



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Τμήμα Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών

Τεχνικές Βαθιάς Συσταδοποίησης για
ταξινόμηση δραστηριοτήτων από
θερμικά δεδομένα

Διπλωματική Εργασία
Ειρήνη Κοτζιά

Αθήνα 2020

Ευχαριστίες

Αρχικά θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή της διπλωματικής μου εργασίας Τμήματος Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, κύριο Νικόλαο Δουλάμη, για την καθοδήγηση και την εμπιστοσύνη που μου έδειξε. Θα ήθελα να προσθέσω πόσο σημαντική ήταν η συμβολή του στην προσπάθεια μου να στραφώ σε τομείς όπως η Τεχνητή μάθηση.

Στη συνέχεια θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τους υποψήφιους Διδάκτορες Νικόλαο Μπάκαλο και Ευτύχιο Πρωτοπαπαδάκη για τον χρόνο και τις πολύτιμες γνώσεις που μου προσέφεραν σε όλη τη διαδικασία της εκπόνησης της διπλωματικής εργασίας. Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω την Οδέττη Σιγάλα, καθώς χωρίς την βοήθειά της η παρουσίαση της διπλωματικής εργασίας θα ήταν αδύνατη.

Περίληψη

Αυτή η διπλωματική στηρίχθηκε σε μια πραγματική ανάγκη για μελέτη νέων τρόπων επίβλεψης και προστασίας κρίσιμων υποδομών. Ο κλάδος της μηχανικής μάθησης εξελίσσεται με ραγδαίο ρυθμό και έχει συμβάλει σε πολλά διαφορετικά επιστημονικά πεδία. Αυτός ο κλάδος, δίνει τη δυνατότητα στον υπολογιστή να μαθαίνει και κατά συνέπεια να προβλέπει μέσα από πολύπλοκα μοντέλα. Από την άλλη πλευρά, οι κρίσιμες υποδομές ανά κράτος καθώς και σε παγκόσμιο επίπεδο απαιτούν πλήρη προσοχή καθώς όπως ορίζει το ίδιο το όνομα τους είναι ζωτικής σημασίας για την εύρυθμη λειτουργία της κοινωνίας. Είναι αναγκαία επομένως η κατανόηση και ο ορισμός αυτών ώστε να μπορούν εν συνεχεία να οριστούν και οι τρόποι προστασίας τους. Στην παρούσα διπλωματική σκοπός ήταν η αξιοποίηση τεχνικών βαθιάς μηχανικής εκμάθησης για την ταξινόμηση δεδομένων θερμικής κάμερας. Αυτό ορίστηκε ως ρεαλιστικό πρόβλημα και πιθανή εφαρμογή σε μία κρίσιμη υποδομή. Στην διάθεση μου είχα ένα σετ δεδομένων από την θερμική κάμερα η οποία είχε τοποθετηθεί σε ένα εργοστάσιο ύδρευσης. Το σετ χωρίστηκε σε δύο κατηγορίες δηλαδή στα καρέ όπου ο χώρος βρισκόταν σε ασφαλή κατάσταση και σε καρέ όπου ο χώρος κινδύνευε από κάποιον πιθανό παραβάτη. Στόχος της εργασίας ήταν να εκπαιδευθεί ο υπολογιστής ώστε να αναγνωρίζει πότε εμφανίζεται κίνδυνος (ανθρώπινη παρουσία) στον χώρο και πότε όχι. Με αυτόν τον τρόπο μπορούν να παρακολουθούνται πολλοί χώροι ταυτόχρονα και απομακρυσμένα με αυτόματο τρόπο. Για τον σκοπό αυτό δημιουργήθηκαν δύο νευρωνικά δίκτυα βαθιάς εκμάθησης. Ένα Βαθύ Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο και μια πολύπλοκη μορφή Ανατροφοδοτούμενου Νευρωνικού Δικτύου, το LSTM.

Η εφαρμογή έδειξε πώς το Βαθύ Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο είχε μεγάλη επιτυχία και ικανότητα στο να αναγνωρίζει τις δύο περιπτώσεις που προαναφέρθηκαν. Ωστόσο το δίκτυο LSTM δεν είχε αξιόπιστα αποτελέσματα γεγονός που αναμενόταν καθώς αυτή η κατηγορία αφορά και είναι χρήσιμη σε δεδομένα που έχουν μία αλληλουχία που στην περιπτωσή μας δεν έχουν.

Abstract

This thesis was based on a real need to study new ways of supervision and protecting critical infrastructure. The field of machine learning is evolving rapidly and has contributed to many different scientific fields. Machine Learning enables the computer to learn and thus predict through complex models. On the other hand, Critical Infrastructures in each state as well as globally require full attention are vital for the society in order to function properly. It is therefore necessary to understand and define them so that their ways of protection can then be found. This thesis purpose was to utilize deep machine learning techniques for the classification of thermal images. This was defined as a realistic problem and my proposal as a possible implementation in a critical infrastructure. I had a set of data at my disposal taken from a thermal camera which had been installed in a water plant. The set was divided into two categories, namely the frames where the area-room was safe and the frames where the area-room was endangered by a potential offender. The purpose of the project was to train the computer to recognize when danger (human presence) occurs. This allows multiple areas to be monitored simultaneously, remotely and automatically. For this purpose, two deep neural networks were created. A Deep Convolutional Neural Network and a complex form of Recurrent Neural Network, the LSTM.

The results showed that the Deep Convolutional Neural Network had great success and ability to recognize the two cases mentioned above. However the LSTM network did not have reliable results as expected as this method is useful for applications where the data have a sequence which in our case is not the story.

Περιεχόμενα

Ευχαριστίες.....	5
Περίληψη.....	7
Abstract.....	9
Περιεχόμενα.....	11
Εισαγωγή.....	15
1. Κρίσιμες Υποδομές.....	17
Εισαγωγή.....	19
Κρίσιμη Υποδομή.....	19
1.1 Τομέας Ενέργειας.....	23
1.1.1 Υποτομέας Ηλεκτρισμού.....	23
1.1.1.1 Παραγωγή Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	23
1.1.1.2 Μεταφορά-Διανομή Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	25
1.1.1.3 Εμπόριο Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	26
1.1.2 Υποτομέας Πετρελαίου.....	26
1.1.2.1 Διύλιση Πετρελαίου.....	27
1.1.2.2 Μεταφορά Πετρελαίου.....	27
1.1.3 Υποτομέας Φυσικού Αερίου.....	28
1.1.3.1 Μεταφορά – Διανομή Φυσικού Αερίου.....	29
1.1.3.2 Προμήθεια Φυσικού Αερίου.....	31
1.2 Τομέας Πληροφορικής και Επικοινωνίας.....	32
1.2.1 Υποτομέας Επικοινωνιών.....	33
1.2.1.1 Επικοινωνία Φωνής / Δεδομένων και παροχή Internet.....	34
1.2.2 Υποτομέας Τεχνολογιών Πληροφορικής.....	35
1.2.2.1 Υπηρεσίες Διαδικτύου.....	35
1.2.2.2 Κέντρα Δεδομένων, Υπηρεσίες Cloud SPI.....	35
1.3 Τομέας Μεταφορών.....	40

1.4 Τομέας Υδάτων.....	40
1.4.1 Υποτομέας Πόσιμου Νερού-Λυμάτων.....	41
1.4.2 Υποδομές Διαχείρισης Υδάτων.....	43
1.5 Εμπλεκόμενοι Φορείς.....	44
1.6 Κίνδυνοι.....	45
1.6.1 Απειλές Κρίσιμων Υποδομών.....	46
1.6.2 Ευπάθειες Κρίσιμων Υποδομών.....	46
2. Τεχνολογίες Συστημάτων Επιτήρησης Κρίσιμων Υποδομών.....	49
2.1 Συστήματα Ελέγχου με χρήση ασύρματου σήματος (Wifi).....	51
2.1.1 Χρήση συστήματος CSI για εντοπισμό μέσω (Wifi).....	53
2.2 Συστήματα αυτόματου Ελέγχου με χρήση αισθητήρων.....	54
2.3 Βιομηχανικά Συστήματα Ελέγχου ICSs.....	54
2.3.1 Προγραμματιζόμενος λογικός ελεγκτής.....	55
2.3.2 Κατανεμημένα Συστήματα Ελέγχου (DCSs).....	55
2.3.3 Συστήματα Αυτόματου Εποπτικού Ελέγχου και Συλλογής Δεδομένων.....	56
2.4 Συστήματα Παρακολούθησης μέσω εικόνας.....	57
2.4.1 Τύποι συστημάτων παρακολούθησης CCTV.....	58
2.4.1.1 Σύμφωνα με το σχήμα και τη βάση τους.....	58
2.4.1.2 Σύμφωνα με τον τύπο φακού που διαθέτουν.....	60
2.4.1.3 Σύμφωνα με τις συνθήκες του περιβάλλοντος φωτισμού.....	61
2.4.1.4 Εσωτερικού-Εξωτερικού Χώρου.....	63
2.4.1.5 Σύμφωνα με το είδος Συνδεσιμότητας.....	63
2.4.1.6 Ανάλογα με είδικα χαρακτηριστικά λειτουργίες.....	65
3. Τεχνολογίες Μηχανικής Μάθησης.....	67
3.1 Τεχνικές επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης.....	71
3.1.1 Μέθοδοι.....	72
3.2 Τεχνικές μη επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης.....	74
3.2.1 Μέθοδοι.....	75

3.3	Νευρωνικά Δίκτυα και Τεχνικές Βαθιάς Εκμάθησης.....	78
3.3.1	Αναπαράσταση Μοντέλου Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου.....	81
3.3.2	Αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων.....	83
3.3.2.1	Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα.....	83
3.3.2.2	Επαναλαμβανόμενο Νευρωνικό Δίκτυο.....	87
4.	Εφαρμογή Τεχνικών Βαθιάς Εκμάθησης σε Θερμικές Εικόνες.....	93
4.1	Δεδομένα.....	96
4.2	Κατηγορίες Δεδομένων.....	97
4.3	Δημιουργία Σετ Δεδομένων.....	98
4.4	Αρχιτεκτονική Δικτύου.....	99
4.5	Αξιολόγηση.....	100
	Επίλογος.....	103
	Βιβλιογραφικές αναφορές.....	104
	Σχήματα – Πίνακες.....	107

Εισαγωγή

Το παρόν σύγγραμμα ασχολείται με σύγχρονες Τεχνολογίες συστημάτων ασφαλείας κρίσιμων υποδομών. Οι κρίσιμες υποδομές αποτελούν ζωτικό αναπόσπαστο κομμάτι κάθε κοινωνίας και η σταθερή αξία τους είναι ο λόγος που αποτελούν ελκυστικό στόχο για πιθανές τρομοκρατικές επιθέσεις. Επιπροσθέτως με την συμβολή της τεχνολογίας η λειτουργία των υποδομών αυτών μεταλλάσσεται με τα χρόνια. Αντίστοιχα σε κοινή πορεία είναι αναγκαίο να εξελίσσονται τα μέσα και οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για να καθιστούν τις υποδομές αυτές ασφαλείς. Επομένως έγινε προσπάθεια να δημιουργηθεί ένα τέτοιο σύστημα με τη βοήθεια τεχνικών βαθιάς μηχανικής εκμάθησης.

Κεφάλαιο 1

Κρίσιμες Υποδομές

Άξονες

Ορισμός Κρισίμων Υποδομών (Κ.Υ.)
Γενική Στρατηγική Διαχείρισης Κ.Υ. στην Ελλάδα
Κρίσιμες Υποδομές, Υποτομείς και Υπηρεσίες
Εμπλεκόμενοι Φορείς

Εισαγωγή

Η προστασία των Κρίσιμων Υποδομών (Κ.Υ.) αποτελεί, εξ ορισμού, υψηλής σημασίας προτεραιότητα για την ευημερία των πολιτών κάθε χώρας [7]. Οι τομείς που μπορεί να επηρεάσει μια πιθανή αποτυχία αναμενόμενης λειτουργίας, είτε λόγω σφάλματος στο σύστημα, είτε λόγω φυσικής καταστροφής, ή ακόμη και εξαιτίας ηθελημένης παρέμβασης (επίθεση), ποικίλλουν και συνεπώς οι επιπτώσεις μπορεί να είναι ποικιλόμορφες και να επηρεάσουν πολλές πτυχές μιας κοινωνίας [1].

Κρίσιμη Υποδομή

Σύμφωνα με τον ορισμό του Ευρωπαϊκού Συμβουλίου (2008), ως **Κρίσιμη Υποδομή** (Κ.Υ.) (Critical Infrastructure – CI) ή Υποδομή Ζωτικής Σημασίας (Υ.Ζ.Σ.) ορίζεται *ένα λειτουργικό στοιχείο, σύστημα ή μέρος του συστήματος* το οποίο είναι απαραίτητο για τη διατήρηση των λειτουργιών της κοινωνίας οι οποίες έχουν ζωτικό χαρακτήρα όπως η υγεία, η φυσική προστασία, η ασφάλεια, η οικονομική και η κοινωνική συνοχή. [7]

Οι εθνικές αρχές είναι κατά κύριο λόγο υπεύθυνες για την προστασία των υποδομών ζωτικής σημασίας. Ωστόσο, διαταραχές σε κρίσιμες υποδομές μπορούν να γίνουν αισθητές πέρα από τα εθνικά σύνορα. Αυτός είναι ο λόγος για τον οποίο καθίσταται αναγκαία η συνολική και παράλληλη αντιμετώπιση προκειμένου να γίνει δυνατή η διαχείριση αυτών των κινδύνων. Το 2007 το Συμβούλιο της Ε.Ε. ενέκρινε συμπεράσματα σχετικά με το ευρωπαϊκό πρόγραμμα προστασίας των υποδομών ζωτικής σημασίας (Ε.Π.Υ.Ζ.Σ.). Το εν λόγω πρόγραμμα έχει ως στόχο να βελτιώσει την προστασία των υποδομών ζωτικής σημασίας από όλους τους τύπους των απειλών και των κινδύνων.

“Ευρωπαϊκές Υποδομές Κρίσιμης ή Ζωτικής Σημασίας” ορίζονται οι υποδομές (όπως περιουσιακά στοιχεία, συστήματα ή μέρη αυτών) εκείνες που βρίσκονται εντός της εδαφικής επικράτειας ενός κράτους μέλους της Ε.Ε., η υποβάθμιση ή διακοπή λειτουργίας των οποίων θα ήταν ζημιογόνα για τη χώρα και ταυτόχρονα θα επηρέαζε ένα ή περισσότερα άλλα κράτη μέλη της ΕΕ. Η σοβαρότητα των επιπτώσεων εκτιμάται στη βάση οριζόντιων κριτηρίων όπως ενδεχόμενες απώλειες, οικονομικές επιπτώσεις και επιπτώσεις για το κοινό αλλά και τομεακών κριτηρίων ειδικά για κάθε τύπο Ε.Υ.Ζ.Σ. .

Η υπ' αριθμ. 2008/114/ΕΚ Οδηγία του Συμβουλίου της Ευρωπαϊκής Ένωσης «σχετικά με τον προσδιορισμό και τον χαρακτηρισμό των **Ευρωπαϊκών Υποδομών Ζωτικής Σημασίας (Ε.Υ.Ζ.Σ.)** και σχετικά με την αξιολόγηση της ανάγκης βελτίωσης της προστασίας τους» συνιστά το πρώτο βήμα μιας σταδιακής προσέγγισης προς τον προσδιορισμό και τον χαρακτηρισμό των Ε.Υ.Ζ.Σ. και την εκτίμηση της ανάγκης βελτίωσης της προστασίας τους δίνοντας έμφαση στους τομείς της ενέργειας και των μεταφορών. Το 2013 η Ευρωπαϊκή Επιτροπή στο πλαίσιο επανεξέτασης της προσέγγισης της προστασίας των Ε.Υ.Ζ.Σ. προέκρινε το διάλογο μεταξύ των κυρίων και διαχειριστών κρίσιμων υποδομών αδιακρίτως τομέα και όλων όσων δυνητικά θα επηρεαστούν από τη μείωση της φέρουσας ικανότητας τους, τη διακοπή της λειτουργίας ή την πλήρη καταστροφή τους [3].

Σε εθνικό επίπεδο, με το Π.Δ. 39/2011 η αναφερόμενη ευρωπαϊκή Οδηγία ενσωματώθηκε στην εθνική νομοθεσία και το **Κέντρο Μελετών Ασφαλείας (ΚΕ.ΜΕ.Α.)** ορίστηκε ως εθνικό σημείο επαφής για τον ορισμό και την προστασία των Ε.Υ.Ζ.Σ. που βρίσκονται εντός ελληνικής επικράτειας. Το ΚΕ.ΜΕ.Α. αποτελεί φορέα με επιστημονικό, ερευνητικό και συμβουλευτικό χαρακτήρα και έχει ως σκοπό τη διεξαγωγή θεωρητικής και εφαρμοσμένης έρευνας σε θέματα πολιτικής ασφάλειας, σε εθνικό και διεθνές επίπεδο, καθώς και την παροχή συναφούς περιεχομένου υπηρεσιών γνωμοδοτικού χαρακτήρα [40]

Πιο συγκεκριμένα, το ΚΕ.ΜΕ.Α. εδράζει στην Αθήνα και, σύμφωνα με το θεσμικό του πλαίσιο, αποτελεί τη «δεξαμενή σκέψης» του Αναπληρωτή Υπουργού Εσωτερικών & Διοικητικής Ανασυγκρότησης σε ζητήματα εσωτερικής ασφάλειας και αντιεγκληματικής πολιτικής. Ιδρύθηκε εν έτει 2005 σε μια προσπάθεια της αξιοποίησης των γνώσεων και της εμπειρίας που απέκτησε η Ελληνική Πολιτεία (Ελληνικές Αρχές Ασφαλείας) κατά το σχεδιασμό και την υλοποίηση των μέτρων ασφάλειας για τους Ολυμπιακούς Αγώνες του 2004. Έκτοτε, συμμετέχει με τις δράσεις του στη χάραξη εθνικής και διεθνούς πολιτικής για την ασφάλεια, έχοντας ως σημείο αναφοράς τις επιταγές του Ελληνικού Συντάγματος, τον Χάρτη των Θεμελιωδών Δικαιωμάτων της Ευρωπαϊκής Ένωσης και τη Σύμβαση για την προστασία των Δικαιωμάτων του Ανθρώπου και των Θεμελιωδών Ελευθεριών του Συμβουλίου της Ευρώπης.

Ως «υποδομές ζωτικής σημασίας» νοούνται τα περιουσιακά στοιχεία, συστήματα ή μέρη αυτών που βρίσκονται εντός της ελληνικής επικράτειας και τα οποία είναι ουσιώδη για τη διατήρηση των λειτουργιών ζωτικής σημασίας της κοινωνίας, της υγείας, της ασφάλειας, της οικονομικής και κοινωνικής ευημερίας των μελών της, και των οποίων η διακοπή

λειτουργίας ή η καταστροφή θα είχε σημαντικό αντίκτυπο για τη Χώρα μας, ως αποτέλεσμα της αδυναμίας διατήρησης των λειτουργιών αυτών.

Όσον αφορά το πλήθος των υποδομών, σύμφωνα με διάφορες βιβλιογραφικές πηγές, αυτές ορίζονται ως εξής : τεχνολογίες πληροφορικής και επικοινωνιών (π.χ. τηλεπικοινωνίες, λογισμικό, δίκτυα και Διαδίκτυο), συστήματα παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, φυσικό αέριο και πετρέλαιο, τράπεζες και χρηματοοικονομικά (π.χ. επενδύσεις), μεταφορές (π.χ. αεροδρόμια, συστήματα ελέγχου κυκλοφορίας), συστήματα παροχής νερού (π.χ. φράγματα, διανομή), κυβερνητικές υπηρεσίες(π.χ. κρίσιμες υπηρεσίες, δίκτυα πληροφοριών) ,υπηρεσίες έκτακτης ανάγκης, τροφή/γεωργία (π.χ. ασφάλεια, μέσα παραγωγής, αποθήκευσης και διανομής), Υγείας (π.χ. νοσοκομεία, παροχή αίματος), Εκπαίδευσης, Διαστήματος . Παρακάτω παρουσιάζεται ένας πίνακας στον οποίο παρουσιάζονται οι βασικοί κρίσιμοι τομείς αλλά και στη συνέχεια υποτομείς ή υπηρεσίες των κρίσιμων τομέων με στόχο την καλύτερη κατανόηση της κάθε κατηγορίας.

Η Ευρωπαϊκή Επιτροπή (Commission of the European Communities, 2005) έχει συντάξει, ήδη από το 2005, τον παρακάτω κατάλογο των Τομέων Κρίσιμων Υποδομών, οι οποίοι είναι οι τομείς ενδιαφέροντος για το σύνολο των Κ-Μ της Ε.Ε. Στην συνέχεια στον πίνακα Π1 παρουσιάζεται κατάλογος αυτός.

Στο επόμενο υποκεφάλαιο θα σχολιαστούν εκτενέστερα οι κρίσιμες υποδομές ως τομείς. Έχουν γίνει διάφορες προσπάθειες για κατηγοριοποίηση των κρίσιμων υποδομών με σκοπό την καλύτερη κατανόηση αυτών και έπειτα την ορθότερη διαχείριση τους.

Τομέας		Υποτομέας ή Υπηρεσία
1	Ενέργεια	1. Παραγωγή, Μεταφορά/Διανομή, Αγορά ηλεκτρικής ενέργειας
		2. Εξόρυξη, Διύληση, Μεταφορά, Αποθήκευση
		3. Εξόρυξη, Μεταφορά/Διανομή, Αποθήκευση
		4. Διανομή ηλεκτρικής ενέργειας, πετρελαίου και φυσικού αερίου
2	Τεχνολογίες Πληροφορικής & Επικοινωνιών	5. Πληροφοριακά συστήματα & προστασία δικτύων
		6. Συστήματα ελέγχου και αυτοματισμού (SCADA)
		7. Διαδίκτυο
		8. Παροχή σταθερών τηλεπικοινωνιών
		9. Παροχή κινητών τηλεπικοινωνιών
		10. Ραδιο-επικοινωνία και πλοήγηση
		11. Δορυφορική Επικοινωνία
		12. Εκπομπή & αναμετάδοση
3	Ύδατα	13. Παροχή πόσιμου νερού
		14. Έλεγχος ποιότητας νερού
		15. Φράγματα και έλεγχος ποσότητας νερού
4	Τρόφιμα	16. Γεωργία / παραγωγή τροφίμων, υγιεινή και ασφάλεια τροφίμων
5	Υγεία	17. Ιατρική και νοσοκομειακή περίθαλψη
		18. Φαρμακα οροί εμβόλια και φαρμακευτικά προϊόντα
		19. Βιολογικά εργαστήρια και βιολογικοί παράγοντες
6	Οικονομία	20. Υπηρεσίες πληρωμών - Δομές πληρωμών
		21. Δημόσιες χρηματοπιστωτικές συναλλαγές
7	Ασφάλεια & Δημόσια Τάξη	22. Ασφάλεια και τήρηση της δημόσιας τάξης
		23. Διοικησή δικαιοσύνης και φυλακές
8	Δημόσια Διοίκηση	24. Κυβερνητικές λειτουργίες
		25. Ένοπλες Δυνάμεις
		26. Υπηρεσίες πολιτικής διοίκησης
		27. Υπηρεσίες έκτακτης ανάγκης
		28. Ταχυδρομικές Υπηρεσίες
9	Μεταφορές	29. Οδικές Μεταφορές
		30. Σιδηροδρομικές Μεταφορές
		31. Αεροπορικές Μεταφορές
		32. Εσωτερικές Πλωτές Μεταφορές
		33. Θαλάσσιες Μεταφορές (ποντοπόρα ναυτιλία και ακτοπλοΐα)
10	Χημική & Πυρηνική Βιομηχανία	34. Παραγωγή/αποθήκευση/επεξεργασία χημικών & πυρηνικών υλικών
		35. Αγωγοί μεταφοράς επικίνδυνων προϊόντων (χημικών ουσιών)
11	Διάστημα	36. Διάστημα
		37. Διαστημική Έρευνα

Πίνακας Π1 : “Κατάλογος Τομέων Κρίσιμων Υποδομών”

Πηγή: <https://www.dianeosis.org>

1.1 Τομέας Ενέργειας

Στο υποκεφάλαιο αυτό θα απασχοληθούμε με τον τομέα της Ενέργειας όπου φαίνεται ιδιαίτερα σημαντικός και άξιος προσοχής καθότι η πιθανή αστοχία του μπορεί να έχει μεγάλης βαρύτητας συνέπειες σε πολλούς τομείς.

Στη χώρα μας λειτουργούν και δραστηριοποιούνται πάροχοι σε διάφορους υποτομείς της Ενέργειας. Σε ορισμένους εξ αυτών ένας μόνο πάροχος (ή ένας πολύ μικρός αριθμός παρόχων) έχει δεσπόζουσα θέση, καθιστώντας τους προφανείς παρόχους Κ.Υ. . Σε άλλους υποτομείς της Ενέργειας παρατηρείται τα τελευταία χρόνια μια μεταβολή της σχετικής αγοράς, συνήθως λόγω ανάγκης συμμόρφωσης με τις σχετικές Ευρωπαϊκές Οδηγίες, αλλά και σε άλλες περιπτώσεις λόγω της γενικότερης οικονομικής κατάστασης της χώρας [5].

Παρακάτω θα αναπτυχθούν οι διάφοροι υποτομείς όπως εμφανίζονται στις βιβλιογραφίες για την υποδομή αυτή.

1.1.1 Υποτομέας Ηλεκτρισμού

Ο υποτομέας του Ηλεκτρισμού περιλαμβάνει ως Κρίσιμες Υπηρεσίες την Παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας, τη Μεταφορά και τη Διανομή, καθώς και την Αγορά (Πώληση) ενέργειας υπηρεσίες δεσπόζουσας σημασίας που εμπλέκονται και αλληλοεξαρτώνται μεταξύ τους.

1.1.1.1. Παραγωγή Ηλεκτρικής Ενέργειας

Σήμερα η αγορά της ηλεκτρικής ενέργειας είναι ελεύθερη και μάλιστα σύμφωνα με τον νόμο 2.773/99 επιτρέπεται πέρα από τη Δ.Ε.Η. Α.Ε. και σε άλλους παραγωγούς να παράγουν ενέργεια καθώς και οι καταναλωτές μπορούν να επιλέγουν τον προμηθευτή τους. Παρόλα αυτά στο κομμάτι της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας παρατηρείται

συγκέντρωση της συγκεκριμένης υπηρεσίας σε έναν κύριο παραγωγό (ΔΕΗ), με μερίδιο παραγωγής μεγαλύτερο του 75%, και σε ολιγάριθμους εναλλακτικούς παραγωγούς ενέργειας .

Οι μονάδες παραγωγής της ΔΕΗ κατέχουν με διαφορά την 1η θέση στην παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας.

Επαναλαμβάνεται πως ο υποτομέας του Ηλεκτρισμού περιλαμβάνει ως Κρίσιμες Υπηρεσίες την Παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας, τη Μεταφορά, τη Διανομή και, τέλος, την Αγορά (πώληση) ενέργειας.

Ο λιγνίτης είναι οργανικής προελεύσεως πέτρωμα του οποίου το κύριο στοιχείο είναι ο άνθρακας. Αποτελεί την μοναδική γηγενή πηγή ενέργειας στην Ελλάδα και έτσι η συνεισφορά του στον τομέα της ηλεκτροδότησης ήταν ιδιαίτερα σημαντική. Οι λιγνιτικοί σταθμοί είναι οι βασικοί υποσταθμοί παραγωγής, για τη λειτουργία των οποίων απαιτείται η εξόρυξη λιγνίτη.

Είναι σημαντική η εξάρτηση της παραγωγής από τα αποθέματα λιγνίτη, μέχρις ότου οι λιγνιτικοί σταθμοί αντικατασταθούν από άλλες λιγότερο ρυπογόνες μορφές παραγωγής. Σύμφωνα με τη ΔΕΗ, ο λιγνίτης βρίσκεται σε αφθονία στο υπέδαφος της Ελλάδας. Η Ελλάδα κατέχει τη 2η θέση σε παραγωγή λιγνίτη στην Ευρωπαϊκή Ένωση και την 6η θέση παγκοσμίως. Μέχρι σήμερα έχουν εξορυχθεί συνολικά 1,3 δισ. τόνοι λιγνίτη, ενώ τα εκμεταλλεύσιμα αποθέματα ανέρχονται σε 3,1 δισ. τόνους περίπου. Το 2006 εξορύχθηκαν συνολικά 62,5 εκατ. τόνοι. Σήμερα οι 8 λιγνιτικοί σταθμοί της ΔΕΗ αποτελούν το 42% της εγκατεστημένης ισχύος της και παράγουν 56% περίπου της συνολικής ηλεκτρικής παραγωγής της ΔΕΗ. Εκτός της ΔΕΗ, στην παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας δραστηριοποιούνται και ορισμένοι εναλλακτικοί πάροχοι, πολύ μικρότερης όμως δυναμικότητας. Σύμφωνα με την ESCON, το μερίδιο των εναλλακτικών παρόχων ηλεκτρικής ενέργειας είναι (Νοέμβριος 2015) περίπου 5,7%, με μεγαλύτερους εναλλακτικούς παρόχους παραγωγής τις εταιρείες Ήρων (1,9%), Eipedison (1,6%) και Protergia (1,2%).

Στο κομμάτι της πώλησης – αγοράς πάλι η ΔΕΗ κατέχει ηγεμονικό ρόλο στην υπηρεσία πώλησης της ηλεκτρικής ενέργειας. Οι ανταγωνιστές της ΔΕΗ μπορούν να χωριστούν σε δύο ομάδες. Από τη μία πλευρά είναι οι εταιρείες που διαθέτουν τις δικές τους μονάδες

παραγωγής όπως είναι η Elpedison ,η Protergia και ο Ήρων Θερμοηλεκτρική. Από την άλλη πλευρά, είναι οι εταιρείες που δεν έχουν τις δικές τους μονάδες παραγωγής και λειτουργούν πρακτικά ως μεταπωλητές ρεύματος. Το βασικό «όπλο» όλων των ανταγωνιστών της ΔΕΗ δεν είναι άλλο από τις χαμηλότερες τιμές που μπορούν να προσφέρουν σε καταναλωτές και επιχειρήσεις. Με το πέρασμα το χρόνων οι ανταγωνιστές της ωστόσο αποκτούν περισσότερη δύναμη.

Τα στοιχεία από τον ΛΑΓΗΕ (Λειτουργός της Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας), του φορέα που πρακτικά εφαρμόζει τους κανόνες για τη λειτουργία της Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας ,δείχνουν ότι το 2016 είναι η χρονιά που οι ανταγωνιστές της ΔΕΗ έχουν αρχίσει να αποσπών μερίδιο αγοράς. Σύμφωνα με τα στοιχεία που δημοσιεύει σε μηνιαία βάση ο ΛΑΓΗΕ, στο τέλος του 2012 το μερίδιο της ΔΕΗ στην αγορά προμήθειας ηλεκτρικής ενέργειας ήταν στο 97,76%, ενώ στο τέλος του 2013 είχε ελάχιστη πτώση καθώς διαμορφώθηκε στο 97,52%. Εξίσου μικρές ήταν και οι απώλειες της ΔΕΗ το 2014, στο τέλος του οποίου το μερίδιο της ήταν στο 96,80%. Μέχρι το τέλος του 2015, ο μερίδιο της ΔΕΗ έπεσε στο 94,63%.

1.1.1.2. Μεταφορά - Διανομή Ηλεκτρικής Ενέργειας

Στη μεταφορά/διανομή ενέργειας, επίσης, η ΔΕΗ έχει ηγεμονικό ρόλο. Ο Ανεξάρτητος Διαχειριστής Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΑΔΜΗΕ Α.Ε.) συστάθηκε σύμφωνα με το Ν. 4001/2011 και σε συμμόρφωση με την Οδηγία 2009/72/ΕΚ της Ευρωπαϊκής Ένωσης, σχετικά με την οργάνωση των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας, με σκοπό να αναλάβει τα καθήκοντα του Διαχειριστή του Ελληνικού Συστήματος Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΕΣΜΗΕ) . Στο πλαίσιο αυτό, σκοπός του ΑΔΜΗΕ είναι η λειτουργία, η συντήρηση και η ανάπτυξη του ΕΣΜΗΕ, με σκοπό να διασφαλίζεται ο ασφαλής, ο αποδοτικός και ο αξιόπιστος εφοδιασμός της χώρας με ηλεκτρική ενέργεια. Ο ΑΔΜΗΕ είναι 100% θυγατρική της ΔΕΗ, αλλά είναι πλήρως ανεξάρτητος λειτουργικά και διοικητικά, έχοντας ουσιαστικές εξουσίες λήψης αποφάσεων, με βάση τις απαιτήσεις ανεξαρτησίας που ενσωματώνονται στο Νόμο 4001/2011 και στην Οδηγία 2009/72/ΕΚ [6].

Ο ΑΔΜΗΕ είναι ο αρμόδιος φορέας για την παρακολούθηση βλαβών στις διασυνδέσεις του δικτύου ηλεκτρικής ενέργειας, τόσο για τις διεθνείς διασυνδέσεις όσο και για τις

διασυνδέσεις μεταφοράς στο εσωτερικό δίκτυο της χώρας

1.1.1.3. Υπηρεσία αγοράς (πώλησης) Ηλεκτρικής Ενέργειας

Για την ένταξη σταθμών παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας από ΑΠΕ ή ΣΗΘΥΑ, ο Λειτουργός της Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΛΑΓΗΕ), εφόσον οι εγκαταστάσεις παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας συνδέονται στο Διασυνδεδεμένο Σύστημα ή Δίκτυο ή ο Διαχειριστής Μη Διασυνδεδεμένων Νησιών (ΔΕΔΔΗΕ), εφόσον οι εγκαταστάσεις παραγωγής συνδέονται με το Δίκτυο των Μη Διασυνδεδεμένων Νησιών, υποχρεούνται να συνάπτουν σύμβαση πώλησης ηλεκτρικής ενέργειας με τον κάτοχο της άδειας παραγωγής (Ν.3468/2006, ΦΕΚ.Α'129, αρθ.12)[7] .

Αντίστοιχα με τις πιο πάνω υπηρεσίες, η ΔΕΗ κατέχει ηγεμονικό ρόλο στην υπηρεσία πώλησης ηλεκτρικής ενέργειας, παρά την ύπαρξη και την προβλεπόμενη μεγέθυνση των εναλλακτικών παρόχων ηλεκτρικής ενέργειας. Οι εναλλακτικοί πάροχοι ενέργειας συνολικά έχουν μερίδιο μικρότερο από το 10% της συνολικής αγοράς (2015)

1.1.2. Υποτομέας Πετρελαίου

Ένας δεύτερος πολύ σημαντικός υποτομέας της Ενέργειας είναι το Πετρέλαιο. Το πετρέλαιο (αργό πετρέλαιο/crude oil) είναι ουσιαστικά ένα πολύπλοκο μίγμα αερίων, υγρών και στερεών υδρογονανθράκων (που περιέχουν όμως και μικρές ποσότητες οξυγόνου, θείου και αζώτου), το οποίο ανευρίσκεται σε πετρελαιοφόρα κοιτάσματα σε διάφορα μέρη του πλανήτη και κυρίως στην περιοχή της Μέσης Ανατολής [8] . Χρησιμοποιείται συνήθως για την παραγωγή καυσίμων (βενζίνη, ντίζελ) για μηχανές εσωτερικής καύσης και την δημιουργία διάφορων λιπαντικών για βιομηχανικές και όχι μόνο χρήσεις και για το λόγο αυτό είναι μια σημαντική πηγή ενέργειας (στατιστικές παγκόσμιας ενέργειας ΔΟΕ - Διεθνής Οργανισμός Ενεργείας). Είναι, επίσης, η πρώτη ύλη για πολλά χημικά προϊόντα, συμπεριλαμβανομένων των διαλυτών, των λιπασμάτων, των φυτοφαρμάκων, καθώς και στα συνθετικά προϊόντα όπως των πλαστικών και των

απορρυπαντικών ακόμη και ορισμένων εκρηκτικών υλών. Τα προϊόντα που προέρχονται από το πετρέλαιο λέγονται πετροχημικά (retrochemicals) και ο κλάδος της Χημείας που ασχολείται με την ανάπτυξή τους Πετροχημεία [9].

Ο υποτομέας του Πετρελαίου περιλαμβάνει ως **Κρίσιμες Υπηρεσίες την Εξόρυξη, τη Διύλιση, τη Μεταφορά και την Αποθήκευση** πετρελαίου. Στην Ελλάδα υπάρχει πολύ μικρή παραγωγή πετρελαίου. Όμως, υπάρχουν μεγάλες μονάδες διύλισης με ευρύτερο, περιφερειακό ρόλο (π.χ. για την αγορά των Βαλκανίων). Επιπλέον, τα τελευταία χρόνια υπάρχει η προσδοκία εισόδου της χώρας στη μεταφορά πετρελαίου.

1.1.2.1. Διύλιση Πετρελαίου

Διύλιση είναι η κατεργασία αργού πετρελαίου ή ημικατεργασμένων προϊόντων που πραγματοποιείται σε ειδικές εγκαταστάσεις για την παραγωγή πετρελαιοειδών προϊόντων. Η βαρύτητα των υπηρεσιών αυτών διαφέρει λόγω των ειδικών χαρακτηριστικών των υπηρεσιών αυτών στη χώρα μας. Με μια αρχική εκτίμηση, ο υποτομέας της Διύλισης διαφαίνεται ως ο υποτομέας μεγαλύτερης σημασίας. Η Ελλάδα διαθέτει 4 διυλιστήρια στα εδάφη της εκ των οποίων τα τρία διυλιστήρια (Ασπρόπυργος, Ελευσίνα, Θεσσαλονίκη) ανήκουν στον Όμιλο ΕΛΠΕ ο οποίος, με συνολική δυναμικότητα 340 kbrpd, κατέχει μερίδιο περίπου 65% της ελληνικής αγοράς στον τομέα του χονδρικού εμπορίου πετρελαιοειδών.

1.1.2.2. Μεταφορά

Όσον αφορά τη Μεταφορά του Πετρελαίου, μπορούμε να πούμε ότι δύο είναι οι βασικές φάσεις στη διαδικασία αυτή. Η πρώτη είναι η μεταφορά από τις γεωτρήσεις πετρελαίου προς τα διυλιστήρια και η δεύτερη αφορά τη διοχέτευση των έτοιμων, κατεργασμένων προϊόντων προς τον καταναλωτή. Στην πραγματικότητα η μεταφορά-διακίνηση πετρελαίου αποτελεί μια πολύπλοκη διαδικασία, αφού τα προϊόντα διέρχονται συχνά από περισσότερα του ενός διυλιστηρίων, εργοστασίων διαχωρισμού από ξένες προς το

πετρέλαιο ουσίες, σταθμούς συγκεντρώσεως και διανομής πριν φθάσουν στον τελικό χρήστη. Στη μεταφορά του πετρελαίου συμβάλλουν πετρελαιοαγωγοί (pipelines), δεξαμενόπλοια (tankers), βυτιοφόρα οχήματα (tank trucks), και τρένα, κατά τρόπο τέτοιο που η ανυπαρξία ενός εκ των παραπάνω μέσων να καθιστά αδύνατη τη μεταφορά πετρελαιοειδών από τη γεώτρηση μέχρι και τον καταναλωτή, διότι η χρησιμότητα εκάστου μέσου κρίνεται απαραίτητη. Στην Ελλάδα η μεταφορά των προϊόντων πετρελαίου γίνεται κυρίως μέσω των βυτιοφόρων και των δεξαμενόπλοιων και λιγότερο μέσω των αγωγών ή των τρένων . [5]

Η εγχώρια παραγωγή πετρελαίου είναι αμελητέα σε σχέση με τη ζήτηση του στην Ελλάδα. Επομένως η χώρα εισάγει από διάφορες χώρες πετρέλαιο όπως η Ρωσία το Ιράκ καθώς και φορτία από την Αίγυπτο, την Τουρκία αλλά και την Λιβύη. Η Ελλάδα αποτελούσε παραδοσιακό αγοραστή πετρελαίου από το Ιράν, το οποίο την πρώτη θέση μεταξύ των προμηθευτών πετρελαίου στην Ελλάδα κατά την περίοδο 2006-2011. Περισσότερες, όμως, από 20 χώρες έχουν διακόψει την εισαγωγή πετρελαίου από το Ιράν με αποτέλεσμα να έχουν μειωθεί οι ιρανικές εξαγωγές κατά 1 εκατ. βαρέλια ημερησίως και αυτό λόγω έντονων πολιτικών πιέσεων που ασκούν οι ΗΠΑ. Σημειώνεται πως όταν απαγορεύθηκαν οι συναλλαγές εταιρειών της Δύσης με το Ιράν είχαν εξαιρεθεί οι εξής χώρες: Κίνα, Ινδία, Νότιος Κορέα, Τουρκία, Ελλάδα, Ιταλία, Ιαπωνία, Ταϊβάν. Παρόλα αυτά η Ελλάδα έχει διακόψει πλήρως την προμήθεια πετρελαίου από το Ιράν .

1.1.3 Υποτομέας Φυσικού Αερίου

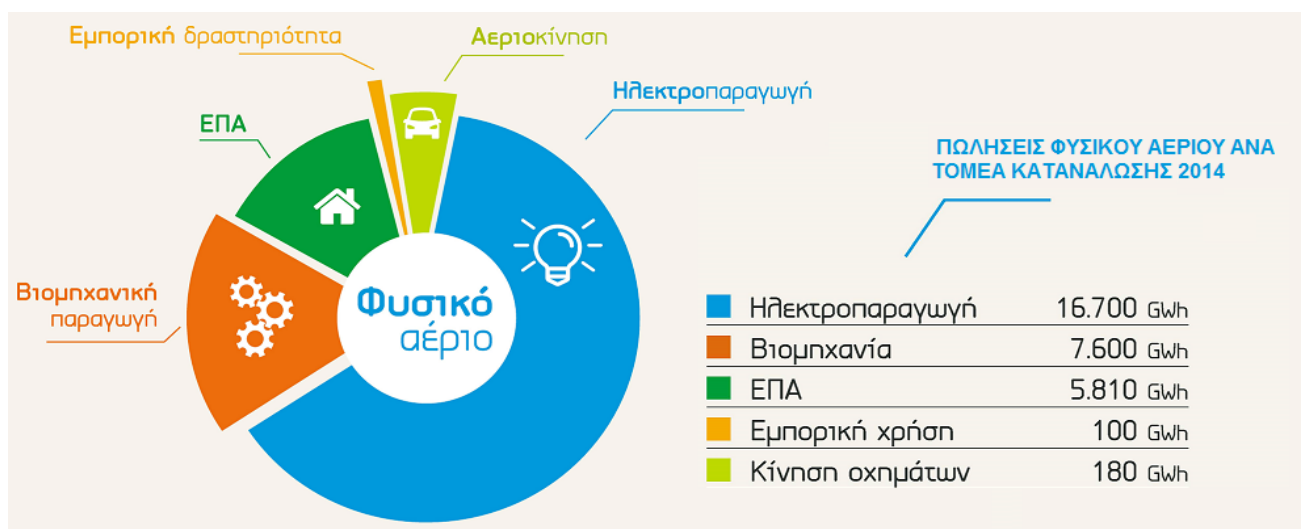
Εισαγωγή

Η εισαγωγή του φυσικού αερίου στο ενεργειακό ισοζύγιο της Ελλάδας έχει επηρεάσει σημαντικούς κλάδους της οικονομικής και κοινωνικής ζωής της χώρας, μιας και εξασφαλίζεται η διαφοροποίηση των ενεργειακών πηγών στην χώρα, και μάλιστα με ένα καύσιμο υψηλής ποιότητας που μπορεί να διεισδύσει σε όλους σχεδόν τους κλάδους (Βιομηχανία, Ηλεκτροπαραγωγή, συμπαραγωγή ηλεκτρισμού θερμότητας, οικιακός τομέας, εμπορικός τομέας, μεταφορές , θερμοκήπια, κλιματισμός κ.α.) .Το φυσικό αέριο αποτελεί την καθαρότερη πηγή πρωτογενούς ενέργειας, μετά τις ανανεώσιμες μορφές. Τα μεγέθη των εκπεμπόμενων ρύπων είναι σαφώς μικρότερα σε σχέση με τα συμβατικά

καύσιμα, ενώ η βελτίωση του βαθμού απόδοσης μειώνει τη συνολική κατανάλωση καυσίμου και συνεπώς περιορίζει την ατμοσφαιρική ρύπανση.(ΔΕΠΑ)

Το Φυσικό Αέριο εισάγεται στην Ελλάδα από την Ρωσία (μέσω Βουλγαρίας) , το Αζερμπαϊτζάν (μέσω Τουρκίας) μέσω αγωγών σε αέρια μορφή και από την Αλγερία με δεξαμενόπλοια σε υγροποιημένη μορφή (στις εγκαταστάσεις της νήσου Ρεβυθούσας, στον κόλπο των Μεγάρων) ,από εταιρείες που κατέχουν Άδεια Προμήθειας.

Σήμερα, η αγορά του φυσικού αερίου στην Ελλάδα είναι πλήρως απελευθερωμένη. Η αλυσίδα τροφοδοσίας του φυσικού αερίου αποτελείται προς το παρόν από τα ακόλουθα τέσσερα διακριτά στάδια, με σημαντικό αριθμό εμπλεκομένων εταιρειών σε κάθε ένα από αυτά, πλην της Μεταφοράς: 1. Εισαγωγή 2. Μεταφορά 3. Διανομή 4. Προμήθεια



Σχήμα 1.1 : “ Κατανάλωση Φυσικού Αερίου”

Πηγή : <https://www.depa.gr/emporio-fysikou-aeriou/>

1.1.3.1 Μεταφορά - Διανομή

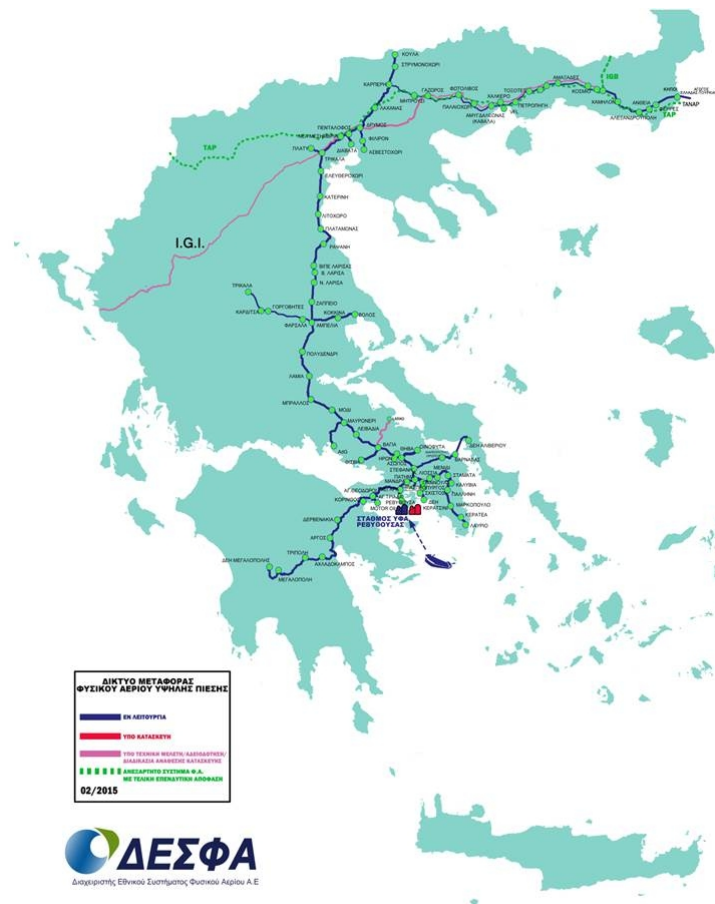
Μεταφορά:Το φυσικό αέριο εισάγεται σε αέρια μορφή και μεταφέρεται μέσω αγωγών

υψηλής πίεσης του Εθνικού Συστήματος Μεταφοράς Φυσικού Αερίου από τα Ελληνοβουλγαρικά και Ελληνοτουρκικά σύνορα στην υπόλοιπη Ελλάδα ή σε υδροποιημένη μορφή μέσω δεξαμενόπλοιων και αποθηκεύεται στον Τερματικό Σταθμό Υδροποιημένου Φυσικού Αερίου στη Ρεβυθούσα. Αρμόδιος για τη μεταφορά του φυσικού αερίου είναι ο Διαχειριστής Εθνικού Συστήματος Φυσικού Αερίου (ΔΕΣΦΑ) Α.Ε.

Το 2005, ψηφίστηκε ο Ν.3428 για την απελευθέρωση της αγοράς φυσικού αερίου, ο οποίος προβλέπει τη δημιουργία θυγατρικής εταιρείας της ΔΕΠΑ με την επωνυμία Διαχειριστής Εθνικού Συστήματος Φυσικού Αερίου (ΔΕΣΦΑ ΑΕ). Ο νόμος προβλέπει απόσπαση του κλάδου Εθνικού Συστήματος Φυσικού Αερίου και μεταβίβασή του στον ΔΕΣΦΑ ΑΕ και λειτουργική ανεξαρτησία των δύο νομικά διαχωρισμένων πλέον εταιρειών.

Η Δημόσια Επιχείρηση Αερίου (ΔΕΠΑ) είναι, κατά κύριο λόγο, ο πάροχος που δραστηριοποιείται στην Ελλάδα στη μεταφορά και στη διανομή του φυσικού αερίου. Η αξία του δικτύου μεταφοράς και διανομής φυσικού αερίου της ΔΕΠΑ είναι μεγαλύτερη των €1,5 δισ. και μεταφέρει το φυσικό αέριο από τη Θράκη έως την Αττική, καθώς και σε όλα τα μεγάλα κέντρα κατανάλωσης της ηπειρωτικής χώρας. Το δίκτυο μεταφοράς αποτελείται από περισσότερα από 1.000 χλμ. δικτύου υψηλής πίεσης μεταφοράς, πάνω από 5.000 χλμ. μέσης πίεσης διανομής, σε έναν αριθμό διαφορετικών περιοχών, καθώς και ένα εκτεταμένο δίκτυο αγωγών χαμηλής πίεσης σε τουλάχιστον 6 ευρύτερες αστικές περιοχές, μέσω των Εταιρειών Παροχής Αερίου. Τέλος, στην Κομοτηνή βρίσκεται ο διασυνδεδετήριος αγωγός μεταφοράς φυσικού αερίου από την Τουρκία, συνολικού μήκους 295 χιλιομέτρων. Ο αυξανόμενος ρόλος του φυσικού αερίου στη διεθνή ενεργειακή σκηνή, σε συνδυασμό με την κομβική γεωγραφική θέση της χώρας μας, δημιουργεί προοπτικές ευρύτερης διασύνδεσης της υφιστάμενης υποδομής με τις υποδομές γειτονικών χωρών. Η ΔΕΠΑ συμμετέχει στο διασυνδεδετήριο αγωγό Ελλάδας-Τουρκίας, ο οποίος λειτουργεί από το 2007 και μεταφέρει αέριο από το Αζερμπαϊτζάν στην Ελλάδα. Ο αγωγός αυτός σχεδιάζεται να επεκταθεί μέχρι την Ιταλία. Η ελληνοτουρκική διασύνδεση αποτελεί τη βάση του υπό ανάπτυξη ελληνοβουλγαρικού διασυνδεδετήριου αγωγού μήκους 160 χλμ., με προοπτική περαιτέρω επέκτασής του. Οι παραπάνω υφιστάμενες και μελλοντικές διεθνείς διασυνδέσεις των αγωγών δημιουργούν προφανώς και σχετικές εξαρτήσεις για την ομαλή λειτουργία των Κρίσιμων Υπηρεσιών.

Παρακάτω παρουσιάζεται μία εικόνα όπου περιγράφει τους άξονες μεταφοράς φυσικού αερίου στην Ελλάδα. Ο μπλε κεντρικός άξονας αφορά το ήδη υπάρχον δίκτυο όπου εκτείνεται από το Βόρειο Τμήμα της χώρας μέχρι την Πελοπόννησο. Οι υπόλοιποι άξονες αφορούν τμήματα που είτε βρίσκονται υπό τεχνική μελέτη είτε αποτελούν ανεξάρτητα συστήματα Φυσικού Αερίου. Είναι προφανές πως ο άξονας θα επεκταθεί σταδιακά και το Φυσικό Αέριο θα αποκτήσει δύναμη όπως άλλωστε και στις περισσότερες Ευρωπαϊκές χώρες.



Σχήμα 1.2 : “Εθνικό σύστημα αγωγών φυσικού αερίου Ελλάδος”
 Πηγή : <https://www.desfa.gr/national-natural-gas-system/transmission>

1.1.3.2 Προμήθεια Φυσικού Αερίου

Η πλήρης απελευθέρωση της αγοράς στη 1 Ιανουαρίου 2018 συνεπάγεται ότι όλες οι κατηγορίες καταναλωτών, συμπεριλαμβανομένων των οικιακών και εμπορικών, μπορούν πλέον να επιλέγουν ελεύθερα πάροχο αερίου και να επωφελούνται από τον ανταγωνισμό.

Άδειες προμήθειας φυσικού αερίου, σύμφωνα με το μητρώο της Ρυθμιστικής Αρχής διαθέτουν η ΔΕΠΑ και οι τρεις ΕΠΑ (Αττικής, Θεσσαλονίκης και Θεσσαλίας) καθώς και άλλες επιχειρήσεις. Σε αυτές περιλαμβάνονται οι : Προμηθέας Gas (όμιλος Κοπελούζου), M&M (Μότορ Όιλ - Μυτιληναίος), Hellas Power (πρώην Aegean Power), Edison, ENIMEX, ΤΕΡΝΑ, Ήρων Θερμοηλεκτρική, Gunvor, Greek Environmental & Energy, GASELA, Hellas EDIL, Greensteel-Cedalion, Watt & Volt, NRG trading, Αφοί Σούρλα , Μακίος, Ελινόιλ, Protergia, Αλουμίνιον της Ελλάδος, Volterra, BIENEP, CORAL, PNG, Αιγαίον Όιλ, Q Capital, Ρεβόιλ, Πετρογκάζ, SINTEZ και άλλες.

1.2. Τομέας Πληροφορικής και Επικοινωνίας

Εισαγωγή

Οι νέες τεχνολογίες σε συνδυασμό με την πληροφορική και τις επικοινωνίες διαδραματίζουν εξέχοντα ρόλο στην εξέλιξη της κοινωνίας καθώς και τις οικονομίας και κατ επέκταση των επιχειρήσεων.

Πιο συγκεκριμένα, ο ρόλος των Πληροφοριακών Υποδομών είναι καθοριστικός και θα μπορούσε να θεωρηθεί μία από τις κυριότερες κρίσιμες υποδομές. Αυτό γιατί, η ανάπτυξη της Πληροφορικής και Επικοινωνιακής Τεχνολογίας έχει δημιουργήσει πιο στενές συνδέσεις και εξαρτήσεις μεταξύ των διάφορων τομέων και υποδομών με αποτέλεσμα κάποια πιθανή αποτυχία να είναι σε θέση να επηρεάσει ταυτόχρονα πολλούς τομείς και αντίστοιχα οι επιπτώσεις να αφορούν πολλά τμήματα της κοινωνίας. Προκειμένου να σχεδιαστούν τα κατάλληλα ως προς το κόστος και την αποτελεσματικότητάς τους, μέτρα προστασίας, η λειτουργία αυτών των συστημάτων και ο ρόλος τους για την κοινωνία πρέπει να είναι ξεκάθαροι και κατανοητοί.

Ως Κρίσιμες Πληροφοριακές υποδομές (critical information infrastructures -CII) ορίζονται : οι Κρίσιμες Υποδομές οι οποίες χρησιμοποιούν και εξαρτώνται από πληροφοριακές και επικοινωνιακές τεχνολογίες. Ακόμη είναι τεχνολογικά συστήματα πληροφοριών και επικοινωνιών τα οποία κρίνονται απαραίτητα για τη ομαλή λειτουργία των εθνικών υποδομών. Για παράδειγμα δεδομένα, βάσεις δεδομένων, δίκτυα,

τηλεπικοινωνίες .[1]

Οι CII χωρίζονται σε δύο υποτομείς αυτόν των Επικοινωνιών και αυτόν των Τεχνολογιών Πληροφορικής .

1.2.1 Υποτομέας Επικοινωνιών

Ο υποτομέας των Επικοινωνιών αποτελείται από τις υπηρεσίες Επικοινωνίας Φωνής και Δεδομένων και Παροχής Internet. Ο Οργανισμός Τηλεπικοινωνιών Ελλάδος (ΟΤΕ) είναι ο μεγαλύτερος τηλεπικοινωνιακός πάροχος στην Ελλάδα. Μετά το άνοιγμα της αγοράς των Επικοινωνιών στην Ελλάδα, (το οποίο εισήχθη με το Νόμο 2867/2000 με έναρξη ισχύος 1η Ιανουαρίου 2001), παρατηρήθηκε ραγδαία ανάπτυξη του κλάδου, με την εμφάνιση πλήθους παρόχων υπηρεσιών επικοινωνιών, πέραν του ΟΤΕ. Ωστόσο, η τάση για προσφορά ολοκληρωμένων τηλεπικοινωνιακών υπηρεσιών οδήγησε τις μικρές εταιρείες τηλεπικοινωνιών στο στόχαστρο των μεγάλων ομίλων καθώς και σε εξαγορές από τηλεπικοινωνιακούς ομίλους εταιρειών που παρέχουν συμπληρωματικές υπηρεσίες. Αυτό οδήγησε στην επανασυγκέντρωση των παραπάνω υπηρεσιών σε μικρό σχετικά αριθμό παρόχων, οι οποίοι κατά κανόνα προσφέρουν και τις δύο υπηρεσίες (επικοινωνίες φωνής/δεδομένων και επικοινωνίες Internet) . [7]

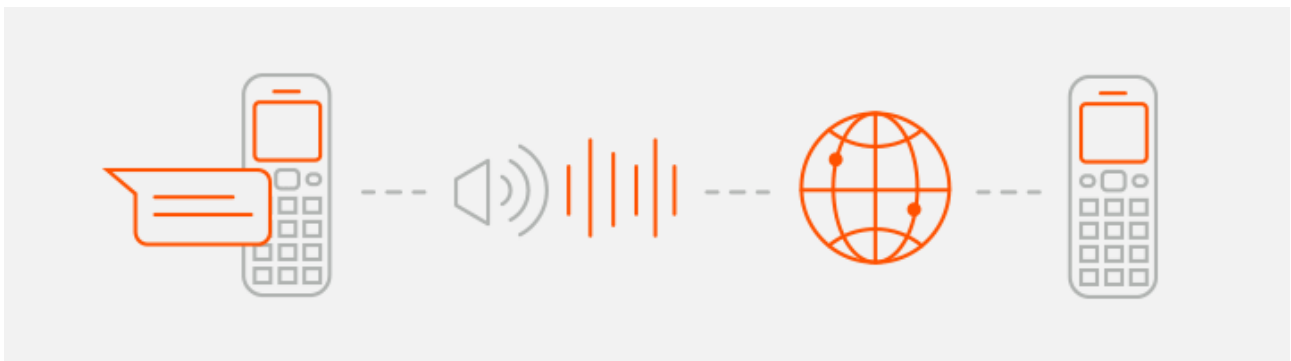
Τα τελευταία χρόνια παρατηρείται παγκοσμίως μια διαρκής τάση για σύγκλιση των υπηρεσιών επικοινωνίας φωνής/δεδομένων και παροχής Internet. Δεδομένου ότι: (α) η παροχή υπηρεσιών Internet προϋποθέτει την παροχή υπηρεσιών επικοινωνίας και (β) πλέον η πλειονότητα των υπηρεσιών επικοινωνίας βασίζεται σε δίκτυα υποδομής που χρησιμοποιούν το πρωτόκολλο του διαδικτύου (Internet Protocol, IP), κρίνεται σκόπιμο οι δύο αυτές υπηρεσίες να εξεταστούν συνδυαστικά.

1.2.1.1. Υπηρεσίες Φωνής/Δεδομένων και Παροχή Internet

Οι υπηρεσίες φωνής βασίζονται πλέον σε τεχνολογίες του Διαδικτύου. Αυτό σημαίνει πως συγκεκριμένες υπηρεσίες είναι σε θέση να προσφέρουν στο κοινό τις απαραίτητες ενέργειες για να πραγματοποιούνται με επιτυχία συνομιλίες μέσω δικτύων δεδομένων IP. Αυτές οι υπηρεσίες είναι ευρύτερα γνωστές ως υπηρεσίες VoIP (Voice over Internet Protocol) ή IP Telephony ή Internet Telephony.

Η τεράστια ανάπτυξη των δικτύων IP (αρχιτεκτονικές Internet Protocol) τα τελευταία χρόνια έφερε την εκμετάλλευσή αυτών για τηλεπικοινωνιακές υπηρεσίες μετάδοσης δεδομένων πραγματικού χρόνου. Η κυριότερη ίσως από αυτές τις υπηρεσίες είναι η μετάδοση φωνής. Η τεχνολογία VoIP επιτρέπει την μετάδοση φωνής μέσω δικτύων IP (όπως το διαδίκτυο) και έτσι σταδιακά έχει αλλάξει τον τρόπο με τον οποίο επικοινωνούμε. Το 2008, το 80% όλων των νέων γραμμών PBX που εγκαταστάθηκαν διεθνώς ήταν VoIP. Ουσιαστικά αποτελεί μία διαδικασία μετατροπής του ηχητικού σήματος σε ψηφιακό, μεταφορά του μέσω του Ιστού και τέλος μετατροπή του ξανά σε ηχητικό.

Τα τελευταία χρόνια έχουν αναπτυχθεί πολλά συστήματα - εφαρμογές για επικοινωνία των χρηστών μέσω VoIP. Ιδιαίτερα διαδεδομένες είναι για παράδειγμα οι εφαρμογές Skype, Viber, Google Talk, Windows Messenger, Yahoo Messenger, οι οποίες επιτρέπουν στους χρήστες τους να χρησιμοποιούν το Διαδίκτυο για δωρεάν κλήσεις και για ανταλλαγή σύντομων μηνυμάτων. Επιπλέον, κάποιες από αυτές υποστηρίζουν κλήσεις από και προς παραδοσιακούς αριθμούς (π.χ. Skype) .



Σχήμα 1.3 : “Λειτουργία VoIP”

Πηγή : https://www.gigaset.com/hq_en/cms/voip.html

Τα ψηφιακά τηλεφωνικά κέντρα σταδιακά θα αποσυρθούν, προκειμένου να αντικατασταθούν από την ενοποιημένη αρχιτεκτονική του δικτύου (all IP), εντός των επόμενων ετών. Παράλληλα, αναπτύσσεται το δίκτυο VDSL για την παροχή Internet πολύ υψηλών ταχυτήτων, με σκοπό να διασφαλιστούν ταχύτητες της τάξης των 100 Mbps, ενώ σε επιλεγμένες περιοχές θα μπορεί να προσφέρει ταχύτητες άνω των 250 Mbps. Δυστυχώς, η κάλυψη με VDSL (σύμφωνα με στοιχεία της Ευρωπαϊκής Επιτροπής τον Ιούλιο του 2017) στην Ελλάδα είναι περίπου στο 10% των ευζωνικών συνδέσεων, όταν ο μέσος ευρωπαϊκός όρος είναι 48%.

1.2.2. Υποτομέας Τεχνολογιών Πληροφορικής

Σε αυτόν τον υποτομέα σύμφωνα με στοιχεία του Διαένοσις περιλαμβάνονται οι εξής κρίσιμες υπηρεσίες : υπηρεσίες Διαδικτύου και Κέντρα Δεδομένων, Υπηρεσίες Cloud-SPI.

1.2.2.1 Υπηρεσίες Διαδικτύου

Αυτές παρέχονται από διάφορους οργανισμούς Κερδοσκοπικούς ή μη Κερδοσκοπικούς όπως πρόσβαση στο Διαδίκτυο (ιστοσελίδες, ηλεκτρονικό ταχυδρομείο, επικοινωνία χρηστών σε πραγματικό χρόνο και άλλα) .

1.2.2.2. Κέντρα Δεδομένων (data centers)

Ιστορικά τα Κέντρα Δεδομένων αποτελούσαν τεράστιες αίθουσες με ηλεκτρονικούς υπολογιστές. Πλέον τα Κέντρα Δεδομένων αναφέρονται σε φυσικές εγκαταστάσεις που χρησιμοποιούνται για να στεγάσουν συνήθως υπολογιστές , εξυπηρετητές (servers), διακομιστές (σελίδων, εφαρμογών, ηλεκτρονικής αλληλογραφίας), μεταγωγείς, δρομολογητές, συσκευές αποθήκευσης και αντίστοιχου είδους εξοπλισμό. Η λογική είναι

οτι αυτά τα Κέντρα αναλαμβάνουν την αποθήκευση, επεξεργασία και διαμοιρασμό μεγάλων όγκων δεδομένων στους εκάστοτε πελάτες.

Όσον αφορά την Ελλάδα εντοπίζονται 13 data centers τα οποία συγκεντρώνονται σε 4 περιοχές.

Στην Αθήνα, βρίσκονται επτά τα οποία είναι τα παρακάτω : Lamda Hellix – Athens 1, Lamda Hellix – Athens 2, MedNautilus Athens, MedNautilus Koropi Data Center, Lancom Athens, SYNAPSECOM Athens SNC-2, Marousi Cloud Module 1

Αντίστοιχα υπάρχουν τέσσερα τη Θεσσαλονίκη τα οποία είναι τα παρακάτω : Interworks Primary Data Center, SYNAPSECOM Thessaloniki SNC-1, Letscloud 1, Lancom.

Τέλος, υπάρχουν ακόμη ένα στον Βόλο και ένα στα Χανιά.

Εντυπωσιακό παράδειγμα αποτελεί αυτό της Google με τεράστια data centers ανά τον κόσμο



Σχήμα 1.4 : “Κέντρο Δεδομένων : Council Bluffs “

Πηγή : <https://www.digitallife.gr/gnwrise-ta-google-data-centers-ana-ton-kosmo-54488>



Σχήμα 1.5 :“Κέντρο Δεδομένων : Mayes County”

Πηγή : <https://www.digitallife.gr/gnwrise-ta-google-data-centers-ana-ton-kosmo-54488>

1.2.2.3. Υπηρεσίες Cloud - SPI

Γενικά το υπολογιστικό νέφος (Cloud Computing), ορίζεται ως, η παροχή υπολογιστικών πόρων, υποδομών, εφαρμογών, και λοιπών στοιχείων τεχνολογίας πληροφορικής μέσω διαδικτύου (π.χ. servers, apps κ.α.), από κεντρικά συστήματα που βρίσκονται απομακρυσμένα από τον χρήστη, τα οποία τον εξυπηρετούν αυτοματοποιώντας διαδικασίες, παρέχοντας ευκολία και ευελιξία σύνδεσης. Το Cloud Computing αποτελεί μια σημαντική εξέλιξη στο χώρο της Πληροφορικής. Με το Cloud Computing, οι επιχειρηματικές εφαρμογές και τα αρχεία γίνονται προσβάσιμα από οποιοδήποτε μέρος του κόσμου, οποιαδήποτε στιγμή το θελήσει ο χρήστης, αποκτώντας έτσι τεράστια ευελιξία. Συνήθως κατηγοριοποιούνται σε τρεις ή τέσσερις κατηγορίες και είναι σημαντική η κατανόηση των διαφορών τους για σωστότερη χρήση αυτών.

Οι Cloud υπηρεσίες μπορούν να κατηγοριοποιηθούν ως εξής :

Software as a Service (SaaS): Αυτές τις υπηρεσίες οι χρήστες μπορούν να τις χρησιμοποιούν απομακρυσμένα, διαδικτυακά χωρίς να απαιτείται η εγκατάσταση και η συντήρηση ενός λογισμικού στον υπολογιστή τους και στο μηχάνημα. Αυτή η κατηγορία είναι η πλέον δημοφιλής επιλογή για τις επιχειρήσεις στον cloud τομέα. Οι εφαρμογές του παρόχου είναι προσβάσιμες από διάφορες client συσκευές μέσω ενός thin client interface, όπως ένα πρόγραμμα περιήγησης στο Web (π.χ. web-based email). Καθώς αυξάνεται το πλήθος των χρηστών, μειώνεται το κόστος (παροχής και συντήρησης) και με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνεται οικονομία κλίμακας στη χρήση των εργαλείων και υπηρεσιών που προσφέρονται από το λογισμικό.

Βασικό πλεονέκτημα αυτής της υπηρεσίας αποτελεί η εξοικονόμηση χρόνου και χρήματος αφού δεν απαιτούνται εργασίες εγκατάστασης, διαχείρισης και αναβάθμισης λογισμικού [28].

Παραδείγματα εφαρμογών SaaS : Netflix, GitHub, Adobe Creative Cloud, Facebook, Amazon Web Services SaaS, BigCommerce, Google Apps, GoToMeeting, Salesforce, Dropbox, MailChimp, ZenDesk, DocuSign, Slack, Hubspot, Paypal.

Platform-as-a-Service (PaaS): Η δυνατότητα που παρέχεται στους προγραμματιστές να αναπτύσσουν πάνω στην cloud υποδομή εφαρμογές (που έχουν είτε δημιουργήσει ή αποκτήσει,) οι οποίες έχουν δημιουργηθεί με χρήση γλωσσών προγραμματισμού και εργαλείων που υποστηρίζονται από τον πάροχο. Οι προγραμματιστές (developers) δεν διαχειρίζονται ούτε ελέγχουν τη σχετική cloud υποδομή που συμπεριλαμβάνει τα δίκτυα, τους servers, τα λειτουργικά συστήματα ή τα αποθηκευτικά μέσα, αλλά έχουν τον έλεγχο των εφαρμογών που έχουν αναπτυχθεί, και ενδεχομένως, των παραμετροποιήσεων του περιβάλλοντος φιλοξενίας των εφαρμογών. Απλούστερα, το μερίδιο τους είναι ο κώδικας και τα δεδομένα.

Παραδείγματα PaaS : AWS Elastic Beanstalk, Windows Azure, Heroku, Force.com, Google App Engine, Apache Stratos

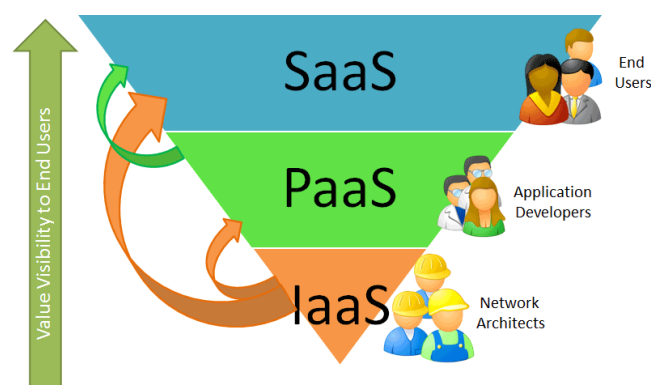
Infrastructure-as-a-Service (IaaS): Πρόκειται για την υπηρεσία διάθεσης υλικοτεχνικής υποδομής (hardware) όπως : διακομιστές (servers), αποθηκευτικά μέσα (storage), υποδομές δικτύου (network) και σχετικού με αυτά λογισμικό όπως, λειτουργικά συστήματα (operating systems), τεχνολογίες εξομοίωσης (virtualization technology) και συστήματα διαχείρισης αρχείων (file systems). Ο καταναλωτής δεν έχει τη διαχείριση ή τον έλεγχο της χρησιμοποιούμενης cloud υποδομής, αλλά έχει τον έλεγχο των λειτουργικών συστημάτων, των αποθηκευτικών μέσων, των εφαρμογών που έχουν αναπτυχθεί και πιθανόν κάποιον περιορισμένο έλεγχο επιλεγμένου εξοπλισμού δικτύωσης (π.χ. firewalls) [42].

Η υλική υποδομή ανήκει στον πάροχο της υπηρεσίας ο οποίος είναι υπεύθυνος για τη φύλαξη, λειτουργία και συντήρηση της

Παραδείγματα IaaS : DigitalOcean, Linode, Rackspace, Amazon Web Services (AWS), Cisco Metapod, Microsoft Azure, Google Compute Engine (GCE)

Desktop-as-a-Service (DaaS): Η υπηρεσία επιφάνεια εργασίας προσφέρει μια υποδομή εικονικής επιφάνειας εργασίας (Virtual Desktop Infrastructure - VDI) που φιλοξενείται από έναν πάροχο λύσεων λογισμικού cloud και βασίζεται συνήθως σε ένα μοντέλο μηνιαίας συνδρομής. Το DaaS χρησιμοποιεί μια αρχιτεκτονική πολλαπλών μισθώσεων, πράγμα που σημαίνει ότι μια μοναδική εμφάνιση μιας εφαρμογής εξυπηρετείται σε πολλούς χρήστες, που αναφέρονται ως "ενοικιαστές". Ο πάροχος λύσεων λογισμικού cloud είναι υπεύθυνος για τη διαχείριση του cloud και της υποκείμενης υποδομής και το επίπεδο εξυπηρέτησης μπορεί να διαφέρει ανάλογα με τις ανάγκες των χρηστών. Το τελικό αποτέλεσμα αυτής της υποδομής είναι ότι οι χρήστες μπορούν να έχουν πρόσβαση στα δεδομένα και τις εφαρμογές τους από σχεδόν οποιαδήποτε συσκευή, οπουδήποτε.

Το SPI είναι το ακρωνύμιο για τα πλέον γνωστά μοντέλα υπηρεσιών Cloud Computing, Λογισμικό ως Υπηρεσία (SaaS), Πλατφόρμα ως Υπηρεσία (PaaS) και Υποδομή ως Υπηρεσία (IaaS). Στη συνέχεια παρουσιάζεται μία εικόνα του μοντέλου SPI, που αναπαριστά τις τρεις κατηγορίες ως πυραμίδα ανάλογα με το πώς συνδέονται και με το ποιο εμπλέκονται στη χρήση της κάθε κατηγορίας.



Σχήμα 1.6 : " Μοντέλο - Πυραμίδα SPI"

Πηγή : <http://cloudcomputingarena.blogspot.com/p/spi-model.html>

1.3 Τομέας Μεταφορών

Γενικά στον τομέα των μεταφορών εντάσσονται οποιεσδήποτε μετακινήσεις επιβατών και φορτίων από έναν σημείο σε κάποιο άλλο. Συνήθως η μετακίνηση επιβατών και φορτίων γίνεται έναντι κάποιας αμοιβής που ονομάζεται εισιτήριο ή κόμιστρο ή ναύλος. Συνεπώς οι μεταφορές αποτελούν εμπορικές πράξεις, παράγουσες οικονομική χρησιμότητα . [6]

Παράλληλα υπολογίζεται πως στον τομέα αυτόν Πανευρωπαϊκά απασχολούνται περίπου 11 εκατομμύρια πολίτες γεγονός που τον καθιστά ιδιαίτερα σημαντικό παράγοντα της οικονομίας .

Επιπλέον, η αναγκαιότητα εύρυθμης λειτουργίας του έγκειται και στο γεγονός ότι αποτελεί συνδυαστικό κρίκο μεταξύ των λαών ,επιτρέπει δηλαδή την κινητικότητα των πολιτών, στοιχείο σημαντικό για τον πολιτισμό των λαών [3]. Ένα σύγχρονο παράδειγμα δεν είναι άλλο από την εξάπλωση του Covid-19 όπου έχει προκαλέσει μείωση των μεταφορών γεγονός που επηρεάζει άμεσα αρνητικά τομείς όπως ο τουρισμός και το εμπόριο.

Επομένως, ο τομέας των Μεταφορών παρέχει υπηρεσίες σε πολλούς τομείς και υποστηρίζει οικονομικές δραστηριότητες, όπως το εμπόριο, ο τουρισμός, η βιομηχανία, η αγροτική ανάπτυξη και η εκμετάλλευση των φυσικών πόρων μιας χώρας.

Τέλος έναν πολύ σημαντικό τομέα αποτελούν επίσης τα Ύδατα με τα οποία θα ασχοληθούμε παρακάτω.

1.4 Τομέας Υδάτων

Γενικά, τα ύδατα μπορούν να θεωρηθούν η πιο σημαντική κρίσιμη υποδομή παγκοσμίως αν σκεφτούμε πως ο μέσος άνθρωπος μπορεί να ζήσει μονάχα 3 ημέρες χωρίς νερό. Το ασφαλές πόσιμο νερό αποτελεί προϋπόθεση για την προστασία της δημόσιας υγείας και της ανθρώπινης δραστηριότητας. Παράλληλα η σύγχρονη κοινωνία εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την λειτουργία της απομάκρυνσης και απόρριψης των ανθρώπινων αποβλήτων μέσω των συστημάτων επεξεργασίας λυμάτων ως μία βασική υποδομή που εξασφαλίζει τον διαχωρισμό του επεξεργασμένου πόσιμου νερού και της μόλυνσης που προκαλούν τα ανθρώπινα απόβλητα (κόπρανα) [47] . Ο διαχωρισμός μειώνει τις πιθανότητες εμφάνισης κρουσμάτων ασθενειών από το νερό, όπως συνέβη στο Ξέσπασμα

της χολέρας στο Λονδίνο πριν από το 1857 (Snow, 1857). Κατά συνέπεια, οι επαρκώς επεξεργασμένες παροχές νερού και οι υπηρεσίες αποχέτευσης είναι απαραίτητες για την πρόληψη ασθενειών και την προστασία του περιβάλλοντος. Έτσι, η διασφάλιση της παροχής πόσιμου ύδατος και επεξεργασίας λυμάτων και υπηρεσιών είναι απαραίτητη για τη σύγχρονη ζωή.

Οι παροχές νερού υπολογίζεται να έχουν μειωθεί μέχρι το 2025, λαμβάνοντας υπόψη τις προβλεπόμενες παγκόσμιες αυξήσεις του πληθυσμού, σε συνδυασμό με την προβλεπόμενη αύξηση της κατανάλωσης νερού από κάποιες χώρες (Gleick, 1993). Ο Gleick επίσης συνιστά ότι οι υδρολόγοι έχουν υπολογίσει ότι η ελάχιστη ποσότητα νερού για κάθε άτομο που κατοικεί σε ένα σύγχρονο εκβιομηχανισμένο έθνος είναι 50 λίτρα νερού ανά άτομο ανά ημέρα

Επιπλέον το νερό συνδέεται άμεσα και είναι σε θέση να επηρεάσει πολλές άλλες κρίσιμες υποδομές όπως τα Τρόφιμα, την Υγεία, την Οικονομία και άλλες στοιχείο που το κάνει πιο πολύτιμο αλλά και πιο ευάλωτο σε πιθανές μελλοντικές τρομοκρατικές επιθέσεις [43]. Επιπλέον η υποδομή των υδάτων είναι ιδιαίτερα ευαίσθητη σε φυσικούς κινδύνους, όπως πλημμύρες, σεισμοί, κατολισθήσεις και ξηρασία [47].

Το νερό μπορεί να διαχωριστεί σε δύο υποτομείς το Πόσιμο Νερό και τα Λύματα. Οι υποτομείς αυτοί συνδέονται άμεσα επομένως θα παρουσιαστούν κοινά.

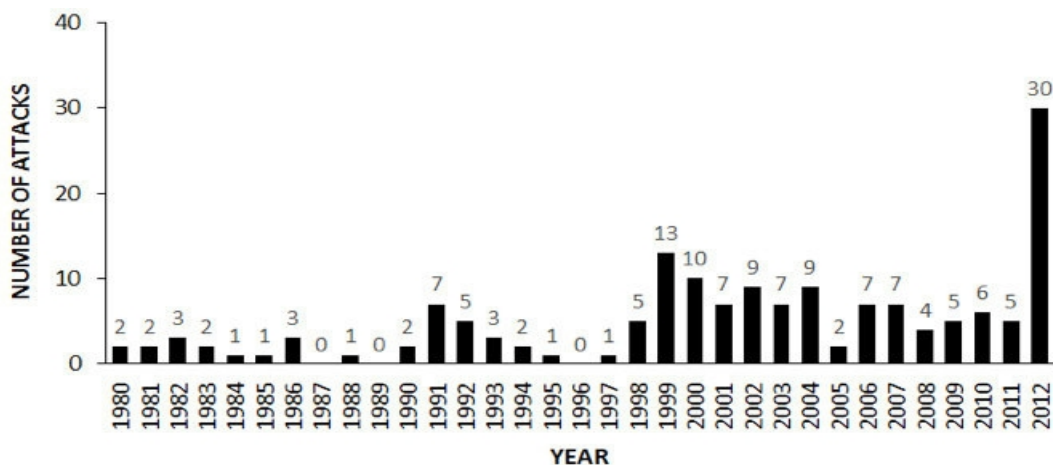
1.4.1 Υποτομέας Πόσιμου Νερού-Λυμάτων

Γενικά, πόσιμο νερό χαρακτηρίζεται το νερό που είναι καθαρό από φυσική, χημική, βιολογική και μικροβιολογική άποψη και μπορεί να καταναλώνεται χωρίς να κινδυνεύει η υγεία του ανθρώπου. Αντίστοιχα, ο όρος **λύματα** αναφέρεται στα υγρά απόβλητα από τις κατοικίες (οικιακά λύματα) και τα υγρά απόβλητα από τις συνήθεις δραστηριότητες μιας πόλης (αστικά λύματα). Όταν τα υγρά απόβλητα μιας πόλης περιέχουν και σημαντικές ποσότητες υγρών βιομηχανικών αποβλήτων τότε ονομάζονται **υγρά αστικά απόβλητα**. Η επεξεργασία λυμάτων είναι η διαδικασία που διαχωρίζει τις επικίνδυνες ουσίες από το νερό στα λύματα, ώστε το νερό να μπορεί να χρησιμοποιηθεί στο περιβάλλον. Τα λύματα μεταφέρονται στις εγκαταστάσεις καθαρισμού μέσω των υπονόμων, μερικές φορές και με χρήση ειδικών βυτιοφόρων οχημάτων.

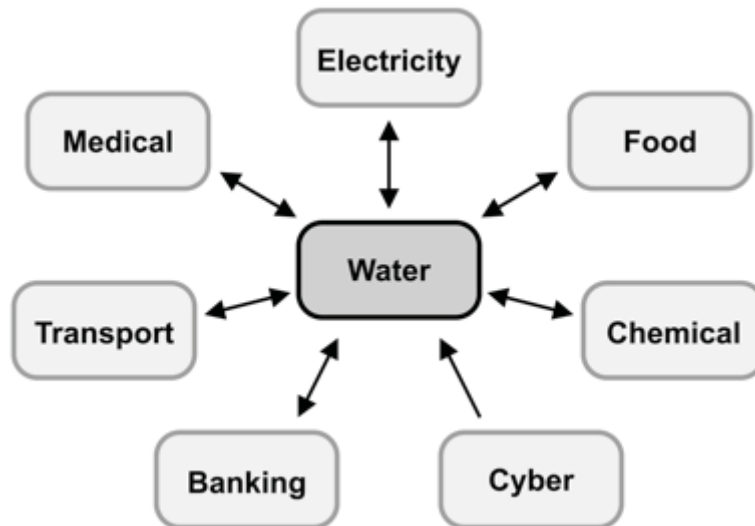
Μετά τη συλλογή και την κατάλληλη επεξεργασία των δημοτικών παροχών νερού, το

πόσιμο νερό μεταδίδεται στους τελικούς χρήστες μέσω συστημάτων διανομής που περιλαμβάνουν αντλίες, σωληνώσεις και δίκτυα αποθήκευσης. Αυτά τα συστήματα διανομής νερού μπορεί να υποστούν βλάβη εάν το νερό πηγής τους επηρεαστεί από φυσικές καταστροφές ή/και διαρροές χημικών ουσιών και ελαίων. Τα συστήματα διανομής πόσιμου νερού είναι επίσης ιδιαίτερα ευάλωτα σε πιθανή τρομοκρατική επίθεση, βιομηχανικό ατύχημα ή ακραία καιρικά φαινόμενα. Μόλις το σύστημα διανομής φθάσει σε σπίτια, σχολεία και επιχειρήσεις, οι εγκαταστάσεις υδραυλικών εγκαταστάσεων μεταφέρουν το πόσιμο νερό στη βρύση και σε συσκευές, οι οποίες μπορεί να μολυνθούν εάν το πόσιμο νερό έχει επηρεαστεί σοβαρά. Στη συνέχεια κατά την απομάκρυνση μολυσμένου νερού, το σύστημα αποβλήτων υγιεινής μπορεί να διακινδυνεύσει. Αυτά τα κομβικά σημεία, από το νερό πηγής έως τα συστήματα επεξεργασίας λυμάτων, παρουσιάζουν προκλήσεις όσον αφορά τη διατήρηση της καλής ποιότητας των υδάτων και τη διασφάλιση της ύπαρξης νερού για ζωτικές χρήσεις. Η απολύμανση των συστημάτων πόσιμου ύδατος μετά από συμβάν μόλυνσεως είναι ζωτικής σημασίας για την ασφαλή επανέναρξη της λειτουργίας του συστήματος ύδρευσης και για την αποκατάσταση του νερού.

Στο παρακάτω σχήμα (1.7) παρουσιάζεται ο αριθμός επιθέσεων σε υποδομές νερού ανά έτος. Είναι προφανές ότι η ζωτική σημασία του νερού το καθιστά ιδιαίτερα ευάλωτο καθώς αποτελεί ελκυστικό στόχο για πιθανές επιθέσεις. Ενδιαφέρον επίσης παρουσιάζει η αλληλεξάρτηση με άλλες υποδομές. Στο σχήμα 1.8 μπορούμε να δούμε πως το νερό επηρεάζεται και επηρεάζει τόσους τομείς ώστε η πιθανή ανεπάρκεια του να αποτελεί σημαντικό κίνδυνο.



Σχήμα 1.7 : “Καταγεγραμμένες επιθέσεις σε κρίσιμες υποδομές υδάτων”
 Πηγή : D. Birkett, “Water Critical Infrastructure Security and Its Dependencies”



Σχήμα 1.8 : “Εξαρτήσεις των κρίσιμων υποδομών του νερού”
 Πηγή : D. Birkett, “Water Critical Infrastructure Security and Its Dependencies”

1.4.2 Υποδομές Διαχείρισης Υδάτων

1. Δίκτυα Παροχής πόσιμου ύδατος, περιλαμβανομένων αγωγών ταμιευτήρων, διυλιστηρίων, μετρητών καθώς και των σχετικών υποστηρικτικών κτιρίων και εξοπλισμού.
2. Συλλογή και διάθεση αποβλήτων
3. Συστήματα Αποστράγγισης (ταμιευτήρες, στραγγιστικές τάφροι κ.α.)
4. Συστήματα Άρδευσης και τα σχετικά συστήματα και έργα (ταμιευτήρες ,τάφροι κ.α.)
5. Αντιπλημμυρικά Έργα (φράγματα, υπεχειλιστές, αντλητικοί σταθμοί, θυρίδες κλπ)

1.5 Εμπλεκόμενοι Φορείς

Γενικά, υπάρχουν πολλοί φορείς που ασχολούνται με τα ζητήματα ασφαλείας και πιο συγκεκριμένα με τους τομείς που αναπτύχθηκαν στο προηγούμενο υποκεφάλαιο. Οι αρμόδιοι Φορείς αναζητούν διαρκώς καινοτομίες ώστε να μπορούν να προφυλάξουν τις κρίσιμες υποδομές με έναν σύγχρονο και αποτελεσματικό τρόπο. Ακόμη οφείλουν να εντάξουν το ευρύ κοινό στην διαδικασία προφύλαξης των κρίσιμων υποδομών με την επαρκή ενημέρωσή του.[8]

Αυτοί είναι οι εξής [40]:

1. Υπουργεία

Υπουργείο Εσωτερικών και Διοικητικής Ανασυγκρότησης (ΥΠΕΣΔΑ)(Ελληνική Αστυνομία , Εθνική Υπηρεσία Πληροφοριών, Διεύθυνση Πολιτικού Σχεδιασμού Έκτακτης Ανάγκης, Υπηρεσία Ανάπτυξης Πληροφορικής)

Υπουργείο Εθνικής Άμυνας (ΓΕΕΘΑ)

Υπουργείο Επικοινωνιών και Μεταφορών

Υπουργείο Οικονομίας (Ομάδα Δράσης για την Ψηφιακή Ασφάλεια)

Υπουργείο Παραγωγικής Ανασυγκρότησης Περιβάλλοντος και Ενέργειας

Υπουργείο Πολιτισμού, Παιδείας και Θρησκευμάτων

Υπουργείο Υγείας και Κοινωνικών Ασφαλίσεων

2. Αρχή Διασφάλισης Απορρήτου Επικοινωνιών (ΑΔΑΕ)

3. Εθνική Επιτροπή Τηλεπικοινωνιών και Ταχυδρομείων (ΕΕΤΤ)

4. Εθνική Υπηρεσία Πληροφοριών (ΕΥΠ)

5. Ευρωπαϊκός Οργανισμός Ασφάλειας Δικτύων και Πληροφοριών (ENISA)

6. Ρυθμιστική Αρχή Ενέργειας (ΡΑΕ)

7. Κέντρο Μελετών Ασφαλείας (ΚΕΜΕΑ)

8. Αρχή Προστασίας Προσωπικών Δεδομένων (ΑΠΠΔ)

9. Εθνική Τράπεζα της Ελλάδας
10. Κέντρο Μελετών Ασφάλειας (Κ.Ε.Μ.Ε.Α.)
11. Ινστιτούτο Ερευνών/Μελετών Τηλεπικοινωνιών και Πληροφορικής Χωρών Νοτιοανατολικής Ευρώπης (INA)
12. Ομάδα Αντιμετώπισης Περιστατικών Ασφάλειας ΕΔΕΣ (GRNET-CERT)
13. Ελληνικός Φορέας Πρόληψης Τηλεπικοινωνιακής Απάτης (ΕΥΣΑ)
14. Σύνδεσμος Επιχειρήσεων Πληροφορικής και Επικοινωνιών Ελλάδος (ΣΕΠΕ)
15. Ελληνικός Κόμβος Ασφαλούς Διαδικτύου SafeNetHome Plus
16. SafeLine (Ανοιχτή γραμμή για το παράνομο περιεχόμενο στο Διαδίκτυο)

1.6 Κίνδυνοι Κρίσιμων Υποδομών

Όπως διατυπώθηκε στο προηγούμενο υποκεφάλαιο, υπάρχει ένα σύνολο Υπηρεσιών, Ανεξάρτητων Αρχών, Οργανισμών και Φορέων που η απασχόληση τους περιλαμβάνει μεταξύ των αρμοδιοτήτων τους και θέματα που αφορούν στην ασφάλεια και προστασία των κρίσιμων υποδομών από τους διάφορους κινδύνους που τις διατρέχουν. Είναι εύκολο να γίνει αντιληπτό πως υπάρχουν πολλές απειλές για τις Κρίσιμες Υποδομές. Ωστόσο, είναι ιδιαίτερα σημαντικό να γίνονται γνωστές μέσω μιας διαδικασίας συνεχούς μελέτης και ανατροφοδότησης. Με αυτόν τον τρόπο οι εκάστοτε αρμόδιοι φορείς θα είναι σε θέση να προστατέψουν και να προλάβουν ανεπιθύμητες καταστάσεις είτε να τις διαχειριστούν όσο το δυνατόν αποτελεσματικότερα εφόσον δεν μπόρεσαν να τις αποτρέψουν [24].

Οι πιο σημαντικοί κίνδυνοι που μπορούν να βλάψουν τις Κρίσιμες Υποδομές διαχωρίζονται ανάλογα με τη φύση τους σε απειλές και σε ευπάθειες.

1.6.1 Απειλές Κρίσιμων Υποδομών

Οι απειλές μπορούν να ταξινομηθούν σε 3 κατηγορίες: τις φυσικές καταστροφές, αυτές που προκαλούνται από ανθρώπινη παρέμβαση καθώς και ότι αφορά ατυχήματα τεχνολογικής φύσεως ή τυχαία ατυχήματα.

Οι φυσικές καταστροφές περιλαμβάνουν τα ακραία καιρικά φαινόμενα τόσο σε θερμά όσο και σε κρύα κλίματα, καθώς και σε γεωλογικούς κινδύνους όπως σεισμούς, τσουνάμι, μετατόπιση γης και ηφαιστειακές εκρήξεις. Τέτοιες απειλές θα μπορούσαν να επηρεάσουν σημαντικά διάφορες κρίσιμες υποδομές όπως για παράδειγμα τον τομέα των μεταφορών.

Για παράδειγμα, το 1995 ένας σεισμός στην Ιαπωνία κατέστρεψε πολλές κρίσιμες υποδομές. Ο αυτοκινητόδρομος ήταν κατεστραμμένος, το λιμάνι του Κόμπε, το μεγαλύτερο λιμάνι μεταφοράς εμπορευματοκιβωτίων της Ιαπωνίας. Επίσης, κατέστρεψε χημικά κατασκευαστές και κατασκευαστές χάλυβα.

Οι απειλές που προκαλούνται από τον άνθρωπο αναφέρονται σε ενέργειες που γίνονται εσκεμμένα για πολιτικούς, οικονομικούς, θρησκευτικούς ή άλλους λόγους. Περιλαμβάνουν, τρομοκρατικές επιθέσεις, εγκληματικές ενέργειες, κυβερνοχωρικές απειλές.

Ατυχήματα Τεχνολογικής Φύσεως ή Τυχαία Ατυχήματα περιλαμβάνουν ζητήματα όπως αστοχίες λειτουργίας των υποδομών. Αυτά είναι σε θέση να απειλήσουν την λειτουργία, τη δομή και την ακεραιότητα της εκάστοτε υποδομής.

1.6.2 Ευπάθειες Κρίσιμων Υποδομών

Οι ευπάθειες είναι χαρακτηριστικά μιας εγκατάστασης, ενός συστήματος, ενός περιουσιακού στοιχείου, μιας εφαρμογής ή οι εξαρτήσεις αυτών που θα μπορούσαν να προκαλέσουν υποβάθμιση ή δυσλειτουργία (ανικανότητα να εκτελεστεί η καθορισμένη λειτουργία του) ως αποτέλεσμα της έκθεσης σε κάποια απειλή ή κίνδυνο.

Οι έντονες αλληλεξαρτήσεις μεταξύ διάφορων υποδομών δυσχεραίνει την πρόβλεψη πιθανής αποτυχίας. Παράλληλα, η περιπλοκότητα των υποδομών είναι ένα χαρακτηριστικό που δυσκολεύει την διαχείρισή τους και τις καθιστά πιο εκτεθειμένες σε

επιθέσεις. Τέλος, η έλλειψη ενός κεντρικού σημείου ελέγχου και επίβλεψης αυτών αποτελεί αρνητικό στοιχείο καθότι τείνουν να αντιμετωπίζονται ως ανεξάρτητες μονάδες με διαφορετικά συμφέροντα. Τα παραπάνω χαρακτηριστικά αποτελούν τις ευπάθειες των Κρίσιμων Υποδομών. [1]

Κεφάλαιο 2

Τεχνολογίες Συστημάτων Επιτήρησης Κρίσιμων Υποδομών

Άξονες

Συστήματα Ελέγχου με χρήση ασύρματου σήματος (WiFi),
Συστήματα αισθητήρων, Συστήματα εικόνας - CCTV

Στο προηγούμενο κεφάλαιο μελετήθηκαν αναλυτικά οι Κρίσιμες Υποδομές αναφορικά με το ποιες είναι, πώς μπορεί να επηρεάσει μία πιθανή αστοχία τους, καθώς και ποιοι φορείς θεωρούνται υπεύθυνοι για την προστασία τους..

Το παρόν κεφάλαιο εστιάζει σε κάποια συστήματα και τεχνολογίες ασφαλείας τα οποία χρησιμοποιούνται με σκοπό την προστασία αυτών των ιδιαίτερα σημαντικών υποδομών από περιβαλλοντικές καταστροφές, προσβολές από κακόβουλους εξωτερικούς παράγοντες ή τρομοκρατικές και cyber επιθέσεις αλλά και από τεχνικές αστοχίες της λειτουργίας τους. Οι τεχνολογίες παρακολούθησης είναι συνδυασμοί απλών και σύνθετων εργαλείων και τεχνικών που διευκολύνουν τη συστηματική παρατήρηση, καταγραφή και ανάλυση δραστηριοτήτων ή διαδικασιών σε συγκεκριμένες τοποθεσίες. Ουσιαστικά βοηθούν τους ανθρώπους να κατανοήσουν τι συμβαίνει σε ένα συγκεκριμένο περιβάλλον. Οι τεχνολογίες παρακολούθησης περιλαμβάνουν μια ποικιλία συσκευών και συστημάτων επικοινωνίας, υπολογιστών, ηλεκτρομηχανικής, απεικόνισης, ρομποτικής και αισθητήρων. [9]

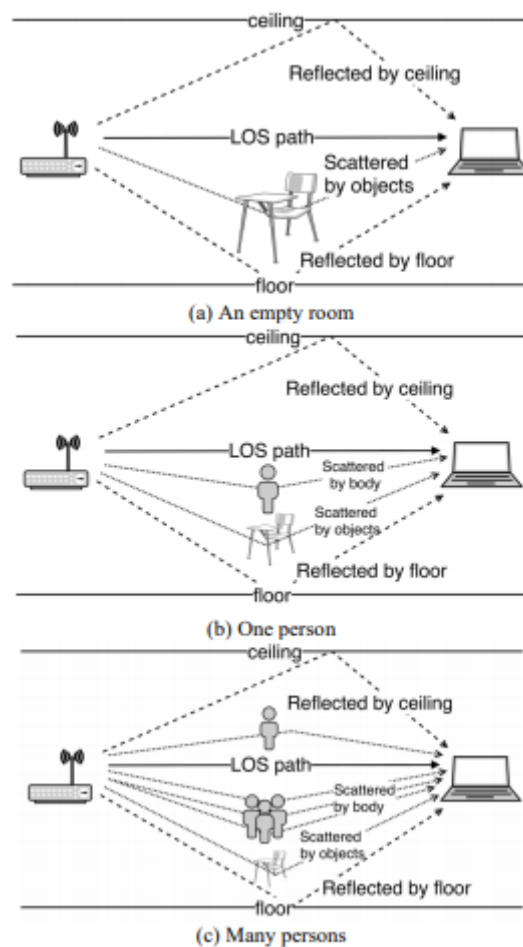
Παρακάτω θα αναλυθούν κάποιες βασικές μέθοδοι παρακολούθησης κρίσιμων υποδομών.

2.1 Συστήματα Ελέγχου με χρήση ασύρματου σήματος (WiFi)

Παραδοσιακά, οι υποδομές ασύρματου σήματος WiFi χρησιμοποιούνται σε εξωτερικούς και εσωτερικούς χώρους διευκολύνοντας την παροχή διαδικτύου στους χρήστες. Ωστόσο, η επιστήμη απέδειξε ότι μπορούν να έχουν και άλλες χρήσεις αφού έχουν την ικανότητα να εντοπίσουν μεταβολές στο περιβάλλον που μπορούν να διακρίνουν ανθρώπινη κίνηση ακόμη και να προσδιορίσουν ανθρώπινες δραστηριότητες. Αυτή η διαπίστωση ανέπτυξε φιλοδοξίες στον κλάδο των συστημάτων ασφαλείας [33].

Σε αντίθεση με τις κάμερες παρακολούθησης, τα πλεονεκτήματα αυτών των τεχνικών είναι η ανεξαρτησία τους από το φως καθώς μπορούν να εντοπίζουν κίνηση και την νύχτα καθώς και ότι η λειτουργία τους δεν επηρεάζει τις καθημερινές δραστηριότητες καθώς δεν εμφανείς. Επίσης, συχνά τα συστήματα ανάλυσης ανθρώπινης κίνησης μέσω εικόνας (κάμερες) παρουσιάζουν περιορισμούς σε σχέση με την ένδυση (μακριές φούστες, μακριά παλτό), με την γωνία θέασης, καθώς σε περιπτώσεις που υπάρχει έντονος καπνός (φωτιά) ή δυναμικά υπόβαθρα. Σε αυτές τις περιπτώσεις πλεονεκτική είναι η θέση των συστημάτων εντοπισμού μέσω ανάκλασης ασύρματου σήματος [17].

Ένα ενδιαφέρον κομμάτι είναι το πώς μπορούν τα συστήματα Wi-Fi εντοπισμού να αναγνωρίσουν την ανθρώπινη παρουσία. Η βασική αρχή είναι ότι τα ανθρώπινα σώματα επιδρούν στα κοντινά ασύρματα σήματα. Αυτό σημαίνει πως τα σήματα Wi-Fi μπορούν να δώσουν κάποιου είδους πληροφορία για το περιβάλλον το οποίο διαπερνούν. Η παρουσία στατικών αντικειμένων (οροφή, έπιπλα) προκαλούν ανακλάσεις του σήματος ενώ δυναμικά αντικείμενα όπως ένας άνθρωπος που κινείται προκαλούν επιπλέον διαδρομές του σήματος λόγω του φαινομένου σκέδασης. [12]



Σχήμα 2.1 : “ Πολλαπλές διαδρομές και σκέδαση λόγω ανθρώπινης παρουσίας”
 Πηγή : C. Chang, S. Srirama, S. Loke, “Indoor people density sensing using Wi-Fi and channel state information”

Πολλαπλές διαδρομές σήματος λόγω φαινομένου σκέδασης που οφείλεται στην ανθρώπινη παρουσία και κίνηση. Για παράδειγμα όταν υπάρχει ένας άνθρωπος στον χώρο

δεν υπάρχουν πολλαπλές διαδρομές. Όταν όμως υπάρχουν παραπάνω άνθρωποι, εμφανίζονται πολλαπλές διαδρομές σήματος.

2.1.1 Χρήση συστήματος CSI (Channel State Information) για εντοπισμό μέσω WiFi.

Αυτά τα συστήματα χρησιμοποιούνται ευρέως σε εσωτερικούς χώρους και οι κλάδοι στους οποίους δραστηριοποιούνται είναι η παρακολούθηση αντικειμένων (object tracking), ο εντοπισμός ανθρώπινης κίνησης, η φροντίδα των ηλικιωμένων καθώς και διάφορα ηλεκτρονικά παιχνίδια που βασίζονται στην αναγνώριση σωματικών κινήσεων (somatosensory games) [16].

Τα παραδοσιακά συστήματα παρακολούθησης εσωτερικών χώρων χρησιμοποιούν συνήθως έναν δείκτη που προσδιορίζει την ισχύ του λαμβανόμενου σήματος (RSSI) το οποίο ωστόσο δεν έχει ικανοποιητική ευαισθησία και ακρίβεια καθότι μετράται από το RF σήμα. Γι' αυτό το λόγο τείνει να αντικατασταθεί από το CSI ως δείκτη.

Γενικά, το CSI περιγράφει τον τρόπο με τον οποίο το σήμα μεταδίδεται από τον πομπό στον δέκτη και υπολογίζει μια σειρά από μετρήσεις καναλιών που απεικονίζουν τις φάσεις και τα πλάτη του κάθε υποκινητή.

$$\vec{Y} = H\vec{X} + \vec{N},$$

Η παραπάνω σχέση απεικονίζει αυτή τη λειτουργία, όπου X και Y τα διανύσματα πομπού και δέκτη, N το διάνυσμα του θορύβου και H ο πίνακας των καναλιών.

Σε γενικές γραμμές, ο δέκτης αξιολογεί και ποσοτικοποιεί τον CSI και στη συνέχεια κάνει ανατροφοδότηση στον αποστολέα. Ο CSI διαχωρίζεται στην στατιστική και στην στιγμιαία μέθοδο. Επίσης διαχωρίζεται και σε άλλες δύο κατηγορίες το SCIT το οποίο τοποθετείται στον πομπό και το CSIR το οποίο τοποθετείται στον δέκτη.

2.2 Συστήματα αυτόματου ελέγχου με χρήση αισθητήρων

Πρόκειται για συστήματα ελέγχου που παρέχουν πληροφορίες με χρήση αισθητήρων για την κατάσταση της λειτουργίας ενός συστήματος. Για παράδειγμα, σχετικά με τις κρίσιμες υποδομές ύδατος (water critical infrastructures) είναι θεμιτό να μπορεί να παρακολουθεί και το πως λειτουργούν αυτές οι υποδομές σε τεχνικό επίπεδο. Αυτό πρακτικά μπορεί να σημαίνει πως στοιχεία όπως η πίεση του νερού είναι σημαντική παράμετρος για τον έλεγχο της ομαλής λειτουργίας των σωληνώσεων καθότι είναι σε θέση να εντοπίσει διαρροές ή παραβιάσεις σε αυτές.

2.3 Βιομηχανικά Συστήματα Ελέγχου ICSs

Τα Βιομηχανικά Συστήματα Ελέγχου (Industrial Control Systems (ICS)) και οι συσκευές ελέγχου κρίσιμων υποδομών έχουν σχεδιαστεί πρωταρχικά για να παρέχουν πολύτιμη πληροφορία σχετικά με την ομαλή λειτουργία αυτών.

Το βιομηχανικό σύστημα ελέγχου (ICS) είναι ένας γενικός όρος που περιλαμβάνει διάφορους τύπους συστημάτων ελέγχου συμπεριλαμβανομένων των συστημάτων αυτόματου εποπτικού ελέγχου και συλλογής δεδομένων (SCADA), συστημάτων κατακεντρωμένου ελέγχου (DCS), συστημάτων οργάνων ασφαλείας (SIS) και άλλες μορφές συστημάτων ελέγχου όπως, οι Προγραμματιζόμενοι Λογικοί Ελεγκτές (PLC) που συναντώνται συχνά στους βιομηχανικούς τομείς και στις υποδομές ζωτικής σημασίας. [10]

Τα συστατικά μέρη ενός βιομηχανικού συστήματος ελέγχου είναι συνδυασμοί στοιχείων ελέγχου που δρουν μαζί για να επιτύχουν έναν βιομηχανικό στόχο (π.χ. κατασκευή, μεταφορά υλικού ή ενέργειας). Το τμήμα του συστήματος ελέγχου που ασχολείται κυρίως με την παραγωγή του αποτελέσματος-εξόδου (output) αναφέρεται ως διαδικασία. Το τμήμα του συστήματος που περιλαμβάνει τα επιθυμητά αποτελέσματα ή αλλιώς την επιθυμητή επίδοση ονομάζεται έλεγχος. Ο έλεγχος μπορεί να είναι πλήρως αυτοματοποιημένος ή μπορεί να περιλαμβάνει έναν άνθρωπο στον βρόχο. [10]

2.3.1 Προγραμματιζόμενοι Λογικοί Ελεγκτές PLC (Programmable Logic Controller)

Στις δεκαετίες του '80 εμφανίστηκε ένα νέο προϊόν αυτοματισμού, ένας μικροϋπολογιστής που προοριζόταν να αντικαταστήσει τον κλασικό πίνακα με ρελέ.

Γενικά, ο Προγραμματιζόμενος Λογικός Ελεγκτής είναι ένα ψηφιακό ηλεκτρονικό σύστημα, το οποίο χρησιμοποιεί μία προγραμματιζόμενη μνήμη για την αποθήκευση εντολών, ώστε να επιτελούνται διάφορες λειτουργίες όπως λογικές, χρονικές, μετρητικές και αριθμητικές πράξεις με σκοπό τον έλεγχο διάφορων μηχανών και διαδικασιών [37].

Χρησιμοποιείται όπου απαιτείται αυτοματοποίηση λειτουργιών : κατ' εξοχήν στη βιομηχανία αλλά και σε κτιριακές εγκαταστάσεις, στη ναυτιλία, σε μεγάλα έργα του δημοσίου ή ιδιωτικού τομέα (σήραγγες, σταθμούς παραγωγής ενέργειας, ορυχεία, βιολογικούς καθαρισμούς), στον έλεγχο κυκλοφορίας οχημάτων, στον φωτισμό αεροδρομίων, σε συστήματα ανελκυστήρων και δεκάδες άλλους τομείς εφαρμογών [37]. Επομένως ο Προγραμματιζόμενος Λογικός Ελεγκτής χρησιμοποιείται και φέρει πολύτιμες πληροφορίες και για διάφορες Κρίσιμες Υποδομές.

Μία σημαντική διευκρίνιση είναι ότι οι PLCs πέρα από την αυτόνομη χρήση τους για τον ρυθμιστικό έλεγχο διακριτών διεργασιών χρησιμοποιούνται ευρέως σαν δομικά κομμάτια των DCS και SCADA [2].

2.3.2 Κατανεμημένα Συστήματα Ελέγχου DCS

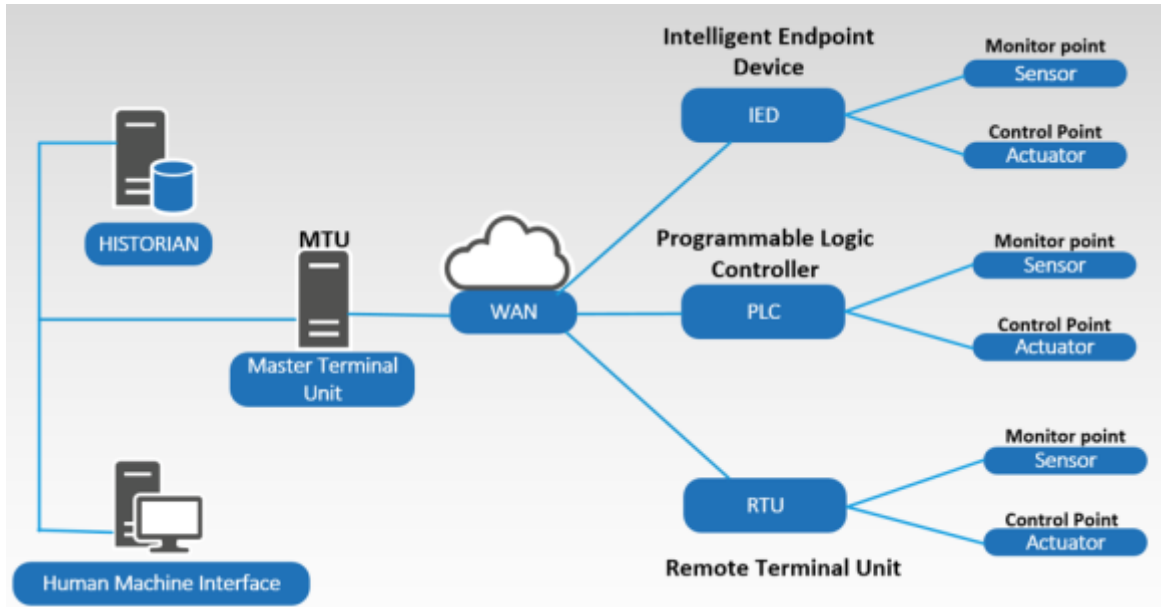
Πρόκειται για συστήματα ελέγχου, ειδικά σχεδιασμένα για τον έλεγχο πολύπλοκων και γεωγραφικά κατανεμημένων εφαρμογών. Όπως υποδηλώνει το όνομα, οι ελεγκτές διανέμονται σε ολόκληρη την περιοχή της εγκατάστασης, όπου συνδεδεμένοι με διάφορους αισθητήρες ή ενεργοποιητές και με την βοήθεια ειδικών υπολογιστικών συστημάτων όπου επικοινωνούν μέσω δικτύου υψηλής ταχύτητας, είναι σε θέση να προσφέρουν μία ολική εικόνα της παρατηρούμενης βιομηχανικής μονάδος. Κατ' επέκταση η ανθρώπινη αλληλεπίδραση ελαχιστοποιείται, μειώνοντας έτσι το κόστος εργασίας καθώς και τα εργατικά ατυχήματα [2].

2.3.3 Συστήματα Αυτόματου Εποπτικού Ελέγχου και Συλλογής Δεδομένων SCADA (Supervision Control and Data Acquisition)

Τα συστήματα SCADA, αποτελούν συστήματα ελέγχου μεγάλης κλίμακας για αυτοματοποιημένες βιομηχανικές διεργασίες. Ο όρος δεν αναφέρεται σε μια συγκεκριμένη τεχνολογία αντιθέτως είναι ένα πολύπλοκο σύνολο διεργασιών που είναι ικανό να συλλέξει πολύτιμες πληροφορίες από το προς εξέταση σύστημα-εγκατάσταση και στην συνέχεια να στείλει εντολές και να επηρεάσει τη λειτουργία αυτών.

Γενικά τα συστήματα Scada αποτελούνται από [2] :

1. έναν Κεντρικό Υπολογιστικό σταθμό παρακολούθησης (CMS (Central Monitoring Station)), ο οποίος βρίσκεται σε συγκεκριμένη τοποθεσία και φιλοξενεί έναν ή και περισσότερους υπολογιστές. Χρησιμοποιεί ένα πρόγραμμα διασύνδεσης Χρήστη-Μηχανής (MMI(Man Machine Interface) / HMI (Human Machine Interface))
2. το Δίκτυο Επικοινωνίας όπου αποτελεί το μέσο για την μετάδοση των δεδομένων και λειτουργεί είτε μέσω τηλεφωνικών γραμμών, είτε μέσω ράδιο εκπομπής, είτε μέσω καλωδίων (LAN), είτε ασύρματα (WAN).
3. Απομακρυσμένος Σταθμός, ο οποίος βρίσκεται στο χώρο της απομακρυσμένης μονάδας παραγωγής ή του εξοπλισμού, που παρακολουθείται και ελέγχεται από την κεντρική μονάδα υπολογιστή. Ο Απομακρυσμένος Σταθμός μπορεί να είναι μια Απομακρυσμένη Μονάδα Ελέγχου (RTU) ή ένας Προγραμματιζόμενος Λογικός Ελεγκτής (PLC).
4. Όργανα Πεδίου τα οποία αναφέρονται στους αισθητήρες (sensors) και τους ενεργοποιητές (actuators), οι οποίοι συνδέονται άμεσα με διάφορα σημεία της μονάδας παραγωγής ή του εξοπλισμού. Αυτά εκπέμπουν αναλογικά και ψηφιακά σήματα, τα οποία έχουν υποστεί επεξεργασία και καταγράφονται από τον Απομακρυσμένο Σταθμό (Remote Station).



Σχήμα 2.2 : Σύστημα Scada

Πηγή : <https://logrhythm.com/blog/scada-network-security-monitoring/>

2.4 Συστήματα παρακολούθησης μέσω εικόνας

Το 1942 κατά τη διάρκεια του Β' Παγκοσμίου πολέμου ο μηχανικός Walter Bruch με σκοπό την παρακολούθηση των πυραύλων δημιούργησε το πρώτο σύστημα CCTV. Επτά χρόνια αργότερα κυκλοφόρησε στο εμπόριο.

Ένα σύστημα κλειστού κυκλώματος τηλεόρασης (CCTV) αποτελεί ένα σύστημα επιτήρησης με τη δυνατότητα καταγραφής των συμβάντων σε κάποιο αποθηκευτικό μέσο. Ο χρήστης μπορεί να ανατρέξει όποτε χρειαστεί στα αρχεία για να εντοπίσει κάποιο συμβάν. Ο χαρακτηρισμός "κλειστό κύκλωμα" στοχεύει στην υπόδειξη ότι η πρόσβαση στο περιεχόμενο των καμερών περιορίζεται από το σχεδιασμό μόνο στους κατόχους του συστήματος. Το CCTV ουσιαστικά καταγράφει βίντεο τα οποία μεταφέρει σε ορισμένες οθόνες παρακολούθησης. Τοποθετείται σε ιδιωτικούς και σε δημόσιους χώρους με νομοθετικούς περιορισμούς καθώς η καταγραφή σε δημόσιους χώρους μπορεί να είναι επικίνδυνη όσον αφορά την καταπάτηση της ιδιωτικότητας των ανθρώπων.

2.4.1 Τύποι Συστημάτων παρακολούθησης CCTV

Δεν υπάρχει στην πραγματικότητα κάποιος επίσημος τρόπος ταξινόμησης των καμερών CCTV ανά τύπο και αυτό γιατί οι κάμερες έχουν πολλά χαρακτηριστικά συνδυαστικά που μπορούν να τις κάνουν να διαφέρουν από άλλες.

Κάποιες ταξινομήσεις αναφέρονται στο σχήμα των καμερών, άλλες στην σχέση τους με τις συνθήκες φωτισμού. Η κατάθεση όλων των τύπων καμερών μαζί δεν θα ήταν καθοδηγητική. Επομένως παρακάτω θα διαχωριστούν οι κάμερες CCTV σε διάφορες κατηγορίες ανάλογα με τα χαρακτηριστικά τους. [35]

Κατηγοριοποίηση

2.4.1.1 Σύμφωνα με το σχήμα και την βάση τους

Κάμερες Dome

Οι κάμερες Dome (=τρούλος) ονομάστηκαν έτσι λόγω του σχήματός τους χρησιμοποιούνται συνήθως σε εσωτερικούς χώρους. Είναι ορατές στον χώρο όμως είναι δύσκολο να αντιληφθεί κανείς την κατεύθυνση που καταγράφουν. Χρησιμοποιούνται κυρίως σε εμπορικούς χώρους, καταστήματα. Ορισμένες κάμερες τύπου θόλου έχουν σχεδιαστεί με υπέρυθρες ακτινοβολίες οι οποίες τους επιτρέπουν να καταγράφουν βίντεο σε συνθήκες χαμηλού φωτισμού. [13]

Κάμερες Bullet

Οι κάμερες Bullet έχουν κυλινδρικό σχήμα το οποίο μοιάζει με σφαίρα (εξού και η ονομασία τους). Είναι γενικώς μικρές και διακριτικές. Χρησιμοποιούνται κυρίως σε εξωτερικούς χώρους και ιδιαίτερα σε περιοχές που χρειάζεται η όραση σε μεγάλο βάθος πεδίου. Τοποθετημένες μέσα σε αδιάβροχα προστατευτικά περιβλήματα, οι κάμερες προστατεύονται από τη σκόνη, και άλλα φυσικά στοιχεία που βρίσκονται στο εξωτερικό περιβάλλον. Ωστόσο, μπορούν να χρησιμοποιηθούν και σε εσωτερικούς χώρους όπως

αυλές και γκαράζ. Τέλος επιτρέπουν την παρακολούθηση σε μεγάλη ακτίνα μέχρι και 40 Ft.

Κάμερες PTZ

Ονομάζονται έτσι καθώς διαθέτουν τις λειτουργίες pan, tilt, και zoom. Αυτό σημαίνει ότι ο χρήστης είναι σε θέση να της δώσει την εντολή να περιστραφούν γύρω από τον οριζόντιο άξονά τους και τον κατακόρυφο άξονα τους και να κάνουν ζουμ. Συνήθως χρησιμοποιούνται σε περιπτώσεις όπου ειδικός χρήστης παρακολουθεί και χειρίζεται σε πραγματικό χρόνο το σύστημα. Ωστόσο αυτές οι κάμερες είναι αρκετά ευάλωτες στον χρόνο καθώς έχουν κινούμενα τμήματα τα οποία είναι πιθανόν να υποστούν κάποιου είδους ζημία.

Διακριτικές-Κρυφές Κάμερες

Στις περισσότερες περιπτώσεις σε συστήματα CCTV επιλέγονται ορατές κάμερες γιατί πολλές φορές δρουν αποτρεπτικά για πιθανούς εισβολείς. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις που οι κάμερες είναι σκόπιμα κρυφές έτσι ώστε να μην εντοπιστούν από τους εισβολείς και καταστραφούν. Αυτές οι κάμερες μπορούν να τοποθετηθούν σε διάφορα σημεία ακόμη και μέσα σε αντικείμενα. Ωστόσο τα όρια μεταξύ ελευθερίας και ασφάλειας είναι λεπτά και η παραβίαση της ιδιωτικότητας είναι ένα σοβαρό ζήτημα στην περίπτωση αυτή.



Dome



Bullet



PTZ



Κρυφές Κάμερες

Σχήμα 2.3 : “Κάμερες Ασφαλείας Κατηγοριοποιημένες σύμφωνα με το σχήμα τους,”

2.4.1.2 Σύμφωνα με τον Τύπο Φακού που διαθέτουν :

Κάμερες C Mount / Box

Αυτού του είδους οι κάμερες χρησιμοποιούν αποσπώμενους φακούς, οι οποίοι, επιλέγονται ανάλογα τη φύση του προβλήματος. Συνήθως, μια C Mount κάμερα μπορεί να παρακολουθήσει παραπάνω από μισό χιλιόμετρο λόγω της ικανότητά της να εναλλάσσει φακούς. Η χρήση τους γίνεται σε εργασίες που απαιτείται υψηλή ανάλυση [36] .

Κάμερες με Πολυεστιακό Φακό

Αυτές οι κάμερες διαθέτουν ένα φακό εναλλασσόμενης εστιακής απόστασης και εναλλασσόμενου βάθους πεδίου όρασης. Επιλέγονται συνήθως όταν υπάρχουν σημεία ενδιαφέροντος σε εναλλασσόμενες αποστάσεις. Δηλαδή, όταν χρειάζεται ένα σύστημα που να είναι ικανό να παρατηρήσει μικρές αποστάσεις όπως της τάξης των 20 μέτρων και μεγάλες αποστάσεις της τάξης των 100 μέτρων. Έχουν προφανές πλεονέκτημα απέναντι στους φακούς σταθερής εστιακής απόστασης καθώς είναι πιο ευέλικτοι.

Κάμερες με Μονοοπτική Φωτογραφική Μηχανή

Πρόκειται για τις μηχανές που έχουν έναν φακό του οποίου οι οπτικές παράμετροι δεν μπορούν να μεταβληθούν. Χρησιμοποιούνται σε περιπτώσεις μικρών-μεσαίων αποστάσεων. Οι περισσότερες κάμερες τέτοιου τύπου έχουν γωνιακό άνοιγμα θέασης 75 μοιρών που σημαίνει ότι δεν μπορούν να καλύψουν επαρκώς ένα τετράγωνο δωμάτιο.

Κάμερες για σφαιρικές - πανοραμικές λήψεις 360 μοιρών

Αυτές οι κάμερες διαθέτουν ένα σύστημα αισθητήρων και φακών που τους επιτρέπουν να έχουν θέαση σε άνοιγμα 360 μοιρών. Συνήθως τοποθετούνται στην οροφή και μοιάζουν αρκετά με τις κάμερες Dome. Η ποιότητα τους συνήθως είναι χαμηλή και χρησιμοποιούνται σε συνδυασμό με κάμερες τύπου PTZ. Κατά αυτόν τον τρόπο με τις κάμερες 360 μοιρών υπάρχει μία πρώτη εικόνα και ανιχνεύεται κάποια πιθανή ανεπιθύμητη συμπεριφορά και στη συνέχεια με μία κάμερα τύπου PTZ υπάρχει ακριβής εικόνα του προς εξέταση συμβάντος. Επομένως, συνήθως χρησιμοποιούνται συνδυαστικά με άλλες τεχνολογίες σε μεγάλες περιοχές



C Mount/Box



Πολυεστιακός Φακός



Μονοοπτική Μηχανη



Σφαιρική

Σχήμα 2.4 : “Κάμερες Ασφαλείας Κατηγοριοποιημένες σύμφωνα τον φακό τους.”

2.4.1.3. Σύμφωνα με τις συνθήκες του περιβάλλοντος φωτισμού

Κάμερες Ημέρας / Νύχτας, Νυχτερινής Όρασης και IR

Στις περισσότερες περιπτώσεις παρακολούθησης είναι αναγκαία η δυνατότητα να καλύπτουν τα βίντεο σε 24ωρη βάση που σημαίνει ότι πρέπει να μπορούν να ανταπεξέλθουν στις αλλαγές του φωτός από ημέρα σε νύχτα και από φωτεινό σε σκοτεινό περιβάλλον. Οι κάμερες ημέρας / νύχτας CCTV είναι εξοπλισμένες με δικά τους LED, συνήθως στο φάσμα υπέρυθρων IR (Infrared), τα οποία χρησιμοποιούνται για να φωτίζουν το οπτικό πεδίο της κάμερας. Το φως IR είναι αόρατο στο ανθρώπινο μάτι, αλλά όχι στον αισθητήρα της κάμερας. Αυτού του τύπου οι κάμερες δεν μπορούν να δουν μέσα από παράθυρα καθώς το LED αντανακλά πάνω σε αυτά [35] .

Έγχρωμες Νυχτερινής Όρασης Κάμερες

Συνήθως οι κάμερες Νυχτερινής Όρασης είναι μονόχρωμες. Πλέον υπάρχουν κάμερες που μπορούν να διακρίνουν σε αυτές τις συνθήκες χρώματα λόγω της αυξημένης ευαισθησίας των αισθητήρων και να τα αποδώσουν. Ο λόγος που η παρουσία χρωμάτων είναι τόσο σημαντική είναι ότι για παράδειγμα το χρώμα ενός αυτοκινήτου ή των ρούχων ενός εισβολέα μπορεί να είναι ιδιαίτερα χρήσιμες πληροφορίες σε μία έρευνα. Ωστόσο στο απόλυτο σκοτάδι έχουν αντίστοιχο αποτέλεσμα με αυτό των απλών IR καμερών

επομένως προτιμούνται όταν υπάρχει τουλάχιστον ένας ελάχιστος φωτισμός όπως ένα φως στο δρόμο.



Σχήμα 2.5 : “ Σύγκριση νυχτερινής και έγχρωμης νυχτερινής όρασης “

Πηγή : “<https://www.revengeseason.com/color-night-vision-camera-2/> “

Θερμικές και Υπέρυθρες Κάμερες

Γενικά, τα σώματα με τη μεγαλύτερη θερμοκρασία εκπέμπουν περισσότερες υπέρυθρες και αντίστροφα τα σώματα που απορροφούν περισσότερες υπέρυθρες αυξάνεται η θερμοκρασία τους. Οι θερμικές κάμερες καταγράφουν την υπέρυθρη ακτινοβολία που εκπέμπουν τα αντικείμενα-σώματα. Σε αντίθεση με τις δύο παραπάνω περιπτώσεις που οι κάμερες εκπέμπαν στις περιοχές με δικούς τους μηχανισμούς υπέρυθρη LED ακτινοβολία στην περίπτωση αυτή οι κάμερες ενισχύουν την υπέρυθρη ακτινοβολία που εκπέμπουν τα σώματα φιλτράροντας τα υπόλοιπα είδη ακτινοβολίας. Ωστόσο δεν μπορούν να διακρίνουν λεπτομέρειες στην εικόνα. Τα κύρια πλεονεκτήματα των θερμικών καμερών είναι ότι αποδίδουν πολύ καλά στο απόλυτο σκοτάδι και μπορούν να λειτουργούν σε 24ωρη βάση, ότι δεν επηρεάζονται από την απευθείας έκθεση στο ηλιακό φως, ότι δεν επηρεάζονται από τις αντιθέσεις φωτισμού ή από τη χρήση καμουφλάζ και ότι δεν επηρεάζονται από τον καπνό (βλ. Σχήμα 2.5). Τα παραπάνω είναι πολύ σημαντικά χαρακτηριστικά σε ζητήματα ελέγχου ασφάλειας εσωτερικών ή εξωτερικών χώρων.



Σχήμα 2.6 : “ Σύγκριση παραδοσιακής εικόνας με θερμική εικόνα σε έκτακτη περίπτωση φωτιάς”

Πηγή : <https://www.opticsplanet.com/howto/how-to-thermal-imaging-vs-night-vision-devices.html>

2.4.1.4 Ανάλογα με το περιβάλλον που χρησιμοποιούνται

Κάμερες εσωτερικού και εξωτερικού χώρου

Αυτός ο διαχωρισμός σχετίζεται αρχικά με το είδος του προβλήματος και το περιβάλλον που θέλει κανείς να εξετάσει και κατά συνέχεια με την κάμερα που μπορεί να ανταπεξέλθει σε αυτό το περιβάλλον. Συνήθως οι κάμερες που τοποθετούνται σε ανοιχτούς χώρους πρέπει να είναι πιο ανθεκτικές στις διάφορες καιρικές συνθήκες όπως για παράδειγμα να είναι αδιάβροχες. Αυτό συνεπάγεται μεγαλύτερο κόστος στα υλικά κατασκευής. Αντίστοιχα οι κάμερες που στεγάζονται σε κλειστούς χώρους είναι πίο οικονομικές. Επιπλέον υπάρχουν διάφοροι κλειστοί χώροι που ενώ δεν προσβάλλονται από καιρικά φαινόμενα όπως βροχές χρειάζονται πιο ανθεκτικές κάμερες λόγω αυξημένης υγρασίας (για παράδειγμα κολυμβητήριο) [35] .

2.4.1.5 Ανάλογα με το είδος συνδεσιμότητας

Ενσύρματες Κάμερες

Οι ενσύρματες κάμερες συνδέονται στο δίκτυό μέσω ενσύρματης σύνδεσης, συνήθως μέσω καλωδίου Ethernet. Αυτός είναι ο φθηνότερος και πιο απλός τύπος σύνδεσης.

Αυτού του είδους οι κάμερες μπορούν να περιορίσουν εύκολα καθότι τα καλώδια Ethernet δεν έχουν απεριόριστο μήκος και ακόμη και αν μπορούν να καλύψουν την απόσταση τίθεται ένα νέο ζήτημα προστασίας των καλωδίων από πιθανή καταστροφή του (από το περιβάλλον ή από ανθρώπινη παρέμβαση). Επιπρόσθετα, η εγκατάσταση τους είναι χρονοβόρα.

Το βασικό πλεονέκτημα της ενσύρματης παρακολούθησης είναι η αξιοπιστία. Τα ενσύρματα συστήματα ασφαλείας δεν είναι επιρρεπή σε παρεμβολές από ασύρματα σήματα λόγω των ενσύρματων συνδέσεων μεταξύ της κάμερας, της συσκευής εγγραφής και του δρομολογητή [46].

Ασύρματες Κάμερες (Wireless)

Οι ασύρματες κάμερες μπορούν να ξεπεράσουν το βασικό μειονέκτημα των ενσύρματων καμερών, την χρονοβόρα εγκατάσταση. Αυτού του είδους οι κάμερες συνδέονται με Wi-fi δίκτυο και μεταφέρουν το υλικό από την κάμερα στη συσκευή εγγραφής ασύρματα. Χρειάζονται όμως το καλώδιο που δίνει ισχύ στη συσκευή (power cable). Είναι ιδανικές για περιπτώσεις προσωρινής χρήσης όπως για παράδειγμα σε κάποια εκδήλωση ή σε κάποια μελέτη καθώς εγκαθίστανται εύκολα. Ωστόσο επειδή η πληροφορία μεταφέρεται μέσω σημάτων τοίχι όπως και διάφορα μεταλλικά αντικείμενα μπορούν να λειτουργήσουν ως εμπόδια. Ακόμη φαίνεται πως υπάρχει δυσκολία για περισσότερες από 4 κάμερες τέτοιου τύπου στον ίδιο χώρο επομένως σε περίπτωση που ο χώρος που πρόκειται να τοποθετηθεί CCTV είναι μεγάλος καλό είναι να προτιμούνται ενσύρματες κάμερες. [25]

Κάμερες χωρίς κανένα καλώδιο (Wire Free)

Αυτές οι κάμερες δεν απαιτούν κανένα καλώδιο και έτσι είναι ιδιαίτερα ευέλικτες και μπορούν να εγκατασταθούν πολύ εύκολα. Είναι σαν τις Wireless κάμερες με τη βασική διαφορά ότι λειτουργεί με τη βοήθεια μπαταρίας αντί για καλώδιο. Παρόλο που οι μπαταρίες χρειάζονται επαναφόρτιση δεν είναι κάτι που χρειάζεται συχνά.

2.4.1.6 Ανάλογα με ειδικά χαρακτηριστικά-λειτουργίες

Αυτόματη Αναγνώριση Αριθμητικών Πινακίδων (ANPR (Automatic Number Plate Recognition)) ή αλλιώς LPR (License Plate Recognition)

Είναι μια λειτουργία που επιτρέπει στις κάμερες να καταγράψουν αυτόματα τις πινακίδες που διέρχονται από το οπτικό τους πεδίο. Συνήθως παράγονται σε σχήμα τύπου Bullet ή Dome [35].

Αναγνώριση Προσώπου (Facial Recognition)

Οι κάμερες αυτές είναι εξοπλισμένες με τη δυνατότητα να αναγνωρίζουν την ταυτότητα προσώπων που απεικονίζονται στις εικόνες από ένα σετ εικόνων γνωστών προσώπων σε μία βάση δεδομένων. Η αναγνώριση προσώπου είναι αρκετά απαιτητική όσον αφορά την υπολογιστική ισχύ, επομένως αυτές οι κάμερες τείνουν να είναι αρκετά ακριβές.

Ακουστική Ικανότητα

Αυτή είναι μια λειτουργία που βελτιώνει τις ικανότητες της κάμερας που όμως θεωρείται στις περισσότερες περιπτώσεις παράνομη η χρήση της.

Συνοψίζοντας, υπάρχουν πολλά είδη καμερών και η ποιότητα και οι δεξιότητες τους όπως είναι φυσικό εξελίσσονται με ραγδαίο ρυθμό. Η εικόνα γενικώς μπορεί να προσφέρει τρομερά πολύτιμη πληροφορία για την προστασία των κρίσιμων υποδομών. Ανάλογα τις ανάγκες του εκάστοτε χώρου και συνθηκών σε συνδυασμό με τους διαθέσιμους οικονομικούς πόρους γίνεται η επιλογή του τύπου της κάμερας ή των καμερών και στη συνέχεια σύμφωνα με τον τύπο της κάμερας γίνεται η επιλογή των μέσων αξιοποίησης της εξαγόμενης πληροφορίας – δεδομένων.

Κεφάλαιο 3

Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης

Άξονες

Μηχανική Μάθηση , Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης ,
Επιβλεπόμενη / Μη Επιβλεπόμενη Εκπαίδευση , Τεχνικές
Βαθιάς Εκμάθησης-Νευρωνικά Δίκτυα , Αρχιτεκτονικές
Δικτύων

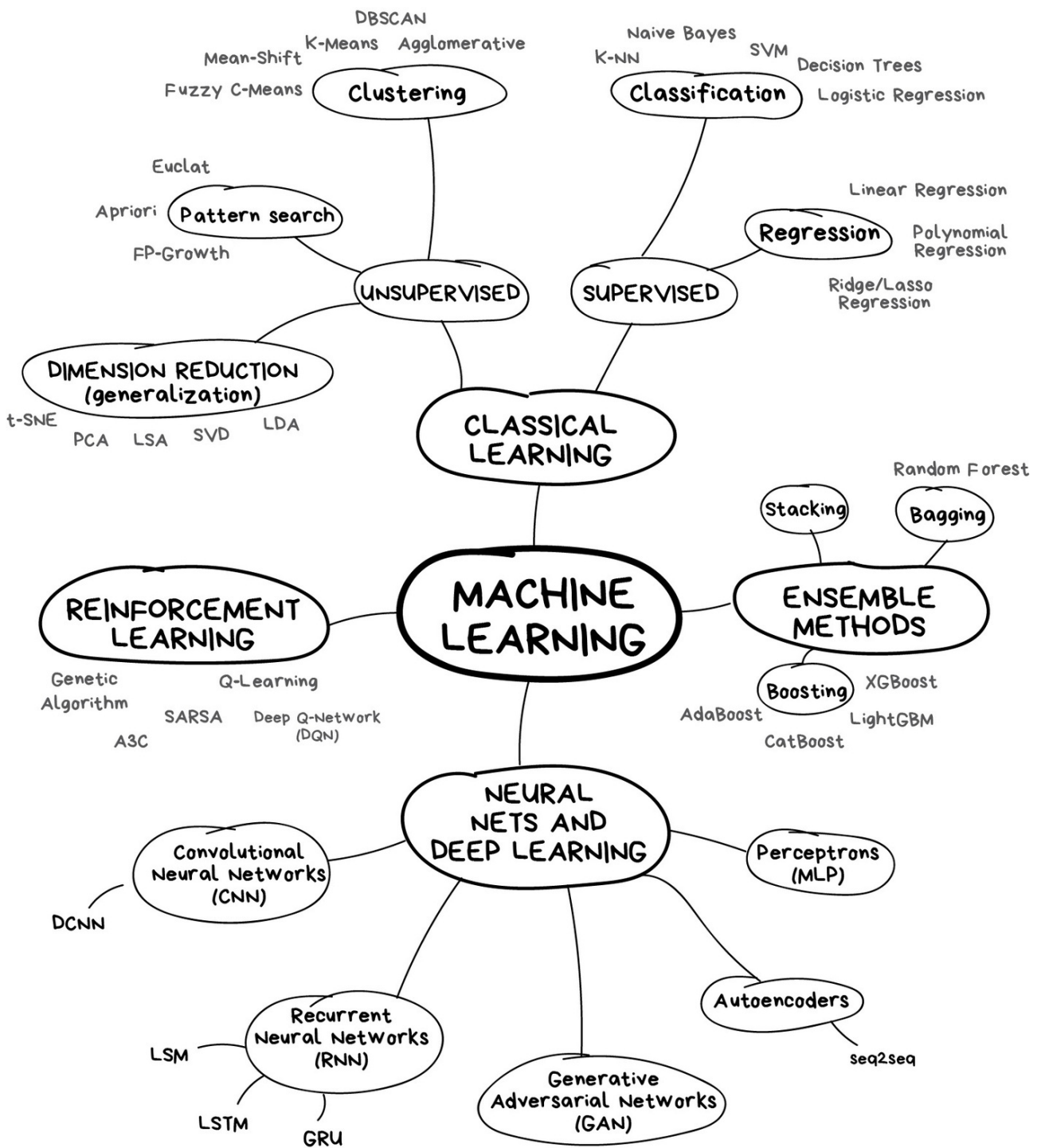
Το Machine Learning ή αλλιώς η μηχανική μάθηση που ορίστηκε αρχικά από τον Άρθουρ Σάμουελ ως ένα "Πεδίο μελέτης που δίνει στους υπολογιστές την ικανότητα να μαθαίνουν, χωρίς να έχουν ρητά προγραμματιστεί" [44].

Η μηχανική μάθηση διερευνά τη μελέτη και την κατασκευή αλγορίθμων που μπορούν να μαθαίνουν και να τροποποιούνται από τα δεδομένα και να κάνουν προβλέψεις σχετικά με αυτά. Τέτοιοι αλγόριθμοι λειτουργούν κατασκευάζοντας αναλυτικά μοντέλα από πειραματικά δεδομένα, προκειμένου να κάνουν προβλέψεις βασιζόμενες στα νέα δεδομένα ή να εξάγουν αποφάσεις που εκφράζονται ως το αποτέλεσμα.

Το Machine Learning θεωρείται υποκατηγορία του Artificial Intelligence και χρησιμοποιείται ευρέως σε πολλούς επιστημονικούς κλάδους. Έτσι η συνεισφορά του είναι τεράστια και αναμένεται να είναι και στο μέλλον

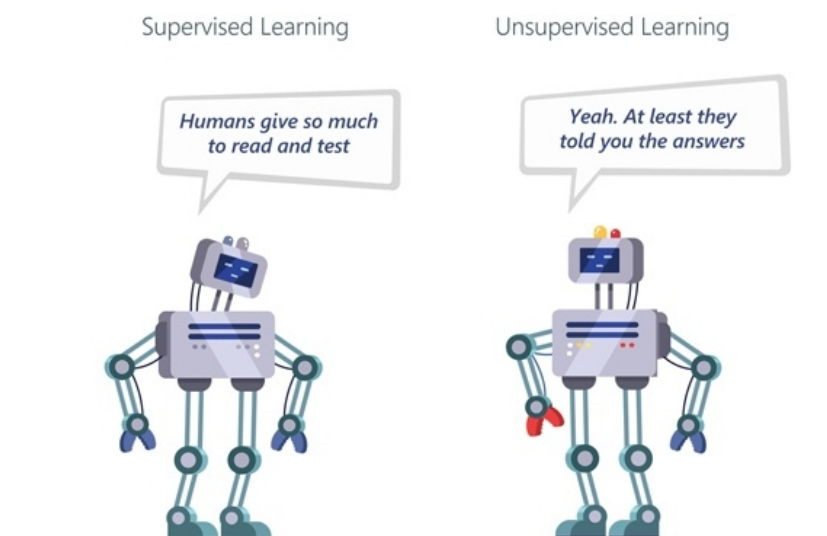
«Ένα πρόγραμμα υπολογιστή λέγεται ότι μαθαίνει από εμπειρία E ως προς μια κλάση εργασιών T και ένα μέτρο επίδοσης P , αν η επίδοσή του σε εργασίες της κλάσης T , όπως αποτιμάται από το μέτρο P , βελτιώνεται με την εμπειρία E ». T. Mitchel 1997

Στη συνέχεια θα ασχοληθούμε με τα είδη του Machine Learning όπως αυτά εμφανίζονται στις σύγχρονες βιβλιογραφίες. Εμφανίζονται διάφορες κατηγορίες περιπλέκοντας την κατανόηση του συγκεκριμένου ζητήματος. Για τον λόγο αυτόν παρατίθεται η παρακάτω εικόνα προς μια γενική επισκόπηση των κατηγοριών του Machine Learning. [14]



Σχήμα 3.1 : “Χάρτης Machine Learning”
 Πηγή : https://vas3k.com/blog/machine_learning/

Το παραδοσιακό Machine Learning (classical Machine Learning) χωρίζεται όπως φαίνεται σε δύο βασικές κατηγορίες :



Σχήμα 3.2 : “Επιβλεπόμενη και μη Επιβλεπόμενη Εκμάθηση”

Πηγή : <https://medium.com/@immuniweb/six-machine-learning-terms-you-should-know-3e9e50c6ba11>

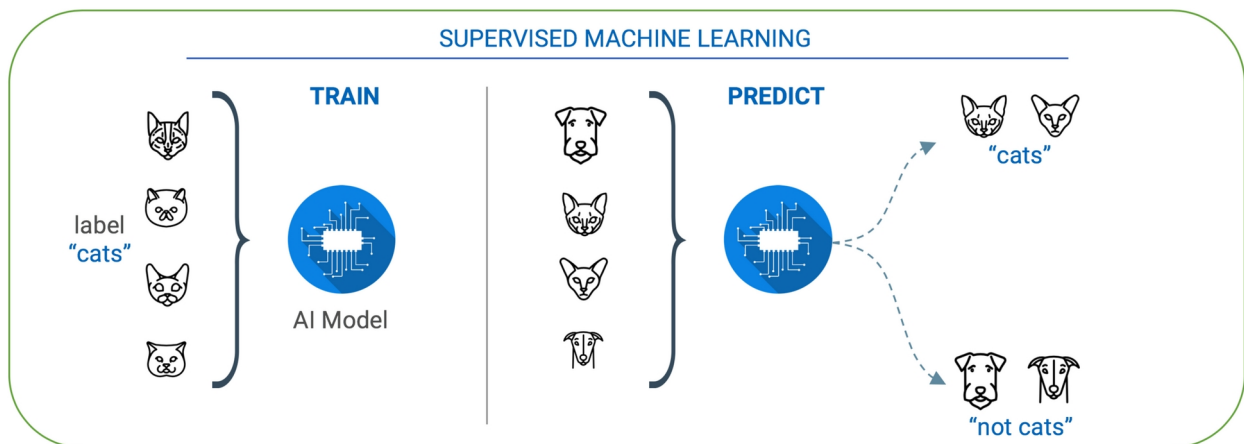
3.1 Τεχνικές Επιβλεπόμενης Μηχανικής Μάθησης

Σε αυτή τη κατηγορία ο χρήστης εκπαιδεύει τον αλγόριθμο δίνοντας κάποια δεδομένα (labeled data) που λειτουργούν ως παραδείγματα – παρατηρήσεις τα οποία συνοδεύονται με τις κατηγορίες στις οποίες ανήκουν. Με βάση τα δεδομένα με τα οποία έχει εκπαιδευτεί ο αλγόριθμος καλείται στη συνέχεια να αναγνωρίσει και να ανταποκριθεί σε μοτίβα στα νέα δεδομένα (unlabeled) χωρίς κάποια ανθρώπινη παρέμβαση.

Υπάρχουν πάρα πολλά παραδείγματα που μπορεί να παραθέσει κάποιος με σκοπό την κατανόηση του ζητήματος. Στην παρακάτω εικόνα που αποτελεί περίπτωση της επιβλεπόμενης εκμάθησης έχουν δοθεί στο σύστημα 4 εικόνες που αναπαριστούν κάποια γάτα. Παράλληλα έχει δοθεί εκ των προτέρων η πληροφορία ότι σε αυτές τις εικόνες εμφανίζεται μια γάτα και επομένως ότι ανήκουν στην κατηγορία “cat”.Ο αλγόριθμος

εκπαιδεύεται βάσει αυτών των δεδομένων. Μετά καλείται να προβλέψει για 4 καινούργιες εικόνες που θα του δοθούν εάν εμφανίζεται μία γάτα ή όχι.

Προφανώς το πλήθος των εικόνων είναι συμβολικό καθότι στην περίπτωση μιας πραγματικής κατάστασης ο αλγόριθμος θα χρειαζόταν πολύ μεγαλύτερο δείγμα labeled εικόνων για να πετύχει τον στόχο του.

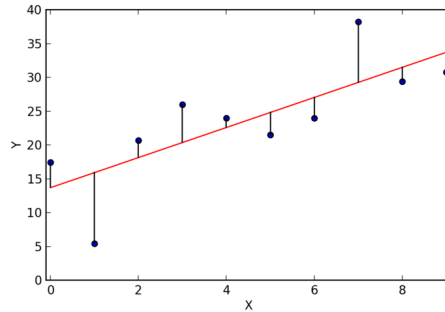


Σχήμα 3.3 : “ Παράδειγμα Επιβλεπόμενης Μηχανικής Εκμάθησης”
Πηγή : <https://abeyon.com/how-do-machines-learn/>

3.1.1 Μέθοδοι

1. Παλινδρόμηση (Regression)

Η απλούστερη μέθοδος είναι αυτή της **Γραμμικής Παλινδρόμησης** (Linear Regression) όπου χρησιμοποιείται η μαθηματική εξίσωση με την οποία περιγράφεται η ευθεία ($y = m * x + b$). Στην περίπτωση αυτή το μοντέλο εκπαιδεύεται με ζεύγη δεδομένων (x,y) να υπολογίζει την ευθεία εκείνη (θέση, κλίση) η οποία ελαχιστοποιεί την συνολική απόσταση όλων των σημείων δεδομένων από τη γραμμή

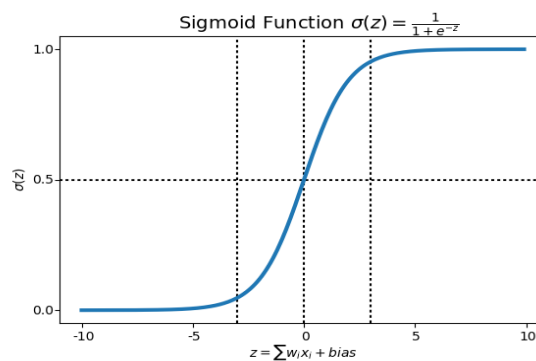


Σχήμα 3.4 : “Απεικόνιση ευθείας όπως περιγράφεται από την μέθοδο της Γραμμικής Παλινδρόμησης”

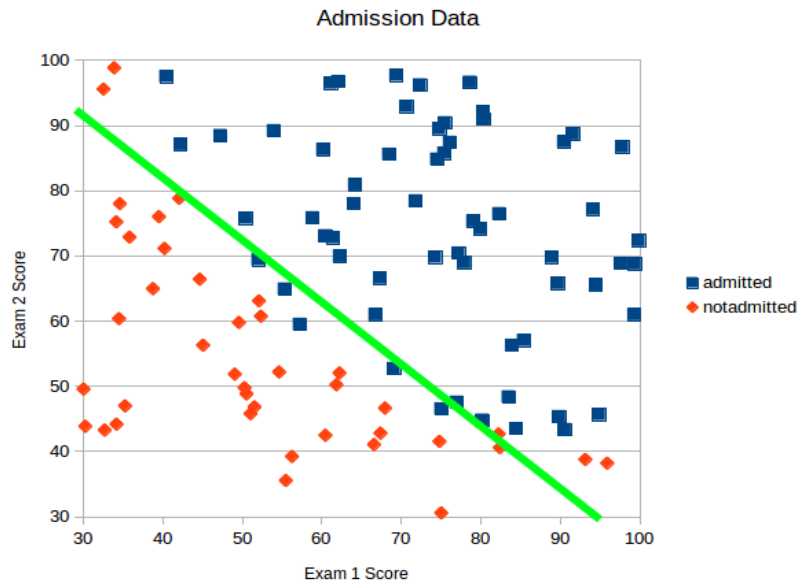
Πηγή : “https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Residuals_for_Linear_Regression_Fit.png”

2. Ταξινόμηση (Classification)

Οι μέθοδοι της ταξινόμησης στην επιβλεπόμενη εκμάθηση αφορούν τη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης διακριτών τάξεων (κλάσεων/κατηγοριών) (π.χ. ομάδα αίματος). Οι κλάσεις/κατηγορίες μπορεί να είναι πάνω από 2. Η απλούστερη μέθοδος Ταξινόμησης είναι η Λογιστική Παλινδρόμηση (Logistic regression). Αυτή η μέθοδος χρησιμοποιείται για την κατηγοριοποίηση των παρατηρήσεων σε ένα διακριτό σύνολο κλάσεων. Μετασχηματίζει τα δεδομένα εξόδου χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση logistic sigmoid για να επιστρέψει μια τιμή πιθανότητας μεταξύ του 0 και του 1 [26].



Σχήμα 3.5 : “Αναπαράσταση σιγμοειδούς καμπύλης”
 Πηγή : A. Pant, 2019, “Introduction to logistic regression”



Σχήμα 3.6 : “Ταξινόμηση δεδομένων κάνοντας χρήση της μεθόδου Λογιστικής Παλινδρόμησης”

Πηγή : D. Soren, 2017, “ Implementing Classification using Logistic Regression in Ruby”

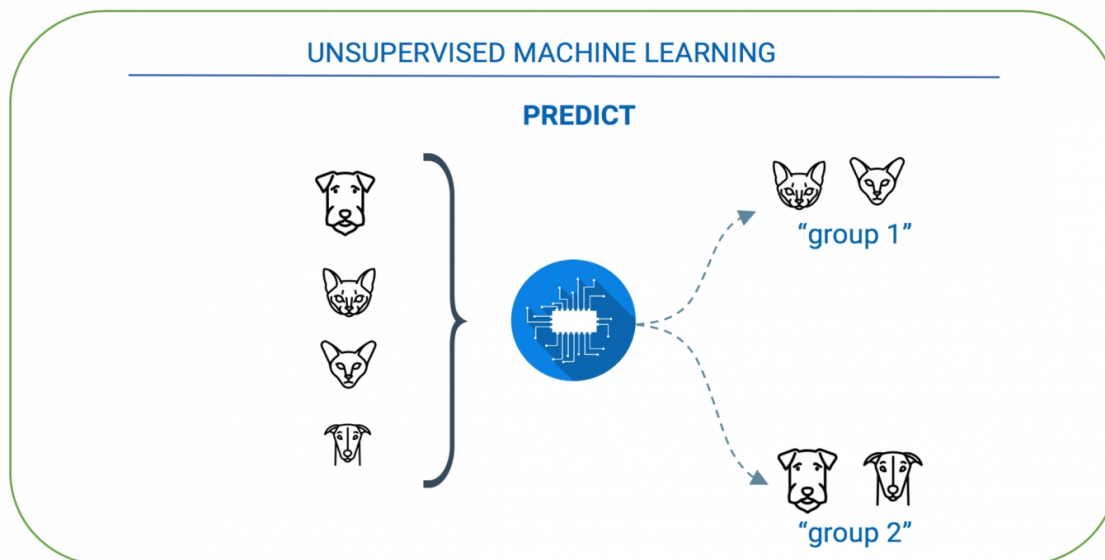
Προφανώς, υπάρχουν και άλλοι αλγόριθμοι στις κατηγορίες αυτές (Ταξινόμηση, Παλινδρόμηση) αλλά επιλέχθηκε η ανάπτυξη μόνο αυτών των αλγορίθμων ως πιο διαδομένων .

3.2. Τεχνικές μη Επιβλεπόμενης Τεχνικής Μάθησης

Η μη επιβλεπόμενη μάθηση είναι μία μέθοδος που εμφανίστηκε τη δεκαετία του 90. Το βασικό χαρακτηριστικό αυτής της μεθόδου είναι ότι τα δεδομένα εισόδου δεν φέρουν τίτλο-κατηγορία (unlabeled data). Για παράδειγμα, μπορεί να δοθεί ένα σετ από εικόνες ζώων (γάτες, σκύλοι κλπ.) χωρίς τίτλο-ετικέτα (label). Κατά τη μέθοδο αυτή γίνεται η προσέγγιση μιας συνάρτησης η οποία είναι ικανή να περιγράψει πιθανά μοτίβο (underlying patterns) ή δομές (hidden structures) που μπορεί να ενυπάρχουν σε μη χαρακτηρισμένα δεδομένα.

Εφόσον δεν γνωρίζουμε τους τίτλους και τις κατηγορίες των δεδομένων η διαδικασία

αυτή δεν αποβλέπει στην πρόβλεψη της “σωστής κατηγορίας” .



Σχήμα 3.7 : “ Παράδειγμα μη Επιβλεπόμενης Μηχανικής Εκμάθησης”

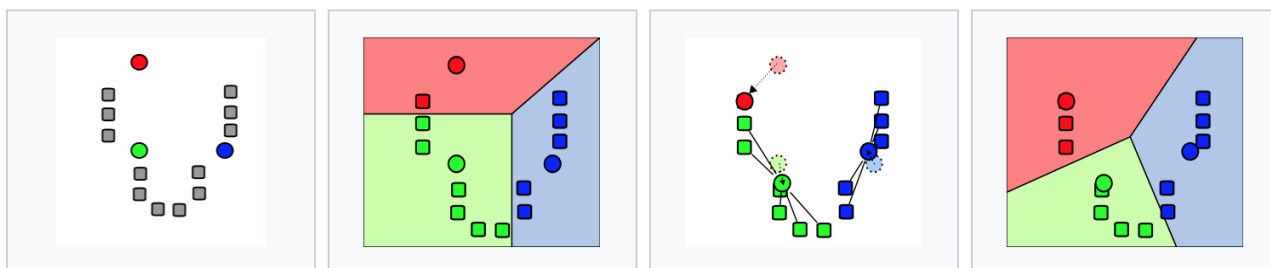
Πηγή : <https://abeyon.com/how-do-machines-learn/>

3.2.1 Μέθοδοι

Συσταδοποίηση (Clustering)

Με τη μέθοδο αυτή ένα σύνολο από αντικείμενα-δεδομένα, διαχωρίζονται σε ένα σύνολο από λογικές ομάδες. Αυτό σημαίνει ότι τα τελικά μας δεδομένα έχουν διαχωριστεί σε ομάδες, όπου τα δεδομένα σε κάθε ομάδα έχουν περισσότερα κοινά χαρακτηριστικά μεταξύ τους σε σχέση με τα υπόλοιπα δεδομένα. Η βασική διαφορά στη μέθοδο αυτή από την Ταξινόμηση είναι πως στην περίπτωση της συσταδοποίησης δεν είναι γνωστό ούτε το πλήθος των κατηγοριών αλλά ούτε και το είδος των κατηγοριών (ως δεδομένα). Υπάρχουν διάφοροι αλγόριθμοι στην κατηγορία της συσταδοποίησης εκ των οποίων ο **κ μέσων (k means)** φαίνεται να είναι ο πλέον γνωστός. Στον αλγόριθμο αυτό προσδιορίζεται το πλήθος των κ μέσων, που αναφέρεται στο πλήθος των κεντροειδών. Τα κεντροειδή αντιπροσωπεύουν μία μη υπαρκτή - φανταστική ή αληθινή τοποθεσία η οποία είναι τα κέντρα κάθε κλάσης. Ο αλγόριθμος στη συνέχεια κατανέμει κάθε

παρατήρηση στην πλησιέστερη κλάση [22] . Η προτίμηση αυτής της μεθόδου έγκειται εκτός άλλων στο γεγονός ότι είναι απλή, αποδοτική και κατάλληλη για μεγάλα σετ δεδομένων.



Σχήμα 3.8 : “Αναπαράσταση του Αλγορίθμου κ μέσω με 3 κλάσεις “
Πηγή : F. D., (2017), “Clustering using K-means algorithm”

Αναγνώριση Προτύπων (Pattern Recognition)

Η μέθοδος αυτή αφορά την ικανότητα να εντοπισθούν πιθανές διατάξεις χαρακτηριστικών με την αυτόματη αναγνώριση προτύπων σε δεδομένα διάφορων μορφών χρησιμοποιώντας υπολογιστικούς αλγορίθμους με σκοπό την ταξινόμησή τους σε διάφορες κατηγορίες ή πιο γενικά την ανακάλυψη ενδιαφέροντων χαρακτηριστικών στα δεδομένα [38] . Η αναγνώριση προτύπων χρησιμοποιείται και στην επιβλεπόμενη εκμάθηση. Γενικά, χρησιμοποιείται για εφαρμογές όπως επεξεργασία εικόνων, ενόραση υπολογιστών, σεισμική ανάλυση, ανάλυση-ταξινόμηση σήματος ραντάρ, αναγνώριση ομιλίας, ταυτοποίηση δακτυλικού αποτυπώματος. Αξίζει να σημειωθεί ότι έχει συνεισφέρει σημαντικά στην επιστήμη της ιατρικής και πιο συγκεκριμένα σε διαγνώσεις (πχ. Καρκίνος του τραχήλου της μήτρας)

Τεχνικές Μείωσης Διαστάσεων - Γενίκευση (Dimension Reduction - Generalization)

Γενικά στο Machine Learning οι Διαστάσεις αναφέρονται στο σύνολο των δεδομένων εισόδου(features-input variables). Η μέθοδος αυτή προέκυψε ως ανάγκη καλύτερου χειρισμού μεγάλου όγκου δεδομένων. Χρειάζεται μεγάλη υπολογιστική ισχύς και πολλές

χρόνος για την ανάλυση ενός μεγάλων διαστάσεων σετ δεδομένων (data set). Επομένως, η μέθοδος αυτή αποσκοπεί στην μείωση του όγκου του δείγματος χωρίς να μειωθεί η πληροφορία και στην διατήρηση ή και την βελτίωση της αποδοτικότητας του μοντέλου. Επιπλέον μπορεί να μειωθεί ο θόρυβος που εισάγουν επιπλέον άχρηστες πληροφορίες στο σετ δεδομένων [27] [31] .

Κατηγορίες για την μείωση των διαστάσεων

Υπάρχουν δύο βασικές κατηγορίες για την μείωση των διαστάσεων : Η επιλογή των χαρακτηριστικών (features selection) και η εξαγωγή χαρακτηριστικών (features extraction).

Η επιλογή των χαρακτηριστικών (**features selection**) είναι η διαδικασία εκείνη κατά την οποία δημιουργείται υποσύνολο χαρακτηριστικών από το σετ δεδομένων. Με αυτόν τον τρόπο, βελτιώνεται την αποδοτικότητα υπολογισμών κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης, μειώνεται ο θόρυβος και μειώνεται η πολυπλοκότητα του μοντέλου. Υπάρχουν δύο βασικές τεχνικές εφαρμογής αυτής τις μεθόδου οι οποίες είναι : Sequential Backward Selection και η Random Forests Feature Importance

Η εξαγωγή χαρακτηριστικών (**features extraction**) είναι η διαδικασία αυτή κατά την οποία τα δεδομένα προβάλλονται σε ένα νέο χώρο χαρακτηριστικών, έτσι ώστε τα νέα χαρακτηριστικά να είναι συνδυασμοί των αρχικών χαρακτηριστικών, συμπιεσμένα διατηρώντας τις σημαντικές πληροφορίες. Οι πιο διαδεδομένοι αλγόριθμοι αυτής της κατηγορίας είναι οι : Principal Component Analysis, Random Projection, Independent Component Analysis

Αυτές ήταν κάποιες βασικές πληροφορίες για την κλασσική προσέγγιση της μηχανικής εκμάθησης. Παρόλα αυτά, δεν καλύπτουν όλο το εύρος του επιστημονικού πεδίου της Μηχανικής Μάθησης. Στην παρούσα εργασία ωστόσο δεν εφαρμόστηκαν τέτοιου είδους αλγόριθμοι. Οι εφαρμογές πραγματοποιήθηκαν στο επιστημονικό πεδίο της βαθιάς εκπαίδευσης και των νευρωνικών δικτύων στο οποίο θα γίνει αναλυτική παρουσίαση στο επόμενο υποκεφάλαιο.

3.3. Νευρωνικά Δίκτυα και Τεχνικές Βαθιάς Εκμάθησης (Neural Networks and Deep Learning)

Ιστορικά Στοιχεία

Η μελέτη του ανθρώπινου εγκεφάλου ξεκίνησε χιλιάδες έτη πριν. Το 1943 έγινε η αρχή για τα νευρωνικά δίκτυα όπου ο Warren McCulloch, ένας νευροφυσιολόγος, και ο Walter Pitts, ένας νέος μαθηματικός, σύνταξαν ένα έγγραφο σχετικά με τον τρόπο που οι νευρώνες μπορεί να λειτουργούν και σχεδίασαν ένα απλό νευρωνικό δίκτυο με ηλεκτρικά κυκλώματα [45].

Το 1949, ο Donald Hebb ενίσχυσε την έννοια των νευρώνων επισημαίνοντας ότι οι νευρωνικές συνδέσεις ενισχύονται κάθε φορά που χρησιμοποιούνται και το δίκτυο πλησιάζει πιο πολύ στο να μάθει το πρότυπο που του παρουσιάζεται.

Τα επόμενα έτη ο Nathaniel Rochester πραγματοποίησε την πρώτη προσπάθεια να προσομοιώσει ένα νευρωνικό δίκτυο. Το 1956, το Dartmouth Summer Research Project ώθησε την ανάπτυξη έρευνας τόσο στην τεχνητή νοημοσύνη όσο και στα νευρωνικά δίκτυα. Το 1957, ο John von Neumann πρότεινε να μιμηθούν απλές λειτουργίες νευρώνων χρησιμοποιώντας ή σωλήνες κενού. Το 1958, ο Frank Rosenblatt, ένας νευρο-βιολόγος του Cornell, άρχισε να ασχολείται με το Perceptron (είδος τεχνητού νευρωνικού δικτύου που εφευρέθηκε στο Αεροναυτικό Εργαστήριο του Κορνέλλ (Cornell Aeronautical Laboratory) από τον ίδιο). Το Perceptron είναι το παλαιότερο νευρωνικό δίκτυο που είναι σε χρήση ακόμα σήμερα.

Το 1959, οι Bernard Widrow και Marcian Hoff του Stanford ανέπτυξαν τα μοντέλα ADALINE και MADALINE. Αυτά τα μοντέλα έγιναν γνωστά για τη χρήση των πολλαπλών ADAptive LINear Elements. Το MADALINE ήταν το πρώτο νευρωνικό δίκτυο που εφαρμόστηκε σε πραγματικό πρόβλημα και είναι ακόμη σε εμπορική χρήση. Τα δύο αυτά μοντέλα χρησιμοποιήθηκαν ως φίλτρα για να εξαλείψουν την ηχώ σε τηλεφωνικές γραμμές.

Οι Marvin Minsky & Seymour Papert στο βιβλίο τους "Perceptrons" ισχυρίστηκαν ότι το πρότυπο αυτό δεν είχε προοπτικές και βάσει αυτού του ισχυρισμού σταμάτησαν οι έρευνες και διακόπηκαν οι χρηματοδοτήσεις μέχρι το 1981.

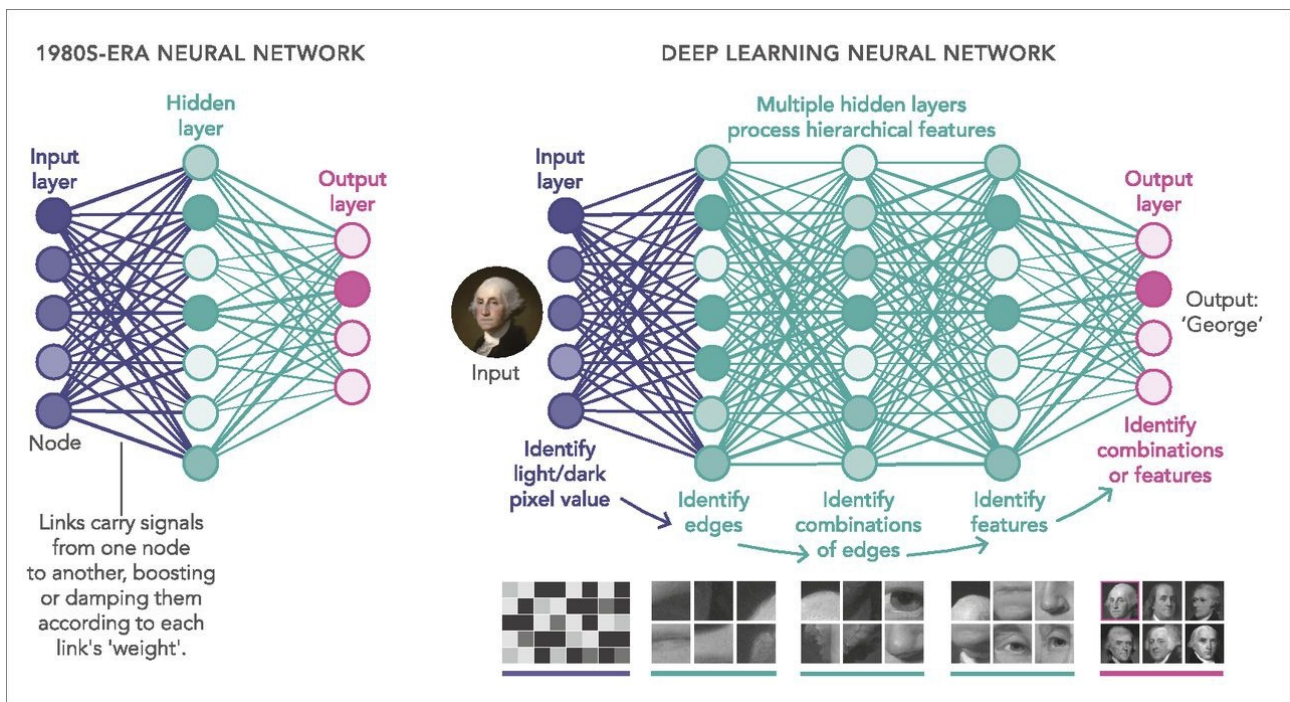
Το 1982 Η κοινή διάσκεψη ΗΠΑ-Ιαπωνίας για τα Νευρωνικά Δίκτυα, στην οποία η Ιαπωνία ανακοίνωσε την προσπάθεια της Πέμπτης Γενιάς, οδήγησε τις ΗΠΑ να ξεκινήσουν ξανά

την χρηματοδότηση ώστε να μην υστερήσουν.

Το 1985 το Αμερικανικό Ινστιτούτο Φυσικής ξεκίνησε τον θεσμό-συνάντηση “Νευρωνικά Δίκτυα για Πληροφορική”. Μέχρι το 1987, το πρώτο Διεθνές Συνέδριο για τα Νευρωνικά Δίκτυα του Ινστιτούτου Ηλεκτρολόγων Ηλεκτρονικών Μηχανικών (IEEE) συγκέντρωσε περισσότερους από 1.800 συμμετέχοντες.

Το 1997 - Το πλαίσιο Επαναλαμβανόμενου Νευρωνικού Δικτύου, Long Short-Term Memory (LSTM) προτάθηκε από τους Schmidhuber & Hochreiter.

Το 1998, ο Yann LeCun δημοσίευσε το “Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition” (εκμάθηση βασισμένη σε βαθμίδες για την αναγνώριση εγγράφων).



Σχήμα 3.9 : “ Ιστορία νευρωνικών δικτύων και σύγχρονα βαθιά νευρωνικά δίκτυα”

Πηγή : A. Yadav, 2019, “ Deep Learning – Hello World”

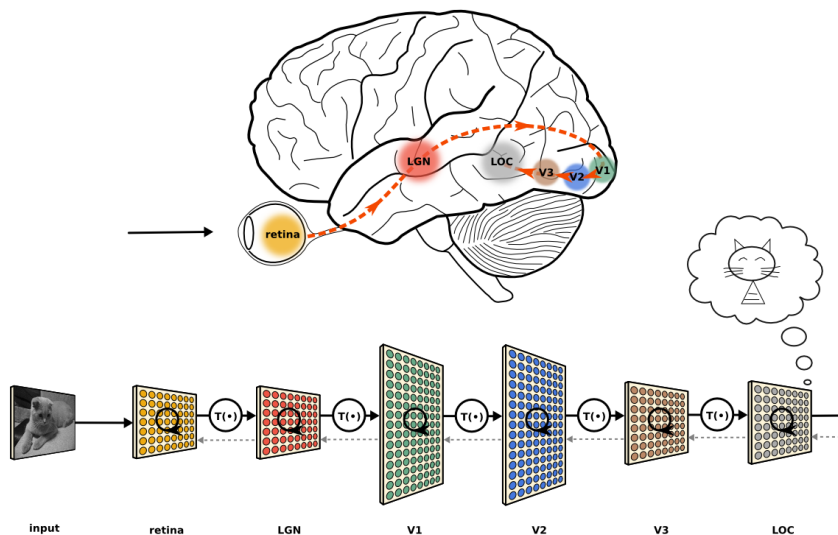
Τα νευρωνικά δίκτυα είναι ένα σύνολο αλγορίθμων, τα οποία έχουν διαμορφωθεί στηριζόμενα στις λειτουργίες των νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου. Ο ανθρώπινος

εγκέφαλος έχει περίπου 1 δισεκατομμύριο νευρώνες που επικοινωνούν μεταξύ τους με ηλεκτρο-χημικά σήματα. Η φιλοσοφία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων διαφέρει από τον τρόπο που δουλεύουν οι κλασσικοί υπολογιστές [39] .

Η λειτουργία των νευρωνικών δικτύων προσπαθεί να επιλύσει προβλήματα συνδυάζοντας μαθηματικούς τρόπους με ανθρώπινους τρόπους σκέψης. Έτσι, στα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται ιδέες όπως, π.χ. ένα δίκτυο μαθαίνει και εκπαιδεύεται, θυμάται ή ξεχνά μια αριθμητική τιμή, κλπ. δεξιότητες που μέχρι τώρα τα αποδίδονται μόνο στην ανθρώπινη σκέψη. Αλλά βέβαια μπορούν και χρησιμοποιούν επιπλέον και περίπλοκες μαθηματικές συναρτήσεις και κάθε είδους εργαλεία από την μαθηματική ανάλυση.

Τα νευρωνικά δίκτυα συνδυάζουν γνώσεις από διάφορα επιστημονικά επίπεδα όπως ιατρική, μηχανική, χημεία, μαθηματικά και πολλά άλλα. Αυτό φανερώνει την ραγδαία ανάπτυξη και χρησιμότητα αυτών.

Για ορισμένους τύπους εργασιών, θεωρείται ότι η οπτική επεξεργασία στον εγκέφαλο είναι ιεραρχική - ένα στρώμα (layer) τροφοδοτεί το επόμενο, υπολογίζοντας προοδευτικά πιο πολύπλοκα χαρακτηριστικά (features). Αυτή είναι η έμπνευση για το «στρωματοποιημένο» σχεδιασμό σύγχρονων νευρωνικών [23] .



Σχήμα 3.10 : “ Ιεραρχική επεξεργασία εικόνας “

Πηγή : J. Kubilius, 2017, “Ventral visual stream”

Ο κυρίαρχος στόχος της λειτουργίας ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι να μπορεί να επιτελεί από μόνο του ορισμένες λειτουργίες όπως να αναγνωρίζει εικόνες, αφού όμως προηγουμένως εκπαιδευθεί κατάλληλα. Κάθε δίκτυο δέχεται ορισμένες εισόδους (Inputs) και δίνει ορισμένες εξόδους (outputs). Η εκπαίδευση γίνεται με το να παρουσιάσουμε ένα σετ πρότυπων δεδομένων στο δίκτυο, τα οποία είναι αντιπροσωπευτικά ή παρόμοια με αυτά που επιθυμούμε να μάθει το δίκτυο. Αυτό σημαίνει ότι παρέχουμε στο δίκτυο ως εισόδους κάποια πρότυπα για τα οποία γνωρίζουμε την επιθυμητή έξοδο, γνωρίζουμε δηλαδή ποιος είναι ο στόχος, τι πρέπει να δίνει το δίκτυο ως απάντηση στα πρότυπα που του παρουσιάζουμε. Ουσιαστικά είναι σαν να δίνουμε στο δίκτυο την ερώτηση και την απάντηση που αντιστοιχεί. Το δίκτυο με τα δεδομένα αυτά τροποποιεί την εσωτερική του δομή ώστε να κάνει την ίδια αντιστοιχία που του δώσαμε εμείς. Ακολουθώντας, αφού βρει την σωστή εσωτερική δομή, τότε θα μπορεί να λύνει και άλλα ανάλογα προβλήματα τα οποία δεν τα έχει δει προηγουμένως, δηλ. δεν έχει εκπαιδευθεί στα πρότυπα των

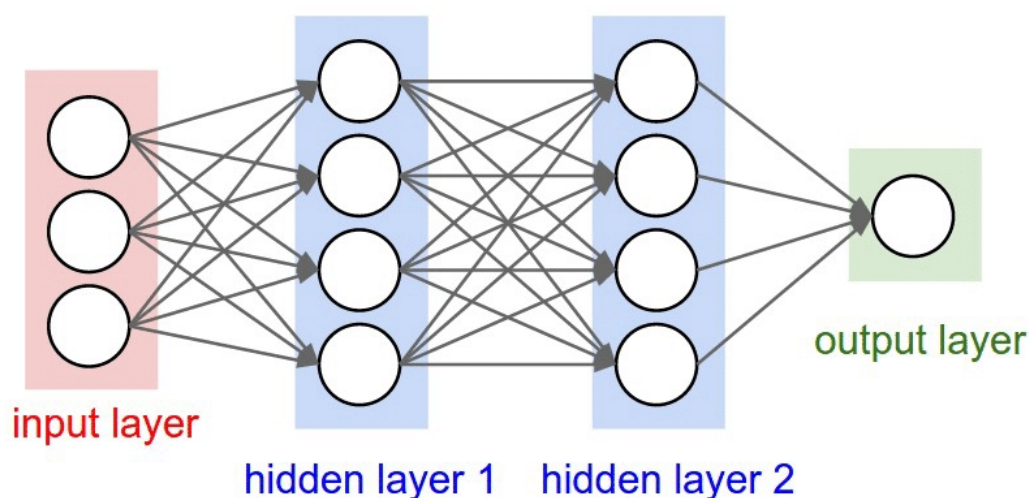
προβλημάτων αυτών. Οποσδήποτε όμως, τα προβλήματα αυτά θα πρέπει να είναι της ίδιας φύσης και των ίδιων χαρακτηριστικών όπως αυτά της εκπαίδευσης και όχι διαφορετικά.

3.3.1 Αναπαράσταση μοντέλου τεχνητού νευρωνικού δικτύου

Υπάρχουν τρεις τύποι νευρώνων (ή οποίοι ονομάζονται και κόμβοι (nodes) και στρώματα (layers)) ο οποίοι είναι οι εξής :

1. Στρώματα Εισόδου (Input Layers) τα οποία δέχονται όλες τις ανεξάρτητες μεταβλητές. Απαιτούν ιδιαίτερη προσοχή στο σχήμα και το μέγεθος των δεδομένων.
2. Στρώματα Εξόδου (Output Layers) τα οποία παρέχουν στο περιβάλλον τις τελικές αριθμητικές εξόδους του δικτύου.
3. Υπολογιστικά ή κρυμμένα στρώματα (Hidden Layers) τα οποία μεσολαβούν μεταξύ των στρωμάτων εισόδου και εξόδου. Πρώτον, αθροίζουν τις τιμές των νευρώνων από την προηγούμενη συνδεδεμένη στήλη αφού οι τιμές έχουν πολλαπλασιαστεί με το βάρος τους. Το άθροισμα αυτό τροφοδοτείται ως όρισμα στη συνάρτηση ενεργοποίησης, την οποία υλοποιεί εσωτερικά κάθε κόμβος. Η τιμή που λαμβάνει η συνάρτηση για το εν λόγω όρισμα είναι και η έξοδος του νευρώνα για τις τρέχουσες εισόδους και βάρη. Αυτή η συνάρτηση ενεργοποίησης μπορεί να είναι

βηματική (για παράδειγμα σιγμοειδής καμπύλη), γραμμική και μη γραμμική .



Σχήμα 3.11 : “ Αναπαράσταση μοντέλου Νευρωνικού Δικτύου “

Πηγή : M. J. Musiol, 2016, “Speeding up Deep Learning Computational Aspects of Machine Learning”

Ως σκέψη λοιπόν, μια τέτοια διαδικασία είναι πολύ φιλόδοξη. Αυτός είναι ο πιο συνηθισμένος τρόπος εκπαίδευσης, αλλά θα φανεί στο επόμενο τμήμα πως υπάρχουν διάφορες παραλλαγές ως προς τα δεδομένα που παρουσιάζονται στο δίκτυο όταν εκπαιδεύεται.

Η βαθιά εκμάθηση ήταν μια πρόκληση να οριστεί για πολλούς επειδή έχει αλλάξει και έχει εξελιχθεί. Ένας χρήσιμος ορισμός διευκρινίζει ότι η βαθιά μάθηση αφορά ένα "νευρωνικό δίκτυο με περισσότερα από δύο στρώματα".

3.3.2 Αρχιτεκτονικές Νευρωνικών δικτύων

Κάθε νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από ένα σύνολο νευρώνων. Ο τρόπος που συνδέονται μεταξύ τους επηρεάζει τη λειτουργία του και καθορίζει την αρχιτεκτονική του δικτύου. Η επιλογή της αρχιτεκτονικής αποτελεί από τα πρώτα στάδια της διαδικασίας επίλυσης ενός προβλήματος και συνδέεται άμεσα με το είδος του προβλήματος που πρόκειται να επιλυθεί.

Γενικά μπορούμε να διακρίνουμε 4 βασικές κατηγορίες αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων. Στην παρούσα εργασία θα αναλυθούν οι δύο οι οποίες θεωρήθηκαν πιο κρίσιμες και εφαρμόστηκαν μετέπειτα [45] .

3.3.2.1 Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks (CNNs / ConvNet))

Τα CNN έγιναν γνωστά στο κομμάτι της ταξινόμησης εικόνων και αναγνώρισης αντικειμένων σε εικόνα και βίντεο και αυτό γιατί εξειδικεύεται σε δεδομένα που έχουν τη μορφή πλέγματος. Παρόλα αυτά εφαρμόζεται και σε άλλα πεδία όπως natural language processing και πρόβλεψη (forecasting)

Ο ρόλος των Συνελικτικών Νευρωνικών Δικτύων είναι να μειώσουν το μέγεθος των εικόνων (δεδομένων εισόδου) σε μια μορφή που είναι ευκολότερη στη διαδικασία, χωρίς να χάσουν χαρακτηριστικά που είναι κρίσιμα ώστε να προσφέρουν μια αξιόλογη πρόβλεψη. Αυτή η δυνατότητα είναι ιδιαίτερα χρήσιμη όταν τα δεδομένα είναι μεγάλα δείγματα εικόνων υψηλής ανάλυσης [16] .

Περιέχουν 5 τύπους στρωμάτων : εισόδου (input), συνελικτικό (convolution), συγκεντρωτικό (pooling), πλήρως διασυνδεδεμένου (fully connected) και εξόδου (output). Κάθε στρώμα έχει ξεχωριστό ρόλο όπως θα παρουσιαστεί παρακάτω.

Στρώμα Εισόδου (Input Layer)

Σε αυτή την περίπτωση τα δεδομένα εισόδου δεν είναι ένα διάνυσμα αλλά μία εικόνα οποιασδήποτε διάστασης. Επομένως στο στρώμα εισόδου έχουμε έναν πίνακα συνήθως 2 διαστάσεων ή 3 διαστάσεων σε περίπτωση έγχρωμης εικόνας (RGB).

Συνελικτικό Στρώμα (Convolutional Layer)

Στη συνέχεια το στρώμα συνέλιξης (Convolutional layer) αποτελεί δομικό στοιχείο αυτών των Δικτύων. Χρησιμοποιεί φίλτρο-μάσκα μεγέθους $N \times N \times M$ (Kernel/Filter, ω) το οποίο τοποθετείται σε κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας ($f(x,y)$). Το εικονοστοιχείο της εικόνας, που βρίσκεται σε επεξεργασία συμπίπτει, με το αντίστοιχο κεντρικό στοιχείο της μάσκας. Υπολογίζεται το άθροισμα σύμφωνα με την Σχέση (1) και τελικά τοποθετείται στο εικονοστοιχείο, το αποτέλεσμα του αθροίσματος.

$$g(x, y) = \omega * f(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b \omega(s, t) f(x - s, y - t).$$

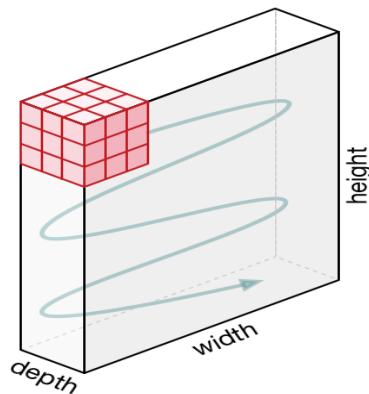
Σχέση (1), όπου $g(x,y)$ είναι η παράγωγη εικόνα μετά τη συνέλιξη, $f(x,y)$ η εικόνα εισόδου, ω το φίλτρο Kernel,

Ένα άλλο στοιχείο της διαδικασίας αυτής είναι το βήμα (stride) το οποίο ορίζει το "συρόμενο μέγεθος" της μάσκας, δηλαδή ανά πόσες εικονοψηφίδες εφαρμόζεται το φίλτρο και είναι ένας ακέραιος αριθμός. Εάν για παράδειγμα είναι 1 pixel το φίλτρο εφαρμόζεται και μετακινείται ανά ένα pixel κατά μήκος και πλάτος.

Κατεύθυνση-Πορεία Μάσκας

Η μάσκα (που στο σχήμα 3.11 είναι τριών διαστάσεων) μετακινείται από τα αριστερά στα δεξιά μέχρι να έχει διανύσει όλο το πλάτος της εικόνας (width). Στη συνέχεια ξαναέρχεται στο αριστερό άκρο και κατεβαίνει προς τα κάτω. Διανύει πάλι όλο το πλάτος. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται έως ότου έχει περάσει από όλη την εικόνα. Η μάσκα ονομάζεται kernel και το μέγεθος της kernel size.

Σημ.: Το βάθος (depth) του φίλτρου είναι ίδιο με αυτό της εικόνας



Σχήμα 3.12 : “3*3 Συνελικτική μάσκα Kernel”

Πηγή : “An introduction to Convolutional Neural Network “

Επειδή κατά την διαδικασία αυτή, η μάσκα εφαρμόζεται και στα όρια της εικόνας, υπάρχουν στοιχεία της μάσκας που τοποθετούνται εκτός των ορίων της. Επομένως, πρέπει να επεκταθεί η εικόνα στα όρια της, ώστε όλα τα στοιχεία της μάσκας να πολλαπλασιάζονται με το αντίστοιχο εικονοστοιχείο της εικόνας. Οι δύο δημοφιλέστεροι τρόποι επέκτασης των ορίων, είναι η επέκταση με μηδενικά και η επέκταση με περιοδικότητα. [4]

Συγκεντρωτικό Στρώμα (Pooling Layer)

Τα συγκεντρωτικά στρώματα ακολουθούν τα συνελικτικά στρώματα και με παρόμοιο τρόπο με αυτά σκοπεύουν στην απλοποίηση της πληροφορίας του συνελικτικού επιπέδου. Με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνεται η μείωση της υπολογιστικής ισχύος που απαιτείται για την επεξεργασία των δεδομένων μέσω της μείωσης των διαστάσεών τους.

Όπως και στο συνελικτικό στρώμα και σε αυτήν την περίπτωση έχουμε ένα φίλτρο που διατρέχει όλη την εικόνα με τον ίδιο τρόπο. (βλ. Στρώμα Συνέλιξης-Κατεύθυνση Μάσκας)

Υπάρχουν τρεις τύποι συγκεντρωτικών στρωμάτων : το Max Pooling, το Average Pooling και το Min Pooling.

Στην πρώτη περίπτωση επιστρέφεται η μέγιστη τιμή από τις εικονοψηφίδες που καλύπτονται από το φίλτρο Kernel. Στην δεύτερη περίπτωση επιστρέφεται η μέση τιμή των τιμών των εικονοψηφίδων που καλύπτονται από το φίλτρο Kernel. Στην τρίτη περίπτωση επιστρέφεται η ελάχιστη τιμή από τις εικονοψηφίδες που διατρέχει το φίλτρο Kernel [32].

Σύγκριση Τύπων Συγκεντρωτικών Στρωμάτων

Δεν μπορεί να οριστεί εύκολα η αποδοτικότερη μέθοδος. Καθώς η αποδοτικότητα εξαρτάται από το είδος των δεδομένων που μελετάμε. Για παράδειγμα η μέθοδος Μέσης Συγκέντρωσης (Average Pooling) εξομαλύνει την εικόνα γεγονός που σημαίνει ότι χαρακτηριστικά γνωρίσματα (όπως ακμές) που αποδίδονται μέσω της αντίθεσης των τιμών των χρωμάτων γίνονται λιγότερο διακριτά. Η μέθοδος μέγιστης συγκέντρωσης (Max Pooling) επιλέγει τις μεγαλύτερες τιμές που μεταφράζεται ως τα φωτεινότερα εικονοστοιχεία της εικόνας. Αυτή η μέθοδος μπορεί να δώσει πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα σε δεδομένα με σκοτεινό φόντο όπου τα εικονοστοιχεία που μας ενδιαφέρουν απεικονίζονται με ανοιχτούς τόνους. Όμως στην περίπτωση που το φόντο είναι ανοιχτόχρωμο και τα χαρακτηριστικά ενδιαφέροντος απεικονίζονται με σκουρόχρωμους τόνους η μέθοδος είναι πρακτικά άχρηστη καθώς χάνεται όλη η πληροφορία που θέλουμε να αντλήσουμε. Σε αυτή την περίπτωση χρησιμότερη είναι η μέθοδος ελάχιστης συγκέντρωσης (Min Pooling)

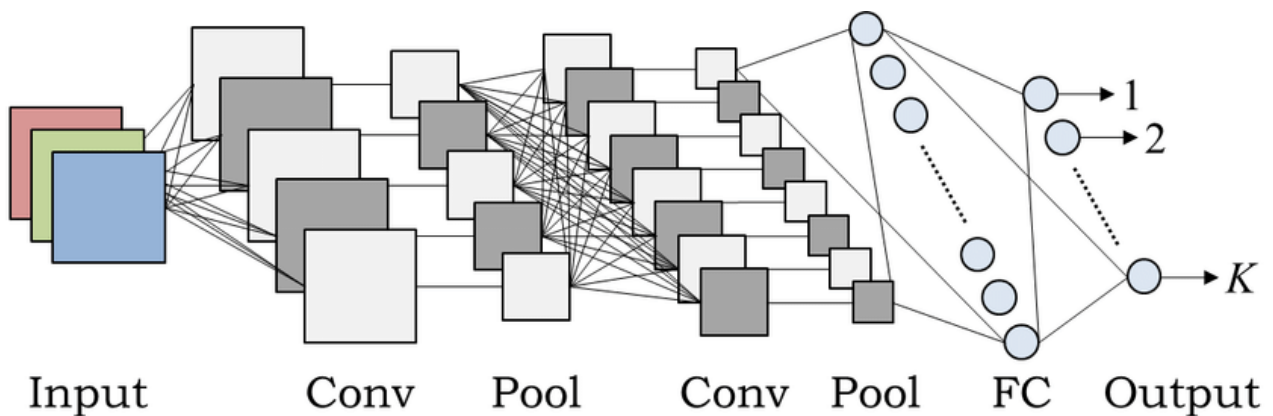
Σημ. : Ένα πολύ χρήσιμο παράδειγμα για την παρούσα εργασία είναι οι εικόνες από θερμικές κάμερες που η ανθρώπινη παρουσία απεικονίζεται με ανοιχτούς τόνους και έτσι επιλέγεται ως λύση η μέθοδος μέγιστης συγκέντρωσης.

Πλήρως Συνδεδεμένο Στρώμα (Fully Connected Layer/ FC Layer)

Στο επόμενο στάδιο τοποθετείται συνήθως το πλήρως συνδεδεμένο στρώμα. Η έξοδος (output) το τελευταίου συγκεντρωτικού στρώματος αποτελεί είσοδο (input) για το Πλήρως Συνδεδεμένο στρώμα το οποίο μπορεί να είναι ένα ή και περισσότερα στο δίκτυο. Η διάταξη των νευρώνων σε αυτήν την περίπτωση συνήθως έχουν τοποθετηθεί ώστε κάθε νευρώνας ενός στρώματος (layer) να είναι συνδεδεμένος με κάθε νευρώνα του επόμενου στρώματος.

Αυτό το στρώμα και εξάγει ένα διάνυσμα διάστασης N όπου N είναι ο αριθμός των τάξεων από τα οποία το πρόγραμμα πρέπει να επιλέξει. Κάθε τιμή του πίνακα διανύσματος αντιπροσωπεύει την πιθανότητα εμφάνισης μίας συγκεκριμένης κλάσης.

Παρακάτω παρουσιάζεται μία ολοκληρωμένη μορφή ενός CNN δικτύου



Σχήμα 3.13 : “Αρχιτεκτονική CNN”

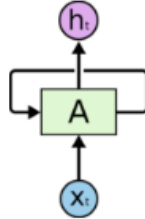
Πηγή :T. Kurita,2017, "An example of CNN architecture “

3.3.2.2 Επαναλαμβανόμενο Νευρωνικό Δίκτυο ή Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα (Recurrent neural networks (RNNs))

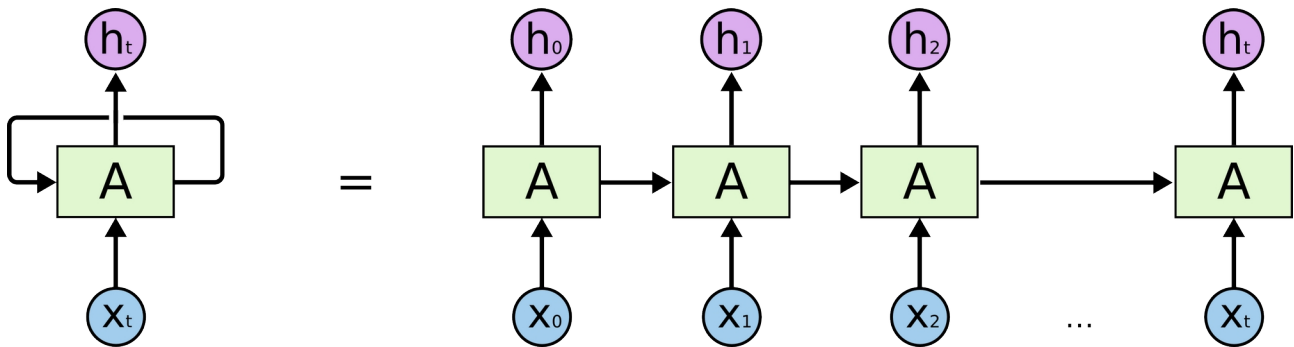
Κάθε τι που μπορούμε να κατανοήσουμε βασίζεται σε κάτι που ήδη γνωρίζουμε. Μία σκέψη δεν ξεκινάει ποτέ από το μηδέν αλλά συνδέεται άμεσα με το παρελθόν. Ένας βασικός τρόπος μάθησης σύμφωνα με την επιστήμη της ψυχολογίας είναι η Κλασική Εξαρτημένη Μάθηση όπου ο άνθρωπος μαθαίνει μέσω συσχετισμών όπως για παράδειγμα “κανείς δεν μιλάει” άρα “οι γονείς μου τσακώθηκαν” ή “έχει συννεφιά” άρα μπορεί να βρέξει. [11]

Τα παραδοσιακά Νευρωνικά Δίκτυα δεν λειτουργούν με αυτή τη λογική καθώς οι πληροφορίες-δεδομένα εισόδου και εξόδου είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους καθώς δεν χρειάζεται τέτοιου είδους μνήμη. Ωστόσο, σε ένα πρόβλημα όπως εκείνο της πρόβλεψης της επόμενης λέξης μιας πρότασης σε ένα κείμενο, απαιτούνται οι προηγούμενες λέξεις και ως εκ τούτου πρέπει να εισάγονται με κάποιο τρόπο και αυτές στα επόμενα στρώματα. Πρόκειται επομένως για μία αλυσιδωτή διαδικασία όπου η λύση στο πρόβλημα σχετίζεται με την σειρά των προηγούμενων δεδομένων.

Σε αυτές τις περιπτώσεις τα RNN μπορούν να αντιμετωπίσουν αυτό το πρόβλημα έχοντας βρόχους ο οποίοι επιτρέπουν να διατηρούνται οι πληροφορίες. Αυτό πρακτικά σημαίνει ότι οι έξοδοι (outputs) από το προηγούμενα βήματα χρησιμοποιούνται σαν είσοδοι στα επόμενα βήματα



Ένα κομμάτι νευρωνικού δικτύου A εισάγει x_t , εξάγει h_t . Ένας βρόχος επιτρέπει τη μετάδοση πληροφοριών από το ένα βήμα του δικτύου στο επόμενο [34].



Σχήμα 3.14 : “ Ένα ξετυλιγμένο RNN ”

Πηγή : “Understanding LSTM Networks” ,2015

Εάν ξεδιπλωθεί ένα δίκτυο RNN θα έχει την παραπάνω μορφή. Αρχικά, το δίκτυο παίρνει ως είσοδο το x_0 και εξάγει το h_0 . Επομένως το h_0 με το x_1 είναι οι είσοδοι του επόμενου βήματος. Η διαδικασία συνεχίζεται παρομοίως (μέχρι h_t).

Long Short Term Dependencies

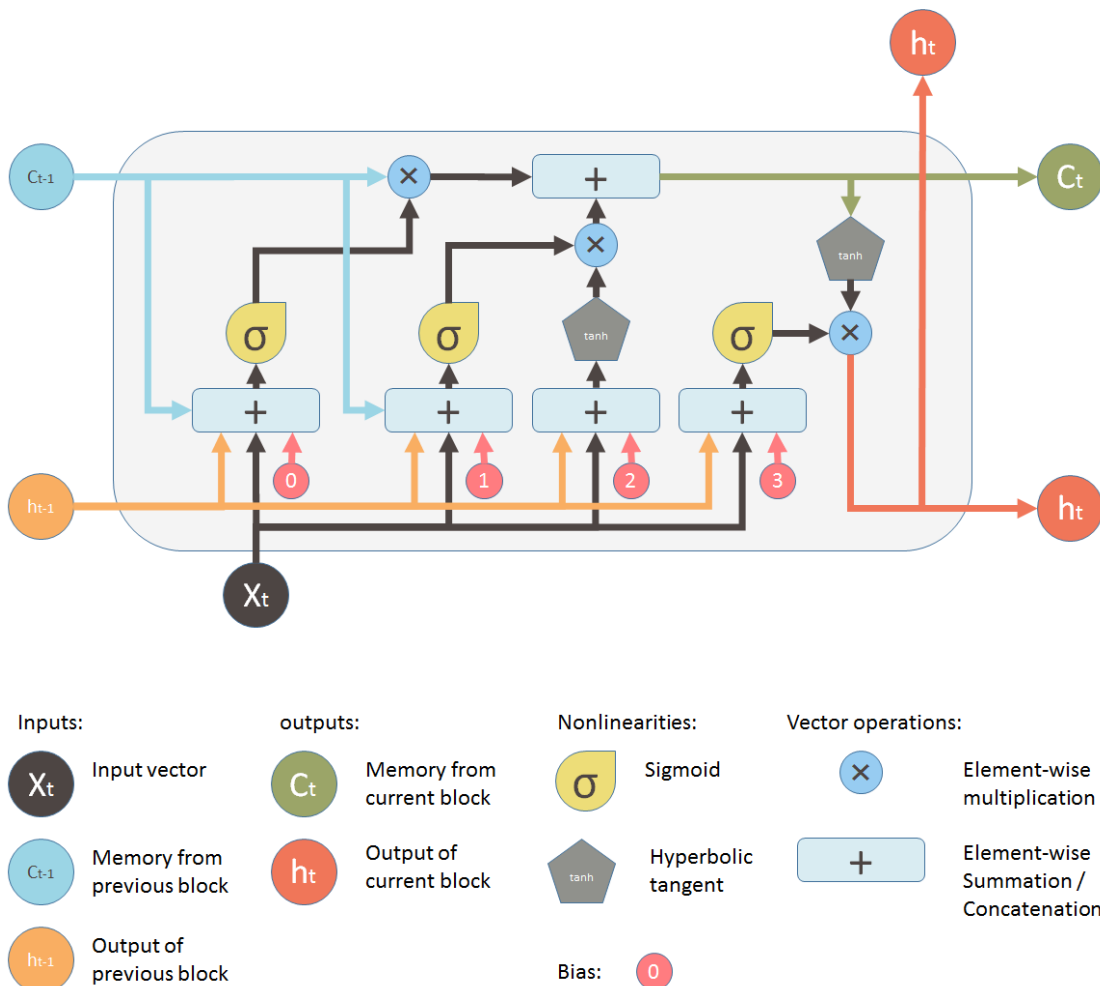
Ένα από τα προτερήματα των RNN είναι ότι μπορούν να συνδέσουν προηγούμενες πληροφορίες με παρούσες εργασίες-προβλήματα. Όπως εξηγήθηκε στο παράδειγμα με την εύρεση της επόμενης λέξης σε μία πρόταση σε τέτοιες περιπτώσεις χρειάζονται μόνο πρόσφατες πληροφορίες. Υπάρχουν ωστόσο περιπτώσεις που χρειαζόμαστε περισσότερη πληροφορία. Είναι πολύ πιθανόν να μεγαλώνει ο χρονικός ορίζοντας που χρειαζόμαστε πληροφορία σε σημείο που τα κλασσικά CNN να μην είναι σε θέση κάνουν συνδέσεις.

Μία εξαιρετικά επιτυχημένη κατηγορία RNN είναι τα λεγόμενα LSTM (long short term memory) τα οποία πρωτοσχεδιάστηκαν από τους Hochreiter & Schmidhuber (1997).

Τα LSTM είναι ικανά να μαθαίνουν μέσω μακροπρόθεσμων εξαρτήσεων.

Αρχιτεκτονική των LSTM

Τα LSTM έχουν όπως όλα τα RNN δίκτυα τη μορφή μίας αλυσίδας όπως παρουσιάστηκε προηγουμένως με τη βασική διαφορά ότι αντί να έχουμε ένα στρώμα νευρωνικού δικτύου κάθε φορά έχουμε 4 που αλληλεπιδρούν με συγκεκριμένο τρόπο μεταξύ τους [30] . Παρακάτω, παρουσιάζονται λεπτομερώς τα βήματα της διαδικασίας με σκοπό την πλήρη κατανόηση της αρχιτεκτονικής του Δικτύου που αποτελεί αναμφίβολα έναν πολύπλοκο συνδυασμό λειτουργιών.



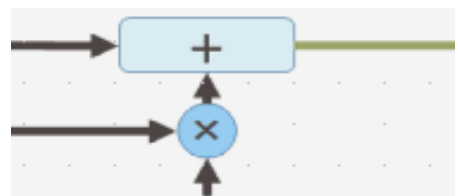
Σχήμα 3.15 : “Η Αρχιτεκτονική των LSTM (1)”

Πηγή : <https://medium.com/mlreview/understanding-lstm-and-its-diagrams-37e2f46f1714>

Η οριζόντια γραμμή που τρέχει στην κορυφή του διαγράμματος έχει ως είσοδο πληροφορίες μνήμης από το προηγούμενο μπλοκ. Ο πρώτος σταυρός (x) που συναντά λειτουργεί σαν βαλβίδα που στην πραγματικότητα πολλαπλασιάζει την παλιά μνήμη C_{t-1} με το αποτέλεσμα της σιγμοειδούς (0-1) και έτσι κρατάει τα δεδομένα που η τιμή της σιγμοειδούς είναι κοντά στην τιμή 1



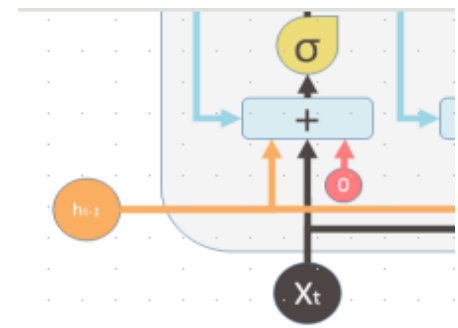
Στη συνέχεια, η δεύτερη λειτουργία που θα περάσει είναι αυτός ο χειριστής +. Αυτός ο χειριστής συγχωνεύει την νέα μνήμη με την παλιά μνήμη θα συγχωνευθούν. Πόση νέα μνήμη πρέπει να προστεθεί στην παλιά μνήμη ελέγχεται από άλλη βαλβίδα, το (x) κάτω από το σύμβολο +.



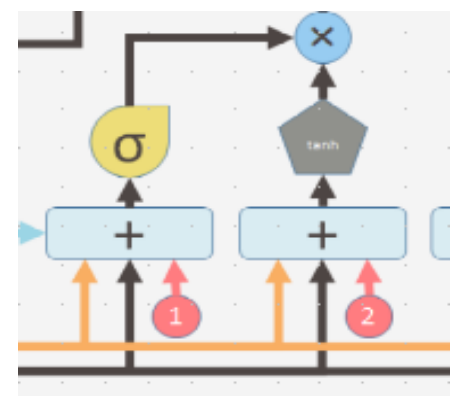
Μετά από αυτές τις δύο λειτουργίες έχουμε την τελική τιμή της νέας μνήμης C_t που αντικαθιστά την C_{t-1}



Η πύλη Αποβολής πληροφορίας ουσιαστικά αποφασίζει ποια πληροφορία δεν αξίζει να κρατήσει. Η απόφαση λαμβάνεται χρησιμοποιώντας την σιγμοειδή συνάρτηση. Έχει ως δεδομένα τα h_{t-1} (αποτέλεσμα προηγούμενου μπλοκ), x_t (τιμή εισόδου του τωρινού μπλόκ) και C_{t-1} (μνήμη από το προηγούμενο μπλόκ) και ως αποτέλεσμα έναν αριθμό μεταξύ μηδέν και ένα. Το μηδέν αφορά τις πληροφορίες που θεωρούνται ασήμαντες ενώ το ένα αυτές που θεωρούνται απολύτως χρήσιμες.

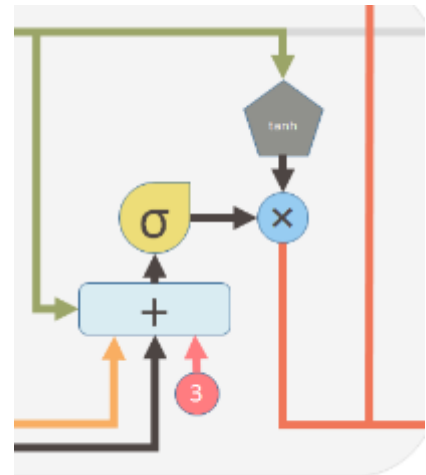


Η πύλη που αφορά τη διαδικασία επιλογής εκ του συνόλου των πληροφοριών ποιες θα αποθηκευθούν. Η διαδικασία αυτή χωρίζεται σε δύο μέρη. Αρχικά βρίσκεται η πύλη εισόδου (input gate) η οποία χρησιμοποιεί την σιγμοειδή εξίσωση για να αποφασίσει ποιες πληροφορίες αξίζει να κρατηθούν και έχει ως δεδομένα εισόδου h_{t-1} (αποτέλεσμα προηγούμενου μπλοκ), x_t (τιμή εισόδου του τωρινού

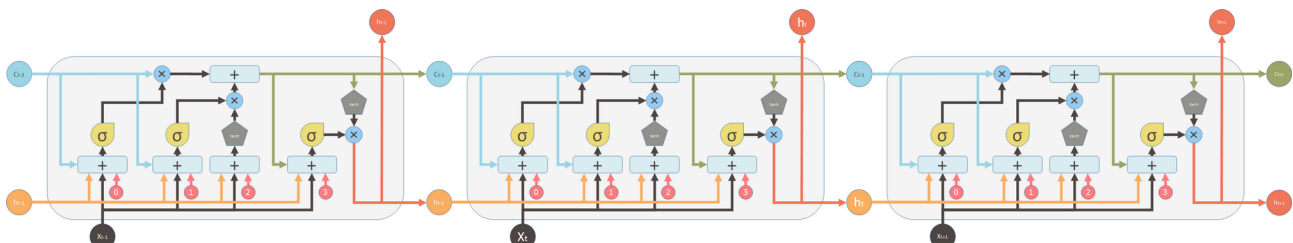


μπλοκ) και C_{t-1} (μνήμη από το προηγούμενο μπλοκ). Στη συνέχεια η συνάρτηση $\tanh(h)$ (ως συνάρτηση ενεργοποίησης) που έχει ως δεδομένα h_{t-1} , x_t υπολογίζει τα βάρη των τιμών που περνούν αποφασίζοντας το επίπεδο σπουδαιότητάς τους που κυμαίνεται από -1 έως 1 . Η έξοδος του δικτύου θα πολλαπλασιαστεί όπως προηγουμένως και η βαλβίδα (σ) θα επιτρέψει κάποιο μέρος της πληροφορίας να διέλθει.

Τέλος, υπολογίζεται η έξοδος για αυτή τη μονάδα LSTM. Αυτό το βήμα έχει μια βαλβίδα εξόδου που δέχεται τη νέα μνήμη, την προηγούμενη έξοδο h_{t-1} , την είσοδο x_t και ένα διάνυσμα πόλωσης (bias).



Το δίκτυο LSTM τελικά παράγεται από μία επανάληψη της παραπάνω διαδικασίας.



Σχήμα 3.16 : " Η αρχιτεκτονική των LSTM (2) "

Πηγή : <https://medium.com/mlreview/understanding-lstm-and-its-diagrams-37e2f46f1714>

Σημείωση 2 : Για παράδειγμα σε ένα γλωσσικό μοντέλο όπου θέλουμε να προβλέψουμε την επόμενη λέξη σε μία πρόταση, μας είναι απόλυτα χρήσιμη η πληροφορία για το γένος (πχ. άρθρο) εάν για παράδειγμα η λέξη που ψάχνουμε να βρούμε είναι ένα ουσιαστικό ή ένα επίθετο ώστε να προβλέψουμε σωστά το γένος. Ωστόσο όταν εμφανίζεται ένα καινούργιο ουσιαστικό ή επίθετο θέλουμε να ξεχάσουμε προηγούμενες πληροφορίες σχετικά με το γένος (πχ. άρθρα) που πιθανόν αναφέρονται σε προηγούμενα ουσιαστικά.

Όπως μπορούμε να δούμε στο Σχήμα 3.1 υπάρχουν και άλλοι τύποι Βαθιάς Μηχανικής

Μάθησης όπως : Generative Adversarial Networks, Auto-encoders και Perceptrones.

Κεφάλαιο 3

Εφαρμογή Τεχνικών Βαθιάς Συσταδοποίησης Σε Θερμικά Δεδομένα

Άξονες

Δεδομένα, Αρχιτεκτονική, Αποτελέσματα

Στα προηγούμενα κεφάλαια έγινε μία εκτενής ανάλυση σε τρία διαφορετικά ζητήματα τα οποία είναι οι Κρίσιμες Υποδομές, τα Συστήματα και οι Τεχνολογίες Ασφαλείας καθώς και βασικά στοιχεία της Μηχανικής Μάθησης. Αυτά αποτελούν γνωστικά αντικείμενα που πρέπει να είναι ξεκάθαρα προκειμένου να προχωρήσουμε στο πρακτικό κομμάτι-εφαρμογή.

Η σύνδεση των παραπάνω είναι απαραίτητη καθώς η ανάγκη προστασίας κρίσιμων υποδομών απαιτεί πλέον αυτοματοποίηση της διαδικασίας. Αυτό σημαίνει πρακτικά πως είναι επιθυμητές και πολλές φορές αναγκαίες αυτόματες διαδικασίες ανίχνευσης κινδύνου. Είναι αδύνατον πλέον να υπάρχει ανθρώπινο δυναμικό για κάθε κάμερα που ελέγχει χώρους. Η επιστήμη του Machine Learning μπορεί σε αυτή την περίπτωση να είναι πολύ επιτυχημένη και χρήσιμη. Στόχος είναι φυσικά η δημιουργία συστημάτων ικανών να εντοπίζουν τον κάθε κίνδυνο γρήγορα χωρίς να χρειάζεται ανθρώπινη επίβλεψη. Για την απόδειξη του παραπάνω θα γίνει μία εφαρμογή σε μία κρίσιμη υποδομή υδάτων.

Συνοπτικά, το κομμάτι της εφαρμογής περιλαμβάνει ένα σετ εικόνων από μία θερμική κάμερα που απεικονίζουν τη δραστηριότητα σε εσωτερικό χώρο εργοστασίου ύδρευσης το οποίο κρίθηκε ως κρίσιμη υποδομή στην Ισπανία. Στόχος της εργασίας ήταν η εφαρμογή Τεχνικών Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης στο σετ δεδομένων ώστε να δημιουργηθεί ένας αλγόριθμος (ανά τεχνική) που να είναι σε θέση να αναγνωρίζει πότε η υπό μελέτη κρίσιμη υποδομή βρίσκεται σε κίνδυνο. Η εφαρμογή αυτή έγινε σε γλώσσα προγραμματισμού Python στο περιβάλλον της Pycharm. Για την επίλυση του προβλήματος χρησιμοποιήθηκε ένα CNN δίκτυο το οποίο εμφάνισε σημαντική επιτυχία. Επιπλέον, χρησιμοποιήθηκε ένα LSTM δίκτυο με σκοπό την απόδειξη της ακαταλληλότητας για επίλυση τέτοιου είδους προβλημάτων. Τα δίκτυα LSTM είναι κατάλληλα για άλλου είδους προβλήματα όπως για παράδειγμα αυτά που αφορούν χρονοσειρές. Τα αποτελέσματα του LSTM δεν δημοσιεύθηκαν στην παρούσα εργασία καθώς δεν μπορούν στην πραγματικότητα να εφαρμοστούν λόγω της μη αξιοπιστίας τους. Η εφαρμογή τους αποτέλεσε απλώς εργαλείο για την κατανόηση τους.

Σημειώνεται, πως το σετ δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε, δημιουργήθηκε από τον κύριο Νικόλαο Μπάκαλο και προσφέρθηκε για τις ανάγκες της εργασίας.

4.1 Δεδομένα

Για την εκπόνηση της εργασίας αυτής χρησιμοποιήθηκε θερμική κάμερα της εταιρείας Workswell με το όνομα Workswell InfraRed Camera (WIC) με ανάλυση 640x512 και 30 fps framerate.



Σχήμα 4.1 : “ Κάμερα Workswell InfraRed “
Πηγή : <https://www.medital.com/products/infrared-camera>

Αυτή η κάμερα έχει τα εξής χαρακτηριστικά :

1. Στατική κάμερα
2. Θερμική Κάμερα LWIR
3. Ανάλυση 640x512 pixel
4. Φέρει επίσημο πιστοποιητικό βαθμονόμησης
5. Αδιάβροχη
6. Frame Rate 60 fps (Καρέ ανά Δευτερόλεπτο)

Χρησιμοποιήθηκε στη συνέχεια ένα σετ δεδομένων που είχαν ληφθεί από την κάμερα αυτή. Τα δεδομένα αποτελούσαν 4200 καρέ που λήφθηκαν από έναν εσωτερικό χώρο του εργοστασίου σε ύποπτες συνθήκες όπου δηλαδή υπάρχει ανθρώπινη παρουσία ,σε συνθήκες φυσιολογικές όπου δηλαδή υπάρχει ασφαλής κίνηση προσωπικού είτε η αίθουσα είναι άδεια.

Για την ταξινόμηση τους επιλέχθηκαν δύο μέθοδοι ένα δίκτυο CNN και ένα δίκτυο LSTM. Η συγκεκριμένη επιλογή είχε σκοπό την σύγκριση των δύο μεθόδων για την επίλυση του προβλήματος αυτού. Επιπλέον το δίκτυο LSTM συνήθως χρησιμοποιείται στην επεξεργασία διαδοχικών δεδομένων πολυμέσων και έχει εμφανίσει μεγάλη επιτυχία σε τομείς όπως η αναγνώριση ομιλίας , η επεξεργασία ψηφιακών σημάτων και η ανάλυση δεδομένων κειμένου. Επομένως στην περίπτωση μας αναμένουμε μέτρια αποτελέσματα στο δίκτυο αυτό καθώς δεν υπάρχει τέτοιου είδους πληροφορία. Αντιθέτως το CNN εμφανίζει επιτυχία σε τέτοιου είδους προβλήματα επομένως η παράμετροι που περιγράφουν την επιτυχία του αναμένεται να υπερéχουν σε σχέση με αυτούς του LSTM.

Σμίκρυνση εικόνων

Οι εικόνες μόλις εισάγονται στο σύστημα σμικρύνονται και αυτό γιατί ένα σετ της τάξης χιλιάδων εικόνων ανάλυσης 640x512 θα είχε τρομερή καθυστέρηση σε ένα δίκτυο CNN. Είναι χρήσιμο να σημειωθεί ότι η ταχύτητα ενός δικτύου αποτελεί κομμάτι της επιτυχίας του επομένως είναι χρήσιμο να λαμβάνεται ως υπόψιν αυτός ο παράγοντας. Παρ όλα αυτά η σμίκρυνση οφείλει να είναι τέτοια που δεν θα αλλοιώσει ή θα παραλείψει σημαντικά στοιχεία της εικόνας. Επομένως μετά από διάφορες δοκιμές επιλέχθηκε μέγεθος καρέ 250x250 . Αυτά τα δεδομένα θα χρησιμοποιηθούν από εδώ και στο εξής

4.2 Κατηγορίες Δεδομένων

Οι κατηγορίες δεδομένων σε ένα machine learning πρόβλημα αναφέρονται στα labels . Αυτό σημαίνει ότι κάθε είσοδος που θα δοθεί σε ένα πρόβλημα επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης φέρει έναν τίτλο που την χαρακτηρίζει. Επομένως τα δεδομένα στην περίπτωση αυτή μπορούν να χωριστούν σε δύο ή τρεις κατηγορίες. Είτε φυσιολογική λειτουργία, άδειος χώρος και μη φυσιολογική λειτουργία , είτε σε δύο με τη μορφή δυαδικού προβλήματος σε φυσιολογική και μη φυσιολογική η οποία και επιλέχθηκε ως πιο λογικά

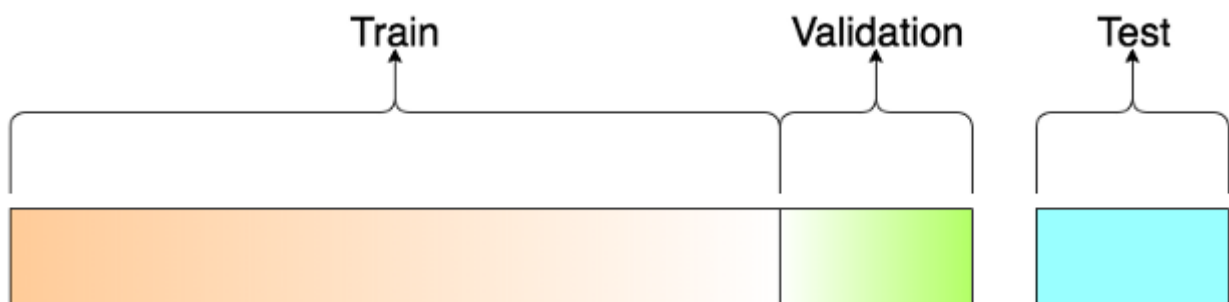
ορθή. Στην ομάδα φυσιολογική λειτουργία εμφανίζονται εικόνες όπου υπάρχει ανθρώπινη παρουσία στον χώρο δηλαδή εργαζόμενοι που κινούνται στον χώρο και εργάζονται και εικόνες όπου ο χώρος είναι άδειος. Στην κατηγορία όπου κρίθηκε μη φυσιολογική υπάρχει έντονη κίνηση που προσεγγίζει πιθανή κλοπή ή επίθεση. Είναι σημαντικό να σημειωθεί πως στο μη φυσιολογικό σετ υπήρχαν καρέ τα οποία ήταν κενά και τα οποία αφαιρέθηκαν για να μπορέσει το δίκτυο να είναι αποτελεσματικό.

4.3 Δημιουργία Σετ Δεδομένων

Τα δεδομένα πρέπει να χωριστούν σε 3 τμήματα για να χρησιμοποιηθούν σε ένα τέτοιο δίκτυο. Τα τμήματα αυτά δεν είναι άλλα από τα train, validation και test δηλαδή το τμήμα που θα δοθεί στο δίκτυο για εκπαίδευση, το τμήμα που θα δοθεί για επιβεβαίωση και το τμήμα που θα κρατηθεί εκτός του δικτύου για περαιτέρω αξιολόγηση του δικτύου. Απαραίτητη προϋπόθεση σε τέτοιου είδους εφαρμογές είναι να μην παραβιαστεί αυτός ο κανόνας. Το δίκτυο δηλαδή πρέπει να μην έχει καμία επαφή με τα δεδομένα τεστ και αυτό γιατί επιθυμούμε να δούμε την επίδοση του σε κάτι άγνωστο.

Είναι ιδιαίτερα σημαντικό επίσης είναι να γίνει σαφής η διαφορά μεταξύ αυτών των τριών εννοιών. Πιο συγκεκριμένα το τμήμα validation αποτελεί ένα δείγμα το οποίο δίνει μία εκτίμηση της ικανότητας του μοντέλου κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσής του ενώ παράλληλα διορθώνει τις hyperparameters του μοντέλου [29]. Επομένως, το σετ αυτό επηρεάζει έμμεσα το μοντέλο. Αντίθετα το test σετ χρησιμοποιείται μετά την εκπαίδευση του μοντέλου για να δώσει εκτίμηση της ποιότητας του τελικού μοντέλου.

Εφόσον οι τρεις έννοιες είναι ξεκάθαρες επόμενο βήμα αποτελεί ο διαχωρισμός του συνολικού σετ σε αυτά τα 3 τμήματα. Η επιλογή του ποσοστού του κάθε σετ επί του συνόλου δεν είναι τυχαία και εξαρτάται κυρίως από δύο παράγοντες. Πρώτον τον συνολικό αριθμό των δειγμάτων-καρέ και δεύτερον την ίδια τη φύση του μοντέλου που μελετάμε [14]. Στην βιβλιογραφία παρατηρήθηκε μία τάση για 70-80 % ποσοστό στο train σετ και το υπόλοιπο ισάξια χωρισμένο στο σετ του τεστ και του validation. Στην συγκεκριμένη εφαρμογή πειραματικά επιλέχθηκε 70% - 15 % - 15 % όπως φαίνεται και στο σχήμα 4.2. Αυτή θεωρήθηκε μία ασφαλής ισορροπημένη επιλογή για το συγκεκριμένο πρόβλημα.



Σχήμα 4.2 : “Οπτικοποίηση των διαιρέσεων των σετ”
 Πηγή :T. Shah, (2017), “About Train, Validation and Test Sets in Machine Learning”

4.4 Αρχιτεκτονική Δικτύου

Στην συνέχεια, παρουσιάζεται η αρχιτεκτονική του Δικτύου. Χρησιμοποιήθηκε μία σχετικά απλή αρχιτεκτονική όπου υπάρχουν 4 συνελκτικά στρώματα (conv_2d), 4 στρώματα μέγιστης συγκέντρωσης (max_pool_2d) . Δύο πλήρως συνδεδεμένα στρώματα. Το μέγεθος της μάσκας αντιστοιχεί στο kernel το οποίο επιλέχθηκε ένα παράθυρο μεγέθους 9x9 .

```
convnet = input_data(shape=[None, image_size, image_size, 1], name='input')
convnet = conv_2d(convnet, 32, kernel, activation='relu')
convnet = max_pool_2d(convnet, kernel)
convnet = conv_2d(convnet, 64, kernel, activation='relu')
convnet = max_pool_2d(convnet, kernel)
convnet = conv_2d(convnet, 32, kernel, activation='relu')
convnet = max_pool_2d(convnet, kernel)
convnet = conv_2d(convnet, 64, kernel, activation='relu')
convnet = max_pool_2d(convnet, kernel)
convnet = fully_connected(convnet, 1024, activation='relu')
convnet = dropout(convnet, 0.5)
convnet = fully_connected(convnet, 2, activation='softmax')
convnet = regression(convnet, optimizer='adam', learning_rate=0.001,
loss='categorical_crossentropy', name='targets')
```

Το μοντέλο εκπαιδεύτηκε σε 7 εποχές και εκπαιδεύτηκε 2 φορές. Επομένως αυτο σημαίνει ότι την πρώτη φορά τα αποτελέσματα ήταν ικανοποιητικά το μοντέλο αποθηκεύτηκε και μετά εκπαιδεύτηκε ξανά με τα ήδη υπάρχοντα βάρη για μία ακόμη φορά. Αυτό συμβαίνει καθώς συνίσταται να μην αρχίζει η εκπαίδευση με τυχαίο μοντέλο κάθε φορά αλλά εφόσον υπάρχει κάποια λειτουργικότητα και επιτυχία στο προηγούμενο μοντέλο να εκπαιδεύεται βάση των ευρημάτων της προηγούμενης εκπαίδευσης.

4.5 Αξιολόγηση

Η μέθοδος αξιολογήθηκε βάσει κάποιων παραμέτρων που χρησιμοποιούνται ευρέως για την αξιολόγηση τέτοιου είδους μεθόδων. Επομένως, κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης το σύστημα εξάγει δύο παραμέτρους που αφορούν την ακρίβεια του μοντέλου (training accuracy, validation accuracy) . Στην περίπτωσή μας τα αποτελέσματα μετά από τις δύο εκπαιδεύσεις ήταν τα ακόλουθα. Παρατηρείται ότι η ακρίβεια στην δεύτερη εκπαίδευση του validation αυξήθηκε. Ακόμη ως συνάρτηση loss χρησιμοποιήθηκε η categorical cross entropy η οποία εξάγει αποτελέσματα μεταξύ του μηδέν και του ένα. Η τιμή της αυξάνεται όσο η προβλεπόμενη πιθανότητα ενός καρέ διαφέρει από την πραγματική τιμή πιθανότητας. Χρησιμοποιείται ευρέως σε δυαδικά προβλήματα. Στην περίπτωση μας τα αποτελέσματα είναι αρκετά ικανοποιητικά καθώς η τιμή της loss function κινείται κοντά στο μηδέν.

```
| Adam | epoch: 007 | loss: 0.13084 - acc: 0.9682 | val_loss: 0.38105 - val_acc: 0.7554 -- iter: 2928/2928
```

```
| Adam | epoch: 007 | loss: 0.08383 - acc: 0.9822 | val_loss: 0.21073 - val_acc: 0.8985 -- iter: 2928/2928
```

Ωστόσο, έχει αποδειχθεί ότι ακόμη και σε περιπτώσεις που αυτές οι τιμές είναι ικανοποιητικές δεν είναι βέβαιο πως τα αποτελέσματα θα είναι αξιόπιστα [20] . Αυτός είναι ο λόγος που χρησιμοποιείται το τεστ σετ. Όπως προαναφέρθηκε διατηρείται ένα σετ δεδομένων το οποίο αποτελεί το 15% του συνολικού σετ με σκοπό με την περαιτέρω αξιολόγηση του . Αυτό το σετ αφότου έχει παραχθεί το μοντέλο του δικτύου τροφοδοτείται σε αυτό. Τα αποτελέσματα θα είναι προβλέψεις του δικτύου σχετικά με την κατηγορία του κάθε καρέ που θα του δοθεί. Ανάλογα με την ικανότητα του δικτύου να

προβλέψει την σωστή κατηγορία αξιολογείται το δίκτυο μέσω τεσσάρων παραμέτρων.

1. Ακρίβεια (Accuracy)

Η ακρίβεια αφορά το ποσοστό των σωστών προβλέψεων έναντι του συνόλου των προβλέψεων και υπολογίζεται όπως φαίνεται παρακάτω

$$\frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} = \frac{\text{σωστές προβλέψεις}}{\text{σύνολο περιπτώσεων}}$$

2. Ορθότητα (Precision)

Απαντά στο ερώτημα τι ποσοστό των θετικών προβλέψεων ήταν πράγματι αληθές. Στην περίπτωση μας αυτό μεταφράζεται ως το κλάσμα που ως αριθμητή έχει τον ορθό αριθμό προβλέψεων μη φυσιολογικής λειτουργίας (TP), δηλαδή τις περιπτώσεις το δίκτυο προέβλεψε κίνδυνο και όντως υπήρχε και ως παρανομαστή όλες τις φορές που προέβλεψε ότι υπήρχε κίνδυνος δηλαδή μη φυσιολογική λειτουργία η οποία είτε όντως υπήρχε (TP) είτε όχι (FP). Συνοψίζοντας αφορά την ορθή ικανότητα ανίχνευσης του κινδύνου.

$$\frac{TP}{TP+FP} = \frac{\text{σωστές προβλέψεις κινδύνου}}{\text{σύνολο προβλέψεων κινδύνου}}$$

3. Recall

Αυτή η παράμετρος είναι παρόμοια με την παράμετρο (2) ωστόσο και αρκετά διαφορετική. Αφορά τις περιπτώσεις που υπήρχε κίνδυνος – μη φυσιολογική λειτουργία και το σύστημα και την εντόπισε (TP) σε σχέση με τις περιπτώσεις όπου υπήρχε κίνδυνος και είτε κατάφερε να την εντοπίσει (TP) είτε όχι (FN)

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{\text{σωστές προβλέψεις κινδύνου}}{\text{σύνολο περιστατικών κινδύνου κινδύνου}}$$

4. F1 Score

Αποτελεί μία παράμετρο που υπολογίζεται από τις παραπάνω παραμέτρους (Precision, Recall). Αφορά τις περιπτώσεις που ζητείται μια ισορροπία μεταξύ των δύο παραπάνω παραμέτρων. Επομένως δίνει μια συνολική εικόνα των αποτελεσμάτων.

$$2* \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall}$$

Τέλος παρουσιάζονται οι παραπάνω τιμές όπως αυτές υπολογίστηκαν για το μοντέλο μας:

Accuracy	90%
Precision	85%
Recall	98%
F1 Score	92%

Επίλογος

Ολοκληρώνοντας, ελπίζω πως η παρούσα εργασία θα αποτελέσει έμπνευση για εμένα την ίδια αλλά και άλλους νέους που αναζητούν την προσφορά στο επιστημονικό πεδίο και την εξερεύνηση. Σίγουρα υπάρχουν ζητήματα που αναγνωρίζει κανείς και αξιολογεί διαφορετικά τη στιγμή που ξεκίνα την συγγραφή μέχρι το τέλος αυτής που όμως αυτός ίσως είναι και ο επίλογος της επιτυχίας. Λεπτομέρειες ή προβλήματα που δεν μπορούσα να εντοπίσω αρχικά πλέον αποτελούν το επόμενο βήμα για ανάπτυξη. Είναι ανούσιο να μην προσπαθούμε στην επιστήμη φοβούμενοι πως δεν θα έχουμε αποτελέσματα. Παράλληλα η επιστήμη της μηχανικής μάθησης αποτελεί εξαιρετικά χρήσιμο και ανοιχτό πεδίο με μια ιδιαίτερα ενδιαφέρουσα και δημιουργική πλευρά.

Βιβλιογραφία – Αναφορές

Βιβλία (Ελληνικά)

- [1] *Αργυροπούλου Σοφία, (2013), “Αποτίμηση Επικινδυνότητας σε Κρίσιμες και Εξαρτώμενες Επικοινωνιακές και Πληροφοριακές Υποδομές”, Διπλωματική Εργασία*
- [2] *Στασινός Σ., Αλεξίου Π., (2016), “Βιομηχανικά Συστήματα Ελέγχου SCADA & Προγραμματισμός με το SIMATIC WinCC 7.2”, Πτυχιακή Εργασία*
- [3] *European Commission, “Θεματικό Ενημερωτικό Δελτίο του Ευρωπαϊκού Εξαμήνου-Μεταφορές”*
- [4] *Ε. Κλαρούδας, (2010), “Μέθοδοι Σύνθεσης Εικόνων Υψηλής Ανάλυσης από Εικόνες Χαμηλότερες Αναλύσης”, Διπλωματική Εργασία*
- [5] *Ρεσητ Ριβδάν, (2011), “Μεταφορά, Διανομή και Αποθήκευση Υγρών Καυσίμων”, Πτυχιακή Εργασία*
- [6] *Ρ. Θεωδοροπούλου, Μ. Κασώλη, (2014), “Μεταφορές και Logistics”*
- [7] *Δημήτρης Γκρίτζαλης, Πάνος Κοτζανικολάου, Μάνος Μάγκος, Γιώργος Στεργιόπουλος, Γεωργία Λύκου, Νίκος Πετράκος (2016), “Ολιστική Προστασία Κρίσιμων Υποδομών: Ανθεκτικότητα και Προστασία Διασυνδέσεων” ,Οικονομικό Πανεπιστήμιο Αθηνών*
- [8] *Επιτροπή Ευρωπαϊκών Κοινοτήτων, (2005), “ΠΡΑΣΙΝΟ ΒΙΒΛΙΟ για το Ευρωπαϊκό Πρόγραμμα Προστασίας των Υποδομών Ζωτικής Σημασίας (ERCIP)”*

Βιβλία (Αγγλικά)

- [9] *McQuade, Samuel C., P. Danielson., (2005), “Monitoring and Surveillance.”, Encyclopedia of Science, Technology, and Ethics*
- [10] *Keith Stouffer, V. Pillitteri, S. Lightman, M. Abrams, A. Hahn, (2015), “Guide to Industrial Control Systems (ICS) Security”*
- [11] *G. Klein, D. Oppenheimer, (2017), “Psychology: The comic book”*
- [12] *T. Z. Chowdhury, (2014), “Using Wi-Fi Channel State Information (CSI) for Human Activity Recognition and Fall Detection”*

Άρθρα – Δημοσιεύσεις (Αγγλικά)

- [13] V. Prajapati, (2020), "10 Different Types of CCTV Cameras and Their Purpose"
- [14] J. Castañón,(2019), "10 Machine Learning Methods that Every Data Scientist Should Know"
- [15] T. Shah, (2017), "About Train, Validation and Test Sets in Machine Learning"
- [16] Z. Wu,L. Jiang, Z. Jiang,B. Chen,K. Liu,Q. Xuan,Y. Xiang, (2018), "Accurate Indoor Localization Based on CSI and Visibility Graph"
- [17] S. Saha, (2018), "A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks – the ELI5 way"
- [18] M. Aljumaily, (2016), "A survey on WiFi Channel State Information (CSI) utilization in Human Activity Recognition"
- [19] Peter H. Gleick, 1996, "Basic Water Requirements for Human Activities: Meeting Basic Needs"
- [20] H Joshi, (2019), "Breaking Captcha: Validation Accuracy vs Test Accuracy"
- [21] Sentdex, "Classifying Cats vs Dogs with a Convolutional Neural Network on Kaggle"
- [22] F. D., (2017), "Clustering using K-means algorithm"
- [23] B. Cipollini, (2015) "Deep Neural Networks help us read your mind"
- [24] R. J. Robles, M. Choi, E. Cho, S. Kim, G. Park, J. Lee, (2008), "Common Threats and Vulnerabilities of Critical Infrastructures"
- [25] A. Sayad, (2018), "How Good Are Wireless Security Cameras? The Future of Security"
- [26] A. Pant, (2019), "Introduction to Logistic Regression"
- [27] P. Sharma, (2018), "The Ultimate Guide to 12 Dimensionality Reduction Techniques (with Python codes)"
- [28] S. Watts, M. Raza, (2019), "SaaS vs PaaS vs IaaS: What's The Difference and How To Choose"
- [29] J. Brownlee, (2017), "What is the Difference Between Test and Validation Datasets?"
- [30] S. Yan, (2016), "Understanding LSTM and its diagrams"
- [31] V. Roman, (2019), "Unsupervised Learning: Dimensionality Reduction"

- [32] M. Basavarajaiah, (2019), "Maxpooling vs minpooling vs average pooling"
- [33] J. Lv, D. Man, W. Yang, L. Gong, X. Du, M. Yu, (2019), "Robust Device-Free Intrusion Detection Using Physical Layer Information of WiFi Signals"
- [34] A. Shekhar, (2019), "Understanding The Recurrent Neural Network"
- [35] W Connors, (2019), "What Types of CCTV Cameras Are There?"
- [36] Anonymous, "What Are the Different Types of CCTV Camera?"

Διαλέξεις

- [37] Α. Βελώνη, Τμήμα Η.Υ.Σ, "Ενότητα : Προγραμματιζόμενοι Λογικοί Ελεγκτές – PLC"
- [38] Γ. Μήτσης, Τμήμα Η.Μ.Μ.Υ., "Αναγνώριση Προτύπων"
- [39] Π. Αργυράκης, Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης Computational Physics Group, "Σημειώσεις στο μάθημα Νευρωνικά Δίκτυα", κεφ1.
- [40] Δ. Γκριτζάλης, (2008), "Προστασία Κρίσιμων Πληροφοριακών και Επικοινωνιακών Υποδομών της Δημόσιας Διοίκησης : Από τον προβληματισμό στις προτάσεις" ,p11
- [41] Κέντρο Μελετών Ασφαλείας, www.kemea.gr/el/to-kemea/sxetika-me-to-kemea , (2019)
- [42] Διαχείριση Υπολογιστικών Συστημάτων, www.cited.gr/infrastructure-as-a-service-iaas/
- [43] Ciber Infrastructure, www.cisa.gov/water-and-wastewater-systems-sector
- [44] "What is Machine Learning? A definition", (2017), www.expertsystem.com/machine-learning-definition/
- [45] "Neural Networks What they are and why they matter", www.sas.com
- [46] "Understanding Wired Vs. Wireless Vs. Wire Free Security Cameras", (2018), www.swann.com
- [47] EPA, "Water Infrastructure Resilience and Incident Response" , www.epa.gov/homeland-security-research/water-infrastructure-resilience-and-

incident-response

Σχήματα - Πίνακες

Πίνακας Π1 : “Κατάλογος Τομέων Κρίσιμων Υποδομών”

Κεφάλαιο 1

Σχήμα 1.1: “ Κατανάλωση Φυσικού Αερίου ”

Σχήμα 1.2 : “ Εθνικό συστήματα αγωγών φυσικού αερίου Ελλάδος ”

Σχήμα 1.3 : “ Λειτουργία VoIP ”

Σχήμα 1.4 : “ Κέντρο Δεδομένων : Council Bluffs “

Σχήμα 1.5 : “ Κέντρο Δεδομένων : Mayes County ”

Σχήμα 1.6 : “ Μοντέλο – Πυραμίδα SPI ”

Σχήμα 1.7 : “ Καταγεγραμμένες επιθέσεις σε κρίσιμες υποδομές υδάτων ”

Σχήμα 1.8 : “ Εξαρτήσεις των κρίσιμων υποδομών του νερού ”

Κεφάλαιο 2

Σχήμα 2.1 : “ Πολλαπλές διαδρομές και σκέδαση λόγω ανθρώπινης παρουσίας ”

Σχήμα 2.2 : “Σύστημα SCADA”

Σχήμα 2.3 : “ Κάμερες Ασφαλείας Κατηγοριοποιημένες σύμφωνα με το σχήμα τους ”

Σχήμα 2.4 : “ Κάμερες Ασφαλείας Κατηγοριοποιημένες σύμφωνα τον φακό τους ”

Σχήμα 2.5 : “ Σύγκριση κάμερας νυχτερινής και έγχρωμης νυχτερινής όρασης “

Σχήμα 2.6 : “ Σύγκριση παραδοσιακής εικόνας με θερμική εικόνα σε έκτακτη περίπτωση φωτιάς ”

Κεφάλαιο 3

Σχήμα 3.1 : “ Χάρτης Machine Learning ”

Σχήμα 3.2 : “ Επιβλεπόμενη και μη Επιβλεπόμενη Εκμάθηση ”

Σχήμα 3.3 : “ Παράδειγμα Επιβλεπόμενης Μηχανικής Εκμάθησης ”

Σχήμα 3.4 : “ Απεικόνιση ευθείας όπως περιγράφεται από την μέθοδο της Γραμμικής Παλινδρόμησης ”

Σχήμα 3.5 : “ Αναπαράσταση σιγμοειδούς καμπύλης “

Σχήμα 3.6 : “ Ταξινόμηση δεδομένων κάνοντας χρήση της μεθόδου Λογιστικής Παλινδρόμησης ”

Σχήμα 3.7 : “ Παράδειγμα μη Επιβλεπόμενης Μηχανικής Εκμάθησης ”

Σχήμα 3.8 : “ Αναπαράσταση του Αλγορίθμου κ μέσω με 3 κλάσεις ”

Σχήμα 3.9 : “ Ιστορία νευρωνικών δικτύων και σύγχρονα βαθιά νευρωνικά δίκτυα ”

Σχήμα 3.10 : “ Ιεραρχική επεξεργασία εικόνας “

Σχήμα 3.11 : “ Αναπαράσταση μοντέλου Νευρωνικού Δικτύου “

Σχήμα 3.12 : “ 3*3 Συνελικτική μάσκα Kernel ”

Σχήμα 3.13 : “ Αρχιτεκτονική CNN ”

Σχήμα 3.14 : “ Ένα ξετυλιγμένο LSTM ”

Σχήμα 3.15 : “ Αρχιτεκτονική των LSTM 1“

Σχήμα 3.16 : “Αρχιτεκτονική των LSTM 2”

Κεφάλαιο 4

Σχήμα 4.1 : “ Κάμερα Workswell InfraRed “

Σχήμα 4.2 : “ Οπτικοποίηση των διαιρέσεων των σετ ”