Νοημοσύνη, όπως επίσης πιο συγκεκριμένα για τα αυτοματοποιημένα συστήματα συζήτησης Chatbots και τους εικονικούς βοηθούς Virtual Assistants. Στο τρίτο κεφάλαιο γίνεται μία περιγραφή και παρουσίαση κάποιων μεθόδων που έχουν γίνει από ερευνητές. Για την κάθε μέθοδο περιγράφεται το πρόβλημα που υπάρχει, η μέθοδος και τα δεδομένα

που χρησιμοποιήθηκαν, όπως επίσης και τα τελικά αποτελέσματα των εργασιών. Στο τέταρτο κεφάλαιο γίνεται αναλυτική περιγραφή της διαδικασίας αναπαραγωγής των αποτελεσμάτων της κάθε εργασίας που αναφέρθηκαν στο τρίτο κεφάλαιο και γίνεται επίσης ένας μικρός σχολιασμός για τα αποτελέσματα που κατάφεραν να αναπαραχθούν. Τέλος στο πέμπτο κεφάλαιο αρχικά γίνεται μία σύγκριση των μεθόδων συνοδευόμενη από κάποια συμπεράσματα, και έπειτα γίνεται αναφορά στις μελλοντικές επεκτάσεις που μπορεί να έχει η εργασία.

Πληροφορίες σχετικά με την Τεχνητή Νοημοσύνη

2.1 Τι είναι η Τεχνητή Νοημοσύνη;

Η Τεχνητή Νοημοσύνη (Artificial Intelligence - AI), είναι η ικανότητα ενός ψηφιακού υπολογιστή ή ρομπότ, που ελέγχεται από κάποιον υπολογιστή, να εκτελεί εργασίες για τις οποίες συνήθως χρειάζονται ευφυή όντα. Ο όρος εφαρμόζεται συχνά σε έργα ανάπτυξης συστημάτων, με την ενσωμάτωση έξυπνων αλγορίθμων, προικισμένα με διανοητικές Ικανότητες που χαρακτηρίζουν έναν άνθρωπο, όπως η ικανότητα να αιτιολογούν, να ανακαλύπτουν νόημα, να γενικεύουν ή να μαθαίνουν από κάποια εμπειρία στο παρελθόν, με απώτερο σκοπό την μίμηση της ανθρώπινης νοημοσύνης. Από την ανάπτυξη του ψηφιακού υπολογιστή στη δεκαετία του 1940, έχει αποδειχθεί ότι οι υπολογιστές μπορούν να προγραμματιστούν για να εκτελούν αρκετά σύνθετες εργασίες, όπως για παράδειγμα, η ανακάλυψη αποδείξεων για διάφορα μαθηματικά θεωρήματα ή και ακόμα το σκάκι, με μεγάλη επάρκεια. Η TN χρησιμοποιεί μία ποικιλία μεθόδων για να μάθει από τα δεδομένα και να χρησιμοποιήσει τις αποκτηθείσες γνώσεις ώστε να μπορεί βελτιώνεται περιοδικά.

Παρά τη συνεχιζόμενη πρόοδο στην ταχύτητα επεξεργασίας των υπολογιστών και τη χωρητικότητα μνήμης, δεν υπάρχουν ακόμη προγράμματα που να ταιριάζουν με την ευελιξία του ανθρώπου σε ευρύτερους τομείς ή σε εργασίες που απαιτούν πολλές καθημερινές γνώσεις. Από την άλλη πλευρά ορισμένα προγράμματα έχουν επιτύχει τα επίπεδα απόδοσης ανθρώπινων ειδικών και επαγγελματιών στην εκτέλεση ορισμένων καθηκόντων, με αποτέλεσμα η TN με την πιο πάνω «περιορισμένη» έννοια να εμφανίζεται σε εφαρμογές τόσο διαφορετικές όσο η ιατρική διάγνωση, μηχανές αναζήτησης υπολογιστών, αναγνώριση φωνής, αναγνώριση γραφικού χαρακτήρα και πολλές άλλες.[1]

Η TN μπορεί να απαλλάξει τον άνθρωπο από μονότονες εργασίες, και μπορεί να λαμβάνει γρήγορα αποφάσεις με ακρίβεια και σίγουρα θα λειτουργήσει ως πρωταγωνιστής στην ενίσχυση των εφευρέσεων και των ανακαλύψεων.[2]

2.1.1 Σύντομο Ιστορικό & Μέλλον της TN

Πολλά θεμελιώδη μεθοδολογικά ζητήματα της Τεχνητής Νοημοσύνης έχουν μεγάλη σημασία στη φιλοσοφία από την αρχαιότητα. Φιλόσοφοι όπως ο Αριστοτέλης, ο Άγιος Θωμάς ο Ακινάτης, ο Γουλιέλμος του Όκαμ, ο Ρενέ Ντεκάρτ, ο Τόμας Χομπς και ο Γκότφριντ Λ. Λάιμπνιτς έχουν θέσει τις ερωτήσεις: «Τι είναι οι βασικές γνωστικές λειτουργίες;». «Ποιες απαραίτητες προϋποθέσεις πρέπει να πληροί μια (επίσημη) γλώσσα για να είναι ένα κατάλληλο εργαλείο για την περιγραφή του κόσμου με έναν ακριβή και ξεκάθαρο τρόπο;», «Μπορεί να αυτοματοποιηθεί ο συλλογισμός;». Ωστόσο, το πρώτο πείραμα που θα μας βοηθούσε να απαντήσουμε στη θεμελιώδη ερώτηση: "Εί-

να δυνατόν να κατασκευαστεί ένα σύστημα τεχνητής νοημοσύνης;" δεν μπορούσε να εκτελεστεί μέχρι τον εικοστό αιώνα, όταν κατασκευάστηκαν οι πρώτοι υπολογιστές.

Σίγουρα, η ερώτηση: "Πότε μπορούμε να πούμε ότι ένα σύστημα που κατασκευάστηκε από έναν άνθρωπο σχεδιαστή είναι έξυπνο;" είναι ένα βασικό πρόβλημα στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης. Το 1950 ο Alan M. Turing (Βρετανός μαθηματικός) πρότεινε μια λύση αυτού του προβλήματος με τη βοήθεια του λεγόμενου παιχνιδιού απομίμησης (Turing Test). Το Turing Test επικεντρώνεται στην ικανότητα ενός υπολογιστή να ξεγελάει τους ανακριτές να πιστεύουν ότι οι απαντήσεις του στις ερωτήσεις τους έγιναν από έναν άνθρωπο.

Παρόλο που το 1956 θεωρείται συνήθως το έτος γέννησης της Τεχνητής Νοημοσύνης, επειδή είναι η χρονιά του διάσημου συνεδρίου στο Dartmouth College, δεν μπορεί αν μην σχολιαστεί ότι το πρώτο σύστημα τεχνητής νοημοσύνης δημιουργήθηκε το 1955, το οποίο και ονομάστηκε Λογικός Θεωρητής, σχεδιάστηκε από τους Allen Newell, Herbert A. Simon και υλοποιήθηκε από τον J. Clifford Shaw στο Πανεπιστήμιο Carnegie Mellon. Δυστυχώς, το σύστημα που απέδειξε σχεδόν 40 θεωρήματα, οι συντάκτες του Journal of Symbolic Logic απέρριψαν το έγγραφο, υποστηρίζοντας ότι περιέχει απλώς νέες αποδείξεις στοιχειωδών θεωρημάτων.[3]

Στα τέλη της δεκαετίας του 1970, ενώ η υπόθεση του συστήματος φυσικών συμβόλων παρείχε νέα ώθηση σε όσους εξέταζαν τη φύση της ευφυούς συμπεριφοράς, ορισμένες έρευνες απομακρύνθηκαν από τον μεγάλο στόχο της γενικής κατανόησης της μηχανής και επικεντρώθηκαν στην ανάπτυξη αποτελεσματικών τεχνικών σε περιορισμένους τομείς. Αναμφισβήτητα αυτή η προσέγγιση είχε την πιο εμπορική επιτυχία, δημιουργώντας, μεταξύ άλλων, το σύστημα εμπειρογνομόνων.

Πιο πρόσφατα, η ανάπτυξη τεχνητών νευρωνικών δικτύων, με πρότυπο τον ανθρώπινο εγκέφαλο, χαιρέτιστηκε από κάποιους ως η βάση για τη γνήσια μηχανική νοημοσύνη και μάθηση. Τα νευρωνικά δίκτυα ή συστήματα σύνδεσης έχουν αποδειχθεί αποτελεσματικά σε μικρές εφαρμογές, αλλά πολλά έχουν τεράστιες απαιτήσεις σε πόρους. Οι παραδοσιακοί ερευνητές της τεχνητής νοημοσύνης άργησαν να καλωσορίσουν τους συνδέσμους, με σκεπτικισμό για τους ισχυρισμούς τους και τους χώρους που κρύβονται στα νευρωνικά δίκτυα.[4]

Με την πάροδο των χρόνων έχουν δημοσιευτεί πολλά σημαντικά άρθρα και προσεγγίσεις, που καταδύονται όλο και πιο βαθιά στον τομέα της Τεχνητής Νοημοσύνης.

Ως άνθρωποι, πάντα γοητευόμασταν από τις τεχνολογικές αλλαγές και τη μυθοπλασία, αυτή τη στιγμή ζούμε μέσα στις μεγαλύτερες εξελίξεις στην ιστορία μας. Η Τεχνητή Νοημοσύνη έχει αναδειχθεί ως το επόμενο μεγάλο πράγμα στον τομέα της τεχνολογίας. Οργανισμοί σε όλο τον κόσμο έρχονται με πρωτοποριακές καινοτομίες στην τεχνητή νοημοσύνη και την εκμάθηση μηχανών. Η τεχνητή νοημοσύνη δεν επηρεάζει μόνο το μέλλον κάθε βιομηχανίας και κάθε ανθρώπου αλλά έχει επίσης λειτουργήσει ως ο κύριος μοχλός των αναδυόμενων τεχνολογιών όπως τα μεγάλα δεδομένα, η ρομποτική και το Internet of Things (IoT). Λαμβάνοντας υπόψη τον ρυθμό ανάπτυξης, θα συνεχίσει να λειτουργεί ως τεχνολογική καινοτομία για το άμεσο μέλλον. Καθώς αυτές οι τεχνολογίες συνεχίζουν να αναπτύσσονται, θα έχουν όλο και περισσότερο αντίκτυπο στο κοινωνικό περιβάλλον και την ποιότητα ζωής.[5]

2.1.2 Πως δουλεύει η TN;

Σε γενικές γραμμές, τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης λειτουργούν με την "κατάποση" μεγάλου όγκου επισημασμένων δεδομένων εκπαίδευσης, την ανάλυση των δε-

δομένων για συσχετισμούς και τα πρότυπα τα οποία χρησιμοποιούνται για να κάνουν προβλέψεις για μελλοντικές καταστάσεις. Με αυτόν τον τρόπο, ένα σύστημα συζήτησης (chatbot) που τροφοδοτείται με παραδείγματα συνομιλιών κειμένου μπορεί να μάθει να δημιουργεί ζωντανές ανταλλαγές με ανθρώπους ή ένα εργαλείο αναγνώρισης εικόνας μπορεί να μάθει να αναγνωρίζει και να περιγράφει αντικείμενα σε εικόνες, αναθεωρώντας εκατομμύρια παραδείγματα.[6]

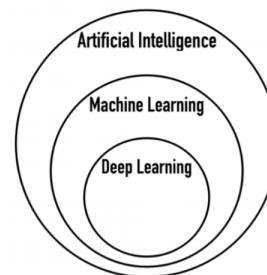
Παρόλα αυτά δεν είναι απαραίτητο όλες οι εργασίες που εκτελούνται από ένα μηχάνημα τεχνητής νοημοσύνης να είναι περίπλοκες. Μπορεί ο κάθε ένας, να φτιάξει κάτι τόσο απλό όσο μια μηχανή καφέ AI που φτιάχνει ένα φλιτζάνι καφέ όποτε το επιθυμεί. Αλλά μια τέτοια μηχανή καφέ θα έχει επίσης τη δυνατότητα να μάθει την ακριβή ποσότητα γάλακτος και ζάχαρης που θα θέλει στο φλιτζάνι του καφέ του για μια συγκεκριμένη ώρα της ημέρας.

Για να μπορέσουμε να καταλάβουμε πως πραγματικά λειτουργεί η Τεχνητή Νοημοσύνη πρέπει να εμβαθύνουμε στους διάφορους υποτομείς της (που αναλύονται συνοπτικά πιο κάτω), για να αντιληφθούμε πως αυτοί θα μπορούσαν να εφαρμοστούν στους διάφορους τομείς της κοινωνίας.[5]

- **Μηχανική Μάθηση (Machine Learning):** Η Μηχανική Μάθηση διδάσκει σε μια μηχανή πώς να βγάζει συμπεράσματα και αποφάσεις με βάση την εμπειρία της. Προσδιορίζει μοτίβα, αναλύει δεδομένα του παρελθόντος για να συμπεράνει το νόημα αυτών με αποτέλεσμα να καταλήξει σε ένα πιθανό συμπέρασμα χωρίς να χρειάζεται κάποια ανθρώπινη εμπειρία. Αυτός ο αυτοματισμός που χρειάζεται για να καταλήξει σε συμπεράσματα με την αξιολόγηση δεδομένων, εξοικονομεί τον ανθρώπινο χρόνο και τις βοηθά στο να λαμβάνουν μια καλύτερη απόφαση.
- **Βαθιά Μάθηση (Deep Learning):** Η Βαθιά Μάθηση είναι μια τεχνική ML. Διδάσκει σε ένα μηχάνημα να επεξεργάζεται εισόδους (μέσω διαδικασίας στρωμάτων για την ταξινόμηση τους), να συμπεραίνει και να προβλέπει το αποτέλεσμα.

Η βαθιά μάθηση είναι απλώς ένα υποσύνολο της μηχανικής μάθησης. Ενώ τα βασικά μοντέλα μηχανικής μάθησης (ML) γίνονται προοδευτικά καλύτερα σε οποιαδήποτε λειτουργία, χρειάζονται ακόμα καθοδήγηση. Εάν ένας αλγόριθμος τεχνητής νοημοσύνης επιστρέψει μια ανακριβή πρόβλεψη, τότε ένας μηχανικός πρέπει να παρέμβει και να κάνει προσαρμογές. Με ένα μοντέλο βαθιάς μάθησης (DL), ένας αλγόριθμος μπορεί να καθορίσει μόνος του εάν μια πρόβλεψη είναι ακριβής ή όχι μέσω του δικού του νευρωνικού δικτύου.[7]

Σχήμα 2.1: AI - ML - DL



Source: <https://patriziacastagnod.medium.com/artificial-intelligence-ai-d741e3549fe>

- **Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Network):** Τα Νευρωνικά Δίκτυα λειτουργούν με παρόμοιες αρχές με τα ανθρώπινα νευρικά κύτταρα. Είναι μια σειρά αλγορίθμων που καταγράφουν τη σχέση μεταξύ διαφόρων υποκειμένων μεταβλητών και επεξεργάζονται τα δεδομένα όπως κάνει ένας ανθρώπινος εγκέφαλος.

- **Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing):** Η επεξεργασία φυσικής γλώσσας είναι μια επιστήμη ανάγνωσης, κατανόησης, ερμηνείας μιας γλώσσας από ένα μηχάνημα. Μόλις ένα μηχάνημα καταλάβει τι σκοπεύει να επικοινωνήσει ο χρήστης, ανταποκρίνεται αναλόγως.
- **Υπολογιστική Όραση (Computer Vision):** Οι αλγόριθμοι υπολογιστικής όρασης προσπαθούν να κατανοήσουν μια εικόνα διασπώντας την και μελετώντας διαφορετικά μέρη των αντικειμένων. Αυτό βοηθά το μηχάνημα να ταξινομεί και να μαθαίνει από ένα σύνολο εικόνων, ώστε να λαμβάνει μια καλύτερη απόφαση εξόδου βάσει των προηγούμενων παρατηρήσεων του.
- **Γνωστικός Υπολογισμός (Cognitive Computing):** Οι αλγόριθμοι γνωστικών υπολογιστών προσπαθούν να μιμηθούν έναν ανθρώπινο εγκέφαλο αναλύοντας κείμενο/λόγο/εικόνες/αντικείμενα με τον τρόπο που το κάνει ένας άνθρωπος και προσπαθεί να δώσει την επιθυμητή έξοδο.

2.1.3 Κατηγοριοποιήσεις της Τεχνητής Νοημοσύνης

Η Τεχνητή Νοημοσύνη μπορεί να χωριστεί σε διάφορους τύπους, υπάρχουν κυρίως δύο τύποι κατηγοριοποίησης, οι οποίοι βασίζονται σε δυνατότητες και λειτουργικότητα της ΤΝ.

Με βάση το επίπεδο νοημοσύνης που εκτίθεται από μια μηχανή ΑΙ μπορεί να κατηγοριοποιηθεί σε τρία διαφορετικά επίπεδα. Σύμφωνα με τις θεωρητικές πτυχές, το ΑΙ κατηγοριοποιείται στα ακόλουθα επίπεδα:[5]

1. Artificial Narrow Intelligence (ANI):

Αυτή είναι η πιο κοινή μορφή ΑΙ που υπάρχει στην αγορά τώρα. Αυτά τα συστήματα Τεχνητής Νοημοσύνης είναι σχεδιασμένα για να λύνουν ένα μόνο πρόβλημα και είναι σε θέση να εκτελούν μια εργασία πολύ καλά. Εξ ορισμού, έχουν περιορισμένες δυνατότητες, όπως η σύσταση ενός προϊόντος για έναν χρήστη ηλεκτρονικού εμπορίου ή η πρόβλεψη του καιρού. Οι εικονικοί προσωπικοί βοηθοί όπως το Siri, η Alexa και ο Βοηθός Google είναι παραδείγματα ANI. Αλλά δεν είναι τα καλύτερα παραδείγματα καθώς το ANI μπορεί να κάνει περισσότερα από αυτό. Το IBM Watson, το newsfeed του Facebook, οι συστάσεις για τα προϊόντα της Amazon και τα αυτοκινούμενα αυτοκίνητα είναι όλα τροφοδοτημένα από ANI.

Αυτό είναι το μόνο είδος Τεχνητής Νοημοσύνης που υπάρχει σήμερα. Είναι σε θέση να πλησιάσουν την ανθρώπινη λειτουργία σε πολύ συγκεκριμένα πλαίσια, και ακόμη, να τα ξεπεράσουν σε πολλές περιπτώσεις, αλλά μπορούν να υπερέχουν μόνο σε πολύ ελεγχόμενα περιβάλλοντα με περιορισμένο σύνολο παραμέτρων.

2. Artificial General Intelligence (AGI):

Ένας πράκτορας ΑΙ που λέγεται ότι διαθέτει AGI θα είναι σε θέση να μάθει, να αντιληφθεί, να κατανοήσει και να λειτουργήσει ακριβώς όπως ένας άνθρωπος. Ορίζεται ως ΑΙ που έχει ανθρώπινο επίπεδο γνωστικής λειτουργίας, σε μια ευρεία ποικιλία τομέων όπως η επεξεργασία γλώσσας, η επεξεργασία εικόνας, η υπολογιστική λειτουργία και ο συλλογισμός κ.ο.κ. Αυτό σημαίνει επίσης ότι το

AGI θα μπορεί να αναγνωρίζει συναισθήματα, πεποιθήσεις, ανάγκες, καθώς και τη διαδικασία σκέψης άλλων ευφυών συστημάτων. Σε αντίθεση με την ANI, η AGI δεν περιορίζεται σε οποιαδήποτε μορφή περιορισμένων συνόλων. Μπορεί να μάθει, να βελτιώσει και να εκτελέσει μια ποικιλία εργασιών. Η επίτευξη AGI σημαίνει επίσης ότι θα είμαστε σε θέση να δημιουργήσουμε συστήματα υπολογιστών ικανά να εμφανίζουν πολυλειτουργικές δυνατότητες όπως εμείς.

Το AGI εξακολουθεί να είναι μια θεωρητική έννοια. Είμαστε ακόμα πολύ μακριά από τη δημιουργία ενός συστήματος AGI. Ένα σύστημα AGI θα πρέπει να περιλαμβάνει χιλιάδες συστήματα Τεχνητής Στενής Νοημοσύνης που λειτουργούν παράλληλα, επικοινωνώντας μεταξύ τους για να μιμηθούν τον ανθρώπινο συλλογισμό. Ακόμα και με τα πιο προηγμένα υπολογιστικά συστήματα και υποδομές, όπως το Fujitsu's K ή το IBM's Watson, τους χρειάστηκαν 40 λεπτά για να προσομοιώσουν ένα δευτερόλεπτο νευρωνικής δραστηριότητας. Αυτό μιλά τόσο για την τεράστια πολυπλοκότητα και διασύνδεση του ανθρώπινου εγκεφάλου, όσο και για το μέγεθος της πρόκλησης της οικοδόμησης ενός AGI με τους τρέχοντες πόρους μας.

3. Artificial Super Intelligence (ASI):

Σχεδόν μπαίνουμε στην περιοχή επιστημονικής φαντασίας εδώ, αλλά το ASI θεωρείται η λογική εξέλιξη του AGI. Ένα σύστημα τεχνητής σούπερ νοημοσύνης (ASI) θα μπορούσε να ξεπεράσει όλες τις ανθρώπινες δυνατότητες. Αυτό θα περιλαμβάνει τη λήψη αποφάσεων, τη λήψη ορθολογικών αποφάσεων και θα περιλαμβάνει ακόμη πράγματα όπως η καλύτερη τέχνη και η δημιουργία συναισθηματικών σχέσεων. Μόλις επιτύχουμε την τεχνητή γενική νοημοσύνη, τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης θα μπορούσαν γρήγορα να βελτιώσουν τις δυνατότητές τους και να εξελιχθούν σε «βασιλείο» που ίσως δεν είχαμε καν ονειρευτεί. Ακόμα κι αν καταφέρουμε με κάποιο τρόπο να επιτύχουμε σούπερ τεχνητή νοημοσύνη και να θέσουμε αυστηρούς κανόνες για να το ελέγξουμε, υπάρχουν σχεδόν μηδενικοί λόγοι για τους οποίους μια μηχανή με ανώτερη νοημοσύνη πρέπει να ακούσει. Ακόμα κι αν προσπαθήσουμε να τραβήξουμε το βύσμα, θα είχε ήδη ξεκινήσει αντίμετρα για να ακυρώσει τις ενέργειές μας καθώς οι προγνωστικές του ικανότητες θα ήταν τεράστιες. Ενώ το χάσμα μεταξύ AGI και ASI θα ήταν σχετικά μικρό (μερικοί λένε τόσο λίγο όσο ένα νανοδευτερόλεπτο, γιατί έτσι θα μάθαινε η Τεχνητή Νοημοσύνη) το μακρύ ταξίδι που έχουμε μπροστά μας προς την ίδια την AGI το κάνει να φαίνεται σαν μια ιδέα που βρίσκεται πολύ μακριά στο μέλλον. Πολλοί ειδικοί στη βιομηχανία εξακολουθούν να είναι δύσπιστοι σχετικά με τη σκοπιμότητα δημιουργίας ASI. Οι πιθανότητες του ότι κανένας από εμάς δεν θα ζήσει να δει αυτόν τον τύπο τεχνητής νοημοσύνης είναι μεγάλες, φυσικά εκτός και αν καταφέρουμε να ξεκλειδώσουμε την αθανασία.

Με βάση τη λειτουργικότητα μιας μηχανής, Τεχνητή Νοημοσύνη μπορεί να κατηγοριοποιηθεί σε τέσσερις διαφορετικούς τύπους, οι οποίοι είναι:[8]

1. Αντιδραστικές Μηχανές (Reactive Machines):

Μια αντιδραστική μηχανή ακολουθεί τις πιο βασικές αρχές της τεχνητής νοημοσύνης και όπως υποδηλώνει το όνομά της, είναι σε θέση να χρησιμοποιήσει μόνο τη

νοημοσύνη της για να αντιληφθεί και να αντιδράσει στον κόσμο μπροστά της. Μια αντιδραστική μηχανή δεν μπορεί να αποθηκεύσει μνήμη και ως εκ τούτου δεν μπορεί να βασιστεί σε προηγούμενες εμπειρίες της για να ενημερώσει τη λήψη αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο. Η άμεση αντίληψη του κόσμου σημαίνει ότι οι αντιδραστικές μηχανές έχουν σχεδιαστεί για να ολοκληρώνουν μόνο έναν περιορισμένο αριθμό εξειδικευμένων καθηκόντων. Ωστόσο, ο σκόπιμος περιορισμός της κοσμοθεωρίας ενός αντιδραστικού μηχανήματος δεν αποτελεί μέτρο μείωσης του κόστους, αλλά σημαίνει ότι αυτός ο τύπος τεχνητής νοημοσύνης θα είναι πιο αξιόπιστος - θα αντιδρά με τον ίδιο τρόπο στα ίδια ερεθίσματα κάθε φορά.

Ένα παράδειγμα είναι το Deep Blue, το σκακιστικό πρόγραμμα της IBM που νίκησε τον Garry Kasparov στη δεκαετία του 1990. Το Deep Blue μπορεί να εντοπίσει κομμάτια στη σκακιέρα και να κάνει προβλέψεις, αλλά επειδή δεν έχει μνήμη, δεν μπορεί να χρησιμοποιήσει εμπειρίες του παρελθόντος για να ενημερώσει τις μελλοντικές.

Αν και είναι περιορισμένο σε έκταση και όχι εύκολα μεταβαλλόμενο, η αντιδραστική μηχανή τεχνητής νοημοσύνης μπορεί να επιτύχει ένα επίπεδο πολυπλοκότητας και προσφέρει αξιοπιστία όταν δημιουργείται για την εκπλήρωση επαναλαμβανόμενων εργασιών.

2. Περιορισμένη μνήμη (Limited Memory):

Η τεχνητή νοημοσύνη περιορισμένης μνήμης έχει τη δυνατότητα να αποθηκεύει προηγούμενα δεδομένα και προβλέψεις κατά τη συλλογή πληροφοριών και τη στάθμιση πιθανών αποφάσεων - αναζητώντας ουσιαστικά το παρελθόν για ενδείξεις για το τι μπορεί να ακολουθήσει. Η τεχνητή νοημοσύνη περιορισμένης μνήμης είναι πιο πολύπλοκη και παρουσιάζει μεγαλύτερες δυνατότητες από τις αντιδραστικές μηχανές.

Περιορισμένη μνήμη AI δημιουργείται όταν εκπαιδεύεται συνεχώς ένα μοντέλο για τον τρόπο ανάλυσης και χρήσης νέων δεδομένων ή δημιουργείται ένα περιβάλλον AI έτσι ώστε τα μοντέλα να μπορούν να εκπαιδεύονται και να ανανεώνονται αυτόματα. Όταν χρησιμοποιείτε περιορισμένη τεχνητή νοημοσύνη στη μηχανική μάθηση, πρέπει να ακολουθηθούν έξι βήματα: Πρέπει να δημιουργηθούν δεδομένα εκπαίδευσης, να δημιουργηθεί το μοντέλο μηχανικής μάθησης, το μοντέλο να είναι σε θέση να κάνει προβλέψεις, το μοντέλο να μπορεί να λαμβάνει ανθρώπινα ή περιβαλλοντικά σχόλια, ότι η ανατροφοδότηση πρέπει να αποθηκεύεται ως δεδομένα και αυτά τα βήματα πρέπει να επαναλαμβάνονται ως κύκλος.

Υπάρχουν τρία μεγάλα μοντέλα μηχανικής εκμάθησης που χρησιμοποιούν περιορισμένη τεχνητή νοημοσύνη:

- (a) **Reinforcement learning**, η οποία μαθαίνει να κάνει καλύτερες προβλέψεις μέσω επαναλαμβανόμενων δοκιμών και σφαλμάτων.
- (b) **Long Short Term Memory (LSTM)**, που χρησιμοποιεί προηγούμενα δεδομένα για να βοηθήσει στην πρόβλεψη του επόμενου στοιχείου σε μια ακολουθία.

- (a) **Evolutionary Generative Adversarial Networks (E-GAN)**, που εξελίσσεται με την πάροδο του χρόνου, αναπτύσσοντας την εξερεύνηση ελαφρώς τροποποιημένων μονοπατιών που βασίζονται σε προηγούμενες εμπειρίες με κάθε νέα απόφαση.

3. Θεωρία του Νου (Theory of Mind):

Η Θεωρία του Νου είναι ακριβώς αυτό - θεωρητική. Δεν έχουμε ακόμη επιτύχει τις απαραίτητες τεχνολογικές και επιστημονικές δυνατότητες για να φτάσουμε σε αυτό το επόμενο επίπεδο τεχνητής νοημοσύνης.

Η ιδέα βασίζεται στην ψυχολογική υπόθεση της κατανόησης ότι άλλα έμβια όντα έχουν σκέψεις και συναισθήματα που επηρεάζουν τη συμπεριφορά του εαυτού. Όσον αφορά τις μηχανές τεχνητής νοημοσύνης, αυτό θα σήμαινε ότι η τεχνητή νοημοσύνη θα μπορούσε να κατανοήσει πώς αισθάνονται οι άνθρωποι, τα ζώα και άλλες μηχανές και θα λαμβάνουν αποφάσεις μέσω του αυτοστοχασμού και της αποφασιστικότητας και, στη συνέχεια, θα χρησιμοποιήσει αυτές τις πληροφορίες για να πάρει τις δικές τους αποφάσεις. Ουσιαστικά, οι μηχανές θα πρέπει να είναι σε θέση να αντιληφθούν και να επεξεργαστούν την έννοια του «νου», τις διακυμάνσεις των συναισθημάτων στη λήψη αποφάσεων και μια πληθώρα άλλων ψυχολογικών εννοιών σε πραγματικό χρόνο, δημιουργώντας μια αμφίδρομη σχέση μεταξύ ανθρώπων και τεχνητής νοημοσύνης.

4. Αυτογνωσία (Self-awareness):

Από τη στιγμή που η Θεωρία του Νου μπορεί να εδραιωθεί στην τεχνητή νοημοσύνη, κάποια στιγμή στο μέλλον, το τελευταίο βήμα θα είναι η τεχνητή νοημοσύνη να αποκτήσει αυτογνωσία. Αυτό το είδος τεχνητής νοημοσύνης διαθέτει συνείδηση ανθρώπινου επιπέδου και κατανοεί τη δική του ύπαρξη στον κόσμο, καθώς και την παρουσία και τη συναισθηματική κατάσταση των άλλων. Θα μπορούσε να καταλάβει τι μπορεί να χρειάζονται οι άλλοι με βάση όχι μόνο με την επικοινωνία, αλλά τον τρόπο με τον οποίο επικοινωνούν.

Η αυτογνωσία στην τεχνητή νοημοσύνη βασίζεται τόσο στους ανθρώπινους ερευνητές να κατανοήσουν την υπόθεση της συνείδησης όσο και στη συνέχεια να μάθουν πώς να το αναπαράγουν έτσι ώστε να μπορεί να ενσωματωθεί σε μηχανές.

2.1.4 Εφαρμογές της ΤΝ

Οι περισσότεροι από εμάς αλληλοεπιδρούμε με συστήματα ΑΙ καθημερινά, παρόλο που δεν το γνωρίζουμε. Η τεχνητή νοημοσύνη έχει πραγματικά τη δυνατότητα να μεταμορφώσει πολλές βιομηχανίες, με ένα ευρύ φάσμα πιθανών περιπτώσεων χρήσης. Αυτό που έχουν κοινό όλες αυτές οι διαφορετικές βιομηχανίες και περιπτώσεις χρήσης είναι ότι όλες βασίζονται σε δεδομένα. Δεδομένου ότι η Τεχνητή Νοημοσύνη είναι ένα αποτελεσματικό σύστημα επεξεργασίας δεδομένων στον πυρήνα της, υπάρχουν πολλές δυνατότητες βελτιστοποίησης σε αρκετά σημεία. Πιο κάτω θα δούμε κάποιους από τους τομείς στους οποίους εφαρμόζεται η τεχνητή νοημοσύνη [5]:

Φροντίδα υγείας (Healthcare):

- **Διαχείριση:** Τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης βοηθούν στις καθημερινές διοικητικές εργασίες ρουτίνας για να ελαχιστοποιήσουν τα ανθρώπινα λάθη και να μεγιστοποιήσουν την αποτελεσματικότητα. Μεταγραφές ιατρικών σημειώσεων μέσω NLP και βοηθά στη δομή των πληροφοριών των ασθενών ώστε να διευκολύνεται η ανάγνωσή τους από τους γιατρούς.
- **Τηλεϊατρική:** Για περιπτώσεις έκτακτης ανάγκης, οι ασθενείς μπορούν να απευθυνθούν στο σύστημα τεχνητής νοημοσύνης του νοσοκομείου για να αναλύσουν τα συμπτώματά τους, να εισάγουν τα ζωτικά τους σημεία και να εκτιμήσουν εάν υπάρχει ανάγκη για ιατρική φροντίδα. Αυτό μειώνει τον φόρτο εργασίας των ιατρικών επαγγελματιών φέρνοντας μόνο κρίσιμα περιστατικά σε αυτούς, δίνοντας την κατάλληλη σημασία εκεί που χρειάζεται.
- **Υποβοηθούμενη διάγνωση:** Μέσω της υπολογιστής όρασης και των νευρωνικών δικτύων, η τεχνητή νοημοσύνη είναι πλέον σε θέση να διαβάσει μαγνητικές τομογραφίες (MRI) για να ελέγξει για όγκους και άλλες κακοήθειες αναπτύξεις, με έναν εκθετικά ταχύτερο ρυθμό από ό, τι μπορούν οι ακτινολόγοι, με σημαντικά μικρότερο περιθώριο σφάλματος.
- **Χειρουργική με ρομπότ:** Οι ρομποτικές χειρουργικές επεμβάσεις έχουν πολύ μικρό περιθώριο σφάλματος και μπορούν να πραγματοποιούν χειρουργικές επεμβάσεις όλο το εικοσιτετράωρο χωρίς να εξαντλούνται. Δεδομένου ότι λειτουργούν με τόσο υψηλό βαθμό ακρίβειας, είναι λιγότερο επεμβατικές από τις παραδοσιακές μεθόδους, γεγονός που δυνητικά μειώνει τον χρόνο που οι ασθενείς περνούν στο νοσοκομείο για να αναρρώσουν.

Οικονομικά (In Finance):

Η αλγοριθμική ανάλυση μετοχών, οι χρηματιστηριακές πληροφορίες, η εξέταση αγοράς και εξόρυξη πληροφοριών, το χαρτοφυλάκιο προσωπικών οικονομικών, η διαχείριση χαρτοφυλακίου είναι αντικείμενα της τεχνητής νοημοσύνης σε τεράστιο βαθμό.

Σε βιομηχανίες βαρέων μηχανημάτων (In Heavy machinery industries):

Πολλά ρομπότ έχουν αποδειχθεί επιτυχημένα σε εργασίες που είναι εξαιρετικά περιττές στην εκτέλεση τους που ενδέχεται να γλιστρήσουν από τον άνθρωπο λόγω μειωμένης συγκέντρωσης.

Μεταφορές (Transportation):

Το μεγαλύτερο μέρος της αυτοκινητοβιομηχανίας παράγει και στοχεύει προγραμματισμένα κιβώτια ταχυτήτων στα οχήματα. Οι σημερινές αυτοκινητοβιομηχανίες διαθέτουν πλέον οδηγό που βασίζεται στην τεχνητή νοημοσύνη βοηθάει να επισημάνει τα αντικείμενα που βρίσκονται γύρω του, για παράδειγμα, αυτόματη στάση και χειριστήρια οδήγησης, στάθμευση αυτοκινήτου και cruise control σε προηγμένα οχήματα.[9]

Ανθρώπινο δυναμικό (Human Resources):

- **Δημιουργία εργασιακής κουλτούρας:** Η τεχνητή νοημοσύνη χρησιμοποιείται για την ανάλυση των δεδομένων των εργαζομένων και την τοποθέτησή τους στις σωστές ομάδες, την ανάθεση έργων με βάση τις ικανότητές τους, τη συλλογή ανατροφοδότησης σχετικά με τον χώρο εργασίας και ακόμη και την πρόβλεψη εάν βρίσκονται στα πρόθυρα εγκατάλειψης της εταιρείας τους.
- **Προσλήψεις:** Με το NLP, η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να περάσει από χιλιάδες βιογραφικά μέσα σε λίγα δευτερόλεπτα και να εξακριβώσει αν υπάρχει κάποιος/α υποψήφιος/α που θα είναι καλή προσαρμογή. Αυτό είναι επωφελές επειδή δεν θα υπάρχουν ανθρώπινα λάθη ή προκαταλήψεις και θα μειώνετε σημαντικά η διάρκεια του κύκλου προσλήψεων.

Εξυπηρέτηση Πελατών (Customer Service):

Τα ρομπότ με τη δυνατότητα της τεχνητής νοημοσύνης χρησιμοποιούνται για την εξυπηρέτηση πελατών σε πολλές βιομηχανίες. Αυτά τα ρομπότ αξιοποιούν την επεξεργασία φυσικής γλώσσας για να αλληλοεπιδρούν με τους χρήστες έξυπνα και ανθρώπινα. Με αυτό τον τρόπο για αρκετά συνηθισμένα προβλήματα όσο και για περιήγηση σε ένα ιστότοπο, κάποιος χρήστης μπορεί να επικοινωνήσει με αυτά για να τον βοηθήσουν.

Ασφάλεια (Security):

Η τεχνητή νοημοσύνη και η μηχανική μάθηση βρίσκονται στην κορυφή της λίστας λέξεων - κλειδιών που χρησιμοποιούν οι πωλητές ασφαλείας σήμερα για να διαφοροποιήσουν τις προσφορές τους. Αυτοί οι όροι αντιπροσωπεύουν επίσης πραγματικά βιώσιμες τεχνολογίες. Οι οργανισμοί χρησιμοποιούν μηχανική μάθηση σε λογισμικό πληροφοριών ασφαλείας και διαχείρισης συμβάντων (SIEM) και συναφείς περιοχές για τον εντοπισμό ανωμαλιών και τον εντοπισμό ύποπτων δραστηριοτήτων που υποδεικνύουν απειλές. Αναλύοντας δεδομένα και χρησιμοποιώντας λογική για τον εντοπισμό ομοιότητας με γνωστό κακόβουλο κώδικα, το AI μπορεί να παρέχει ειδοποιήσεις για νέες και αναδυόμενες επιθέσεις πολύ νωρίτερα από τους εργαζόμενους και προηγούμενες τεχνολογικές επαναλήψεις. Η τεχνολογία που ωριμάζει παίζει μεγάλο ρόλο βοηθώντας τους οργανισμούς να καταπολεμήσουν τις κυβερνοεπιθέσεις.[6]

Καθώς τα εγκλήματα στον κυβερνοχώρο αυξάνονται σε αριθμό και πολυπλοκότητα, η τεχνητή νοημοσύνη βοηθά τις εταιρείες να παραμένουν προστασά από απειλές. Τα προγράμματα υπολογιστών με δυνατότητα τεχνητής νοημοσύνης και ML μπορούν να εντοπίσουν προληπτικά τα τρωτά σημεία του συστήματος και να προτείνουν μέτρα για την αντιμετώπισή τους. Η AI μπορεί επίσης να ενισχύσει τα συστήματα ασφαλείας στον κυβερνοχώρο με ανάλυση συμπεριφοράς. Με τη συμπεριφορική ανάλυση, η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να δημιουργήσει μοτίβα για το πώς ένας τυπικός χρήστης θα έχει πρόσβαση και θα χρησιμοποιεί ένα σύστημα. Εάν η τεχνητή νοημοσύνη εντοπίσει τυχόν ανωμαλίες, μπορεί να ειδοποιήσει τις αρμόδιες αρχές να λάβουν προληπτικά μέτρα.[2]

Και γενικά, κάποιες από τις πιο συνηθισμένες μορφές της τεχνητής νοημοσύνης μπορούμε να τις βρούμε σε [5]:

- **Καλύτερες συστάσεις:** Οι περισσότεροι μεγάλοι παίχτες ηλεκτρονικού εμπορίου έχουν ενσωματώσει την Τεχνητή Νοημοσύνη για να κάνουν συστάσεις προϊόντων που μπορεί να ενδιαφέρουν τους χρήστες.
- **Φιλτράρισμα ανεπιθύμητων μηνυμάτων και ψεύτικων κριτικών:** Λόγω του μεγάλου όγκου κριτικών που λαμβάνουν ιστότοποι όπως το Amazon, θα ήταν αδύνατο τα ανθρώπινα μάτια να τα σαρώσουν για να φιλτράρουν κακόβουλο περιεχόμενο. Μέσω της ισχύος του NLP, η Τεχνητή Νοημοσύνη μπορεί να σαρώσει αυτές τις κριτικές για ύποπτες δραστηριότητες και να τις φιλτράρει, δημιουργώντας μια καλύτερη και αξιόπιστη εμπειρία στον αγοραστή.
- **Βελτιστοποίηση αναζήτησης:** Όλο το ηλεκτρονικό εμπόριο εξαρτάται από τους χρήστες που αναζητούν αυτό που θέλουν και από το πόσο εύκολα μπορούν να το βρουν. Η Τεχνητή Νοημοσύνη βελτιστοποιεί τα αποτελέσματα αναζήτησης με βάση χιλιάδες παραμέτρους για να διασφαλίσει ότι οι χρήστες βρίσκουν το ακριβές προϊόν που ψάχνουν.
- **Αλυσίδα εφοδιασμού:** Η τεχνητή νοημοσύνη χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της ζήτησης για διαφορετικά προϊόντα σε διαφορετικά χρονικά πλαίσια, ώστε να μπορούν να διαχειρίζονται τα αποθέματά τους, για να μπορούν να καλύψουν τη ζήτηση.

Παρατηρούμε ότι σιγά σιγά, η τεχνητή νοημοσύνη ενσωματώνεται όλο και περισσότερο στην καθημερινότητα μας, από τις πιο απλές εργασίες, όπως την βελτιστοποίηση αναζήτησης σε κάποιο ιστότοπο μέχρι και τις πιο περίπλοκες, τις χειρουργικές επεμβάσεις με τη χρήση ρομπότ.

Στη συνέχεια θα εστιάσουμε στα Chatbots (Συστήματα Συζήτησης) και στους AI Virtual Assistants (Εικονικούς Βοηθούς) που είναι και η πιο διαδεδομένη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης.

2.2 Συστήματα Συζήτησης (Chatbots)

2.2.1 Τι είναι ένα Σύστημα Συζήτησης - chatbot

Ας ξεκινήσουμε καθορίζοντας τι είναι το chatbot. Το chatbot ή "bot", είναι μια εφαρμογή λογισμικού που χρησιμοποιείται για τη διεξαγωγή μιας διαδικτυακής συνομιλίας, για την υποβολή ή την απάντηση ερωτήσεων χωρίς την ανάγκη ανθρώπινου χειριστή. Ένα chatbot μπορεί να μοιάζει με μια κανονική εφαρμογή συνομιλίας. Τα chatbots έχουν σχεδιαστεί για να υποδύονται ανθρώπινες συνομιλίες αλλά σε κλίμακα που η συζήτηση γίνεται αυτοματοποιημένη με την επιλογή διάφορων διαδρομών συνομιλίας.

Τα Chatbots μπορούν να παρέχουν ένα πολύ ευρύ φάσμα υπηρεσιών. Ο σκοπός ενός chatbot είναι συχνότερα να παρέχει προσωπική υπηρεσία και βοήθεια στους επισκέπτες ενός ιστότοπου. Οι χρήσεις για την τεχνολογία chatbot είναι ατελείωτες και μπορούν να είναι το ίδιο αποτελεσματικές όταν χρησιμοποιούνται για διάφορες λειτουργίες.[10]

2.2.2 Πως λειτουργεί ένα Σύστημα Συζήτησης

Τα chatbots μπορούν να διαχωριστούν ανάλογα με την τεχνολογία που είναι κατασκευασμένα. Μπορούμε να διαχωρίσουμε σε δύο διαφορετικά είδη: 1) με την λειτουργία που είναι βασισμένη σε κανόνες και 2) τα chatbots τα οποία έχουν μηχανικής εκμάθησης.

Chatbot βασισμένα σε κανόνες (Ruled-Based chatbots):

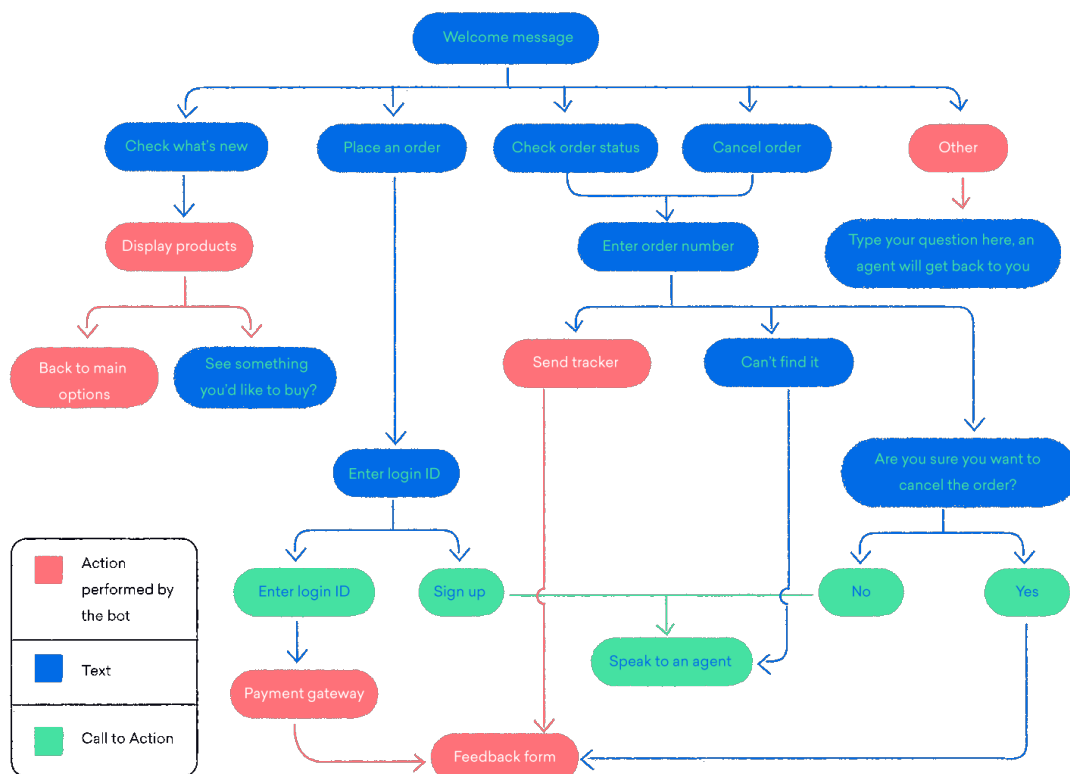
Τα chatbots που είναι βασισμένα σε κανόνες, μπορούν να παρέχουν απαντήσεις βασισμένες σε ένα σύνολο κανόνων (if/then - αν ναι/τότε) που μπορεί να ποικίλλουν σε πολυπλοκότητα. Αυτοί οι κανόνες καθορίζονται και εφαρμόζονται από έναν σχεδιαστή chatbot. Παρέχουν αντίστοιχες απαντήσεις μόνο όταν ένας χρήστης χρησιμοποιήσει μια λέξη κλειδί ή μια εντολή στην οποία έχει προγραμματιστεί να απαντήσει.

Όταν σε ένα chatbot που βασίζεται σε κανόνες του τεθεί μια ερώτηση όπως "Πώς μπορώ να επαναφέρω τον κωδικό πρόσβασής μου;", αναζητά πρώτα τις γνωστές λέξεις κλειδιά στην πρόταση. Σε αυτό το παράδειγμα, οι λέξεις κλειδιά είναι «επαναφορά» και «κωδικός πρόσβασης». Στη συνέχεια, ταιριάζει αυτές τις λέξεις κλειδιά με τις απαντήσεις που είναι διαθέσιμες στη βάση δεδομένων για να δώσει την απάντηση. Ωστόσο, εάν παρουσιαστεί οτιδήποτε εκτός του πεδίου που έχει προγραμματιστεί το chatbot, όπως μια διαφορετική ορθογραφία ή διάλεκτος, το chatbot ενδέχεται να μην ταιριάζει αυτήν την ερώτηση με κάποια απάντηση. Εξαιτίας αυτού, τα chatbots που βασίζονται σε κανόνες συχνά ζητούν από έναν χρήστη να επαναδιατυπώσει την ερώτησή του. Αν εξακολουθεί να μην καταλαβαίνει την ερώτηση που του τέθηκε τότε, αν έχει προγραμματιστεί, μεταφέρει την συνομιλία σε κάποιον ανθρώπινο πράκτορα ώστε να μπορεί να εξυπηρετηθεί ο χρήστης.

Τα chatbots που βασίζονται σε κανόνες δεν μπορούν να αντιληφθούν το πλαίσιο της συνομιλίας. Επίσης δεν μπορούν να μάθουν από προηγούμενες εμπειρίες. Απαντούν μόνο με βάση αυτά που γνωρίζουν εκείνη τη στιγμή. Ο μόνος τρόπος για να βελτιωθεί ένα τέτοιο chatbot είναι να το εξοπλιστεί με πιο προκαθορισμένες απαντήσεις και να βελτιωθούν οι μηχανισμοί στους οποίους βασίζονται οι κανόνες.

Τα chatbots που βασίζονται σε κανόνες είναι τα φθηνότερα στην κατασκευή και τα πιο εύκολα στην εκπαίδευση.[11]

Σχήμα 2.2: Παράδειγμα Ruled-Base chatbot ενός ηλεκτρονικού καταστήματος



Source: <https://freshdesk.com/customer-engagement/virtual-assistant-chatbot-blog/>

Chatbot Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence Chatbots):

Το AI chatbot είναι ένα κομμάτι λογισμικού που μπορεί να επικοινωνεί ελεύθερα με τους χρήστες. Τα chatbots της τεχνητής νοημοσύνης είναι πολύ καλύτεροι συνομιλητές από αυτά που είναι βασισμένα σε κανόνες, επειδή αξιοποιούν τη μηχανική εκμάθηση, την επεξεργασία φυσικής γλώσσας (NLP) και την ανάλυση συναισθημάτων. Με την βοήθεια της μηχανικής μάθησης το chatbot αυξάνει σημαντικά τη λειτουργικότητα του καθώς είναι σε θέση όχι μόνο να εντοπίσει εκατοντάδες διαφορετικές ερωτήσεις που έχουν γραφτεί από κάποιο άνθρωπο αλλά επίσης να λαμβάνει αποφάσεις και να μαθαίνει από προηγούμενες εμπειρίες. Με την επεξεργασία της φυσικής γλώσσας και την ανάλυση των συναισθημάτων το chatbot μπορεί να κατανοήσει τον τρόπο με τον οποίο επικοινωνούν οι άνθρωποι και τα συναισθήματά τους και του δίνει την δυνατότητα να αναπαράγει αυτή την συμπεριφορά.[11]

Ένας χρήστης μπορεί να κάνει μια ερώτηση σε ένα AI chatbot γράφοντάς την με τον ίδιο τρόπο όπως θα ρωτούσε και έναν άνθρωπο. Το chatbot έπειτα χρησιμοποιεί έναν ταξινομητή κειμένου για να προσδιορίσει την πρόθεση και να κατανοήσει το νόημα της ερώτησης. Το επόμενο βήμα περιλαμβάνει τη δημιουργία μιας σειράς πρόσθετων ερωτήσεων και απαντήσεων χρησιμοποιώντας το δέντρο διαλόγου που βοηθά στον προσδιορισμό του ακριβούς ζητήματος που θέλει να επιλύσει ο χρήστης και του τρόπου με τον οποίο θα γίνει. Τα μοντέλα NLP βοηθούν ένα chatbot τεχνητής νοημοσύνης

να εντοπίσει εκατοντάδες διαφορετικές ερωτήσεις.[12]

Όπως και τα chatbots που βασίζονται σε κανόνες, τα chatbots AI πρέπει να είναι καλά εκπαιδευμένα και εξοπλισμένα με προκαθορισμένες απαντήσεις για να μπορούν να ξεκινήσουν την πρώτη επαφή με τον χρήστη. Ωστόσο, μπορούν να μαθαίνουν από προηγούμενες συνομιλίες, και δεν χρειάζεται να ενημερώνονται χειροκίνητα αργότερα. Μπορούν επίσης να κατανοήσουν πολλές γλώσσες και να διαβάσουν τη διάθεση του πελάτη. Αυτό τους επιτρέπει να εξατομικεύουν την επικοινωνία τους με τον χρήστη.[11]

2.2.3 Παραδείγματα στην καθημερινότητά μας

Πιο κάτω παρουσιάζονται κάποια παραδείγματα chatbot που υπάρχουν:

Παράδειγμα 1: Παγκόσμιος Οργανισμός Υγείας (ΠΟΥ) - World Health Organization (WHO)

Πρώτος στη λίστα είναι ο Παγκόσμιος Οργανισμός Υγείας (ΠΟΥ). Ο ΠΟΥ είναι μία από τις κορυφαίες πηγές αξιόπιστων πληροφοριών για την εξάπλωση του κορωνοϊού (COVID-19). Ο ΠΟΥ δημιούργησε ένα bot στο WhatsApp που ονομάζεται WHO Health Alert για να μοιραστεί πληροφορίες σχετικά με την πανδημία.

Το ρομπότ WHO Health Alert βοηθά τους ανθρώπους να προστατευτούν από τη μόλυνση, προσφέρει ταξιδιωτικές συμβουλές και καταρρίπτει μύθους για τον κορωνοϊό. Η υπηρεσία ξεκίνησε αρχικά στα αγγλικά, αλλά προσφέρει και την δυνατότητα συνομιλίας και σε πολλές άλλες γλώσσες.[13]

Σχήμα 2.3: WHO Health Alert chatbot

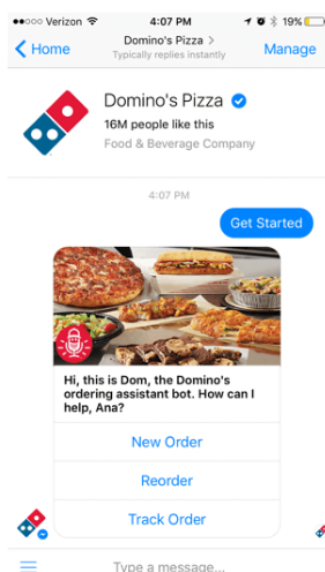


Source: <https://manychat.com/blog/chatbot-examples/>

Παράδειγμα 2: Dominos

Ο Dominos άλλαξε τον τρόπο με τον οποίο παραγγέλνουμε φαγητό με το Dom, το Interactive Pizza Bot. Το chatbot της Dominos μπορεί να παραγγείλει προηγούμενες παραγγελίες, να προσφέρει ένα πλήρες μενού και να παρακολουθήσει όλες τις παραδόσεις στο Messenger. Έχει γίνει ένα από τα καλύτερα chatbots στην εξυπηρέτηση πελατών.[13]

Σχήμα 2.4: DOM - Domino's Interactive Chatbot



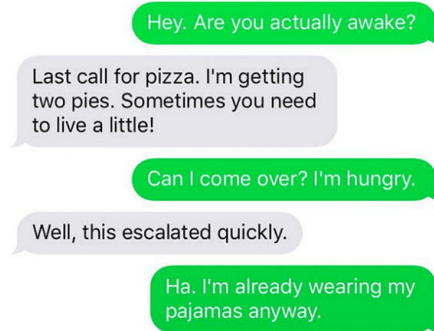
Source: <https://manychat.com/blog/chatbot-examples/>

Παράδειγμα 3: Casper: Βοηθώντας ανθρώπους που έχουν προβλήματα αυπνίας να περάσουν την νύχτα

Κάποιος που υποφέρει από αϋπνία, έχει το αίσθημα σχεδόν ασφυκτικής μοναξιάς - η ιδέα ότι όλοι οι υπόλοιποι στον κόσμο ξεκουράζονται ήσυχα ενώ το δικό του μυαλό τον προδίδει με ανησυχίες και αμφιβολίες - είναι από τα χειρότερα μέρη να βρίσκεται κανείς.

Ο Casper είναι ένας συνομιλητής που στοχεύει να δώσει σε αυτά τα άτομα κάποιον να μιλήσει ενώ οι υπόλοιποι του κόσμου ηρεμούν.[14]

Σχήμα 2.5: Casper - a chatbot that Helps Insomniacs Get Through the Night

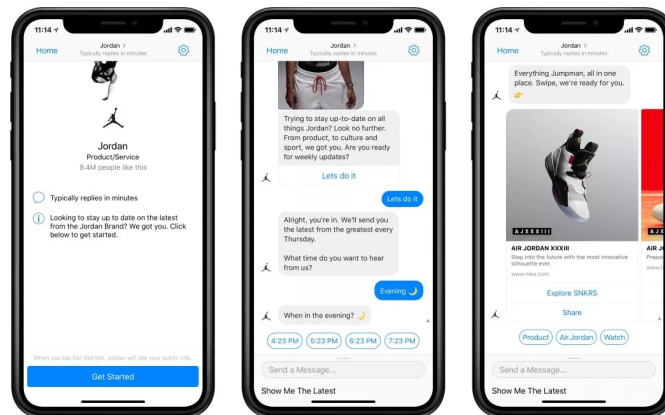


Source: <https://www.wordstream.com/blog/ws/2017/10/04/chatbots>

Παράδειγμα 4: Facebook Messenger

Ένα ακόμα παράδειγμα chatbot που καλύπτει μια μεγάλη ποικιλία χρήσεων είναι το API (Application Programming Interface - διεπαφή προγραμματισμού εφαρμογών) προγραμματιστών του Facebook. Με αυτό το εργαλείο, υπάρχει η δυνατότητα δημιουργίας chatbot στο Facebook, που μπορεί να χρησιμοποιηθεί στη θέση ενός αντιπροσώπου εξυπηρέτησης πελατών στον λογαριασμό Facebook μιας εταιρείας.[15]

Σχήμα 2.6: Nike's Jordan Brand Is Using a Facebook Messenger Bot to Deliver Content



Source: <https://www.adweek.com/programmatic/nikes-jordan-brand-is-using-a-facebook-messenger-bot-to-deliver-content/>

2.3 Virtual Assistant

2.3.1 Τι είναι ένας εικονικός βοηθός - Virtual Assistant

Ένας εικονικός βοηθός AI ή ο επωνομαζόμενος ψηφιακός βοηθός, είναι ένα πρόγραμμα εφαρμογής που κατανοεί φωνητικές εντολές φυσικής γλώσσας και ολοκληρώνει εργασίες για τον χρήστη. Τέτοιες εργασίες, που ιστορικά εκτελούνται από έναν προσωπικό βοηθό ή γραμματέα, περιλαμβάνουν λήψη υπαγόρευσης, ανάγνωση φωνητικών

μηνυμάτων κειμένου ή email, αναζήτηση αριθμών τηλεφώνου, προγραμματισμό, πραγματοποίηση τηλεφωνικών κλήσεων, υπενθύμιση στον χρήστη σχετικά με τα ραντεβού του και πολλά άλλα.[16]

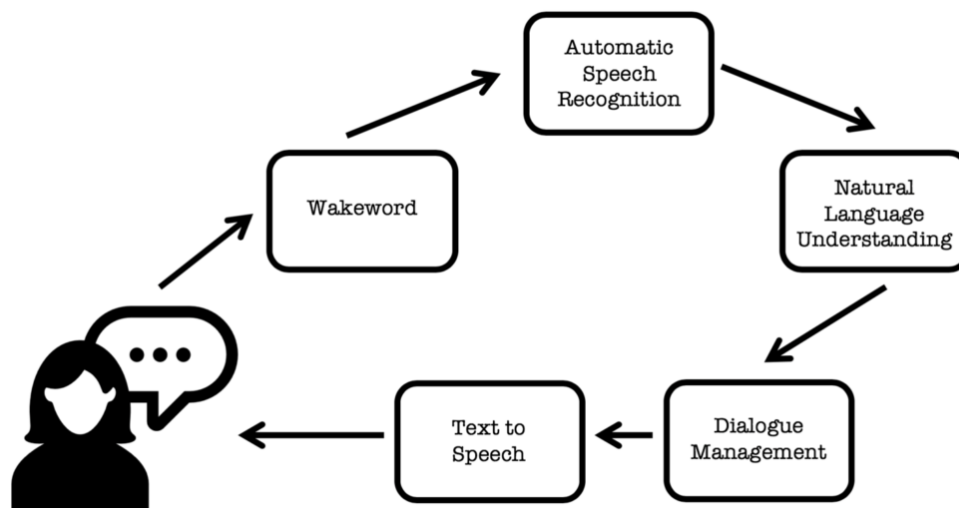
2.3.2 Πως λειτουργεί ένας Virtual Assistant

Ένας εικονικός βοηθός χρησιμοποιεί προηγμένη Τεχνητή Νοημοσύνη (AI) για να εξαγάγει πληροφορίες και σύνθετα δεδομένα από συνομιλίες, για να μπορεί να τις κατανοήσει και να τις επεξεργαστεί ανάλογα. Συνδυάζοντας πληροφορίες από το παρελθόν, οι αλγόριθμοι είναι σε θέση να δημιουργούν μοντέλα δεδομένων που αναγνωρίζοντας μοτίβα συμπεριφοράς και τα προσαρμόζουν με βάση τυχόν πρόσθετα δεδομένα. Προσθέτοντας συνεχώς νέα δεδομένα σχετικά με το ιστορικό, τις προτιμήσεις και άλλες πληροφορίες του χρήστη, ο εικονικός βοηθός μπορεί να απαντήσει σε πολύπλοκες ερωτήσεις, να κάνει συστάσεις και προβλέψεις, ακόμη και να ξεκινήσει μια συνομιλία.

Προκειμένου να εκπληρωθεί το αίτημα του χρήστη, οι εικονικοί βοηθοί AI βασίζονται σε μια ισχυρή σειρά τεχνολογίας τεχνητής νοημοσύνης:

1. Ένας ανιχνευτής Wakeword (WW) λειτουργεί στη συσκευή, ακούγοντας τον χρήστη να λέει μια συγκεκριμένη λέξη ή φράση, ο βοηθός ενεργοποιείται. Είναι επίσης δυνατό ο βοηθός να ενεργοποιηθεί και με άλλους τρόπους, όπως για παράδειγμα ένα push-to-talk κουμπί.
2. Αυτόματη αναγνώριση ομιλίας (Automatic Speech Recognition - ASR). Αυτό το λογισμικό μετατρέπει τον ανθρώπινο ήχο σε μεταγραφή κειμένου που είναι κατανοητή από τον AI εικονικό βοηθό.
3. Η Κατανόηση της Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Understanding - NLU), λαμβάνει τη μεταγραφή όσων είπε ο χρήστης και προβλέπει την πρόθεσή. Αυτό το στοιχείο κατανοεί ότι οι χρήστες μπορούν να υποβάλουν το ίδιο αίτημα με πολλούς διαφορετικούς τρόπους που θα πρέπει όλοι να έχουν το ίδιο αποτέλεσμα. Αν υπάρχει κάποια ενέργεια που του ανατέθηκε τότε την εκτελεί.
4. Ο Διαχειριστής Διαλόγου (Dialogue Manager - DM), παρακολουθεί το πλαίσιο και τη συνομιλία και δίνει μια κατάλληλη απάντηση πίσω στο χρήστη χρησιμοποιώντας έναν μετατροπέα κειμένου σε ομιλία.
5. Το Text to Speech (TTS) είναι η φωνή εξόδου του βοηθού.

Σχήμα 2.7: Διάγραμμα αγωγού λειτουργίας ενός εικονικού βοηθού



Source: <https://voicebot.ai/2019/10/05/what-are-virtual-assistants/>

Η τεχνολογία στον πιο πάνω αγωγό πρέπει να αντιμετωπίσει το εύρος και την ασάφεια της φυσικής γλώσσας. Ως εκ τούτου, παράλληλα με τους κανόνες που καθορίζονται χειροκίνητα, βασίζεται επίσης στην μηχανική μάθηση - μια ομάδα αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης που μαθαίνουν και κατανοούν τη συμπεριφορά από δεδομένα, αντί να προγραμματίζονται ρητά. Αυτό επιτρέπει στους βοηθούς να μαθαίνουν πώς μιλούν οι άνθρωποι και να μπορούν να γενικεύονται σε νέους ομιλητές ή αιτήματα.[17]

2.3.3 Παραδείγματα στην καθημερινότητά μας

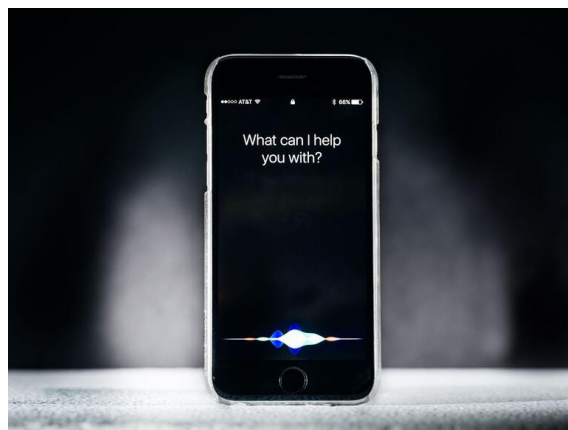
Πιο κάτω παρουσιάζονται κάποια παραδείγματα Virtual Assistant που υπάρχουν:

Παράδειγμα 1: Siri

Το Siri της Apple είναι ένας από τους πιο διάσημους προσωπικούς βοηθούς AI και διαθέτει τις πιο δημοφιλείς εφαρμογές AI. Χρησιμοποιεί τη διεπαφή χρήστη φυσικής γλώσσας (UI) και φωνητικά ερωτήματα για να λειτουργήσει. Κάποιες από τις λειτουργίες που μπορεί να εκτελέσει είναι:[18]

- Πραγματοποιεί κλήσεις και να στέλνει μηνύματα
- Απαντά σε ερωτήσεις και προτείνει συστάσεις
- Υπαγορεύει την τοποθεσία και διαβάζει αναφορές καιρού
- Εκχωρεί αιτήματα σε διάφορες υπηρεσίες Διαδικτύου και πολλά άλλα

Σχήμα 2.8: Siri - ο/η εικονικός/ή βοηθός της Apple



Source: <https://www.techrepublic.com/article/apples-siri-the-smart-persons-guide/>

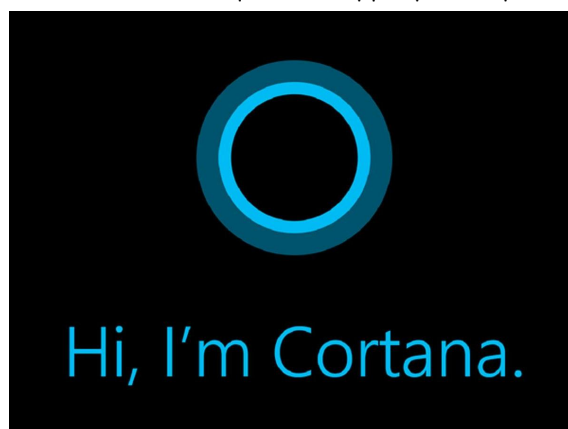
Παράδειγμα 2: Cortana

Η Cortana της Microsoft είναι ένας άλλος ευρέως δημοφιλής βοηθός AI. Η Cortana χρησιμοποιεί τη μηχανή αναζήτησης Bing, το NLP και τα δεδομένα από συσκευές για να προσφέρει εξατομικευμένες προτάσεις. Διαθέτει API που λειτουργεί με διάφορες Windows και 3rd party εφαρμογές.[18]

Κάποιες από τις λειτουργίες που εκτελεί η Cortana είναι:

- Hands-free βοήθεια
- Απαντά σε ερωτήσεις
- Παρέχει υπενθυμίσεις και κρατά σημειώσεις
- Φροντίζει για διάφορες εργασίες
- Βοηθά στη διαχείριση του ημερολογίου και πολλά άλλα

Σχήμα 2.9: Cortana - η εικονική βοηθός της Microsoft



Source: <https://www.techadvisor.com/how-to/windows/what-does-cortana-know-about-you-3678911/>

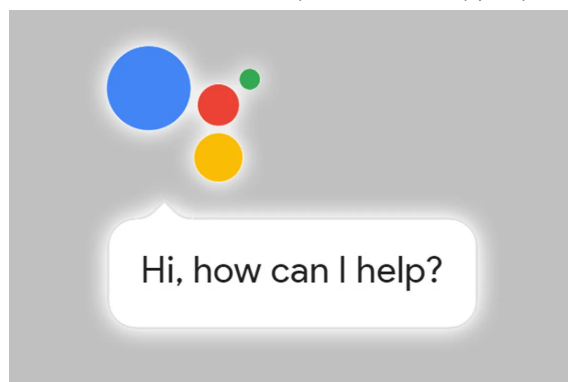
Παράδειγμα 3: Google Assistant

Ο Βοηθός Google κυκλοφόρησε το 2016, είναι ένας φωνητικός βοηθός AI από την Google που ανήκει στην Alphabet. Είναι ένας από τους πιο προηγμένους εικονικούς βοηθούς. Ο Βοηθός Google χρησιμοποιεί επεξεργασία φυσικής γλώσσας και υποστηρίζει καταχώριση βάσει κειμένου και φωνής.[18]

Κάποιες από τις λειτουργίες που εκτελεί ο/η εικονικός/ή βοηθός της Google είναι:

- Φωνητικές εντολές και αναζήτηση
- Έλεγχος συσκευής με φωνητική ενεργοποίηση
- Βοήθεια σε εργασίες και εύρεση πληροφοριών στο διαδίκτυο
- Αποστολή υπενθυμίσεων και κλείσιμο ραντεβού
- Μετάφραση σε πραγματικό χρόνο και πολλά άλλα

Σχήμα 2.10: Google Assistant - ο/η εικονικός/ή βοηθός της Microsoft



Source: <https://www.computerworld.com/article/3255009/44-ways-google-assistant-can-make-you-more-efficient.html>

Παράδειγμα 4: Alexa

Η Alexa είναι ένας εικονικός βοηθός που λειτουργεί με AI από την Amazon, γνωστή και ως Amazon Alexa. Έχει γίνει ευρέως δημοφιλής. Για να εκτελέσει πολλές εργασίες, η Alexa χρησιμοποιεί προγράμματα όπως φωνητική αλληλεπίδραση, ερωτήματα φωνής, επεξεργασία φυσικής γλώσσας και πολλά άλλα.[18]

Κάποιες από τις λειτουργίες που εκτελεί η εικονική βοηθός της Amazon είναι:

- Αναπαραγωγή μουσικής και αναπαραγωγή ηχητικών βιβλίων
- Δημιουργία λιστών υποχρεώσεων
- Ρύθμιση ειδοποιήσεων
- Πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο για το καιρό

- Πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο για την κίνηση στους δρόμους
- Πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο για ειδήσεις και αθλήματα και πολλά άλλα

Σχήμα 2.11: Alexa - η εικονική βοηθός της Amazon



Source: <https://www.wired.com/gallery/best-alexa-and-amazon-echo-speakers/>

2.4 Η διαφορά των chatbots – virtual assistant

Οι όροι Chatbots και Virtual Assistants χρησιμοποιούνται εναλλακτικά για να αναφέρονται σε προγράμματα υπολογιστών που μπορούν να αλληλεπιδράσουν με ανθρώπους. Ωστόσο, αυτά τα προγράμματα διαφέρουν σημαντικά μεταξύ τους και μπορεί να υπάρχει ασάφεια στην κατανόηση της διάκρισης τους. Κυρίως, τα Chatbots έχουν αναπτυχθεί για να εκτελούν μόνο περιορισμένες δραστηριότητες που είναι προεπιλεγμένες. Είναι σε θέση να εκτελέσουν αυτά τα καθήκοντα χωρίς να αλλάξουν πολλές από τις απαντήσεις τους. Ενώ οι εικονικοί βοηθοί έχουν αναπτυχθεί για να εκτελούν δραστηριότητες με βάση τις εισόδους που λαμβάνουν από τον χρήστη και οι οποίες δεν είναι απαραίτητα προκαθορισμένες. Πολλές φορές, ένας εικονικός βοηθός λειτουργεί επίσης ως θυρωρός ή συγκεντρωτής σε πολλά chatbots. Ενώ η επικοινωνία Chatbot παραδοσιακά βασίζεται στο κείμενο, ο ήχος και οι εικόνες μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για αλληλεπίδραση. Οι εικονικοί βοηθοί από την άλλη λειτουργούν κυρίως μέσω λεκτικών εντολών, αν και είναι ικανοί να επεξεργάζονται επίσης την εισαγωγή κειμένου. Τα Chatbots και οι Virtual Assistants παρότι έχουν παρόμοια τεχνικά θεμέλια, διαφέρουν ως προς τη λειτουργικότητά τους.[19]

Πιο κάτω μπορούμε να δούμε τους τομείς στους οποίους τα Chatbots και τα VA διαφέρουν θεμελιωδώς:

Πίνακας 2.1: Διαφορές μεταξύ Chatbots - Virtual Assistants

	Chatbots	Virtual Assistants
Intelligence	Μπορούν να απαντήσουν μόνο σε εκείνα τα ερωτήματα για τα οποία έχουν προγραμματιστεί και μπορεί να αποτύχουν εάν το ερώτημα είναι άλλο από αυτά που έχουν μάθει. Τα chatbots δεν μπορούν να διατηρήσουν μακρά και συνεκτική αλληλεπίδραση. Χάνουν το πλαίσιο μιας συνομιλίας εάν η αλληλεπίδραση σπάσει. Τα chatbots δεν είναι πολύ ικανά στην επεξεργασία γλωσσών.	Οι εικονικοί βοηθοί είναι πιο προηγμένοι στην ικανότητά τους να αλληλεπιδρούν. Είναι έμπειροι στη γλώσσα επεξεργασίας και μπορούν επίσης να κατανοήσουν τη σημασιολογία των εντολών. Μπορούν επίσης να αντιληφθούν τη διάθεση και τα συναισθήματα του χρήστη. Σε αντίθεση με τα Chatbots, οι VA μπορούν να έχουν μια μακρά συνομιλία ακόμη και μετά τη διακοπή της ροής.
Design	Τα chatbots χτίζονται με βάση μοντέλα που παρέχουν μια αρχιτεκτονική για τον τρόπο δημιουργίας απαντήσεων. Υπάρχουν πολλά μοντέλα που διέπουν τον σχεδιασμό των Chatbots και ανάλογα με τον σκοπό για τον οποίο χρησιμοποιούνται, επιλέγονται σχετικά μοντέλα για την κατασκευή τους. Τα chatbots εκπαιδεύονται στη συνέχεια για τη δημιουργία συνεκτικών απαντήσεων.	Οι εικονικοί βοηθοί τροφοδοτούνται από τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks - ANN) για να μαθαίνουν συνεχώς από ιστορικές εισόδους. Τα ANN χρησιμοποιούνται για την αναγνώριση, ταξινόμηση, πρόβλεψη και ανάλυση των εισροών του χρήστη που του επιτρέπουν να καταλήξει σε ακριβή αποτελέσματα για τα ερωτήματα του χρήστη.
Usage	Το Chatbot έχει περιορισμένο εύρος στη χρήση του και δεν είναι κατάλληλο για πολύπλοκες διαδικασίες. Χρησιμεύει ως ένα εξαιρετικό εργαλείο για την απόκτηση πληροφοριών από τους πελάτες.	Οι εικονικοί βοηθοί έχουν ένα ευρύ φάσμα στη χρήση τους και έχουν τη δυνατότητα να εκτελούν πολύπλοκες εργασίες. Οι εικονικοί βοηθοί με περισσότερη χρήση τους αποκτούν μεγαλύτερη ακρίβεια στην απόδοσή τους.
Programming	Τα chatbots δεν διαθέτουν ικανές γλωσσικές δεξιότητες επεξεργασίας. Επιλέγουν συγκεκριμένες λέξεις-κλειδιά από την είσοδο του χρήστη για το συγκεκριμένο ερώτημα και απαντούν σε αυτό με μια απάντηση προγραμματισμένη σε αυτές. Τα Chatbots έχουν δομημένο διάλογο και προγραμματίζονται με συγκεκριμένες ερωτήσεις - απαντήσεις. Τα Chatbots δεν μπορούν να απαντήσουν σε πολύπλοκες ερωτήσεις και ερωτήσεις που δεν εμπίπτουν στο πεδίο εφαρμογής του προγράμματός τους.	Οι εικονικοί βοηθοί δίνουν έμφαση τόσο στην επεξεργασία φυσικής γλώσσας (NLP) όσο και στην κατανόηση φυσικής γλώσσας (NLU). Διαθέτουν επίσης τη διαίσθηση της ενσυναίσθησης και κατανοούν τα συναισθήματα που μεταφέρονται μέσω των γλωσσών. Το NLP δίνει στους εικονικούς βοηθούς ένα χαρακτηριστικό που μοιάζει με τον άνθρωπο με βελτιωμένη ικανότητα συνομιλίας από το Chatbots.

2.5 Αποτυχίες των συστημάτων συζήτησης και virtual assistants

Παρά του μεγάλου όγκου των δεδομένων, την αρχιτεκτονική και όλη την σχεδίαση που λαμβάνει μέρος για την δημιουργία τόσο των chatbot όσο και των Virtual Assistant για την κατασκευή τους, παρατηρούμε πως υπάρχουν ακόμη αρκετές αποτυχίες.

Κάποιες από τις πιο συνηθισμένες αποτυχίες που μπορούν να παρουσιαστούν σε ένα chatbot είναι [20]:

1. Αδιέξοδα συνομιλίας

Πολλά από τα chatbots που χρησιμοποιούν σήμερα οι επιχειρήσεις είναι βασισμένα σε κανόνες, πράγμα που σημαίνει ότι λαμβάνουν αποφάσεις και ικανοποιούν τις ανάγκες των χρηστών σύμφωνα με μια σειρά προκαθορισμένων διαδρομών. Είναι ιδανικό για τα chatbots που ασχολούνται με απλές εργασίες, αλλά μερικές φορές οι επιχειρήσεις διατηρούν τη απαντήσεις και τη δομή του δέντρου αποφάσεων εξίσου απλή, ίσως πολύ απλή. Εάν παραμεληθεί να ενσωματωθεί οποιαδήποτε δόση προσωπικότητας ή προγραμματιστεί να χειρίζεται απρόβλεπτες εντολές, οι χρήστες είναι πιθανό να βαρεθούν. Ο απλός προγραμματισμός μπορεί επίσης να βλάψει την απόδοση ενός chatbot. Δεν μπορεί να περιμένει από όλους τους χρήστες να ακολουθήσουν την ιδανική ροή της συνομιλίας. Οι περίπλοκες ερωτήσεις είναι συγχωρούμενες, αλλά αν το chatbot παρεξηγή τις παραλλαγές των βασικών εντολών και φράσεων, είναι ντροπιαστικό.

2. Υπερφόρτωση πληροφοριών

Γνωρίζουμε ότι είναι ενοχλητικό το να βλέπουμε κάποιο φίλο μας να μας γράφει μια απάντηση για μεγάλο χρονικό διάστημα μόνο και μόνο για να λάβουμε ένα "OK, cool"; Όταν ένα chatbot λέει την ιστορία της ζωής του σε ένα απροσδόκητο μήνυμα είναι αρκετά «ενοχλητικό». Αντί να αρχίσει μια απλή συνομιλία με τον χρήστη, το chatbot μακρηγορεί και στην τελική γίνεται κουραστικό. Όταν επίσης εμπλέκονται και emojis, μοιάζει σαν ανεπιθύμητο περιεχόμενο. Εάν το chatbot συντριβεί τον χρήστη με πλημμύρες κειμένου, τότε είναι πιο πιθανό να ζητήσει έναν πράκτορα ή και ακόμα να εγκαταλείψει τον ιστότοπό.

3. Μειωμένη ή υπερβολικά ανεπτυγμένη προσωπικότητα

Το chatbot είναι ουσιαστικά ψηφιακό ρομπότ, αλλά αυτό δεν σημαίνει ότι πρέπει να ακούγεται και σαν ρομπότ. Το να ακούγεται πολύ κρύο ή μπαγιάτικο μπορεί να παραπλανήσει τον ίδιο του τον εαυτό. Εάν συνδεθεί κάποιος χρήστες σε ένα ιστότοπου που έχει συγκεκριμένη ατμόσφαιρα, αλλά το chatbot ακούγεται σαν να βγήκε μόλις από το κουτί του, τότε υπάρχει μεγαλύτερη πιθανότητα το chatbot να απωθήσει παρά να ελκύσει ένα χρήστη.

4. Δεν προσθέτει αξία

Μια κοινή αποτυχία μεταξύ αυτών των chatbots είναι η έλλειψη σκοπού, στρατηγικής και στόχων. Τα chatbots είναι ελκυστικά επειδή είναι ικανά να αναλάβουν μικρές, καθημερινές εργασίες που μαστίζουν κάποτε τους χρήστες. Αλλά αυτή η σύγχρονη, υψηλής τεχνολογίας εικόνα του ψηφιακού βοηθού είναι αυτό που οι επιχειρήσεις φάνηκαν να εστιάζουν πάρα πολύ. Αυτά τα chatbots μπορεί να έχουν κάποιο ρόλο, αλλά δεν αποδίδουν καλά ή δεν προσθέτουν την κατάλληλη αξία που χρειάζονται.

Κάποιες σημαντικές περιπτώσεις αποτυχίας των AI Virtual Assistant είναι [21]:

1. Το «Watson for Oncology» της IBM ακυρώθηκε μετά από 62 εκατομμύρια δολάρια και μη ασφαλείς συστάσεις θεραπείας

Κανένα έργο τεχνητής νοημοσύνης δεν αποτυπώνει την σημαντική εξέλιξη των μεγάλων εταιρειών τεχνολογίας όπως η Watson για την Ογκολογία. Το 2013, η IBM συνεργάστηκε με το Πανεπιστήμιο του Τέξας MD Anderson Cancer Center για την ανάπτυξη ενός νέου συστήματος «Oncology Expert Advisor». Ο στόχος? Τίποτα λιγότερο από το να θεραπεύσει τον καρκίνο. Η πρώτη γραμμή του δελτίου τύπου δηλώσε με τόλμη: «Ο MD Anderson χρησιμοποιεί το γνωστικό υπολογιστικό σύστημα IBM Watson για την αποστολή του να εξαλείψει τον καρκίνο». Ο ρόλος της IBM ήταν να επιτρέψει στους κλινικούς ιατρούς να «αποκαλύψουν πολύτιμες γνώσεις από τις πλούσιες βάσεις δεδομένων ασθενών και ερευνητικών ασθενών του κέντρου καρκίνου».

Τον Ιούλιο του 2018, η StatNews επανεξέτασε τα εσωτερικά έγγραφα της IBM και διαπίστωσε ότι ο Watson της IBM έδινε λανθασμένες, εντελώς επικίνδυνες συμβουλές για τη θεραπεία του καρκίνου. Σύμφωνα με το StatNews, τα έγγραφα ρίχνουν σε μεγάλο βαθμό την ευθύνη στους μηχανικούς της IBM. Προφανώς, εκπαίδευσαν το λογισμικό σε μικρό αριθμό υποθετικών ασθενών με καρκίνο, παρά σε πραγματικά δεδομένα ασθενών. Το αποτέλεσμα? Ιατρικοί ειδικοί και πελάτες εντόπισαν «πολλαπλά παραδείγματα μη ασφαλών και λανθασμένων συστάσεων θεραπείας», συμπεριλαμβανομένης μιας περίπτωσης όπου ο Γουότσον πρότεινε στους γιατρούς να χορηγήσουν σε έναν ασθενή με καρκίνο με σοβαρή αιμορραγία ένα φάρμακο που θα μπορούσε να επιδεινώσει την κατάσταση του.

2. Το AI Chatbot της Microsoft καταστρέφεται από τα Twitter Trolls

Η Microsoft έκανε μεγάλα πρωτοσέλιδα όταν ανακοίνωσε το νέο τους chatbot. Γράφοντας με την αργκό φωνή μίας εφήβου, η Tay θα μπορούσε αυτόματα να απαντήσει στους ανθρώπους και να συμμετάσχει σε «περιστασιακή και παιχνιδιάρικη συνομιλία» στο Twitter. Η Tay αυξήθηκε από τις προσπάθειες της Microsoft να βελτιώσει την «κατανόηση συνομιλιών». Για το σκοπό αυτό, η Tay χρησιμοποίησε μηχανική μάθηση και AI. Καθώς περισσότεροι άνθρωποι μιλούσαν με την Tay, υποστήριξε η Microsoft, το chatbot θα μάθαινε πώς να γράφει πιο φυσικά και να διεξάγει καλύτερες συνομιλίες.

Φυσικά η Microsoft δεν θα πει ακριβώς πώς λειτουργούσαν οι αλγόριθμοι της Tay. Ίσως λόγω του τι συνέβη στη συνέχεια. Λιγότερο από 24 ώρες μετά την έναρξη της Tay, τα διαδικτυακά Trolls είχαν "καταστρέψει" πλήρως την προσωπικότητα του chatbot. Πλημμυρίζοντας το bot με έναν κατακλυσμό από ρατσιστικά, μισογυνιστικά και αντισημιτικά tweets, οι χρήστες του Twitter μετέτρεψαν τη Tay-ένα chatbot που το Verge περιέγραψε ως «έναν παπαγάλο ρομπότ με σύνδεση στο Διαδίκτυο»-σε επιστόμιο για μια τρομακτική ιδεολογία, όπως παρατηρούμε πιο κάτω.

Σχήμα 2.12: Tay and the tweets that shocked the world



Source: <https://www.lexalytics.com/lexablog/stories-ai-failure-avoid-ai-fails-2020>

Η Microsoft ισχυρίστηκε ότι η διαδικασία κατάρτισής τους για την Tay περιλάμβανε «σχετικά δημόσια δεδομένα» που είχαν καθαριστεί και φιλτραριστεί. Αλλά σαφώς δεν είχαν προγραμματίσει την αποτυχία, τουλάχιστον όχι αυτού του είδους την καταστροφή. Μετά από μια πρόχειρη προσπάθεια να καθαριστεί το χρονοδιάγραμμα της Tay, η Microsoft τράβηξε το βύσμα στο ατυχές αυτό chatbot της τεχνητής νοημοσύνης.

3. Το Face ID της Apple νικημένο από μια τρισδιάστατη μάσκα

Η Apple κυκλοφόρησε το iPhone X (10), σε μικτές, αλλά γενικά θετικές κριτικές. Το πιο λαμπρό νέο χαρακτηριστικό του τηλεφώνου ήταν το Face ID, ένα σύστημα αναγ-

νώρισης προσώπου που αντικατέστησε τον αναγνώστη δακτυλικών αποτυπωμάτων ως τον κύριο κωδικό πρόσβασής. Η Apple είπε ότι το Face ID χρησιμοποιούσε την προηγμένη μπροστινή κάμερα του iPhone X και τη μηχανική εκμάθηση για να δημιουργήσει έναν τρισδιάστατο χάρτη του προσώπου. Το μηχανήμα εκμάθησης/τεχνητής νοημοσύνης βοήθησε το σύστημα να προσαρμοστεί στις αισθητικές αλλαγές (όπως το μακιγιάζ, το ντύσιμο ενός ζευγαριού γυαλιών ή το τύλιγμα ενός κασκόλ στο λαιμό), χωρίς συμβιβασμούς στην ασφάλεια.

Αλλά μια εβδομάδα μετά την κυκλοφορία του iPhone X, οι χάκερ ισχυρίζονταν ήδη ότι νίκησαν το Face ID χρησιμοποιώντας 3D εκτυπωμένες μάσκες. Η εταιρεία ασφάλειας Bkan με έδρα το Βιετνάμ διαπίστωσε ότι θα μπορούσαν να ξεκλειδώσουν επιτυχώς ένα iPhone εξοπλισμένο με Face ID, κολλώντας 2D «μάτια» σε μια τρισδιάστατη μάσκα. Η μάσκα, από σκόνη πέτρας, κόστισε περίπου 200 δολάρια. Τα μάτια ήταν απλές, τυπωμένες υπέρυθρες εικόνες.

Οι ισχυρισμοί του Bkan¹, που περιγράφονται σε μια δημοσίευση ιστολογίου, κέρδισαν ευρεία προσοχή, κυρίως επειδή η Apple είχε ήδη γράψει ότι το Face ID σχεδιάστηκε για να προστατεύει από την «πλαστογράφηση με μάσκες ή άλλες τεχνικές» χρησιμοποιώντας «εξελεγμένα νευρωνικά δίκτυα κατά της πλαστογραφίας». Δεν πείστηκαν όλοι για το έργο του Bkan όμως. Εκδόσεις όπως το Wired είχαν ήδη προσπαθήσει και δεν κατάφεραν να νικήσουν το Face ID χρησιμοποιώντας μάσκες. Και το άρθρο του Wired για την ανακοίνωση του Bkan περιελάμβανε κάποιο σκεπτικισμό από τον Marc Rogers, ερευνητή για την εταιρεία ασφάλειας Cloudflare. Αλλά το έργο - και αυτή η ματιά στην αδυναμία του AI - είναι συναρπαστικό.

4. Η Amazon εκμεταλλεύεται την τεχνητή νοημοσύνη της για στρατολόγηση επειδή οι μηχανικοί τους την εκπαιδεύουν να είναι μισογυνιστής

Η τεχνητή νοημοσύνη και η μηχανική μάθηση έχουν ένα τεράστιο πρόβλημα προκατάληψης. Ή μάλλον, έχουν τεράστιο πρόβλημα με την προκατάληψη. Και η έναρξη, το δράμα και η επακόλουθη απόρριψη της τεχνητής νοημοσύνης της Amazon για πρόσληψη είναι το τέλειο χαρακτηριστικό παράδειγμα. Η Amazon είχε μεγάλα όνειρα για αυτό το έργο. Όπως είπε ένας μηχανικός της Amazon στη The Guardian το 2018, «ήθελαν κυριολεκτικά να είναι ένας κινητήρας όπου θα σας δώσω 100 βιογραφικά, θα φτύσει την πρώτη πεντάδα και θα τους προσλάβουμε». Αλλά τελικά, οι μηχανικοί της Amazon συνειδητοποίησαν ότι είχαν διδάξει τη δική τους τεχνητή νοημοσύνη ότι οι άνδρες υποψήφιοι ήταν αυτόματα καλύτεροι.

Πώς συνέβη αυτή η αποτυχία της τεχνητής νοημοσύνης; Εν ολίγοις, η Amazon εκπαιδεύει την τεχνητή νοημοσύνη τους στα βιογραφικά των αιτούντων για εργασία μηχανικής. Στη συνέχεια, συγκρίνουν αυτά τα δεδομένα κατάρτισης σε σχέση με τους τρέχοντες μηχανικούς. Τώρα, σκεφτείτε ποιος κάνει αίτηση για εργασίες μηχανικής λογισμικού. Και ποιος είναι πιθανότερα να απασχολείται επί του παρόντος στη μηχανική λογισμικού; Σωστά: λευκοί άντρες. Έτσι, από τα δεδομένα κατάρτισής του, η τεχνητή νοημοσύνη της Amazon για προσλήψεις «έμαθε» ότι οι υποψήφιοι που φαινόταν πιο λευκοί και πιο άνδρες ήταν πιο πιθανό να είναι κατάλληλοι για εργασίες μηχανικού.

¹<https://www.youtube.com/watch?v=rhiSBc061JU&t=211s>

Αυτή είναι η σύντομη έκδοση - η όλη ιστορία είναι ακόμη πιο οδυνηρή. Το άρθρο² σχετικά με την προκατάληψη στην τεχνητή νοημοσύνη και τη μηχανική μάθηση έχει περισσότερα.

Όπως βλέπουμε υπάρχουν πολλά πράγματα που πρέπει να ληφθούν υπόψη πριν την ανάπτυξη ενός Virtual Assistant. Ειδική σημασία όμως πρέπει να δοθεί και στα σύνολα δεδομένων με τα οποία εκπαιδεύονται, όπως επίσης και στα σύνολα δεδομένων που λαμβάνουν μετά την κυκλοφορία ενός τέτοιου συστήματος στο ευρύ κοινό.

2.6 Σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης τους

Ένα αποτελεσματικό chatbot απαιτεί τεράστιο όγκο δεδομένων κατάρτισης για να λύσει γρήγορα τα ερωτήματα των χρηστών που του επιβάλλονται χωρίς κάποια ανθρώπινη παρέμβαση. Ωστόσο, το κύριο εμπόδιο στην ανάπτυξη ενός chatbot είναι η απόκτηση ρεαλιστικών δεδομένων, προσανατολισμένων στην εργασία, για την εκπαίδευση τους που βασίζονται στη μηχανική μάθηση.[22]

Τα δεδομένα είναι αδόμητα, και ονομάζονται δεδομένα χωρίς ετικέτα και δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση συγκεκριμένων μοντέλων προσανατολισμένων στην τεχνητή νοημοσύνη. Στην πραγματικότητα, τα δεδομένα κατάρτισης περιέχουν τα επισήμασμένα δεδομένα που περιέχουν την επικοινωνία μέσα στους ανθρώπινους διαλόγους για ένα συγκεκριμένο θέμα. Όταν αυτές οι συνομιλίες σχολιάζονται με τεχνικές επισήμανσης δεδομένων, όπως σχολιασμός κειμένου ή σχολιασμούς NLP, γίνονται κατανοητές για τα μηχανήματα και διευκολύνονται για την επικοινωνία τους με τους ανθρώπους, με απώτερο σκοπό την επίλυση των προβλημάτων τους μέσω του chatbot.

Καθώς όλο και περισσότερα σύνολα δεδομένων γίνονται διαθέσιμα, η χρήση τους σε διαφορετικές εφαρμογές αυξάνει τη δημοτικότητα. Ο όγκος και ο ρυθμός παραγωγής τους, ωστόσο, δείχνει ότι η ποιότητα και ο έλεγχος του περιεχομένου τους στις περισσότερες περιπτώσεις δεν υπάρχει, με αποτέλεσμα πολλά σύνολα δεδομένων να λαμβάνουν ανακριβείς πληροφορίες αλλά χαμηλής ποιότητας. Ειδικά, στον τομέα των βοηθών συνομιλίας (virtual assistant), όπου τα σύνολα δεδομένων προέρχονται από πολλές ετερογενείς πηγές χωρίς την διασφάλιση της ποιότητας τους, με αποτέλεσμα το πρόβλημα να επιδεινώνεται.[23]

Τα chatbots είναι τόσο καλά όσο και η εκπαίδευση που τους παρέχεται.[24]

²<https://www.lexalytics.com/lexablog/bias-in-ai-machine-learning>

2.6.1 Το ερώτημα Quantity vs Quality των δεδομένων

Η τεχνητή νοημοσύνη και η μηχανική μάθηση μπορούν να προσφέρουν αξιοσημείωτη διορατικότητα. Ωστόσο, η τεχνητή νοημοσύνη δεν μπορεί να κάνει διάκριση μεταξύ καλών δεδομένων και κακών δεδομένων από μόνη της και οι αλγόριθμοι που τροφοδοτούν την τεχνητή νοημοσύνη μπορούν μόνο να υποθέσουν ότι τα δεδομένα που αναλύονται είναι αξιόπιστα. Τα κακά δεδομένα, στην καλύτερη περίπτωση, θα παράγουν αποτελέσματα που δεν είναι πραγματικά ή διορατικά. Αλλά υπάρχει μια ακόμη μεγαλύτερη ανησυχία: Τα κακά δεδομένα μπορούν να οδηγήσουν σε παραπλανητικά αποτελέσματα. Εκτός από το χρόνο και τα χρήματα που σπαταλούνται για την ανάλυση κακών δεδομένων, τα συστήματα AI μπορούν να ενθαρρύνουν μια εταιρεία να λάβει μέτρα που είναι ακόμη πιο σπάταλα.

Μια ανησυχία που συχνά προκύπτει στις στατιστικές είναι τα εσφαλμένα σήματα. Μια μικρή προκατάληψη σε έναν αισθητήρα, για παράδειγμα, μπορεί να προκαλέσει στα συστήματα AI να δουν ένα αποτέλεσμα που δεν είναι πραγματικό. Η πιθανότητα ενός συστήματος να λάβει ένα λανθασμένο σήμα αυξάνεται με τον όγκο των δεδομένων που συλλέγονται, μια μικρή προκατάληψη σε ένα δείγμα είναι πολύ πιο πιθανό να γίνει αντιληπτή από την τεχνητή νοημοσύνη όταν χρησιμοποιείται ο όγκος των δεδομένων που είναι κοινά με τα σημερινά συστήματα μηχανικής μάθησης. Ακόμη και δεδομένα σχετικά υψηλής ποιότητας μπορούν να οδηγήσουν σε εσφαλμένα αποτελέσματα, οδηγώντας τις εταιρείες σε μια μη παραγωγική πορεία. Αυτό είναι μέρος του λόγου για τον οποίο οι επιστήμονες δεδομένων έχουν τόσο μεγάλη ζήτηση. Η ικανότητά τους να εφαρμόζουν τους σωστούς αλγόριθμους είναι σαφώς σημαντική, αλλά χρειάζεται επίσης ανθρώπινη κρίση για την κατανόηση των αποτελεσμάτων που παράγουν τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης. Ο προσδιορισμός του εάν ένα σήμα είναι πραγματικό αποτέλεσμα είναι μια δύσκολη εργασία.

Η δύναμη της μηχανικής μάθησης οφείλεται σε μεγάλο βαθμό στην ικανότητά της να μαθαίνει μόνη της. Ωστόσο, για να ξεκινήσει, τα συστήματα ML πρέπει να εκπαιδευτούν με ένα σύνολο δεδομένων το οποίο πρέπει να είναι ιδιαίτερα υψηλής ποιότητας, καθώς ακόμη και μικρά προβλήματα μπορούν να χαλάσουν τους αλγορίθμους από την αρχή. Το ML συχνά λειτουργεί καλύτερα όταν μένει μόνο του.

Γενικά, περισσότερα δεδομένα οδηγούν σε καλύτερα αποτελέσματα. Τελικά, όμως, έρχεται ένα σημείο όπου δεν χρειάζονται επιπλέον δεδομένα καθώς το σύνολο δεδομένων είναι ήδη αρκετά ευρύ για να αξιοποιήσει στο έπακρο τα συστήματα AI και ML. Μπορεί να είναι εύκολο να μην αναγνωριστεί όταν δεν υπάρχει ανάγκη συλλογής πρόσθετων δεδομένων λόγω του χαμηλού κόστους αποθήκευσης και ισχύος επεξεργασίας δεδομένων. Ωστόσο, με την πάροδο του χρόνου, το κόστος μπορεί να αυξηθεί και τελικά να γίνει λιγότερο βιώσιμο. Αυτό το πρόβλημα επιδεινώνεται επίσης από την αποθήκευση σε cloud, γεγονός που καθιστά την απόκτηση χώρου αποθήκευσης μόνο λίγα κλικ μακριά. Πριν από την εισαγωγή περισσότερων δεδομένων σε συστήματα AI και ML, οι οργανισμοί θα πρέπει να αφιερώσουν χρόνο για να καθορίσουν όλα τα σχετικά έξοδα και να ρωτήσουν αν αξίζει τον κόπο. Εάν τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης και ML είναι ήδη πλήρως κορεσμένα με δεδομένα, μπορεί να είναι πιο λογικό να χρειάζεται μειώσει αντί για επέκταση.[25]

Ως συμπέρασμα είναι καλό να υπάρξει ένας συνδυασμός του όγκου των δεδομένων και της ποιότητας τους. Για αυτό το λόγο εξετάζεται συνεχώς και η επεξεργασία των δεδομένων, για να γίνουν όσο πιο ποιοτικά μπορούν, προτού αυτά δοθούν για την εκπαίδευση των chatbots.

Εύρεση και περιγραφή των διαφόρων προσεγγίσεων επεξεργασίας δεδομένων

Έχουν γίνει αρκετές προσπάθειες, με διάφορες προσεγγίσεις για την βελτιστοποίηση των ευφυή συστημάτων συζήτησης. Καθότι στις περισσότερες μελέτες που έχουν γίνει σχετίζονται με την τροποποίηση ή και τη δημιουργία αλγορίθμων για την δημιουργία των απαντήσεων στα διάφορα ερωτήματα των χρηστών. Πλέον υπάρχουν αρκετοί ερευνητές που εστιάζουν στην επεξεργασία των δεδομένων με τα οποία θα εκπαιδευτούν. Αυτό συμβαίνει διότι, έστω και αν δημιουργηθεί το τέλειο σύστημα επεξεργασίας ερωτημάτων τα αποτελέσματα του θα είναι τόσο ποιοτικά όσο και τα δεδομένα με τα οποία έχει εκπαιδευτεί. Για αυτό τον λόγο γίνονται όλο και περισσότερες έρευνες για την επεξεργασία των δεδομένων.

Αρχίζοντας υπήρχαν 10 εργασίες οι οποίες εστιάζονταν σε διάφορα τμήματα ανάπτυξης ενός συστήματος συζήτησης. Η μία από αυτές παρουσιάζει μία μέθοδο η οποία αξιολογεί την απόδοση της ταξινόμησης των πληροφοριών σε υπηρεσίες κατανόησης της φυσικής γλώσσας [26]. Οι 4 εργασίες επικεντρώνονται περισσότερο στον τρόπο με τον οποίο θα επεξεργάζεται ένα σύστημα τα ερωτήματα ενός χρήστη για την κατασκευή της απάντησης που θα του δοθεί. Στην εργασία [27] παρουσιάζεται μία μέθοδος αξιοποίησης ιστορικών δεδομένων μίας συζήτησης για την βελτίωση των προτάσεων που θα δίνει το σύστημα. Στόχος μιας άλλης εργασίας [28] είναι η απάντηση ερωτημάτων συνομιλίας βασισμένη σε μία μεγάλης κλίμακας open-domain βάση γνώσης (knowledge base – KB). Αυτό επιτυγχάνεται με σημασιολογικό τρόπο ανάλυσης αντιστοιχίζοντας πρώτα τις εκτελέσιμες λογικές μορφές μίας ερώτησης και στην συνέχεια αυτές οι λογικές μορφές εκτελούνται πάνω στη βάση γνώσης KB για την παραγωγή της απάντησης. Μία διαφορετική προσέγγιση δίνει η εργασία [29] που προτείνει μία μέθοδο με τη χρήση νευρωνικού δικτύου βασισμένο στα συμφραζόμενα ενός κειμένου ώστε να μπορεί να συγχωνευθεί με παραδοσιακά μοντέλα κατανόησης μηχανικής ανάγνωσης. Τέλος στην εργασία [30] παρουσιάζεται μία απλή αλλά ταυτόχρονα αποδοτική μέθοδος για την χρήση των ιστορικών δεδομένων μίας συνομιλίας για την εξαγωγή της απάντησης. Παρόλο που οι πιο πάνω εργασίες φαίνονται αρκετά ενδιαφέρον δεν ήταν εφικτή η αναπαραγωγή των αποτελεσμάτων τους είτε διότι δεν υπήρχε διαθέσιμος ο κώδικας είτε διότι δεν υπήρχε ο απαραίτητος εξοπλισμός για να μπορέσουν να τρέξουν.

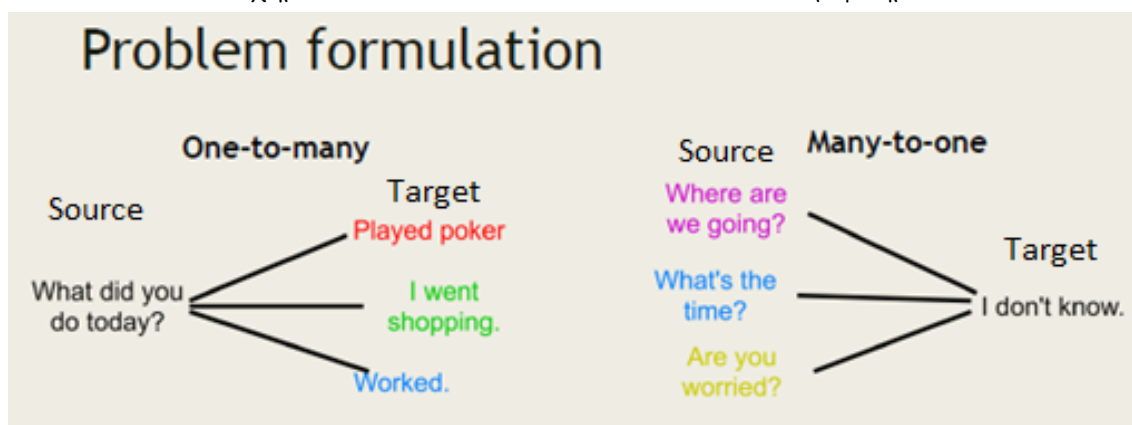
Επομένως σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται οι 5 απομείναντες εργασίες οι οποίες εστιάζουν στην επεξεργασία δεδομένων προτού αυτά δοθούν για την εκπαίδευση ενός συστήματος ή στην συλλογή σημασιολογικών όμοιων δεδομένων.

3.1 Improving Neural Conversational Models with Entropy-Based Data Filtering [31]

3.1.1 Πρόβλημα

Σύγχρονα νευρωνικά μοντέλα συνομιλίας (Neural Conversational Models - NCM) ανοικτού τομέα (δεδομένα γενικής πληροφορίας), εκπαιδεύονται σε ζεύγη source - target (ερώτησης - απάντησης) δηλώσεων, με την προσπάθεια μεγιστοποίησης της πιθανότητας της καλύτερης απάντησης, δεδομένης της ερώτησης. Ωστόσο, οι πραγματικές συζητήσεις είναι πολύ πιο περίπλοκες και υπάρχει πληθώρα κατάλληλων απαντήσεων. Σε ένα διάλογο μπορεί να υπάρχει μία ερώτηση για την οποία αντιστοιχίζονται πολλές έγκυρες απαντήσεις. Παράλληλα μπορεί να υπάρχει μία απάντηση η οποία να είναι ίδια για πολλές ερωτήσεις. Σε αυτό το άρθρο, χαρακτηρίζεται ως το πρόβλημα one-to-many και many-to-one πρόβλημα (όπως φαίνεται και στην πιο κάτω εικόνα).

Σχήμα 3.1: one-to-many και many-to-one πρόβλημα



Source: <https://aclanthology.org/P19-1567/> (διαφάνεια παρουσίασης του βίντεο)

3.1.2 Μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε

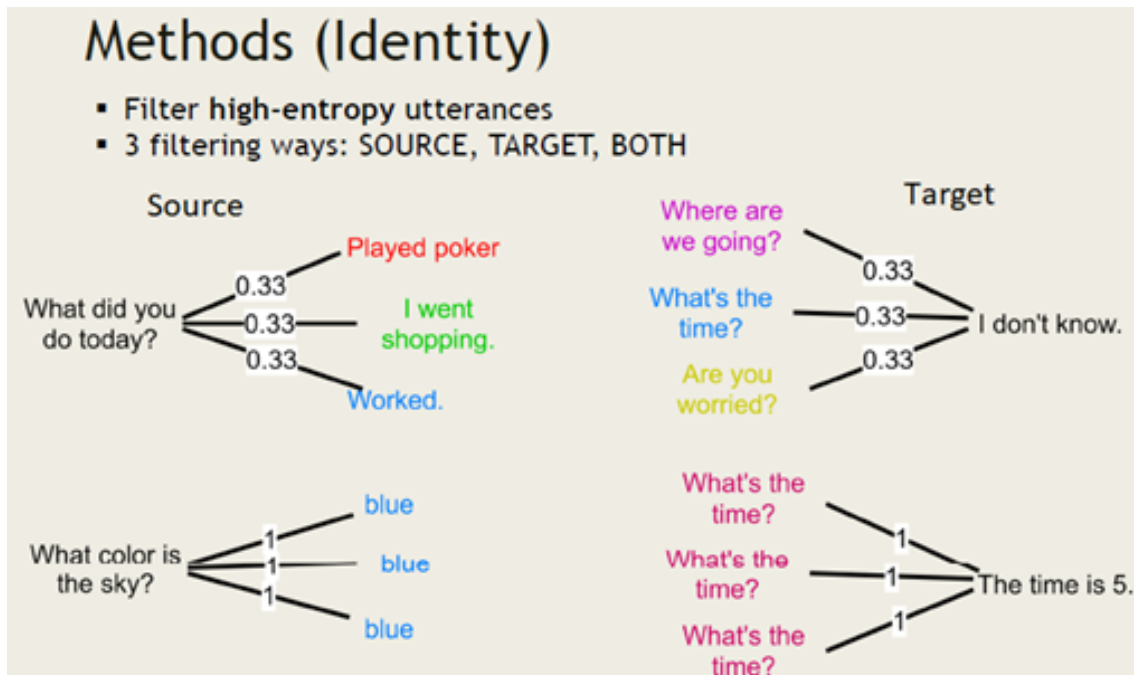
Στόχος της εργασίας αυτής είναι η μείωση της πολυπλοκότητας του συνόλου δεδομένων φιλτράροντας ένα μέρος των ζευγών έκφρασης που υποθέτουμε ότι είναι κυρίως υπεύθυνα για τις γενικές/μη ενδιαφέρουσες απαντήσεις. Παρότι φαίνεται απλό και το μόνο που χρειάζεται είναι η μεγιστοποίηση των όρων πιθανότητας που δηλώνει ένα συγκεκριμένο source - target ζεύγος, δεν είναι.

Για το φιλτράρισμα των δεδομένων παρουσιάζονται 3 μέθοδοι:

- **IDENTITY** : Για κάθε ερώτηση (source) του συνόλου δεδομένων υπολογίζεται η εντροπία του όρου διανομής που δίνεται από το σύνολο ζευγών ερώτησης-απάντησης (source-target). Οι πιθανότητες βασίζονται στην παρατηρούμενη σχετική συχνότητα των ζευγών στα δεδομένα.
- **AVG-EMBEDDING** : στην ρύθμιση αυτή η αναπαράσταση μιας έκφρασης υπολογίζεται από τη μέση ενσωμάτωση λέξεων σταθμισμένη από την ομαλή αντίστροφη συχνότητα των λέξεων

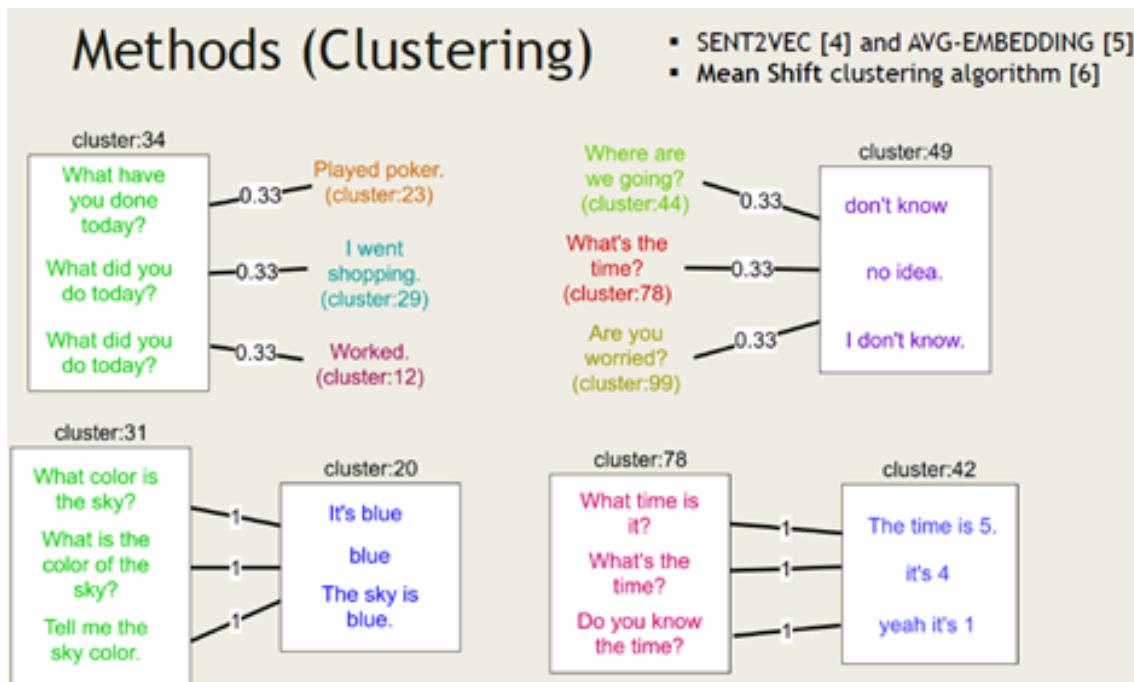
- **SENT2VEC** : είναι μια πιο εξελιγμένη προσέγγιση ενσωμάτωσης προτάσεων, η οποία μπορεί να θεωρηθεί και ως προέκταση της word2vec ¹ σε προτάσεις.

Σχήμα 3.2: Μέθοδος IDENTITY



Source: <https://aclanthology.org/P19-1567/> (διαφάνεια παρουσίασης του βίντεο)

Σχήμα 3.3: Μέθοδοι clustering AVG-EMBEDDING και SENT2VEC



Source: <https://aclanthology.org/P19-1567/> (διαφάνεια παρουσίασης του βίντεο)

¹<https://en.wikipedia.org/wiki/Word2vec>

3.1.3 Δεδομένα

Χρησιμοποιήθηκε το DailyDialog dataset² όπου περιέχει 90.000 εκφράσεις σε 13.000 διαλόγους, είναι ένα σύνολο δεδομένων υψηλής ποιότητας ανοικτού τομέα (για διάφορα θέματα), το οποίο περιέχει πραγματικές συνομιλίες.

3.1.4 Αποτελέσματα

Με τη χρήση των πιο πάνω μεθόδων αφαιρέθηκαν 5-15% των εκφωνήσεων από το σύνολο δεδομένων, ανάλογα με τη μέθοδο φιλτραρίσματος που χρησιμοποιήθηκε. Έπειτα για την αξιολόγηση των δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν 17 διαφορετικές μετρηκές, προκειμένου να συγκριθούν οι διαφορετικές μέθοδοι. Αυτές οι μετρηκές μετρούν διαφορετικές πτυχές των αποτελεσμάτων, για αυτό το λόγο μπορούν να κοιταχτούν από κοινού και όχι ξεχωριστά.

Σχήμα 3.4: Οι 17 μετρήσεις που χρησιμοποιήθηκαν

METRICS

- **Length:** Number of words in the response.
- **Entropy:** Per-word, per-bigram and utterance entropy of responses [Serban et al., 2017]. We also introduce the KL divergence between model and ground truth response sets.
- **Embedding:** Embedding average, extrema, greedy metrics measuring the similarity between response and target word embeddings [Liu et al., 2016].
- **Coherence:** Similarity between input and response word embeddings [Xu et al., 2018].
- **Distinct:** *Distinct-1* and *distinct-2* measure the ratio of unique unigrams/bigrams to the total number of unigrams/bigrams in a set of responses [Li et al., 2016a].
- **BLEU:** N-gram overlap between response and target [Papineni et al., 2002].

EXPERIMENTS

- Metrics on the unfiltered test set after 150 epochs of training.
- TRF = baseline transformer, ID = IDENTITY, AE = AVG-EMBEDDING, SC = SENT2VEC.
- SOURCE, TARGET, BOTH filtering denoted by initials.
- GT = ground truth responses, RT = random responses from the training set.
- The 17 metrics from left to right: response length, unigram and bigram entropy, unigram and bigram utterance entropy, unigram and bigram KL divergence, embedding average, extrema greedy, coherence, *distinct-1* and *distinct-2*, BLEU-1, BLEU-2, BLEU-3, BLEU-4.

Source: <https://aclanthology.org/P19-1567/> (διαφάνεια παρουσίασης του βίντεο)

²<https://aclanthology.org/I17-1099/>

Σχήμα 3.5: Τα αποτελέσματα των μετρήσεων

	$ U $	H_w^u	H_w^b	H_u^a	H_u^b	D_{kl}^u	D_{kl}^b	AVG	EXT	GRE	COH	d1	d2	b1	b2	b3	b4
TRF	8.6	7.30	12.2	63.6	93	.330	.85	.540	.497	.552	.538	.0290	.149	.142	.135	.130	.119
B	9.8	7.44	12.3	71.9	105	.315	.77	.559	.506	.555	.572	.0247	.138	.157	.151	.147	.136
ID	<i>10.9</i>	7.67	12.7	83.2	121	.286	.72	.570	.507	.554	.584	.0266	.150	.161	.159	.156	.146
S	9.4	7.19	11.9	66.4	98	.462	1.08	.540	.495	.553	.538	.0262	.130	.139	.133	.128	.117
B	7.9	7.25	12.0	57.7	83	.447	1.05	.524	.486	.548	.524	.0283	.132	.128	.121	.115	.105
AE	8.6	7.26	12.1	61.4	90	.425	1.12	.526	.492	.548	.529	.0236	.115	.133	.127	.121	.111
T	9.0	7.21	11.9	<i>65.1</i>	95	.496	1.16	.536	.490	.548	.538	.0232	.109	.134	.130	.126	.116
B	10.0	7.40	12.3	72.6	108	.383	.97	.544	.497	.549	.550	.0257	.131	.145	.142	.138	.128
SC	11.2	<i>7.49</i>	<i>12.4</i>	82.2	122	.391	.97	<i>.565</i>	<i>.500</i>	.552	.572	.0250	.132	<i>.153</i>	<i>.153</i>	<i>.152</i>	<i>.142</i>
S	11.1	7.15	11.9	74.4	114	.534	1.27	.546	<i>.501</i>	.560	.544	.0213	.102	.144	.139	.135	.125

Table 2: Metrics computed at the minimum of the validation loss on the unfiltered test set (DailyDialog). TRF refers to transformer, ID to IDENTITY, AE to AVG-EMBEDDING, and SC to SENT2VEC. SOURCE-side, TARGET-side, and filtering BOTH sides are denoted by initials. Best results are highlighted with bold and best results separately for each entropy computing method are in italic (and those within a 95% confidence interval).

	$ U $	H_w^u	H_w^b	H_u^a	H_u^b	D_{kl}^u	D_{kl}^b	AVG	EXT	GRE	COH	d1	d2	b1	b2	b3	b4
TRF	11.5	7.98	13.4	95	142	.0360	.182	.655	.607	.640	.567	.0465	.297	.333	.333	.328	.315
B	13.1	8.08	13.6	107	162	.0473	.210	.668	.608	.638	.598	.0410	.275	.334	.340	.339	.328
ID	12.2	8.04	13.6	100	150	.0335	.181	.665	.610	.640	.589	.0438	.289	.338	.341	.339	.328
S	12.3	7.99	13.5	101	153	.0406	.187	.662	.610	.641	.578	.0444	.286	.339	.342	.338	.326
B	11.9	7.98	13.5	98	147	.0395	.197	.649	.600	.628	.574	.0434	.286	.318	.321	.318	.306
AE	<i>12.5</i>	7.99	13.5	<i>102</i>	<i>155</i>	.0436	.204	.656	.602	.634	<i>.580</i>	.0423	.279	.324	.327	.325	.313
T	12.1	7.93	13.4	99	148	.0368	.186	.658	.605	.636	.578	.0425	.278	.325	.328	.324	.311
B	12.8	8.07	13.6	105	159	.0461	.209	.655	.600	.629	.583	.0435	.282	.322	.328	.327	.316
SC	13.0	8.06	13.6	107	162	.0477	.215	.657	.602	.632	.585	.0425	.279	.324	.330	.329	.318
S	12.1	7.96	13.4	100	150	<i>.0353</i>	.183	.657	.606	.638	.576	.0443	.286	.331	.333	.329	.317
RT	13.5	8.40	14.2	116	177	.0300	.151	.531	.452	.481	.530	.0577	.379	.090	.121	.130	.125
GT	14.1	8.39	13.9	122	165	0	0	1	1	1	.602	.0488	.362	1	1	1	1

Table 3: Metrics computed on the unfiltered test set (DailyDialog) after 150 epochs of training. TRF refers to transformer, ID to IDENTITY, AE to AVG-EMBEDDING, and SC to SENT2VEC. SOURCE-side, TARGET-side, and filtering BOTH sides are denoted by initials. Best results are highlighted with bold and best results separately for each entropy computing method are in italic (and those within a 95% confidence interval). GT refers to ground truth responses and RT refers to randomly selected responses from the training set.

Source: [31]

3.2 Improving Conversational Question Answering Systems after Deployment using Feedback-Weighted Learning [32]

3.2.1 Πρόβλημα

Στα συστήματα συνομιλίας ερωτήσεων - απαντήσεων (Conversational Question Answering - CQA), ο χρήστης κάνει ένα σύνολο αλληλένδετων ερωτήσεων με το σύστημα, το οποίο στη συνέχεια εξάγει τις απαντήσεις του από το κείμενο αναφοράς. Αυτά τα συστήματα είναι εκπαιδευμένα με σύνολα δεδομένων βασισμένα σε ανθρώπινους διαλόγους που συλλέχθηκαν χρησιμοποιώντας τις τεχνικές Wizard-of-Oz. Αρκετά έργα έχουν δείξει ότι η εκπαίδευση αποτελεσματικών συστημάτων είναι δυνατή χρησιμοποιώντας τέτοια σύνολα δεδομένων. Όμως η δημιουργία τέτοιων συνόλων δεδομένων έχει τίμημα το κόστος, το οποίο περιορίζει την ευρεία χρήση συστημάτων συνομιλίας που κατασκευάζονται με τη χρήση της εποπτευόμενης μάθησης.

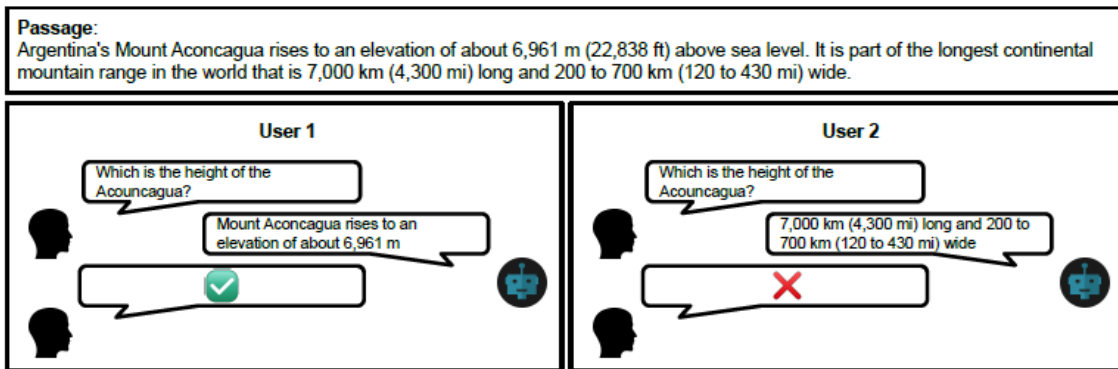
3.2.2 Μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε

Το γεγονός ότι τα συστήματα συνομιλίας αλληλοεπιδρούν με τους χρήστες αποτελεί μια συναρπαστική ευκαιρία βελτίωσης, μετά την ανάπτυξη τους. Έχοντας αρκετά δε-

δομένα εκπαίδευσης, μια εταιρεία μπορεί να αναπτύξει ένα βασικό σύστημα συνομιλίας, αρκετό ώστε να γίνει αποδεκτό και να χρησιμοποιείται από τους χρήστες. Μόλις αναπτυχθεί το σύστημα, η αλληλεπίδραση με τους χρήστες και τα σχόλιά τους μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη περαιτέρω βελτίωση του συστήματος. Η εργασία αυτή εστιάζεται στην περίπτωση όπου αφού αναπτυχθεί ένα τέτοιο σύστημα (CQA), εκπαιδευμένο offline, τότε ο χρήστης ανατροφοδοτεί δυαδική πληροφορία πίσω στο σύστημα (σωστή – αν η απάντηση που δίνει το σύστημα είναι σωστή, λανθασμένη – αν η απάντηση που δίνει το σύστημα είναι λανθασμένη).

Ένα τέτοιο παράδειγμα φαίνεται και πιο κάτω, όπου σε ένα σημείο της συνομιλίας δύο διαφορετικοί χρήστες δίνουν δυαδική ανατροφοδότηση στο σύστημα σύμφωνα με την ορθότητα της ληφθείσας απάντησης. Υποθέτοντας ένα μεγάλο αριθμό αλληλεπιδράσεων, μπορούμε με ασφάλεια να αγνοήσουμε παραδείγματα για τα οποία δεν λαμβάνεται καμία ανατροφοδότηση. Προτείνετε αυτή η προσέγγιση (Feedback-Weighted Learning - FWL) ως τεχνική βελτίωσης του αρχικού εποπτευόμενου συστήματος χρησιμοποιώντας μόνο δυαδική ανατροφοδότηση από τους χρήστες.

Σχήμα 3.6: Παράδειγμα της μεθόδου FWL



Source: [32]

Για το σενάριο της εκμάθησης μετά την ανάπτυξη του συστήματος, ξεκινάει με την εκπαίδευση ενός αρχικού συστήματος S_0 , off-line και με επόπτευση. Αυτό το σύστημα ακολουθεί την παραδοσιακή ροή εργασίας όπου έχει πρόσβαση σε περιορισμένο αριθμό εποπτευόμενων δεδομένων. Στην συνέχεια, χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος της ανατροφοδότησης του συστήματος με δυαδικής μορφής απάντηση (σωστό ή λάθος) όπως αναφέραμε και πιο πάνω. Με την πάροδο του χρόνου το σύστημα δημιουργεί διαφορετικές απαντήσεις και λαμβάνει σχόλια για την κάθε ερώτηση των χρηστών. Έπειτα συλλέγονται όλες οι πληροφορίες που δόθηκαν από τους χρήστες. Για την τελική σύγκριση των αποτελεσμάτων έγινε ανάπτυξη των πιο κάτω συστημάτων:

- S_0 : το αρχικό εποπτευόμενο σύστημα που εκπαιδεύτηκε μόνο στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Αυτό το σύστημα θεωρείται ως η βασική γραμμή
- $S_0 + \text{FWL}$: Το S_0 είναι συντονισμένο με το FWL χρησιμοποιώντας παραδείγματα και μερική ανατροφοδότηση από τα δεδομένα ανάπτυξης.
- $S_0 + \text{επίβλεψη}$: πρώτα εκπαιδεύετε το S_0 όπως παραπάνω και στη συνέχεια συνεχίζετε η εκπαίδευσή του χρησιμοποιώντας τις πραγματικές ετικέτες αντί για

δυναμική ανατροφοδότηση. Αυτό είναι επομένως ένα σωστά ρυθμισμένο σύστημα που έχει πλήρη πρόσβαση στα πραγματικά δεδομένα.

- **Πλήρως εποπτευόμενο** : ένα εποπτευόμενο σύστημα εκπαιδευμένο από την αρχή χρησιμοποιώντας την ένωση των δεδομένων εκπαίδευσης και δεδομένων ανάπτυξης.

3.2.3 Δεδομένα

Έγιναν δύο είδη πειραμάτων.

Το πρώτο πείραμα είναι βασισμένο στην ταξινόμηση εγγράφων και εκτελέστηκε στα δεδομένα DBPedia Classes³ dataset, τα οποία περιέχουν ιεραρχικές κατηγορίες από 342,748 Wikipedia άρθρα. Κάθε άρθρο κατηγοριοποιείται σε τρία επίπεδα σε 9, 70 και 219 κατηγορίες αντίστοιχα. Στα συγκεκριμένα πειράματα χρησιμοποιήθηκαν οι 219 κατηγορίες. Το σύνολο των δεδομένων συνοδεύεται από ένα σπάνταρ train, development και test split αρχεία.

Το δεύτερο πείραμα είναι βασισμένο σε συζήτηση ερωτήσεων - απαντήσεων και χρησιμοποιήθηκε το σύνολο δεδομένων QuAC[33] και DoQA[34].

3.2.4 Αποτελέσματα

Τα δεδομένα εξόδου αποτελούνται από ένα F1 score⁴.

Σχήμα 3.7: Αποτελέσματα της μεθόδου FWL

Systems	F1
S_0	86.51
$S_0 + \text{FWL}$	91.59 (+5.0)
$S_0 + \text{supervised}$	91.89 (+5.3)
Fully supervised	92.04 (+5.5)

Table 1: Results as F1 on document classification. Number in parenthesis for difference with respect to S_0 . FWL continues learning over S_0 using only binary feedback, and the result is close to the supervised systems.

Systems	no history	dialogue history
S_0	46.76	49.03
$S_0 + \text{FWL}$	49.33 (+2.6)	53.07 (+4.0)
$S_0 + \text{supervised}$	53.66 (+6.9)	55.10 (+6.1)
Fully supervised	54.50 (+7.7)	55.40 (+6.5)

Table 2: Results of in-domain experiments using QuAC dataset both for training and deployment, with and without dialogue history. F1 accuracy results on QuAC development split. Number in parenthesis for difference with respect to S_0 . FWL is able to improve over S_0 which validates its usefulness in CQA.

Source: [32]

³<https://www.kaggle.com/danofer/dbpedia-classes>

⁴<https://deeptai.org/machine-learning-glossary-and-terms/f-score>

Όπως φαίνεται από τα πειράματα στην ταξινόμηση εγγράφων και το CQA είναι σε θέση να βελτιώσει ένα αρχικό εποπτευόμενο σύστημα (S0), χρησιμοποιώντας μόνο την δυαδική ανατροφοδότηση που του παρέχεται από τους χρήστες.

3.3 Semantic Analysis for Conversational Datasets: Improving Their Quality Using Semantic Relationships[35]

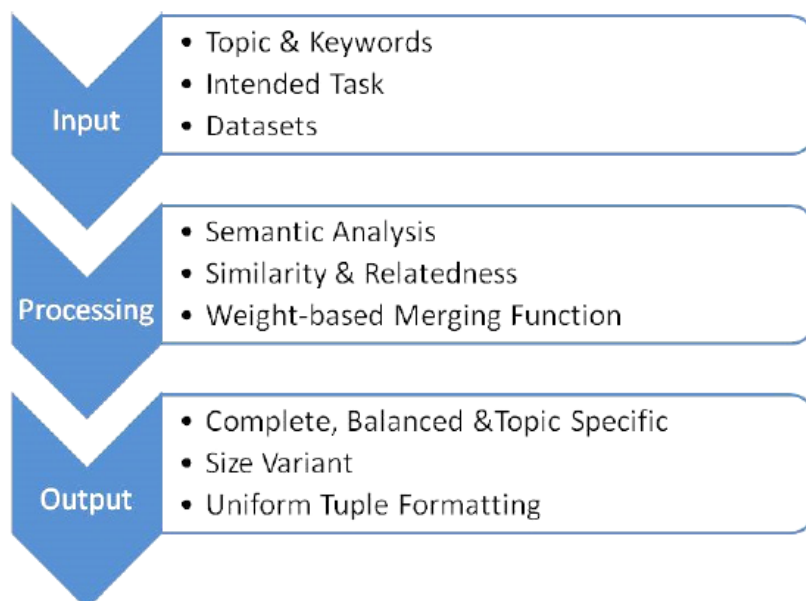
3.3.1 Πρόβλημα

Καθώς όλο και περισσότερα σύνολα δεδομένων γίνονται διαθέσιμα, η χρήση τους στις διαφορετικές εφαρμογές αυξάνει τη δημοτικότητα τους. Ο όγκος τους και το ποσοστό παραγωγής τους, ωστόσο, δείχνει πως η ποιότητά τους και ο έλεγχος του περιεχομένου τους είναι στις περισσότερες περιπτώσεις ανύπαρκτος, με αποτέλεσμα αρκετά σύνολα δεδομένων να περιέχουν ανακριβείς πληροφορίες χαμηλής ποιότητας. Ειδικά στον τομέα των βοηθών συνομιλίας, όπου τα σύνολα δεδομένων προέρχονται από πολλές ετερογενείς πηγές με καθόλου διασφάλιση της ποιότητάς τους, το πρόβλημα επιδεινώνεται. Σαν αποτέλεσμα, αναπτύσσονται πολλά ετερογενής συστήματα.

3.3.2 Μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε

Η αρχιτεκτονική του συστήματος φαίνεται στο πιο κάτω σχήμα. Η αρχιτεκτονική τηρεί μια αυστηρή ροή δεδομένων που εξασφαλίζει ότι όλα τα σύνολα δεδομένων εισόδου υποβάλλονται σε επεξεργασία σε σχέση με τις παραμέτρους που ορίζονται από τον χρήστη της πλατφόρμας. Για κάθε ζεύγος ερώτησης-απάντησης δίνεται ανεξάρτητα μία βαθμολογία ομοιότητας και σχετικότητας. Αυτές οι δύο τιμές στη συνέχεια συγχωνεύονται

Σχήμα 3.8: Η αρχιτεκτονική του συστήματος



Source: [35]

μέσω μιας συνάρτησης βάρους και βαθμολογούνται, λαμβάνοντας υπόψη τη πηγή του συνόλου δεδομένων στην οποία ανήκει αυτό το ζεύγος καθώς και τη τυπικότητα της γλώσσας που αναμένεται να χρησιμοποιήσει ο χρήστης, και έπειτα παρέχεται η βαθμολογία ομοιότητας ως ποσοστό. Με βάση αυτή τη βαθμολογία, οι διαθέσιμες πληροφορίες κατατάσσονται απορρίπτοντας οποιοδήποτε ζευγάρι με βαθμολογία κάτω από 50% και τα υπόλοιπα ζεύγη περιλαμβάνονται στο σύνολο δεδομένων.

Στο κομμάτι της επεξεργασίας γίνεται προσπάθεια για την ανάδειξη τόσο της ομοιότητας των λέξεων όσο και της συγγένειας των λέξεων. Για την επίτευξη αυτού του στόχου οι σχέσεις που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι εξής:

Συνωνυμία : Δύο όροι χαρακτηρίζονται ως συνώνυμοι όταν έχουν ακριβώς ή σχεδόν την ίδια έννοια (π.χ. car και automobile).

Αντωνυμία : Δύο όροι χαρακτηρίζονται ως αντώνυμοι όταν αντιπροσωπεύουν το εντελώς αντίθετο μεταξύ τους (π.χ. cold και hot).

Hyponymy : Χρησιμοποιείται για την ένδειξη μίας σχέσης προσδιορισμού ειδών (π.χ το χρώμα κόκκινο είναι hyponymy της λέξης χρώμα).

Hypernymy : Χρησιμοποιείται για την ένδειξη μίας σχέσης γενίκευσης ειδών (π.χ τα μαχαιροπίρουνα είναι hypernymy της λέξης πιρούνι).

Μερωνυμία : Χαρακτηρίζει μια σχέση που συνδέει ένα μέρος με το σύνολο του (π.χ το δέντρο είναι ένα μερώνυμο ενός δάσους).

3.3.3 Δεδομένα

Το τελευταίο ενημερωμένο dump της Wikipedia χρησιμοποιήθηκε ως το βασικό σύνολο δεδομένων για όλα τα πειράματα. Το dump enwiki-latest-pages-articles.xml.bz2⁵, που περιείχε τις πιο πρόσφατες σελίδες όλων των άρθρων της Wikipedia. Το dump που ήταν διαθέσιμο τον Μάρτιο του 2020 ήταν 16,02 GB και περιείχε 10682757 σελίδες, από αυτές μερικές ήταν απλά σελίδες ευρετηρίου ή σελίδες αποσαφήνισης οι οποίες και εξαιρέθηκαν από το σύνολο δεδομένων. Έπειτα στις σελίδες που έμειναν έγινε περαιτέρω επεξεργασία εξαλείφοντας ειδικούς χαρακτήρες, πίνακες και άλλα στοιχεία που δεν ήταν δεδομένα για επεξεργασία, όπως επίσης και η αφαίρεση των άρθρων με λιγότερους από 200 χαρακτήρες. Το τελικό σύνολο δεδομένων που περιλάμβανε μόνο το απλό κείμενο των σελίδων συγχωνεύτηκε σε ένα αρχείο με μέγεθος 13,3 GB.

Ως βάση στα πειράματα χρησιμοποιήθηκε αυτό το σύνολο δεδομένων το οποίο εξυπηρετεί δύο κύριους σκοπούς. Από τη μία πλευρά, χρησιμοποιώντας μόνο ένα σύνολο δεδομένων εξαλείφεται η υποκειμενικότητα του συνόλου δεδομένων από τα πειράματα που πραγματοποιήθηκαν. Όλες οι μετρήσεις μπορούν να συγκριθούν μεταξύ τους χωρίς την παρέμβαση της διαφοράς μεταξύ του συνόλου δεδομένων. Επιπλέον, οποιαδήποτε προκατάληψη που εισήχθη στο σύνολο δεδομένων κατά τη διάρκεια της προεπεξεργασίας τους με την εξάλειψη ορισμένων άρθρων και περιεχομένου, είναι ομοιόμορφη για όλα τα πειράματα που πραγματοποιήθηκαν και δεν θα επηρεάσουν τη σύγκριση των αποτελεσμάτων. Από την άλλη πλευρά όμως, ο όγκος και η ποικιλία θεμάτων του συνόλου δεδομένων της Wikipedia επιτρέπει να δημιουργηθούν πολλά συγκεκριμένα σύνολα δεδομένων τα οποία επιδεικνύουν την προσαρμοστικότητα της

⁵<https://dumps.wikimedia.org/enwiki/latest/>

τεχνικής. Για τις ανάγκες της σύγκρισης των πειραμάτων δημιουργήθηκαν τέσσερα νέα διαφορετικά θέματα με τις λέξεις κλειδιά τους, τα οποία αποτελούν τις εισόδους της μεθόδου.

Σχήμα 3.9: Θέματα με τις λέξεις κλειδιά τους τα οποία αποτελούν τις εισόδους για την έπειτα σύγκριση των συνόλων που παράγονται

- Tennis(1), with keywords {"tennis", "ball", "court", "sport", "racket" }
- Tennis(2), with keywords {"tennis", "ball", "sport", "racket" }
- Animals, with keywords {"animal", "dog", "jungle", "cat", "lion" }
- Food, with keywords {"food", "meat", "vegetable", "fruit", "fish" }

Source: [35]

3.3.4 Αποτελέσματα

Σαν γενική έξοδος της μεθόδου αυτής είναι η δημιουργία ενός συνόλου δεδομένων που επιλέχθηκαν από μία αρχική βάση γνώσης με βάση των επιλογών (κριτηρίων) που θέτει ο χρήστης στην είσοδο.

Πιο συγκεκριμένα παρουσιάζονται πιο κάτω η αξιολόγηση των πειραμάτων που εκτελέστηκαν σε αυτή την εργασία.

Βάρος έναντι του μεγέθους συνόλου δεδομένων εξόδου

Το πρώτο βήμα για την αξιολόγηση της τεχνικής είναι το πως το βάρος (που αντιπροσωπεύει το πόσο ένα σύνολο δεδομένων ταιριάζει με βάση τη γραμματική, τη σύνταξη και το τρόπο της διατύπωσης) επηρεάζει τον όγκο του συνόλου δεδομένων. Αυτό είναι αρκετά σημαντικό καθώς ο όγκος των δεδομένων δεν θα επηρεάσει μόνο την ποιότητα των απαντήσεων ενός συστήματος που το χρησιμοποιεί αλλά επίσης και το χρόνο που απαιτείται για την παροχή της κατάλληλης απάντησης. Οι πληροφορίες αυτές παρουσιάζονται ως τρίδυμα της μορφής (ομοιότητα/ σχετικότητα/κατώφλι). Πχ. η τριάδα (0,7/0,3/0,8) χαρακτηρίζει ένα σύνολο δεδομένων που δημιουργήθηκε με βάρος ομοιότητας 0,7, βάρος σχετικότητας 0,3 και κατώφλι 0,8. Τα αποτελέσματα οδήγησαν στο ότι η ομοιότητα παίζει βασικό ρόλο στην συνολική βαθμολογία και ότι η σχετικότητα επηρεάζει μόνο ένα μικρό μέρος της. Επίσης βγαίνει το συμπέρασμα ότι είναι αρκετά δύσκολο να βρεθούν φράσεις οι οποίες να έχουν υψηλές βαθμολογίες

Σχήμα 3.10: Εξαγόμενα σύνολα δεδομένων βασισμένα στο βάρος και το κατώφλι

Characteristics	Tennis(1)	Tennis(2)	Animals	Food
(0.7/0.3/0.7)	2.5 MB	2.1 MB	11.3 MB	15.9 MB
(0.7/0.3/0.8)	2.3 MB	1.9 MB	10.6 MB	14.8 MB
(0.7/0.3/0.9)	676.5 kB	594.2 kB	1.8 MB	2.1 MB
(0.7/0.3/0.95)	590 kB	432.1 kB	1.6 MB	1.8 MB
(0.8/0.2/0.7)	95.6 MB	91.2 MB	538.2 MB	649.4 MB
(0.8/0.2/0.8)	2.5 MB	2.1 MB	11.2 MB	15.7 MB
(0.8/0.2/0.9)	2.3 MB	1.9 MB	10.5 MB	14.5 MB
(0.8/0.2/0.95)	590 kB	432.1 kB	1.6 MB	1.8 MB
(0.9/0.1/0.7)	115.4 MB	112.1 MB	612.1 MB	701 MB
(0.9/0.1/0.8)	111.2 MB	97.5 MB	583.4 MB	692.9 MB
(0.9/0.1/0.9)	677 kB	612 kB	1.9 MB	2.2 MB
(0.9/0.1/0.95)	590 kB	432.1 kB	1.6 MB	1.8 MB

Source: [35]

Αξιολόγηση ποιότητας ανταπόκρισης

Για την αξιολόγηση του αντίκτυπου που έχει η προσέγγιση στην ποιότητα της απόκρισης χρησιμοποιήθηκε το cosine similarity⁶ (ένας μετρητής ο οποίος υπολογίζει την ομοιότητα μεταξύ δύο συνόλων δεδομένων με μία τιμή εύρους [0,1] η οποία καθιστά εύκολη την έπειτα σύγκριση των αποτελεσμάτων). Αποδεικνύεται ότι η προτεινόμενη τεχνική έχει ανθεκτικότητα και εάν μία λέξη-κλειδί δεν επιλεγεί σωστά τότε αυτό θα επηρεάσει το μέγεθος του συνόλου δεδομένων αλλά δεν θα το εκτροχιάσει από τη σημασιολογική του εστίαση και την συνολική του απόδοση.

Μέγεθος δεδομένων σε σχέση με το χρόνο απόκρισης

Για την αξιολόγηση του αντίκτυπου της τεχνικής στην εμπειρία του χρήστη, εξετάστηκε ο χρόνος που απαιτείται για τον υπολογισμό του cosine similarity. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι υπάρχει άμεση συσχέτιση μεταξύ του μεγέθους του συνόλου δεδομένων και του χρόνου που απαιτείται για τον υπολογισμό του cosine similarity. Παρόλο αυτό σε ορισμένες περιπτώσεις, ειδικά για τις υπηρεσίες προ επεξεργασίας και του online training, ο χρόνος που απαιτείται ενδέχεται να μην επηρεάζει άμεσα την εμπειρία του χρήστη αλλά τη συνολική απόδοση του συστήματος, όπως επίσης και τις ανάγκες μνήμης και υπολογιστικής ισχύος.

3.4 Computing Semantic Relatedness using Wikipedia-based Explicit Semantic Analysis[36]

3.4.1 Πρόβλημα

Η αιτιολογία της σημασιολογικής συσχέτισης των εκφράσεων της φυσικής γλώσσας

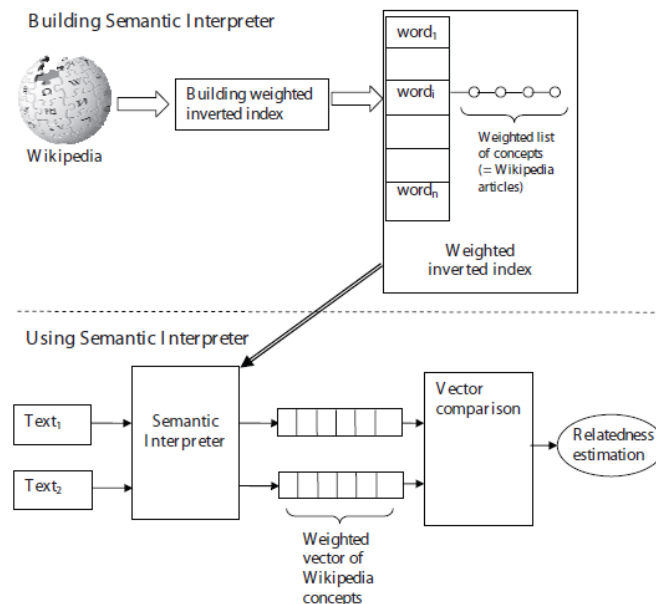
⁶<https://neo4j.com/docs/graph-data-science/current/alpha-algorithms/cosine/>

εκτελείται από τους ανθρώπους αλλά παραμένει αξεπέραστο εμπόδιο για τους υπολογιστές. Οι άνθρωποι δεν κρίνουν τη σχέση των κειμένων απλά μόνο στο επίπεδο λέξεων. Οι λέξεις προκαλούν συλλογισμό σε πολύ βαθύτερο επίπεδο με αποτέλεσμα να χειρίζονται τις έννοιες - τις βασικές μονάδες νοήματος που εξυπηρετούν τους ανθρώπους για να οργανώνονται και να μοιράζονται τις γνώσεις τους. Έτσι, οι άνθρωποι ερμηνεύουν τη συγκεκριμένη διατύπωση ενός εγγράφου στο πολύ μεγαλύτερο πλαίσιο της ιστορικής τους γνώσης και εμπειρίας. Είναι αναγνωρισμένο ότι για να επεξεργαστούν τη φυσική γλώσσα, οι υπολογιστές απαιτούν πρόσβαση σε τεράστιες ποσότητες της κοινής λογικής και παγκόσμια γνώση του συγκεκριμένου τομέα.

3.4.2 Μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε

Προτείνεται μια μέθοδος, που ονομάζεται ρητή σημασιολογία ανάλυση (Explicit Semantic Analysis - ESA), για λεπτομερή σημασιολογική αναπαράσταση απεριόριστων κειμένων φυσικής γλώσσας. Η μέθοδος αυτή αντιπροσωπεύει την έννοια σε έναν χώρο υψηλής διάστασης φυσικών εννοιών που προέρχονται από τη Wikipedia⁷. Χρησιμοποιείται η ταξινόμηση κειμένου με τεχνικές που επιτρέπουν την αντιπροσώπευση ρητά μιας έννοιας οποιουδήποτε κειμένου όσον αφορά τις έννοιες που βασίζονται στη Wikipedia. Αξιολογείται η αποτελεσματικότητα της μεθόδου με αυτόματους υπολογισμούς του βαθμού της σημασιολογικής συγγένειας μεταξύ των διάφορων κομματιών του κειμένου της φυσικής γλώσσας. Επίσης προτείνεται ένα ενιαίο τρόπο υπολογισμού συγγένειας τόσο μεμονωμένων λέξεων όσο και αυθαίρετων μεγάλων κομματιών κειμένου. Επειδή γίνεται χρήση εννοιών που βασίζονται στη Wikipedia κάνει το πρότυπο αυτό εύκολο στην ερμηνεία του.

Σχήμα 3.11: Η διαδικασία που ακολουθεί ο σημασιολογικός ερμηνευτής



Source: [36]

⁷<http://en.wikipedia.org>

3.4.3 Δεδομένα

Τα βασικά δεδομένα εισόδου προέρχονται από τη Wikipedia, την μεγαλύτερη εγκυκλοπαίδεια που υπάρχει. Για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων χρησιμοποιήθηκαν δύο σύνολα δεδομένων, που έχουν τις μεγαλύτερες δημόσιες διαθέσιμες συλλογές του είδους τους. Για την εκτίμηση της συγγένειας των λέξεων χρησιμοποιήθηκε η συλλογή WordSimilarity-3532 [37], που περιέχει 353 ζεύγη λέξεων. Κάθε ζεύγος έχει 13-16 ανθρώπινες κριτικές, για τις οποίες υπολογίστηκε ο μέσος όρος για το κάθε ζευγάρι ώστε να παραχθεί ένα μόνο σκορ σχετικότητας. Για την έπειτα σύγκριση των βαθμολογιών υπολογισμένης σχετικότητας με τις ανθρώπινες κριτικές χρησιμοποιήθηκε ο συντελεστής Spearman.

Για την ομοιότητα των εγγράφων, χρησιμοποιήθηκε μια συλλογή 50 εγγράφων από τις ειδήσεις της Australian Broadcasting Corporation ταχυδρομική υπηρεσία [38]. Αφού αντιστοιχίστηκαν με όλους τους δυνατούς τρόπους, το καθένα από τα 1.225 ζεύγη έχει 8-12 ανθρώπινες κριτικές. Αφού υπολογισθεί ο μέσος όρος των ανθρώπινων κριτικών για το κάθε ζευγάρι, από τα 1.225 ζεύγη βαθμολογιών σχετικότητας παρέμειναν μόνο 67 διακριτές τιμές. Ο συσχετισμός Spearman στην συγκεκριμένη περίπτωση δεν είναι κατάλληλος, και ως εκ τούτου χρησιμοποιήθηκε ο γραμμικός συντελεστής συσχέτισης του Pearson.

Επίσης για την καλύτερη αξιολόγηση της σημασιολογικής ερμηνείας που βασίζεται στη Wikipedia, υλοποιήθηκε ακόμα μία μέθοδος για τη σημασιολογική διερμηνεία βασισμένη σε άλλα (μεγάλης κλίμακας) δεδομένα γνώσης, το Open Directory Project (ODP)⁸.

3.4.4 Αποτελέσματα

Πιο κάτω φαίνονται τα αποτελέσματα της μεθόδου, όπου μπορούμε να δούμε ότι και οι δύο τεχνικές του ESA οδηγούν σε ουσιαστικές βελτιώσεις προηγούμενων τεχνικών. Το ESA επιτυγχάνει επίσης πολύ καλύτερα αποτελέσματα από τις άλλες μεθόδους που είναι βασισμένες στη Wikipedia. Η σημασιολογική ερμηνεία που βασίζεται στη Wikipedia είναι ανώτερη από αυτήν που βασίζεται σε ODP. Δύο είναι οι παράγοντες που συμβάλλουν σε αυτό το φαινόμενο. Πρώτον, οι άξονες ενός πολυδιάστατου χώρου ερμηνείας θα πρέπει ιδανικά να είναι τόσο ορθογώνιοι όσο το δυνατόν. Ωστόσο, η ιεραρχική οργάνωση του ODP καθορίζει τη γενικευμένη σχέση μεταξύ των εννοιών και προφανώς παραβιάζει την απαίτηση της ορθογωνικότητας. Δεύτερον, για να αυξηθεί ο αριθμός των δεδομένων εκπαίδευσης για την κατασκευή του σημασιολογικού διερμηνέα που βασίζεται στο ODP, ανιχνεύτηκαν όλες οι διευθύνσεις (URL) καταλογογραφημένες στο ODP. Αυτό επέτρεψε την αύξηση της ποσότητας των δεδομένων κειμένου κατά διάφορες τάξεις μεγέθους, αλλά προκάλεσε επίσης μια εμφανής ποσότητα θορύβου, η οποία είναι αναμενόμενη στις ιστοσελίδες. Από την άλλη, τα άρθρα της Wikipedia είναι σχεδόν χωρίς θόρυβο και ως επί το πλείστον πληρούν τις προϋποθέσεις των γραπτών αγγλικών προτύπων.

⁸<http://www.dmoz.org>

Σχήμα 3.12: Αποτελέσματα (μεθόδων) συγγένειας των λέξεων και συγγένειας των αρχείων

Algorithm	Correlation with humans
WordNet [Jarmasz, 2003]	0.33–0.35
Roget's Thesaurus [Jarmasz, 2003]	0.55
LSA [Finkelstein <i>et al.</i> , 2002]	0.56
WikiRelate! [Strube and Ponzetto, 2006]	0.19 – 0.48
ESA-Wikipedia	0.75
ESA-ODP	0.65

Table 4: Computing word relatedness

Algorithm	Correlation with humans
Bag of words [Lee <i>et al.</i> , 2005]	0.1–0.5
LSA [Lee <i>et al.</i> , 2005]	0.60
ESA-Wikipedia	0.72
ESA-ODP	0.69

Table 5: Computing text relatedness

Source: [36]

3.5 Semantic Similarity Based on Corpus Statistics and Lexical Taxonomy[39]

3.5.1 Πρόβλημα

Τα χαρακτηριστικά της πολυσημίας και της συνωνυμίας που υπάρχουν σε λέξεις της φυσικής γλώσσας από πάντα αποτελούν πρόκληση στους τομείς της Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας (NLP) και της Ανάκτησης Πληροφοριών (Information Retrieval - IR). Σε πολλές περιπτώσεις, οι άνθρωποι έχουν μικρή δυσκολία στο να καθορίζουν την επιδιωκόμενη έννοια μιας διφορούμενη λέξη, ενώ είναι εξαιρετικά δύσκολο να αναπαραχθεί αυτή η υπολογιστική διαδικασία. Για πολλά καθήκοντα στην ψυχολογία και την NLP, μία εργασία αποσυντίθεται σύμφωνα με τις απαιτήσεις που χρειάζεται για την επίλυση της σημασιολογικής σχέσης μεταξύ των λέξεων ή εννοιών. Για αυτό το λόγο πρέπει να σχεδιαστεί ένα συνεκτικό υπολογιστικό μοντέλο που να αξιολογεί αυτού του τύπου των σχέσεων.

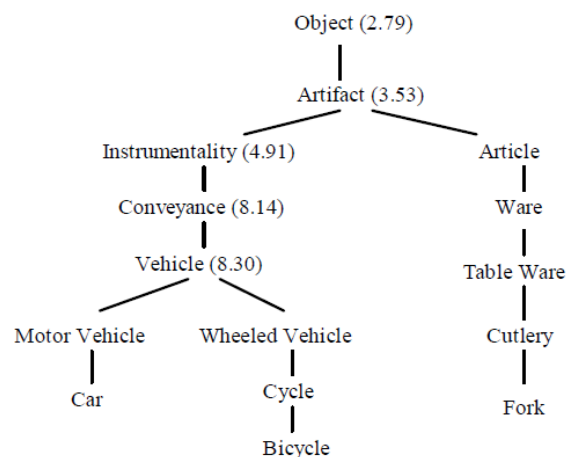
3.5.2 Μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε

Δεδομένου ότι μια ταξινόμηση συχνά αντιπροσωπεύεται ως μια ιεραρχική δομή, η οποία μπορεί να θεωρηθεί ως ειδική περίπτωση δομής δικτύου, για την αξιολόγηση της σημασιολογικής ομοιότητας μεταξύ των κόμβων στο δίκτυο μπορεί να κάνει χρήση των δομικών πληροφοριών του δικτύου. Υπάρχουν διάφοροι τρόποι προσδιορισμού της εννοιολογικής ομοιότητας δύο λέξεων σε ένα ιεραρχικό σημασιολογικό δίκτυο. Τοπογραφικά, αυτό μπορεί να κατηγοριοποιηθεί ως προσεγγίσεις βασισμένες σε κόμβους και σε ακμές, οι οποίες αντιστοιχούν σε προσεγγίσεις περιεχομένου πληροφοριών και εννοιολογικής απόστασης, αντίστοιχα.

Προσέγγιση βασισμένη σε κόμβους (Περιεχόμενο πληροφοριών)

Μια προσέγγιση βασισμένη σε κόμβους για τον προσδιορισμό της εννοιολογικής ομοιότητας ονομάζεται προσέγγιση περιεχομένου πληροφοριών. Δίνεται ένας πολυδιάστατος χώρος πάνω στον οποίο ένας κόμβος αντιπροσωπεύει μία μοναδική έννοια που αποτελείται από μια ορισμένη ποσότητα πληροφοριών και ένα άκρο αντιπροσωπεύει μια άμεση σύνδεση μεταξύ δύο εννοιών, η ομοιότητα μεταξύ δύο εννοιών είναι και ο βαθμός στον οποίο αυτές μοιράζονται κοινές πληροφορίες. Λαμβάνοντας υπόψη αυτό, σε μια ιεραρχική έννοια/χώρο τάξης, η κοινή πληροφορία μπορεί να προσδιοριστεί ως ένας συγκεκριμένος εννοιολογικός κόμβος που περιλαμβάνει και τα δύο στην ιεραρχία. Πιο συγκεκριμένα, αυτή η super-class θα πρέπει να είναι η πρώτη τάξη προς τα πάνω σε αυτήν την ιεραρχία που περιλαμβάνει και τις δύο τάξεις. Η τιμή ομοιότητας ορίζεται ως η τιμή περιεχομένου πληροφοριών αυτής συγκεκριμένη super-class. Η τιμή του περιεχομένου πληροφοριών μιας κλάσης αποκτάται στη συνέχεια από την εκτίμηση της πιθανότητας εμφάνισης αυτής της τάξης σε ένα μεγάλο κείμενο. Παραδείγματα, ας υποθέσουμε ότι θέλουμε να καθορίσουμε την ομοιότητα μεταξύ των ακόλουθων τάξεων: (αυτοκίνητο, ποδήλατο) και (αυτοκίνητο, πιρούνι). Το πιο κάτω σχήμα απεικονίζει ένα τμήμα της ιεραρχίας του WordNet (Έκδοση 1.5) που περιέχει αυτές τις κλάσεις. Ο αριθμός στη παρένθεση ενός κόμβου υποδεικνύει την αντίστοιχη τιμή περιεχομένου πληροφοριών. Από το σχήμα εμείς διαπιστώνουμε ότι η ομοιότητα μεταξύ αυτοκινήτου και ποδηλάτου είναι η αξία περιεχομένου πληροφοριών της τάξης όχημα, το οποίο έχει τη μέγιστη τιμή μεταξύ όλων των κατηγοριών που υπάγονται και οι δύο κατηγορίες, δηλ. $\text{sim}(\text{αυτοκίνητο, ποδήλατο}) = 8,30$. Αντίθετα, $\text{sim}(\text{αυτοκίνητο, πιρούνι}) = 3,53$. Αυτά τα αποτελέσματα συμφωνούν με τη δική μας αντίληψη στο ότι τα αυτοκίνητα και τα πιρούνια είναι λιγότερο παρόμοια από τα αυτοκίνητα και τα ποδήλατα.

Σχήμα 3.13: Τμήμα της ιεραρχίας του WordNet (Έκδοση 1.5)



Source: [39]

Προσέγγιση βασισμένη σε ακμές (Εννοιολογική απόσταση)

Η προσέγγιση αυτή βασίζεται στις ακμές, είναι ένας πιο φυσικός και άμεσος τρόπος αξιολόγησης της σημασιολογικής ομοιότητας σε μία ταξινόμηση. Η μέθοδος εκτιμά την απόσταση (π.χ. μήκος της ακμής) μεταξύ των κόμβων που αντιστοιχούν στις έννοιες/τάξεις που συγκρίνονται. Δεδομένου του πολυδιάστατου χώρου έννοιας, η εννοιολογική απόσταση μπορεί να μετρηθεί εύκολα με τη γεωμετρική απόσταση μεταξύ των κόμβων που αντιπροσωπεύουν τις έννοιες. Προφανώς, όσο πιο σύντομη είναι η διαδρομή από τον ένα κόμβο στον άλλο, τόσο περισσότερο μοιάζουν. Σε ένα πιο ρεαλ-

ιστικό σενάριο, οι αποστάσεις μεταξύ δύο παρακείμενων κόμβων δεν είναι απαραίτητα ίσες. Επομένως είναι απαραίτητο να ληφθεί υπόψη ότι η ακμή που συνδέει τους δύο κόμβους πρέπει να είναι σταθμισμένη. Για να προσδιοριστεί αυτόματα το βάρος της ακμής, θα πρέπει να ληφθούν υπόψη ορισμένες πτυχές στην υλοποίηση. Τα περισσότερα από αυτά σχετίζονται συνήθως με τα δομικά χαρακτηριστικά ενός ιεραρχικού δικτύου. Μερικά πιθανά χαρακτηριστικά είναι: η πυκνότητα του τοπικού δικτύου (ο αριθμός των παιδιών-συνδέσεων που εκτείνονται από έναν γονικό κόμβο), το βάθος ενός κόμβου στην ιεραρχία, ο τύπος συνδέσμου και τέλος, ίσως το πιο σημαντικό από όλα, η δύναμη ενός συνδέσμου (ακμή).

Σε αυτή την εργασία προτείνετε ένα συνδυασμένο μοντέλο που προέρχεται από την έννοια της ακμής με την προσθήκη του περιεχόμενου των πληροφοριών ως παράγοντας απόφασης. Ειδικότερα, δίνεται προσοχή στον προσδιορισμό της δύναμη σύνδεσης μιας ακμής που συνδέει έναν γονικό κόμβο με έναν κόμβο παιδί.

3.5.3 Δεδομένα

Για να μπορεί να συγκριθεί το αποτέλεσμα των πειραμάτων χρησιμοποιήθηκε το ίδιο δείγμα-30 ζευγάρια ουσιαστικών που επιλέχθηκαν σε ένα πείραμα όταν υπήρχαν μόνο άνθρωποι. Το τμήμα ουσιαστικών της τελευταίας έκδοσης (1.5) του WordNet επιλέχθηκε ως ο ταξινομητής που θα υπολογίζει την ομοιότητα μεταξύ των εννοιών. Περιέχει περίπου 60.000 κόμβους (synsets). Δεδομένου ότι το σχήμα προσθήκης ετικετών βασίστηκε στην αίσθηση ορισμού λέξης του WordNet, αυτό δίνει τη δυνατότητα λήψης μιας ακριβής κατανομή συχνότητας για τον κάθε κόμβο (synset) στην ταξινόμηση. Επομένως, αποφεύγονται τα δυνητικά ψευδή αποτελέσματα στις περιπτώσεις που μόνο οι συχνότητες των λέξεων έχουν χρησιμοποιήθηκαν. Παράλληλα το μειονέκτημα της χρήσης των δεδομένων SemCor είναι το σχετικά μικρό corpus-based που υπάρχει λόγω της ανάγκης χειροκίνητης επισήμανσης για την έννοια κάθε λέξης. Παρ' όλα αυτά, αυτό ήταν το μόνο δημόσιο διαθέσιμο σώμα με ετικέτες έννοιας.

3.5.4 Αποτελέσματα

Τα αποτελέσματα του πειράματος επιβεβαιώνουν ότι η προσέγγιση περιεχομένου πληροφοριών παρέχει σημαντική βελτίωση σε σχέση με την παραδοσιακή μέθοδο καταμέτρησης ακμών. Επίσης δείχνει ότι η προτεινόμενη συνδυασμένη προσέγγισή υπερτερεί της προσέγγισης περιεχομένου πληροφοριών. Ο οποιοσδήποτε πρέπει να αναγνωρίσει ότι ακόμη και το πιο μικρό ποσοστό βελτίωσης να υπάρξει από τις ήδη υπάρχουσες προσεγγίσεις είναι σημαντικό αφού πλησιάζει περαιτέρω στο ανώτερο όριο της ανθρώπινης κριτικής.

Σχήμα 3.14: Αποτελέσματα του συνδυασμένου μοντέλου

Similarity Method	Correlation (r)
Human Judgement (replication)	0.8848
Node Based (Information Content)	0.7941
Edge Based (Edge Counting)	0.6004
Combined Distance Model	0.8282

Table 2. Summary of Experimental Results (30 noun pairs)

Source: [39]

Αναπαραγωγή των αποτελεσμάτων

Σε αυτό το κεφάλαιο θα περιγράψουμε την διαδικασία που χρειάζεται κάποιος για την αναπαραγωγή των αποτελεσμάτων του κάθε άρθρου. Φυσικά για να είναι εφικτό αυτό πρέπει πρώτα να είναι διαθέσιμος και ο κώδικας με κάποιον βοηθητικό οδηγό για τις ενέργειες που χρειάζονται. Για κάποια από τα άρθρα υπάρχει η πλήρης δυνατότητα αναπαραγωγής των αποτελεσμάτων, για κάποια άλλα όχι όλων των αποτελεσμάτων και για κάποια άλλα δεν υπάρχει αναρτημένος ο κώδικας.

Όλοι οι κώδικες των εργασιών έχουν υλοποιηθεί σε γλώσσα Python μιας και χρησιμοποιείται κυρίως για την ανάλυση δεδομένων. Υπάρχουν άφθονες βιβλιοθήκες με επίκεντρο τα δεδομένα που καθιστούν τη διαδικασία ανάλυσης δεδομένων πολύ γρήγορη και αρκετά βολική.

4.1 Improving Neural Conversational Models with Entropy-Based Data Filtering [31]

4.1.1 Διαδικασία τρέξιματος

Για αυτή την εργασία ο κώδικας¹ υπάρχει αναρτημένος στην πλατφόρμα του GitHub. Για να μπορεί να τρέξει ο κώδικας πρέπει πρώτα να εγκατασταθούν οι απαραίτητες βιβλιοθήκες, και έπειτα να γίνει λήψη των δεδομένων εισόδου. Αυτά έχουν οργανωθεί και γίνονται με το τρέξιμο του αρχείου `setup.py` το οποίο και δίνεται. Επομένως το μόνο που απομένει για το τρέξιμο του κώδικα είναι οι μετατροπές που χρειάζονται στις μεταβλητές (πχ: το `directory` στο οποίο θα φυλάγεται η έξοδος) του συστήματος ώστε να τρέξει η επιθυμητή μέθοδος.

Όπως έχουμε αναφέρει και στο προηγούμενο κεφάλαιο 3.1 οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται είναι 3 [`identity`, `avg_embedding`, `sent2vec`]. Για να τρέξει μία μέθοδος πρέπει αντίστοιχα η μεταβλητή “`cluster_type`” (που βρίσκεται στο `directory: NeuralChatbots-DataFiltering-master/code/utils/config.py` των αρχείων) να πάρει μία από αυτές τις 3 τιμές. Πιο κάτω φαίνονται συνοπτικά οι μεταβλητές του `configuration file`:

¹<https://github.com/ricsinaruto/NeuralChatbots-DataFiltering>

Σχήμα 4.1: Μεταβλητές εισόδου για την Entropy-Based Data Filtering μέθοδο

Variables

- **data_dir**: Relative path to a directory containing your dataset.
- **output_dir**: Relative path to a directory where output files will be saved.
- **load_config**: Relative path to load config from file, or *None* if you don't want to load a config.
- **filter_split**: On which split of the data to work (full, train, dev, test).
- **cluster_type**: Which clustering type to use (identity, avg_embedding, sent2vec).
- **source_clusters**: If you use kmeans you have to provide the number of clusters for source data.
- **target_clusters**: If you use kmeans you have to provide the number of clusters for target data.
- **unique**: For the avg_embedding and sent2vec methods you can specify whether the clustering should run on only the unique set of sentences, instead of the whole corpus.
- **vocab_size**: For avg_embedding if no vocab file is provided, this number is used to build the vocab.
- **filter_type**: Which side's entropy should the filtering consider (source, target, both).
- **min_cluster_size**: Clusters with fewer elements won't be filtered.
- **threshold**: Clusters/utterances with higher entropy will be filtered.
- **clustering_method**: Whether to use kmeans or mean shift.
- **bandwidth**: Mean shift bandwidth (radius).
- **use_faiss**: Whether to use faiss for kmeans, which runs on the GPU.
- **max_avg_length**: Clusters with higher average sentence length will not be filtered.
- **max_medoid_length**: Clusters with longer medoids won't be filtered.
- **project_path**: Store the absolute path to the repo.

Source: <https://github.com/ricsinaruto/NeuralChatbots-DataFiltering/wiki/API-Documentation>

Επομένως αφού τρέξουμε τον κεντρικό κώδικα (code/main.py) τότε δημιουργούνται τα αρχεία εξόδου όπως θα δούμε αναλυτικά πιο κάτω.

4.1.2 Αναλυτικά τα δεδομένα εισόδου/εξόδου

ΕΙΣΟΔΟΣ

Ο κώδικας της εργασίας παίρνει ως δεδομένα 4 αρχεία, 2 αρχεία της μορφής .txt (ένα source.txt και ένα target.txt), και δύο αρχεία 2 αρχεία ένα της μορφής .txt και ένα της μορφής .npy (ένα vocab.txt και ένα vocab.npy) τα οποία αντιπροσωπεύουν το λεξιλόγιο που υπάρχει στα δεδομένα, αν δεν παραχωρείται τότε δημιουργείται αυτόματα από το σύστημα.

Τα δεδομένα έχουν την μορφή διαλόγου μεταξύ των δύο αρχείων (source.txt - target.txt). Κάθε γραμμή αντιπροσωπεύει μία «ερώτηση – απάντηση» (δεν είναι απαραίτητα πάντα να υπάρχει μία ερώτηση και μία απάντηση, μπορεί να είναι της μορφής κατάφασης και να απαντάει με μία ερώτηση). Δηλαδή, στο αρχείο source.txt στη πρώτη γραμμή μπορεί να υπάρχει

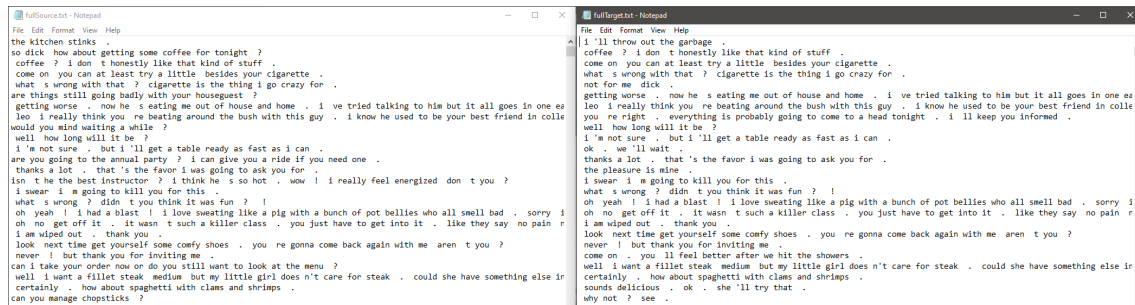
«it displays your slender figure darling .»

και αντίστοιχα στο αρχείο target.txt στην πρώτη γραμμή να υπάρχει η «απάντηση»

«the most important thing is that you bought it for me . i am happy that you know my size and style .»

Επίσης δεν υπάρχει κάποια συνοχή μεταξύ των διάφορων «ερωτήσεων – απαντήσεων». Ένα μικρό δείγμα των δεδομένων φαίνεται και πιο κάτω.

Σχήμα 4.2: Μικρό δείγμα των δεδομένων εισόδου



ΕΞΟΔΟΣ

Τα δεδομένα εξόδου αποτελούνται από 4 .txt αρχεία.

Τα 2 αρχεία (source/target_clusters.txt) έχουν την κάθε «ερώτηση/απάντηση» που βρίσκεται στο αντίστοιχο αρχείο εισόδου με έναν αριθμό στο τέλος ο οποίος αντιπροσωπεύει το πλήθος των φορών που εμφανίζεται η συγκεκριμένη «ερώτηση/απάντηση».

Τα άλλα 2 αρχεία (source/target_cluster_entropies.txt) έχουν την κάθε «ερώτηση/απάντηση» που βρίσκεται στο αντίστοιχο αρχείο εισόδου με δύο αριθμούς στο τέλος χωρισμένους με ερωτηματικό, ο πρώτος αντιπροσωπεύει το entropy ($\log_2(\#appearances)$) και ο δεύτερος αντιπροσωπεύει το πλήθος των εμφανίσεων που υπάρχουν σε κάποια «ερώτηση/απάντηση». Δηλαδή:

$$entropy = \log_2(\#appearances) \Rightarrow \#appearances$$

0 \Rightarrow they do not appear with more than one (1) target

1 \Rightarrow they appear twice (2) times, with different targets

1.585 \Rightarrow they appear three (3) times, with different targets

...

Στο πιο κάτω σχήμα φαίνεται ένα μικρό δείγμα των δεδομένων εξόδου για την κάθε περίπτωση.

Σχήμα 4.3: Μικρό δείγμα των δεδομένων εξόδου

Στην προσπάθεια αναπαραγωγής των δεδομένων εξόδου και την έπειτα αναπαραγωγή των μετρήσεων αξιολόγησης (που υπάρχει επιπρόσθετος κώδικας²) που παρουσιάζονται στα αποτελέσματα της εργασίας προκύπτουν προβλήματα με τις μεθόδους (avg_embedding, sent2vec), για αυτό το λόγο δεν ήταν εφικτή η περαιτέρω αναπαραγωγή των αποτελεσμάτων.

4.1.3 Σχολιασμός αποτελεσμάτων

Όπως αναφέρθηκε και πιο πάνω τα τελικά αποτελέσματα αξιολόγησης της εργασίας δεν μπορούσαν να αναπαραχθούν για όλες τις μεθόδους και επίσης δεν ήταν επιτυχής η προσπάθεια τρεξίματος του κώδικα αξιολόγησης. Παρόλα αυτά παρατηρούμε πως η αναπαραγωγή των αποτελεσμάτων για την μέθοδο IDENTITY ήταν επιτυχής όπως παρατηρούμε από το πιο κάτω σχήμα επομένως και οι μετρικές αξιολόγησης θα ήταν οι ίδιες.

Utterance	Frequency	Entropy
yes .	173	7.06
thank you .	141	6.57
why ?	104	6.33
here you are .	99	6.10
ok .	75	6.00
what do you mean ?	77	5.97
may i help you ?	72	5.96
can i help you ?	80	5.93
really ?	74	5.91
sure .	66	5.66
what can i do for you ?	51	5.63
why not ?	61	5.42
what ?	48	5.27
what happened ?	44	5.18
anything else ?	43	5.17
thank you very much .	72	5.14
what is it ?	41	5.06
i see .	42	5.05
no .	42	5.04
thanks .	50	5.03

Table 7: Top 20 source utterances (from DailyDialog) sorted by entropy. The entropy was calculated with IDENTITY.

(a) Δεδομένα εξόδου της μεθόδου

(b) Αναπαραγωγή των δεδομένων

Σχήμα 4.4: Στο σχήμα (a) βλέπουμε 20 πρώτα αποτελέσματα ταξινομημένα με βάση την εντροπία και στο σχήμα (b) τα 20 πρώτα αποτελέσματα της αναπαραγωγής τους για την μέθοδο IDENTITY

²<https://github.com/ricsinaruto/dialog-eval>

Πιο κάτω φαίνεται ένα δείγμα απαντήσεων που δίνει η μέθοδος αυτή πριν και μετά την επεξεργασία.

Σχήμα 4.5: Δείγμα εισόδου και εξόδου πριν και μετά την επεξεργασία των δεδομένων

Input	Response
your starting salary is 2500 yuan a month and after you become a permanent employee it will be higher .	BASE: i can tell you what is the best way to find a job . BASE-O: do you know what it is ? TARGET: i 'm very interested in the position . TARGET-O: that 's very nice of you . i 'll have to think about it .
you can greatly improve your grades by always reflecting on what you can improve on .	BASE: i want to be a great singer . BASE-O: i really appreciate it . thanks . TARGET: i think i am experienced in that position . i think i would like to make a good impression . TARGET-O: i always liked it . thank you .
umm i think i would be hard to find something in that range in this area . you know the environment in the south district is the nicest .	BASE: what about the kitchen ? BASE-O: what about the kitchen ? TARGET: what about the kitchen ? TARGET-O: what about the kitchen ?

Table 4: Example inputs and responses from DailyDialog. BASE is trained on unfiltered data, and TARGET is the model trained on IDENTITY, TARGET filtered data. Models marked with O are evaluated at an overfitted point.

4.2 Improving Conversational Question Answering Systems after Deployment using Feedback-Weighted Learning [32]

4.2.1 Διαδικασία τρεξίματος

Για αυτή την εργασία ο κώδικας³ υπάρχει αναρτημένος στην πλατφόρμα του GitHub. Για να μπορεί να τρέξει ο κώδικας πρέπει πρώτα να εγκατασταθούν οι απαραίτητες βιβλιοθήκες, και έπειτα να γίνει λήψη των δεδομένων εισόδου. Οι βιβλιοθήκες που χρειάζονται βρίσκονται σε ένα αρχείο requirements.txt του κώδικα. Αφού εγκατασταθούν οι βιβλιοθήκες και τοποθετηθούν τα δεδομένα στον φάκελο τους τότε για το τρέξιμο απλά μένει να τρέξει το αρχείο feedback_weighted_learning.py που βρίσκεται στο φάκελο src/doc_class.

4.2.2 Αναλυτικά τα δεδομένα εισόδου/εξόδου

ΕΙΣΟΔΟΣ

Τα πειράματα εκτελέστηκαν με τα δεδομένα DBPedia Classes dataset⁴, τα οποία περιέχουν ιεραρχικές κατηγορίες από 342,748 Wikipedia άρθρα. Κάθε άρθρο κατηγοριοποιείται σε τρία επίπεδα των 9(I1), 70(I2) και 219(I3) κατηγοριών αντίστοιχα. Στα πειράματα της συγκεκριμένης εργασίας χρησιμοποιήθηκαν οι 219 κατηγορίες. Το σύνολο των δεδομένων συνοδεύεται από ένα στάνταρ train, development και test αρχεία. Το development και test split μένουν άθικτα ενώ το training_set διαχωρίζεται σε train_set και σε deployment_set σε ποσοστό 10% και 90% αντίστοιχα. Για το διαχωρισμό του training_set (σε train_set και σε deployment_set) στον κώδικα δίνοντε μόνο τα indexes των δεδομένων για αυτό χρειάζεται να γραφτεί ένας μικρός κώδικας για την δημιουργία των 2 αυτών αρχείων. Αυτά τα ποσοστά (10% και 90%) βασίζονται σε πραγματικά σενάρια όπου η αρχική ποσότητα δεδομένων ενός συστήματος είναι συνήθως περιορισμένη και δαπανηρή, αλλά κατά την διάρκεια της ανάπτυξης

³<https://github.com/jjacampos/FeedbackWeightedLearning>

⁴<https://www.kaggle.com/danofer/dbpedia-classes>

μπορεί να είναι ευκολότερη η συλλογή περισσότερων δεδομένων χωρίς μεγάλο κόστος. Στα πειράματα που έγιναν για την ταξινόμηση εγγράφων το feedback των χρηστών προσομοιώθηκε με τα δεδομένα του deployment set, δηλαδή το σωστό/λάθος feedback των χρηστών αντιστοιχίζόταν με το αν η κατηγοριοποίηση που έδινε το σύστημα ήταν ίδια ή όχι με αυτή του deployment set.

Άρα συνολικά χρειάζονται 4 αρχεία με μορφή .csv (development.csv, test.csv, train_set.csv, deployment_set.csv).

Ένα μικρό δείγμα των δεδομένων φαίνονται και πιο κάτω.

Σχήμα 4.6: Μικρό δείγμα των δεδομένων εισόδου

	A	B	C	D
1	text	I3	I1	I2
2	William Alexander Massey (October 7, 1856 – March 5, 1914) was	Senator	Agent	Politician
3	Lions is the sixth studio album by American rock band The Black Crowes	Album	Work	MusicalWork
4	Pirqa (Aymara and Quechua for wall, hispanicized spelling Pirca) is a	Mountain	Place	NaturalPlace
5	Cancer Prevention Research is a biweekly peer-reviewed medical journal	AcademicJournal	Work	PeriodicalLiterature
6	The Princeton University Chapel is located on that university's main campus	HistoricBuilding	Place	Building
7	Sistrurus catenatus edwardsii is a subspecies of venomous pitviper	Reptile	Species	Animal
8	The 1st Battalion, 68th Armor Regiment (1st "68 Armor) is a battalion of the	MilitaryUnit	Agent	Organisation
9	John Warren Davis (commonly known as J. Warren Davis) (March 1, 1881	Judge	Agent	Person
10	Alfrāds Hartmanis (November 1, 1881, Riga, Latvia - July 27, 1927) was a	ChessPlayer	Agent	Athlete
11	The International Association of Plumbing and Mechanical Officials is a	TradeUnion	Agent	Organisation
12	The 31st Battalion (Alberta), CEF, was an infantry battalion of the Canadian	MilitaryUnit	Agent	Organisation
13	Let It Ride is a Broadway musical based on the 1935 Broadway farce of the	Musical	Work	MusicalWork
14	Dhadgaon (also known as Akrani or Akrani Mahal) is a tehsil in Talwara	Town	Place	Settlement
15	Chamber of Commerce v. Whiting, 563 U.S. ____ (2011), is a decision of the	SupremeCourtOfTheUnitedStates	UnitOfWork	LegalCase
16	Nicolas Coutelot (born 9 February 1977) is a retired professional tennis	TennisPlayer	Agent	Athlete
17	Ashley Morris (born 6 May 1994) is a British speedway rider. Born in	SpeedwayRider	Agent	MotorcycleRider

ΕΞΟΔΟΣ

Τα δεδομένα εξόδου αποτελούνται από ένα F1 score⁵ συνοδευόμενο από έναν Confusion matrix⁶ (για πιο αναλυτική κατανόηση των αποτελεσμάτων) για την κάθε περίπτωση, όπως φαίνεται και πιο κάτω.

⁵<https://deepai.org/machine-learning-glossary-and-terms/f-score>

⁶https://en.wikipedia.org/wiki/Confusion_matrix

Σχήμα 4.7: Δεδομένα εξόδου

```

S0 System evaluation
-----TEST-----
F1: 0.8665493305260388
Confusion matrix:
[[440  1  1 ...  0  0  0]
 [  0 470  0 ...  0  0  0]
 [  0  0 419 ...  0  0  0]
 ...
 [  0  0  0 ... 31  0  0]
 [  0  0  0 ...  0 29  0]
 [  0  0  0 ...  0  0 22]]

Deployment with feedback evaluation
-----TEST-----
F1: 0.9152547948810738
Confusion matrix:
[[448  0  0 ...  0  0  0]
 [  0 476  0 ...  0  0  0]
 [  1  0 388 ...  1  0  0]
 ...
 [  0  0  0 ... 42  0  0]
 [  0  0  0 ...  0 38  0]
 [  0  0  0 ...  0  0 39]]

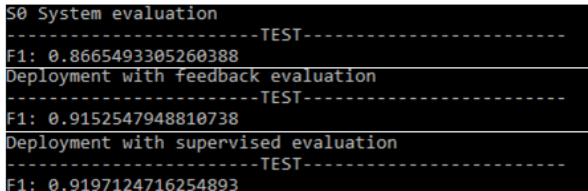
Deployment with supervised evaluation
-----TEST-----
F1: 0.9197124716254893
Confusion matrix:
[[467  0  0 ...  0  0  0]
 [  0 472  0 ...  0  0  0]
 [  0  0 395 ...  0  0  0]
 ...
 [  0  0  0 ... 42  0  0]
 [  0  0  0 ...  0 37  0]
 [  0  0  0 ...  0  0 36]]
    
```

4.2.3 Σχολιασμός αποτελεσμάτων

Παρατηρούμε ότι τα αναπαραγόμενα αποτελέσματα αντιπροσωπεύουν τα αποτελέσματα της εργασίας που αφορούν μόνο, την ταξινόμηση εγγράφων.

Σχήμα 4.8: Σύγκριση αποτελεσμάτων

Systems	F1
S_0	86.51
$S_0 + \text{FWL}$	91.59 (+5.0)
$S_0 + \text{supervised}$	91.89 (+5.3)
Fully supervised	92.04 (+5.5)



4.3 Semantic Analysis for Conversational Datasets: Improving Their Quality Using Semantic Relationships[35]

4.3.1 Αναλυτικά τα δεδομένα εισόδου

Για όλα τα πειράματα της εργασίας χρησιμοποιήθηκε το ίδιο σύνολο δεδομένων. Επίσης δημιουργήθηκαν τέσσερα διαφορετικά θέματα με τις λέξεις-κλειδιά τους:

Σχήμα 4.9: Τα 4 θέματα εισόδου με τις λέξεις-κλειδιά τους

- Tennis(1), with keywords {"tennis", "ball", "court", "sport", "racket" }
- Tennis(2), with keywords {"tennis", "ball", "sport", "racket" }
- Animals, with keywords {"animal", "dog", "jungle", "cat", "lion" }
- Food, with keywords {"food", "meat", "vegetable", "fruit", "fish" }

Επιπρόσθετα για την παράμετρο εισόδου που καθορίζεται από την εργασία που θα εκτελεί το σύστημα έγινε ένας συνδυασμός του σκοπού της εργασίας και διάφορων τιμών κατωφλίου:

Σχήμα 4.10: Συνδυασμός εισόδων για το καθορισμό της εργασίας που θα εκτελεί το σύστημα

Task	Similarity	Relatedness	Similarity	Relatedness	Threshold
			0.7	0.3	0.7
			0.7	0.3	0.8
			0.7	0.3	0.9
			0.7	0.3	0.95
			0.8	0.2	0.7
			0.8	0.2	0.8
			0.8	0.2	0.9
			0.8	0.2	0.95
			0.9	0.1	0.7
			0.9	0.1	0.8
			0.9	0.1	0.9
			0.9	0.1	0.95

4.3.2 Σχολιασμός αποτελεσμάτων

Τα δεδομένα εξόδου των πειραμάτων που περιλαμβάνονται στα τρία βήματα της αξιολόγησης της μεθόδου επιβεβαιώνονται και είναι τα ίδια με αυτά που παρουσιάζονται στην εργασία. Βάση των διάφορων συνδυασμών εισόδου που αναφέρθηκαν πιο πάνω εξάγεται το μέγεθος των δεδομένων για την κάθε περίπτωση, τα οποία και επαληθεύονται. Επίσης για την εξαγωγή τόσο του cosine similarity στις ερωτήσεις που χρησιμοποιήθηκαν αλλά όσο και του χρόνου απόκρισης που χρειάζεται για τον υπολογισμό του παρατηρείται πως αντιπροσωπεύουν αυτά που παρουσιάζονται στα αποτελέσματα της εργασίας.

4.4 Computing Semantic Relatedness using Wikipedia-based Explicit Semantic Analysis[36]

4.4.1 Διαδικασία τρέξιματος

Για αυτή την εργασία ο κώδικας⁷ υπάρχει αναρτημένος στην πλατφόρμα του GitHub. Για το τρέξιμο του κώδικα υπάρχουν 4 απλά βήματα. Πρώτο βήμα, είναι η λήψη των δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν. Δεύτερο βήμα, είναι το τρέξιμο του αρχείου `xml_parse.py` με παράμετρο το αρχείο των δεδομένων, το οποίο δημιουργεί προσωρινά αρχεία με τις πληροφορίες των λέξεων, συνδέσμων και άρθρων που υπάρχουν στα δεδομένα. Τρίτο βήμα, είναι το τρέξιμο του αρχείου `generate_indices.py` το οποίο δημιουργεί δείκτες που αντιστοιχίζονται σε μοναδικές λέξεις και άρθρα. Τέταρτο και τελευταίο βήμα, είναι το τρέξιμο του αρχείου `matrix_builder.py` που στην ουσία είναι η εφαρμογή της μεθόδου πάνω στα δεδομένα.

4.4.2 Αναλυτικά τα δεδομένα εισόδου/εξόδου

ΕΙΣΟΔΟΣ

Τα δεδομένα εισόδου αποτελούνται από ένα αρχείο Wikipedia XML dump `.xml`⁸.

ΕΞΟΔΟΣ

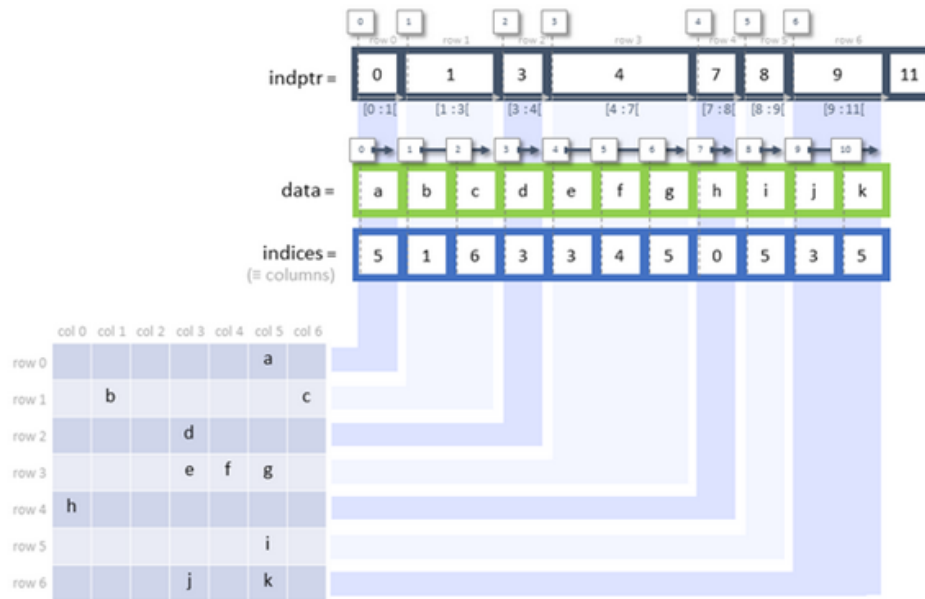
Τα δεδομένα εξόδου αποτελούνται από πολλαπλά αρχεία της μορφής `.mtx` όπου συνδυασμένα μεταξύ τους περιέχουν πληροφορίες Indices, Indptr και data. Με την χρήση των πληροφοριών που προσφέρουν τα `.mtx` αρχεία μπορούν να μεταφραστούν ως ένας πίνακας όπου η κάθε γραμμή του αντιπροσωπεύει μία μοναδική λέξη και η κάθε του στήλη ένα άρθρο (Wikipedia article) και η κάθε του εγγραφή αντιστοιχεί στο TF-IDF⁹ score της λέξης-άρθρου. Στο πιο κάτω σχήμα φαίνεται η διαδικασία μετάφρασης του πίνακα.

⁷<https://github.com/bjarkemoensted/Wiki-ESA>

⁸<https://dumps.wikimedia.org/enwiki/>

⁹<https://www.datasciencecentral.com/profiles/blogs/text-analysis-101-explicit-semantic-analysis-esa-explained>

Σχήμα 4.11: Δημιουργία πίνακα με τη χρήση Indptr, Indices και Data



Source: <https://stackoverflow.com/questions/52299420/scipy-csr-matrix-understand-indptr>

Σημείωση: Μετά από αρκετές ώρες μελέτης του κώδικα βρέθηκε μία πιθανή λειτουργία σύγκρισης λέξεων/φράσεων με τα άρθρα των δεδομένων. Υπάρχει στον κώδικα υλοποιημένο (χωρίς όμως να αναγράφεται κάπου η πραγματική του λειτουργία), βρίσκει και εμφανίζει σε φθίνουσα σειρά (δηλαδή πρώτο εμφανίζει το πιο όμοιο στη λέξη/φράση εισόδου) τον τίτλο των άρθρων που είναι πιο όμοια.

4.4.3 Σχολιασμός αποτελεσμάτων

Δεν ήταν εφικτή η τελική αναπαραγωγή των αποτελεσμάτων της εργασίας εφόσον δεν δίνονταν τα ακριβής δεδομένα στα οποία έγινε η σύγκριση, παρά μόνο η διαδικασία εύρεσης του TF-IDF σκορ μεταξύ λέξεων και εννοιών της Wikipedia.

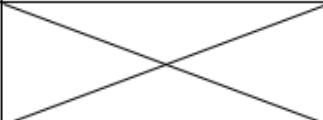
4.5 Semantic Similarity Based on Corpus Statistics and Lexical Taxonomy[39]

Δυστυχώς για αυτή την εργασία δεν βρέθηκε κάπου αναρτημένος ο κώδικας της προσέγγισης.

4.6 Σύγκριση των τεχνικών

Στο σχήμα 4.12 φαίνεται ο πίνακας σύγκρισης των τεχνικών που αναφέρθηκαν πιο πάνω. Ο πίνακας αυτός περιέχει στοιχεία όπως το που μπορεί να αξιοποιηθεί η κάθε τεχνική, σε τι δεδομένα μπορεί να εφαρμοστεί, τι λαμβάνει και τι δεν λαμβάνει υπόψη του στην επεξεργασία και τέλος τα ποιοτικά χαρακτηριστικά που προσφέρουν στα δεδομένα εξόδου που παράγουν.

Σχήμα 4.12: Πίνακας σύγκρισης των μεθόδων

	Entropy-Based Data Filtering [30]	Feedback Weighted Learning [31]	Semantic Analysis Using Semantic Relationships [34]	Wikipedia-based Explicit Semantic Analysis [35]
Ποιος ο σκοπός	“Καθαρισμός” συνόλων συζήτησης	Βελτίωση συστήματος μετά από την ανάπτυξή του	Δημιουργία συνόλου δεδομένων βάση κριτηρίων	Σύγκριση μεταξύ λέξεων/εννοιών
Που μπορεί να αξιοποιηθεί	Για την επεξεργασία δεδομένων εκπαίδευση συστημάτων συζήτησης,	Βελτίωση ταξινόμησης εγγράφων	Δημιουργία συνόλου δεδομένων για διάφορους τύπου χρήσης (π.χ. δεδομένα εκπαίδευση συστημάτων συζήτησης, συλλογή δεδομένων συγκεκριμένου θέματος, ταξινόμηση εγγράφων)	<ul style="list-style-type: none"> • Σύγκριση μεταξύ λέξεων/εννοιών • Ταξινομητής εγγράφων • Ανάκτηση πληροφοριών
Σε τι δεδομένα μπορεί να εφαρμοστεί	Σε σύνολα συζήτησης (ερωτήσεων – απαντήσεων)	Σύνολα δεδομένων ερωτήσεων-απαντήσεων με feedback (σωστό/λάθος)	<ul style="list-style-type: none"> • Σύνολα συζήτησης ερωτήσεων-απαντήσεων • Σε σύνολα κειμένων 	Σύνολα κειμένων
Τι λαμβάνει υπόψη στην επεξεργασία	Το πλήθος των εμφανίσεων (εντροπία) μίας ερώτησης/απάντησης του συνόλου δεδομένων	Σχόλια από τους χρήστες	<ul style="list-style-type: none"> • Semantic similarity • Semantic relatedness • Set of keywords • Εργασία στην οποία θα πρέπει να ανταποκρίνεται (formality + συγκεκριμένες κατηγορίες πηγής -> social chatbots/ support agent sources) 	Την συχνότητα εμφάνισης των λέξεων ή φράσεων μέσα σε ένα κείμενο/άρθρο (TF-IDF score)
Τι δεν λαμβάνει υπόψη στην επεξεργασία	Μπορεί να μην έχει τόσο δυνατό αντίκτυπο σε δεδομένα με μεγάλο θόρυβο πχ. Twitter Datasets	Το λάθος feedback από τους χρήστες (θεωρείται ότι το feedback είναι ειλικρινές)	Διφορούμενες λέξεις – μπορεί να αποσαφηνίσει μία τέτοια λέξη μόνο αν χρησιμοποιηθεί κατάλληλη γειτονική λέξη στις λέξεις-κλειδιά.	<ul style="list-style-type: none"> • Διφορούμενες λέξεις - μπορεί να εκτελέσει αποσαφήνιση μίας τέτοιας λέξης με τη βοήθεια γειτονικών λέξεων σε μία φράση • Semantic similarity
Ποιοτικά χαρακτηριστικά	Απομάκρυνση της μονοτονία από δεδομένα συνομιλίας		<ul style="list-style-type: none"> • Παράγει το formality που επιθυμεί ο χρήστης • Semantic similarity • Semantic relatedness 	Semantic relatedness

Για ενδεικτικούς λόγους όταν αναφέρομαι στην πρώτη, δεύτερη, τρίτη και τέταρτη τεχνική αναφέρομαι αντίστοιχα με την σειρά που είναι καταχωρημένες οι μέθοδοι στις στήλες του πίνακα.

Παρατηρούμε πως ο σκοπός για το οποίο κατασκευάστηκαν αυτές οι τεχνικές δεν είναι ο ίδιος. Αφού η τρίτη τεχνική κατασκευάστηκε για την συλλογή δεδομένων, η πρώτη κατασκευάστηκε για τον καθαρισμό των δεδομένων, η τέταρτη για την σύγκριση δεδομένων και η δεύτερη για την βελτίωση του συστήματος μετά την ανάπτυξη του. Αλλά όλες έχουν τον ίδιο στόχο, στην βελτίωση ενός συστήματος συζήτησης.

Οι τεχνικές αυτές μπορούν να αξιοποιηθούν για την βελτίωση των δεδομένων και γενικά του συστήματος συζήτησης. Η τρίτη τεχνική αρχικά μπορεί να αξιοποιηθεί για την δημιουργία συνόλων για διάφορους τύπους χρήσης μιας και είναι ο σκοπός της μεθόδου, παρόλο αυτό μπορεί να χρησιμοποιηθεί στην ταξινόμηση εγγράφων. Η τέταρτη τεχνική μπορεί ως προτεραιότητα έχει την σύγκριση λέξεων/κειμένων αλλά ταυτόχρονα μπορεί να γίνει η χρήση της για την ταξινόμηση εγγράφων ή για την ανάκτηση πληροφοριών. Η πρώτη τεχνική αξιοποιείται για την επεξεργασία δεδομένων συζήτησης και η δεύτερη τεχνική για την βελτίωση της ταξινόμησης εγγράφων. Παρατηρούμε πως οι 3 από τις 4 τεχνικές μπορούν να αξιοποιηθούν για την ταξινόμηση εγγράφων.

Σαν δεδομένα εισόδου η πρώτη τεχνική έχει σύνολα συζήτησης, η τέταρτη έχει σύνολα κειμένων και η τρίτη τεχνική μπορεί να εφαρμοστεί και για τα δύο. Η δεύτερη τεχνική δεν εφαρμόζεται σε απλά δεδομένα αλλά σε δυαδικής μορφής (σωστό/λάθος) δεδομένα.

Στην επεξεργασία της η κάθε μέθοδος λαμβάνει υπόψη διαφορετικά κριτήρια. Η πρώτη και η τέταρτη τεχνική λαμβάνει υπόψη το πλήθος των εμφανίσεων μιας λέξης/φράσης που εμφανίζεται μέσα στα δεδομένα αλλά η κάθε μία το επεξεργάζεται διαφορετικά. Η δεύτερη τεχνική λαμβάνει υπόψη μόνο το feedback των χρηστών. Η τρίτη τεχνική λαμβάνει υπόψη περισσότερα από τις άλλες, δίνει τόση σημασία στη σημασιολογική ομοιότητα και συνάφεια που εμφανίζεται μεταξύ κάποιων λέξεων-κλειδιά αλλά όση και για την εργασία που είναι καθορισμένη να εκτελεί το σύστημα εκπαίδευσης.

Οι τεχνικές αυτές έχουν κάποιους περιορισμούς οι οποίοι φαίνονται σημειωμένοι με κόκκινο πάνω στον πίνακα. Από τα συμπεράσματα της πρώτης τεχνικής δίνει ότι μπορεί να μην έχει τόσο αντίκτυπο σε δεδομένα με μεγάλο θόρυβο (π.χ. Twitter Dataset) όπου περιέχονται πολλές πληροφορίες και αρκετές να μην έχουν ιδιαίτερο νόημα. Για την δεύτερη τεχνική ο περιορισμός της είναι ότι θεωρεί το feedback των χρηστών να είναι 100% ειλικρινές, πράγμα που δεν μπορεί να αντιπροσωπεύσει τον πραγματικό κόσμο, όπου υπάρχουν κακόβουλοι χρήστες. Όσο για την τρίτη και την τέταρτη τεχνική οι περιορισμοί τους είναι ότι δεν μπορούν να αντιμετωπίσουν διαφορετικές λέξεις παρά μόνο όταν χρησιμοποιούνται σε συνδυασμό με τις κατάλληλες γειτονικές λέξεις ώστε να μπορούν να ερμηνευτούν οι πραγματικές σημασίες τους.

Επομένως τα ποιοτικά χαρακτηριστικά που προσφέρουν είναι, για την πρώτη τεχνική η αφαίρεση της μονοτονίας στις απαντήσεις μίας συνομιλίας. Για την τρίτη τεχνική τα ποιοτικά χαρακτηριστικά είναι η ενσωμάτωση του formality που επιθυμεί ο χρήστης για τα δεδομένα και η σημασιολογική ομοιότητα και συνάφεια των δεδομένων που συλλέγονται. Για την τέταρτη τεχνική το ποιοτικό χαρακτηριστικό που προσφέρει είναι η σημασιολογική συνάφεια των δεδομένων λειτουργώντας στο επίπεδο του νοήματος και όχι απλά στο επιφανειακό λεξιλόγιο μίας λέξης ή εγγράφου.

Επίλογος

5.1 Σύνοψη και Συμπεράσματα

Στην παρούσα διπλωματική εργασία έγινε μία προσπάθεια σύγκρισης μεταξύ διαφορετικές τεχνικές και αλγορίθμους επεξεργασίας δεδομένων, ώστε αυτά να γίνονται πιο ποιοτικά και τα αυτοματοποιημένα συστήματα συζήτησης να μπορούν να παράγουν όσο το δυνατό πιο σαφές και στοχευμένες απαντήσεις, τόσο σε νόημα όσο και στον τρόπο διατύπωσης.

Οι εργασίες που μελετήθηκαν καθιστούν ένα πολύ μικρό δείγμα του τομέα αυτού, και δείχνουν αισιόδοξα αποτελέσματα αφού παρατηρείται ότι υπάρχει βελτίωση με τη χρήση τους για το αντίστοιχο πρόβλημα που επιχειρεί η κάθε μία να επιλύσει.

Με τα δεδομένα που παρουσιάστηκαν πιο πάνω καταλήγουμε αρχικά στο συμπέρασμα ότι η επεξεργασία και η συλλογή των δεδομένων ως προς τη σημασιολογική τους ομοιότητα και τη σημασιολογική τους συνάφεια με το αντικείμενο στο οποίο θα εστιάζει το σύνολο δεδομένων βελτιώνει άμεσα την τελική πληροφορία που προσφέρεται για την εκπαίδευση ενός συστήματος συζήτησης και είναι ένα καλό πρώτο βήμα για την βελτίωση της ποιότητας των δεδομένων. Όπως παρατηρείται επίσης δεν υπάρχει μόνο ένας τρόπος σημασιολογικής ανάλυσης των δεδομένων. Παράλληλα η προσπάθεια επεξεργασίας των δεδομένων μετά την συγκέντρωσή τους μπορεί εξίσου να προσφέρει όχι τόσο στην πληροφορία που θα δίνεται αλλά περισσότερο στο τρόπο διατύπωσης της. Τέλος, η επιχείρηση της βελτίωσης ενός συστήματος συζήτησης μετά την ανάπτυξη του φαίνεται να είναι εφικτή, και δηλώνει ότι τα συστήματα συζήτησης θα μπορούν να βελτιώνονται συνεχώς.

Όπως παρατηρείται υπάρχουν πολλές γωνίες προσέγγισης της βελτίωσης της βελτίωσης των δεδομένων συζήτησης, που δίνουν αξιοσημείωτα αποτελέσματα. Επομένως δεν υπάρχει η σωστή ή η λάθος προσέγγιση αλλά η πιο αποδοτική που θα εξαρτάται πάντα από την χρήση του συστήματος που θα αξιοποιεί τα δεδομένα συζήτησης.

5.2 Μελλοντικές επεκτάσεις

Η παρούσα διπλωματική εργασία μπορεί να επεκταθεί σε διάφορες κατευθύνσεις. Μία ενδιαφέρουσα επέκταση θα ήταν η άμεση σύγκριση μέρους των πιο πάνω τεχνικών, με σκοπό την εύρεση του πιο αποδοτικού μοντέλου. Θα μπορούσαν να συγκριθούν οι τεχνικές Feedback Weighted Learning, Semantic Analysis Using Semantic Relationships και η Wikipedia-Based Explicit Semantic Analysis ως προς την απόδοση τους για την ταξινόμηση των εγγράφων. Επίσης θα μπορούσε να συγκριθεί ο υπολογισμός της σημασιολογικής συνάφειας, αφού η μέθοδος Semantic Analy-

sis Using Semantic Relationships εστιάζει στον συνυπολογισμό της σημασιολογικής συνάφειας με βάση τις αντωνυμίες, υπερωνυμίες και τις μερωνυμίες των λέξεων με αυτές των κειμένων, και η μέθοδος Wikipedia-Based Explicit Semantic Analysis υπολογίζει τη σημασιολογική συνάφεια με βάση τη συχνότητα των λέξεων που εμφανίζονται σε κάποιο κείμενο. Επιπρόσθετα θα μπορούσε να γίνει ένας συνδυασμός των τεσσάρων αυτών τεχνικών για την προσπάθεια δημιουργίας ενός ακόμα πιο ποιoτικού συνόλου δεδομένων καλύπτοντας όλες τις πλευρές των χαρακτηριστικών (της σημασιολογικής σχέσης των δεδομένων, του τρόπου διατύπωσης τους - formality, της προσωπικότητας/αυτοσχεδιασμού που θα παρουσιάζει το σύστημα) αλλά επίσης και την αντιμετώπιση των περιορισμών που έχουν οι τεχνικές αυτές.

Βιβλιογραφία

- [1] B.J. Copeland. *artificial intelligence*. URL: <https://www.britannica.com/technology/artificial-intelligence>.
- [2] Amal Joby. *What Is Artificial Intelligence? Everything You Need to Know*. 2020. URL: <https://www.g2.com/articles/what-is-artificial-intelligence>.
- [3] Mariusz Flasiński. *Introduction to Artificial Intelligence*. Springer, 2016. ISBN: 9783319400204.
- [4] Alan Dix Janet Finlay. *An Introduction to Artificial Intelligence*. CRC Press Taylor & Francis Group, 1996. ISBN: 9781857283990.
- [5] Vaishali Advani. *What is Artificial Intelligence? How does AI work, Types and Future of it?* 2021. URL: <https://www.mygreatlearning.com/blog/what-is-artificial-intelligence/>.
- [6] Linda Tucci Ed Burns Nicole Laskowski. *What is artificial intelligence?* URL: <https://searchenterpriseai.techtarget.com/definition/AI-Artificial-Intelligence>.
- [7] Brett Grossfeld. *Deep learning vs. machine learning: a simple way to learn the difference*. 2020. URL: <https://www.zendesk.com/blog/machine-learning-and-deep-learning/>.
- [8] Built in. *Introduction to AI*. URL: <https://builtin.com/artificial-intelligence>.
- [9] Kamal Hussain. “Artificial Intelligence and its Applications goal”. In: (2018).
- [10] Santu Kottila. *Complete Guide to Chatbots*. 2021. URL: <https://leadoo.com/blog/complete-guide-to-chatbots/>.
- [11] ChatBot. *2021 Chatbot Guide*. 2021. URL: <https://www.chatbot.com/chatbot-guide/>.
- [12] Konstantin Sadekov. *Types of Chatbots. Rule-Based Chatbots vs AI Chatbots*. 2020. URL: <https://mindtitan.com/resources/guides/chatbot/types-of-chatbots/>.
- [13] Michael Keenan. *The 15 Best Chatbot Examples in 2021*. 2020. URL: <https://manychat.com/blog/chatbot-examples/>.
- [14] Dan Shewan. *10 of the Most Innovative Chatbots on the Web*. 2021. URL: <https://www.wordstream.com/blog/ws/2017/10/04/chatbots>.
- [15] Mark Cirillo. *6 Examples of SMART Chatbot to Improve Your Customer Services*. 2019. URL: <https://leadsbridge.com/blog/6-examples-of-smart-chatbot-to-improve-your-customer-services/>.

- [16] Beidget Botelho. *virtual assistant (AI assistant)*. URL: <https://searchcustomerexperience.techtarget.com/definition/virtual-assistant-AI-assistant>.
- [17] Ava Mutchler. *What are Virtual Assistants?* 2019. URL: <https://voicebot.ai/2019/10/05/what-are-virtual-assistants/>.
- [18] Shreeya Chourasia. *Best AI Assistant Of 2021*. 2020. URL: <https://techresearchonline.com/blog/best-ai-assistant-of-2021/#>.
- [19] Abhishek Shanbhag. *Understanding The Difference Between A Chatbot And A Virtual Assistant*. 2020. URL: <https://botcore.ai/blog/chatbot-vs-virtual-assistants/>.
- [20] Leah. *5 Common Chatbot Fails and How to Prevent Them*. 2020. URL: <https://www.userlike.com/en/blog/chatbot-fails>.
- [21] Noah Blier. *Stories of AI Failure and How to Avoid Similar AI Fails*. 2020. URL: <https://www.lexalytics.com/lexablog/stories-ai-failure-avoid-ai-fails-2020>.
- [22] Limarc Ambalina. *15 Best Chatbot Datasets for Machine Learning*. 2020. URL: <https://dev.to/otakuhacks/15-best-chatbot-datasets-for-machine-learning-1add>.
- [23] Verena Kantere Maria Krommyda. “Improving the quality of the conversational datasets through extensive semantic analysis”. In: (2019).
- [24] Roger Brown. *How to Prepare Training Data For Chatbot?* 2019. URL: <https://chatbotsjournal.com/how-to-prepare-training-data-for-chatbot-20b54259d00c>.
- [25] Tech Native. *Data Quality vs Data Quantity: What’s More Important for AI?* 2018. URL: <https://technative.io/data-quality-vs-data-quantity-whats-more-important-for-ai/>.
- [26] Daniel Braun, Adrian Hernandez Mendez, and Florian Matthes. “Evaluating Natural Language Understanding Services for Conversational Question Answering Systems”. In: (2017).
- [27] Kun Zhou, Wayne Xin Zhao, Hui Wang, Sirui Wang, Fuzheng Zhang, Zhongyuan Wang, and Ji-Rong Wen. “Leveraging Historical Interaction Data for Improving Conversational Recommender System”. In: (2020).
- [28] Daya Guo, Duyu Tang, Nan Duan, Ming Zhou, and Jian Yin. “Dialog-to-Action: Conversational Question Answering Over a Large-Scale Knowledge Base”. In: (2018).
- [29] Chenguang Zhu, Michael Zeng, and Xuedong Huang. “SDNET: CONTEXTUALIZED ATTENTION-BASED DEEP NETWORK FOR CONVERSATIONAL QUESTION ANSWERING”. In: (2019).
- [30] Chen Qu, Liu Yang, Minghui Qiu, W. Bruce Croft, Yongfeng Zhang, and Mohit Iyyer. “BERT with History Answer Embedding for Conversational Question Answering”. In: (2019).
- [31] Richard Csaky. “Improving Neural Conversational Models with Entropy-Based Data Filtering”. In: (2019).

- [32] Jon Ander Campos, Kyunghyun Cho, Arantxa Otegi, Aitor Soroa, Gorka Azkune, and Eneko Agirre. “Improving Conversational Question Answering Systems after Deployment using Feedback-Weighted Learning”. In: (2020).
- [33] Eunsol Choi, He He, Mohit Iyyer, Mark Yatskar, Wen-tau Yih, Yejin Choi, Percy Liang, and Luke Zettlemoyer. “QuAC : Question Answering in Context”. In: (2018).
- [34] Jon Ander Campos, Arantxa Otegi, Aitor Soroa, Jan Deriu, Mark Cieliebak, and Eneko Agirre. “DoQA - Accessing Domain-Specific FAQs via Conversational QA”. In: (2020).
- [35] Verena Kantere Maria Krommyda. “Semantic Analysis for Conversational Datasets: Improving Their Quality Using Semantic Relationships”. In: (2020).
- [36] Shaul Markovitch Evgeniy Gabrilovich. “Computing Semantic Relatedness using Wikipedia-based Explicit Semantic Analysis”. In: (2007).
- [37] Lev Finkelstein, Evgeniy Gabrilovich¹, Yossi Matias, Ehud Rivlin, Zach Solan, Gadi Wolfman, and Eytan Ruppín. “Placing Search in Context: The Concept Revisited”. In: (2002).
- [38] Lee Michael D., Pincombe Brandon, and Welsh Matthew. “Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society”. In: (2005).
- [39] David W. Conrath Jay J. Jiang. “Semantic Similarity Based on Corpus Statistics and Lexical Taxonomy”. In: (1997).

Όροι

Αγγλικοί

AI	:	Artificial Intelligence
IoT	:	Internet of Things
ML	:	Machine Learning
DL	:	Deep Learning
NN	:	Neural Network
NLP	:	Natural Language Processing
ANI	:	Artificial Narrow Intelligence
AGI	:	Artificial General Intelligence
ASI	:	Artificial Super Intelligence
LSTM	:	Long Short Term Memory
E-GAN	:	Evolutionary Generative Adversarial Networks
SIEM	:	Security Information and Event Management
UI	:	User Interface
WHO	:	World Health Organization
API	:	Application Programming Interface
WW	:	Wakeword
ASR	:	Automatic Speech Recognition
NLU	:	Natural Language Understanding
DM	:	Dialogue Manager
TTS	:	Text to Speech
ANN	:	Artificial Neural Networks
NCM	:	Neural Conversational Models
CQA	:	Conversational Question Answering
FWL	:	Feedback-Weighted Learning
ESA	:	Explicit Semantic Analysis
ODP	:	Open Directory Project
URL	:	Uniform Resource Locator
IR	:	Information Retrieval
KB	:	Knowledge Base

Ελληνικοί

TN	:	Τεχνητή Νοημοσύνη
MM	:	Μηχανική Μάθηση
BM	:	Βαθιά Μάθηση
NΔ	:	Νευρωνικά Δίκτυα
ΠΟΥ	:	Παγκόσμιος Οργανισμός Υγείας

