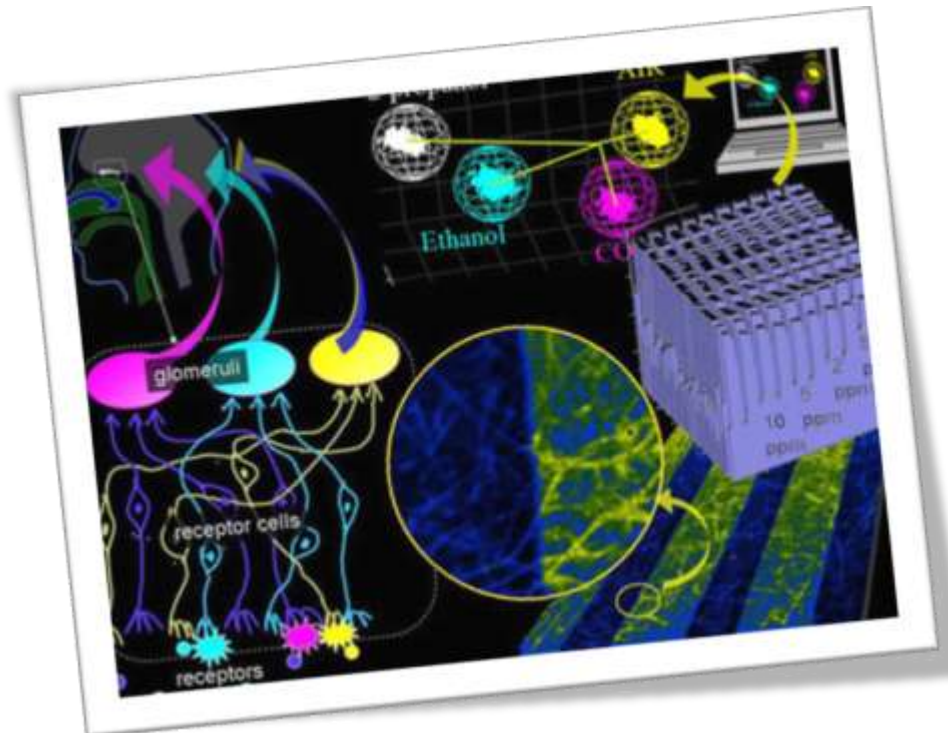


Πτυχιακή Εργασία



**« Ανάπτυξη συστοιχίας αισθητήρων για την ανίχνευση και ταξινόμηση με βάση την οσμή πτητικών οργανικών ενώσεων (VOCs).
Εφαρμογή στην αναγνώριση φυσικών αρωμάτων »**

Της σπουδάστριας:
Ζαμπόγλου Δέσποινας

Επιβλέπων Καθηγητής:
Δρ. Ιωάννης Καλόμοιρος

Περίληψη

Απ' όλες τις ανθρώπινες αισθήσεις, η μυρωδιά είναι πάντα η πιο αυθαίρετα καθοριζόμενη. Η κατανόηση του πώς λειτουργεί η αίσθηση της όσφρησης αποτελεί από καιρό τον στόχο των ερευνητών. Οι «ηλεκτρονικές μύτες», χημικοί ή βιοχημικοί αισθητήρες που δημιουργούν ψηφιακά αποτυπώματα των οσμών, χρησιμοποιούνται από έναν αυξανόμενο αριθμό βιομηχανιών για τον ποιοτικό έλεγχο και την ανάπτυξη προϊόντων. Μερικές φορές χρησιμοποιούνται αναλυτικές τεχνικές, αλλά είναι συχνά δύσκολο να συσχετιστούν τα δεδομένα με τις οργανοληπτικές πληροφορίες, ενώ η παραγωγή τους κοστίζει ακριβά. Αντίθετα, η μέτρηση από την «ηλεκτρονική μύτη» είναι αντικειμενική, επαναλήψιμη, με υψηλή ακρίβεια και σχετικά φτηνή. Η ερμηνεία είναι απλή, γρήγορη και άμεση. Όπως η ανθρώπινη αίσθηση της όσφρησης, η «ηλεκτρονική μύτη» μαθαίνει από την εμπειρία και βελτιώνεται όσο περισσότερο χρησιμοποιείται.

Η μελέτη μας σε αυτόν τον τομέα έχει επικεντρωθεί στην κατασκευή μιας συστοιχίας αισθητήρων η οποία αντιδρά σε διάφορες πτητικές οργανικές ενώσεις (VOCs). Συγκεκριμένα, μας ενδιαφέρει να ανιχνεύσουμε τις πτητικές ενώσεις που αναδίνονται από δείγματα του ασκομύκητα *Tuber*, που αλλιώς αναφέρεται με την λαϊκή ελληνική ονομασία μανιτάρι Τρούφα. Η Τρούφα έχει υψηλή γαστρονομική και διατροφική αξία και εκπέμπει χαρακτηριστικό άρωμα, που εξαρτάται από το στάδιο ωρίμανσης και την προέλευσή της.

Έχουμε αναπτύξει ένα σύστημα συλλογής δεδομένων, που ανιχνεύει και καταγράφει την απόκριση της συστοιχίας αισθητήρων τύπου MOS, που στηρίζονται στο SiO_2 . Οι αισθητήρες αυτοί, όταν εκτίθενται σε διαφορετικές μυρωδιές και αρώματα, εμφανίζουν συγκεκριμένες αλλαγές στην ηλεκτρική αντίσταση, μετρήσιμες για κάθε στοιχείο των αισθητήρων. Στα θέματα που καλύπτονται περιλαμβάνονται η περιγραφή του συστήματος ανίχνευσης οσμών και τα εργαλεία του, η διαδικασία λήψης των μετρήσεων, η εφαρμογή του αλγόριθμου ταξινόμησης με βάση τα δεδομένα που συγκεντρώθηκαν και η γραφική απεικόνιση των τελικών αποτελεσμάτων.

Και αυτό θα μπορούσε να είναι απλώς μια «μυρωδιά» του τι πρόκειται να ακολουθήσει.

Key Words: ηλεκτρονική μύτη, χημικοί αισθητήρες, αναγνώριση προτύπων, αλγόριθμος ταξινόμησης k-NN, τρούφα.

Abstract

Of all the human senses, smell is always the most arbitrarily determined. Understanding how the sense of smell works has long been the goal of researchers. The "electronic noses", are chemical or biochemical sensors that generate digital fingerprints of smells, being used by an increasing number of industries for quality control and product development. The measurement of smell using "electronic noses" is objective, repeatable, highly accurate and relatively cheap. The interpretation is simple, fast and direct.

Like the human sense of smell, the "electronic nose" learns from experience and improves the more it is used. It is designed to analyze, recognize and identify volatile chemicals at low levels (parts per billion, ppb).

Our study in this area focused on the construction of an array of sensors which react to various volatile organic compounds and specifically to volatile compounds of Ascomycete Tuber named Truffle mushrooms. These fungi have highly appreciated gastronomical and nutritive merits and they own a characteristic aroma, depending on their stage of maturation and their origin. A data acquisition system is developed and the response of the gas sensors to truffle samples is monitored. The sensor technology is based on the absorption of volatile chemicals by the sensors elements, which when exposed to different odors and perfumes, exhibit specific changes in their electrical resistance. The topics, covered include the description of the odor detection system, the software tools, the process of making measurements, the application of recognition algorithm and the graphical display of the final results.

And this could be just a "smell" of what is to follow

Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1^ο Αισθητήρες

1.1 Ο ρόλος των αισθητήρων στην ηλεκτρονική.....	9
1.2 Τα μέρη ενός αισθητήρα.....	10
1.3 Χαρακτηριστικά αισθητήρων.....	11
1.3.1 Στατικά χαρακτηριστικά.....	11
1.3.2 Δυναμικά χαρακτηριστικά.....	13
1.4 Πεδίο εφαρμογών αισθητήρων.....	16
1.5 Πλεονεκτήματα μικροαισθητήρων.....	18
1.6 Ταξινόμηση των αισθητήρων.....	18
1.7 Χημικοί αισθητήρες.....	20
1.7.1 Ηλεκτρονικές «μύτες».....	22
1.7.2 Κατηγορίες χημικών αισθητήρων.....	23
1.7.2.1 Βαρυμετρικοί αισθητήρες.....	23
1.7.2.2 Θερμικοί αισθητήρες.....	25
1.7.2.3 Οπτικοί αισθητήρες.....	25
1.7.2.4 Ηλεκτρικοί αισθητήρες.....	25
1.7.3 Πυκνωτές τύπου Αλληλοεπικαλυπτόμενων Κτενιών - Interdigital Capacitors (IDCs).....	28

Κεφάλαιο 2^ο Γνωριμία με την Τρούφα και τις Πτητικές Ενώσεις της

2.1 Εισαγωγή.....	30
2.2 Γνωριμία με την Τρούφα.....	30
2.3 Αναφορές στην αρχαία Ελλάδα.....	31
2.4 Χημικές και θρεπτικές Ιδιότητες.....	34
2.5 ναφορές και μελέτες για το άρωμα της Τρούφας.....	35
2.6 Ανάλυση των πτητικών ενώσεων που σχηματίζουν το άρωμα της Τρούφας.....	36

Κεφάλαιο 3^ο Ανάπτυξη της Διάταξης Χημικών Αισθητήρων Αερίου και Μετρήσεις Δειγμάτων της Τρούφας

3.1 Περιγραφή Πειραματικής Διάταξης.....	39
3.2 Αρχή λειτουργίας αισθητήρων τύπου MOS.....	40
3.3 Οι αισθητήρες που χρησιμοποιήθηκαν.....	41
3.4 Πλεονεκτήματα-Περιορισμοί.....	42
3.5 Χρήση του περιβάλλοντος LabView.....	42
3.6 Τεχνικές Μέτρησης Οσμών.....	44
3.7 Διαδικασία Μέτρησης δειγμάτων.....	45
3.8 Ανάλυση των πτητικών ενώσεων που ανιχνεύουν οι αισθητήρες της διάταξης και αναδύονται από την Τρούφα.....	48
3.9 Αποτελέσματα μετρήσεων δειγμάτων της τρούφας.....	48
3.10 Στατιστικά αποτελέσματα και συμπεράσματα.....	58

Κεφάλαιο 4^ο - Αναγνώριση Προτύπων και αλγόριθμοι ταξινόμησης

4.1 Εισαγωγή.....	59
4.2 Μέθοδοι αναγνώρισης προτύπων.....	59
4.3 Ανάλυση Συστήματος Αναγνώρισης Προτύπων.....	60
4.3.1 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών.....	61
4.3.2 Προεπεξεργασία.....	61
4.3.3 Ταξινόμηση.....	63
4.4 Ταξινόμηση ή Κατηγοριοποίηση.....	63

4.5. Βασικές έννοιες ταξινόμησης.....	64
4.6. Αλγόριθμοι ταξινόμησης	65
4.7 Αλγόριθμοι βασισμένοι στην απόσταση.....	66
4.8 Ο αλγόριθμος k κοντινότερων γειτόνων.....	69
4.8.1 Επιλογή του παράγοντα k.....	70
4.8.2 Cross Validation	71
4.8.3 Απόσταση.....	71
4.8.3.1 Ευκλείδεια	71
4.8.3.2 City block (Manhattan).....	72
4.8.3.3 Chebychev.....	72
4.8.3.4 Σταθμισμένη Απόσταση (Distance Weighting).....	73
4.9 Χρήση του αλγόριθμου k κοντινότερων γειτόνων στην απόφαση Ταξινόμησης δείγματος μέσω της οσμής.....	74

Κεφάλαιο 5^ο Ανάπτυξη Αλγόριθμου Ταξινόμησης K-NN σε γλώσσα Προγραμματισμού C/C++

5.1 Εισαγωγή.....	75
5.2 Βήματα εκτέλεσης του αλγόριθμου ταξινόμησης.....	76
5.3 Συμπεράσματα-επίλογος.....	84
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ: ΚΩΔΙΚΑΣ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ.....	85
ΣΧΕΔΙΑ & ΠΙΝΑΚΕΣ	97
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	99

Κεφάλαιο 1^ο

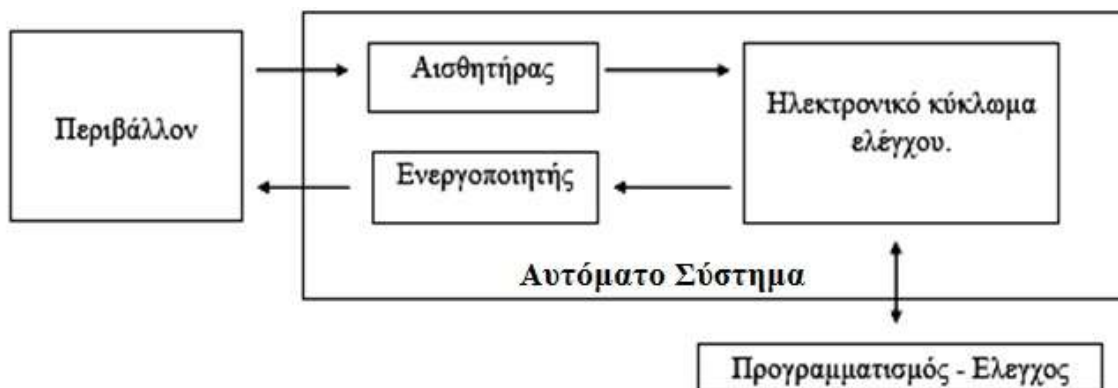
Αισθητήρες

1.1 Ο Ρόλος των Αισθητήρων στην Ηλεκτρονική

Η ραγδαία κι εκτεταμένη ανάπτυξη της τεχνολογίας των ηλεκτρονικών, όπως γίνεται εύκολα αντιληπτό από την επαφή μας με τους ηλεκτρονικούς υπολογιστές, μεταβάλλει και το περιβάλλον μας, σε προσωπικό αλλά και μακροσκοπικό επίπεδο. Πλέον, με όλο κι αυξανόμενη συχνότητα, συναντάμε πολύπλοκα συστήματα ελέγχου και λήψεως αποφάσεων, όχι μόνον στη βιομηχανία, όπου οι αυτοματισμοί αποτελούν νευραλγικό γρανάζι στη σύγχρονη παραγωγική μηχανή, αλλά και στην απλή καθημερινότητά μας, από τον τετριμμένο θερμοστάτη του καλοριφέρ μας έως ...

Για την υλοποίηση των αυτοματισμών απαιτείται ένα κύκλωμα ελέγχου (Control Unit) το οποίο λαμβάνει δεδομένα από τον εξωτερικό χώρο (περιβάλλον), τα επεξεργάζεται και προβαίνει σε κατάλληλες ενέργειες, ανάλογα με τον προγραμματισμό του. Τα δεδομένα αυτά εισάγονται στο κύκλωμα ελέγχου σαν στοιχεία του προγραμματισμού του, είτε συλλέγονται αυτόνομα. Στην πρώτη περίπτωση έχουμε απλά μια μηχανή η οποία εκτελεί μια αλληλουχία συγκεκριμένων βημάτων, ενώ στη δεύτερη έχουμε ένα Αυτόματο Σύστημα, ένα σύστημα ικανό να δράσει αυτόνομα, σύμφωνα με τα δεδομένα που επικρατούν στο περιβάλλον του. Ο αυτοματισμός θα πρέπει να κατασκευαστεί με όσο το δυνατόν μικρότερες ανοχές ώστε να μην παρεκκλίνει από την αλληλουχία των βημάτων του, ενώ το αυτόματο σύστημα έχει την ικανότητα να ελέγχει και να προβαίνει σε διορθώσεις.

Απαραίτητη προϋπόθεση για τη συλλογή δεδομένων από το περιβάλλον ενός αυτόματου συστήματος είναι η παρουσία ενός ορισμένου πλήθους αισθητήρων (Sensors). *Αισθητήρας* είναι μια συσκευή η οποία ανιχνεύει ένα μακροσκοπικό φυσικό μέγεθος και το μετατρέπει σε ένα ηλεκτρικά μετρήσιμο μέγεθος συγκεκριμένων χαρακτηριστικών [1] [2]. Είναι η συσκευή που συνδέει τον κόσμο των ηλεκτρονικών με το φυσικό περιβάλλον.



Σχήμα 1.1 Γενικό διάγραμμα λειτουργίας ενός αυτόματου συστήματος.

Η συσκευή εκείνη η οποία θα αλληλεπιδράσει με το περιβάλλον, ώστε να το τροποποιήσει, μετατρέποντας ένα είδος ενέργειας ή κάποιο φυσικό γνώρισμα σε άλλο για διάφορους σκοπούς, ονομάζεται **Ενεργοποιητής** (Actuator). Ο ενεργοποιητής μπορεί να είναι μια συσκευή, συνήθως ηλεκτρική, ηλεκτρονική, ηλεκτρομηχανική, ηλεκτρομαγνητική, φωτονική ή φωτοβολταϊκή η οποία μετατρέπει μια μορφή ενέργειας (ή ένα φυσικό χαρακτηριστικό) σε μια άλλη (σένα άλλο) για διάφορους σκοπούς, όπως μετρήσεις ή μεταφορά πληροφορίας. Στην ουσία, είναι μία διάταξη που τροφοδοτείται συνήθως από ένα ηλεκτρικό σήμα και το μετατρέπει σε μία άλλη μορφή ενέργειας, συνήθως κίνηση, εκτελώντας παράλληλα μία συγκεκριμένη ενέργεια. Ενεργοποιητής μπορεί να είναι ένας ηλεκτροκινητήρας, ένας κινούμενος βραχίονας, ένα ηλεκτρονόμος ή οτιδήποτε μπορεί να προκαλέσει μια ενέργεια πάνω στο περιβάλλον.

1.2 Τα μέρη ενός Αισθητήρα

Ένας αισθητήρας είναι μια συσκευή η οποία θα μετατρέψει ένα μακροσκοπικό φυσικό μέγεθος ή χημική ποσότητα (φως, δύναμη, πίεση, θερμοκρασία κ.λ.π.) σε κάποιο ηλεκτρικά μετρήσιμο μέγεθος και στη συνέχεια αφού επεξεργαστεί αυτό το ηλεκτρικό σήμα θα το μετατρέψει σε κάποιο τυποποιημένο ηλεκτρικό σήμα με ορισμένα χαρακτηριστικά. Ένας αισθητήρας αποτελείται από δύο διακριτά τμήματα:

- το πρώτο, είναι αυτό που αντιλαμβάνεται και μετατρέπει τη μετρήσιμη φυσική ή χημική ποσότητα σε ηλεκτρικά μετρήσιμο σήμα κι ονομάζεται *Μετατροπέας* (Transducer).
- το δεύτερο, ηλεκτρονικό τμήμα, είναι αυτό που μετατρέπει το σήμα του μετατροπέα σε κάποιο τυποποιημένης μορφής σήμα κι ονομάζεται *Κύκλωμα Οδήγησης* (Driving Circuit).

Ο μετατροπέας είναι το δυσκολότερο και πιο κρίσιμο μέρος ενός αισθητήρα. Από την ποιότητα καθώς και από την αρχή κατασκευής του θα καθοριστούν και τα χαρακτηριστικά του αισθητήρα (περιοχή λειτουργίας, ακρίβεια). Για να γίνει δυνατή η κατασκευή ενός μετατροπέα κάποιου μακροσκοπικού μεγέθους, θα πρέπει να υλοποιηθεί μια δομή σύμφωνα με την οποία είναι δυνατόν μεταβολές του μακροσκοπικού μεγέθους να επιφέρουν μεταβολή σε ένα ηλεκτρικά μετρήσιμο μέγεθος.

Οι αισθητήρες κατασκευάζονται για να συλλέγουν πληροφορίες από απομακρυσμένα και πολλές φορές επικίνδυνα σημεία του περιβάλλοντος χώρου. Πρόκειται συνήθως για συμπαγείς μονάδες, οι οποίες θα τοποθετηθούν τις περισσότερες φορές μακριά από τη μονάδα ελέγχου-συλλογής δεδομένων (π.χ. κινητήρας μηχανής οχήματος, βιομηχανία). Θα πρέπει λοιπόν το σήμα να μπορεί να διανύσει όσο το δυνατόν μεγαλύτερες αποστάσεις με την ελάχιστη δυνατή παραμόρφωση. Το κύκλωμα οδήγησης ενός μετατροπέα επιβάλλεται αρχικά να μετατρέψει το συνήθως ευαίσθητο σήμα του (μια χωρητικότητα ή μια μικρή τάση) σε κάποιο ηλεκτρικό σήμα πιο σταθερής μορφής, πρόκειται λοιπόν για ένα μεταλλάκτη σε συνδυασμό ίσως με κάποια ενισχυτική διάταξη.

Ένας μετατροπέας από μόνος του δεν αποτελεί μια ιδιαίτερα αξιόπιστη λύση σαν αισθητήρας. Τα ηλεκτρικά σήματα τα οποία συνήθως δίνει είναι πολύ μικρής έντασης και τις περισσότερες φορές δύσκολα μετρήσιμα. Σαν μια ελάχιστη διαμόρφωση θα

μπορούσαμε να θεωρήσουμε ένα μετατροπέα μαζί με ένα μεταλλάκτη, ώστε να έχουμε ένα πιο σταθερό σήμα, αλλά εάν λάβουμε υπόψη μας τις διακυμάνσεις της τάσης ή την μεταβολή της θερμοκρασίας θα δούμε ότι ούτε αυτό είναι αρκετό. Συνεπώς σαν ελάχιστη διαμόρφωση θα πρέπει να θεωρηθεί ο μετατροπέας και το κύκλωμα οδήγησης το οποίο πρέπει να συμπεριλαμβάνει κάποια υποκυκλώματα σταθεροποίησης, έτσι ώστε ο αισθητήρας τελικά να μπορεί να εργαστεί με προβλεπόμενο τρόπο και χαρακτηριστικά μέσα στην περιοχή λειτουργίας του.

Το τελευταίο χαρακτηριστικό ενός αισθητήρα είναι το περίβλημα (package) μέσα στο οποίο θα συναρμολογηθεί. Το περίβλημα ενός αισθητήρα καθορίζεται από τις απαιτήσεις του περιβάλλοντος μέσα στο οποίο θα τοποθετηθεί. Τις περισσότερες φορές συνιστά όχι μόνο το φορέα του αισθητήρα αλλά και το μέσο προστασίας του από το περιβάλλον (υψηλή θερμοκρασία, διαβρωτική ατμόσφαιρα, ηλεκτρομαγνητικές παρεμβολές). Κατά συνέπεια, τα χαρακτηριστικά του περιβλήματος ενός αισθητήρα δύναται να έχουν σημαντικές επιπτώσεις στην απόδοση του ίδιου του αισθητήρα, ιδίως στον χρόνο απόκρισής του. Τελικό κριτήριο για την τελική διαμόρφωση του αισθητήρα είναι το περιβάλλον μέσα στο οποίο θα τοποθετηθεί και η κρισιμότητα των μετρήσεων που πρόκειται να πραγματοποιηθούν.

Αξίζει ακόμη να αναφερθεί ότι το ηλεκτρικό σήμα από τον αισθητήρα συχνά χρειάζεται να τροποποιηθεί πριν μπορέσει να αξιοποιηθεί, όπως π.χ. για την απεικόνιση πληροφορίας σε κάποιον χειριστή, την καταγραφή του ή τη μετάδοσή του. Τα περισσότερα σήματα που προέρχονται από ένα αισθητήριο στοιχείο είναι από τη φύση τους αναλογικά και απαιτείται ως εκ τούτου αναλογική επεξεργασία. Ως *επεξεργαστή* εννοούμε οποιαδήποτε διάταξη που τροποποιεί το προερχόμενο από έναν αισθητήρα ηλεκτρικό σήμα χωρίς να αλλάζει τη μορφή της ενέργειας του σήματος.

1.3 Χαρακτηριστικά Αισθητήρων

Η σχέση μεταξύ μιας μετρήσιμης φυσικής ποσότητας X και της μεταβλητής Y του σήματος εξόδου του αισθητήρα είναι θεμελιώδης για τη λειτουργία του. Βάση αυτής της σχέσης καθορίζονται τα χαρακτηριστικά και γίνεται η βαθμονόμηση του αισθητήρα. Οι αισθητήρες βαθμονομούνται με εφαρμογή γνωστών φυσικών μεγεθών και καταγραφή της απόκρισης του συστήματος. Τα χαρακτηριστικά ενός αισθητήρα καθορίζουν την απόδοση του, τη σταθερότητα της λειτουργίας του και την ταχύτητα της απόκρισης του στα ερεθίσματα που δέχεται. Τα χαρακτηριστικά αυτά μπορεί να είναι είτε στατικά, είτε δυναμικά.

1.3.1 Στατικά χαρακτηριστικά

Τα στατικά χαρακτηριστικά ενός αισθητήρα καθορίζουν την απόδοσή του σε μια σταθερή κατάσταση και είναι τα ακόλουθα:

➤ *Ακρίβεια*

Η ακρίβεια είναι η ικανότητα ενός συστήματος να δίνει αποτελέσματα ταυτόσημα με την πραγματική τιμή της μετρήσιμης ποσότητας. Ως ανακρίβεια ορίζεται η απόκλιση της μέτρησης του αισθητήρα από την πραγματική τιμή του εξωτερικού ερεθίσματος. Είναι το αθροιστικό αποτέλεσμα άλλων χαρακτηριστικών όπως της υστέρησης και των

σφαλμάτων βαθμονόμησης. Μπορεί να εκφρασθεί σαν απόλυτη τιμή του σφάλματος μέτρησης, ποσοστό της κλίμακας εισόδου ή ποσοστό της κλίμακας εξόδου.

➤ **Διακριτική Ικανότητα**

Ορίζεται ως η ελάχιστη μεταβολή της μετρήσιμης φυσικής ποσότητας που χρειάζεται για να παρατηρηθεί ανιχνεύσιμη μεταβολή στο σήμα εξόδου. Η ελάχιστη μεταβολή της μετρήσιμης ποσότητας από το μηδέν ορίζεται ως όριο της διακριτικής ικανότητας.

➤ **Επαναληψιμότητα**

Είναι η ικανότητα ενός μετρητικού συστήματος να δίνει το ίδιο αποτέλεσμα όταν μετρά την ίδια φυσική ποσότητα υπό τις ίδιες συνθήκες. Σχετίζεται με τη στατιστική διακύμανση των μετρήσεων. Η πιστότητα είναι απαραίτητη αλλά όχι αρκετή συνθήκη για την ακρίβεια.

➤ **Ικανότητα αναπαραγωγής των αποτελεσμάτων**

Είναι η πιστότητα των μετρήσεων σε ένα μεγάλο χρονικό διάστημα, ή σε διαφορετικά εργαστήρια, ή χρησιμοποιώντας διαφορετικό εξοπλισμό.

➤ **Ευαισθησία**

Η ευαισθησία ενός αισθητήρα είναι η παράγωγος της συνάρτησης μεταφοράς ως προς τη μετρήσιμη φυσική ποσότητα για μια ορισμένη τιμή της ποσότητας αυτής. Για μια γραμμική συνάρτηση μεταφοράς, η ευαισθησία του αισθητήρα είναι γραμμική. Ένας αισθητήρας με ιδανικά χαρακτηριστικά έχει μεγάλη και σταθερή ευαισθησία.

➤ **Μονοτονικότητα**

Η μονοτονικότητα της συνάρτησης μεταφοράς ενός αισθητήρα σημαίνει ότι η καμπύλη της συνάρτησης μεταφοράς είναι πάντα αύξουσα ή πάντα φθίνουσα ως προς την αύξηση της μετρήσιμης ποσότητας.

➤ **Πλήρης κλίμακα εισόδου**

Ορίζεται ως η μέγιστη μεταβολή της μετρήσιμης φυσικής ποσότητας την οποία μπορεί να μετρήσει ο αισθητήρας με σχετική ακρίβεια.

➤ **Πλήρης κλίμακα εξόδου**

Ορίζεται ως η αλγεβρική διαφορά μεταξύ των τιμών εξόδου ενός αισθητήρα που αντιστοιχούν στην μέγιστη και την ελάχιστη ανιχνεύσιμη τιμή της μετρήσιμης φυσικής ποσότητας.

➤ **Υστέρηση**

Είναι η απόκλιση μεταξύ των μετρήσεων του αισθητήρα, όταν η μετρήσιμη φυσική ποσότητα προσεγγίζεται από αντίθετες κατευθύνσεις.

➤ **Σφάλμα μη γραμμικότητας**

Ορίζεται μόνο για αισθητήρες με γραμμική συνάρτηση μεταφοράς, η οποία στην πράξη δεν είναι τελείως γραμμική. Για να έχει νόημα το σφάλμα αυτό, πρέπει να ορίσουμε την ευθεία γραμμή σε σχέση με την οποία θα το μετρήσουμε. Μια συνήθης επιλογή είναι η ευθεία που προκύπτει την ανάλυση των τιμών των μετρήσεων με τη μέθοδο των

ελάχιστων τετραγώνων. Το σφάλμα μη γραμμικότητας υπολογίζεται ως ποσοστό της μέγιστης τιμής εισόδου.

➤ Σφάλματα βαθμονόμησης

Τα σφάλματα βαθμονόμησης οφείλονται στην κακή βαθμονόμηση του αισθητήρα. Έτσι αν η βαθμονόμηση δεν γίνει αναλυτικά (για κάθε σημείο της συνάρτησης μεταφοράς) αλλά για λίγα μόνο αντιπροσωπευτικά σημεία, προκύπτει ένα συστηματικό σφάλμα. Τα σφάλματα βαθμονόμησης μπορεί επίσης να σχετίζονται με την ανακρίβεια στη γνώση της μετρήσιμης φυσικής ποσότητας κατά τη βαθμονόμηση ή την λανθασμένη καταγραφή της απόκρισης του αισθητήρα στην αλλαγή αυτής της ποσότητας.

➤ Συστηματικά σφάλματα

Τα συστηματικά σφάλματα είναι αποτέλεσμα διάφορων παραγόντων όπως:

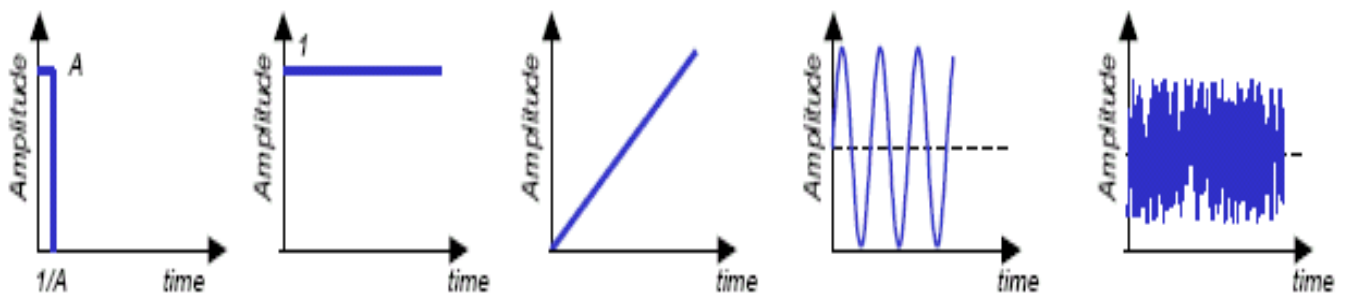
- Μεταβλητές που επηρεάζουν τη λειτουργία του αισθητήρα (π.χ. θερμοκρασία)
- Αλλαγές στη χημική σύνθεση ή μηχανική τάση εξαρτημάτων του αισθητήρα
- Επίδραση της μετρητικής διαδικασίας στη μετρήσιμη φυσική ποσότητα
- Φαινόμενα εξασθένησης του σήματος
- Τα συστηματικά σφάλματα μπορούν να διορθωθούν με τεχνικές αντιστάθμισης όπως η ανάδραση και το φιλτράρισμα.

➤ Τυχαία σφάλματα

Τα τυχαία σφάλματα, γνωστά και ως "θόρυβος" είναι ένα σήμα που δε μεταφέρει δεδομένα. Πραγματικά τυχαία σφάλματα όπως ο "λευκός θόρυβος" περιγράφονται από μια γκαουσιανή κατανομή. Μπορεί να οφείλονται σε περιβαλλοντικούς παράγοντες ή να σχετίζονται με τη μετρητική διαδικασία και τη μετάδοση του σήματος. Προκειμένου να ελαχιστοποιηθούν οι επιπτώσεις τους, θα πρέπει ο λόγος του σήματος προς το θόρυβο να είναι πολύ μεγαλύτερος της μονάδας.

1.3.2 Δυναμικά χαρακτηριστικά

Η απόκριση ενός αισθητήρα σε ένα μεταβλητό σήμα εισόδου είναι διαφορετική από την απόκριση σε ένα σταθερό σήμα εισόδου. Η απόκριση χαρακτηρίζεται από μια δυναμική συμπεριφορά που δε μπορεί να περιγραφεί ικανοποιητικά από τα χαρακτηριστικά που αναφέρθηκαν παραπάνω. Ο λόγος για αυτή τη δυναμική συμπεριφορά είναι η παρουσία εξαρτημάτων που συσσωρεύουν ενέργεια όπως μάζες, πυκνωτές, επαγωγικά ή θερμικά στοιχεία κ.α.



Χαρακτηριστικά	Ιδανική τιμή
Απόκριση Δy	Γραμμική και χωρίς "θόρυβο".
Αρχική τιμή εξόδου y_0	Σημείο Μηδέν
Χρόνος απόκρισης τ	Μηδενικό για στιγμιαία απόκριση
Εύρος συχνοτήτων	Άπειρο
Χρόνος ως το 90 % της τελικής τιμής, t_{90}	Μηδέν για στιγμιαία απόκριση
Ένδειξη πλήρους κλίμακας, y_{max}	Βαθμονομημένη μέγιστη έξοδος
Περιοχή λειτουργίας, $y_{max} - y_{min}$	Άπειρη
Ευαισθησία, S	Υψηλή και σταθερή καθόλη την περιοχή λειτουργίας
Διακριτική ικανότητα	Άπειρη

Σχήμα 1.2 Κυματομορφές σήματος εισόδου

Πίνακας 1.1 Επιθυμητά χαρακτηριστικά αισθητήρα

Τα δυναμικά χαρακτηριστικά ενός αισθητήρα προσδιορίζονται εξετάζοντας την απόκριση του σε διάφορες κυματομορφές του σήματος εισόδου. Αυτές μπορεί να είναι κυματομορφές ώθησης, βήματος, γραμμικές, ημιτονοειδείς ή θορύβου (σχήμα 1.2).

Σε ένα πραγματικό αισθητήρα η συμπεριφορά και τα χαρακτηριστικά του πάντα αποκλίνουν από τις ιδανικές τιμές (πίνακας 1.1). Οι αιτίες είναι τόσο τα κατασκευαστικά προβλήματα που προκύπτουν όσο και οι περιβαλλοντικοί παράγοντες που επηρεάζουν τη λειτουργία του. Το ηλεκτρονικό κύκλωμα που συνοδεύει έναν αισθητήρα μπορεί επίσης να επιβάλλει περιορισμούς στη λειτουργία του.

Χαρακτηριστικό	Σημασία
Μη γραμμικότητα	Η απόκριση δεν είναι ανάλογη προς το σήμα εισόδου.
Αργή απόκριση	Η έξοδος αργεί να φτάσει στην τιμή μόνιμης κατάστασης (δηλαδή μεγάλη τιμή του τ).
Μικρή περιοχή λειτουργίας	Η περιοχή λειτουργίας περιορίζεται σε μεγάλο βαθμό.
Χαμηλή ευαισθησία	Ο αισθητήρας αποκρίνεται μόνο σε μεγάλα σήματα εισόδου (δηλαδή μικρό S).
Ολίσθηση της ευαισθησίας	Η έξοδος μεταβάλλεται με το χρόνο π.χ. μεταβάλλεται σε θερμοκρασία περιβάλλοντος.
Ολίσθηση της αναφοράς	Η έξοδος μεταβάλλεται με το χρόνο.
Αντιστάθμιση (Offset)	Συστηματικό λάθος στην έξοδο του αισθητήρα.
Ολίσθηση αντιστάθμισης	Μετατόπιση αντιστάθμισης με το χρόνο π.χ. λόγω γήρανσης.
Γήρανση	Η έξοδος του αισθητήρα μεταβάλλεται με το χρόνο.
Παρεμβολή	Η έξοδος είναι ευαίσθητη στις εξωτερικές συνθήκες π.χ. παρασιτική ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία, υγρασία.
Υστέρηση	Συστηματικά σφάλμα στην καμπύλη εισόδου – εξόδου.

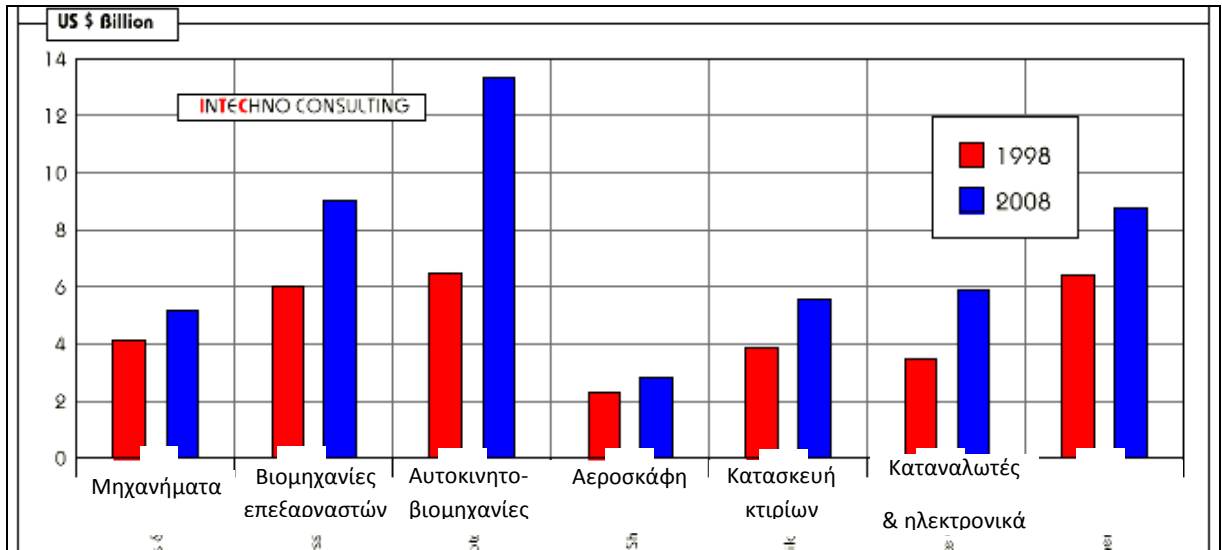
Πίνακας 1.2 *Ανεπιθύμητα χαρακτηριστικά αισθητήρα*

1.4 Πεδίο Εφαρμογών Αισθητήρων

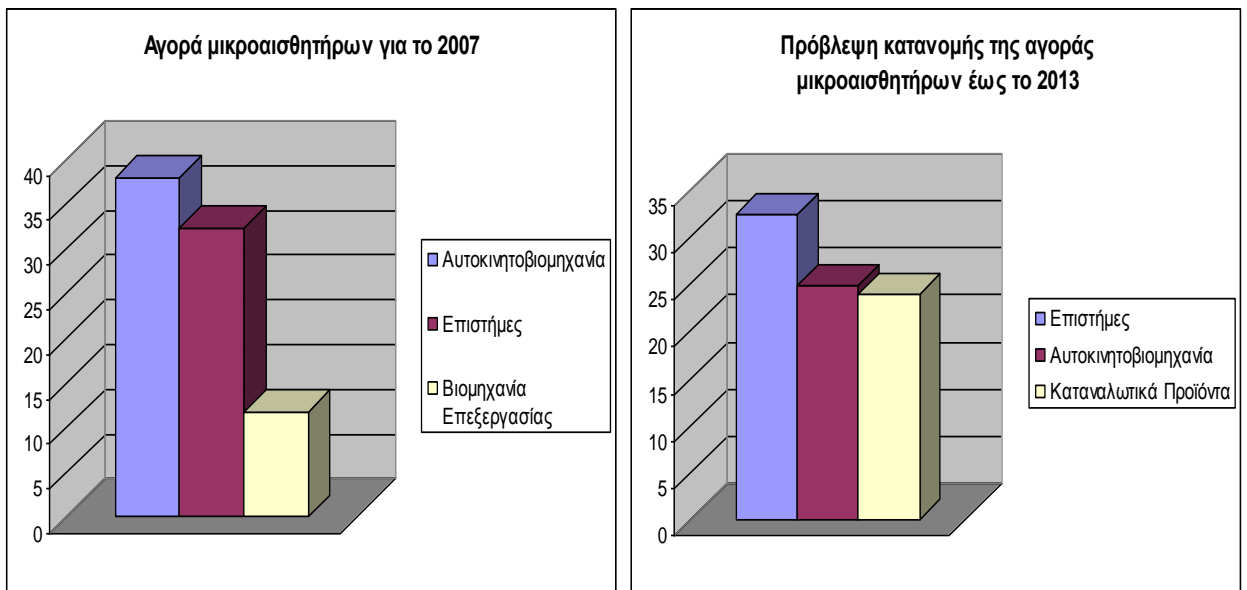
Οι μικροαισθητήρες έχουν ποικίλες εφαρμογές. Μερικά παραδείγματα συσκευών και συστημάτων περιλαμβάνουν εκτυπωτές μελάνης, φορητούς αναλυτές αίματος, συστήματα lab-on-a-chip και μικρο-ολοκληρωμένα συστήματα ανάλυσης. Οι εφαρμογές δεν περιορίζονται μόνο στη διαγνωστική, τη φαρμακευτική, τη βιοτεχνολογία και την περιβαλλοντολογική τεχνολογία, αλλά και σε εμπορικά ηλεκτρονικά, χημικές βιομηχανίες και βιομηχανίες αυτοκινήτων και τροφίμων. Συνοπτικά οι εφαρμογές των μικροαισθητήρων κατηγοριοποιούνται ως εξής:

- Διαγνωστική
 - ολοκληρωμένα συστήματα ανάλυσης
- Φαρμακευτική
 - ανίχνευση και έλεγχος φαρμάκων
- Ιατρική
 - παροχή φαρμάκων, διαγνωστική in vivo
- Βιομηχανία τροφίμων και αγροτική οικονομία
 - διαγνωστική τροφίμων
- Βιοτεχνολογία
 - ψηφίδες DNA, ψηφίδες πρωτεϊνών, ψηφίδες κυττάρων
- Χημεία
 - lab-on-a-chip, μικροαντιδράσεις
- Τεχνολογία περιβάλλοντος
 - μετρήσεις αποβλήτων, ποιότητας του νερού και του αέρα
- Αυτοκινητοβιομηχανία
 - έλεγχος της ποιότητας των καυσίμων, ανάλυση αερίων, αερόσακοι
- Εμπορικά ηλεκτρονικά
 - εκτυπωτές μελάνης, συστήματα ισχύος ρευστών

Στα σχήματα 1.3 και 1.4 καταγράφεται η ανάπτυξη στην παγκόσμια αγορά αισθητήρων, για τους κυριότερους τομείς εφαρμογών, η οποία αναμένεται το 2008 σε σχέση με το 1998 [5]. Ο μέσος ετήσιος ρυθμός αύξησης της παγκόσμιας αγοράς αισθητήρων για το διάστημα 1998-2008 υπολογίζεται περίπου 4.5%.



Σχήμα 1.3 Τάση της παγκόσμιας αγοράς των αισθητήρων μέχρι το 2008.



Σχήμα 1.4 Κατανομή αγοράς μικροαισθητήρων του έτους 2007 και πρόβλεψη μέχρι το έτος 2013.

Σύμφωνα δε με πρόσφατες τεχνοοικονομικές μελέτες [6] η αγορά μικροαισθητήρων αναμένεται με βάση τα σημερινά δεδομένα να διευρύνεται σταθερά με προβλεπόμενο ετήσιο ρυθμό της τάξης του 21,3%.

1.5 Πλεονεκτήματα Μικροαισθητήρων

Βελτίωση των τρεχόντων αισθητήρων αναμένεται να οδηγήσει σε καλύτερη απόδοση, μεγαλύτερη αξιοπιστία και μεγαλύτερο εύρος εφαρμογών. Επίσης, αναμένεται βελτίωση της ακρίβειας και της ανθεκτικότητας λόγω της μελέτης νέων υλικών. Τέλος, νέοι σχεδιασμοί συνδυασμένοι με την υπάρχουσα τεχνολογία (lab-on-a-chip, συστοιχίες αισθητήρων), θα προκαλέσουν την αύξηση του ενδιαφέροντος και τη διεύρυνση της αγοράς των αισθητήρων.

Τα πλεονεκτήματα που προκύπτουν από τη χρήση των μικροαισθητήρων συνοπτικά είναι:

- Μικρότερο μέγεθος, χαρακτηριστικό κρίσιμο σε αρκετές εφαρμογές (εμφυτεύματα).
- Μειωμένο κόστος κατασκευής (εξαρτώμενο από τον όγκο της παραγωγής).
- Ελαττωμένη κατανάλωση ενέργειας, χαρακτηριστικό κρίσιμης σημασίας για εφαρμογές όπου η διάρκεια λειτουργίας περιορίζεται από τη διάρκεια ζωής της ενεργειακής πηγής.
- Μικρότερες ποσότητες ακριβών χημικών αντιδραστηρίων όπως επίσης και σε περιπτώσεις στις οποίες το δείγμα δεν είναι διαθέσιμο σε αρκετά μεγάλες ποσότητες.
- Βελτιωμένη απόδοση.
- Μεγαλύτερη παραγωγή λόγω παράλληλων και ταχύτερων διαδικασιών.
- Ολοκλήρωση και πολυλειτουργικότητα.
- Αυτοματοποιημένη προετοιμασία δείγματος, σύνθεση σε ψηφίδα.
- Ένας μεγάλος αριθμός παραμέτρων ελέγχεται από συστήματα παρακολούθησης.
- Νέες λειτουργίες εξαιτίας νέων φαινομένων που προκύπτουν από τον παράγοντα σμίκρυνσης.
- Αυξημένη ασφάλεια.

1.6 Ταξινόμηση των Αισθητήρων

Οι αισθητήρες μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σύμφωνα με τη λειτουργία που επιτελούν (όπως για παράδειγμα τη μέτρηση της πίεσης, θερμοκρασίας κλπ) ή τη φυσική αρχή στην οποία στηρίζεται η λειτουργία τους (όπως για παράδειγμα η μαγνητική αντίσταση, τα οπτικά ηλεκτρονικά κλπ). Η συνηθέστερη μέθοδος ταξινόμησης των αισθητήρων στην εποχή μας εξετάζει την κύρια μορφή ενέργειας που μεταφέρει το σήμα τους. Με βάση αυτό το χαρακτηριστικό διακρίνουμε τους παρακάτω τύπους [1,2]:

- Μηχανικοί
- Θερμικοί
- Ηλεκτρικοί
- Μαγνητικοί
- Ακτινοβολίας
- (Βιο)χημικοί

• Μηχανικοί αισθητήρες

Οι μηχανικοί αισθητήρες αποτελούν ίσως τη μεγαλύτερη τάξη αισθητήρων εξαιτίας της ευρύτητας των εφαρμογών τους. Υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός μηχανικών

μετρήσιμων ποσοτήτων προς εξέταση, εκ των οποίων οι κυριότερες είναι οι εξής: μετατόπιση, ταχύτητα, επιτάχυνση, δύναμη, ροπή στρέψης, τάση, πίεση, ροή, πυκνότητα, συχνότητα, ελαστικότητα, παραμόρφωση, τραχύτητα. Η εξέλιξη τους υπήρξε ραγδαία λόγω της ήδη υπάρχουσας τεχνολογίας επεξεργασίας ημιαγωγών.

Το πυρίτιο είναι το κύριο τρέχον υλικό κατασκευής μικροδομών εξαιτίας της ανθεκτικότητας και των καλών ηλεκτρικών ιδιοτήτων του. Επίσης μπορεί εύκολα να επικαλυφθεί με άλλα υλικά που του επιτρέπουν να χρησιμοποιηθεί σε οξειδωτικά περιβάλλοντα. Τέλος η παράλληλη διαδικασία κατασκευής και η υπάρχουσα υποδομή έχουν ως αποτέλεσμα την ελαχιστοποίηση του κόστους και την προώθηση του πυριτίου για μικρομηχανικές εφαρμογές.

Οι μικρομηχανικοί αισθητήρες περιλαμβάνουν κάποια μηχανική δομή της οποίας οι ιδιότητες εξαρτώνται από συγκεκριμένες περιβαλλοντικές συνθήκες. Γενικά η μηχανική δομή αυτή παραμορφώνεται με κάποιο τρόπο και είναι αυτή η παραμόρφωση που μας επιτρέπει να μετρήσουμε το φυσικό μέγεθος που την προκαλεί. Ο τρόπος που παραμορφώνονται οι μηχανικές δομές, εξαρτάται όχι μόνο από την μορφή αλλά και από τις μηχανικές ιδιότητες, την συνδεσμολογία και κάποια περιβαλλοντική παράμετρο. Παραδείγματα τέτοιων δομών είναι οι δοκοί, τα διαφράγματα, οι μεμβράνες κ.ά.

Το φυσικό μέγεθος που παραμορφώνει αυτές τις δομές μπορεί να είναι μηχανική τάση, στατικός ηλεκτρισμός, θερμοκρασία, πίεση και πλήθος άλλων αιτιών. Μερικά παραδείγματα μηχανικών αισθητήρων είναι: ταχύμετρα, επιταχυνσιόμετρα, δυναμόμετρα, μετρητές ροής, γυροσκόπια, αισθητήρες τύπου πιεζοαντίστασης, αισθητήρες τύπου χωρητικότητας.

- **Θερμικοί αισθητήρες**

Η λειτουργία των θερμικών αισθητήρων βασίζεται στο μετασχηματισμό της θερμικής ενέργειας (ή των αποτελεσμάτων της θερμικής ενέργειας) σε μια αντίστοιχη ηλεκτρική ποσότητα που μπορεί να επεξεργασθεί περαιτέρω. Γενικά, ένα μη θερμικό σήμα μετατρέπεται σε μια ροή θερμότητας. Η ροή θερμότητας μεταφράζεται σε αλλαγή της θερμοκρασίας και τελικά μετατρέπεται σε ένα ηλεκτρικό σήμα.

Οι θερμικοί αισθητήρες ταξινομούνται σε ηλεκτρικούς και μη ηλεκτρικούς ανάλογα με το σήμα εξόδου. Ηλεκτρικοί είναι τα θερμοζεύγη, τα θερμίστορ, οι θερμοδιακόπτες, οι θερμοδίοδοι, τα θερμοtransistor και τα θερμοδόμετρα. Μη ηλεκτρικοί αισθητήρες είναι τα θερμόμετρα, οι θερμοδείκτες οργανικών κρυστάλλων που αλλάζουν χρώμα ανάλογα με την αλλαγή θερμοκρασίας, οι θερμικοί αισθητήρες οπτικών ινών και οι αισθητήρες επιφανειακών ακουστικών κυμάτων.

Η εφαρμογή τους εστιάζεται κυρίως στη μέτρηση της θερμοκρασίας. Έτσι έχουν αξιοποιηθεί στη βιομηχανία, την ιατρική, την επιστήμη του περιβάλλοντος και σε πολλούς τομείς της καθημερινής μας ζωής. Οι θερμικοί αισθητήρες χρησιμοποιούνται επίσης στη μέτρηση ροής βάσει της αρχής της ψύξης των θερμών αντικειμένων από τη ροή ενός ρευστού. Μπορούν επίσης να εφαρμοστούν στη θερμική αποτύπωση και σε μετρήσεις θερμοχωρητικότητας στα ρευστά.

- **Ηλεκτρικοί αισθητήρες**

Η ιδιαιτερότητα των ηλεκτρικών αισθητήρων είναι ότι δεν υπάρχει μετατροπή της ενεργειακής μορφής του σήματος, για το λόγο αυτό ταξινομούνται μάλλον ως ηλεκτρικοί

μεταλλάκτες ή επεξεργαστές. Οι ηλεκτρικοί αισθητήρες χρησιμοποιούνται για να καθορίσουν ποσότητες όπως φορτίο, ένταση, τάση, αντίσταση, αγωγιμότητα, χωρητικότητα, επαγωγή, διηλεκτρική σταθερά, πόλωση, συχνότητα. Η μέτρηση ισχύος, ένα σημαντικό μέτρο της συμπεριφοράς πολλών διαδικασιών κατασκευής, συμπεριλαμβάνεται επίσης εδώ.

- **Μαγνητικοί αισθητήρες**

Ένας μαγνητικός αισθητήρας μετατρέπει τη μεταβολή της έντασης ενός μαγνητικού πεδίου σε ηλεκτρικό σήμα. Εφαρμόζονται άμεσα ως μαγνητόμετρα και στην ανάγνωση δεδομένων (κεφαλές για τις μαγνητικές συσκευές αποθήκευσης δεδομένων) ή έμμεσα σαν μέσο ανίχνευσης μη μαγνητικών σημάτων (π.χ. μέτρηση γωνιακής ορμής ή μέτρηση ταχύτητας) ή ως αισθητήρες εγγύτητας. Οι περισσότεροι μαγνητικοί αισθητήρες χρησιμοποιούν τη δύναμη Lorentz παράγοντας μια συνιστώσα ρεύματος κάθετη στο διάνυσμα της μαγνητικής επαγωγής για να ανιχνεύσουν το μαγνητικό πεδίο.

Οι μαγνητικοί αισθητήρες ταξινομούνται ανάλογα με την αρχή λειτουργίας τους σε μαγνητογαλβανικούς, ακουστικούς και κβαντικούς. Οι μαγνητογαλβανικοί περιλαμβάνουν τις μαγνητοαντιστάσεις, τις μαγνητοδιόδους, τα μαγνητικά transistor (διπολικά, CMOS) και τις συσκευές που βασίζονται στο φαινόμενο Hall. Στους ακουστικούς μαγνητικούς αισθητήρες, η εφαρμογή εξωτερικού μαγνητικού πεδίου μπορεί να τροποποιήσει τα ακουστικά χαρακτηριστικά ενός μαγνητοελαστικού υλικού. Τέλος, στους κβαντικούς μαγνητικούς αισθητήρες περιλαμβάνεται η υπεραγώγιμη συσκευή κβαντικής συμβολής (SQUID) η οποία είναι το πιο ευαίσθητο μαγνητόμετρο ικανό να μετρήσει εξαιρετικά ασθενή μαγνητικά πεδία.

- **Αισθητήρες ακτινοβολίας**

Οι αισθητήρες ακτινοβολίας μετατρέπουν την προσπίπτουσα ακτινοβολία σε ηλεκτρική ενέργεια. Η χρησιμότητά τους είναι προφανής αφού τα πάντα γύρω μας εκπέμπουν κάποια μορφή ακτινοβολίας. Οι αισθητήρες ακτινοβολίας βοηθούν στην ανίχνευση και την καταγραφή ακτινοβολίας που δε γίνεται αντιληπτή δια γυμνού οφθαλμού. Ταξινομούνται συνήθως σε αισθητήρες πυρηνικών σωματιδίων και αισθητήρες ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας. Οι ανιχνευτές σωματιδίων α και β , και ακτίνων γ και X ανήκουν στην πρώτη κατηγορία ενώ οι φωτοαγωγάιμοι, φωτοβολταϊκοί και πυροηλεκτρικοί ανιχνευτές στη δεύτερη. Τέλος, οι φωτοδιόδοι, οι κάμερες CCD και τα φωτοtransistor είναι χαρακτηριστικοί αισθητήρες ακτινοβολίας πυριτίου επί μονωτικού που βασίζονται στη λειτουργία κρυσταλλολυχνιών.

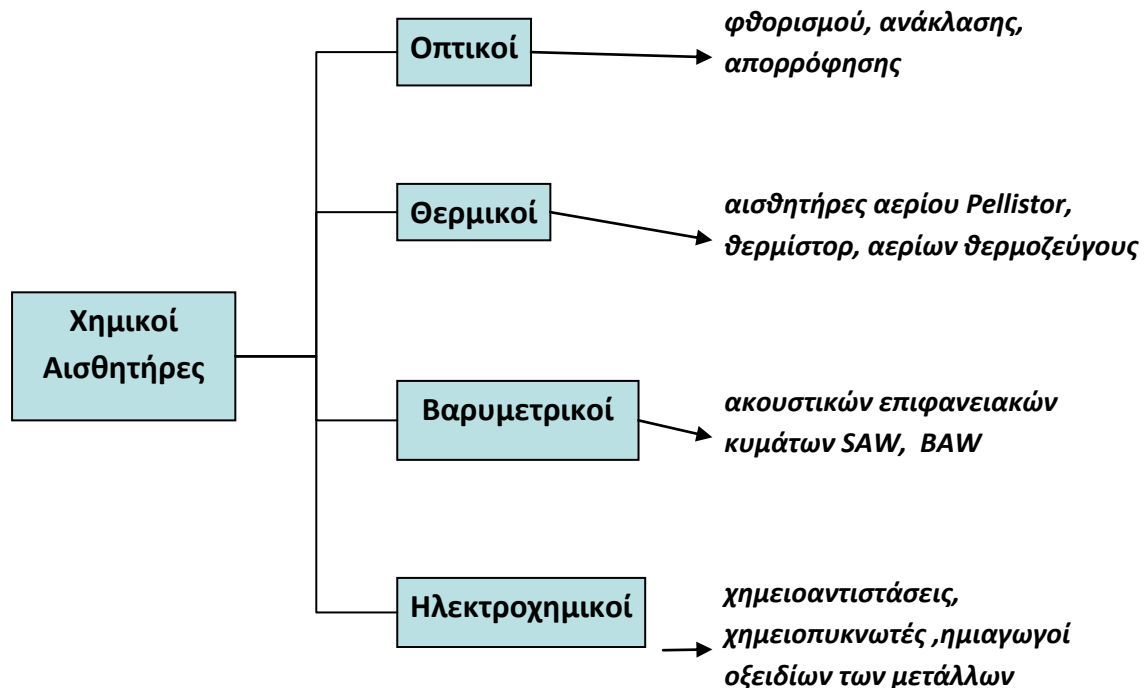
* Οι χημικοί αισθητήρες περιγράφονται αναλυτικά στην επόμενη παράγραφο, καθώς αποτελούν το αντικείμενο μελέτης της παρούσας εργασίας.

1.7 Χημικοί Αισθητήρες

Ο χημικός ή βιοχημικός αισθητήρας είναι μια συσκευή, η οποία είναι ικανή να μετατρέψει μία χημική ή βιολογική ποσότητα σε ηλεκτρικό σήμα. Η αρχιτεκτονική ενός τυπικού χημικού αισθητήρα αποτελείται από μια θέση επιλεκτικής αναγνώρισης μιας ατομικής, μοριακής ή ιοντικής ουσίας συνδυαζόμενη με έναν τύπο μετατροπέα

(transducer). Ο σκοπός του είναι η αναγνώριση και η επιλογή μιας αναλυόμενης ουσίας η οποία είναι παρούσα είτε μέσα στην αέρια είτε μέσα στην υγρή φάση πιθανότατα συνδυασμένη με μεγάλη ποικιλία άλλων ουσιών. Η ίδια η παρουσία της αναλυόμενης ουσίας στην επιφάνεια της συσκευής θα μεταφέρει ποιοτική αναλυτική πληροφορία, ενώ ο αριθμός των θέσεων που καταλαμβάνονται από μια τέτοια ουσία θα αποδώσει ένα ποσοτικό αποτέλεσμα. Ο ρόλος του μετατροπέα είναι η μετάφραση της παρουσίας της επιλεγμένης αναλυόμενης ουσίας σε ένα ανιχνεύσιμο φυσικό σήμα το οποίο θα μπορεί με τη σειρά του να συλλεχθεί και να ερμηνευθεί. Η δομή μιας τέτοιας συσκευής μπορεί να περιλαμβάνει ευθεία αλληλεπίδραση τμήματος της αναλυόμενης ουσίας με ένα πραγματικό συστατικό του ίδιου του μετατροπέα ή σύνθεση μιας ειδικής μεμβράνης ή υμενίου για σκοπούς αναγνώρισης που δεν είναι απαραίτητο να συνεισφέρει στο μετατρεπόμενο σήμα. Οι πιθανές εφαρμογές της τεχνολογίας του χημικού αισθητήρα καλύπτουν τεράστιο εύρος. Παραδείγματα αποτελούν η μελέτη του εξωτερικού περιβάλλοντος όσον αφορά την ανίχνευση δηλητηριωδών αερίων, η ανάλυση αερίων καυσίμων, ο καθορισμός των ιόντων στο πόσιμο νερό, κ.ά.

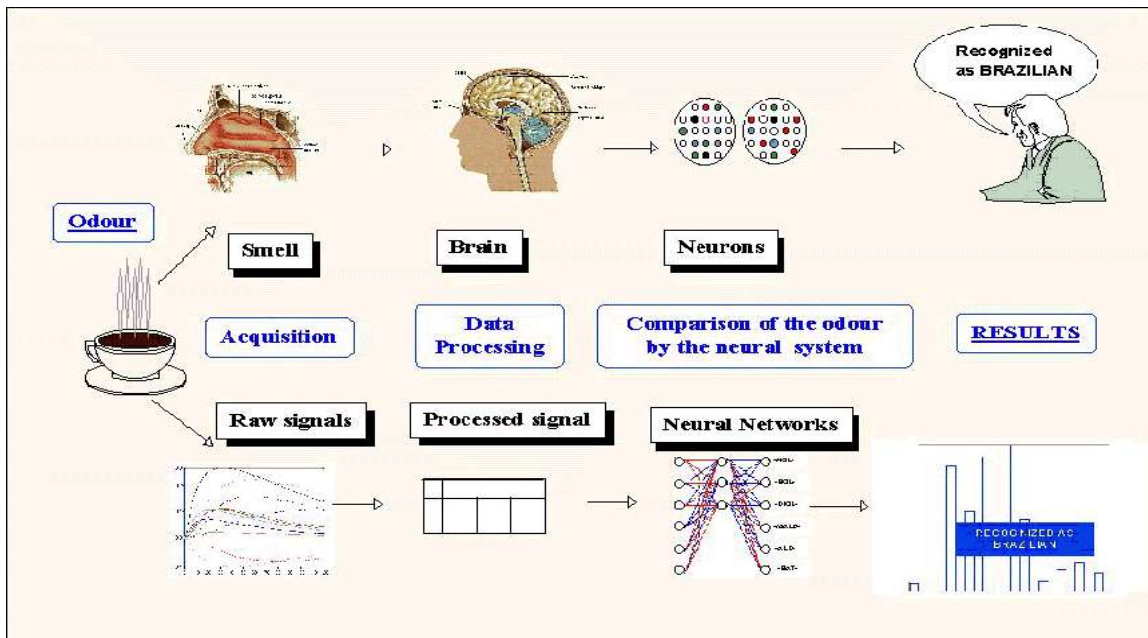
Μια συγκεκριμένη μορφή του χημικού αισθητήρα, ο βιοαισθητήρας, αποτελεί ένα ξεχωριστό ερευνητικό πεδίο λόγω της σημαντικότητας και του εύρους των εφαρμογών όσον αφορά την ανάλυση των βιοχημικών δειγμάτων. Παρά το ότι η γενική αρχιτεκτονική της συσκευής είναι ίδια με αυτή που περιγράφηκε παραπάνω, το μοριακά επιλεκτικό συστατικό είναι ένα βιομόριο, όπως ένα αντίσωμα, ένα ένζυμο, ένας κλώνος νουκλεϊκού οξέος, ή ένας μοριακός αποδέκτης.



Σχήμα 1.5 Είδη χημικών αισθητήρων

1.7.1 "Ηλεκτρονικές μύτες"

Οι χημικοί αισθητήρες έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως για την ανάλυση οργανικών πτητικών ουσιών. Η διάκριση των χημικών ουσιών με τη χρήση συστοιχιών χημικών αισθητήρων βασίζεται στο βαθμό της ευαισθησίας και της επιλεκτικότητας κάθε στοιχείου της συστοιχίας. Αυτά τα συστήματα είναι γνωστά ως "ηλεκτρονικές μύτες" (**electronic noses**) Μερικές από τις εφαρμογές των ηλεκτρονικών μυτών περιλαμβάνουν, τη βιομηχανία τροφίμων, ποτών και αρωμάτων, την ιατρική βιομηχανία και τον έλεγχο του περιβάλλοντος. Σε όλες αυτές τις βιομηχανίες η χρήση αισθητήρων αερίων θα μπορούσε να φέρει σημαντικά οφέλη στη βελτίωση του ελέγχου ποιότητας, του ελέγχου της διεργασίας και του σχεδιασμού των προϊόντων. Τεχνικές ανίχνευσης ουσιών, όπως η χρωματογραφία αερίου και η φασματοσκοπία μάζας, είναι δαπανηρές, πολύπλοκες και συχνά στερούνται της απαιτούμενης ευαισθησίας, κατά συνέπεια η ιδέα της ηλεκτρονικής μύτης χαρακτηρίζεται ως εξαιρετικά ελκυστική.



Σχήμα 1.6 Χαρακτηριστική εικόνα της λειτουργίας μιας ηλεκτρονικής μύτης για την αναγνώριση ποικιλίας καφέ

Οι Persaud και Dodd [7] ήταν οι πρώτοι στη βιβλιογραφία που σχεδίασαν μια ηλεκτρονική μύτη το 1982, χρησιμοποιώντας χημικούς αισθητήρες και αναγνώριση προτύπων. Χρησιμοποίησαν μια συστοιχία αντιστρεπτών αλλά ημι-επιλεκτικών στρωμάτων με διαφορετικές χημικές ιδιότητες. Η επιλεκτικότητα επιτεύχθηκε μέσω της εφαρμογής τεχνικών αναγνώρισης προτύπων στις αποκρίσεις της συστοιχίας. Από τότε που προτάθηκε αρχικά η ιδέα της ηλεκτρονικής μύτης, έχει δημοσιευθεί πλειάδα σχετικών άρθρων.

1.7.2 Κατηγορίες Χημικών Αισθητήρων

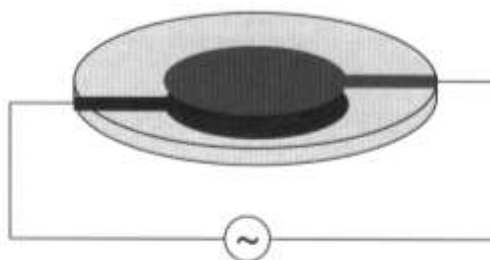
Πλήθος τεχνικών αισθητήρων αερίων έχουν χρησιμοποιηθεί σε εφαρμογές των ηλεκτρονικών μυτών. Το σχήμα 1.5 συνοψίζει τις αρχές ανίχνευσης και τους τύπους αισθητήρων που εφαρμόζονται πιο εκτεταμένα. Οι χημικοί αισθητήρες κατατάσσονται σε τέσσερις μεγάλες κατηγορίες [1,2,3]:

1. Οπτικοί
2. Θερμικοί
3. Βαρυμετρικοί
4. Ηλεκτροχημικοί

Στο σχήμα 1.6 παρουσιάζονται τα βασικά βήματα ανίχνευσης και ταξινόμησης οσμής.

1.7.2.1 Βαρυμετρικοί Αισθητήρες

Οι αισθητήρες μάζας χωρίζονται στους αισθητήρες α) διατμητικού τρόπου πάχους, β) επιφανειακών ακουστικών κυμάτων, γ) κυμάτων καμπτικής πλάκας. Οι αισθητήρες **διατμητικού τρόπου πάχους** (*Thickness Shear Model, TSM*) ονομάζονται επίσης και αισθητήρες ακουστικών κυμάτων κύριας μάζας (Bulk Acoustic Waves, BAW) ή μικροζυγαριές χαλαζία (Quartz Crystal Microbalances, QMB ή QCM). Οι συσκευές αυτές ήταν οι πρώτες που παρουσιάστηκαν. Η συσκευή ενός συνηθισμένου τύπου TSM φαίνεται στο σχήμα 1.7. Το πιεζοηλεκτρικό υπόστρωμα είναι ένας λεπτός δίσκος χαλαζία και το ταλαντούμενο ηλεκτρικό πεδίο εφαρμόζεται με την χρήση δυο μεταλλικών μετατροπέων (ηλεκτρόδια) σε αντίθετες πλευρές του υποστρώματος. Τα ηλεκτρόδια συνήθως τοποθετούνται πάνω στον χαλαζία με τη μέθοδο της ιοντοβολής και κονιορτοποίησης στόχου (sputtering) και μπορεί να συντίθενται από χρυσό, άργυρο, αλουμίνιο, παλλάδιο ή άλλα μέταλλα. Από ηλεκτρικής απόψεως, η δομή αποτελεί μια συσκευή μονής πύλης. Η επιλεκτικότητα και η ευαισθησία προς ένα ορισμένο αέριο επιτυγχάνονται μέσω των επιστρώσεων με διαφορετικά πολυμερικά υλικά τα οποία επιλέγονται σύμφωνα με την αλληλεπίδρασή τους με το προς ανίχνευση αέριο.

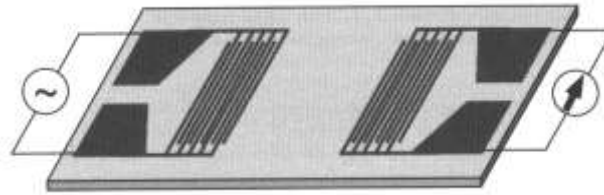


Σχήμα 1.7 Τυπικός αισθητήρας TSM με συνδέσεις ηλεκτροδίων.

Τέλος θα πρέπει να σημειωθεί ότι η κίνηση των σωματιδίων στην επιφάνεια του ηλεκτροδίου είναι παράλληλη με το επίπεδο των πρόσθετων χημικών επιλεκτικών

στρωμάτων. Η κίνηση της συσκευής είναι ένα εξασθενημένο κύμα καθώς διαδίδεται στο ενδιάμεσο. Συνεπώς οι φυσικοχημικές αντιδράσεις που λαμβάνουν χώρα στη διεπιφάνεια μπορεί να διαταράξουν τη μετάδοση της ακουστικής ενέργειας η οποία μεταφέρεται στο υγρό και διαδοχικά χάνεται λόγω δυνάμεων ιξώδους.

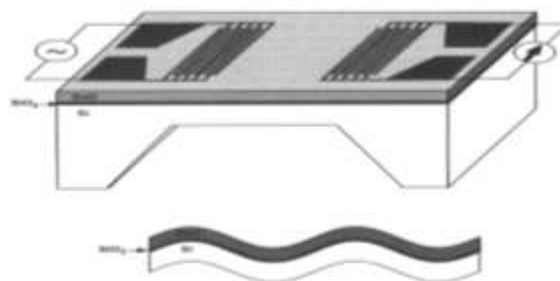
Στους αισθητήρες *επιφανειακών ακουστικών κυμάτων* (*Surface Acoustic Waves, SAW*) ή Rayleigh κυμάτων, ένας μετατροπέας αλληλοεπικαλυπτόμενων ηλεκτροδίων (*interdigital transducer, IDT*) ο οποίος κατασκευάζεται από ένα μέταλλο, εναποτίθεται πάνω σε ένα πλακίδιο χαλαζία (ή άλλων κατάλληλων υλικών) πολύ μεγαλύτερου πάχους από το ακουστικό μήκος κύματος (της τάξης των δεκάδων μm).



Σχήμα 1.8 Τυπική συσκευή κύματος Rayleigh με «δακτυλοειδή» ηλεκτρόδια τα οποία δημιουργούν και λαμβάνουν τα ακουστικά κύματα.

Το σχήμα 1.8 απεικονίζει ένα σχεδιάγραμμα των «δακτύλων» που χρησιμοποιούνται για την παραγωγή κυμάτων Rayleigh στην δομή SAW. Τα κύματα διαδίδονται και στις δυο κατευθύνσεις από τον μετατροπέα και περιορίζονται σε ένα ακουστικό μήκος κύματος από την πιεζοηλεκτρική επιφάνεια του υποστρώματος. Υπάρχουν δύο είδη ακουστικών διατμητικών δονήσεων το κάθετο διατμητικό (SV) και το οριζόντιο διατμητικό (SH) κύμα. Οι όροι οριζόντιο και κάθετο καθορίζονται σε σχέση με ένα συγκεκριμένο συννοριακό πλακίδιο.

Τέλος, στην κατηγορία αυτή ανήκουν και οι κυματικές συσκευές πλάκας, οι οποίες δημιουργήθηκαν με τη μείωση του πάχους της συσκευής κυμάτων Rayleigh σε μέγεθος ανάλογης τάξης με το μήκος κύματος των ακουστικών κυμάτων. Πιο συγκεκριμένα αναφέρονται ως *κύματα καμπτικής πλάκας* (*Flexural Plate Waves, FPW*) και αισθητήρες διατμητικής κατάστασης οριζόντιας πλάκας (SH – APM). Αυτοί θεωρούνται ως συσκευές επιφανειακών ακουστικών κυμάτων καθώς η ακουστική ενέργεια ερευνάται με τρόπο ανάλογο με ένα κύμα Rayleigh. Θα πρέπει να σημειωθεί όμως ότι τα κύματα αυτά διαδίδονται μέσω της κύριας μάζας του αισθητήρα.



Σχήμα 1.9 Αισθητήρας κύματος καμπτικής πλάκας και διατομή που δείχνει την κίνηση της πλάκας.

Η συσκευή FPW αρχικά εισήχθηκε από τον White και στους συνεργάτες του τη δεκαετία του '80. Μια συνήθης δομή (σχήμα 1.9) κατασκευάζεται με διεργασίες μικροηλεκτρονικής. Ένας εγχαράκτης ελεγχόμενου προσανατολισμού χρησιμοποιείται για την απομάκρυνση Si από την πίσω πλευρά του υποστρώματος. Έπειτα γίνεται η εναπόθεση λεπτών μεταλλικών υμενίων (Au, Cr) για την καλύτερη πρόσφυση, ακολουθούμενη από RF επίπεδο μαγνητρονικό sputtering για το σχηματισμό ενός στρώματος από πιεζοηλεκτρικό υλικό (ZnO). Τα IDTs σχηματίζονται πάνω σε αυτό το στρώμα με συμβατική οπτική λιθογραφία.

1.7.2.2 Θερμικοί Αισθητήρες

Στους θερμικούς χημικούς αισθητήρες ο μηχανισμός ανίχνευσης αερίου έχει ως εξής: το υπό ανίχνευση αέριο αντιδρά στην επιφάνεια του καταλυτικού υλικού του αισθητήρα με το O₂ του περιβάλλοντος. Η θερμότητα που παράγεται κατά την αντίδραση καύσης προκαλεί μεταβολή της θερμοκρασίας. Η μεταβολή της θερμοκρασίας μετράται με ένα θερμικό στοιχείο (π.χ. αντίσταση Pt ή πολυκρυσταλλικού πυριτίου) Για την επίτευξη της μέγιστης καταλυτικής αντίδρασης ο αισθητήρας λειτουργεί σε υψηλή θερμοκρασία (350-450 °C). Υπάρχουν τρία κύρια είδη θερμικών χημικών αισθητήρων: το *θερμίστορ*, το *pellistor* και η *θερμοστήλη* [3]. Ο όρος θερμίστορ (thermistor) χρησιμοποιείται γενικά για την ταξινόμηση των ημιαγωγών θερμοαντιστάσεων που κατασκευάζονται από κεραμικά υλικά. Το pellistor είναι ένα μικροσκοπικό θερμιδόμετρο που χρησιμοποιείται για τη μέτρηση της θερμότητας, που απελευθερώνεται κατά την οξείδωση καυσίμων αερίων. Επίσης, μικροεπεξεργασμένα μικροθερμιδόμετρα έχουν αναπτυχθεί με χρήση θερμοστήλης για τη μέτρηση σε υγρό ή αέριο περιβάλλον.

1.7.2.3 Οπτικοί Αισθητήρες

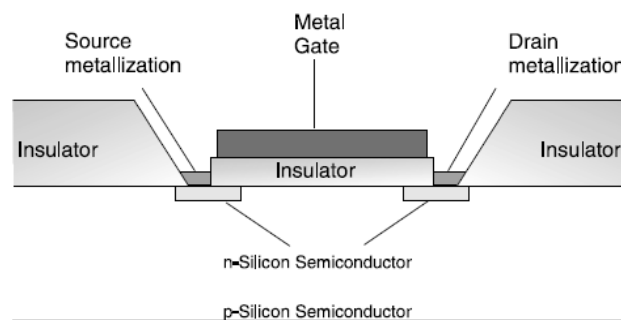
Οι οπτικοί αισθητήρες έχουν πολλαπλές χρήσεις καθώς επιτρέπουν ταυτόχρονη συλλογή πληροφοριών της έντασης και του μήκους κύματος και περιλαμβάνουν μια πλειάδα οπτικών χαρακτηριστικών σχετικών με ιδιότητες όπως η απορρόφηση, η ανάκλαση, ο φθορισμός, η μεταβολή του δείκτη διάθλαση. Οι τεχνικές φθορισμού γενικώς χρησιμοποιούν οπτικές ινές για να κατευθύνουν την πηγή του φωτός στο στοιχείο του αισθητήρα. Ο ολικός εσωτερικός φθορισμός ανάκλασης και οι αισθητήρες οπτικών ινών κύματος διαφυγής (fibre optic evanescent wave) βασίζονται στη διέγερση του πεδίου διαφυγής, η οποία λαμβάνει χώρα σε ένα γυμνό περιφερειακά επιστρωμένο τοίχο της ίνας. Η περισσότερη έρευνα γύρω από συστοιχίες οπτικών αισθητήρων χωρίς τη χρήση φθορισμού αφορούν την απορρόφηση ενώ έχουν χρησιμοποιηθεί κι άλλες τεχνικές, όπως η ανακλαστική συμβολομετρική φασματοσκοπία για ανίχνευση αερίων. Γενικώς οι εφαρμογές των οπτικών αισθητήρων είναι σε πρώιμο στάδιο και η έρευνα σε αυτό το πεδίο προς το παρόν κινείται προς την κατεύθυνση της βελτιστοποίησης των παραχουσών συστημάτων.

1.7.2.4 Ηλεκτρικοί Αισθητήρες

Οι ηλεκτροχημικοί αισθητήρες διακρίνονται σε: α) αμπερομετρικούς, β) ποτενσιομετρικούς, γ) χημειοαντίστασης και δ) χημειοπυκνωτών. Οι *αμπερομετρικοί* αισθητήρες αερίων συνδέουν τη μέτρηση ρεύματος δια μέσου ενός ηλεκτροδίου

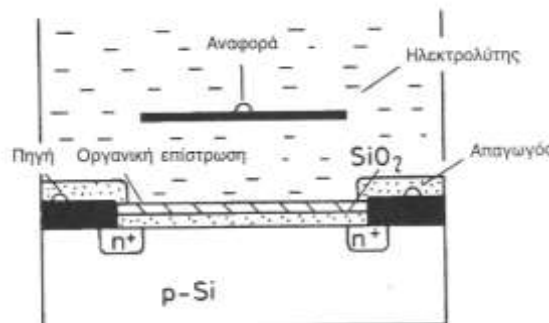
εργασίας και ενός αντισταθμιστικού ηλεκτροδίου ως μια συνάρτηση της συγκέντρωσης προς ανάλυση σε ένα ηλεκτροχημικό κελί. Το ηλεκτρόδιο εργασίας είναι συνήθως από χρυσό ή λευκόχρυσο με μια επίστρωση με πόρους στην πλευρά ανίχνευσης επιτρέποντας το αέριο να διαχυθεί μέσω της επιφάνειας του ηλεκτροδίου, η οποία δρα ως ένας καταλύτης για ηλεκτροχημικές αντιδράσεις οξειδοαναγωγής. Είναι ευαίσθητοι σε μια μικρή περιοχή συστατικών ενεργών για οξειδοαναγωγή. Αλλάζοντας τον καταλύτη του ηλεκτροδίου ή το δυναμικό μεταβάλλεται και η ευαισθησία.

Στους **ποτενσιομετρικούς** αισθητήρες περιλαμβάνονται τα transistor τύπου **MOSFET** (Metal Oxide Semiconductor Field Effect transistor), δηλαδή ημιαγωγοί μετάλλου-οξειδίου επίδρασης πεδίου και τα transistor τύπου ISFET (Ion Selective FET). Οι αισθητήρες αερίων τύπου MOSFET έχουν τη δομή ενός ημιαγωγού μεταλλικού μονωτή (σχήμα 1.10).



Σχήμα 1.10 Σχηματική αναπαράσταση ενός αισθητήρα αερίων τύπου MOSFET.

Ο αισθητήρας είναι MOSFET εάν ο μονωτής είναι ένα οξείδιο, συνήθως διοξείδιο του πυριτίου (SiO_2). Το MOS transistor λειτουργεί ως διακόπτης, καθώς το ρεύμα διέρχεται μέσω του ηλεκτροδίου «πηγή» (source) στο ηλεκτρόδιο «απαγωγός» (drain). Η ένταση του ρεύματος εξαρτάται από την τάση που εφαρμόζεται ανάμεσα στα δύο ηλεκτρόδια και των φορέων του ρεύματος που υπάρχουν στη μεταξύ τους περιοχή. Για την περίπτωση του MOS transistor, όπου οι φορείς του ρεύματος είναι ηλεκτρόνια χαρακτηρίζεται ως NMOS. Ο αριθμός των ηλεκτρονίων καθορίζεται από την τάση ενός τρίτου ηλεκτροδίου που ονομάζεται πύλη (gate).



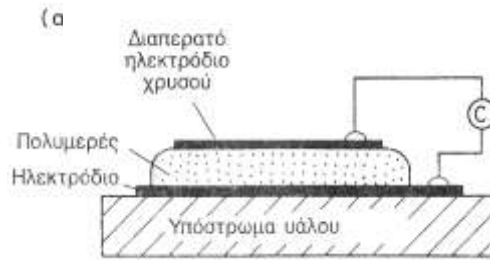
Σχήμα 1.11 Σχηματικό διάγραμμα ενός ISFET.

Ο αισθητήρας **ISFET** είναι δομικά σαν ένα FET, στο οποίο το ηλεκτρόδιο πύλης διαχωρίζεται από το υπόστρωμα με ένα ηλεκτρολύτη (σχήμα 1.11). το ηλεκτρόδιο πύλης γίνεται το ηλεκτρόδιο αναφοράς σε ένα ηλεκτροχημικό κελί. Μία επίστρωση SiO_2 συχνά καλύπτεται με μεμβράνη εκλεκτική σε ιόντα για να αυξήσει την εκλεκτικότητα του ISFET. Η μετατόπιση της τάσης κατωφλίου εξαρτάται από τη συγκέντρωση των ιόντων στον ηλεκτρολύτη.

Οι αισθητήρες **χημειοαντίστασης** περιλαμβάνουν τους αισθητήρες τύπου ημιαγωγού μετάλλου-οξειδίου (MOS) και τους αισθητήρες αγώγιμων πολυμερών. Οι **MOS** αποτελούν μια από τις κοινώς χρησιμοποιούμενες τεχνολογίες ηλεκτρονικής μύτης. Οι εμπορικοί αισθητήρες Taguchi της κατηγορίας αυτής, αποτελούνται από ένα κεραμικό κύλινδρο που περιέχει ένα θερμαινόμενο πηνίο. Εξωτερικά ο σωλήνας είναι επιστρωμένος με οξείδιο μετάλλου, συνήθως οξείδιο του κασσιτέρου (SnO_2) εμπλουτισμένο με μια μικρή ποσότητα παλλαδίου. Επίσης μπορούν να εφαρμοστούν και άλλα οξείδια όπως ZnO , WO_3 και TiO_2 . Παρουσία πτητικών οργανικών ουσιών μεταβάλλεται η αντίσταση λόγω αντιδράσεων οξειδοαναγωγής στην επιφάνεια του MOS. Στο στάδιο της οξειδωσης, οξυγόνο από την ατμόσφαιρα προσροφάται, παγιδεύοντας ελεύθερα ηλεκτρόνια από τη ζώνη αγωγιμότητας του ημιαγωγού και αυξάνοντας την αντίσταση του αισθητήρα. Στο στάδιο της αναγωγής το οξυγόνο αντιδρά με τις πτητικές ουσίες, μειώνοντας την πυκνότητα της επιφάνειας, κατά συνέπεια μειώνεται το φαινόμενο της παγίδευσης των ηλεκτρονίων και τα ηλεκτρόνια επιστρέφουν στη ζώνη αγωγιμότητας.

Οι αισθητήρες αερίων βασισμένοι στις μετρήσεις των αλλαγών της ειδικής αντίστασης των **αγώγιμων πολυμερών** όταν εκθέτονται σε ορισμένα αέρια είναι ήδη αρκετά διαδεδομένοι σε σχετικές εφαρμογές. Η πολυπυρρόλη και η πολυανιλίνη είναι τα πιο εκτενώς μελετημένα πολυμερή. Τα αγώγιμα πολυμερή περιγράφονται τυπικά ως ημιαγωγοί δεδομένου ότι παρουσιάζουν ενεργειακό χάσμα ζωνών στην ηλεκτρονική δομή τους σε θερμοκρασία δωματίου. Η αγωγιμότητα του πολυμερούς μετράται σε σταθερό ρεύμα ή τάση μέσα από έναν αντιστάτη. Η προσρόφηση των αερίων στην πολυμερή μήτρα και η αλληλεπίδραση με τη μήτρα προκαλεί μια αλλαγή στην αγωγιμότητα του πολυμερούς σώματος. Η απόκριση των αισθητήρων είναι συνήθως, αλλά όχι απαραίτητα, μια γραμμική σχέση μεταξύ της συγκέντρωσης του αερίου και της αγωγιμότητας. Επίσης η αγωγιμότητα συμβατικών μονωτικών πολυμερών μπορεί να αυξηθεί, συνδυάζοντάς τα με αγώγιμα πολυμερή ή με άλλες αγώγιμες διασπορές (σκόννη μετάλλων, άμορφου άνθρακα ή γραφίτη).

Οι **χημειοπυκνωτές** ανήκουν στην κατηγορία των ηλεκτρικών χημικών αισθητήρων, όπου η μετρούμενη ποσότητα μπορεί να προκαλέσει μία μεταβολή στη χωρητικότητα της συσκευής μέτρησης. Οι μεταβολές της χωρητικότητας είναι τυπικά στην περιοχή των pF και εξαρτώνται από τη συχνότητα λειτουργίας και τις συνθήκες του περιβάλλοντος, όπως η θερμοκρασία και η υγρασία. Σήμερα υπάρχουν πολλά εμπορικά υγρόμετρα, τα οποία χρησιμοποιούν λεπτή επικάλυψη πολυμερούς σε πυκνωτή. Στο σχήμα 1.12 παρουσιάζεται η δομή ενός εμπορικού πολυμερικού αισθητήρα.



Σχήμα 1.12 Σχηματική αναπαράσταση ενός χωρητικού αισθητήρα.

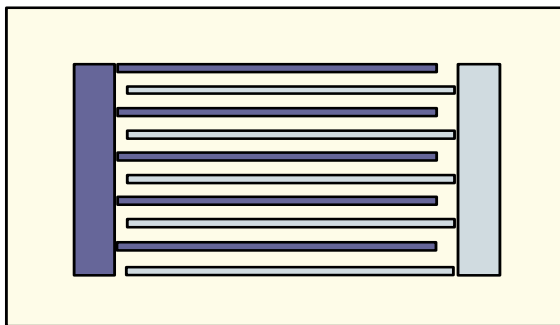
Η αρχή λειτουργίας των αισθητήρων τύπου χωρητικότητας έχει ως εξής: η χωρητικότητα C της συσκευής μέτρησης αποτελεί μέτρο της ποσότητας του αποθηκευμένου φορτίου q για δεδομένη τάση V , όπου $C = q/V$. Η χωρητικότητα μιας συσκευής εξαρτάται από τη γεωμετρική διάταξη των ηλεκτροδίων της και από το διηλεκτρικό υλικό που υπάρχει μεταξύ τους. Για ένα επίπεδο πυκνωτή, παράλληλων οπλισμών, η χωρητικότητα C δίνεται από τη σχέση:

$$C = \epsilon_0 \epsilon_r \frac{A}{d}$$

όπου ϵ_0 είναι η διηλεκτρική σταθερά του κενού (8.85 pF/m), ϵ_r η σχετική διηλεκτρική σταθερά του υλικού μεταξύ των οπλισμών, A το εμβαδόν των οπλισμών και d η απόστασή τους. Κατά συνέπεια, κάθε φαινόμενο που μεταβάλλει τη διηλεκτρική σταθερά, το εμβαδόν ή την απόσταση των οπλισμών του πυκνωτή θα προκαλέσει μια μεταβολή στη χωρητικότητα δC .

1.7.3 Πυκνωτές τύπου Αλληλοεπικαλυπτόμενων Κτενιών - Interdigital Capacitors (IDCs)

Οι πυκνωτές με δομή αλληλοεπικαλυπτόμενων κτενιών (IDCs) (σχήμα 1.12) έχουν μελετηθεί από αρκετούς συγγραφείς από τη δεκαετία του '70. Μερικές από τις εφαρμογές των δομών τύπου IDC περιλαμβάνουν ολοκληρωμένα κυκλώματα μικροκυμάτων διατάξεις επιφανειακών ακουστικών κυμάτων και διηλεκτρικές μελέτες λεπτών υμενίων. Πιο πρόσφατα, έχουν γίνει μελέτες για τη χρήση των IDCs σε χημικούς αισθητήρες.



Σχήμα 1.13 Σχηματική αναπαράσταση δομής αλληλοεπικαλυπτόμενων ηλεκτροδίων τύπου κτενιών (IDEs).

Οι δομές των αλληλοεπικαλυπτόμενων κτενιών προτιμώνται στους χημικούς αισθητήρες καθώς η διαμόρφωση των ηλεκτροδίων είναι επίπεδη και τα ηλεκτρόδια δεν εμποδίζουν τη διάχυση των αναλυτών με αποτέλεσμα τη γρήγορη απόκριση της διάταξης. Τυπικοί αισθητήρες χωρητικότητας τέτοιου τύπου κατασκευάζονται σε αδρανές υπόστρωμα, πάνω στο οποίο σχηματίζονται τα δύο ηλεκτρόδια σχήματος κτενιών. Στη συνέχεια ένα χημικά ευαίσθητο στρώμα (συνήθως πολυμερές) εναποτίθεται πάνω στα ηλεκτρόδια. Τα πολυμερή χρησιμοποιούνται για την αντίχενυση οργανικών ατμών καθώς παρουσιάζουν ταχεία και αντιστρεπτή ρόφηση ατμών και η εναπόθεσή τους μπορεί να πραγματοποιηθεί με αρκετές τεχνικές.

Κεφάλαιο 2^ο

Γνωριμία με τη τρούφα και τις πτητικές ενώσεις της

2.1 Εισαγωγή

Στα διάφορα δείγματα που μετρήθηκαν στο πλαίσιο αυτής της εργασίας, πρωταγωνιστικό ρόλο παίζει ένας μύκητας γνωστός με την λαϊκή ονομασία Τρούφα. Η Τρούφα ή το Ύδρον είναι ένα σχετικά σπάνιο είδος υπόγειου μανιταριού, που συμβιώνει και αναπτύσσεται στις ρίζες ορισμένων ειδών δένδρων ή και θάμνων. Θεωρήσαμε ενδιαφέρον το γεγονός ότι αυτό το υπόγειο μανιτάρι μπορούν να το οσμιστούν μόνο μερικά ζώα και ότι η εύρεση του είναι αρκετά δύσκολη. Γι' αυτό το λόγο οι περισσότερες μετρήσεις μας αφορούν αυτό το μανιτάρι. Θα αφιερώσουμε λίγο χώρο για να γνωρίσουμε αυτόν τον πραγματικά υπέροχο μύκητα. Γενικά Ύδρα καλούνται όλα τα υπογείως καρποφορούμενα στρογγυλόμορφα σαρκώδη μανιτάρια - μύκητες, που ανήκουν στην οικογένεια των Tube-raceae και ιδιαίτερα στα γένη **Tuber (Ασκομύκητες)** και **Terfezia**. Είναι γνωστά επίσης και με τις συνώνυμες λαϊκές ονομασίες τους, Ύκνο, Ύχνο, Ίτανο, Ύδανιά, Χοιρόψωμο, Χοιρόχορτο, αλλά και με την εξελληνισμένη γαλλική ονομασία Τρούφα (Truffe). (Επειδή τα ύδρα φυτρώνουν σε αφθονία τις βροχερές χρονιές διατυπώθηκε από ορισμένους η άποψη, ότι μπορεί η λέξη να προέρχεται από το ύω = βρέχω).



Σχήμα 2.1 *Εικόνα Τρούφας*

2.2 Γνωριμία με την Τρούφα

Οι Τρούφες έχουν σχήμα κονδύλου, μεγέθους 2-7 συνήθως εκατοστών γκριζόμαυρα έως ωχρόλευκα, που παράγονται μέσα στο έδαφος σε βάθος 5-30 περίπου εκατοστών. Όπως όλοι οι μύκητες είναι ετερότροφοι οργανισμοί και έτσι δεν μπορούν να συνθέσουν ουσίες

απαραίτητες για την επιβίωση τους. Για να αντιμετωπίσουν αυτή την έλλειψη προσκολλώνται σε μερικούς τύπους φυτών (δέντρα και θάμνους), δημιουργώντας μια σχέση ονομαζόμενη «μυκορριζική συμβίωση», από την οποία ωφελούνται και τα δύο μέρη. Η συμβίωση πραγματοποιείται τόσο σε ξυλώδη και σε ποώδη φυτά, κυρίως σε συγκεκριμένα δασικά είδη όπως οι φουντουκιές, τα πεύκα, οι λεύκες, οι δρυς, οι ιτιές και τα φλαμούρια.

Η τρούφα στην πραγματικότητα και κυριολεκτικά ονομάζεται «καρποφόρο γόνιμο σώμα» και προσκολλάται στο φυτό με μια φυτική (βλαστική) σύνθεση-δομή, που ονομάζεται "μυκήλιο". Οι μυκηλιακές υφές αυτών των μυκήτων περιβάλλουν τα λεπτά ριζικά τριχίδια των φυτών και απομυζούν από αυτά κυρίως υδατάνθρακες ενώ οι ρίζες των φυτών ευεργετούνται ως προς την αύξηση της ικανότητάς τους να προσροφούν νερό από το έδαφος, αζωτούχες ουσίες και στοιχεία όπως κάλιο, φώσφορο, σίδηρο καθώς και ιχνοστοιχεία.

Υπολογίζεται ότι υπάρχουν έως και 100 μέτρα μυκηλιακών υφών σε ένα κουταλάκι εδάφους από ένα υγιές δάσος. Η τρούφα σχηματίζεται κάτω από το έδαφος πάνω στη ρίζα του συμβιούντος φυτού. Έχει μορφή στρογγυλή περισσότερο ή λιγότερο ανώμαλη, με μέγεθος που ποικίλλει από τις διαστάσεις ενός μπιζελιού σε εκείνη ενός πορτοκαλιού. Εξωτερικά καλύπτεται από φλοιό που ονομάζεται «περίδιο», το εσωτερικό, που ονομάζεται «σάρκα του καρπού ή βώλος», περιέχει εκατομμύρια «σπόρους», που εκτελούν την αναπαραγωγική λειτουργία. Κάθε είδος τρούφας περιέχει σπόρους διαφορετικών χρωμάτων και διαστάσεων.

Μέσω της βοήθειας ενός μικροσκοπίου, η ταξινόμηση των ειδών είναι σχετικά εύκολη. Με την βλάστηση των σπόρων δημιουργείται το μυκήλιο, το οποίο, εκτός του ότι συνδέει το φυτό με τον μύκητα, εισχωρεί στα φυτά, "μολύνοντας" τις νέες ρίζες που βρίσκονται στο έδαφος.

Κατά την ωριμότητα, κάθε είδος τρούφας εκπέμπει τη δική του οσμή και για το λόγο αυτό ένας εκπαιδευμένος σκύλος είναι σε θέση να προσδιορίσει την θέση της τρούφας, η οποία συλλέγεται από τον εμπειρογνώμονα τρουφών. Η γαστρονομική και θεραπευτική του αξία κάνουν αυτόν τον μύκητα ένα από τα πλέον περιζήτητα εδέσματα παγκοσμίως. Του αποδίδονται, επίσης, θεραπευτικές δράσεις κατά μυϊκών και αρθρικών πόνων και υψηλών επιπέδων χοληστερόλης. Κυρίως, όμως, του αποδίδονται ισχυρές αφροδισιακές ιδιότητες.

2.3 Αναφορές στην αρχαία Ελλάδα

Τα Ύδνα ήταν γνωστά από την αρχαιότητα. Πολλοί συγγραφείς μιλάνε για το ενδιαφέρον, που έδειξε ανέκαθεν ο άνθρωπος γι'αυτά ταμανιτάρια. Ο Αθηναίος αφιερώνει ολόκληρο κεφαλαίο για τα Ύδνα, αλλά κι ο Γαληνός, Διοσκουρίδης, Θεόφραστος, Πλούταρχος, Πλίνιος, Κικέρωνας κ.α., συχνά τα αναφέρουν στα γραπτά τους. Ο Θεόφραστος μάλιστα λέει, ότι τα Ύδνα, που φυτρώνουν στη Μυτιλήνη, Σάμο, Ηλεία, Μακεδονία, Θράκη κ.α., ήταν γνωστά στα διάφορα μέρη και με τις ονομασίες Γεράνειον, Μίσυ, Ίτον, Οίτον, Ασχίον.

Η πρώτη γραπτή αναφορά για τις Τρούφες γίνεται από τον Θεόφραστο τον 4ο αιώνα π.Χ. Στους κλασικούς χρόνους ο Πλούταρχος, ο Κικέρων και ο Διοσκουρίδης προσπαθώντας να ερμηνεύσουν την ανεξήγητη παρουσία των «Υδνων» στις ρίζες των δένδρων, τις θεωρούσαν αποτέλεσμα των κεραυνών που πέφτουν στη γη. Και, κατά τον Δ.Καββάδα, το Κεραύνιον του Θεόφραστου ίσως ν'αντιστοιχεί στο είδος *Tuber aestivum* (Υδνο το θερινόν). Πάντως τα Υδνα των αρχαίων Ελλήνων δεν έχουν καμιά σχέση με το σημερινό βοτανικό γένος μανιταριού *Hydnum* (Υδνον) της οικογένειας των *Hydnaceae* (Υδνίδες). Τα Υδνα των προγόνων μας ανήκουν, όπως ειπώθηκε, στα γένη *Tuber* και *Terfezia* της οικογένειας των *Tuberaceae*. Πρόκειται για εκλεκτά μανιτάρια, περιζήτητα παντού για την υπέροχη γευστικότητα και το λεπτότατο άρωμά τους. Γι'αυτό και δίκαια τραγουδήθηκαν και υμνήθηκαν, κατά καιρούς, από τους ποιητές και τους συγγραφείς. Έτσι λ.χ. ο Πλίνιος θεωρούσε τα Υδνα ως "τα θαύματα της φύσης". Ο Πορφύριος τα αποκαλούσε "τα παιδιά των θεών" κι ο Κικέρωνας "κόρες της γης". Ο Νέρωνας τα εκτιμούσε ως "τροφή των θεών". Ο Απίκιος κι ο Γιουβενάλης ύμνησαν τις αρετές των Υδνων κι έφτασαν ως το σημείο να υποδείξουν και πώς να μαγειρεύονται. Ο Αλεξ.Δουμάς τα χαρακτήρισε σαν "τάγια των αγίων της τραπέζης" και οι Γάλλοι τα ονόμασαν "τα μαύρα διαμάντια της κουζίνας".

Στη χώρα μας τα Υδνα ήταν άλλοτε πολύ γνωστά και σε μεγάλη εκτίμηση, όπως προκύπτει από το διαδεδομένο στην Πελοπόννησο παλιό λαϊκό δίστιχο:
“ Άσκαφο, αφύτευτο αρχοντικό μαγείρεμα.”

Τα Υδνα είναι υπόγεια μανιτάρια και σαν όλα τα μανιτάρια δεν έχουν ούτε βλαστικά όργανα (ρίζες, βλαστό και σπόρους) με τη βοτανική σημασία του όρου, όπως συμβαίνει με τα φανερόγαμα – σπερματοφύτα. Ο Διοσκουρίδης κι ο Θεόφραστος, σαν βοτανικοί, έδωσαν με θαυμαστή ακρίβεια και συντομία την περιγραφή των Υδνων. "Το υδνο είναι ρίζα στρογγυλή χωρίς φύλλα, χωρίς βλαστό, υπόξανθη που εκριζώνεται την άνοιξη. Είναι φαγώσιμη και τρώγεται ωμή και ψημένη".

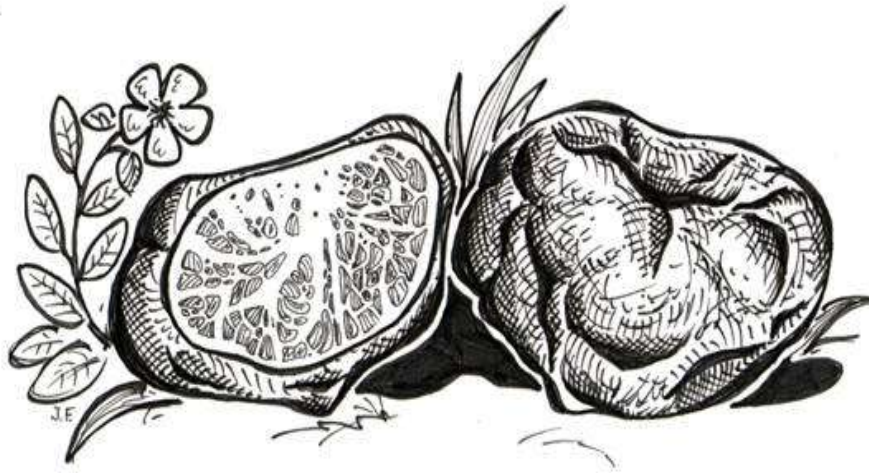
Κατά το Θεόφραστο "... το υδνο δεν έχει ούτε βλαστό, ούτε κλαδί, ούτε κλαδάκι, ούτε φύλλο, ούτε λουλούδι, ούτε καρπό, ούτε φλούδα ή εγκάρδιο ξύλο ή ίνες ή αγγεία". Η προέλευση των Υδνων για καιρό έμεινε ανεξήγητη κι οι βοτανικοί αντιμετώπισαν πολλές δυσκολίες μέχρι να προσδιορίσουν την πραγματική φύση αυτών των μανιταριών.

Η φαινομενική απουσία κάποιου είδους αναπαραγωγικού οργάνου στάθηκε κύριο εμπόδιο, για να εξηγηθεί ο τρόπος τους πολλαπλασιασμού τους κι έδωσε την εντύπωση ότι τάχα δημιουργούνται τυχαία στην γη επειδή τα σπόρια γενικά των μανιταριών, σε αντίθεση με τα σπέρματα των ανθόφυτων, είναι μικροσκοπικά κι αθέατα με γυμνό μάτι και δεν ήταν εύκολη υπόθεση της ύπαρξης τους πριν να ανακαλυφθεί το μικροσκόπιο. Αλλά επιπλέον επειδή τα Υδνα παρουσιάζουν ένα δικό τους ιδιότυπο τρόπο ζωής. Γι'αυτό δεν είχε άδικο για την εποχή του ο Αθήναιος, όταν υποστήριζε την αυτόματη γέννηση των Υδνων: "... Τα Υδνα και αυτά μόνα των (χωρίς να σπαρούν) φυτρώνουν κατ' εξοχήν εις τα αμμόδη μέρη.."

Ενώ ο Πλούταρχος στο "Συμπόσιο" ειρωνεύεται την ιδέα της αυτόματης γέννησης τους, αλλά ταυτόχρονα παραθέτει και την άποψη ότι δημιουργούνται από τους κεραυνούς.

Φυσικά τα Υδνα, σαν όλα τ' αλλά μανιτάρια, πολλαπλα -σιάζονται με σπόρια, που παράγονται μέσα σε ειδικά ασκόμορφα αναπαραγωγικά όργανα και διασκορπίζονται στη γη σχεδόν πάντα με τη δράση των φυσικών παραγόντων, όπως του αέρα, του νερού κ.α.

Και δεν μπορεί κανείς και εδώ να μη θαυμάσει την οξυδέρκεια των προγόνων μας, που, παρά το επίπεδο της επιστημονικής έρευνας της εποχής εκείνης, υποστήριξαν σωστά την προέλευση των Ύδνων από σπόρους, όπως προκύπτει από σχετικό απόσπασμα του Θεόφραστου, που διασώθηκε από τον Αθήναιο στους "Δεινοσοφιστές": "Πάντως όμως μερικοί νομίζουν ότι η αρχή των (Ύδνων) είναι κάποιος σπόρος. Λόγου χάρη στα παράλια των Μυτιληναίων δεν υπάρχει –λένε- ύδνον πριν να φέρουν οι δυνατές βροχές το σπόρο από τη χώρα των Τίαρων. Είναι δε οι Τίαρες περιοχή, όπου γίνονται πολλά Ύδνα. Γίνονται δε κυρίως στα ακρογιάλια Κι σε αμμώδη μέρη και οι Τίαρες τέτοια περιοχή είναι.." . Ο Πλίνιος γράφει για τις διάφορες κατηγορίες των Ύδνων ότι: "Υπάρχουν δύο είδη Ύδνων, το ένα γεμάτο με άμμο που τραυματίζει τα δόντια, το άλλο χωρίς άμμο και χωρίς καμιά ακαθαρσία. Διακρίνονται δε από το χρώμα τους, που είναι κοκκινωπό ή μαύρο ή άσπρο κι ανάμεσα τους τα πιο περιζήτητα είναι εκείνα που προέρχονται από την Αφρική".



Σχήμα 2.4 Ζωγραφιά Τρούφας

Τα είδη των Ύδνων είναι πολυάριθμα και υπολογίζονται σε εκατό περίπου. Και παρόλο που πολλά μοιάζουν με τα περιζήτητα είδη, όμως ούτε όλα είναι νόστιμα, ούτε φαγώσιμα κι ακίνδυνα, χωρίς ωστόσο να είναι και θανατηφόρα. Όλα έχουν άσπρη σάρκα, με διαφορές αποχρώσεις, που εξαρτώνται από τα είδη των δέντρων με τα οποία συμβιώνουν.

Έχει διαπιστωθεί ότι τα Ύδνα συζούν με 50 περίπου δέντρα, όπως είναι οι Βαλανιδιές (*Quercus* sp.), Λευκές (*Populus* sp.), Φλαμουριές (*Tilla* sp.), Ιτιές (*Salix* sp.), Λεπτοκαρυές (*Corylus* sp.), Καστανιές (*Castanea* sp.) κ.α. και τα ριζίδια αυτών των δέντρων. Έτσι αυξάνουν την απορροφητική



"I warn you: I'm no pig to be truffled with."

επιφάνεια των ριζών, αλλά ταυτόχρονα ζουν και σε βάρος των δέντρων που τα φιλοξενούν. Και μ'αυτό τον τρόπο ωφελούνται αμοιβαία και τα δύο συνεργαζόμενα μέρη.

Διακρίνονται μακροσκοπικά από το χρωματισμό και τη μορφολογία της επιδερμίδας τους, που είναι λεία ή τραχιά, σε Ύδνα άσπρα, υπόξανθα και μαύρα. Επίσης, ανάλογα με το χρόνο που ωριμάζουν, χωρίζονται σε είδη καλοκαιρινά και χειμωνιάτικα. Γενικά από εμπορική άποψη διαιρούνται σε άσπρα και μαύρα, που αυτά τα τελευταία) είναι και τα πιο εκλεκτά.

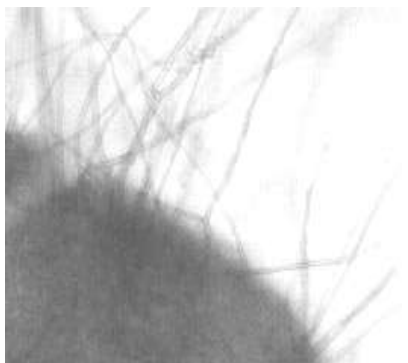
Επειδή τα Ύδνα δεν έχουν υπέργεια όργανα γι'αυτό η ανακάλυψη τους στη φύση είναι δύσκολη και τις περισσότερες φορές γίνεται τυχαία.

Για την εξακρίβωση όμως των τοποθεσιών, όπου φυτρώνουν, χρησιμοποιούνται στις διάφορες χώρες ορισμένα ενδεικτικά σημάδια, όπως π.χ. είναι η ειδική χλωρίδα σε δέντρα, η ολοκληρωτική έλλειψη χόρτων, τα σμήνη από κιτρινόχρωμες μύγες, που πετάνε σε χαμηλό ύψος πάνω από τους υδνότοπους, το ελαφρό ανασήκωμα του χώματος και οι σχισμές της γης στο μέρος, που από κάτω φυτρώνει το μανιτάρι κ.α.

Αλλά το πιο αξιόλογο απ'όλα τα σημάδια είναι ότι, όταν τα Ύδνα ωριμάζουν, αναδίνουν μια έντονη μυρωδιά, που την αντιλαμβάνεται από αρκετή απόσταση η όσφρηση ορισμένων ζώων, όπως του γουρουνιού, σκύλου, σκίουρου, ελαφιού, αρκούδας κ.α. Γι αυτό, από τα παλιά ακόμη χρόνια ως σήμερα, για το κυνήγι της τρούφας χρησιμοποιούνται γουρούνια ή εξασκημένα σκυλιά.

2.4 Χημικές και θρεπτικές Ιδιότητες

Οι τρούφες έχουν μία αρκετά μεγάλη περιεκτικότητα σε πρωτεΐνη, εξού και συχνά αναφέρονται ως «φυτικό κρέας». Τόσο οι μαύρες όσο και οι λευκές τρούφες αποτελούνται πάνω το από 70% από νερό, ενώ το λοιπό ποσοστό κατά το μεγαλύτερο μέρος συνίσταται από μέταλλα (ασβέστιο, κάλιο και μαγνήσιο), μεταλλικά άλατα και οργανικές ουσίες. Αναφορές με βάση τα διαθέσιμα στοιχεία όσον αφορά στην χημική σύσταση και την θρεπτική αξία δίνουν τα εξής :



υγρασία (75.21-79.38 %), πρωτεΐνες (19.59-27.18 %), λίπη (2.81-7.42 %), ακατέργαστες φυτικές ίνες (7.81-14.89 %), ανθρακικά (4.33-6.39 %) και ασκορβικό οξύ (0.70-5.10 mg/100 g). Περιέχονται επίσης K (κάλιο), P (φώσφορος) σε υψηλές συγκεντρώσεις, καθώς και ικανά επίπεδα Ca (ασβεστίου), Mg (μαγνησίου), Na (νατρίου), Fe (σιδήρου), Cu (χαλκού), Zn (ψευδαργύρου) και Mn (μαγγανίου).

Έρευνες επίσης δείχνουν ότι η τρούφα σαν τροφή περιέχει όλα τα απαραίτητα για τον οργανισμό αμινοξέα.

Τέλος σκόπιμο είναι να αναφέρουμε ότι οι μύκητες, εν γένει, αποτελούν μία σημαντική πηγή πρωτογενών και δευτερογενών μεταβολιτών που εδώ και καιρό εκμεταλλεύονται οι φαρμακοβιομηχανίες και οι βιομηχανίες τροφίμων. Πολλοί τέτοιοι μεταβολίτες είναι γνωστοί για τα ποικίλα οφέλη τους.

Για παράδειγμα, η βενζαλδεϋδη, μία πτητική ένωση υπεύθυνη για το χαρακτηριστικό άρωμα του αμυγδάλου, που αποτελεί την πλέον εκμεταλλεύσιμη αρωματική ένωση στη βιομηχανία τροφίμων, το κιτρικό οξύ κ.ά. είναι μεταβολίτες που απαντούν στη χημική σύσταση των τρούφων.

2.5 Αναφορές και μελέτες για το άρωμα της Τρούφας

Οι Τρούφες χρησιμοποιούν πτητικά σήματα σε όλο τον κύκλο ζωής τους για να ρυθμίζουν τις αλληλεπιδράσεις τους με τους άλλους οργανισμούς. Παρά αυτή τη συναρπαστική λειτουργία, ο ρόλος των αρωμάτων που εκπέμπει η τρούφα στη φύση σπάνια έχουν διερευνηθεί. Ήταν η εμπορική αξία του άρωμα της τρούφας το πρώτο κίνητρο που επιστήμονες τροφίμων άρχισαν να αποκρυπτογραφούν τα μυστικά του περισσότερο από 20 έτη πριν.

Οι πρώτες μελέτες των αρωματικών συστατικών της τρούφας διεξήχθησαν αμέσως μετά την ανακάλυψη της πρώτης χρωματογραφίας αερίου (GC) και φασματομετρία μάζας (MS) που αναπτύχθηκαν κατά τη διάρκεια της δεκαετίας του 1950.

Το 1980, λοιπόν οι Ney και Freitag προσπάθησαν να περιγράψουν για πρώτη φορά τις βασικές πτητικές ουσίες της μαύρης τρούφας με τις ονομασίες "black truffle" ή "black Périgord truffle" ή η πλέον ποιο αναγνωρίσιμη ονομασία "*Tuber melanosporum*".

Μέχρι το έτος 2000, οι περισσότερες έρευνες και δημοσιεύσεις αφορούν τα δύο είδη στα οποία υπάρχει το μεγαλύτερο εμπορικό ενδιαφέρον: την μαύρη τρούφα *T. melanosporum* και την λευκή τρούφα *Tuber magnatum*.

Επίσης αρκετές μελέτες έχουν γίνει για να εξηγηθεί το γεγονός ότι τα γουρούνια «τρελαίνονται» για την τρούφα και ιδίως τα θηλυκά. Τα ζώα αυτά ανιχνεύουν μία **ανδροστενόλη (5-ανδροστ-16-εν-3-ολη)**, μία στεροειδή αλκοόλη που έχει ταυτοποιηθεί στις τρούφες και που επίσης αποτελεί συστατικό του σιέλου του αρσενικού χοίρου. Ο Γάλλος χημικός Thierry Talou διεξήγαγε ένα πείραμα κρύβοντας δείγματα φρέσκιας τρούφας (που περιείχαν **ανδροστενόλη**) και δείγματα εμποτισμένα με συνθετικό άρωμα τρούφας (δεν περιείχαν την αλκοόλη αυτή). Τα γουρούνια συστηματικά αγνοούσαν τα δεύτερα δείγματα δείχνοντας ενδιαφέρον μόνο για τις αληθινές τρούφες. Η ανδροστενόλη στις αναφορές που έχουν γίνει σε διάφορα άρθρα εννοιολογικά συμπίπτει με την ένωση οκτενόλη, χωρίς να γίνεται ξεκάθαρη ταυτοποίηση μεταξύ των δύο.

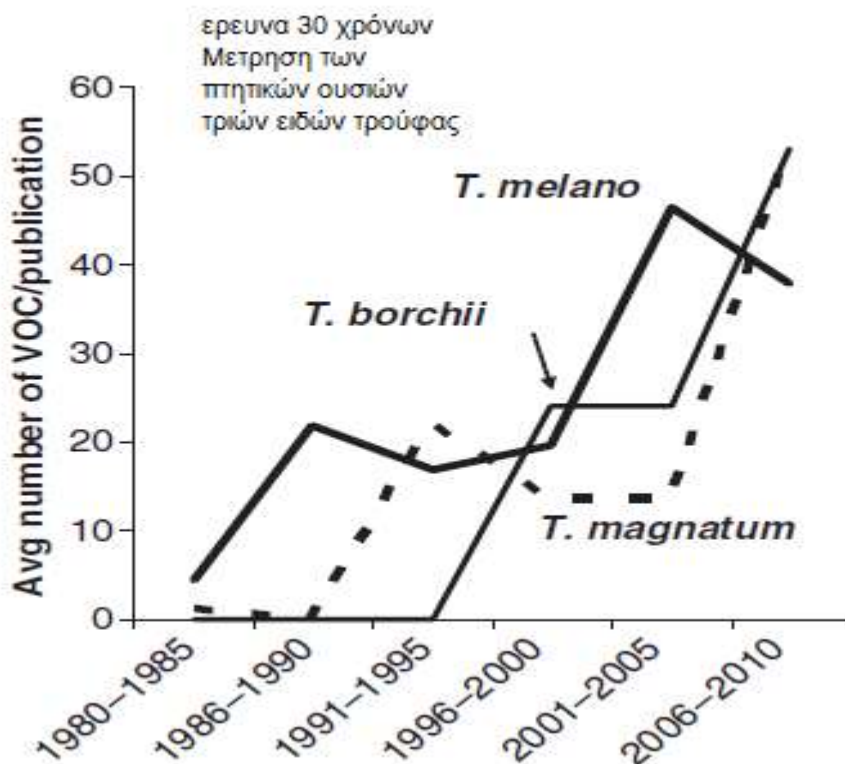
Σήμερα, με την ανάπτυξη των μοριακών τεχνικών και την εξέλιξη των ερευνών έχει μελετηθεί το πτητικό προφίλ επτά (7) μαύρων και έξι (6) λευκών ειδών τρούφας σε όλη την Ευρώπη. Κατά τη διάρκεια των ετών, ο αριθμός των πτητικών ουσιών που περιγράφεται για ένα ενιαίο είδος τρούφας αυξάνεται συνεχώς. Αυτή η αύξηση είναι μια συνέπεια της αυξανόμενης ευαισθησίας των τεχνικών δειγματοληψίας (δηλαδή στερεά

φάσεως μικροεκχύλισης κ.α.) και την εξέλιξη των οργάνων χρωματογραφίας αερίου(GC) και φασματομετρία μάζας (MS) (GC / MS) .

Το γεγονός ότι τα όργανα GC / MS είναι λιγότερο ευαίσθητα από την ανθρώπινη μύτη σημαίνει ότι υπάρχει προφανώς ακόμα περιθώριο για βελτίωση, οπότε υπάρχει και συνέχεια στην αναζήτηση περισσότερων πτητικών ουσιών που προσδιορίζουν το άρωμα της τρούφας και στο μέλλον ο αριθμός αυτός είναι πιθανό να αυξηθεί περαιτέρω.

2.6 Ανάλυση των πτητικών ενώσεων που σχηματίζουν το άρωμα της Τρούφας

Όπως αναφέραμε στα διάφορα στάδια του κύκλου ζωής τους, οι τρούφες απελευθερώνουν ειδικές σε κάθε περίπτωση πτητικές ουσίες (Volatile organic compounds (VOCs)), ώστε να αλληλεπιδρούν με συγκεκριμένους οργανισμούς. Ποιες βιοδραστικές πτητικές ουσίες απελευθερώνει η τρούφα για να φέρουν αλληλεπιδράσεις με φυτά, θηλαστικά και έντομα είναι το κλειδί για να αντιληφθούμε το άρωμα της τρούφας .



Σχήμα 2.5 Έρευνα από το 1980 έως το 2010 που αφορά τις πτητικές ενώσεις των ειδών της τρούφας

Πτητικές οργανικές ενώσεις Volatile organic compounds (VOCs) είναι οργανικές χημικές ενώσεις οι οποίες έχουν υψηλή πίεση ατμού, σε συνθήκες θερμοκρασίας δωματίου. Δηλαδή δίνουν υψηλής πίεσης ατμών από ένα χαμηλό σημείο ζέσεως, το

οποίο προκαλεί μεγάλο αριθμό μορίων να εξατμιστεί ή να εξαχνωθεί από την υγρή ή στερεή μορφή της ένωσης και να εισέρθει τον περιβάλλοντα αέρα.

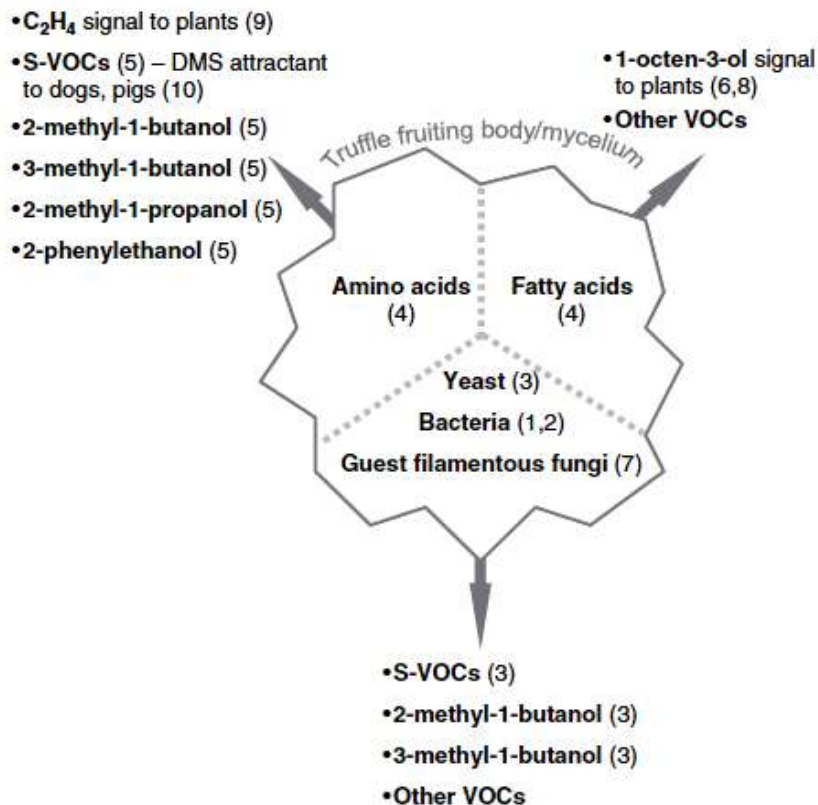
Οι Ημιπτητικές οργανικές ενώσεις (SVOC) είναι μία από τις δύο μεγάλες τάξεις των οργανικών ενώσεων οι οποίες περιλαμβάνουν: φυτοφάρμακα, PCBs, πολύ πυρηνικά αρωματικά, πλαστικοποιητές, συντηρητικά ξύλου, και άλλους ρύπους. Ακόμη αυτές οι ενώσεις μπορούν να βρεθούν αναμιγμένες με τη βλάστηση, το έδαφος, ή το νερό.

Οι SVOCs περιλαμβάνουν χιλιάδες οργανικές χημικές ουσίες. Ωστόσο, το πεδίο έρευνας έχει μειωθεί στο πιο γνωστός περιβαλλοντικούς ρύπους που είναι δυνητικά δυσμενείς για τη δημόσια ασφάλεια. Με άλλα λόγια, η έμφαση δίνεται σε εκείνες τις χημικές ουσίες που γνωρίζουμε ότι μπορεί να είναι επιβλαβής για τους ανθρώπους, τα ζώα, ή το περιβάλλον.

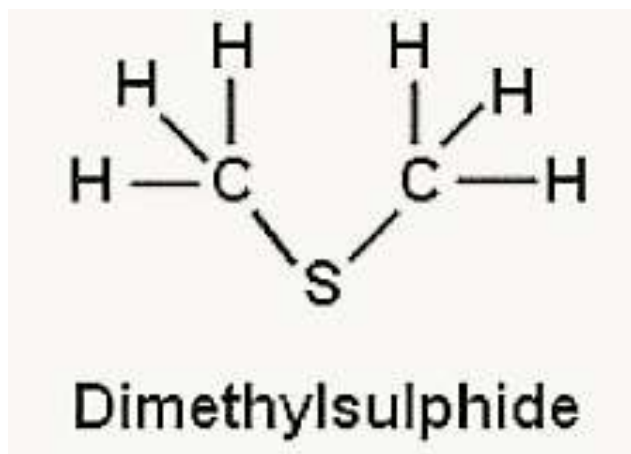
Πάνω από 500 πτητικές οργανικές ενώσεις έχουν ταχτοποιηθεί στα διάφορα είδη τρούφας. Κάθε διακριτό είδος περιέχει 20-50 είδη τέτοιων ενώσεων και η σύνθεση και περιεκτικότητα αυτών εξαρτάται από τις γεωγραφικές συντεταγμένες και την ωριμότητα της τρούφας. Όταν οι τρούφες φυλάσσονται για κάποιο διάστημα οι πτητικές θειούχες ενώσεις εξατμίζονται ταχύτερα από άλλα μόρια.

Όμως το χαρακτηριστικό άρωμα της τρούφας οφείλεται κυρίως στην ένωση διμεθυλοσουλφίδιο, CH₃SCH₃ σε συνδυασμό με κάποιες άλλες πτητικές ενώσεις.

Ανάλογα με τα διάφορα είδη τρουφών οι αναλογίες μεταξύ αλκοολών, αλδευδών και κετονών ποικίλουν αλλά πάντα εμπεριέχεται το **διμεθυλοσουλφίδιο**.



Σχήμα 2.6 Πτητικές Οργανικές Ενώσεις Τρούφας



Σχήμα 2.7 Διμεθυλοσουλφίδιο

Οι φρέσκιες τρούφες περιέχουν έναν αριθμό οργανικών μορίων γνωστών ως αλκοόλες, αλδεΐδες και κετόνες. Το άρωμα της τρούφας όπως είπαμε οφείλεται στην ένωση **διμεθυλοσουλφίδιο, CH₃SCH₃** (η οποία απαντά και στα σπαράγγια) σε συνδυασμό με κάποιες άλλες πτητικές ενώσεις.

Όταν οι τρούφες φυλάσσονται για κάποιο διάστημα οι πτητικές θειούχες ενώσεις εξατμίζονται ταχύτερα από άλλα μόρια. Η απελευθέρωση διμεθυλοσουλφιδίου CH₃SCH₃ καθώς και CH₃CH₂CH₂SCH₃ και CH₃CH=CHSCH₃ στον αέρα δίνουν στην τρούφα αυτό το δυνατό και χαρακτηριστικό άρωμα.

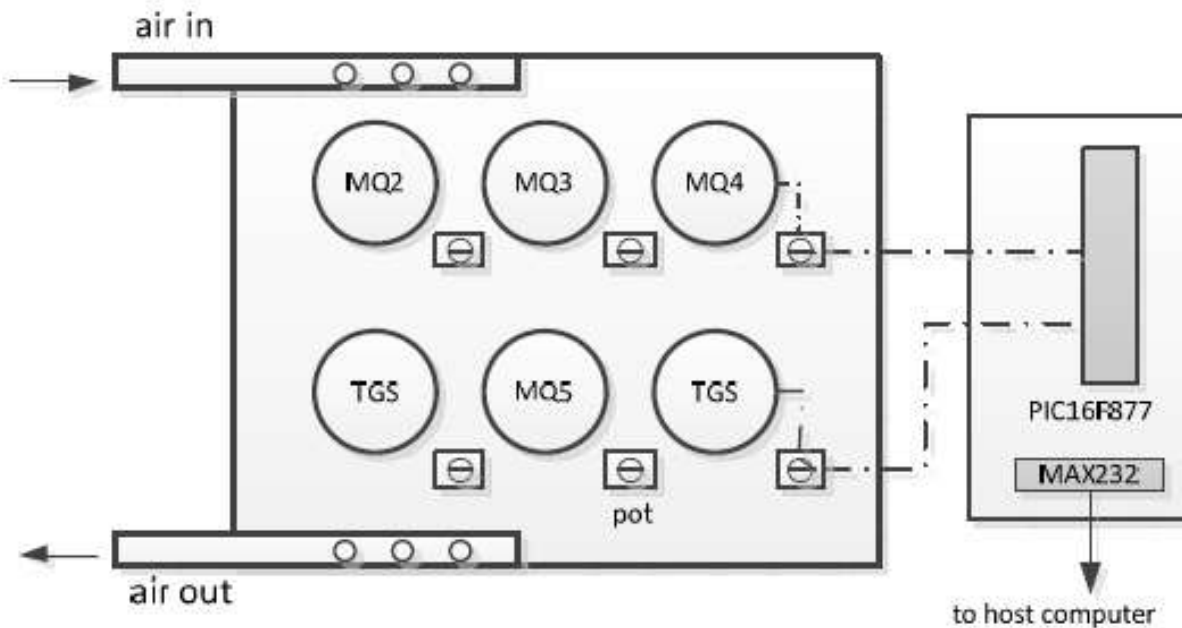
Κεφάλαιο 3^ο

Ανάπτυξη της διάταξης χημικών αισθητήρων αερίου και μετρήσεις δειγμάτων της τρούφας.

Η μυρωδιά είναι μία ιδιαίτερος υποκειμενική εμπειρία, αλλά τώρα με τη βοήθεια των νέων τεχνολογιών, μπορεί να υπάρξει ένας αντικειμενικός καθορισμός της. Μηχανές, που ονομάζονται ηλεκτρονικοί ρινικοί αισθητήρες, μπορούν να αναλύσουν δείγματα αέρα, με διάφορες οσμές, διαβιβάζοντάς τον μέσα από μία σειρά αισθητήρων. Τα ηλεκτρονικά συστήματα λειτουργούν με τον ίδιο τρόπο, όπως η ανθρώπινη όσφρηση, σε τρία διαφορετικά αλληλοεξαρτώμενα όμως επίπεδα: δειγματοληψία, παραγωγή σημάτων, επεξεργασία δεδομένων. Εντούτοις, οι άνθρωποι έχουν μεγαλύτερη ευαισθησία από ότι τα όργανα. Ωστόσο μπορεί μέσω ενός πιθανού ρινικού αισθητήρα κατασκευασμένος έτσι ώστε να συγκεκριμενοποιεί τον στόχο ανίχνευσης να αντιλαμβάνεται τελικά καλύτερα μία οσμή από ότι την αντιλαμβάνεται ο άνθρωπος. Με την δημιουργία ενός τέτοιου πίνακα ανίχνευσης το αποτέλεσμα θα είναι ένα ηλεκτρικό σήμα, που μπορεί να συλλεχθεί και μετρηθεί, παρουσιάζοντας τα χαρακτηριστικά του δείγματος. Μια τέτοια διάταξη δεν αναγνωρίζει ή αναλύει το δείγμα με τον παραδοσιακό χημικό τρόπο. Αλλά παρέχει μία καταγραφή. Έτσι καθίσταται σαν ένας καλός τρόπος για να συγκριθεί ένα δείγμα με ένα άλλο και να χρησιμοποιηθεί σε έναν αλγόριθμο αναγνώρισης.

3.1 Περιγραφή της πειραματικής Διάταξης

Στο σχήμα 3.1 γίνεται παρουσίαση της πειραματικής διάταξης που αναπτύξαμε, με τη βοήθεια ενός διαγράμματος. Στην αριστερή πλευρά φαίνονται οι αισθητήρες τύπου MOS που χρησιμοποιήθηκαν, ενώ στη δεξιά πλευρά βλέπουμε έναν μικροελεγκτή **PIC16F877** μέσω του οποίου γίνεται η πρόσκτηση των δεδομένων ώστε να μεταφερθούν μέσω μιας σειριακής μετάδοσης στον υπολογιστή. Η διαδικασία της μέτρησης αρχίζει με τη βαθμονόμηση του κάθε αισθητήρα ξεχωριστά, μέσω ποτενσιομετρικής ρύθμισης, έτσι ώστε η τάση αναφοράς στο σημείο μέτρησης να είναι περίπου 2.0 – 2.5 Volt. Έπειτα τοποθετούμε το δείγμα προς μέτρηση σε κατάλληλη περιοχή περιοχής κοντά στους αισθητήρες (sample compartment). Κάνουμε χρήση μια εφαρμογής που σχεδιάστηκε στο περιβάλλον LabView για να καταγράψουμε τη μέτρηση. Η μέτρηση διαρκεί τυπικά χρονικό διάστημα περίπου 90 δευτερολέπτων. Μόλις περάσει το επιθυμητό διάστημα στο οποίο έχουν αντιδράσει όλοι οι αισθητήρες αγγίζοντας τα μέγιστα πλατό ο καθένας, αφαιρούμε το δείγμα από το χώρο μέτρησης και περιμένουμε να επιστρέψει η απόκριση των αισθητήρων στο μηδέν. Κατόπιν αποθηκεύουμε τα αποτελέσματα, ώστε να μελετήσουμε στατιστικά μετρήσεις και να ταξινομήσουμε τα δείγματα, όπως παρουσιάζεται εκτενέστερα σε επόμενο κεφάλαιο.



Σχήμα 3.1 Η Πειραματική διάταξη των αισθητήρων με τον μικροελεγκτή

3.2 Αρχή λειτουργίας Αισθητήρων τύπου MOS

Μια από τις σημαντικότερες διατάξεις που βρίσκει εφαρμογή στην τεχνολογία των ημιαγωγικών κυκλωμάτων είναι η δομή MIS (Metal Insulator Semiconductor). Όταν στο ενδιάμεσο στρώμα του μονωτή (Insulator) χρησιμοποιείτε οξείδιο (συνήθως SiO_2) η διάταξη καλείτε δίοδος ή πυκνωτής MOS, με οπλισμούς το μέταλλο και τον ημιαγωγό και με διηλεκτρικό το οξείδιο. Η δομή MIS προτάθηκε για πρώτη φορά το 1959 από τους Moll και Garrett ενώ τα χαρακτηριστικά της αναλύθηκαν στη συνέχεια από τους Frankl και Lindner. Στους αισθητήρες τύπου MOS η αγωγιμότητα του καναλιού εξαρτάται από την τάση ή το φορτίο της πύλης. Έτσι, αν η πύλη αποτελείται από κάποιο μέταλλο ευαίσθητο σε αέρια η αγωγιμότητα μεταξύ πηγής και υποδοχής θα εξαρτάται από την συγκέντρωση του υπόψη αερίου. Ουσιαστικά αναφέρονται σε μη στοιχειομετρικά οξείδια μετάλλων, όπως τα ZnO , SnO_2 , In_2O_3 , NiO κ.α. που παρουσιάζουν επιφανειακή αγωγιμότητα κυρίως λόγω ενδοκρυσταλλικών ατελειών που συνοδεύουν την απόκλιση από τη στοιχειομετρία. Πρέπει να τονισθεί ότι για την επιτυχία μια τέτοιας διάταξης σαν αισθητήρας αερίων πρέπει η πύλη να είναι ευαίσθητη στην παρουσία αερίων και όχι το κανάλι. Η ευαισθησία σε ορισμένα αέρια που απορροφώνται σε ήδη απορροφημένα άτομα οξυγόνου της επιφάνειας του ημιαγωγού, όπως το CO , εξαρτάται με την σειρά της από την συγκέντρωση του οξυγόνου που προσροφήθηκε. Με τον τρόπο αυτό η ευαισθησία σε τέτοια αέρια μπορεί να ελέγχεται από την τάση. Η προσρόφηση μορίων ή ατόμων του αερίου στην επιφάνεια του αισθητήρα προκαλεί μεταβολή της αγωγιμότητάς του που μπορεί εύκολα να μετρηθεί, για αυτό ονομάζονται και αισθητήρες τύπου αντίστασης. Με μια τέτοια διάταξη μπορεί να επιτευχθεί βελτίωση της επιλεκτικότητας του αισθητήρα, αφού η ευαισθησία σε άλλα αέρια, όπως η αλκοόλη δεν θα εξαρτάται από την τάση πύλης. Επιτυγχάνεται δηλαδή ο έλεγχος με τάση μιας πολύ σημαντικής

παραμέτρου των αισθητήρων ημιαγώγιμων οξειδίων, της συγκέντρωσης των ελεύθερων φορέων των οποίων η περεταίρω μελέτη ξεφεύγει από τα όρια της παρούσας εργασίας.

3.3 Οι αισθητήρες που χρησιμοποιήθηκαν στη διάταξη

Όπως παρατηρούμε και στον παραπάνω πίνακα, οι τύποι των αισθητήρων με τους οποίους επιλέξαμε να πειραματιστούμε ώστε να πετύχουμε την ανίχνευση οργανικών ενώσεων είναι δύο, αυτοί της εταιρίας Figaro Corporation με την ονομασία TGS και αυτοί της εταιρίας Hanwei Electronics με την ονομασία MQ. Όλοι είναι αισθητήρες μετάλλου οξειδίου MOS και ανιχνεύουν κατά κύριο λόγο ο καθένας κάτι διαφορετικό. Το ανιχνεύσιμο αέριο για τον κάθε αισθητήρα βρίσκεται στην τρίτη στήλη «Main detectable gas». Μπορούμε να σταθούμε λίγο στη πληροφορία ότι ο αισθητήρας με την ονομασία TGS2602 είναι ειδικός να ανιχνεύει Οργανικές Πτητικές Ενώσεις ενώ ο αισθητήρας με την ονομασία MQ3 ανιχνεύει κυρίως αλκοόλες. Αυτές οι πληροφορίες θα μας φανούν χρήσιμες στη συνέχεια όταν θα συγκεκριμενοποιήσουμε τα δείγματα προς μέτρηση από τον πίνακα αερίων και αυτό επειδή, αφού μετρήσουμε κάποια πειραματικά δείγματα όπως για παράδειγμα οινόπνευμα, διάφορα μανιτάρια, λάδι κ.α. θα αποφασίσουμε να μετράμε κάτι με περισσότερο επιστημονικό αλλά και εμπορικό ενδιαφέρον.

Sensor	Type/Manufacturer	Main detectable gas
TGS 822	MOS/ Figaro Eng. Inc.	Organic solvent vapors, Acetone, ethanol
TGS 2602	MOS/ Figaro Eng. Inc	VOCs, odorous gases
MQ2	MOS/ Hanwei Electronics	General combustible gases-LPG
MQ3	MOS/ Hanwei Electronics	Alcohol
MQ4	MOS/ Hanwei Electronics	CH ₄ , natural gas
MQ5	MOS/ Hanwei Electronics	LPG, natural gas, town gas

Πίνακας 3.1 Οι αισθητήρες που χρησιμοποιήθηκανστη διάταξη

3.4 Πλεονεκτήματα-Περιορισμοί

Κύρια πλεονεκτήματά των αισθητήρων που επιλέξαμε είναι η υψηλή ευαισθησία, το χαμηλό κόστος κατασκευής, η γρήγορη απόκριση και η χαμηλή κατανάλωση ισχύος. Ωστόσο, παράγοντες όπως η μεταβολή των χαρακτηριστικών τους με την πάροδο του χρόνου, η χαμηλή επιλεκτικότητα και η επίδραση συνθηκών όπως υγρασία και υψηλή θερμοκρασία λειτουργίας, αποτελούν σημαντικά προβλήματα προς επίλυση. Στο εργαστήριο που πραγματοποιήθηκαν τα πειράματα ήρθαμε αντιμέτωποι πολλές φορές με προβλήματα στους αισθητήρες που προκαλούσαν οι φυσιολογικές συνθήκες που επικρατούσαν στην αίθουσα όπως είναι ο αέρας που έμπαινε από τα παράθυρα και μείωνε την απόκριση ή η υγρασία του περιβάλλοντος, ακόμη και η πολύωρη μέτρηση (πάνω από 3 ώρες) μείωνε τις αποκρίσεις των αισθητήρων και προκαλούσε προβλήματα στο στατιστικό αποτέλεσμα.

Μερική λύση δίνεται από συστοιχίες πολλών διαφορετικών (ως προς την ευαισθησία και επιλεκτικότητα) ημιαγώγιμων στρωμάτων στο ίδιο υπόστρωμα, το σήμα αίσθησης των οποίων επεξεργάζεται κάποιο νευρωνικό δίκτυο. Επίσης η χρήση του πίνακα αισθητήρων ανίχνευσης ίδιου τύπου αερίων βελτιώνει την απόκριση σε σχέση με την χρήση μεμονωμένου αισθητήρα. Και τέλος η επιλογή πιο ακριβών αισθητήρων ίσως να επιφέρει αποτελέσματα βελτίωσης στο πείραμα.

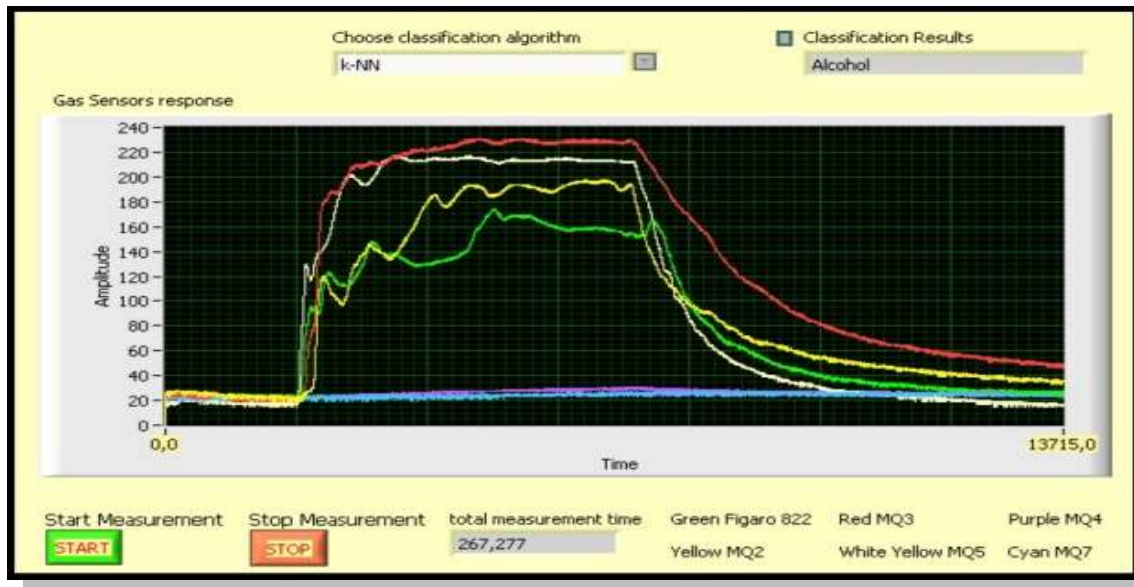
3.5 Χρήση του Περιβάλλοντος Lab View

Το περιβάλλον LabVIEW, είναι ιδιοκτησία της εταιρίας National Instrument Inc. Είναι λογισμικό μέτρησης και ανάλυσης μετρήσεων, για περιβάλλον προσωπικού υπολογιστή. Υποστηρίζει την ανάπτυξη ενός συστήματος μέτρησης, συμπεριλαμβανομένων όλων των απαραίτητων εργαλείων για τον έλεγχο οργάνων, τον χειρισμό των δεδομένων που συλλέγονται, την αποθήκευση, την ανάλυση, την παρουσίαση και την ενσωμάτωση όλων αυτών σε ένα ολοκληρωμένο υπολογιστικό σύστημα. Χρησιμοποιεί το γραφικό προγραμματισμό και μια γραφική γλώσσα, που ονομάζεται G. Κύριος στόχος του LabVIEW είναι η δημιουργία των εικονικών οργάνων.

Ένα εικονικό όργανο είναι το πραγματικό σύστημα μέτρησης ελεγχόμενο από υπολογιστή με το οποίο ελέγχουμε την εκκίνηση και τον τερματισμό της μέτρησης, παρακολουθούμε την μέτρηση των αισθητήρων σε πραγματικό χρόνο και αποθηκεύουμε τα δεδομένα που λαμβάνουμε από τη μέτρηση.

3.6 Τεχνικές μέτρησης Οσμών

Η πιο επικρατούσα και διαδεδομένη μέθοδος ταυτοποίησης πτητικών οργανικών ενώσεων που εμπεριέχονται σε αέρια δείγματα είναι η αέρια χρωματογραφία. Η τεχνική αυτή είναι εξαιρετικά ευαίσθητη και έχει το βασικό πλεονέκτημα ότι είναι η μόνη μέθοδος που μπορεί να παρέχει “χημικές” πληροφορίες, δηλαδή να ανιχνεύσει το πλήθος και το είδος των πτητικών ενώσεων που απαρτίζουν ένα αέριο δείγμα. Πολύ σημαντικό ρόλο στην απόπειρα αυτή, παίζει η διαδικασία προσυγκέντρωσης των οσμηρών ουσιών και λήψης των αερίων δειγμάτων.



Σχήμα 3.2 *Front panel της εφαρμογής που αναπτύχθηκε στο LabView*

Έχουν κατά καιρούς αναφερθεί διάφορες τεχνικές μεταξύ των οποίων είναι η χρήση ειδικών σωλήνων ρόφησης (sorbent tubes), όπου τα δείγματα αφού ροφηθούν σε ειδικούς σωλήνες ρόφησης τύπου Tenax, κατόπιν εκροφόνται θερμικά στη συσκευή αέριας χρωματογραφίας (Shiffman et al.2001, Keener et al.2000). Παρόλο που η τεχνική αυτή έχει εφαρμοστεί επιτυχώς κατά καιρούς και έχει ταυτοποιήσει οκ ολίγες ενώσεις, εντούτοις εμπεριέχει σημαντικό παράγοντα σφαλμάτων που σχετίζονται με την αποδόμηση των υπό εξέταση ενώσεων στην επιφάνεια του εκροφητή (Kim-Yang et al.2001). Μια ακόμη τεχνική που έχει εφαρμοστεί είναι η συλλογή των αέριων δειγμάτων σε ειδικούς σάκους δειγματοληψίας (Tedlar Bags), ωστόσο υστερεί ως προς το γεγονός ότι η περιεχόμενη υγρασία στα δείγματα αποδομεί τις συλλεγόμενες ενώσεις που περιέχονται σε αυτό με αποτέλεσμα ο ανιχνευτής μαζών να μην δύναται να ανιχνεύσει τις πρωταρχικές ενώσεις που δημιουργούν το πρόβλημα των οσμών, αλλά ενώσεις που προέκυψαν από την αποδόμηση αυτών. Αντιλαμβάνεται λοιπόν κανείς ότι ακόμη και η χρησιμοποίηση μιας ευαίσθητης τεχνικής όπως η αέρια χρωματογραφία, δεν μπορεί να εγγυηθεί έναν σίγουρο τρόπο ανίχνευσης των οχληρών ενώσεων.

Το γεγονός αυτό ισχυροποιείται ακόμη περισσότερο, λαμβάνοντας υπόψη ότι η πλειοψηφία των οχληρών ουσιών διακρίνεται από πολύ χαμηλές συγκεντρώσεις εντοπισμού από την ανθρώπινη όσφρηση (κατώφλι οσμής), οι οποίες φτάνουν σε επίπεδα ppt (parts per trillion), ενώ αντίθετα το όριο ανίχνευσης των ουσιών αυτών μέσω αναλυτικών τεχνικών μέτρησης σε πολλές περιπτώσεις είναι πάνω από το κατώφλι οσμής. Αποτέλεσμα αυτού είναι πολλές ενώσεις να ‘μυρίζουν’ και να μην δύναται να ποσοτικοποιηθούν μέσω αέριας χρωματογραφίας. Αυτός είναι και ο βασικός λόγος που η τεχνική της ολφακτομετρίας βρίσκει ολοένα και περισσότερες εφαρμογές στην απόπειρα χαρακτηρισμού των οσμών

Η μέθοδος αυτή βασίζεται στη λήψη αέριων δειγμάτων από την κύρια πηγή όχλησης και αραιώσης αυτών με γνωστή ποσότητα αέρα ή κάποιου άλλου μέσου αραιώσης. Οι αραιώσεις του δείγματος αποσκοπούν στον καθορισμό της “έντασης” της οσμής. Συγκεκριμένα, κατά την διεξαγωγή πειραμάτων ολφακτομετρίας, υπάρχει ειδικό προσωπικό που έχει εκπαιδευτεί στη δυνατότητα όσφρησης των διαφόρων οσμηρών αερίων. Κατόπιν πολλαπλών αραιώσεων των αέριων δειγμάτων, το προσωπικό αυτό θα αποφανθεί τότε η χαρακτηριστική οσμή μιας ένωσης παύει να υφίσταται. Η διαδικασία αυτή πραγματοποιείται ταυτόχρονα σε περισσότερα του ενός άτομα, ούτως ώστε να ελέγχονται τα αποτελέσματα που προκύπτουν από τη γνώμη του καθενός και να επεξεργάζονται στατιστικώς. Παρόλο που σαν τεχνική δεν εμπεριέχει ισχυρό επιστημονικό υπόβαθρο, εντούτοις είναι η μόνη μέθοδος που δύναται να ανιχνεύσει πολλές οχληρές ενώσεις και σε πολύ χαμηλές συγκεντρώσεις, δεδομένου ότι η ανθρώπινη όσφρηση αποτελεί ένα πολύ ευαίσθητο και ακριβές εργαλείο ανίχνευσης. Ωστόσο μια τέτοια τεχνική απαιτεί την ύπαρξη ειδικής εργαστηριακής υποδομής αλλά και ειδικά εκπαιδευμένου προσωπικού που θα συμμετάσχει στις δοκιμές των οσμών, με αποτέλεσμα να δύναται να εφαρμοστεί μόνο σε ειδικά εξοπλισμένα

Βασιζόμενοι στις παραπάνω παρατηρήσεις, καθίσταται σαφές ότι με τις παραπάνω μεθόδους ο εντοπισμός και η ποσοτικοποίηση όλων των οργανικών πτητικών ενώσεων (VOCs) που συνεισφέρουν για τον χαρακτηρισμό του δείγματος καθίσταται εξαιρετικά δύσκολος ειδικά αν θέλουμε να γίνεται η ανίχνευση σε πραγματικό χρόνο και άμεσα. Για τον λόγο ότι η οσμή από τη φύση της είναι ένα φαινόμενο το οποίο μεταβάλλεται πολύ απότομα σε διάστημα ελάχιστων δευτερολέπτων, εξαιτίας της έντονης διακύμανσης των δυναμικών παραγόντων που την επηρεάζουν θεωρείται πως οι συστοιχίες χημικών αισθητήρων θα χαρακτηρίζονται στο μέλλον σαν μία από τις πιο λειτουργικές και άμεσες μεθόδους παρατήρησης οσμών.

3.7 Διαδικασία Μέτρησης δειγμάτων

Η διαδικασία μέτρησης αφού έχει δημιουργηθεί η διάταξη είναι απλή. Τοποθετούμε το δείγμα προς μέτρηση στην περιοχή του ειδικά σχεδιασμένου κουτιού που φιλοξενεί τον πίνακα αισθητήρων, κλείνουμε το πάνω μέρος με την ειδική θύρα και αμέσως οι αισθητήρες αντιδρούν ανάλογα.

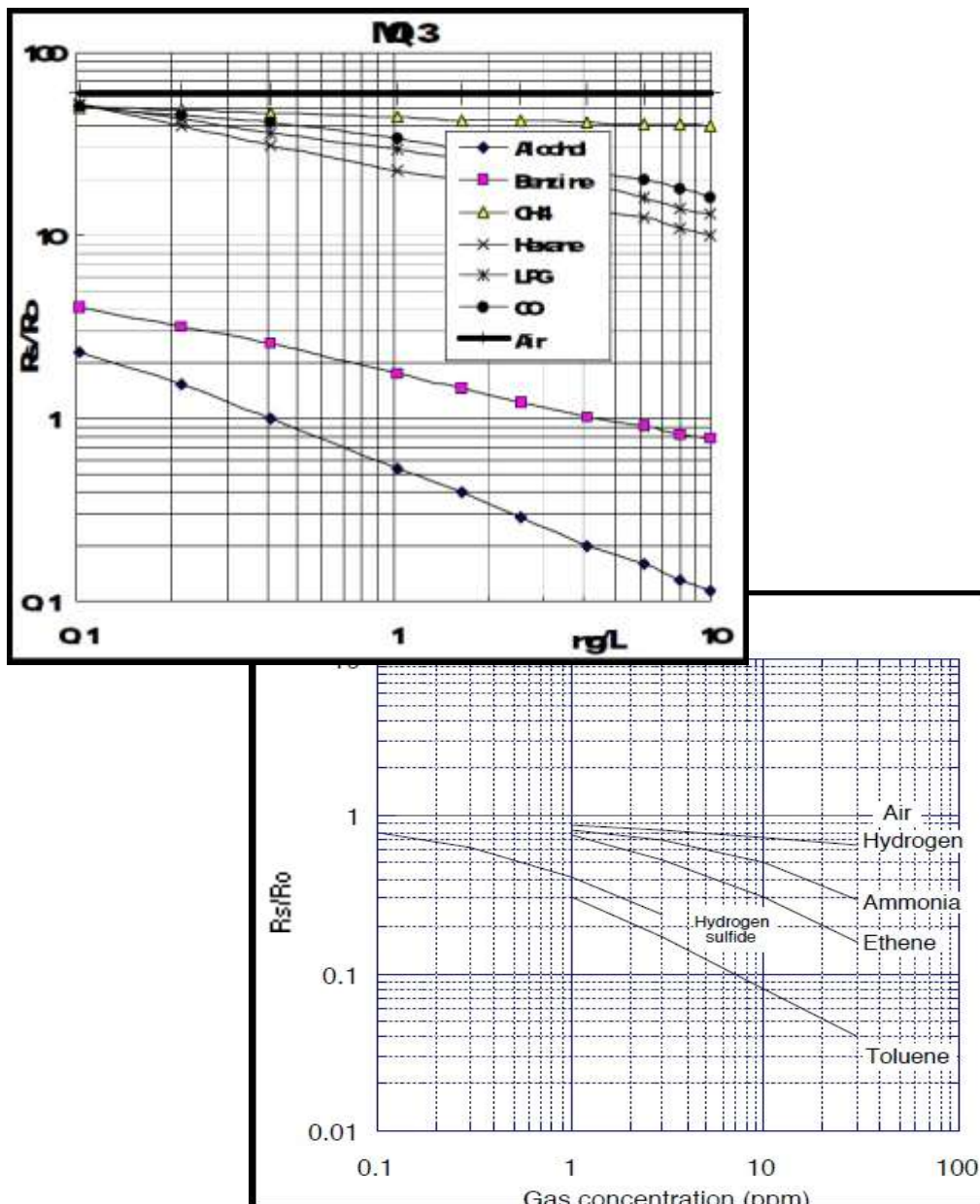
Μέσω του Lab View Παρατηρούμε την διαδικασία Μέτρησης .Βλέπουμε σε πραγματικό Χρόνο την αντίδραση των αισθητήρων στη διάρκεια του χρόνου, μπορούμε να επιλέξουμε τότε το Lab View θα σταματήσει να καταγράφει τις τιμές του αισθητήρα και να αποθηκεύσουμε τα δεδομένα σε μία βάση δεδομένων.

Μόλις αποφασίσουμε ότι μπορούμε να συλλέξουμε μια αντιπροσωπευτική τιμή του μέγιστου πλατό του κάθε αισθητήρα σταματάμε την μέτρηση, αποθηκεύουμε τα δεδομένα και αφαιρούμε το δείγμα.

Να σημειώσουμε εδώ ότι οι αισθητήρες πρέπει να τεθούν σε λειτουργία το ελάχιστο μία ώρα πριν να αρχίσουμε τις μετρήσεις αυτό είναι ένα μειονέκτημα που έκανε την πειραματική διαδικασία ποιο χρονοβόρα , το γεγονός αυτό όμως δεν παύει να έχει μικρή σημασία για εμάς , διότι πιστεύουμε ότι κυρίως οφείλεται στη χαμηλή ποιότητα των αισθητήρων που είχαμε την δυνατότητα να επιλέξουμε. Σύμφωνα με μία έρευνα αγοράς που πραγματοποιήθηκε πριν την επιλογή των τελικών αισθητήρων υπάρχουν στο εμπόριο καταλληλότεροι πιθανόν αισθητήρες και καλύτερης ποιότητας αλλά με αρκετά μεγάλο κόστος που φτάνει και το ποσό των 1.000 ευρώ.

3.8 Ανάλυση των πτητικών ενώσεων που ανιχνεύουν οι αισθητήρες μας και αναδύονται από την Τρούφα .

Σύμφωνα με τα φύλλα δεδομένων (data sheets) των αισθητήρων που επιλέξαμε μπορούμε να διακρίνουμε ποιές πιθανές πτητικές ενώσεις που αναδύονται από τις Τρούφες ανιχνεύονται από τους αισθητήρες. Για παράδειγμα ο αισθητήρας MQ3 ο οποίος ανιχνεύει το αλκοόλ θα μπορούσε να αντιλαμβάνεται εκτός των άλλων την ανδροστενόλη και την οκτενόλη, ενώ ο TGS2602 θα μπορούσε να ανιχνεύσει το αιθάνιο και το διμεθυλοσουλφίδιο. Στις παρακάτω εικόνες παρουσιάζονται οι χαρακτηριστικές καμπύλες ευαισθησίας των MQ3 και TGS2602 αντίστοιχα.



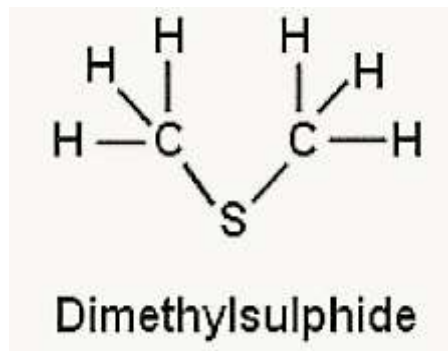
Σχήμα 3.3 Καμπύλες ευαισθησίας αισθητήρων MQ3 και TGS2602

- **DMS dim ethyl sulfide** CH₃SCH₃

Ο **διμεθυλοθειαιθέρας** ή **διμεθυλοσουλφίδιο** (DiMethylSulphide, DMS) ή μεθυλοθειομεθάνιο ή 2-θειοπροπάνιο είναι ένας διαλυτο-θειαιθέρας, μια οργανική ένωση του θείου με συνοπτικό **συντακτικό τύπο** **CH₃SCH₃** (ή ακόμη πιο συνοπτικά Me₂S). Πρόκειται για το θειούχο ανάλογο του διμεθυλοθειαιθέρας.

Στις συνηθισμένες συνθήκες (1 atm, 25 °C) είναι ένα αδιάλυτο στο νερό και εύφλεκτο πτητικό υγρό με χαρακτηριστική δυσάρεστη οσμή.

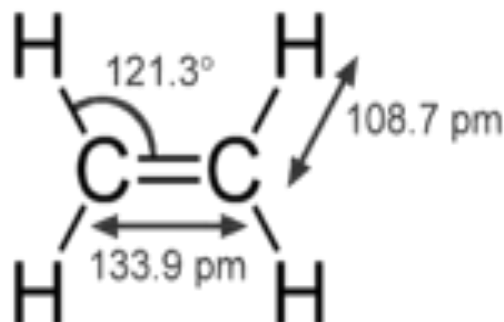
Είναι μία από τις ενώσεις που παράγονται και μυρίζουν όταν βράζουν διάφορα λαχανικά, όπως καλαμπόκι, λάχανο, παντζάρια, καθώς και θαλασσινά. Επίσης, παράγεται και εκλύεται (στη μορφή των ατμών του) κατά την ζύμωση μύρας. Είναι προϊόν διάσπασης διαφόρων θειούχων οργανικών ενώσεων όπως τα διμεθυλοσουλφοπροπιονικά (DMSP) και του βακτηριδιακού μεταβολισμού της μεθανοθειόλης.



- **Ethene** C₂H₄

Το **αιθυλένιο** ή **αιθένιο** (κατά IUPAC) (ethylene, ethene) είναι το απλούστερο αλκένιο (ακόρεστος υδρογονάνθρακας με ένα διπλό δεσμό), είναι άχρωμο, άγευστο και άοσμο αέριο, το πρώτο μέλος στην ομόλογη σειρά των αλκενίων. Λόγω της ποικιλομορφίας των προϊόντων της πετροχημικής βιομηχανίας που μπορούν να προκύψουν από αυτό θεωρείται ο σημαντικότερος (βασικός) γι' αυτήν υδρογονάνθρακας.

Αποτελεί την πρώτη σε ετησίως παραγόμενες ποσότητες οργανική ένωση (η ετήσια παγκόσμια παραγωγή αιθυλενίου πλησιάζει τους περίπου 110 εκατομμύρια τόνους). Το αιθυλένιο αποτελεί το κύριο προϊόν της θερμικής διάσπασης (πυρόλυσης) του ακάθαρτου πετρελαίου, αλλά παράγεται επίσης και με μερική οξείδωση του μεθανίου από το φυσικό αέριο.



Σχεδόν στο σύνολό του, το αιθυλένιο χρησιμοποιείται ως πρώτη ύλη για την παραγωγή πλήθους χημικών ενώσεων, που και αυτές με τη σειρά τους χρησιμοποιούνται ως πρώτες ύλες για την παραγωγή τεράστιας ποικιλίας άλλων χημικών ουσιών.

Στη φύση απαντά κυρίως στα αέρια των πετρελαιοπηγών, αλλά σχηματίζεται επίσης σε πολύ μικρές ποσότητες κατά την ωρίμανση διαφόρων καρπών την οποία και επιταχύνει (δρα ως φυτοορμόνη). Ακόμη παράγεται σε μικρές ποσότητες και από μικροοργανισμούς.

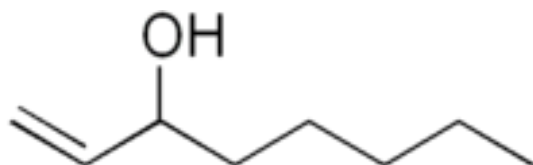
Στην απειροελάχιστη έκλυση αιθυλενίου οφείλεται το γνωστό φαινόμενο της επιτάχυνσης της ωρίμανσης άωρων φρούτων από την παρουσία υπερώριμων φρούτων στον ίδιο κλειστό χώρο (ακόμη και στα ψυγεία). Έτσι, το αιθυλένιο δρα ως φυτοορμόνη

(plant hormone), αφού μεταφέρει το χημικό σήμα "έναρξης της ωρίμανσης". Ενεργοποιεί και ρυθμίζει την ωρίμανση των καρπών (φρούτων), το άνοιγμα των ανθέων και την πτώση των φύλλων.

Υπάρχει πλήθος ουσιών που δρουν ως φυτοορμόνες, αλλά το αιθυλένιο είναι **η μόνη αέρια φυτοορμόνη**.

Η ορμόνη αιθυλένιο, παράγεται σε μεγαλύτερο βαθμό από την λευκή τρούφα.

- **Octenol 1-Octen-3-ol**



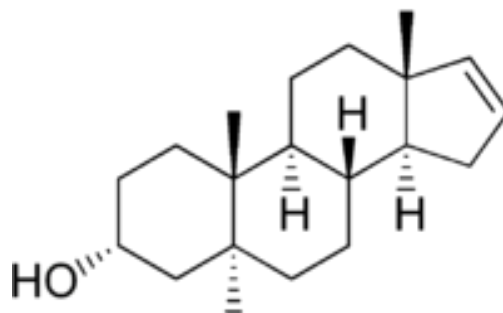
Τα ονόματα της κατά IUPAC είναι πολλά : Amyl vinyl carbinol, 1-vinylhexanol, matsutake alcohol, vinyl amyl carbinol, vinyl hexanol, matsutake alcohol, mushroom alcohol, 3-hydroxy-1-octene ή **οκτενόλη** για συντομία (επίσης γνωστή ως αλκοόλη μανιταριού), είναι μια χημική ουσία που προσελκύει δηκτικά έντομα όπως κουνούπια. Είναι τοποθετημένο στην ανθρώπινη αναπνοή και τον ιδρώτα αλλά και στην αναπνοή βοοειδών , πιστεύεται πως στην οκτενόλη μπορεί να βασιστεί η σχέση μεταξύ των βοοειδών και των εντόμων. Επίσης ενδιαφέρον είναι ότι τα εντομοαπωθητικά δρουν αναστέλλοντας την οκτενόλη στους οσφρητικούς υποδοχείς των εντόμων.

Η Οκτενόλη παράγεται από διάφορα φυτά όπως η λεμόνια και από μύκητες, συμπεριλαμβανομένων εδάδιμων μανιταριών όπως οι τρούφες. Η Οσμή του έχει χαρακτηριστεί ως πράσινη και μουχλιασμένη ή σαρκώδης. (green and moldy or meaty) Χρησιμοποιείται σε ορισμένα αρώματα και έχει εγκριθεί από τον Οργανισμό Τροφίμων και Φαρμάκων των ΗΠΑ ως πρόσθετο τροφίμων αν και είναι μέτριας τοξικότητας.

Η οκτενόλη μεταξύ και άλλων φαίνεται να είναι ειδικά συμβιωτική στους μύκητες με την ονομασία T. borchii, T. melanosporum και indicum Tuber καθώς και σε άλλους μυκορριζικούς μύκητες

- **Androstenol C19H30O**

Η **ανδροστενόλη** είναι μία ισχυρή φερομόνης στους χοίρους, που περιγράφεται σαν την γνωστή οσμή musk. Βρίσκεται σε μεγάλες ποσότητες στο σάλιο των αρσενικών αγριογούρουνων, αλλά επίσης και σε μικρότερες ποσότητες στον ανθρώπινο ιδρωτοποιούς αδένες. Είναι ανάλογο με τις ορμόνες του ανδρικού φύλου και έχει ελάχιστη ή καθόλου ανδρογόνο δράση. Η ανδροστενόλη επίσης εκκρίνεται από τους επινεφρίδιους αδένες στους ανθρώπους



μαζί με την αδρεναλίνη.

Η ανδροστενόλη, ή ένα χημικό παράγωγο της, βρίσκεται σε όλες τις τρούφες, και προσφέρεται ως μια εξήγηση για το πώς οι χοίροι τους εντοπίζουν βαθιά στο έδαφος. Τα ονόματα της κατά IUPAC είναι dimethyltetracyclo και heptadec-13-en-5-ol.

3.9 Αποτελέσματα μετρήσεων

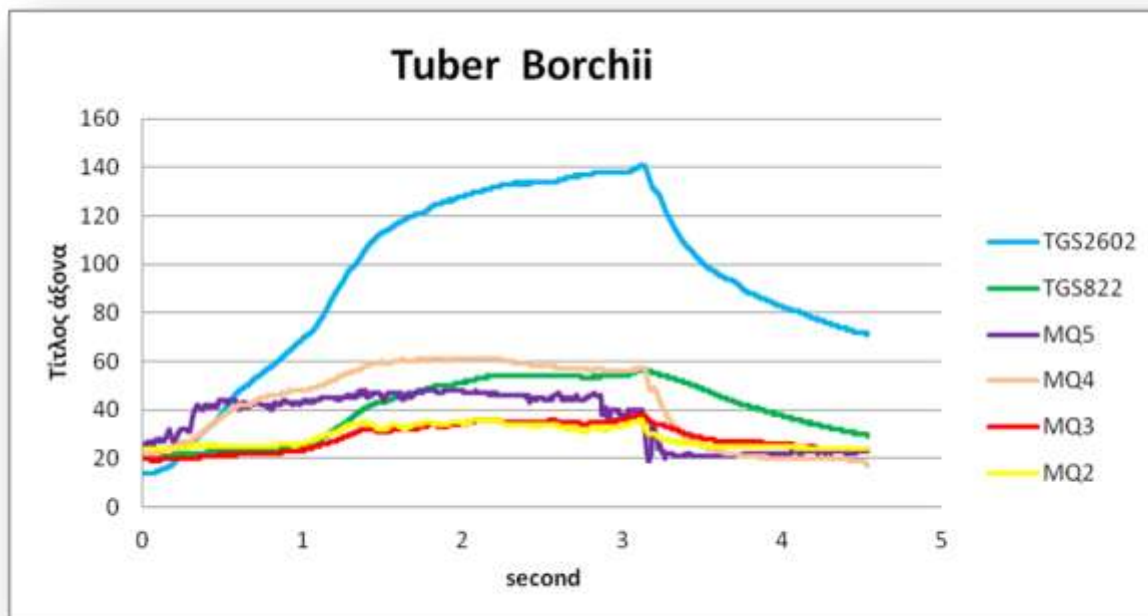
Μετρήσαμε λοιπόν εκτός των άλλων διαφορετικά είδη φρέσκιας Τρούφας σε διαφορετικές συνθήκες συντήρησης και διαφορετικές ημερομηνίες. Τα αποτελέσματα των μετρήσεων μερικών δειγμάτων Τρούφας συνοψίζονται παρακάτω.

ΛΕΥΚΗ ΤΡΟΥΦΑ τύπου ΜΠΟΡΚΕΙΟΣ ΕΛΛΗΝΙΚΗ (Tuber Borchii)

Μέτρηση 1:

Οι μετρήσεις αυτές αφορούν ένα δείγμα που ανήκει στην οικογένεια **ΛΕΥΚΗΣ ΤΡΟΥΦΑΣ** τύπου **ΜΠΟΡΚΕΙΟΣ ΕΛΛΗΝΙΚΗ** (Tuber Borchii) χαμηλής αναγνωσιμότητας και αξίας και πάρθηκαν κάτω από τις εξής συνθήκες

1. Βγήκε από το χώμα την Πέμπτη 16 Μαΐου 2013 .
2. Η Μέτρηση πάρθηκε Παρασκευή 17 Μαΐου 2013.
3. Τα δείγματα ήταν σε καλή πολύ κατάσταση .

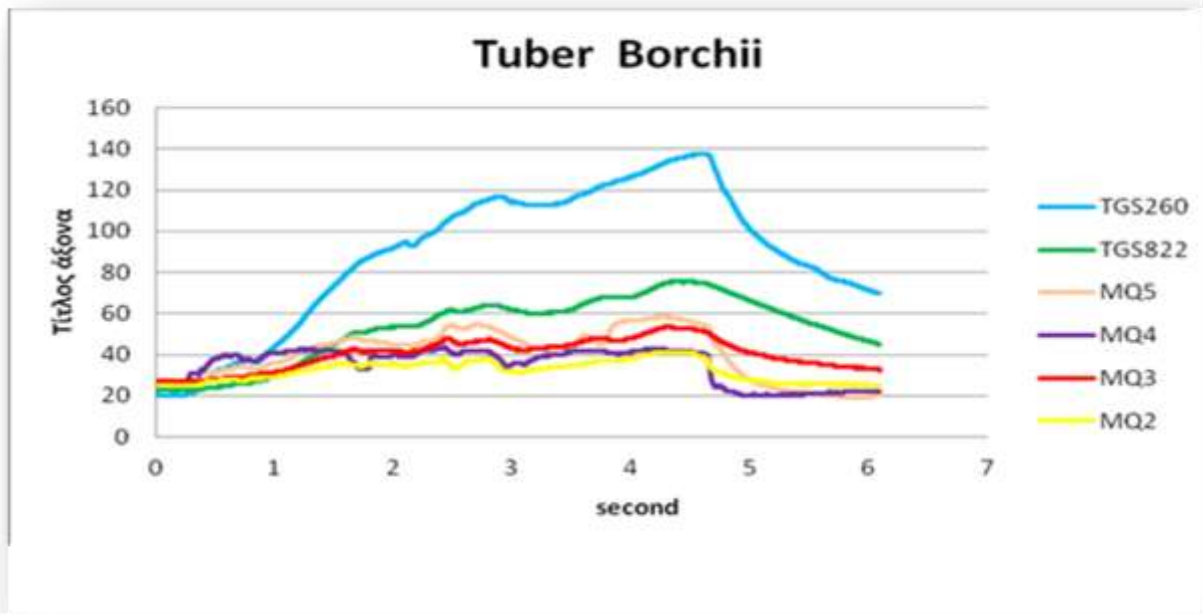


Σχήμα 3.4 Μέτρηση 1, λευκή τρούφα Tuber Borchii

Μέτρηση 2:

Οι μετρήσεις αυτές αφορούν **ΛΕΥΚΗΣ ΤΡΟΥΦΑΣ** τύπου **ΜΠΟΡΚΕΙΟΣ ΕΛΛΗΝΙΚΗ** (Tuber Borchii) και πάρθηκαν κάτω από τις εξής συνθήκες:

1. Βγήκε από το χώμα την Πέμπτη 16 Μαΐου .
2. η Μέτρηση πάρθηκε Παρασκευή 17 Μαΐου..
3. τα δείγματα είναι σε καλή κατάσταση .
4. είναι δεύτερη φορά που την μετράμε στο ίδιο πείραμα με διαφορά 20 λεπτά από την πρώτη .

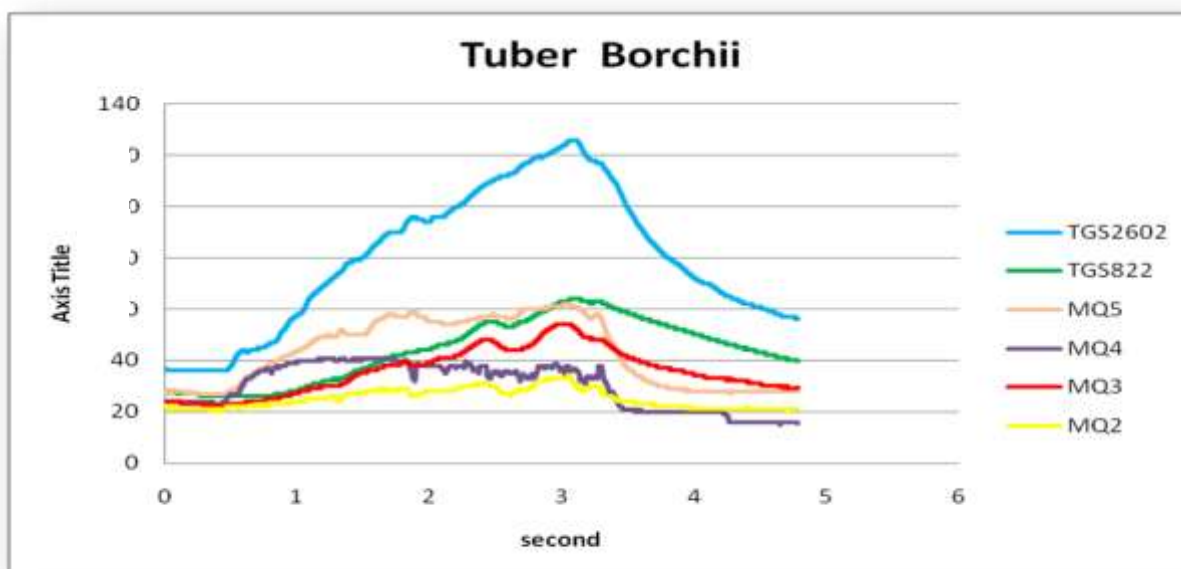


Σχήμα 3.5 Μέτρηση 2, λευκή τρούφα Tuber Borchii

Μέτρηση 3:

Οι μετρήσεις αυτές αφορούν ένα δείγμα που ανήκει στην οικογένεια **ΛΕΥΚΗΣ ΤΡΟΥΦΑΣ** τύπου **ΜΠΟΡΚΕΙΟΣ ΕΛΛΗΝΙΚΗ** (Tuber Borchii) και πάρθηκαν κάτω από τις εξής συνθήκες:

1. Βγήκε από το χώμα την Πέμπτη 16 Μαΐου .
2. Η Μέτρηση πάρθηκε Παρασκευή 17 Μαΐου..
3. Τα δείγματα είναι σε καλή κατάσταση .
4. είναι τρίτη φορά που την μετράμε στο ίδιο πείραμα με διαφορά 30 λεπτά από την πρώτη .



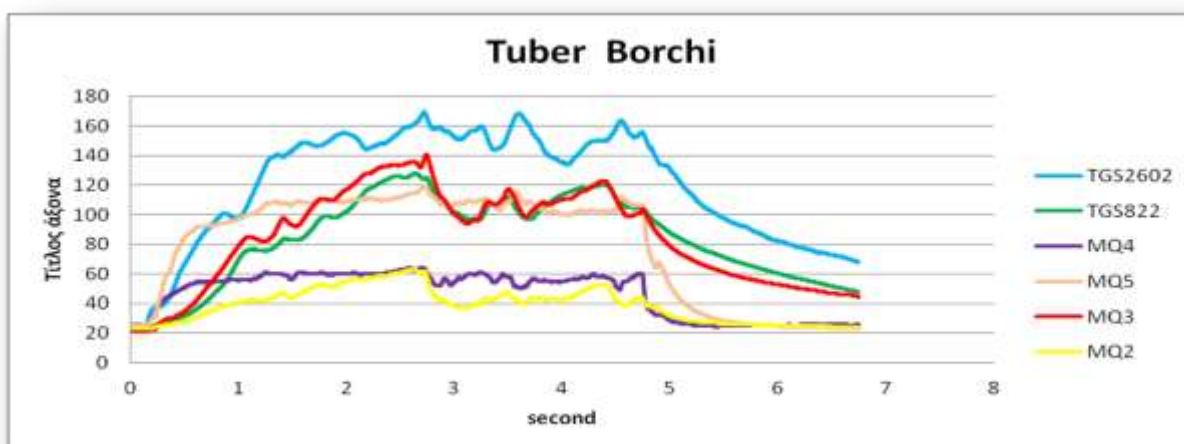
Σχήμα 3.6 Μέτρηση 3, λευκή τρούφα Tuber Borchii

Παρατηρούμε λοιπόν ότι πέρασε μισή ώρα και μετρήθηκε τρεις φορές το ίδιο δείγμα και το αποτέλεσμα που προσκομίσαμε ήταν όμοια με μία ελαφριά πτώση της έντασης του αρώματος της Τρούφας. Μπορούμε να συμπεράνουμε ότι όσο η Τρούφα βρίσκεται εκτεθειμένη στον αέρα ο «όγκος» των πτητικών ενώσεων εξατμίζεται και το σύστημα της πειραματικής διάταξης μπορεί να μας «δείξει» αυτή την πληροφορία.

Μέτρηση 4:

Οι μετρήσεις αυτές αφορούν ένα δείγμα που ανήκει στην οικογένεια **ΛΕΥΚΗΣ ΤΡΟΥΦΑΣ** τύπου **ΜΠΟΡΚΕΙΟΣ ΕΛΛΗΝΙΚΗ** (Tuber Borchii) χαμηλής αναγνωσιμότητας και αξίας και πάρθηκαν κάτω από τις εξής συνθήκες :

- 1 Βγήκε από το χώμα την Πέμπτη 28 Φεβρουαρίου
- 2 Έμεινε στην κατάψυξη 5 μέρες.
- 3 Είναι η τελευταία (9η) μέτρηση που πήραμε έπειτα από μια διαδικασία 8 μετρήσεων που διήρκησε συνολικά 3,5 ώρες από τη στιγμή που άνοιξε το κύκλωμα.



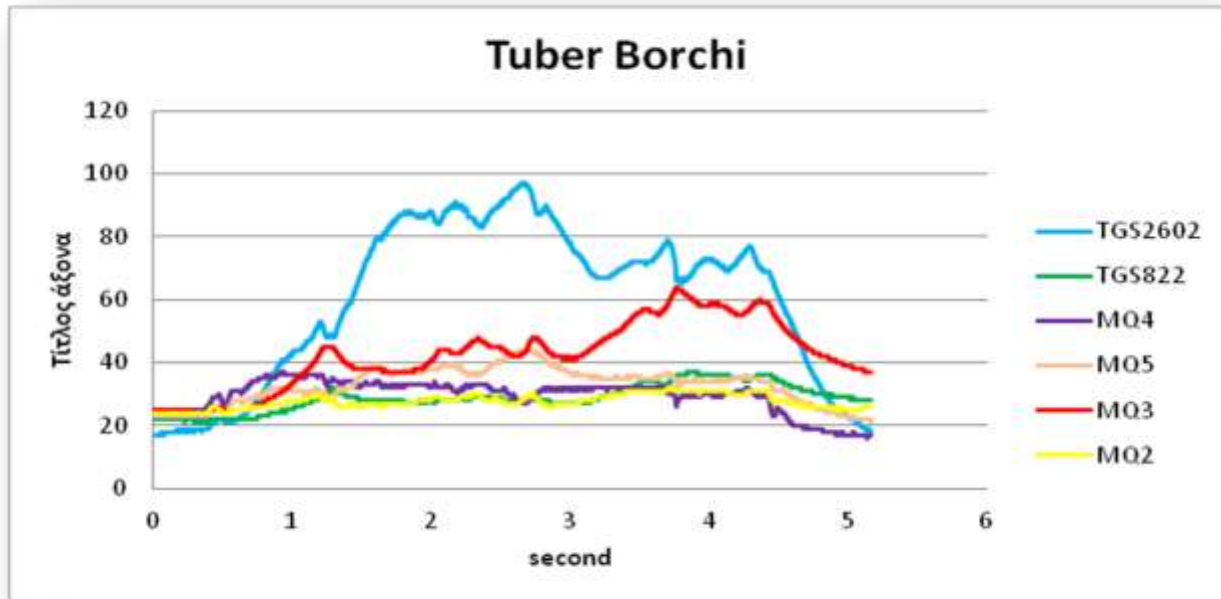
Σχήμα 3.7 Μέτρηση 4, λευκή τρούφα Tuber Borchii

Μέτρηση 5:

Οι μετρήσεις αυτές αφορούν ένα δείγμα που ανήκει στην οικογένεια **ΛΕΥΚΗΣ ΤΡΟΥΦΑΣ** τύπου **ΜΠΟΡΚΕΙΟΣ ΕΛΛΗΝΙΚΗ** (Tuber Borchii) χαμηλής αναγνωσιμότητας και αξίας και πάρθηκαν κάτω από τις εξής συνθήκες :

- 1 Βγήκε από το χώμα την Πέμπτη 28 Φεβρουαρίου .
- 2 Μετράται έπειτα από διάρκεια 3^{ov} μηνών στην κατάψυξη
- 3 Τα δείγματα είναι σε κακή κατάσταση.





Σχήμα 3.8 Μέτρηση 5, λευκή τρούφα *Tuber Borchii*

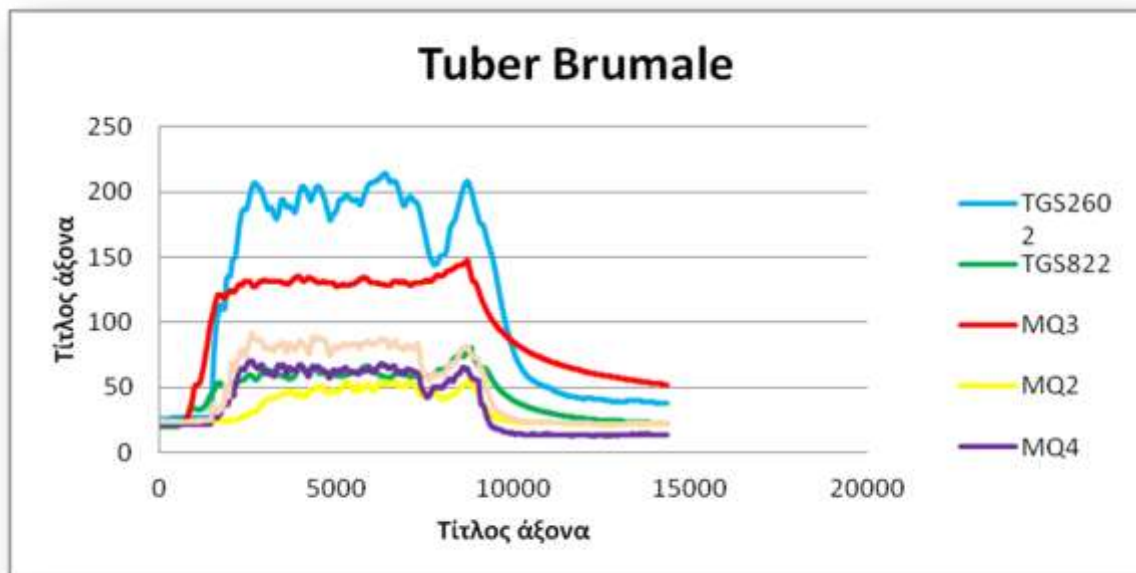
Από τις Μετρήσεις 4 και 5 μπορούμε να παρατηρήσουμε την φθορά που υπέστη το δείγμα έπειτα 3μήνες στην κατάψυξη. Η καλύτερη απόκριση μετράτε από τον TGS2602 και μπορούμε να δούμε ότι η μέγιστη τιμή του πλατό του αισθητήρα πέφτει σχεδόν στο μισό από 160 σε 90.

ΜΑΥΡΗ ΧΕΙΜΕΡΙΝΗ ΤΡΟΥΦΑ (*Tuber Brumale*)

Μέτρηση 6:

Οι μετρήσεις αυτές αφορούν την **ΜΑΥΡΗ ΧΕΙΜΕΡΙΝΗ ΤΡΟΥΦΑ (Tuber Brumale)** και πάρθηκαν κάτω από τις εξής συνθήκες:

1. Βγήκε από το χώμα την Πέμπτη 28 Φεβρουαρίου.
2. Έμεινε στην κατάψυξη 5 μέρες.
3. Το δείγμα ήταν σε καλή κατάσταση

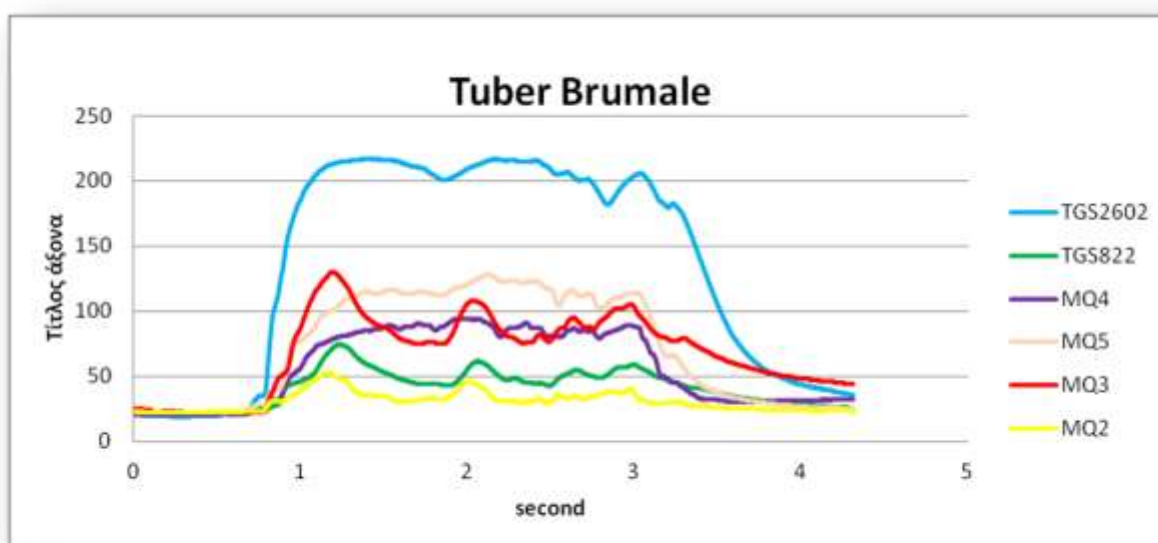


Σχήμα 3.9 Μέτρηση 6, Μαύρη χειμερινή τρούφα *Tuber Brumale*

Μέτρηση 7

Οι μετρήσεις αυτές αφορούν την **ΜΑΥΡΗ ΧΕΙΜΕΡΙΝΗ ΤΡΟΥΦΑ (Tuber Brumale)** και πάρθηκαν κάτω από τις εξής συνθήκες :

- 1 Βγήκε από το χώμα την Πέμπτη 28 Φεβρουαρίου .
- 2 έμεινε στην κατάψυξη 5 μέρες.
- 3 Η πρώτη μέτρηση πάρθηκε την Κυριακή 3 Μαρτίου .
- 4 Αυτή είναι η Δεύτερη φορά που μετράται στην ίδια πειραματική διαδικασία
- 5 τα δείγματα ήταν σε καλή κατάσταση



Σχήμα 3.10 Μέτρηση 7, Μαύρη χειμερινή τρούφα Tuber Brumale

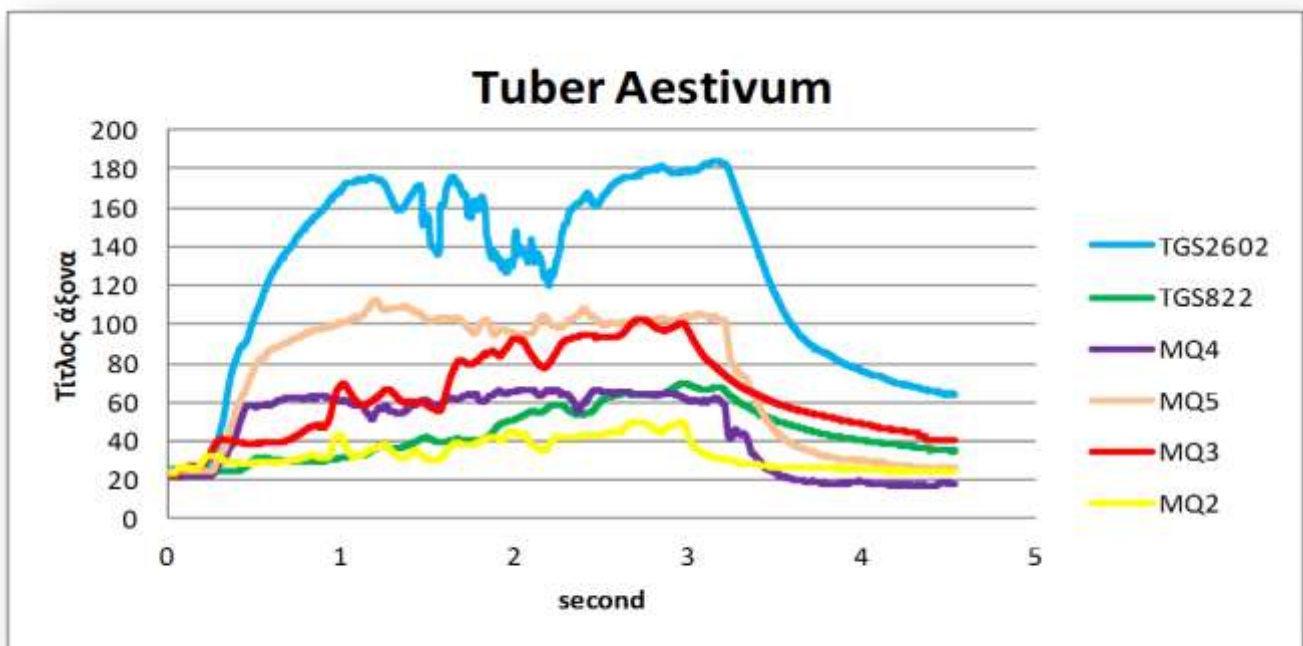
στο σημείο αυτό μπορούμε να διακρίνουμε την καλή απόδοση των αισθητήρων TGS2602 και MQ3 όπως και την εμφάνιση του αισθητήρα MQ5 σε αυτό το δείγμα (διαφορετικού είδους από τις προηγούμενες μετρήσεις (1-5)) Τρούφας.

ΜΑΥΡΗ ΚΑΛΟΚΑΙΡΙΝΗ ΤΡΟΥΦΑ «Tuber Aestivum»

Μέτρηση 8:

Οι Μετρήσεις αυτές αφορούν την **ΜΑΥΡΗ ΚΑΛΟΚΑΙΡΙΝΗ ΤΡΟΥΦΑ «Tuber Aestivum»** η οποία πάρθηκε στις εξής συνθήκες:

1. Βγήκε από το χώμα την Πέμπτη 16 Μαΐου.
2. Η μέτρηση πάρθηκε την Τρίτη 24 Μαΐου.
3. Έμεινε στην κατάψυξη 5 μέρες.

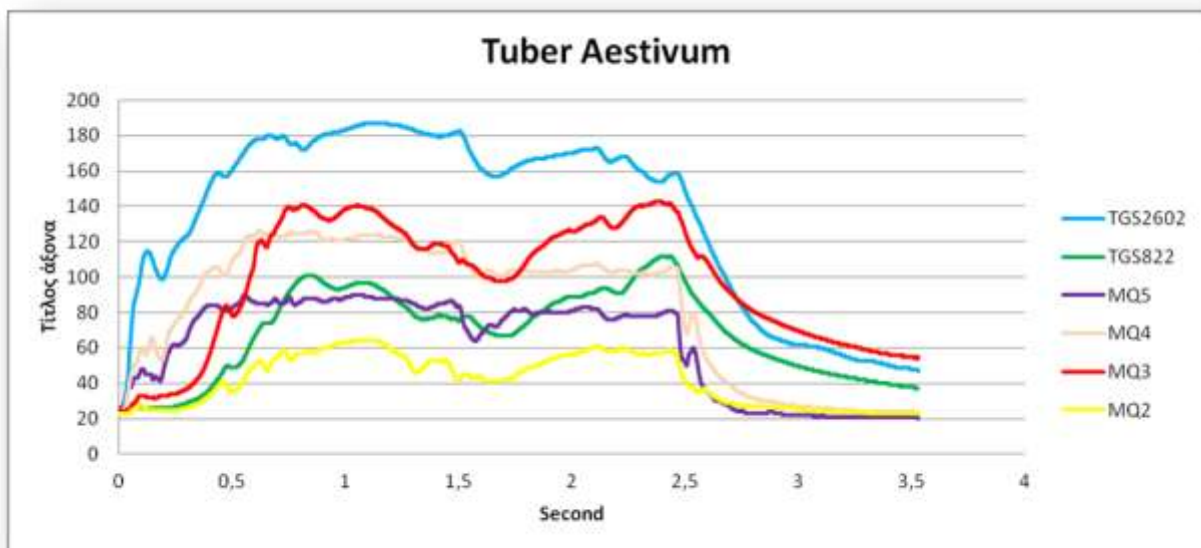


Σχήμα 3.11 Μέτρηση 8, Μαύρη χειμερινή τρούφα *Tuber Aestivum*

Μέτρηση 9:

Η μέτρηση αυτή αφορά την **ΜΑΥΡΗ ΚΑΛΟΚΑΙΡΙΝΗ ΤΡΟΥΦΑ «Tuber Aestivum»** η οποία πάρθηκε στις εξής συνθήκες:

1. Βγήκε από το χώμα την Πέμπτη 16 Μαΐου.
2. Η μέτρηση πάρθηκε την Τρίτη 24 Μαΐου.
3. Έμεινε στην κατάψυξη 5 μέρες.
4. Είναι η δεύτερη φορά που μετράται στην ίδια πειραματική διαδικασία έπειτα από διάρκεια 40 λεπτών

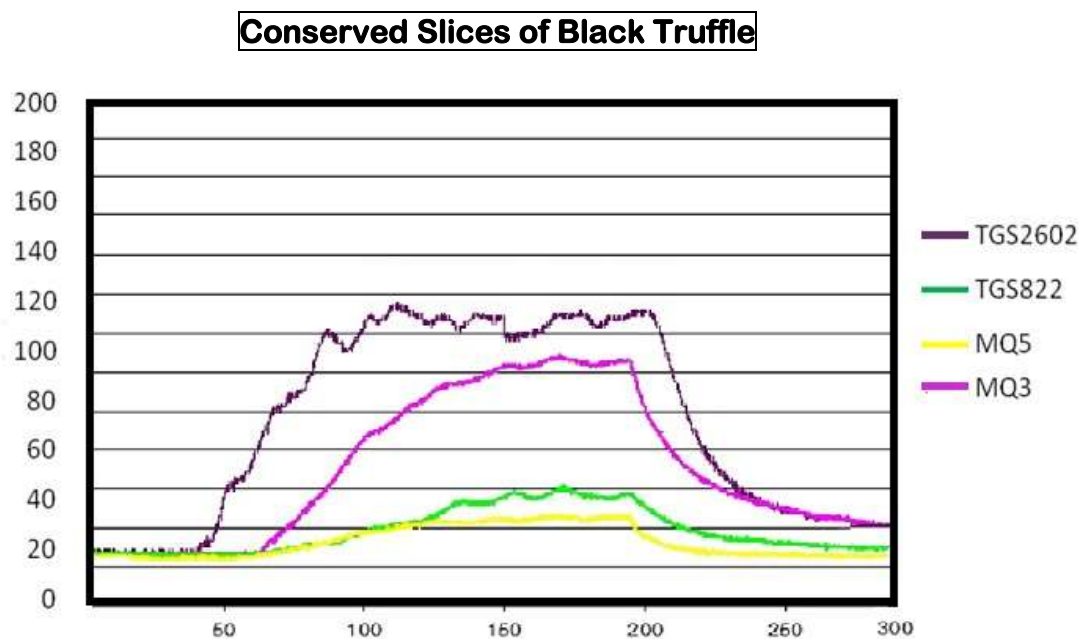


Σχήμα 3.12 Μέτρηση 9, Μαύρη καλοκαιρινή τρούφα *Tuber Aestivum*

ΤΕΧΝΗΤΑ ΑΡΩΜΑΤΙΣΜΕΝΗ ΤΡΟΥΦΑ ΣΕ ΚΟΝΣΕΡΒΑ

Μέτρηση 10:

Το παρακάτω γράφημα αφορά την πρώτη μέτρηση που πήραμε από την λειτουργία του συστήματος, αφορά κονσερβοποιημένες λεπτές φέτες τρούφας σε ελαιόλαδο αρωματισμένο με τεχνητό άρωμα τρούφας. Εδώ βλέπουμε τον TGS 2602 (χρώμα σκούρο μωβ) να αγγίζει σχεδόν την τιμή 120 και ακολουθεί ο αισθητήρας MQ3 (χρώμα ροζ) να φτάνει τα 95 ακολουθούν οι αισθητήρες με σχετικά καλή απόδοση TGS 822 (χρώμα πράσινο) και MQ 5 (χρώμα κίτρινο).



Σχήμα 3.13 Μέτρηση 10, Τεχνητά αρωματισμένη τρούφα σε κονσέρβα

Βλέπουμε ότι υπάρχουν διαφορές ανάμεσα στις μετρήσεις της φρέσκιας τρούφας και σ' αυτές της τεχνητά αρωματισμένη και κονσερβοποιημένης τρούφας με τις μετρήσεις της δεύτερης να είναι αρκετά μικρότερες.

2.9 Σύνοψη στατιστικών αποτελεσμάτων και συμπεράσματα

Μετά από την πειραματική διαδικασία , παρουσιάσαμε παραπάνω μερικά από τα αποτελέσματα , τα οποία μπορούν να μας δώσουν να καταλάβουμε την λειτουργία αλλά και τις μέχρι στιγμής δυνατότητες της πειραματικής διάταξης.

Παρατηρούμε λοιπόν πως η διάταξη λειτουργεί και η αντίδραση της φαίνεται λογική.

Δηλαδή παρατηρούμε ότι :

- ✓ ακολουθεί την φυσική εξασθένηση των πτητικών οργανικών ενώσεων
- ✓ μας παρέχει στατιστικές διαφορές ανάμεσα στο τεχνητό και το φυσικό άρωμα τρούφας
- ✓ μας παρέχει κάποιες στατιστικές διαφορές ανάμεσα στα διαφορετικά είδη της τρούφας
- ✓ μετά από κάθε μέτρηση επανέρχεται και είναι έτοιμη να καταγράψει το επόμενο είδος σχετικά γρήγορα

Θα χρησιμοποιήσουμε τα αποτελέσματα που αποκομίσαμε από όλη την διαδικασία για την προσπάθεια ταξινόμησης των μετρήσεών μας. Είναι ξεκάθαρο ότι με βάση τα αποτελέσματα υπάρχουν πολλές πιθανότητες να γίνεται εφικτή η ταξινόμηση ανάμεσα σε φυσικό και τεχνητό άρωμα τρούφας. Επίσης, μετρήσεις άλλων δειγμάτων, όπως καθαρού οιοπνεύματος, αιθέριων ελαίων και άλλων μανιταριών, δείχνουν ότι είναι δυνατό να γίνει διάκριση ανάμεσα στο άρωμα της τρούφας και σε άλλες άσχετες οσμές.

Για να ειπωθεί αυτό με σιγουριά, όμως, θα χρειαστούν πολλές ακόμη μετρήσεις φυσικού και τεχνητού αρώματος Τρούφας κάτι που εμείς δεν είχαμε τον χρόνο αλλά και την δυνατότητα να πραγματοποιήσουμε.

Μια μελλοντική συνέχεια της παρούσας εργασίας μπορεί να είναι η μέτρηση πολλών δειγμάτων διαφορετικών ειδών Τρούφας, ώστε να εξεταστεί αν γίνεται με ακρίβεια η ταξινόμησή τους μόνο από την οσμή. Αυτό θα ήταν πολύ χρήσιμο εργαλείο ανίχνευσης, αφού ένα από τα χαρακτηριστικά της Τρούφας είναι ότι δεν μπορείς τις περισσότερες φορές να ξεχωρίσεις το είδος της παρά μόνο αν την κόψεις και παρατηρήσεις το εσωτερικό της. Και κάνεις δεν θέλει να καταστρέψει μια τρούφα!

Η παρουσίαση της προσπάθειας για ταξινόμηση θα ακολουθήσει σε επόμενο κεφάλαιο αφού παρουσιάσουμε κάποιες βασικές αρχές της Αναγνώρισης Προτύπων.

Κεφάλαιο 4^ο

Αναγνώριση Προτύπων και αλγόριθμοι ταξινόμησης

4.1 Εισαγωγή

Η ευκολία με την οποία αναγνωρίζουμε ένα πρόσωπο ή αντιλαμβανόμαστε μια μελωδία ή αναγνωρίζουμε μια μυρωδιά, περιγράφεται από πολύπλοκες διαδικασίες που ανήκουν και περιγράφονται από αυτό που ονομάζεται Αναγνώριση Προτύπων. Ως Αναγνώριση Προτύπων ορίζεται η διαδικασία κατά την οποία παρατηρούμε απλά δεδομένα και λαμβάνουμε αποφάσεις βασιζόμενες στην «κατηγορία» του προτύπου. Αυτό έχει ζωτική σημασία ακόμη και για την επιβίωση μας. Η αναγνώριση προτύπων (pattern recognition) είναι ο επιστημονικός κλάδος που ασχολείται με την περιγραφή και κατάταξη αντικειμένων σε ένα αριθμό κατηγοριών. Τα υπό κατάταξη αντικείμενα καλούνται πρότυπα (patterns). Ένα πρότυπο είναι μια περιγραφή ενός αντικειμένου.

Είναι φυσικό να θέλουμε να σχεδιάζουμε και να «χτίζουμε» μηχανές που αναγνωρίζουν πρότυπα. Η αυτόματη αναγνώριση φωνής, η αναγνώριση μέσω δακτυλικών αποτυπωμάτων, η οπτική αναγνώριση χαρακτήρων κειμένου, η αναγνώριση ακολουθιών DNA και τόσα άλλα καθιστούν σαφές το γεγονός ότι η αξιόπιστη και ακριβής αναγνώριση προτύπων από μια μηχανή είναι πάρα πολύ χρήσιμη. Επιπλέον, από την επίλυση των διαφόρων προβλημάτων που προκύπτουν κατά την υλοποίηση τέτοιων συστημάτων, αποκτούμε βαθύτερη κατανόηση και εκτίμηση για τα συστήματα αναγνώρισης προτύπων στο φυσικό κόσμο και πολύ περισσότερο στον άνθρωπο. Για κάποια προβλήματα όπως είναι η ομιλία και η οπτική αναγνώριση, οι προσπάθειες σχεδιασμού μπορεί στην πραγματικότητα να εμπνευστούν από τη γνώση του πώς αυτά λειτουργούν στη φύση, τόσο ως προς τους αλγορίθμους σχεδιασμού όσο και ως προς το σχεδιασμό υλικού (hardware) για το σκοπό αυτό.

Αναφέρονται δύο κατηγορίες αναγνώρισης προτύπων: Τα *σαφή* πρότυπα (concrete items) που μπορεί να είναι χαρακτήρες, εικόνες, αντικείμενα και ήχοι και τα *αφηρημένα* πρότυπα που δίνουν τη λύση ενός μαθηματικού προβλήματος ή ενός φιλοσοφικού επιχειρήματος.

Η αναγνώριση σαφών προτύπων γίνεται με ταξινόμηση προτύπων στο χώρο (spatial patterns) π.χ. τυπωμένοι χαρακτήρες, δακτυλικά αποτυπώματα, εικόνες, χάρτες καιρού κ.τ.λ. και με ταξινόμηση προτύπων στο χρόνο (temporal patterns) δηλαδή χρονοσειρές όπως ακουστικές κυματομορφές, ηλεκτροεγκεφαλογραφήματα και σήματα ραντάρ.

4.2 Μέθοδοι αναγνώρισης προτύπων

Η αναγνώριση προτύπων ορίζεται ως η διαδικασία κατά την οποία παίρνουμε ακατέργαστα δεδομένα και λαμβάνουμε μια ενέργεια με βάση την κατηγορία των δεδομένων. Στόχος της είναι η κατηγοριοποίηση των δεδομένων, βασιζόμενη είτε σε μια προκαταβολική γνώση είτε σε μαθηματικοστατιστικά χαρακτηριστικά εξαγόμενα από τα

δεδομένα. Τα δεδομένα που πρόκειται να κατηγοριοποιηθούν είναι συνήθως ομάδες μετρήσεων ή παρατηρήσεις που ορίζουν σημεία σε έναν πολυδιάστατο χώρο. Τα αναζητούμενα πρότυπα δεν είναι εκ των προτέρων σαφώς ορισμένα. Ένα ολοκληρωμένο σύστημα αναγνώρισης προτύπων απαρτίζεται από μια *αισθητήρια διάταξη* που περισυλλέγει τις παρατηρήσεις που πρόκειται να κατηγοριοποιηθούν ή να περιγραφούν, ένα μηχανισμό *εξαγωγής χαρακτηριστικών* (*feature extraction*) ο οποίος εξάγει αριθμητική ή συμβολική πληροφορία και ένα σχέδιο ταξινόμησης που θα κατατάσσει τα πρότυπα με κριτήριο τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά.

Η περιγραφή ή η κατάταξη συχνά βασίζεται στη διαθεσιμότητα ενός ήδη υπάρχοντος συνόλου προτύπων. Το σύνολο αυτό που έχει ήδη χαρακτηριστεί ή κατηγοριοποιηθεί ορίζεται ως *training set* και η γνωστική διαδικασία σαν *επιβλεπόμενη*. Η διαδικασία μάθησης μπορεί να είναι και *μη επιβλεπόμενη* εφόσον το σύστημα δεν έχει εφοδιαστεί με κάποια *a priori* βιβλιοθήκη ταξινομημένων προτύπων και εγκαθιστά το ίδιο τις κλάσεις με γνώμονα στατιστικά γνωρίσματα των δεδομένων.

Ένα σχέδιο κατάταξης ως επί το πλείστον κάνει χρήση μιας εκ των δύο συνηθέστερων προσεγγίσεων: της *στατιστικής* ή της *συντακτικής* (*δομικής*). Η στατιστική αναγνώριση προτύπων βασίζεται σε στατιστικό χαρακτηρισμό των προτύπων, υποθέτοντας πως τα πρότυπα παράγονται από ένα σύστημα πιθανοτήτων. Η συντακτική (ή δομική) αναγνώριση προτύπων στηρίζεται στις δομικές διασυνδέσεις των εξαγόμενων γνωρισμάτων. Το φάσμα των αλγορίθμων που μπορούν να εφαρμοστούν για αναγνώριση προτύπων είναι εξαιρετικά ευρύ, από τον απλό στατιστικό ταξινομητή του Bayes έως τα εντυπωσιακής δυναμικότητας αλλά και πολυπλοκότητας νευρωνικά δίκτυα.

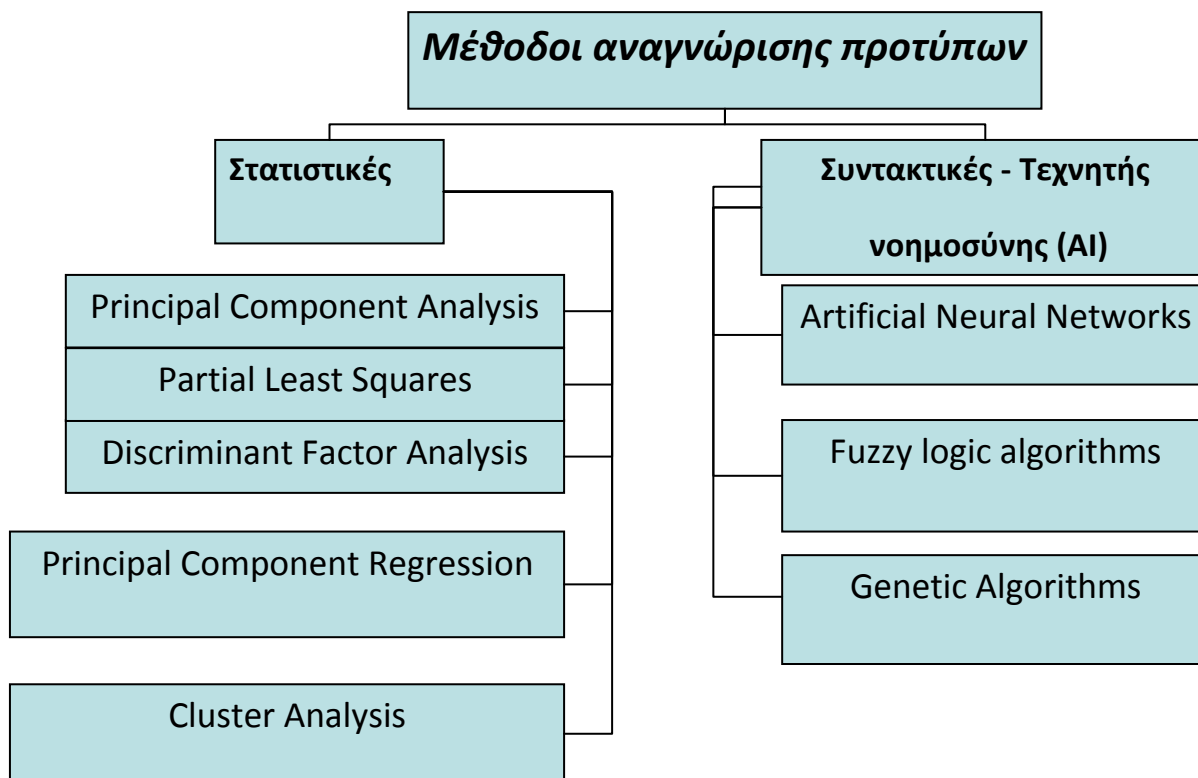
Ένα απαιτητικό πρόβλημα στην αναγνώριση προτύπων, που δεν έχει ακόμη αποσαφηνιστεί πλήρως, είναι η σχέση μεταξύ των δεδομένων που βαίνουν προς ταξινόμηση και της απόδοσης των διαφόρων αλγορίθμων αναγνώρισης προτύπων – ταξινομητών. Δεν υπάρχει με απλά λόγια κάποια αντικειμενικά αποδεκτή αξιολόγηση των ταξινομητών ως προς το αντικείμενο εφαρμογής τους, παρά μόνον κατευθύνσεις εμπειρικής προέλευσης.

Τυπικές εφαρμογές αναγνώρισης προτύπων είναι η *αναγνώριση ομιλίας*, η *μετάφραση κειμένου*, η αυτόματη *ανάγνωση χειρόγραφου κειμένου* και η αυτόματη *αναγνώριση εικόνων ή προσώπων*, εφαρμογές τετριμμένες πλέον. Τα συστήματα αναγνώρισης στα δύο τελευταία παραδείγματα από την ανάλυση εικόνων δέχονται ως είσοδο εικόνες σε ψηφιακή μορφή.

Ακολουθώντας θα εξετάσουμε τις πιο διαδεδομένες από τις δύο κύριες κατηγορίες μεθόδων αναγνώρισης, τις στατιστικές και συντακτικές μεθόδους.

4.3 Ανάλυση Συστήματος Αναγνώρισης Προτύπων

Σε ένα κλασικό σύστημα αναγνώρισης Προτύπων υπάρχουν τρεις διαφορετικές λειτουργίες: η εξαγωγή χαρακτηριστικών η προεπεξεργασία, και η ταξινόμηση. Το Σχήμα 4.2 δείχνει ένα διάγραμμα των συνιστωσών ενός συστήματος ταξινόμησης προτύπων. Για να κατανοήσουμε το πρόβλημα του σχεδιασμού ενός τέτοιου συστήματος πρέπει να κατανοήσουμε πρώτα τα προβλήματα που κάθε μια από αυτές τις συνιστώσες πρέπει να επιλύσει. Στη συνέχεια θα δούμε τις λειτουργίες της κάθε συνιστώσας με τη σειρά και θα περιγράψουμε επιμέρους προβλήματα που μπορεί να προκύψουν.



Σχήμα 4.1 Δημοφιλέστερες μέθοδοι αναγνώρισης προτύπων

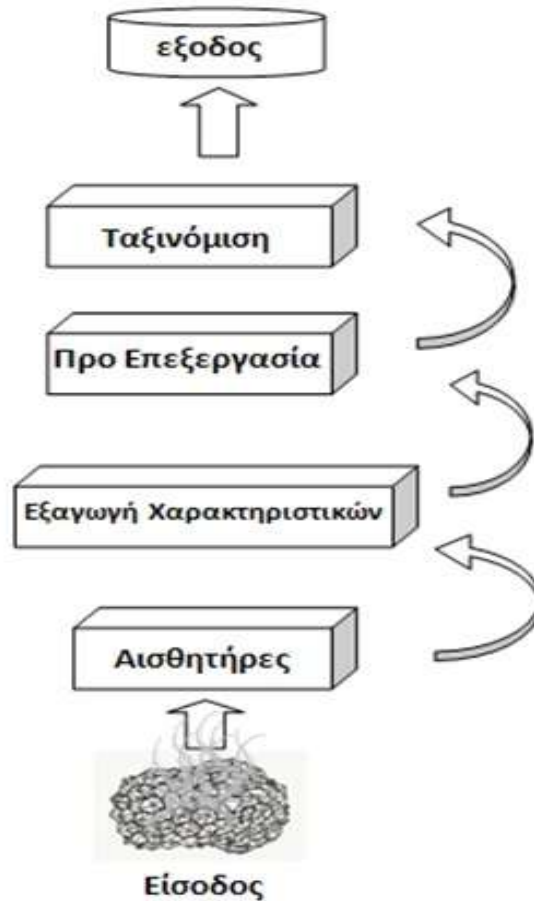
4.3.1 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών

Το θεωρητικό όριο ανάμεσα στην εξαγωγή χαρακτηριστικών και την ταξινόμηση είναι κάπως αυθαίρετο. Ένας ιδανικός εξαγωγέας χαρακτηριστικών θα παρήγαγε μια αναπαράσταση, η οποία θα έκανε αρκετά εύκολο το έργο του ταξινομητή. Αντίστροφα ένας καλός ταξινομητής δε θα χρειαζόταν βοήθεια από έναν πολύπλοκο εξαγωγέα χαρακτηριστικών. Η διάκριση αυτών των διαδικασιών γίνεται κυρίως για πρακτικούς λόγους παρά για θεωρητικούς.

Ο παραδοσιακός στόχος του εξαγωγέα χαρακτηριστικών είναι να χαρακτηρίσει ένα αντικείμενο που πρόκειται να αναγνωριστεί από μετρήσεις των οποίων οι τιμές είναι αρκετά παρόμοιες, για αντικείμενα που ανήκουν στην ίδια κατηγορία, και πολύ διαφορετικές, για αντικείμενα που ανήκουν σε διαφορετικές κατηγορίες. Αυτό οδηγεί στην ιδέα να ψάχνει κανείς για διαφορετικά χαρακτηριστικά τα οποία να είναι αμετάβλητα όταν υπόκεινται σε «άσχετους» μετασχηματισμούς της εισόδου.

4.3.2 Προεπεξεργασία

Σκοπός των προεπεξεργαστικών αλγορίθμων είναι η δημιουργία μιας νέας αναπαράστασης των αρχικών δεδομένων, απελευθερωμένης από παραμορφωτικούς παράγοντες, επαρκούς ειδικά για το συγκεκριμένο μοντέλο αναγνώρισης.



Σχήμα 4.2 Στάδια Αναγνώρισης Οσμής

Η προεπεξεργασία των δεδομένων είναι δυνατόν να επηρεάσει την ταξινόμηση ενώ δεν υπάρχουν γενικές γραμμές καθοδήγησης για τον προσδιορισμό της καταλληλότερης μεθόδου προεπεξεργασίας. Η συγκέντρωση, για παράδειγμα, μπορεί να επηρεάσει την κλίμακα των δεδομένων που συλλέγουν οι αισθητήρες. Έτσι, καθώς ο αλγόριθμος αναγνώρισης προτύπων κανονικά εξετάζει τις διαφορές που εμφανίζουν μεταξύ τους τα πρότυπα, ένα τέτοιο φαινόμενο διαφοροποίησης στην κλίμακα θα μπορούσε να κρύψει τις υπάρχουσες αλληλεπιδράσεις και διαφορές δυσχεραίνοντας το έργο της αναγνώρισης. Για την αποφυγή τέτοιων φαινομένων υπό συνθήκες συνθήκες πραγματοποιείται μέσω στατιστικών μεθόδων εξομάλυνση των δεδομένων.

Μια σημαντική παράμετρος είναι το γεγονός πως ο συνδυασμός και η εναλλαγή των προεπεξεργαστικών βημάτων επηρεάζει την επίδραση που έχουν αυτά στη μετέπειτα διαδικασία κι έτσι δε μπορούμε να θεωρούμε τα βήματα αυτά καθώς και τα αποτελέσματά τους ανεξάρτητα μεταξύ τους. Για να γίνει πιο σαφές με ένα παράδειγμα, αν σε ένα αρχικό σετ δεδομένων απαιτείται scaling για την εξαγωγή μιας λογικής τελικής ερμηνείας δε σημαίνει ότι εξακολουθεί να υφίσταται η ανάγκη αυτή εάν έχουμε μετασχηματίσει το σετ παίρνοντας τις παραγώγους του.

Μερικοί διαδομένοι μετασχηματισμοί που πραγματοποιούνται πριν τη διαδικασία της αναγνώρισης προτύπων είναι :

- Λογαριθμικός
- Πρώτης παραγώγου
- Δευτέρας παραγώγου

Οι μετασχηματισμοί αυτοί πραγματοποιούνται συνήθως επί των ακατέργαστων δεδομένων και δε θα μας απασχολήσουν στη δική μας εφαρμογή όπου εξετάζουμε μόνον τη μέγιστη απόκριση. Αξίζει όμως να αναφερθούν μιας κι απαντώνται με μεγάλη συχνότητα στη βιβλιογραφία.

4.3.3 Ταξινόμηση

Ο βαθμός δυσκολίας του προβλήματος ταξινόμησης εξαρτάται από την μεταβλητότητα των τιμών των χαρακτηριστικών για αντικείμενα της ίδιας κατηγορίας σε σχέση με τη διαφορά μεταξύ των τιμών των χαρακτηριστικών για αντικείμενα που ανήκουν σε διαφορετικές κατηγορίες. Η μεταβλητότητα των τιμών των χαρακτηριστικών των αντικείμενων της ίδιας κατηγορίας μπορεί να οφείλεται στην πολυπλοκότητα αλλά και στο θόρυβο. Ορίζουμε το θόρυβο σύμφωνα με τους ακόλουθους γενικούς όρους: κάθε ιδιότητα του προτύπου που δεν οφείλεται στο πραγματικό υποκείμενο μοντέλο αλλά απεναντίας στην τυχαιότητα του πραγματικού κόσμου ή των αισθητήρων. Όλα τα δύσκολα προβλήματα της αναγνώρισης προτύπων αφορούν το θόρυβο. Όλες οι δύσκολες αποφάσεις και τα προβλήματα αναγνώρισης προτύπων εμπεριέχουν τον θόρυβο σε κάποια μορφή του. Ποιος όμως είναι ο καλύτερος τρόπος να σχεδιάσουμε ένα ταξινομητή ο οποίος θα συνεργάζεται με αυτήν την μεταβλητότητα; Ποια είναι η καλύτερη δυνατή απόδοση του ταξινομητή;

Ένα πρόβλημα που εμφανίζεται στην πράξη είναι ότι δεν μπορούμε πάντα να καθορίσουμε τις τιμές όλων των χαρακτηριστικών για μια δεδομένη είσοδο. Στο σύστημά μας για την αναγνώριση της οσμής, για παράδειγμα, μπορεί να μην είναι δυνατό να καθορίσουμε κάποια πτητική ένωση επειδή επικαλύπτεται από κάποια άλλη. Πώς θα μπορούσε ο ταξινομητής να ισοσκελίσει αυτήν την απώλεια; Η αφελής μέθοδος της υπόθεσης ότι η τιμή του χαρακτηριστικού που λείπει είναι μηδέν ή ίση με τη μέση τιμή των άλλων τιμών για τα πρότυπα που έχουν ήδη αναγνωριστεί, είναι μάλλον μη βέλτιστη. Παρομοίως, προκύπτει το πρόβλημα της εκπαίδευσης και χρήσης ενός ταξινομητή όταν κάποια χαρακτηριστικά λείπουν. Επειδή η Ταξινόμηση παίζει έναν δύσκολο ρόλο στην αναγνώριση προτύπων θα σταθούμε και θα την μελετήσουμε εκτενέστερα ώστε να μπορέσουμε να αντιληφθούμε την έννοια της καλύτερα.

4.4 Ταξινόμηση ή αλλιώς Κατηγοριοποίηση

Η **κατηγοριοποίηση** (classification) είναι όπως είπαμε μία τεχνική της εξόρυξης δεδομένων, κατά την οποία ένα στοιχείο ανατίθεται σε ένα προκαθορισμένο σύνολο κατηγοριών. Ο όρος κατηγοριοποίηση συναντάται στην βιβλιογραφία και ως **ταξινόμηση**. Γενικότερα, ο στόχος της διαδικασίας αυτής είναι η ανάπτυξη ενός μοντέλου, το οποίο αργότερα θα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την κατηγοριοποίηση μελλοντικών δεδομένων. Τέτοια παραδείγματα είναι ο διαχωρισμός των emails με βάση την επικεφαλίδα τους ή το περιεχόμενό τους, η πρόβλεψη καρκινικών κυττάρων χαρακτηρίζοντας τα ως καλοήθη ή κακοήθη, η κατηγοριοποίηση πελατών μιας τράπεζας ανάλογα με την πιστωτική τους ικανότητα κ.α.

Η κατηγοριοποίηση μπορεί να περιγραφεί ως μία διαδικασία δύο βημάτων:

1. **Εκμάθηση(Learning):** Στο πρώτο βήμα της διαδικασίας δημιουργείται/προσδιορίζεται το μοντέλο με βάση ένα σύνολο προκατηγοριοποιημένων παραδειγμάτων, που ονομάζεται δεδομένα εκπαίδευσης(training data). Τα δεδομένα εκπαίδευσης αναλύονται από ένα αλγόριθμο κατηγοριοποίησης, προκειμένου να σχηματιστεί το μοντέλο. Λόγω του ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης ανήκουν σε μία προκαθορισμένη κατηγορία, η οποία είναι γνωστή, η κατηγοριοποίηση αποτελεί μέθοδος εποπτευομένης μάθησης(supervised learning). Το μοντέλο, που λέγεται και αλλιώς κατηγοριοποιητής(classifier), αναπαρίσταται με τη μορφή κανόνων κατηγοριοποίησης(classification rules), δέντρων απόφασης(decision trees) ή μαθηματικών τύπων.
2. **Κατηγοριοποίηση(Classification):** Μετά την δημιουργία του μοντέλου, το επόμενο βήμα είναι η αξιολόγησή του. Για να επιτευχθεί αυτό, χρησιμοποιούμε τα δοκιμαστικά δεδομένα(test data) για να υπολογίσουν την ακρίβεια του μοντέλου. Το μοντέλο κατηγοριοποιεί τα δοκιμαστικά δεδομένα. Έπειτα, η κατηγορία που σχηματίστηκε με βάση τα δοκιμαστικά δεδομένα συγκρίνεται με την πρόβλεψη που έγινε για τα δεδομένα εκπαίδευσης, τα οποία είναι ανεξάρτητα από αυτά της δοκιμής. Η ακρίβεια του μοντέλου υπολογίζεται από το ποσοστό των δειγμάτων δοκιμής που κατηγοριοποιήθηκαν σωστά σε σχέση με το υπό εκπαίδευση μοντέλο.

Στην περίπτωση που το μοντέλο κριθεί αποδεκτό, τότε μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την κατηγοριοποίηση μελλοντικών δειγμάτων δεδομένων, των οποίων η κατηγοριοποίηση είναι άγνωστη.

4.5 Βασικές έννοιες ταξινόμησης

Η **ταξινόμηση ή κατηγοριοποίηση (classification)** είναι η πιο γνωστή και πιο δημοφιλής τεχνική **εξόρυξης γνώσης (data mining)**. Πολλές εταιρίες του ιδιωτικού και του δημόσιου τομέα χρησιμοποιούν σε καθημερινή βάση συστήματα κατηγοριοποίησης. Παραδείγματα τέτοιου είδους συστημάτων είναι τα συστήματα αναγνώρισης προτύπων, συστήματα ιατρικών διαγνώσεων, συστήματα έγκρισης δανείων και πιστωτικών καρτών, συστήματα ανίχνευσης λαθών σε βιομηχανικές εφαρμογές, συστήματα κατηγοριοποίησης των τάσεων στην οικονομία κ.α. Για παράδειγμα όταν κάποιος προβλέπει μια ηλικία, στην ουσία επιλύει ένα πρόβλημα ταξινόμησης. Ένα άλλο, πιο καλά ορισμένο, παράδειγμα παρουσιάζεται παρακάτω:

Όλες οι προσεγγίσεις στην εκτέλεση της κατηγοριοποίησης προϋποθέτουν γνώση των δεδομένων. Συνήθως χρησιμοποιούμε ένα σύνολο εκπαίδευσης για να καθορίσει τις συγκεκριμένες παραμέτρους που απαιτούνται από την τεχνική. Τα **δεδομένα εκπαίδευσης (training data)** αποτελούνται από ένα δείγμα δεδομένων εισόδου καθώς επίσης και από την κατηγοριοποίηση που έχει δοθεί σε αυτά τα δεδομένα. Το πρόβλημα της ταξινόμησης παρουσιάζεται από τον ορισμό 5.1 και από τον ορισμό 5.2. Ο δεύτερος ορισμός περιγράφει με μαθηματικό τρόπο το πρόβλημα.

Η επίλυση των προβλημάτων κατηγοριοποίησης περιλαμβάνει δύο βασικά στάδια:

- Δημιουργούμε ένα μοντέλο από την αξιολόγηση και την ανάλυση των δεδομένων εκπαίδευσης. Αυτό το βήμα έχει σαν είσοδο τα δεδομένα εκπαίδευσης και σαν έξοδο ένα ορισμό του μοντέλου που αναπτύχθηκε. Το μοντέλο που δημιουργείται από αυτό το στάδιο είναι σε θέση να κατηγοριοποιεί τα δεδομένα εκπαίδευσης με όσο το δυνατό μεγαλύτερη ακρίβεια. Όταν είναι ήδη γνωστές οι κατηγορίες του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης, δηλαδή το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης περιλαμβάνει ένα χαρακτηριστικό το οποίο δείχνει την κλάση στην οποία κατηγοριοποιείται η κάθε πλειάδα, τότε το βήμα αυτό καλείται **εποπτευμένη μάθηση (supervised learning)**, σε αντίθετη περίπτωση, δηλαδή όταν δεν είναι γνωστές οι κατηγορίες του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης, τότε το βήμα αυτό καλείται **μη εποπτευμένη μάθηση (unsupervised learning - clustering)**. Στην εργασία αυτή δεν εξετάζεται η μη εποπτευόμενη μάθηση.

- Εφαρμόζουμε το μοντέλο που αναπτύχθηκε στο προηγούμενο βήμα κατηγοριοποιώντας τις πλειάδες της υπό εξέταση Βάσης Δεδομένων (μελλοντικές περιπτώσεις)

Εάν και το δεύτερο βήμα στην πραγματικότητα εκτελεί την κατηγοριοποίηση, η περισσότερη έρευνα έχει γίνει για το πρώτο βήμα. Το δεύτερο βήμα είναι συνήθως εύκολο στην υλοποίηση.

Υπάρχουν τρεις βασικές μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για να λύσουν το πρόβλημα της κατηγοριοποίησης:

1. **Καθορισμός των ορίων:** Η κατηγοριοποίηση εκτελείται με διαίρεση του χώρου της εισόδου των εν δυνάμει πλειάδων της Βάσης Δεδομένων σε περιοχές όπου κάθε περιοχή συνδέεται με μια κατηγορία
2. **Χρήση κατανομών πιθανότητας:** Για κάθε κατηγορία που δίνεται C_j $P(ti | C_j)$ είναι συνάρτηση κατανομής πιθανότητας (probability distribution function) για την κατηγορία υπολογισμένη σε ένα σημείο, ti . Αν η πιθανότητα εμφάνισης κάθε κατηγορίας $P(C_j)$, είναι γνωστή (ίσως να έχει οριστεί από κάποιον ειδικό του πεδίου εφαρμογής – domain expert), τότε $P(C_j) P(ti | C_j)$ είναι η εκτίμηση της πιθανότητας ότι η ti ανήκει στην κατηγορία C_j
3. **Χρήση εκ των υστέρων πιθανοτήτων:** Με δεδομένη μια τιμή δεδομένων ti , θέλουμε να καθορίσουμε την πιθανότητα για την οποία η ti ανήκει στην κατηγορία C_j . Αυτό υποδηλώνεται με το $P(C_j | ti)$ που ονομάζεται εκ των υστέρων πιθανότητα (posterior probability). Μια προσέγγιση κατηγοριοποίησης είναι ο καθορισμός της εκ των υστέρων πιθανότητας για κάθε κατηγορία και στη συνέχεια η τοποθέτηση των πλειάδων στην κατηγορία με τη μεγαλύτερη πιθανότητα.

4.6 Αλγόριθμοι ταξινόμησης

Η κατηγοριοποίηση (classification) είναι η διαδικασία η οποία απεικονίζει ένα σύνολο δεδομένων σε προκαθορισμένες ομάδες. Τις ομάδες αυτές συχνά τις καλούμε **κατηγορίες ή κλάσεις**.

Στην παράγραφο αυτή παρουσιάζονται κάποιοι από τους γνωστούς αλγόριθμους κατηγοριοποίησης που έχουν προταθεί.

Μπορούμε να διακρίνουμε πέντε είδη αλγορίθμων κατηγοριοποίησης.

Συγκεκριμένα, υπάρχουν οι:

- Στατιστικοί αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης
- Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης βασισμένοι στην απόσταση
- Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης βασισμένοι στα δένδρα απόφασης
- Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης βασισμένοι στα Νευρωνικά Δίκτυα
- Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης βασισμένοι σε κανόνες

Στην παρούσα αναφορά θα μελετήσουμε την δεύτερη κατηγορία αλγορίθμων κατηγοριοποίησης τους αλγόριθμους βασισμένους στην απόσταση, και θα προσπαθήσουμε να εξηγήσουμε τον αλγόριθμο k κοντινότερων γειτόνων όπου είναι ο αλγόριθμος που χρησιμοποιήσαμε για να κάνουμε την αναγνώριση διαφορετικών δειγμάτων μέσω της οσμής.

4.7 Αλγόριθμοι βασισμένοι στην απόσταση

Η βασική ιδέα αυτών των αλγορίθμων είναι ότι κάθε στοιχείο του συνόλου δεδομένων που απεικονίζεται στην ίδια κατηγορία θεωρείται ότι είναι πιο κοντά σε στοιχεία της ίδιας κατηγορίας από όσο είναι σε στοιχεία τα οποία ανήκουν σε άλλες κατηγορίες. Έτσι, μπορούν να χρησιμοποιηθούν μέτρα ομοιότητας (ή απόστασης), ώστε να οριστεί η «ομοιότητα» των διαφορετικών στοιχείων της Βάσης Δεδομένων.

Απλή προσέγγιση

Αν έχουμε έναν αντιπρόσωπο από κάθε κατηγορία μπορούμε να πραγματοποιήσουμε την κατηγοριοποίηση τοποθετώντας κάθε νέο στοιχείο στην κατηγορία με την οποία μοιάζει περισσότερο. Υποθέτουμε εδώ ότι κάθε στοιχείο ti της Βάσης Δεδομένων ορίζεται σαν ένα διάνυσμα $ti1, ti2, \dots, tik$ από αριθμητικές τιμές. Ομοίως, υποθέτουμε ότι κάθε κατηγορία Cj είναι ορισμένη από μια πλειάδα $Cj1, Cj2, \dots, Cjk$ από αριθμητικές τιμές. Το πρόβλημα της κατηγοριοποίησης επαναορίζεται από τον ορισμό 2.4.

Ορισμός: Δεδομένης μιας Βάσης Δεδομένων $D = \{ t1, t2, \dots, tk \}$ από στοιχεία, όπου κάθε στοιχείο ti είναι ένα διάνυσμα $\langle ti1, ti2, \dots, tik \rangle$ και ενός συνόλου από κατηγορίες $C = \{ C1, C2, \dots, Cm \}$, όπου κάθε κατηγορία Cj αντιπροσωπεύεται από ένα διάνυσμα $\langle Cj1, Cj2, \dots, Cjk \rangle$, το πρόβλημα της κατηγοριοποίησης έγκειται στο να εκχωρήσουμε κάθε στοιχείο ti στην κατηγορία Cj έτσι ώστε απόσταση $(ti, Cj) \geq$ απόσταση $(ti, C1)$

$\forall C1 \in C$ όπου $C1 \neq Cj$

Για να μετρήσουμε αυτά τα μέτρα ομοιότητας, πρέπει να καθοριστεί το αντιπροσωπευτικό διάνυσμα για κάθε μια κατηγορία. Όσον αφορά στις τρεις κατηγορίες του σχήματος 4.1, μπορούμε να ορίσουμε ένα αντιπροσωπευτικό διάνυσμα για κάθε μια κατηγορία υπολογίζοντας το κέντρο κάθε περιοχής. Έτσι η κατηγορία A του σχήματος αντιπροσωπεύεται από το διάνυσμα $\langle 4, 7.5 \rangle$, η κατηγορία B από το $\langle 2, 2.5 \rangle$ και η κατηγορία C από το $\langle 6, 2.5 \rangle$. Στην συνέχεια, μπορεί να εφαρμοστεί μια απλή τεχνική κατηγοριοποίησης σύμφωνα με την οποία θα τοποθετιόταν κάθε στοιχείο σε εκείνη την

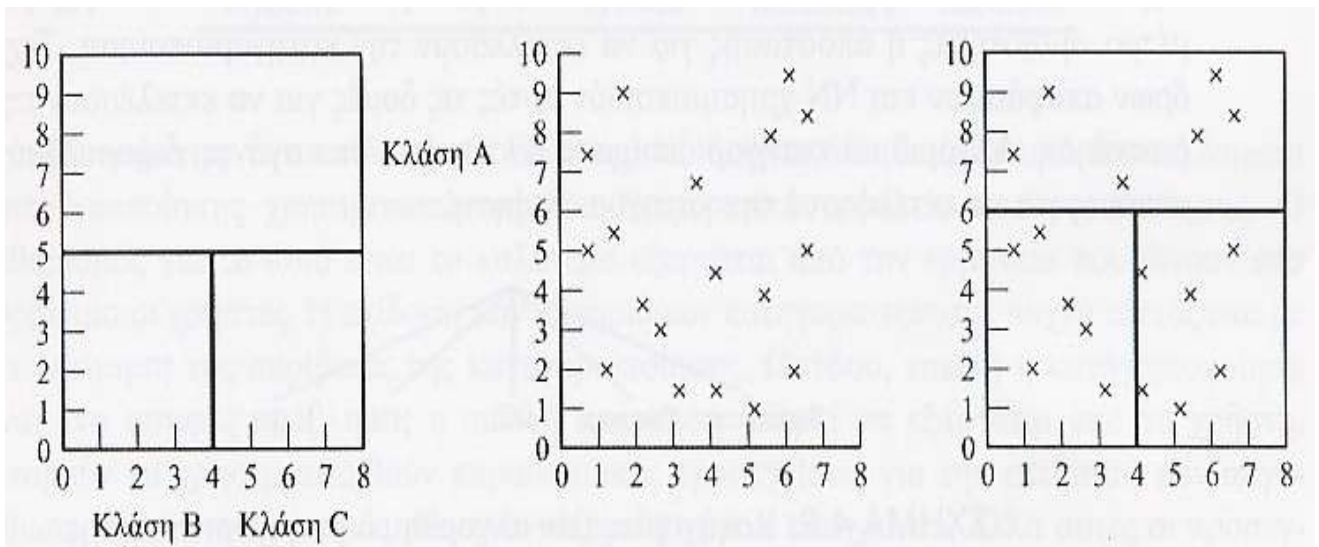
κατηγορία όπου το στοιχείο αυτό θα ήταν περισσότερο όμοιο (πλησιέστερο) με το κέντρο της κατηγορίας αυτής. Το αντιπροσωπευτικό διάνυσμα της κάθε κατηγορίας μπορεί να βρεθεί με διάφορους τρόπους.

Για παράδειγμα, στα προβλήματα αναγνώρισης προτύπου, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένα πρότυπο ορισμένο εκ των προτέρων ως αντιπροσωπευτικό για κάθε κατηγορία.

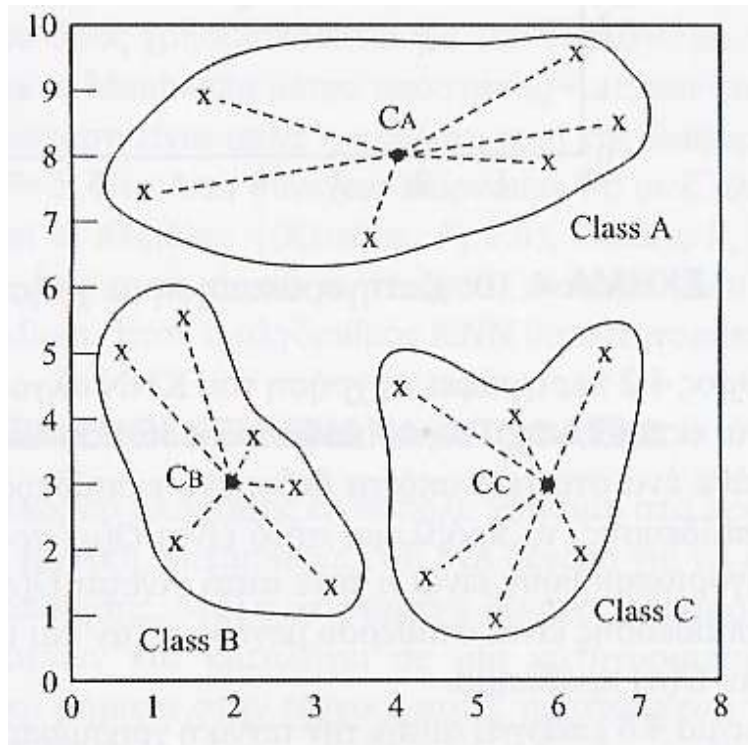
Κάθε στοιχείο που πρόκειται να κατηγοριοποιηθεί, συγκρίνεται με κάθε ένα από τα εκ των προτέρων ορισμένα πρότυπα.

Το στοιχείο θα τοποθετηθεί σε εκείνη την κατηγορία με την μεγαλύτερη τιμή ομοιότητας. Ο αλγόριθμος του σχήματος 4.5 παρουσιάζει μια απλή προσέγγιση που βασίζεται στην απόσταση, δεδομένου ότι κάθε κατηγορία, C_i , αναπαριστάται από το κέντρο της ή από το κέντρο βάρους. Στον αλγόριθμο χρησιμοποιούμε το C_i ως κέντρο της κάθε κατηγορίας.

Αφού η κάθε πλειάδα πρέπει να συγκριθεί με το κέντρο της κάθε κατηγορίας και αφού υπάρχει ένας σταθερός αριθμός από κατηγορίες, η πολυπλοκότητα για την κατηγοριοποίηση μιας πλειάδας είναι $O(n)$. Το σχήμα 4.4 επεξηγεί τη χρήση αυτής της προσέγγισης που πραγματοποιεί την κατηγοριοποίηση χρησιμοποιώντας τα δεδομένα του σχήματος 4.3.



Σχήμα 4.3 κατηγορίες κλάσεων A B C



Σχήμα 4.4 κατηγοριοποίηση στις κλάσεις A B C

```

-----
Είσοδος:  $c_1, c_2, \dots, c_m$  // Κέντρα κλάσεων
 $t$  // Πλειάδα προς κατηγοριοποίηση
Εξοδος:  $c$  // Κλάση όπου θα κατηγοριοποιηθεί η  $t$ 
Απλός_αλγόριθμος_Βασισμένος_στην_απόσταση
Απόσταση =  $\infty$ ;
Για  $i$  από 1 μέχρι  $m$  επανέλαβε
  Αν  $dist(c_i, t) < Απόσταση$  τότε
     $c \leftarrow i$ 
  Απόσταση  $\leftarrow dist(c_i, t)$ ;
Τέλος_αν
Τέλος_αλγόριθμου
-----

```

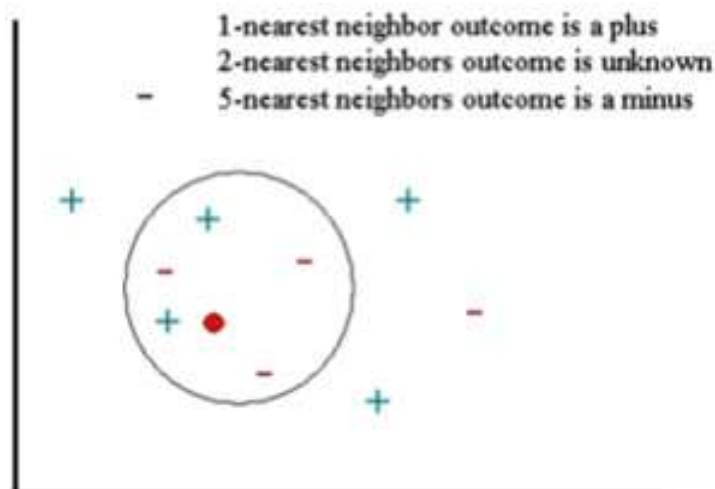
Σχήμα 4.5 Αλγόριθμος που βασίζεται στην προσέγγιση

4.8 Ο αλγόριθμος k κοντινότερων γειτόνων

- *k-NN Basic idea: “If it walks like a duck, quacks like a duck, then it’s probably a duck”*

Μια πολύ γνωστή και ευρεία χρησιμοποιούμενη τεχνική κατηγοριοποίησης που βασίζεται στη χρήση μέτρων βασισμένων στην απόσταση είναι αυτή των k κοντινότερων γειτόνων (k nearest neighbors – k-NN). Η τεχνική k-NN προϋποθέτει ότι το σύνολο εκπαίδευσης δεν περιλαμβάνει μόνο τα δεδομένα αλλά επίσης και την επιθυμητή κατηγοριοποίηση για κάθε στοιχείο. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα τα δεδομένα εκπαίδευσης να αποτελούν το μοντέλο κατηγοριοποίησης. όταν πρόκειται να γίνει μια κατηγοριοποίηση για ένα νέο στοιχείο, πρέπει να καθοριστεί η απόσταση του από κάθε στοιχείο του συνόλου εκπαίδευσης. Μόνο οι k κοντινότερες εκχωρήσεις στο σύνολο εκπαίδευσης λαμβάνονται υπόψη στη συνέχεια. Το νέο στοιχείο τοποθετείται στην κατηγορία που περιέχει τα περισσότερα στοιχεία από το σύνολο των \hat{E} κοντινότερων στοιχείων. Το σχήμα 4.6 παρουσιάζει την διαδικασία που χρησιμοποιείται από τον αλγόριθμο k-NN. Στο σχήμα φαίνονται τα σημεία του συνόλου εκπαίδευσης. Παρουσιάζονται τα τρία κοντινότερα στοιχεία στο σύνολο εκπαίδευσης. Το t θα τοποθετηθεί στην κατηγορία στην οποία ανήκουν τα περισσότερα από αυτά τα \hat{E} στοιχεία.

Προκειμένου να περιγράψουμε την μέθοδο των k-κοντινότερων γειτόνων (k-nearest neighbors) ας σκεφτούμε πως ανάμεσα σε ένα πλήθος από γνωστές παρατηρήσεις, τις οποίες και έχουμε χωρίσει σε δύο ομάδες θέλουμε να κατατάξουμε μια παρατήρηση.



Σχήμα 4.6
Αλγόριθμος k-
nearest
neighbours

Για να γίνει πιο κατανοητό αναφέρουμε ένα παράδειγμα. Ας υποθέσουμε λοιπόν πως υπάρχουν δύο πληθυσμοί παρατηρήσεων και μια άγνωστη παρατήρηση μέσα σε αυτούς την οποία και επιθυμούμε να κατατάξουμε. Όλα τα παραπάνω απεικονίζονται στο σχήμα 4.6, όπου συμβολίζουμε με "συν" την μια ομάδα, με "πλην" την άλλη και με κόκκινο κύκλο την άγνωστη παρατήρηση την οποία και επιθυμούμε να κατατάξουμε στον ένα από τους δύο πληθυσμούς. Σκοπός μας λοιπόν είναι να κατατάξουμε την άγνωστη παρατήρηση σε έναν από τους δύο πληθυσμούς βασιζόμενοι σε έναν επιλεγμένο αριθμό παρατηρήσεων που βρίσκεται πιο κοντά στην άγνωστη για μας παρατήρηση. Με άλλα λόγια ενδιαφερόμαστε να μάθουμε πότε αυτό το άγνωστο σημείο μπορεί να ταξινομηθεί σαν συν και πότε σαν πλην.

Πριν συνεχίσουμε, ας σκεφτούμε πρώτα το αποτέλεσμα που προκύπτει όταν βασιστούμε σε έναν κοντινότερο γείτονα (1-nearest neighbor). Είναι προφανές πως σε αυτή την περίπτωση η μέθοδος του κοντινότερου γείτονα θα κατατάξει το άγνωστο σημείο σαν "συν" (μιας και το κοντινότερο σημείο όπως φαίνεται στο Σχήμα 4.6 ανήκει στην ομάδα των συν).

Ας αυξήσουμε τώρα τον αριθμό των κοντινότερων γειτόνων από έναν σε δύο (2-nearest neighbors). Σε αυτή την περίπτωση η μέθοδος των κοντινότερων γειτόνων δεν μπορεί να κατατάξει την άγνωστη παρατήρηση ούτε ως πλην ούτε ως συν και αυτό γιατί οι δύο πιο κοντινές παρατηρήσεις στο άγνωστο σημείο είναι η μία συν και η άλλη πλην κατά συνέπεια λοιπόν τόσο τα πλην όσο και τα συν έχουν το ίδιο σκορ (ίδιο αριθμό ψήφων).

Στη συνέχεια αυξάνουμε τον αριθμό των κοντινότερων γειτόνων σε 5 (5-nearest neighbors). Τώρα καθορίζουμε μια κοντινή γειτονική περιοχή, η οποία και απεικονίζεται στο σχήμα 4.6 με έναν κύκλο.

Από τη στιγμή που σε αυτή την περιοχή (κύκλο) υπάρχουν τα εξής 5 σημεία: 2 συν και 3 πλην αντίστοιχα, τότε το άγνωστο σημείο χαρακτηρίζεται ως πλην.

4.8.1 Επιλογή του παράγοντα k

Η επιλογή του k είναι σημαντική για τον τρόπο λειτουργίας της μεθόδου των k -κοντινότερων γειτόνων. Στην πραγματικότητα, η επιλογή του k μπορεί να θεωρηθεί ως ένας από τους πιο σημαντικούς παράγοντες του μοντέλου ο οποίος μπορεί να επηρεάσει τόσο πολύ την ποιότητα των προβλέψεων. Ένας κατάλληλος τρόπος για να "δούμε" τον αριθμό των κοντινότερων γειτονιών k είναι να σκεφτούμε τον αριθμό αυτό σαν μια παράμετρο ομαλότητας (smoothing parameter).

Σε κάθε πρόβλημα μικρή τιμή για το k οδηγεί σε πολύ μεγάλη διακύμανση όσον αφορά τις προβλέψεις. Αντίθετα, αν δώσουμε στο k μεγάλη τιμή τότε οδηγούμαστε σε ένα μοντέλο με μεγάλη μεροληψία. Από τα παραπάνω προκύπτει πως το k θα πρέπει να είναι αρκετά μεγάλο ώστε να ελαχιστοποιήσει την πιθανότητα λάθους κατάταξης αλλά και αρκετά μικρό (με σεβασμό πάντα στον αριθμό των παρατηρήσεων που περιλαμβάνει το δείγμα) ώστε οι k κοντινές παρατηρήσεις να είναι αρκετά κοντά στο άγνωστο σημείο.

Έτσι λοιπόν και όπως με κάθε παράμετρο ομαλότητας (smoothing parameter) υπάρχει μια βέλτιστη τιμή για το k η οποία καταφέρνει να φέρει την ισορροπία μεταξύ μεροληψίας και διακύμανσης στο μοντέλο. Η τιμή του k μπορεί να καθοριστεί με την βοήθεια ενός αλγόριθμου που είναι γνωστός ως Cross-Validation.

4.8.2 Cross-Validation

Η μέθοδος Cross-Validation είναι μια τεχνική η οποία μπορεί να εκτιμάει τις άγνωστες τιμές του μοντέλου. Σε αυτό το σημείο θα αναφερθούμε στην ικανότητα αυτής της μεθόδου να εκτιμήσει το k . Η γενική ιδέα αυτής της μεθόδου είναι πως έχουμε n παρατηρήσεις και κάθε φορά αφήνει έξω μια παρατήρηση χρησιμοποιώντας τις υπόλοιπες $n-1$ παρατηρήσεις.

Η μέθοδος αυτή δουλεύει ως εξής: για μια καθορισμένη τιμή του k εφαρμόζουμε το μοντέλο των k πιο κοντινών παρατηρήσεων και κάνουμε πρόβλεψη για την n -ιοστή παρατήρηση (έχοντας χρησιμοποιήσει τις $n-1$ παρατηρήσεις του δείγματος) υπολογίζουμε κάθε φορά το λάθος.

Η πιο συνήθης επιλογή λάθους για την περίπτωση της παλινδρόμησης είναι το άθροισμα τετραγώνων και για την περίπτωση της κατάταξης είναι πιο βολικό να ορίσουμε την ακρίβεια (το ποσοστό των σωστά ταξινομημένων περιπτώσεων).

Αυτή λοιπόν η διαδικασία εφαρμόζεται σε όλες τις πιθανές επιλογές των n παρατηρήσεων. Αφού επαναλάβουμε την παραπάνω διαδικασία και για τις n παρατηρήσεις, υπολογίζουμε το μέσο όρο των λαθών ο οποίος αποτελεί ένα μέτρο για την σταθερότητα του μοντέλου (του πόσο καλά το μοντέλο προβλέπει τα άγνωστα σημεία). Τα παραπάνω βήματα υπολογίζονται για διάφορες τιμές του k . Η τελική επιλογή του k γίνεται για την τιμή η οποία επιτυγχάνει τη χαμηλότερη τιμή λάθους (μεγαλύτερη ακρίβεια ταξινόμησης) σε αυτή την περίπτωση το k λαμβάνει τη καλύτερη δυνατή τιμή που θα μπορούσαμε να δώσουμε (βέλτιστη με την έννοια της μεθόδου Cross-Validation).

Ας σημειώσουμε πως η Cross-Validation μέθοδος είναι καθαρά υπολογιστική μέθοδος. Εναλλακτικά μπορούμε να καθορίσουμε την τιμή του k από μόνοι μας. Κάτι τέτοιο θα μπορούσε να είναι λογικό εάν για παράδειγμα γνωρίζουμε την τιμή του k από προηγούμενες αναλύσεις που έχουν γίνει σε παρόμοια δεδομένα με την μέθοδο των k -κοντινότερων γειτονιών.

4.8.3 Απόσταση (Distance)

Όπως έχουμε προαναφέρει, δοθέντος ενός αγνώστου σημείου, η μέθοδος των k -κοντινότερων γειτόνων βασίζεται στις προβλέψεις της στις k πιο κοντινές παρατηρήσεις. Για αυτό το λόγο για να κάνουμε πρόβλεψη θα πρέπει καθορίσουμε ένα μέτρο που να υπολογίζει την απόσταση ανάμεσα στο άγνωστο σημείο και στις παρατηρήσεις του δείγματος. Το πιο σύνηθες μέτρο που χρησιμοποιούμε για να μετρήσουμε αυτή την απόσταση είναι η ευκλείδεια απόσταση. Υπάρχουν όμως και άλλα μέτρα για να μετρήσουμε αυτή την απόσταση όπως το τετράγωνο της ευκλείδειας απόστασης, City block (Manhattan) distance και Chebychev distance.

4.8.3.1 Ευκλείδεια απόσταση

Η ευκλείδεια απόσταση αποτελεί την πιο απλή και την πιο γνωστή περίπτωση ανάμεσα σε συνεχή δεδομένα. Μερικές χρήσιμες ιδιότητες είναι πως εξαρτάται από την κλίμακα μέτρησης κι επομένως, αλλάζοντας την κλίμακα μπορούμε να πάρουμε ολότελα διαφορετικές αποστάσεις.

Επίσης μεταβλητές με μεγάλες απόλυτες τιμές έχουν πολύ μεγαλύτερο βάρος και σχεδόν καθορίζουν την απόσταση ανάμεσα σε παρατηρήσεις. Η ερμηνεία της απόστασης είναι πολύ εύκολο να αποδοθεί γεωμετρικά. Στην πραγματικότητα η απόσταση αγνοεί τις στατιστικές ιδιότητες των παρατηρήσεων όπως για παράδειγμα τη μεταβλητότητα κάθε μεταβλητής. Δεδομένου ότι παίρνουμε τετραγωνικές αποκλίσεις outliers έχουν μεγάλη επίδραση στον υπολογισμό της απόστασης.

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_i - y_i)^2}$$

4.8.3.2 City block (Manhattan) distance

Η απόσταση Manhattan μοιάζει πολύ με την ευκλείδεια απόσταση με τη διαφορά ότι αντί για τετραγωνικές αποκλίσεις χρησιμοποιούμε απόλυτες αποκλίσεις. Συνήθως λόγω της ομοιότητας με την ευκλείδεια απόσταση δίνει περίπου ίδια αποτελέσματα εκτός από την περίπτωση που υπάρχουν outliers όπου επειδή τους δίνει μικρότερο βάρος (εξαιτίας απόλυτης τιμής) μπορεί να οδηγήσει σε πιο ανθεκτικά αποτελέσματα. Και αυτή η απόσταση αγνοεί τις στατιστικές ιδιότητες των δεδομένων.

$$d(x, y) = \sum_{i=1}^p |x_i - y_i|$$

4.8.3.3 Chebychev distance

Η απόσταση Chebychev σε αντίθεση με τις υπόλοιπες αποστάσεις που είδαμε δεν χρησιμοποιεί όλες τις αποκλίσεις αλλά μόνο τη μεγαλύτερη εξ' αυτών. Η απόσταση αυτή είναι χρήσιμη όταν κανείς θέλει να θεωρήσει δύο διαφορετικές παρατηρήσεις αν έχουν διαφορές τουλάχιστον σε μια μεταβλητή. Επειδή η απόσταση χρησιμοποιεί μόνο τη μεγαλύτερη απόκλιση εξαρτάται πολύ από τις διαφορές στην κλίμακα των μεταβλητών και επομένως αν οι κλίμακες είναι διαφορετικές ουσιαστικά θα αντικατροπτίζει τη διαφορά στη μεταβλητή με την μεγαλύτερη κλίμακα.

$$d(x, y) = \max \{|x_i - y_i|, i = 1, \dots, p\}$$

Όλες οι παραπάνω αποστάσεις έχουν το μειονέκτημα ότι δεν λαμβάνουν υπόψη τους τις όποιες διαφορές στην κλίμακα των μεταβλητών όπως επίσης και τις διαφορές στις διακυμάνσεις τους. Επίσης τυχόν συσχετίσεις ανάμεσα στις μεταβλητές δεν λαμβάνονται υπόψη και έτσι κατά κάποιον τρόπο αν υπάρχουν συσχετισμένες μεταβλητές η απόσταση ανάμεσα σε δύο παρατηρήσεις μπορεί να είναι πλασματική.

Ένα μέτρο απόστασης που εκ κατασκευής βασίζεται σε στατιστικές έννοιες και λαμβάνει υπόψη διακυμάνσεις και συνδιακυμάνσεις είναι η απόσταση Mahalanobis¹.

Μέχρι στιγμής έχουμε συζητήσει την μέθοδο των k-κοντινότερων γειτονιών χωρίς να έχουμε δώσει ιδιαίτερη βαρύτητα στην απόσταση των k κοντινότερων παρατηρήσεων από το άγνωστο σημείο. Με άλλα λόγια επιτρέπουμε στις k κοντινότερες παρατηρήσεις να έχουν την ίδια επίδραση πάνω στο άγνωστο σημείο χωρίς να υπολογίζουμε καθόλου την απόστασή τους από αυτό.

Μια εναλλακτική λύση είναι να δώσουμε αυθαίρετα μεγάλη τιμή στο k (μεγάλη σε σχέση με το μέγεθος του δείγματος) δίνοντας μεγαλύτερη βαρύτητα στις παρατηρήσεις που βρίσκονται πιο κοντά στο σημείο που θέλουμε να εκτιμήσουμε. Αυτή η τακτική είναι η επονομαζόμενη σταθμισμένη απόσταση.

4.8.3.4 Σταθμισμένη Απόσταση (Distance Weighting)

Από την στιγμή που η μέθοδος των k-κοντινότερων γειτόνων στηρίζει τις προβλέψεις της στην διαισθητική υπόθεση πως οι παρατηρήσεις μεταξύ κοντινών αποστάσεων είναι ενδεχομένως οι ίδιες, επιθυμητό είναι να μπορούμε να διακρίνουμε τις k πιο κοντινές γειτονιές όταν κάνουμε προβλέψεις. Μπορούμε λοιπόν να δώσουμε περισσότερη βαρύτητα στις τιμές που βρίσκονται πιο κοντά στην άγνωστη παρατήρηση.

Η παραπάνω σκέψη μπορεί να επιτευχθεί αν δώσουμε βάρος W στις παρατηρήσεις που βρίσκονται πιο κοντά στην γειτονιά της άγνωστης παρατήρησης, που θα καθορίζεται από τις σχετικές ομοιότητες μεταξύ των γειτονιών, με σεβασμό όμως πάντα στο άγνωστο σημείο.

$$W(x, p_i) = \frac{\exp(-D(x, p_i))}{\sum_{i=1}^k \exp(-D(x, p_i))}$$

όπου $D(x, p_i)$ είναι η απόσταση μεταξύ του άγνωστου σημείου x και της i-στης παρατήρησης p_i του δείγματος. Είναι προφανές ότι τα βάρη που καθορίσαμε παραπάνω θα ικανοποιούν την εξής σχέση:

$$\sum_{i=1}^k W(x_0, x_i) = 1$$

Η μέθοδος των k-κοντινότερων γειτονιών έχει βρει αρκετές εφαρμογές τα τελευταία χρόνια λόγω της μεγάλης ανάπτυξης των υπολογιστών. Η μέθοδος που παρουσιάσαμε εν συντομία στις παραπάνω σελίδες δεν στηρίζεται σε κάποιο ισχυρό πιθανοθεωρητικό μοντέλο, αλλά στηρίζεται κυρίως σε μαθηματικές προσεγγίσεις και στην διαίσθηση του ερευνητή, με αποτέλεσμα σε κανένα σημείο να μην λαμβάνεται σοβαρά υπόψη η μεταβλητότητα που ίσως έχει σοβαρό ρόλο στα αποτελέσματα.

Από τη μια πλευρά αυτή η έλλειψη πιθανότητας θεωρητικού μοντέλου είναι που δεν μας επιτρέπει να κάνουμε στατιστική συμπερασματολογία, από την άλλη μεριά όμως αφήνουμε τα δεδομένα να "μιλήσουν" σε μας και από εκεί να βγάλουμε τα συμπεράσματά μας χωρίς να προσαρμόζουμε ένα μοντέλο που είναι πολύ πιθανόν να είναι λάθος. Στην πράξη μπορούμε να συμπεράνουμε ότι τα αποτελέσματα στα οποία καταλήγει η μέθοδος είναι αρκετά ικανοποιητικά.

4.9 Χρήση του αλγόριθμου k κοντινότερων γειτόνων στην απόφαση ταξινόμησης δείγματος μέσω της οσμής

Στο κεφάλαιο που ακολουθεί περιγράφεται η διαδικασία κατηγοριοποίησης των δειγμάτων και παρουσιάζεται ο κώδικας που δομήθηκε ειδικά για αυτή την εργασία. Σε συνδυασμό με τα παραπάνω μπορεί να γίνει μια πλήρης κατανόηση της τελικής απόφασης ταξινόμησης του κάθε δείγματος μέσω της οσμής του, σε πραγματικό χρόνο. Η διαδικασία είναι απλή βάζουμε το δείγμα προς ταξινόμηση στην περιοχή και κάνουμε την μέτρηση όπως περιγράφεται στο Κεφάλαιο 2 παίρνουμε το μέγιστο πλατό του κάθε αισθητήρα και εισάγουμε τα δεδομένα στο πρόγραμμα. Η ταξινόμηση γίνεται αμέσως και το αποτέλεσμα είναι μία απαντητική πρόταση για το πού ανήκει πιθανόν το δείγμα που μόλις μετρήθηκε. Η λεπτομερής περιγραφή της ταξινόμησης αφού έχει προηγηθεί η πειραματική διαδικασία παρουσιάζεται στο κεφάλαιο 5.

Κεφάλαιο 5^ο

Ανάπτυξη Αλγόριθμου Ταξινόμησης k-NN

σε γλώσσα Προγραμματισμού C/C++

5.1 Εισαγωγή

Η ταξινόμηση προτύπων όπως αντιλαμβανόμαστε από τα προηγθέντα κεφάλαια αποτελεί ένα πρόβλημα μηχανικής μάθησης, δηλαδή ένα πρόβλημα που αφορά στη δημιουργία, την εκπαίδευση και τη βελτίωση ενός γνωσιακού μοντέλου από ένα εκπαιδευτικό σύνολο δεδομένων. Οι σημαντικότερες τεχνικές ταξινόμησης προτύπων βασίζονται σε στατιστικές μεθόδους και στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

Στη στατιστική προσέγγιση κάθε δείγμα περιγράφεται από ένα διάνυσμα n -χαρακτηριστικών και θεωρείται ότι αποτελεί σημείο ενός n -διάστατου χώρου. Στην περίπτωση μας τα n χαρακτηριστικά αντιστοιχούν στις τιμές του πλατώ που λαμβάνουν οι μετρήσεις των n αισθητήρων, TGS2602, TGS822, MQ3, MQ5 κλπ. Το κάθε δείγμα προς ταξινόμηση αντιστοιχίζεται σε μια από τις γνωστές κατηγορίες (κλάσεις) του προβλήματος, με βάση την ανάλυση των χαρακτηριστικών του ως προς τα χαρακτηριστικά των γνωστών δειγμάτων.

Η ταξινόμηση του κοντινότερου γείτονα είναι μια στατιστική μέθοδος επιβλεπόμενης ταξινόμησης, δηλαδή είναι γνωστές οι κατηγορίες του προβλήματος και ένας αριθμός δειγμάτων που ανήκουν σε αυτές. Ο αλγόριθμος της μεθόδου ταξινομεί ένα νέο άγνωστο δείγμα σε εκείνη την κατηγορία από την οποία απέχει λιγότερο, με βάση μία απόσταση, π.χ. την ευκλείδεια απόσταση, όπως αναφέραμε.

Η μέθοδος Ταξινόμησης κοντινότερου γείτονα (Nearest Neighbor) είναι κατάλληλη για την ταξινόμηση στόχου σε πολλαπλές κλάσεις. Για ευκολία θα βγάλουμε έναν γενικό κανόνα απόφασης με ταξινόμηση σε δυο κλάσεις:

Ας θεωρήσουμε για παράδειγμα δύο κατηγορίες τρούφας, τη φρέσκια τρούφα και την τεχνητά αρωματισμένη. Έστω τα γνωστά διανύσματα μετρήσεων $known=(TGS2602, TFS822, MQ3, MQ4)$ και t το προς ταξινόμηση δείγμα (truffle). Είπαμε ότι το δείγμα t θα το ταξινομήσουμε στην κατηγορία στην οποία ανήκει κάποιο δείγμα που απέχει λιγότερο από αυτό το νέο δείγμα t . Μπορούμε δηλαδή, να ορίσουμε μια συνάρτηση απόφασης $f(t)$ ως εξής:

$F(t)=(\text{Μικρότερη απόσταση από φρέσκια τρούφα} - \text{μικρότερη απόσταση από τεχνητά αρωματισμένη})$

Και η απόσταση αυτή θα είναι : $\sqrt{\sum_{i=1}^n (Sensor_i_{known} - Sensor_i_t)^2}$ (ευκλείδεια)

όπου n θα είναι ο αριθμός των αισθητήρων που παίρνουν μέρος σε κάθε μέτρηση. Άρα, για κάθε νέο δείγμα t που πρέπει να ταξινομηθεί, λαμβάνουμε την Ευκλείδεια απόσταση

απο όλα τα γνωστά διανύσματα, που ήδη ανήκουν σε κλάσεις. Άρα, θα γραφεί αλγόριθμος που πρώτα **θα υπολογίζει τις αποστάσεις** μεταξύ του προς ταξινόμηση δείγματος από όλα τα γνωστά δείγματα **θα τις αποθηκεύει σε πίνακα και για κάθε κατηγορία θα κρατά τη μικρότερη**. Στη συνέχεια **θα ελέγχει την απόφαση $f(t)$** :

Αν $f(t) < 0$ τότε το t ανήκει στην κλάση Black Summer.

Αν $f(t) > 0$ τότε το t ανήκει στην κλάση Black Spring.

Αρχικά, σκεφθήκαμε να δημιουργήσουμε κατηγορίες για κάθε είδος τρούφας και να ταξινομήσουμε κάθε νέο δείγμα ως προς αυτές τις κλάσεις. Επειδή όμως τα αποτελέσματα μεταξύ των διαφορετικών ειδών του ασκομύκητα διαφέρουν λίγο και η μέτρηση πολλών ειδών του μύκητα είναι δύσκολη, αποφασίσαμε ότι για μια λεπτομερή ταξινόμηση χρειαζόμαστε πολύ περισσότερες μετρήσεις, από όσες είναι διαθέσιμες στο πλαίσιο αυτής της εργασίας. Έτσι, τελικά αποφασίσαμε να επιχειρήσουμε ώστε η ταξινόμηση να γίνεται ανάμεσα σε τεχνητό άρωμα Τρούφας (Ασκομύκητας Tuber) και σε φυσικό άρωμα άγριας Τρούφας και όχι ανάμεσα στα διάφορα φυσικά δείγματα του μύκητα.

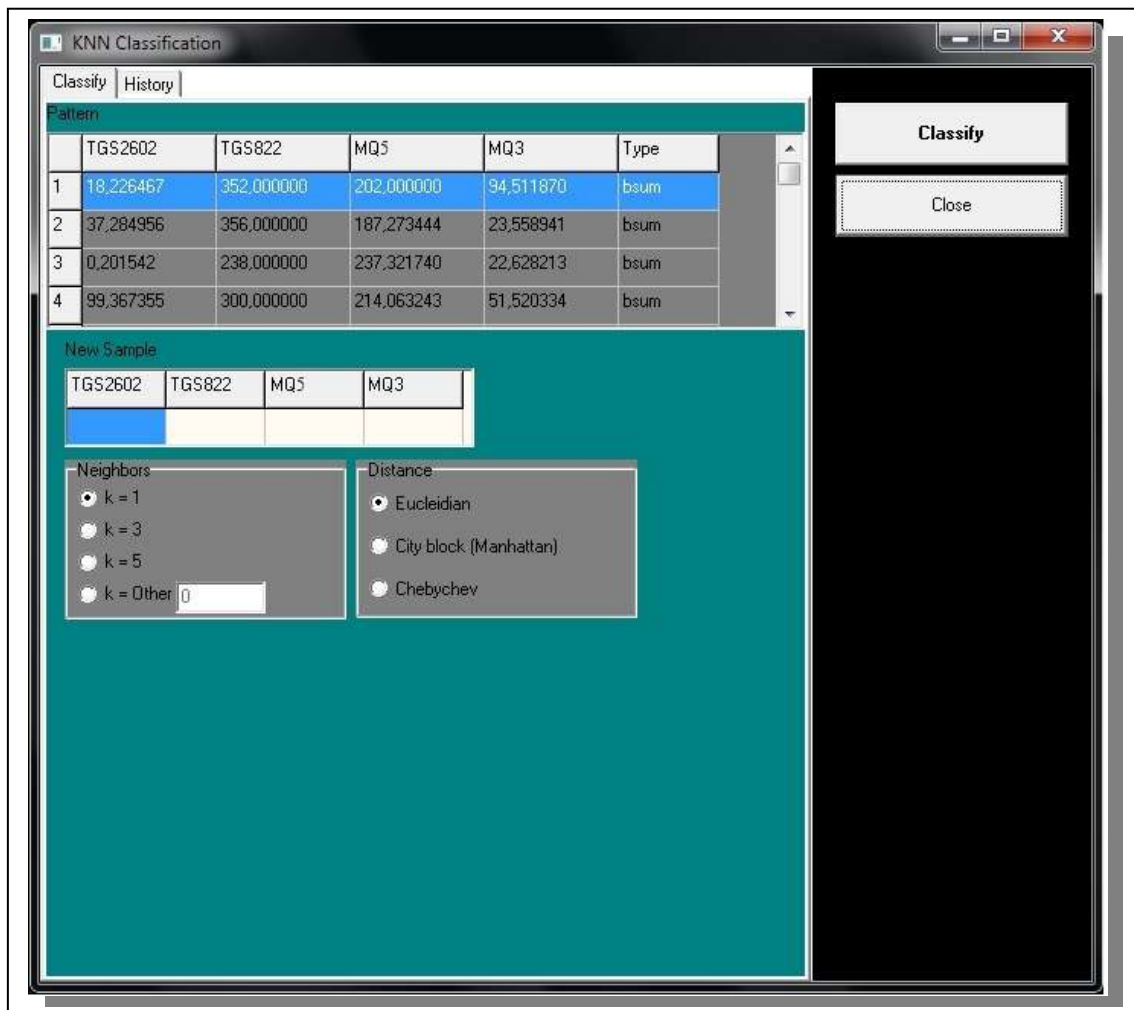
5.2 Βήματα του προγράμματος ταξινόμησης

Στο πρόγραμμά μας, κρατήσαμε για σύγκριση μόνο τους αισθητήρες οι οποίοι αντιδρούν καλύτερα σε όλες τις πτητικές ενώσεις. Αφήνουμε λοιπόν τους αισθητήρες MQ2 και MQ4, επειδή κατά την γνώμη μας δεν συμβάλουν στο σκοπό ταξινόμησης. Το πλήρες πρόγραμμα για την εκπαίδευση του αλγόριθμου και την ταξινόμηση νέων δειγμάτων παρουσιάζεται στο Παράρτημα.

Παρακάτω περιγράφονται τα βήματα του προγράμματος Ταξινόμησης:

Το πρώτο παράθυρο που συναντούμε είναι το παράθυρο Classify (Σχήμα 5.1).

Εδώ βλέπουμε τον πίνακα Pattern ο οποίος περιέχει τις μετρήσεις από κάθε αισθητήρα για κάθε δείγμα του οποίου το όνομα παρουσιάζεται στην στήλη Type αντίστοιχα.



Σχήμα 5.1 Βασική φόρμα εισαγωγής των μετρήσεων για ταξινόμηση νέου δείγματος

Εδώ μας δίνεται η δυνατότητα να δούμε τις τιμές του πίνακα πρότυπο που έχουμε ορίσει, να επιλέξουμε τον παράγοντα k ο οποίος παίζει σημαντικό ρόλο, όπως ορίσαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο, και να επιλέξουμε την απόσταση σύμφωνα με την οποία θα γίνει η ταξινόμηση.

Για να ξεκινήσουμε, ας επιλέξουμε κάποιες τιμές που ξεφεύγουν από τα όρια των τιμών που συνήθως μετράμε, σύμφωνα με την εμπειρία που αποκτήσαμε από την παρακολούθηση των στατιστικών αποτελεσμάτων των μετρήσεων.

Εισάγουμε τις τιμές που φαίνονται στην παρακάτω εικόνα 5.2 στα πεδία του πίνακα “New Sample” και επιλέγουμε να τρέξει ο αλγόριθμος k-NN με βάση την ευκλείδεια απόσταση. Το αποτέλεσμα μας δείχνει ότι το δείγμα δείχνει ότι δεν ταιριάζει με καμία από τις κλάσεις που έχουμε ορίσει.

	TGS2602	TGS822	MQ5	MQ3	Type
15	99.887680	38.000000	237.465207	43.844823	arttruffle
16	71.602883	80.000000	212.880398	46.604487	arttruffle
17	55.808228	50.000000	173.735709	43.356346	arttruffle
18	72.189022	26.000000	156.994923	36.217661	arttruffle

TGS2602	TGS822	MQ5	MQ3
500	11000	5200	5420

Neighbors:
 k = 1
 k = 3
 k = 5
 k = Other: 50

Distance:
 Euclidean
 City block (Manhattan)
 Chebychev

Not matched

Σχήμα 5.2 Το δείγμα του οποίου οι τιμές αισθητήρων αποκλίνουν από τα συνηθισμένα ταξινομείται ως άγνωστο δείγμα (μη τρούφα)

Ας πάμε σε ένα άλλο παράδειγμα: Εισάγουμε τις τιμές που μετρούν οι αισθητήρες στο πλατώ της μέτρησης για μια μαύρη καλοκαιρινή τρούφα (παρακάτω σχήμα 5.3). Επιλέγουμε παράγοντα $k=1$ και την ευκλείδεια απόσταση. Το δείγμα του οποίου έχουμε εισάγει τις τιμές ταξινομείται από τον αλγόριθμο ορθά, ως μαύρη καλοκαιρινή φρέσκια τρούφα.

The screenshot shows the KNN Classification software interface. The main window is titled "KNN Classification" and has two tabs: "Classify" and "History". The "Classify" tab is active. It displays a "Pattern" table with the following data:

	TGS2602	TGS822	MQ5	MQ3	Type
1	18,226467	352,000000	202,000000	94,511870	bsum
2	37,284956	356,000000	187,273444	23,558941	bsum
3	0,201542	238,000000	237,321740	22,628213	bsum
4	99,367355	300,000000	214,063243	51,520334	bsum

Below the pattern table is a "New Sample" table with the following data:

TGS2602	TGS822	MQ5	MQ3
20	350	90	23

The interface also includes configuration options for "Neighbors" (k=1 selected, k=3, k=5, k=Other) and "Distance" (Euclidean selected, City block (Manhattan), Chebychev). At the bottom, there is an image of two mushrooms and the text "Matched with bsum". On the right side, there are "Classify" and "Close" buttons.

Σχήμα 5.3 Το δείγμα του οποίου οι τιμές αισθητήρων καταχωρήθηκαν ταξινομείται ως μαύρη καλοκαιρινή τρούφα

Στη συνέχεια εισάγουμε τις τιμές που όπως είπαμε αντιστοιχούν στα πλατό του κάθε αισθητήρα σε ένα δείγμα που μετρήθηκε μέσω του πίνακα αισθητήρων και αντιστοιχεί σε τεχνητά αρωματισμένη τρούφα.

Αυτή τη φορά ο παράγοντας k επιλέξαμε να είναι 5 ενώ η απόσταση επιλέξαμε να γίνει σύμφωνα με την συνάρτηση CityBlock.

Το αποτέλεσμα είναι μία φράση που μας δείχνει ότι το δείγμα ταξινομήθηκε σαν τεχνητό άρωμα Τρούφας. Το δείγμα πράγματι προέρχεται από την κονσερβοποιημένη Τρούφα σε λάδι (Σχήμα 5.4).

Pattern	TGS2602	TGS822	MQ5	MQ3	Type
13	84,590162	125,000000	87,058224	72,317919	bspring
14	59,052802	165,000000	167,199068	98,706697	bspring
15	99,887680	38,000000	237,465207	43,844823	arttruffle
16	71,602883	80,000000	212,880398	46,604487	arttruffle
17	55,808228	50,000000	173,735709	43,356346	arttruffle
18	72,189022	26,000000	156,994923	36,217661	arttruffle

TGS2602	TGS822	MQ5	MQ3
71.20	80.26	200	43

Neighbors: k = 1, k = 3, k = 5, k = Other []

Distance: Euclidean, City block (Manhattan), Chebychev

Matched with arttruffle

Σχήμα 5.4 Το δείγμα του οποίου οι τιμές αισθητήρων καταχωρήθηκαν ταξινομείται ως τεχνητά αρωματισμένη τρούφα

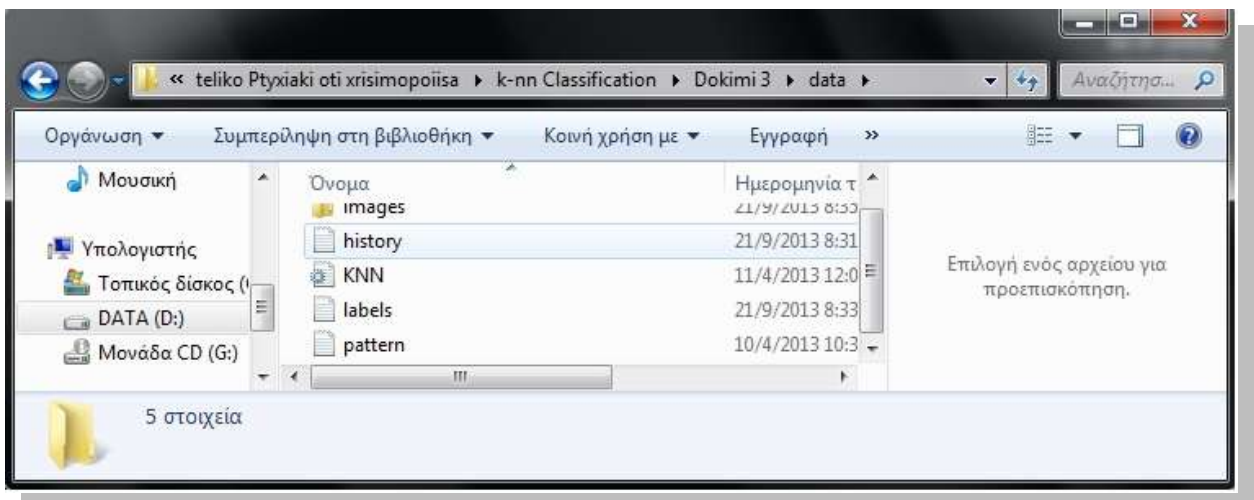
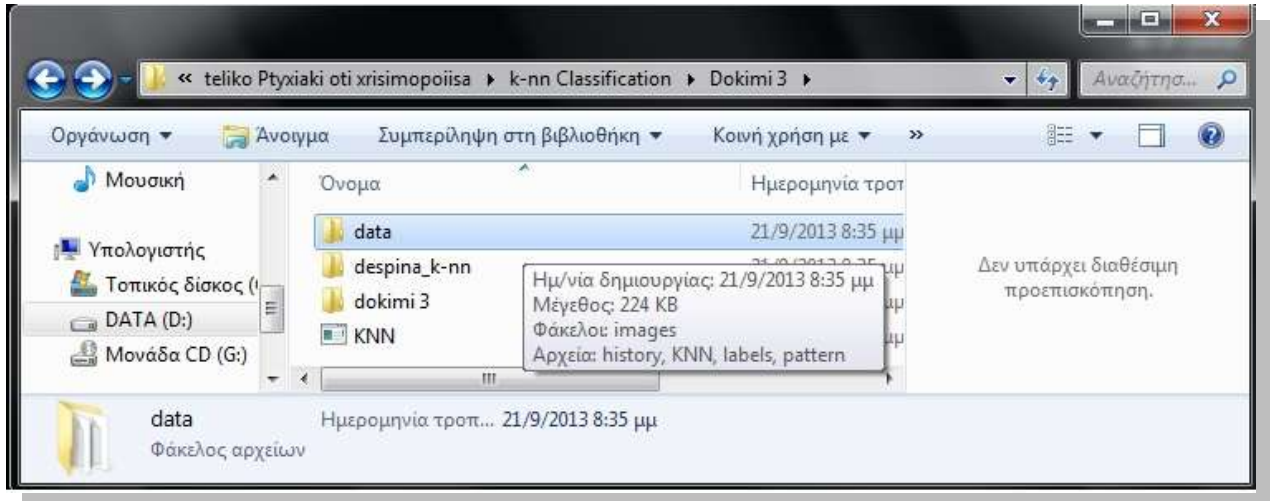
Τέλος έχουμε την δυνατότητα να παρακολουθήσουμε το Ιστορικό των μετρήσεων στο παράθυρο «History», όπου κρατάμε σαν πληροφορίες τις τιμές των αισθητήρων στα αντίστοιχα δείγματα που μετρήσαμε και την ημερομηνία που έγινε η μέτρηση (Σχήμα 5.5).

The screenshot shows a window titled 'KNN Classification' with two tabs: 'Classify' and 'History'. The 'History' tab is active, displaying a table with the following columns: ID, TGS2602, TGS822, MQ5, MQ3, Type, and Date. The table contains 24 rows of data. To the right of the table is a vertical panel with a 'Classify' button at the top and a 'Close' button below it.

	TGS2602	TGS822	MQ5	MQ3	Type	Date
68	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	No match	11/04/2013 13:40:14
69	30,000000	150,000000	100,000000	30,000000	bspring	11/04/2013 13:40:47
70	80,000000	130,000000	90,000000	72,000000	bspring	12/04/2013 07:31:57
71	5,000000	5,000000	55,000000	5,000000	No match	22/04/2013 14:09:50
72	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	No match	17/05/2013 12:54:01
73	18,000000	350,000000	200,000000	20,000000	bsum	28/05/2013 13:48:39
74	18,000000	350,000000	200,000000	20,000000	bsum	28/05/2013 13:48:49
75	18,000000	350,000000	200,000000	20,000000	artruffle	28/05/2013 13:48:53
76	18,000000	320,000000	200,000000	90,000000	bsum	28/05/2013 13:50:53
77	18,000000	320,000000	200,000000	90,000000	bsum	28/05/2013 13:50:55
78	18,000000	320,000000	200,000000	90,000000	bsum	28/05/2013 13:50:57
79	50,000000	50,000000	50,000000	50,000000	artruffle	21/09/2013 15:24:14
80	50,000000	50,000000	50,000000	50,000000	artruffle	21/09/2013 15:31:26
81	50,000000	50,000000	50,000000	50,000000	bspring	21/09/2013 19:54:29
82	500,000000	50,000000	50,000000	50,000000	No match	21/09/2013 19:54:40
83	500,000000	11000,000000	5200,000000	5420,000000	No match	21/09/2013 19:54:52
84	500,000000	11000,000000	5200,000000	5420,000000	No match	21/09/2013 19:54:58
85	200,000000	203,000000	150,000000	230,000000	No match	21/09/2013 19:58:51
86	200,000000	203,000000	50,000000	230,000000	No match	21/09/2013 19:58:54
87	200,000000	203,000000	50,000000	140,000000	No match	21/09/2013 19:58:58
88	20,000000	350,000000	90,000000	23,000000	bsum	21/09/2013 19:59:21
89	20,000000	20,000000	20,000000	20,000000	No match	21/09/2013 20:00:20
90	70,000000	80,000000	120,000000	46,000000	bspring	21/09/2013 20:00:36
91	70,000000	80,000000	120,000000	46,000000	bspring	21/09/2013 20:00:39

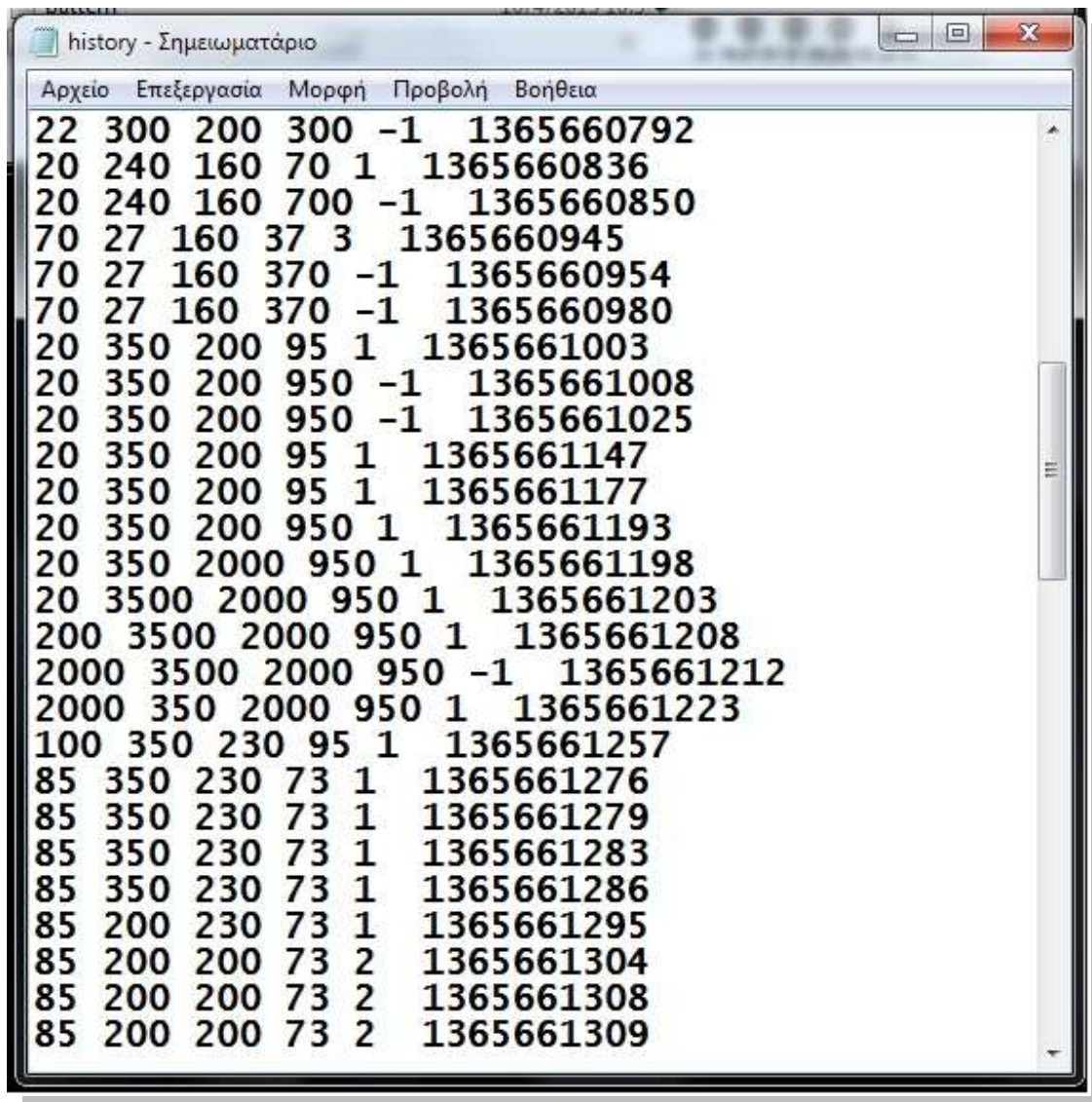
Σχήμα 5.5 Το ιστορικό των μετρήσεων

Να σημειώσουμε εδώ ότι οι πίνακες Pattern και History εμφανίζονται μέσω των αντίστοιχων αρχείων τους που βρίσκονται στον φάκελο “data” και οποιαδήποτε αλλαγή γίνει στα αρχεία γίνεται και στους πίνακες όπως και οποιαδήποτε αλλαγή γίνεται στον πίνακα “History” θα σημειώνεται και στο αντίστοιχο στο αρχείο.



Σχήμα 5.6 Οι φάκελοι Data και history

Το αρχείο “History” φαίνεται στην παρακάτω εικόνα



Σχήμα 5.7 Το αρχείο History

5.3 Συμπεράσματα –Επίλογος

Σχεδιάστηκε και δοκιμάστηκε μια ηλεκτρονική μύτη για την ανίχνευση Πτητικών Οργανικών Ενώσεων και ιδιαίτερα για τις Οργανικές Ενώσεις που αναδύονται από τον Ασκομύκητα *Tuber*, γνωστό με την λαϊκή ονομασία Τρούφα. Η αντίδραση της πειραματικής διάταξης της ηλεκτρονικής αυτής μύτης στις διάφορες πτητικές ενώσεις μας άφησε ικανοποιημένους σε σχέση με την ποιότητα των αισθητήρων στους οποίους είχαμε πρόσβαση και σε σχέση με τον χρόνο που διαθέσαμε.

Η έρευνα αυτή πάνω στη μέτρηση των Οργανικών Πτητικών Ενώσεων που αναδύονται από το μανιτάρι Τρούφα μας κάνουν να πιστεύουμε ότι είναι πιθανό να μπορεί να δημιουργηθεί μια ηλεκτρονική μύτη η οποία θα μιμείται το οσφρητικό σύστημα των θηλαστικών, τα οποία είναι ικανά να ανιχνεύουν τον μύκητα Τρούφα που βρίσκεται κάτω από την γη.

Εμείς μπορέσαμε να ταξινομήσουμε ένα είδος φρέσκιας τρούφας όταν το συγκρίναμε με τεχνητό άρωμα ή με οποιοδήποτε άλλο απλό μανιτάρι. Η ταξινόμηση όμως ανάμεσα στα διαφορετικά είδη φρέσκιας Τρούφας απαιτεί πολύ περισσότερο χρόνο ώστε να αποθηκευτούν πολλά ακόμα στατιστικά δεδομένα φρέσκιας Τρούφας, την οποία δύσκολα προμηθευόμαστε.

Η κατασκευή μιας τέτοιας συσκευής, που θα μπορεί να ανιχνεύει την τρούφα στο φυσικό της πεδίο, απαιτεί ακόμη πολύ χρόνο και μελέτες. Όμως, μπορεί να επιφέρει στον κατασκευαστή πολλαπλά ωφέλη, διότι θα είναι μια καινοτομία στον τομέα της ανίχνευσης και της ταξινόμησης. Προς το παρόν, θα αρκεστούμε στα αποτελέσματα που παρουσιάσαμε και θα κλείσουμε τη μελέτη μας, αποκομίζοντας τις γνώσεις για τη συλλογή δεδομένων, για την αναγνώριση προτύπων και των διαφόρων ταξινομητών και τη γνώση της τέχνης του προγραμματισμού. Τέλος, πολύ σημαντικά είναι όσα μάθαμε για αυτό το καταπληκτικό και σπάνιο μανιτάρι, άλλα και πολλά άλλα ενδιαφέροντα πεδία με τα οποία ήρθαμε αντιμέτωποι για πρώτη φορά.

Από την παραπάνω εργασία προέκυψε μια ανακοίνωση σε διεθνές συνέδριο:

D. Zampoglou and J. Kalomiros, “*Development of an odor-discriminating sensor array for the detection of the aroma of ascomycete Tuber*”, in the Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems, (IDAACS’ 2013), 12-14 September 2013, Berlin, Germany.

Ως αποτέλεσμα της παρουσιάσής μας στο παραπάνω συνέδριο λάβαμε πρόσκληση για συμμετοχή στο συλλογικό τόμο:

“Data Acquisition, Analysis and Modelling”, Eds. Vl. Haasz and K. Madani, Rivers Publishers, 2014.

Τέλος πέρασε στις 10 καλύτερες εργασίες στον Πανελλήνιο Φοιτητικό Διαγωνισμό της Microsoft “Imagine Cup 2013” όπου και παρουσιάστηκε στα γραφεία της Microsoft στην Αθήνα από την φοιτήτρια Ζαμπόγλου Δέσποινα εκπροσωπώντας το ΤΕΙ Σερρών, και κατακτώντας την τιμητική 3^η θέση στην κατηγορία Innovation.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

MainForm:

```
//-----  
  
#include <vcl.h>  
#pragma hdrstop  
  
#include "MainForm.h"  
#include "JPeg.hpp"  
//-----  
#pragma package(smart_init)  
#pragma resource "*.dfm"  
TMainFrm *MainFrm;  
  
namespace KNN {  
string DoubleToStr(double a);  
}  
//-----  
__fastcall TMainFrm::TMainFrm(TComponent* Owner)  
    : TForm(Owner)  
{  
    Initialize();  
}  
  
void TMainFrm::Initialize()  
{  
    std::locale::global(std::locale(""));  
    mClassification = new KNN::TKNNClassification("./data");  
    mClassification->Load();  
}  
  
void TMainFrm::InitDisplay()  
{  
    mClassification->DisplayTrainingSet(TrainingGrid);  
    mClassification->DisplayToHistory(HistoryGrid);  
    mClassification->DisplayToSampleGrid(SampleGrid);  
/*  
    vector<KNN::TPairLabel> labels = mClassification->GetDifLabels();  
    for (unsigned int i = 0; i < labels.size(); i++)  
    {  
        KNN::TPairLabel pairLabel = labels[i];  
        string label = mClassification->GetLabel(pairLabel);  
        UnicodeString uLabel = AnsiString(label.c_str());  
        mLabelImages[pairLabel] = new TImage(this);  
        UnicodeString uImageName = "./data/images/" + uLabel + ".jpg";  
        mLabelImages[pairLabel]->LoadFromFile(uImageName);  
    }  
*/  
}
```

```

}
//-----

//-----

void __fastcall TMainFrm::FormCreate(TObject *Sender)
{
    InitDisplay();
}
//-----

void __fastcall TMainFrm::FormResize(TObject *Sender)
{
    int w = TrainingGrid->Width - 60;

    int prc[] = { 5, 20, 20, 20, 20, 15 };

    for (int i = 0; i < TrainingGrid->ColCount; i++)
        TrainingGrid->ColWidths[i] = (w * prc[i])/100;

    w = HistoryGrid->Width - 60;

    int prc2[] = { 5, 15, 15, 15, 15, 20 };

    for (int i = 0; i < HistoryGrid->ColCount; i++)
        HistoryGrid->ColWidths[i] = (w * prc2[i])/100;
}
//-----

void TMainFrm::OnClassify()
{
    KNN::TSensorValues sv;
    //Διαβάζει το SAMPLE
    for (int i = 0; i < N_SENSORS; i++)
    {
        UnicodeString str = SampleGrid->Cells[i][1];
        double value = atof(AnsiString(str).c_str());
        sv.mSensors[i] = value;
    }

    //Βρίσκει το K και το ALGORITHM
    int kIndex = KRadioGroup->ItemIndex;
    int k;
    if (kIndex == 3)
        k = StrToInt(KEdit->Text);
    else
        k = 2*kIndex + 1;
    int distanceIndex = DistanceRadioGroup->ItemIndex;
    KNN::TDistanceAlgorithm algs[] = { KNN::Eucleidian, KNN::CityBlock,
    KNN::Chebychev };
    KNN::TDistanceAlgorithm algorithm = algs[distanceIndex];

    //Κάνει το CLASSIFICATION από το SAMPLE με βάση το ALGORITHM & το K

```

```

KNN::TPairLabel result = mClassification->Classify(sv, algorithm, k);
string resultName = mClassification->GetLabel(result);

if (result > 0)
{
    UnicodeString uLabel = UnicodeString(resultName.c_str());
    UnicodeString uResultName = "Matched with " + uLabel;
    ResultLbl->Caption = uResultName;
    UnicodeString uImageName = "./data/images/" + uLabel + ".jpg";
    ResultImage->Picture->LoadFromFile(uImageName);
}
else
{
    ResultLbl->Caption = "Not matched";
    UnicodeString uImageName = "./data/images/nomatch.jpg";
    ResultImage->Picture->LoadFromFile(uImageName);
}

// Προσθέτει το αποτέλεσμα στο ιστορικό
KNN::TPair pair(sv, result);
KNN::THistoryPair hp = KNN::THistoryPair(pair);
AppendToHistoryGrid(hp);
mClassification->AppendToHistory(hp);
}

void TMainFrm::AppendToHistoryGrid(const KNN::THistoryPair& pair)
{
    HistoryGrid->RowCount = HistoryGrid->RowCount + 1;
    mClassification->AddToHistoryGrid(HistoryGrid, pair, HistoryGrid->RowCount
- 2);
}

void __fastcall TMainFrm::Button1Click(TObject *Sender)
{
    OnClassify();
}
//-----

void __fastcall TMainFrm::Button2Click(TObject *Sender)
{
    this->Close();
}
//-----

void __fastcall TMainFrm::FormDestroy(TObject *Sender)
{
    delete mClassification;
}
//-----

```

```

void __fastcall TMainFrm::KRadioGroupClick(TObject *Sender)
{
    KEdit->Enabled = KRadioGroup->ItemIndex == 3;
}
//-----

```

Main Types

```

//-----

#pragma hdrstop

#include "MainTypes.h"
#include <algorithm>
#include <fstream>
#include <iostream>
#include <time.h>
#include <IniFiles.hpp>

//-----

#pragma package(smart_init)

using namespace std;

namespace KNN {

string DoubleToStr(double a)
{
    char buffer[1000];
    sprintf(buffer, "%01f", a);
    return string(buffer);
}

UnicodeString StringToUnicode(const string& s)
{
    return UnicodeString(AnsiString(s.c_str()));
}

string TSensorValues::mSensorNames[] = { "TGS2602", "TGS822",    "MQ2",
    "MQ3" };

double TSensorValues::Distance(const TSensorValues& values, TDistanceAlgorithm
algorithm)
{
    double distance = 0;

```

```

switch (algorithm)
{
    case Euclidean:
        distance = 0;
        for (int i = 0; i < N_SENSORS; i++)
        {
            double dif = this->mSensors[i] - values.mSensors[i];
            distance += dif*dif;
        }
        return distance;
    case CityBlock:
        distance = 0;
        for (int i = 0; i < N_SENSORS; i++)
        {
            double dif = fabs(this->mSensors[i] -
values.mSensors[i]);
            distance += dif;
        }
        return distance;
    case Chebychev:
        distance = 0;
        for (int i = 0; i < N_SENSORS; i++)
        {
            double dif = fabs(this->mSensors[i] -
values.mSensors[i]);
            if (dif > distance)
                distance = dif;
        }
        return distance;

    default :
        return 0;
}
}

```

```
TPair::TPair()
```

```
{
    mResult = -1;
}
```

```
TPair::TPair(double TGS2602,double TGS822,double MQ2,double MQ3,int label)
```

```
{
    mSensorValues.mSensors[0] = TGS2602;
    mSensorValues.mSensors[1] = TGS822;
    mSensorValues.mSensors[2] = MQ2;
    mSensorValues.mSensors[3] = MQ3;
    mResult = label;
}
```

```
TPair::TPair(const TSensorValues& values,const TPairLabel& label)
```

```
{
    mSensorValues = values;
    mResult = label;
}
```

```

THistoryPair::THistoryPair()
{
    mDate = 0;
}

THistoryPair::THistoryPair(const TPair& pair):
mPair(pair)
{
    time(&mDate);
}

bool TPairingEval::LessThan(const TPairingEval& eval1,const TPairingEval& eval2)
{
    return eval1.distance < eval2.distance;
}

TPairingFinalEval::TPairingFinalEval()
{
    mCount = 0;
    mMinDistance = 1000000;
}

TKNNClassification::TKNNClassification(const string& path)
{
    mDataPath = path;
    mTrainingFileName = path + "/pattern.txt";
    mLabelsFileName = path + "/labels.txt";
    mHistoryFileName = path + "/history.txt";
}

TPairLabel TKNNClassification::Classify(TSensorValues values,TDistanceAlgorithm
algorithm,int k)
{
    //1ο βήμα υπολογίζω τις αποστάσεις του training set με
//το δείγμα
    vector<TPairingEval> evals;
    for (int i = 0; i < mTrainingSet.size(); i++)
    {
        double distance = mTrainingSet[i].mSensorValues.Distance(values,
algorithm);
        if (distance <= mMaxDistance)
        {
            TPairingEval eval(i, distance);
            evals.push_back(eval);
        }
    }

    //Ταξινομώ με βάση την απόσταση
sort(evals.begin(), evals.end(), TPairingEval::LessThan);

    TEvalMap countOfLabels;

    //Βρίσκω για τα πρώτα K στοιχεία και τα ομαδοποιώ
//κατά LABEL βρίσκοντας το πλήθος και τη μικρότερη απόσταση

```

```

for (int i = 0; i < k && i < evals.size(); i++)
{
    int index = evals[i].index;
    TPairLabel label = mTrainingSet[index].mResult;
    double distance = evals[i].distance;
    countOfLabels[label].mCount ++;
    if (countOfLabels[label].mMinDistance < distance)
        countOfLabels[label].mMinDistance = distance;
}

//Από τα στοιχεία του MAP βρίσκω αυτά με το μεγαλύτερο πλήθος
//ή αν 2 έχουν ίδιο πλήθος τότε βρίσκω τη μικρότερη απόσταση
TPairLabel bestLabel = -1;
int mostLabels = 0;
double minDistance = mMaxDistance + 1;
for (TEvalMap::iterator i = countOfLabels.begin(); i != countOfLabels.end();
i++)
    if (i->second.mCount > mostLabels ||
        (i->second.mCount == mostLabels && i->second.mMinDistance
< minDistance)) {
        mostLabels = i->second.mCount;
        minDistance = i->second.mMinDistance;
        bestLabel = i->first;
    }

return bestLabel;
}

void TKNNClassification::LoadTrainingSet()
{
    ifstream f;
    f.open(mTrainingFileName.c_str());
    double TGS2602, TGS822, MQ2, MQ3;
    int pairLabel;

    while (f.good())
    {
        if (f >> TGS2602 >> TGS822 >> MQ2 >> MQ3 >> pairLabel)
            mTrainingSet.push_back(TPair(TGS2602, TGS822, MQ2, MQ3,
pairLabel));
    }

    f.close();
}

void TKNNClassification::LoadLabels()

```



```

{
    ifstream f;
    f.open(mLabelsFileName.c_str());
    int pairLabel, i = 0;
    string name;

    while (f.good())
    {
        if (f >> pairLabel >> name)
            mLabelNames[pairLabel] = name;
    }

    mLabelNames[-1] = "No match";

    f.close();
}

void TKNNClassification::Load()
{
    LoadIni();
    LoadHistory();
    LoadLabels();
    LoadTrainingSet();
}

void TKNNClassification::LoadIni()
{
    TIniFile* iniFile = new TIniFile(StringToUnicode(mDataPath + "/KNN.ini"));
    UnicodeString maxDistanceStr = iniFile->ReadString("KNN", "MaxDistance",
"0");
    mMaxDistance = _wtof(maxDistanceStr.c_str());
    mMaxDistance *= mMaxDistance;
}

void TKNNClassification::LoadHistory()
{
    ifstream f;
    f.open(mHistoryFileName.c_str());
    THistoryPair pair;

    while (f.good())
    {
        if (f >> pair)
            mHistory.push_back(pair);
    }

    f.close();
}

void TKNNClassification::AppendToHistory(const THistoryPair& pair)
{
    ofstream f;
    f.open(mHistoryFileName.c_str(), ios::app);
}

```

```

        f << pair << endl;
        f.close();
    }

void TKNNClassification::DisplayTrainingSet(TStringGrid* grid)
{
    grid->RowCount = mTrainingSet.size() + 1;

    for (int i = 0; i < N_SENSORS; i++)
    {
        grid->Cells[i + 1][0] = TSensorValues::mSensorNames[i].c_str();
    }
    grid->Cells[N_SENSORS + 1][0] = "Type";

    for (unsigned int i = 0; i < mTrainingSet.size(); i++)
    {
        grid->Cells[0][i+1] = IntToStr((int)i + 1);
        for (int j = 0; j < N_SENSORS; j++)
        {
            double value = mTrainingSet[i].mSensorValues.mSensors[j];
            grid->Cells[j + 1][i + 1] = DoubleToStr(value).c_str();
        }

        TPairLabel result = mTrainingSet[i].mResult;
        grid->Cells[N_SENSORS + 1][i + 1] = mLabelNames[result].c_str();
    }
}

void TKNNClassification::AddToHistoryGrid(TStringGrid* HistoryGrid,const
THistoryPair& hp,int curRow)
{
    HistoryGrid->Cells[0][curRow] = IntToStr(curRow);
    for (int j = 0; j < N_SENSORS; j++)
    {
        HistoryGrid->Cells[j + 1][curRow] =
KNN::DoubleToStr(hp.mPair.mSensorValues.mSensors[j]).c_str();
    }

    HistoryGrid->Cells[N_SENSORS + 1][curRow] =
GetLabel(hp.mPair.mResult).c_str();

    char buf[100];
    time_t time = hp.mDate;
    strftime(buf, sizeof(buf), "%d/%m/%Y %H:%M:%S", localtime(&time));
    HistoryGrid->Cells[N_SENSORS + 2][curRow] = buf;
}

void TKNNClassification::DisplayToHistory(TStringGrid* grid)
{
    grid->RowCount = mHistory.size() + 2;
    grid->ColCount = 7;
}

```

```

for (int i = 0; i < N_SENSORS; i++)
{
    grid->Cells[i + 1][0] = TSensorValues::mSensorNames[i].c_str();
}
grid->Cells[N_SENSORS + 1][0] = "Type";
grid->Cells[N_SENSORS + 2][0] = "Date";

for (unsigned int i = 0; i < mHistory.size(); i++)
{
    AddToHistoryGrid(grid, mHistory[i], i + 1);
/*
    int curRow = i + 1;
    grid->Cells[0][curRow] = IntToStr((int)i + 1);
    for (int j = 0; j < N_SENSORS; j++)
    {
        grid->Cells[j + 1][curRow] =
DoubleToStr(mHistory[i].mPair.mSensorValues.mSensors[j]).c_str();
    }

    grid->Cells[N_SENSORS + 1][curRow] =
mLabelNames[mHistory[i].mPair.mResult].c_str();

    char buf[100];
    time_t time = mHistory[i].mDate;
    strftime(buf, sizeof(buf), "%d/%m/%Y %H:%M:%S",
localtime(&time));
    grid->Cells[N_SENSORS + 2][curRow] = buf;    */
}
}

void TKNNClassification::DisplayToSampleGrid(TStringGrid* grid)
{
    for (int i = 0; i < N_SENSORS; i++)
    {
        grid->Cells[i][0] = TSensorValues::mSensorNames[i].c_str();
    }
}

string TKNNClassification::GetLabel(TPairLabel label)
{
    return mLabelNames[label];
}

istream& operator >> (istream& s,TPair& p)
{
    for (int i = 0; i < N_SENSORS; i++)
        s >> p.mSensorValues.mSensors[i];
    s >> p.mResult;
    return s;
}

```

```

}

ostream& operator << (ostream& s,const TPair& p)
{
    for (int i = 0; i < N_SENSORS; i++)
        s << p.mSensorValues.mSensors[i] << " ";
    s << p.mResult << " ";
    return s;
}

istream& operator >> (istream& s,THistoryPair& h)
{
    s >> h.mPair >> h.mDate;
    return s;
}

ostream& operator << (ostream& s,const THistoryPair& h)
{
    s << h.mPair << " " << h.mDate;
    return s;
}

};

```

KNN

```
//-----  
  
#include <vcl.h>  
#pragma hdrstop  
//-----  
USEFORM("MainForm.cpp", MainFrm);  
//-----  
WINAPI WinMain(HINSTANCE, HINSTANCE, LPSTR, int)  
{  
    try  
    {  
        Application->Initialize();  
        Application->CreateForm(__classid(TMainFrm), &MainFrm);  
        Application->Run();  
    }  
    catch (Exception &exception)  
    {  
        Application->ShowException(&exception);  
    }  
    catch (...)  
    {  
        try  
        {  
            throw Exception("");  
        }  
        catch (Exception &exception)  
        {  
            Application->ShowException(&exception);  
        }  
    }  
    return 0;  
}  
//-----
```

ΣΧΗΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΙΝΑΚΕΣ

Κεφάλαιο 1

- Σχήμα 1.1 Γενικό διάγραμμα λειτουργίας ενός αυτόματου συστήματος. σελ.10
- Σχήμα 1.2 Κυματομορφές σήματος εισόδου σελ.11
- Σχήμα 1.3 Τάση της παγκόσμιας αγοράς των αισθητήρων μέχρι το 2008. σελ.18
- Σχήμα 1.5 Κατανομή αγοράς μικροαισθητήτων του έτους 2007 και πρόβλεψη μέχρι το έτος 2013 σελ.17
- Σχήμα 1.6 Χαρακτηριστική εικόνα της λειτουργίας μιας ηλεκτρονικής μύτης για την αναγνώριση ποικιλίας καφέ σελ.22
- Σχήμα 1.7 Τυπικός αισθητήρας TSM με συνδέσεις ηλεκτροδίων. σελ.23
- Σχήμα 1.8 Τυπική συσκευή κύματος Rayleigh με «δακτυλοειδή» ηλεκτρόδια τα οποία δημιουργούν και λαμβάνουν τα ακουστικά κύματα σελ.24
- Σχήμα 1.10 Σχηματική αναπαράσταση ενός αισθητήρα αερίων τύπου MOSFET σελ. 26
- Σχήμα 1.11 Σχηματικό διάγραμμα ενός ISFET. σελ. 27
- Σχήμα 1.12 Σχηματική αναπαράσταση ενός χωρητικού αισθητήρα. σελ.28
- Σχήμα 1.13 Σχηματική αναπαράσταση δομής αλληλοεπικλυπτόμενων ηλεκτροδίων τύπου κτενιών (IDEs). σελ.29
- Πίνακας 1.1 Επιθυμητά χαρακτηριστικά αισθητήρα σελ.14
- Πίνακας 1.2 Ανεπιθύμητα χαρακτηριστικά αισθητήρα σελ.15
- Πίνακας 1.4 Είδη χημικών αισθητήρων σελ.22

Κεφάλαιο 2

- Σχήμα 2.1 εικόνα Τρούφας σελ 30
- Σχήμα 2.4 Ζωγραφιά Τρούφας σελ 33
- Εικόνες σελ 36: πάνω δεξιά εσωτερικό Τρούφας στο μικροσκόπιο
κάτω αριστερά εξωτερικό τρούφας στο μικροσκόπιο σελ 36
- Σχήμα 2.5 Έρευνα από το 1980 έως το 2010 που αφορά τις πητικές ενώσεις των ειδών της τρούφας σελ 36
- Σχήμα 2.6 Πητικές Οργανικές Ενώσεις Τρούφας σελ 37
- Σχήμα 2.7 διμεθυλοσουλφίδιο σελ 38

Κεφάλαιο 3

- Πίνακας 3.1 οι αισθητήρες που χρησιμοποιήθηκαν σελ 41
- Σχήμα 3.2 Lab View σελ 43
- Σχήμα 3.3 Χαρακτηριστικές καμπύλες ευαισθησίας των MQ2 & TGS2602 σελ 45
- ΓΡΑΦΗΜΑΤΑ ΜΕΤΡΗΣΕΩΝ :
- Σχήμα 3.4 ΜΕΤΡΗΣΗ 1= σελ 48
- Σχήμα 3.5 ΜΕΤΡΗΣΗ 2= σελ 49
- Σχήμα 3.6 ΜΕΤΡΗΣΗ 3= σελ 50
- Σχήμα 3.7 ΜΕΤΡΗΣΗ 4= σελ 51
- Σχήμα 3.8 ΜΕΤΡΗΣΗ 5= σελ 52
- Σχήμα 3.9 ΜΕΤΡΗΣΗ 6= σελ 53
- Σχήμα 3.10 ΜΕΤΡΗΣΗ 7= σελ 54
- Σχήμα 3.11 ΜΕΤΡΗΣΗ 8= σελ 55
- Σχήμα 3.12 ΜΕΤΡΗΣΗ 9= σελ 56
- Σχήμα 3.13 ΜΕΤΡΗΣΗ 10= σελ 57

Κεφάλαιο 4

Σχήμα 4.1 Δημοφιλέστερες μέθοδοι αναγνώρισης προτύπων σελ 61

Πίνακας 4.1 : Πίνακας δεδομένων του παραδείγματος κατηγοριοποίησης ατόμων στις κατηγορίες σελ 62

Σχήμα 4.2 Αντιπροσωπευτικά διανύσματα 3^{ων} κλάσεων σελ 67

Σχήμα 4.3 Αντίστοιχη ταξινόμηση 3^{ων} κλάσεων σελ 67

Σχήμα 4.4 Αντίστοιχος αλγόριθμος που πραγματοποιεί την ταξινόμηση 3^{ων} κλάσεων σελ 68

Σχήμα 4.6 Μέθοδος k-NN σελ 69

Κεφάλαιο 5

Σχήμα 5.1 Βασική φόρμα εισαγωγής των μετρήσεων για ταξινόμηση νέου δείγματος

Σχήμα 5.2 Το δείγμα του οποίου οι τιμές αισθητήρων αποκλίνουν από τα συνηθισμένα ταξινομείται ως άγνωστο δείγμα (μη τρούφα)

Σχήμα 5.3 Το δείγμα του οποίου οι τιμές αισθητήρων καταχωρήθηκαν ταξινομείται ως μαύρη καλοκαιρινή τρούφα

Σχήμα 5.4 Το δείγμα του οποίου οι τιμές αισθητήρων καταχωρήθηκαν ταξινομείται ως τεχνητά αρωματισμένη τρούφα

Σχήμα 5.5 Το ιστορικό των μετρήσεων

Σχήμα 5.6 Οι φάκελοι Data και history

Σχήμα 5.7 Το αρχείο History

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] <http://www.figarosensor.com/>
- [2] Blackwood, D.; Josowicz, M. Work function and spectroscopic studies of interactions between conducting polymers and organic vapors. *J. Phys. Chem.* 1991, 95, 493-502.
- [3] Nylabder, C.; Armgrath, M.; Lundstrom, I. An ammonia detector based on a conducting polymer. *Proceedings of the International Meeting on Chemical Sensors, Fukuoka, Japan, 1983*, 203-207.
- [4] Zakrzewska, K. Mixed oxides as gas sensors. *Thin Solid Films* 2001, 391, 229-238.
- [5] Virji, S.; Fowler, J.D.; Baker, C.O.; Huang, J.X.; Kaner, R.B.; Weiller, B.H. Polyaniline nanofiber composites with metal salts: Chemical sensors for hydrogen sulfide. *Small* 2005, 1, 624-627.
- [6] <http://pattern.sepdek.net/>
- [7] Σέργιος Θεοδορίδης, Κωνσταντίνος Κουτρούμπας. Αναγνώριση προτύπων 2010, 5648-52
- [9] Baum E. What Size Net Gives Valid Generalization? *Neural Computation*. (1989).
- [10] [Duda and Hart, 1973] Duda, R., and Hart, P. *Pattern Classification and Scene Analysis*. New York: Wiley, 1973.
- [11] Barry Lee. "Taking Stock of the Australian Truffle Industry", RIRDC Publication No 08/124, RIRDC Project No PRJ-002643, July 2008.
- [12] T. Talou, M. Delmas, A. Gaset, *J. Agric. Food Chemistry*, 35 (1987), p. 774.
- [13] R. Claus, H.O. Hoppen and H. Karg, "The secret of truffles; a steroidal pheromone?", *Experientia*, 1981, vol. 37, pp. 1178-1179.
- [14] T. Talou, A. Gaset, M. Delmas, M. Kulifaj, C. Montant, "Dimethyl sulphide: The secret for black truffle hunting by animals?", *Mycol. Res.* vol. 94, 1990, pp. 277-278.
- [15] R.E. March, D.S. Richards, R.W. Ryan, "Volatile compounds from six species of truffle – head space analysis and vapor analysis at high mass resolution", *Int. J. Mass Spectrom.*, vol. 249- 250, 2006, pp. 60-67.
- [16] R. Splivallo, S. Bossi, M. Maffei, P. Bonfante, "Discrimination of truffle fruiting body versus mycelial aromas by stir bar sorptive extraction", *Phytochemistry*, vol. 68, 2007, pp. 2584-2598.
- [17] R. Splivallo, N. Valdez, N. Kirchoff, M. Castiella Ona, J-P Schmidt, I. Feussner and P. Karlovsky, "Intraspecific genotypic variability determines concentrations of key truffle volatiles", *New Fytologist*, vol. 194 (3), 2012, pp. 823-835.
- [18] S. Capone, A. Forleo, R. Rella, P. Siciliano, J. Spadavecchia, D. S. Presicce, and A. M. Taurino, *Journal of Optoelectronics and Advanced Materials*, 5 (5), 1335 (2003).
- [19] J. W. Gardner and P. N. Bartlett, *Electronic Noses, Principles and Applications*, Oxford University Press, 1999.
- [20] K. Arshak, E. Moore, G.M. Lyons, J. Harris and S. Clifford, "A review of gas sensors employed in electronic nose applications", *Sensor Review*, vol. 24 (2), 2004, pp. 181 – 198.
- [21] <http://www.figarosensor.com/> "General Information for TGS sensors", white paper by Figaro Engineering Inc., revised 03//2005.
- [22] M. Griffin, *Electronic Noses: Multi-Sensor arrays*, Davidson Colledge, NC, USA.
- [23] <http://english.hwsensor.com/>
- [24] A. Bermak, S. Brahim-Belhouari, M. Shi, D. Martinez, *Pattern Recognition Techniques for Odor Discrimination in Gas Sensor*

Array, The Encyclopedia of Sensors, C. A. Grimes, E. C. Dickey
and M. V. Pishko (editors), American Scientific Publishers

[25] Field Guide to North American Truffles: Hunting, Identifying, and Enjoying the
World's Most

Prized Fungi. Matt Trappe, Frank Evans and James M. Trappe. Ten Speed Press, 2007

[26] <http://www.mssf.org/cookbook/truffles.html>

[27] Taming the Truffle: The History, Lore, and Science of the Ultimate Mushroom. Ian R.
Hall, Gorton T. Brown and Alessandra Zambonelli. Timber Press, 2007

[28] Krishna Persaud & George Dodd Analysis of discrimination mechanisms in the
mammalian olfactory system using a model nose. 1982