

Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, Πολυτεχνική Σχολή,
Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών,
Τομέας Τηλεπικοινωνιών

ΠΡΟΗΓΜΕΝΕΣ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ ΣΗΜΑΤΟΣ

ΘΕΜΑ:

Ανάλυση ERPs με χρήση Μετασχηματισμού Hilbert Huang



Επιβλέπων Καθηγητής: Λεόντιος Χατζηλεοντιάδης

Οι φοιτητές: Μαυροδής Κωνσταντίνος, 7922

Μπαλτατζής Βασίλειος, 7727

Σαμλίδης Φίλιππος, 7973

Σχινάς Γεώργιος, 7985

Χρυσοβέργης Ηλίας, 8009

Περιεχόμενα

- 1) Εισαγωγικά
- 2) Πειραματική Διαδικασία
- 3) Ανάλυση Σημάτων
- 4) Υπολογισμός Μετασχηματισμού Hilbert – Huang
- 5) Χαρακτηριστικά
- 6) Μηχανική Μάθηση
- 7) Ανάλυση Διαφορετικών Καναλιών
- 8) Ανάλυση Διαφορετικών Φύλων
- 9) Ανάλυση Βιομετρικών Στοιχείων (HR, GSR, T)
- 10) Συμπεράσματα

1. Σκοπός Πειραμάτων

Ο κοινός σκοπός των πειραμάτων που διεξήχθησαν ήταν η καταγραφή της ηλεκτροεγκεφαλικής δραστηριότητας (ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ)), του Heart Rate, της αντίστασης του δέρματος (R) και της θερμοκρασίας του δέρματος (T) των συμμετεχόντων κατά τη διάρκεια θέασης βίντεο που σχετίζονταν με το bullying:

Πείραμα 1: Θέαση βίντεο σε laptop

Πείραμα 2: Θέαση βίντεο σε Virtual Reality (VR) με βίντεο 360°

Σε κάθε ένα από τα πειράματα, η καταγραφή της ηλεκτροεγκεφαλικής δραστηριότητας πραγματοποιήθηκε με χρήση της συσκευής Clinical Geodesic EEG System 400 (<http://www.egi.com/clinical-division/clinical-division-clinical-products/ges-400-series>), η οποία επιτρέπει την ταυτόχρονη καταγραφή 256 καναλιών ΗΕΓ με συχνότητα δειγματοληψίας 250 Hz.

Επίσης, οι καταγραφές του HR, R and T έγιναν από το MS Band 2 (<https://www.microsoft.com/microsoft-band/en-us>) με συχνότητα δειγματοληψίας 1 Hz για τα HR και το T και το R στα 0.04 Hz.

2. Πειραματική Διαδικασία

Δεδομένα

Τα πειραματικά δεδομένα αντιστοιχούν σε 18 συμμετέχοντες (Αγόρια: #5-#10, #15, #17-#20, Κορίτσια: #2-#4, #11-#13, #16) και αριθμούνται με το πρόθεμα ptes#*.mat. Για κάθε συμμετέχοντα υπάρχουν καταγραφές από κατάσταση ηρεμίας (φάκελος matfilesHV), καταγραφές από το πείραμα Π1 (φάκελος “matfilesT1”) και καταγραφές από το πείραμα Π2 (φάκελος “matfilesT2”). Κάθε αρχείο καταγραφής των πειραμάτων Π1 και Π2 περιλαμβάνει αρχεία που αφορούν στην απόκριση ΗΕΓ κατά τη θέαση στιγμών bullying που ξεινούν από bul, καθώς και αρχεία που αφορούν στην απόκριση ΗΕΓ κατά τη θέαση στιγμών του βίντεο που δεν περιέχουν bullying και τα οποία ξεινούν από nobul. Τα segmented αρχεία έχουν όλα διάσταση 257x200, όπου οι πρώτες 1:256 γραμμές αντιστοιχούν στα 256 κανάλια, ενώ η γραμμή 257 αντιστοιχεί στο κανάλι αναφοράς. Όλα τα segments έχουν το ίδιο μήκος (800 ms).

Σε κάθε συμμετέχοντα αντιστοιχεί επίσης ένα αρχείο της μορφής ptes#events στο φάκελο “events”. Στα αρχεία αυτά, οι κωδικοί HV, TS1 και TS2 αντιστοιχούν στην κατάσταση ηρεμίας, στο πείραμα Π1 και στο πείραμα Π2, αντίστοιχα, ενώ οι κωδικοί D254 και D255 αντιστοιχούν σε στιγμές bullying και σε στιγμές που δεν περιέχουν bullying, αντίστοιχα. Η προτελευταία στήλη των αρχείων αυτών, με τίτλο onset, περιέχει τη στιγμή έναρξης του αντίστοιχου σταδίου του πειράματος/ερεθίσματος, στη μορφή ΩΩ:ΛΛ:ΔΔ:ΧΧ. Επιπλέον, στο φάκελο “matfiles_band” δίνεται για κάθε συμμετέχοντα ένα αρχείο (ptes#band) που περιέχει τις μετρήσεις του HeartRate, της αντίστασης του δέρματος και της θερμοκρασίας του δέρματος κατά τη διάρκεια των καταγραφών, μαζί με τις αντίστοιχες χρονικές τους στιγμές. Οι στήλες των .mat αρχείων αντιστοιχούν σε Χρονιά, Μήνα, Ημέρα, Ώρα, Λεπτό, Δευτερόλεπτο, HeartRate, Αντίσταση Δέρματος και Θερμοκρασία Δέρματος, όπως δηλώνεται και στο αρχείο BandFieldsInfo.mat.

Προεπεξεργασία

Η προεργασία που έγινε είναι φιλτράρισμα στα 0.3-30 Hz, artifact detection, bad channel replacement, baseline correction και segmentation.

3. Ανάλυση Σημάτων

Τα ERPs στα οποία επικεντρωθήκαμε μαζί με τις χρονικές στιγμές και στα κανάλια στα οποία εντοπίζονται σύμφωνα με την βιβλιογραφία είναι τα εξής:

ERPs	Time (ms)	Channels
EPN	225-300	116, 126, 160, 125
N170	130-200	161, 170, 96, 97
P300	250-500	101, 110, 119, 128
LPP	400-600	113, 115, 106, 122

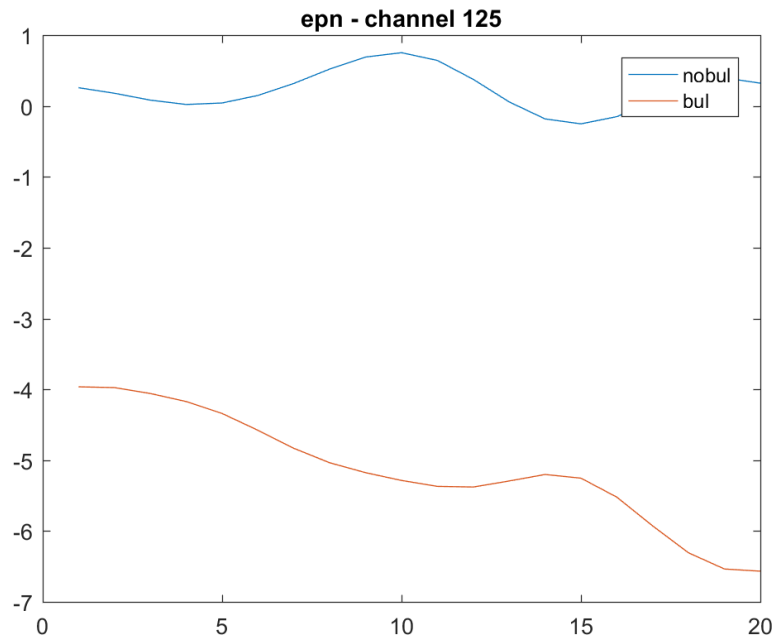
EPN: (https://www.researchgate.net/figure/6780180_fig1_Fig-1-Time-course-and-topography-of-the-early-posterior-negativity-Left-side-Upper)

N170: (<https://en.wikipedia.org/wiki/N170>)

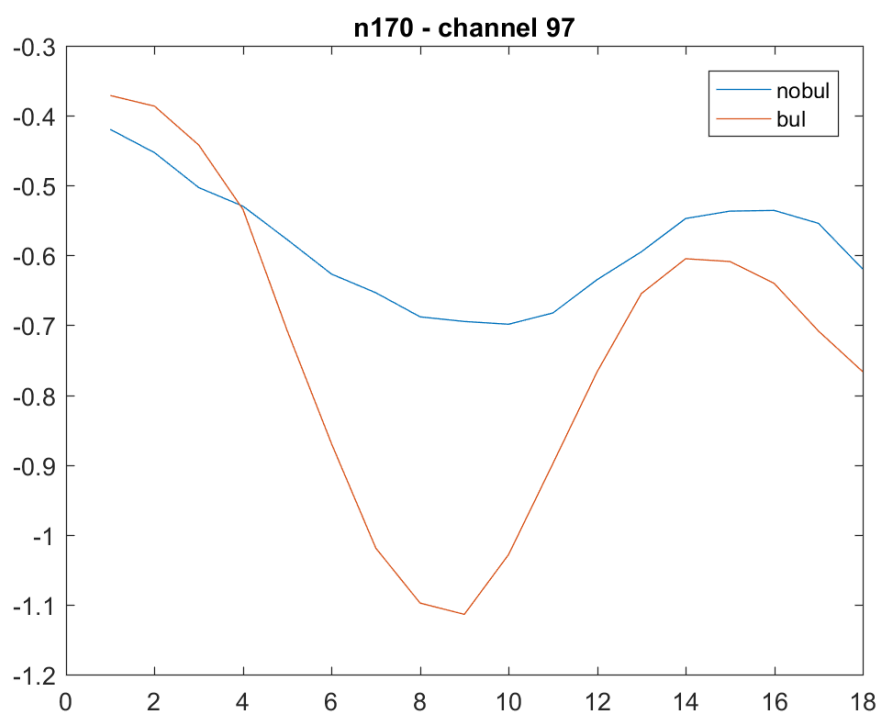
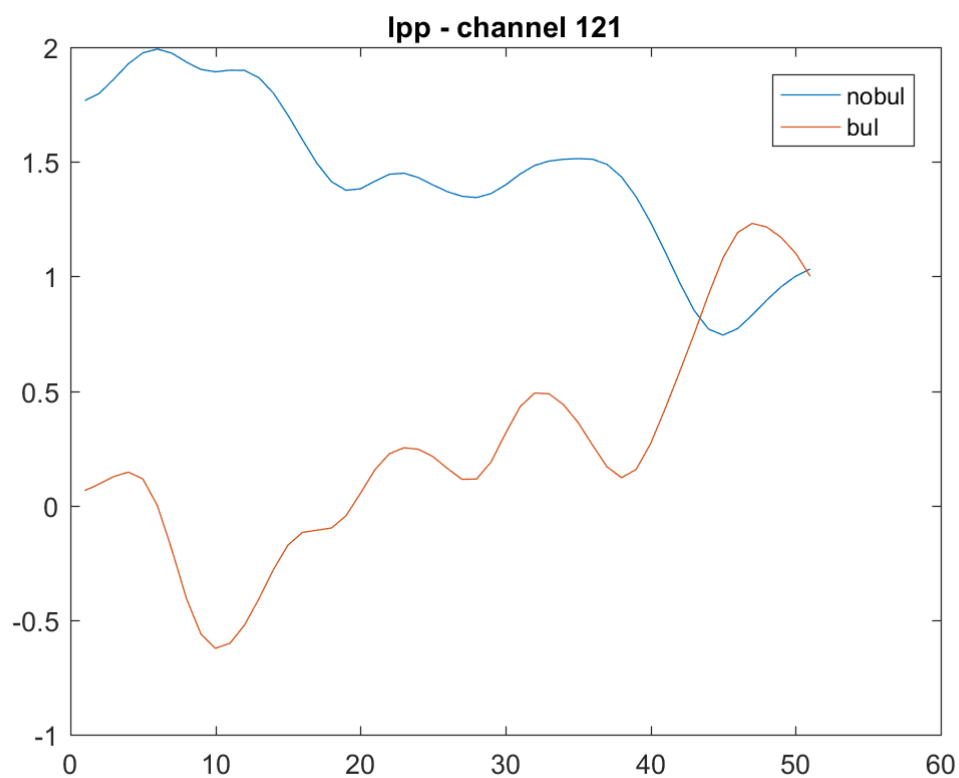
P300: ([https://en.wikipedia.org/wiki/P300_\(neuroscience\)](https://en.wikipedia.org/wiki/P300_(neuroscience)))

LPP: (https://en.wikipedia.org/wiki/Late_positive_component)

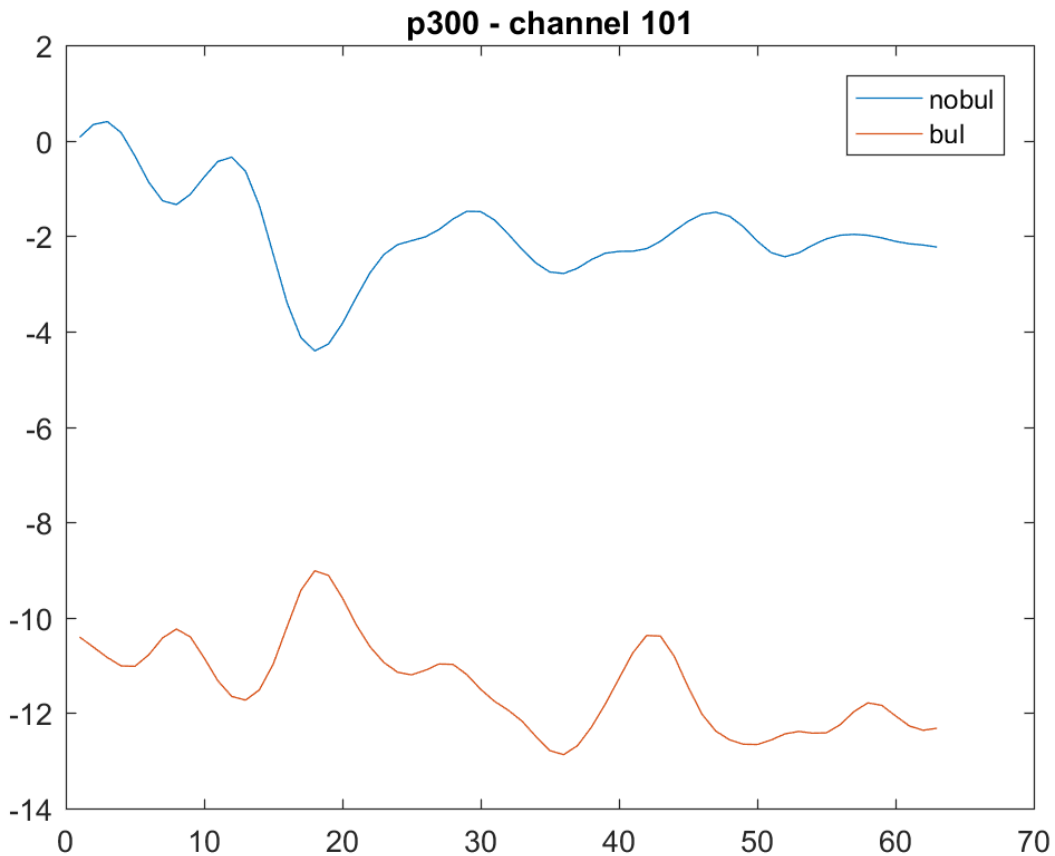
Στην συνέχεια φαίνονται σε κοινό διάγραμμα τα ERPs σε συγκεκριμένα κανάλια που σύμφωνα με την βιβλιογραφία αλλά και με τα δεδομένα που είχαμε υπάρχει διαφορά στο πλάτος, το σχήμα της κυματομορφής, τα μέγιστα και τα ελάχιστα για περιστατικά σχολικού εκφοβισμού και μη. Τα σχήματα προέκυψαν ύστερα από χρήση ειδικών παραθύρων που σκοπό έχουν να επικεντρωθούμε στις κατάλληλες χρονικές στιγμές, σύμφωνα με την βιβλιογραφία.



Προηγμένες Τεχνικές Επεξεργασίας Σήματος



Προηγμένες Τεχνικές Επεξεργασίας Σήματος



Όπως κανείς πολύ εύκολα μπορεί να παρατηρήσει στο κανάλι 125 υπάρχει μία πολύ μεγάλη διαφορά στην τάση του EPN για το περιστατικό bullying από ότι στο κανονικό περιστατικό. Μπορούμε να κατανοήσουμε δηλαδή ότι το κανάλι 125 θα μας βοηθήσει πολύ στην ταξινόμηση στην συνέχεια διότι οι 2 κυματομορφές διαφέρουν κατά πολύ.

Στο κανάλι 121 που είναι ένα από τα βασικά για το LPP βλέπουμε κι εκεί μεγάλο διαχωρισμό μέχρι το μέσο της χρονικής διάρκειας. Αυτό σημαίνει ότι θα πρέπει να μικρύνουμε το παράθυρο ώστε να κρατάει μόνο τις αρχικές χρονικές στιγμές, του αρχικού παραθύρου, για να επιτύχουμε καλύτερη ταξινόμηση. Επίσης, αξίζει να παρατηρήσουμε την αρνητική συσχέτιση ανάμεσα στο σχήμα των 2 κυματομορφών.

Στο κανάλι 97 παρατηρούμε μεγαλύτερη καμπυλότητα στην κυματομορφή του περιστατικού bullying από ότι στο κανονικό περιστατικό.

Στο κανάλι 101 παρατηρούμε σημαντική διαφορά στο πλάτος των 2 κυματομορφών καθώς και φαίνεται να υπάρχει αρνητική συσχέτιση στο σχήμα των 2 αυτών κυματομορφών.

4. Υπολογισμός Μετασχηματισμού Hilbert – Huang

Σύμφωνα με την θεωρητική ανάλυση των περιοχών του εγκεφάλου που ενεργοποιούνται κατά την διάρκεια των συναισθηματικών διεγέρσεων, και των Evoked Related Potentials (ERPs) που μας ενδιαφέρουν χρησιμοποιήσαμε τα 4 πιο αντιπροσωπευτικά κανάλια για κάθε ERP. Με την μέθοδο της εμπειρικής μεθόδου αποσύνθεσης ρυθμών υπολογίστηκαν οι συναρτήσεις ενδογενών ρυθμών (IMFs) και έπειτα ο μετασχηματισμός Hilbert Huang του κάθε ERP. Ο EMD είναι μια προσαρμοζόμενη μέθοδος αποσύνθεσης του σήματος σε πεπερασμένο και συνήθως μικρό αριθμό συναρτήσεων, τις IMFs, παραμένοντας πάντα στο πεδίο του χρόνου. Οι IMFs έχουν τις εξής ιδιότητες, που εγγυώνται μετασχηματισμό Hilbert:

α) Ο αριθμός των μεγίστων και των zero crossings είναι ίσος ή διαφέρουν το πολύ κατά ένα.

β) Η μέση τιμή των περιβάλλουσων των μεγίστων και των ελαχίστων είναι ίσες με το μηδέν.

Οι συναρτήσεις αυτές μπορούν να περιγράψουν πλήρως το σήμα, και εξαιτίας του γεγονότος ότι παραμένουν στο πεδίο του χρόνου, και έχουν το ίδιο μήκος με το αρχικό σήμα, επιτρέπουν την διατήρηση πληροφορίας για πιθανές μεταβολές της συχνότητας στο χρόνο. Αυτό σημαίνει ότι οι IMFs μπορούν να φανερώσουν διάφορες αιτίες μεταβολής του σήματος, σε διαφορετικά χρονικά παράθυρα, γεγονός που δίνει σημαντικό πλεονέκτημα στον EMD έναντι του μετασχηματισμού Fourier, αλλά και τον μετασχηματισμό κυματιδίων. Το πλεονέκτημα αυτό, σε συνδυασμό με τις ιδιότητες που αναφέρθηκαν, καθιστούν τον μετασχηματισμό Hilbert-Huang εξαιρετικό εργαλείο για την ανάλυση πραγματικών και φυσικών σημάτων, τα οποία έχουν συνήθως διαφορετικές αιτίες σε διαφορετικά χρονικά σημεία. Τέλος, δεδομένου ότι ο HHT είναι μια adaptive μέθοδος, μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε μη-γραμμικές και μη-στάσιμες διαδικασίες. Παρακάτω φαίνεται η σύγκριση του HHT με τις καθιερωμένες τεχνικές ανάλυσης σήματος:

Transform	Fourier	Wavelet	Hilbert
Basis	a priori	a priori	adaptive
Frequency	convolution: global, uncertainty	convolution: regional, uncertainty	differentiation: local, certainty
Presentation	energy-frequency	energy-time-frequency	energy-time-frequency
Nonlinear	no	no	yes
Non-stationary	no	yes	yes
Feature Extraction	no	discrete: no, continuous: yes	yes
Theoretical Base	theory complete	theory complete	empirical

Τα IMFs υπολογίστηκαν με την συνάρτηση $emd(x)$ ενώ οι μετασχηματισμοί Hilbert του κάθε IMF για το κάθε ERP υπολογίστηκαν με την συνάρτηση $hilbert(x)$.

5. Χαρακτηριστικά

Τα χαρακτηριστικά από τα οποία αποτελείται ο feature vector είναι τα εξής:

- (i) η τιμή του μεγίστου του HHT
- (ii) η τιμή της συχνότητας που αντιστοιχεί στο μέγιστο του HHT
- (iii) το εύρος των συχνοτήτων γύρω από την κορυφή του μεγίστου του HHT (δηλαδή την τυπική απόκλιση της κατανομής των συχνοτήτων που αντιστοιχούν στις τιμές γύρω από το μέγιστο που ξεπερνούν το 10% της τιμής του μεγίστου)
- (iv) η τιμή της επόμενης κορυφής (αμέσως μικρότερη της μέγιστης) του HHT
- (v) η τιμή της συχνότητας που αντιστοιχεί στην τιμή της επόμενης κορυφής του HHT
- (vi) το εύρος των συχνοτήτων γύρω από την επόμενη κορυφή του μεγίστου του HHT (δηλαδή την τυπική απόκλιση της κατανομής των συχνοτήτων που αντιστοιχούν στις τιμές γύρω από την επόμενη κορυφή που ξεπερνούν το 10% της τιμής της επόμενης κορυφής)

6. Μηχανική Μάθηση

Για το training και το testing των δεδομένων χρησιμοποιήθηκε η πλατφόρμα Azure Machine Learning η οποία παρέχει μία εύκολη και γρήγορη λύση για ταξινόμηση αλλά και για μηχανική μάθηση γενικότερα.

Ως μετρικές αξιολόγησης χρησιμοποιούμε την ακρίβεια (accuracy), το precision, το recall καθώς και το εμβαδόν που περικλείει η ROC καμπύλη.

Actual Class	Predicted Class		
		Bottom- up	Top-down
	Bottom-up	a	b
	Top-down	c	d

$$Accuracy = \frac{a + d}{a + b + c + d}$$

$$Precision = \frac{a}{a + c} \text{ or } \frac{d}{b + d}$$

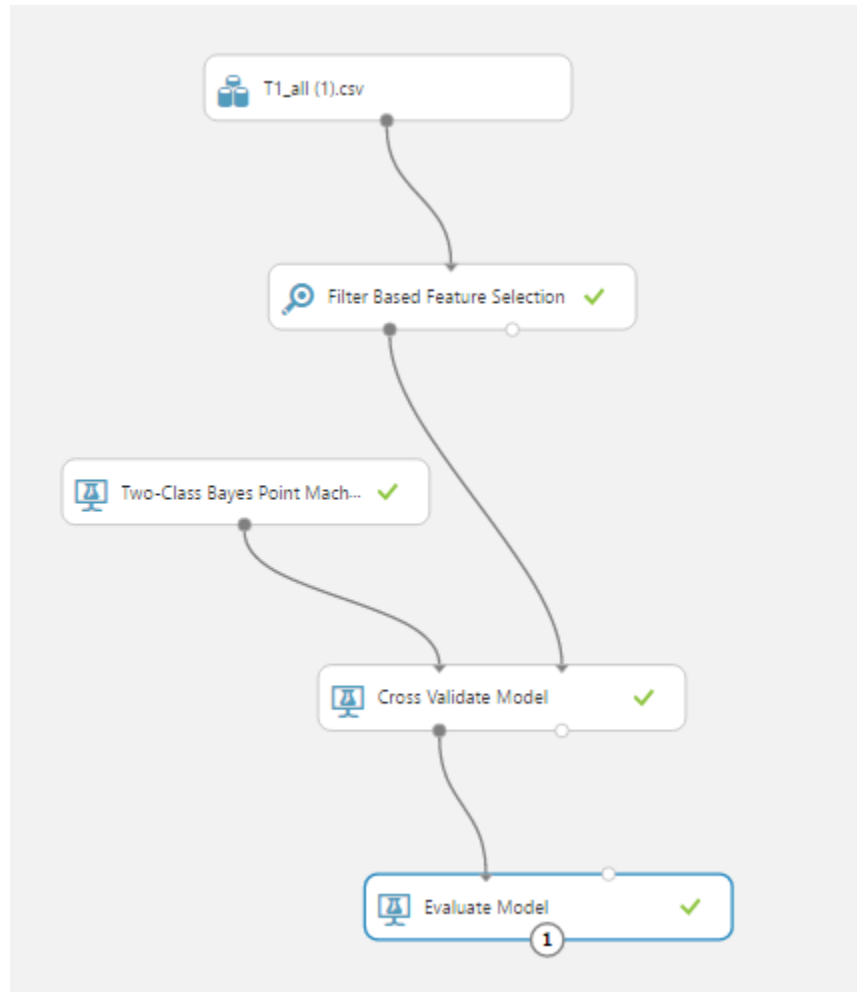
$$Recall = \frac{a}{a + b} \text{ or } \frac{d}{c + d}$$

Η ακρίβεια είναι καθολική μετρική (ανεξάρτητη από τις κλάσεις) και εκφράζει το ποσοστό των σωστά ταξινομημένων (correctly retrieved) instances.

Το precision και το recall χρησιμοποιούνται στις δυαδικές ταξινομήσεις και υπολογίζονται για τις δυο κλάσεις ξεχωριστά. Το πρώτο εκφράζει το ποσοστό των σωστά ταξινομημένων instances της εκάστοτε κλάσης, είναι δηλαδή κάτι σαν την μετρική της ακρίβειας αλλά για την κάθε κλάση ξεχωριστά. Ενώ το recall εκφράζει το ποσοστό των ταξινομημένων ως κλάση X που ανήκουν στην πραγματικότητα στην κλάση X.

Προηγμένες Τεχνικές Επεξεργασίας Σήματος

Στην συνέχεια εμφανίζεται το σχηματικό διάγραμμα του αλγορίθμου για το πείραμα 1:



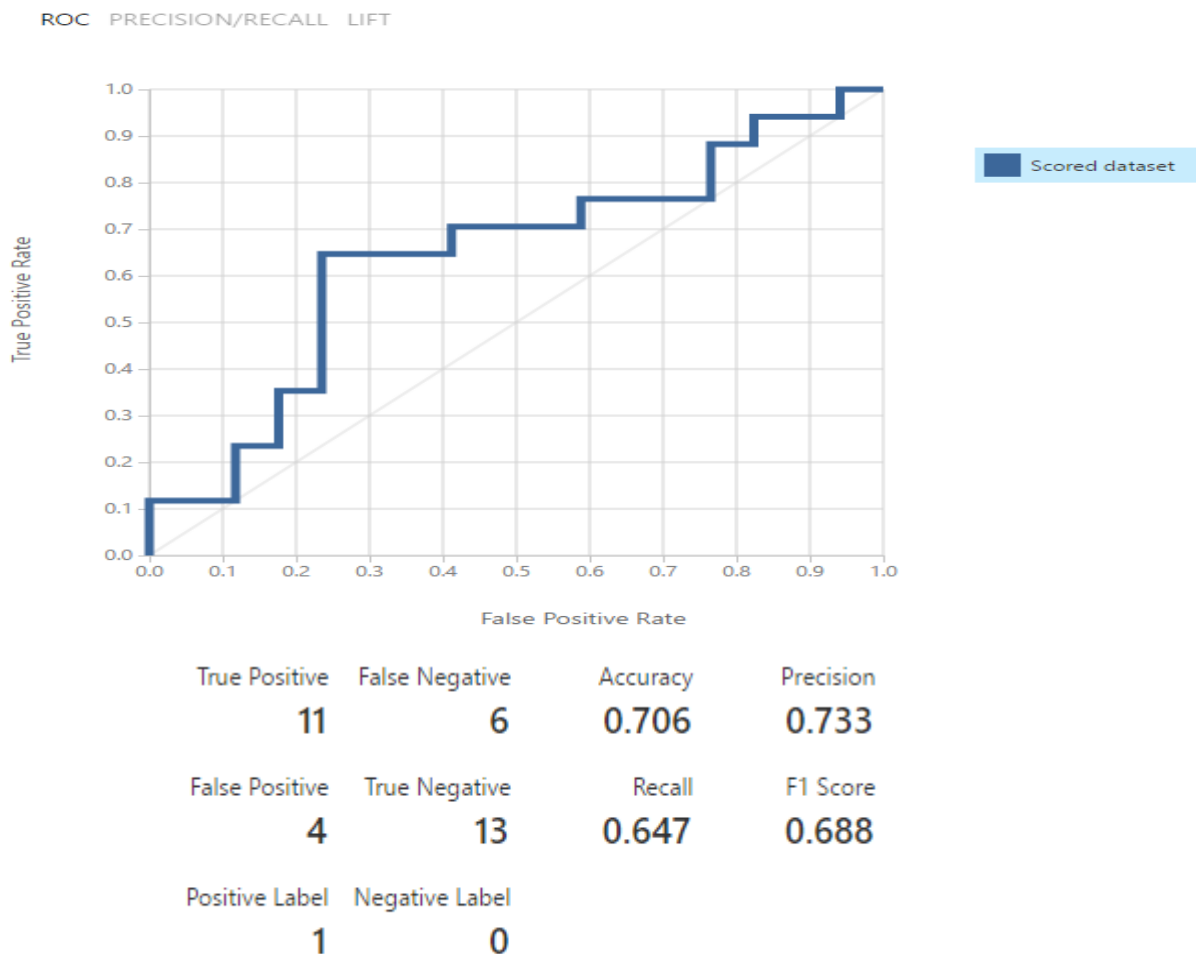
Μετά από ανάλυση με τους αλγορίθμους [Two-Class Averaged Perceptron](#), [Two-Class Bayes Point Machine](#), [Two-Class Boosted Decision Tree](#), [Two-Class Decision Forest](#), [Two-Class Decision Jungle](#), [Two-Class Locally Deep Support Vector Machine](#), [Two-Class Logistic Regression](#), [Two-Class Neural Network](#), [Two-Class Support Vector Machine](#) χρησιμοποιήθηκε ο Two-Class Bayes Point Machine, διότι έδωσε την καλύτερη απόδοση της ταξινόμησης για το πείραμα 1. Ο Two-Class Bayes Point Machine αποτελεί μία υποπερίπτωση του Naive Bayes Classification.

7. Ανάλυση Διαφορετικών Καναλιών

Μετά από την θεωρητική ανάλυση καταλήξαμε να χρησιμοποιήσουμε 4 κανάλια για κάθε 1 από τα 4 ERPs που έχουμε. Αυτό προέκυψε αρχικά βρίσκοντας τα μέρη του εγκεφάλου στα οποία μπορούμε να βρούμε ευκολότερα τα ERPs και στην συνέχεια ψάχνοντας ποια είναι τα 4 κανάλια που μας δίνουν καλύτερη απόδοση. Τα κανάλια αυτά βρίσκονται στο κεφάλαιο 3 «Ανάλυση Σημάτων» αλλά δίνονται κι εδώ για ευκολία:

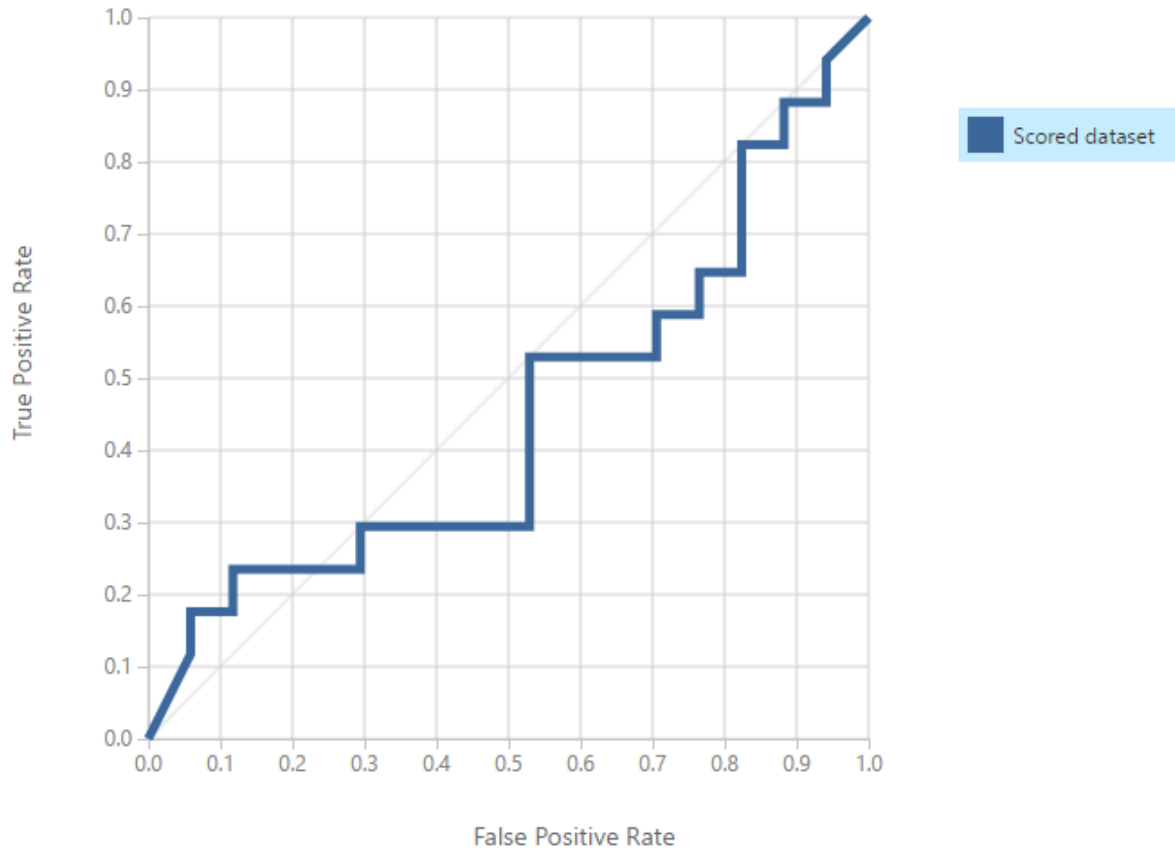
ERPs	Time (ms)	Channels
EPN	225-300	116, 126, 160, 125
N170	130-200	161, 170, 96, 97
P300	250-500	101, 110, 119, 128
LPP	400-600	113, 115, 106, 122

Για το πείραμα 1 χρησιμοποιώντας Two-Class Bayes Point Machine τα 10 πιο χρήσιμα χαρακτηριστικά από τα 97 που προέκυψαν έχουμε τα εξής αποτελέσματα:



Προηγμένες Τεχνικές Επεξεργασίας Σήματος

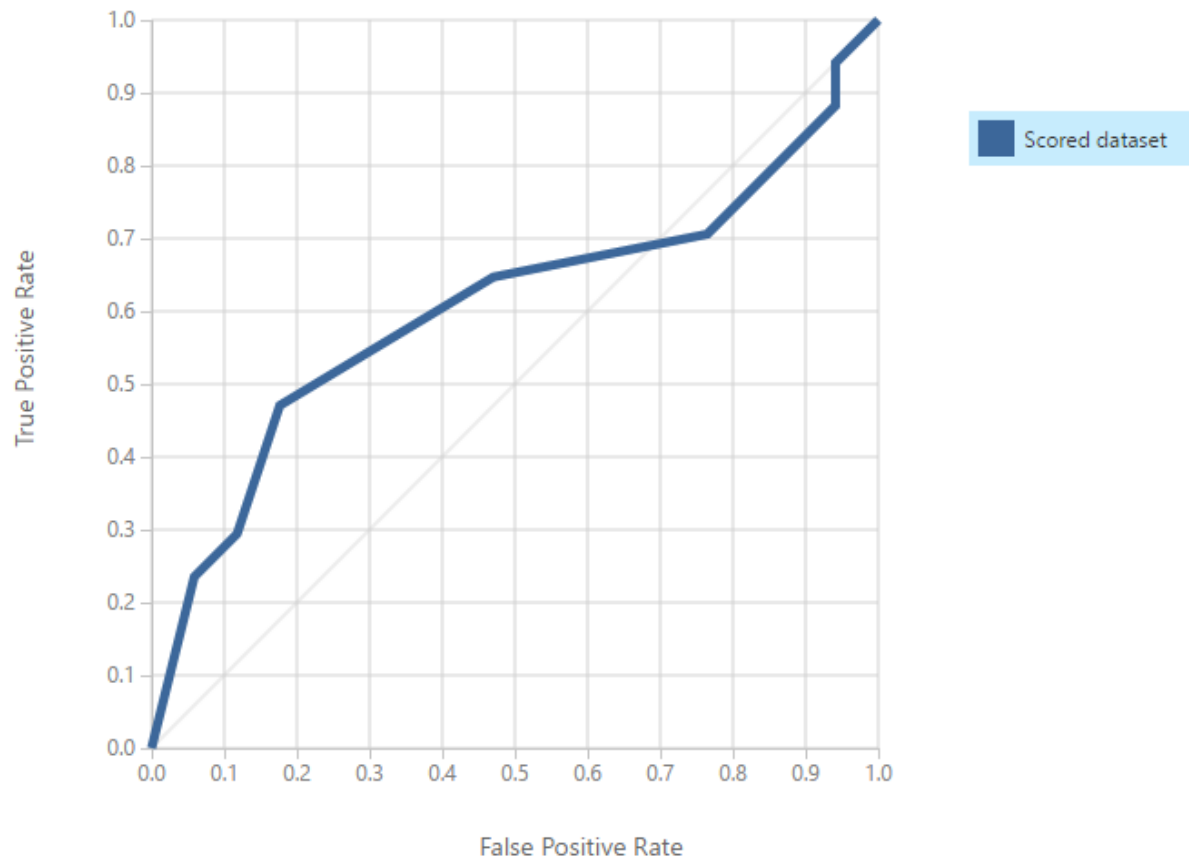
Για το πείραμα 1 χρησιμοποιώντας Two-Class Neural Network και τα 16 πιο χρήσιμα χαρακτηριστικά από τα 97 που προέκυψαν έχουμε τα εξής αποτελέσματα:



True Positive	False Negative	Accuracy	Precision
7	10	0.441	0.438
False Positive	True Negative	Recall	F1 Score
9	8	0.412	0.424
Positive Label	Negative Label		
1	0		

Προηγμένες Τεχνικές Επεξεργασίας Σήματος

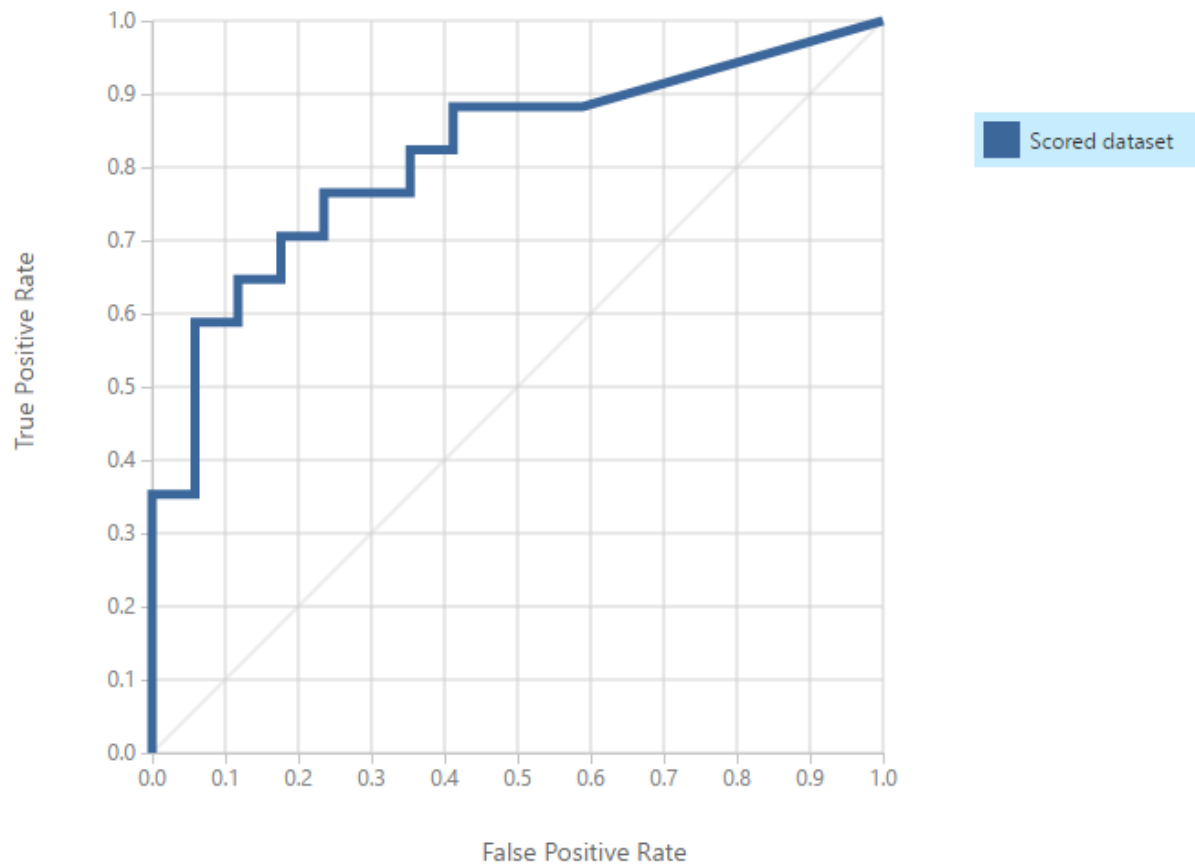
Για το πείραμα 2 χρησιμοποιώντας Two-Class Bayes Point Machine και τα 10 πιο χρήσιμα χαρακτηριστικά από τα 97 που προέκυψαν έχουμε τα εξής αποτελέσματα:



True Positive	False Negative	Accuracy	Precision
8	9	0.647	0.727
False Positive	True Negative	Recall	F1 Score
3	14	0.471	0.571
Positive Label	Negative Label		
1	0		

Προηγμένες Τεχνικές Επεξεργασίας Σήματος

Για το πείραμα 2 χρησιμοποιώντας Two-Class Neural Network και τα 16 πιο χρήσιμα χαρακτηριστικά από τα 97 που προέκυψαν έχουμε τα εξής αποτελέσματα:



True Positive	False Negative	Accuracy	Precision
11	6	0.735	0.786
False Positive	True Negative	Recall	F1 Score
3	14	0.647	0.710
Positive Label	Negative Label		
1	0		

8. Ανάλυση Διαφορετικών Φύλων

Για το πείραμα 2 και χρησιμοποιώντας μόνο τα δεδομένα των ανδρών προκύπτει:

True Positive	False Negative	Accuracy	Precision
6	3	0.842	1.000
False Positive	True Negative	Recall	F1 Score
0	10	0.667	0.800
Positive Label	Negative Label		
1	0		

Για το πείραμα 2 και χρησιμοποιώντας μόνο τα δεδομένα των γυναικών προκύπτει:

True Positive	False Negative	Accuracy	Precision
5	2	0.714	0.714
False Positive	True Negative	Recall	F1 Score
2	5	0.714	0.714
Positive Label	Negative Label		
1	0		

Προηγμένες Τεχνικές Επεξεργασίας Σήματος

Για το πείραμα 2 και χρησιμοποιώντας το δεδομένο του φύλλου σαν ξεχωριστό χαρακτηριστικό προκύπτει:

True Positive	False Negative	Accuracy	Precision
11	6	0.735	0.786
False Positive	True Negative	Recall	F1 Score
3	14	0.647	0.710
Positive Label	Negative Label		
1	0		

Για το πείραμα 1 και χρησιμοποιώντας μόνο τα δεδομένα των ανδρών προκύπτει:

True Positive	False Negative	Accuracy	Precision
7	4	0.636	0.636
False Positive	True Negative	Recall	F1 Score
4	7	0.636	0.636
Positive Label	Negative Label		
1	0		

Προηγμένες Τεχνικές Επεξεργασίας Σήματος

Για το πείραμα 1 και χρησιμοποιώντας μόνο τα δεδομένα των γυναικών προκύπτει:

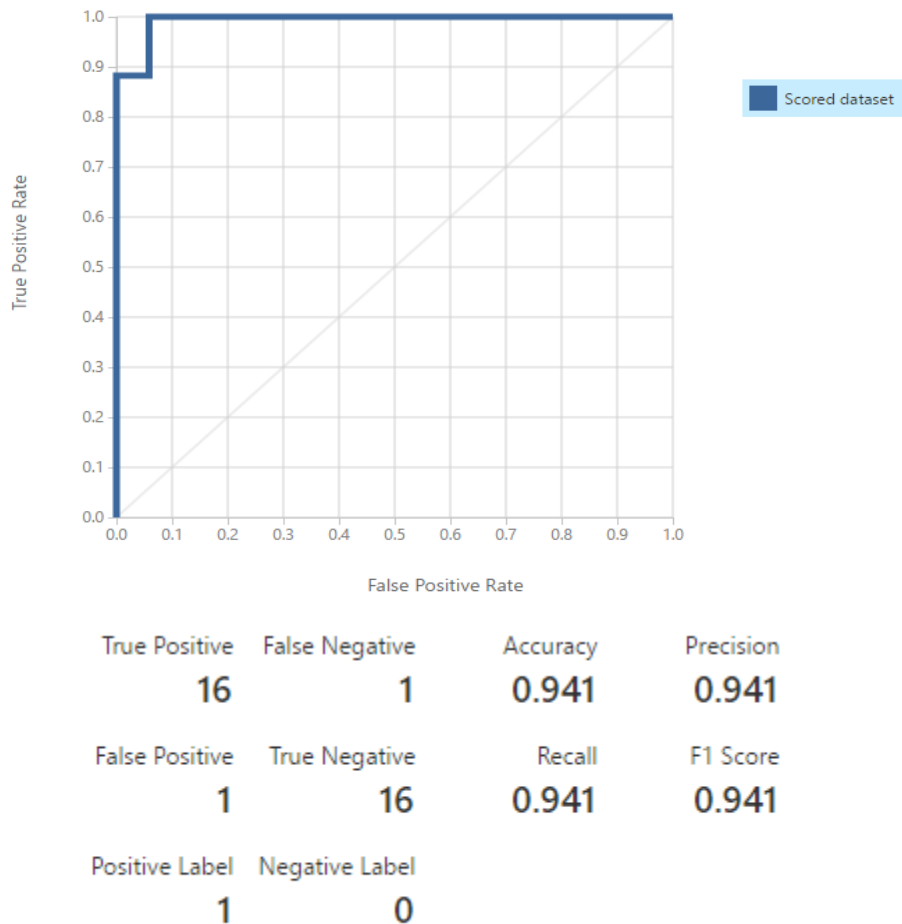
True Positive	False Negative	Accuracy	Precision
5	2	0.714	0.714
False Positive	True Negative	Recall	F1 Score
2	5	0.714	0.714
Positive Label	Negative Label		
1	0		

Για το πείραμα 1 και χρησιμοποιώντας το δεδομένο του φύλλου σαν ξεχωριστό χαρακτηριστικό προκύπτει:

True Positive	False Negative	Accuracy	Precision
10	8	0.611	0.625
False Positive	True Negative	Recall	F1 Score
6	12	0.556	0.588
Positive Label	Negative Label		
1	0		

Προηγμένες Τεχνικές Επεξεργασίας Σήματος

Η επόμενη μεθοδολογία που ακολουθήσαμε ήταν να προσπαθήσουμε μην εκμεταλλευτούμε συγκεκριμένα αλλά όλα τα κανάλια και να δούμε ποια από αυτά αντιπροσωπεύουν καλύτερα την θεμιτή κλάση. Υπολογίσαμε, λοιπόν όλα τα features από όλα τα κανάλια (περίπου 6.400 σε αριθμό) και τα περάσαμε από έναν αλγόριθμο feature selection (πιο συγκεκριμένα τον Kendal Correlation), ώστε να επιλέξουμε τα 16 πιο αντιπροσωπευτικά. Αφού βρήκαμε αυτά τα 16 features πραγματοποιήσαμε Machine Learning με τον Two-Class Neural Network. Τα αποτελέσματα μετά από cross validation είναι τα παρακάτω.

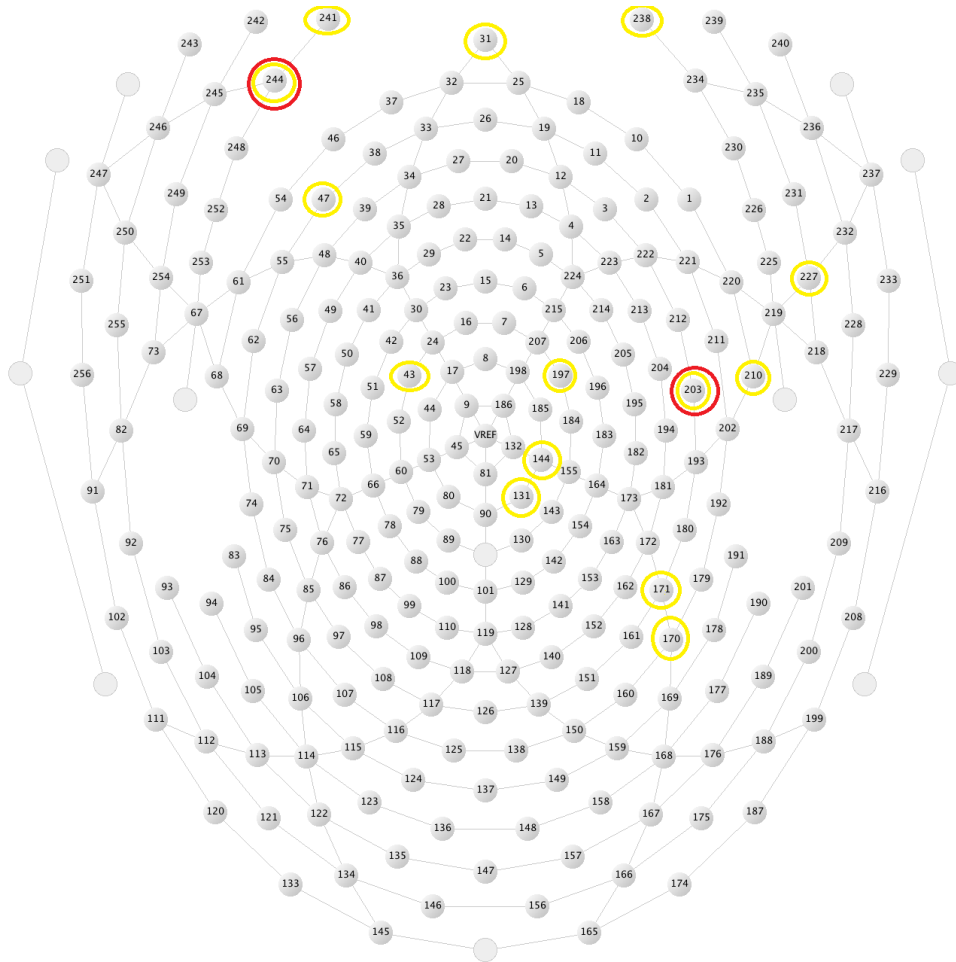


Παρατηρούμε ότι τα αποτελέσματα είναι υπερβολικά καλά για ένα πείραμα τέτοιου είδους. Παρόλα αυτά, είναι προφανές ότι δεν πρόκειται για overfitting, καθώς έχουμε υπερβολικά λίγα δεδομένα για να είναι δυνατό αυτό το ενδεχόμενο.

Για να ανακαλύψουμε τι συμβαίνει πήραμε αυτά τα 16 επιλεγμένα features και γυρίσαμε προς τα πίσω, δηλαδή ψάξαμε από ποια κανάλια προέρχονται. Στην παρακάτω εικόνα φαίνονται

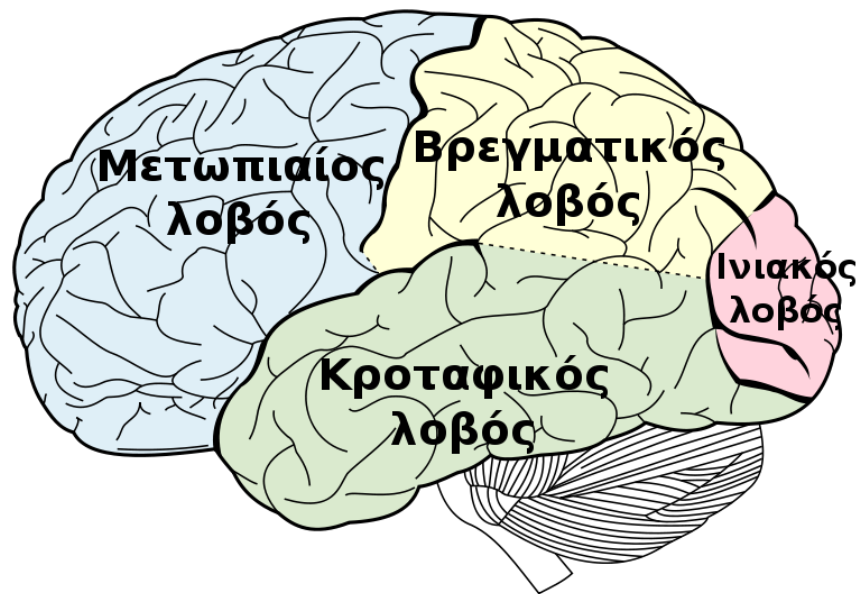
Προηγμένες Τεχνικές Επεξεργασίας Σήματος

τα κανάλια αυτά σημειωμένα με κίτρινο, ενώ αυτά που είναι με κόκκινο βρέθηκαν και δεύτερη φορά.

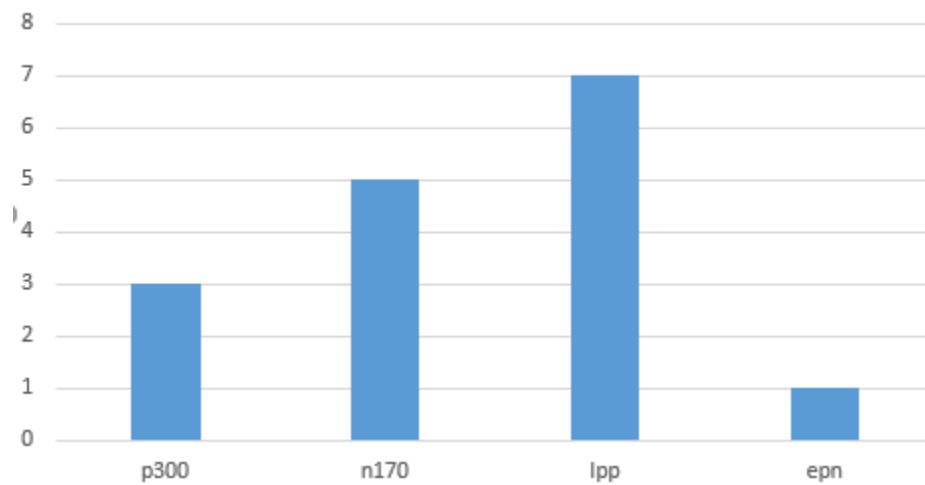


Παρατηρούμε, και μάλλον όχι τυχαία, ότι τα κανάλια που επέλεξε ο αλγόριθμος συγκεντρώνονται σε συγκεκριμένες περιοχές του εγκεφάλου. Φαίνεται, λοιπόν, να έχουμε περισσότερα κανάλια στο δεξί ημισφαίριο του εγκεφάλου, το ημισφαίριο δηλαδή που συνδέεται με την καλλιτεχνική έκφραση, την οπτική αντίληψη του χώρου, τη συναισθηματική φόρτιση, την οπτική μνήμη κλπ. Από την άλλη αν μελετήσουμε τις περιοχές του εγκεφάλου όπως φαίνονται στο επόμενο σχήμα, παρατηρούμε ότι τα κανάλια μας εντοπίζονται στον Μετωπιαίο λοβό, που σχετίζεται με τη συνείδηση των πράξεων και τις συναισθηματικές αντιδράσεις αλλά και στον Βρεγματικό λοβό, που σχετίζεται με τη σειρά του με τη σύνθεση των πληροφοριών που προέρχονται από τις διάφορες αισθήσεις. Εν κατακλείδι είναι φανερό η συσχέτιση αυτών των περιοχών με το πείραμα που πραγματοποιήσαμε.

Προηγμένες Τεχνικές Επεξεργασίας Σήματος



Παράλληλα, ψάξαμε και ποια ήταν τα ERPs που ήταν τελικώς χρήσιμα και τα αποτελέσματα φαίνονται στο παρακάτω διάγραμμα.



9. Ανάλυση Βιομετρικών Στοιχείων (HR, GSR, T)

Προεπεξεργασία δεδομένων

Για την ανάλυση των βιομετρικών δεδομένων, τα αρχικά αρχεία .rtf του φακέλου events, μεταφέρθηκαν στον φάκελο excel_files που βρίσκεται μέσα στον φάκελο events.

Έτσι σε κάθε συμμετέχοντα αντιστοιχίζεται ένα αρχείο excel, που περιέχει στην πρώτη στήλη τους κωδικούς:

- HV, όταν ο συμμετέχοντας βρίσκεται στην κατάσταση ηρεμίας
- TS1, όταν ξεκινάει και όταν τελειώνει το 1^ο πείραμα
- TS2, όταν ξεκινάει και όταν τελειώνει το 2^ο πείραμα
- D254, όταν ο συμμετέχοντας παρακολουθεί συμβάν bullying
- D255, όταν ο συμμετέχοντας παρακολουθεί συμβάν χωρίς bullying

Επίσης στην προτελευταία στήλη των .xlsx αρχείων βρίσκονται οι χρονικές στιγμές κατά τις οποίες άρχιζε κάθε event από τα παραπάνω.

Ανάλυση

Μετά από αυτήν την προεπεξεργασία κατασκευάστηκε το script **biometrics.m** στο matlab, το οποίο συγκεντρώνει σε ένα cell(1,18) με όνομα event_archives, την πρώτη στήλη (τους κωδικούς κάθε event) και την προτελευταία (χρονική στιγμή έναρξης κάθε σταδίου), για κάθε συμμετέχοντα.

Συνεπώς κάθε cell αντιστοιχεί σε έναν συμμετέχοντα και περιέχει έναν δι-διάστατο πίνακα που στην 1^η στήλη περιέχει όλους τους κωδικούς, και στην 2^η περιέχει τις χρονικές στιγμές έναρξης.

Εν συνεχεία, από τον φάκελο matfilesBand λήφθηκαν τα βιομετρικά δεδομένα για κάθε συμμετέχοντα και αποθηκεύτηκαν σε ένα cell(1,18) (ένα κελί για κάθε συμμετέχοντα).

Έπειτα, παίρνοντας κάθε συμμετέχοντα ξεχωριστά εντοπίστηκαν, από τα αντίστοιχα event_archives οι χρονικές στιγμές για κάθε event, και κατασκευάστηκε το cell(1,18) με όνομα biometric_data.

Κάθε κελί του biometric_data, περιέχει τα δεδομένα για κάθε συμμετέχοντα, χωρισμένα με βάση τον κωδικό του κάθε event:

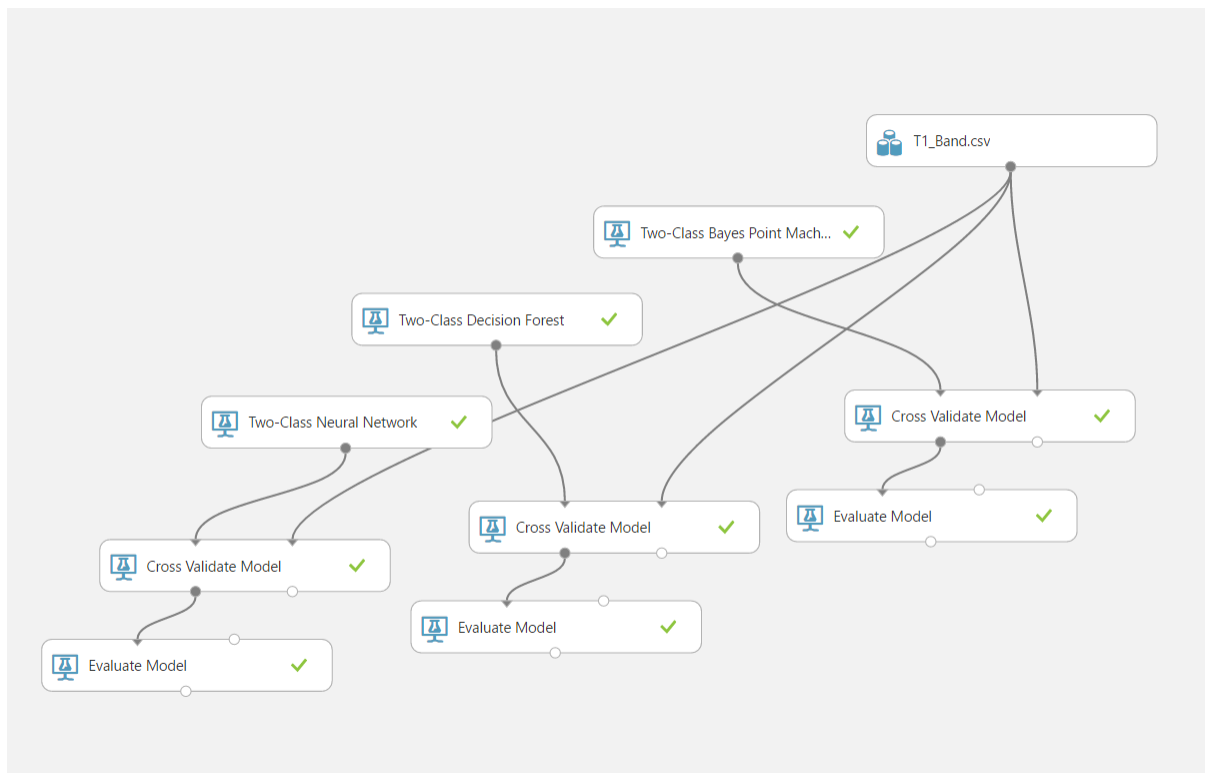
Προηγμένες Τεχνικές Επεξεργασίας Σήματος

- Πεδίο HV: βιομετρικά δεδομένα κατά την διάρκεια ηρεμίας
- Πεδίο bulTS1: βιομετρικά δεδομένα κατά την διάρκεια έκθεσης σε συμβάν bullying κατά την διάρκεια του 1^{ου} πειράματος
- Πεδίο nobulTS1: βιομετρικά δεδομένα κατά την διάρκεια έκθεσης σε συμβάν nobullying κατά την διάρκεια του 1^{ου} πειράματος
- Πεδίο bulTS2: βιομετρικά δεδομένα κατά την διάρκεια έκθεσης σε συμβάν bullying κατά την διάρκεια του 2^{ου} πειράματος
- Πεδίο nobulTS2: βιομετρικά δεδομένα κατά την διάρκεια έκθεσης σε συμβάν nobullying κατά την διάρκεια του 2^{ου} πειράματος

Όσον αφορά το machine learning στα δεδομένα αυτά, αρχικά επιλέξαμε και κατασκευάσαμε δύο features. Για το πρώτο υπολογίσαμε για κάθε πείραμα και κάθε συμβάν (bul/nobul) την διαφορά της αρχικής και τελικής τιμής του χτύπου της καρδιάς και έπειτα πάρθηκε η μέση τιμή αυτού (μιας και σε κάθε πείραμα ερχόμασταν αντιμέτωποι με περισσότερα του ενός συμβάντα). Με παρόμοιο τρόπο ως δεύτερο feature πήραμε την τυπική απόκλιση του σήματος του χτύπου της καρδιάς.

Έχοντας πλέον έτοιμο το dataset δοκιμάσαμε τρεις κυρίως αλγορίθμους ταξινόμησης, με την ίδια λογική που τους χρησιμοποιήσαμε και νωρίτερα για την ανάλυση των σημάτων από τον εγκεφαλογράφο. Τα αποτελέσματα ήταν τόσο καλά που μας έβαλαν σε σκέψεις.

Το μοντέλο που αναπτύξαμε:



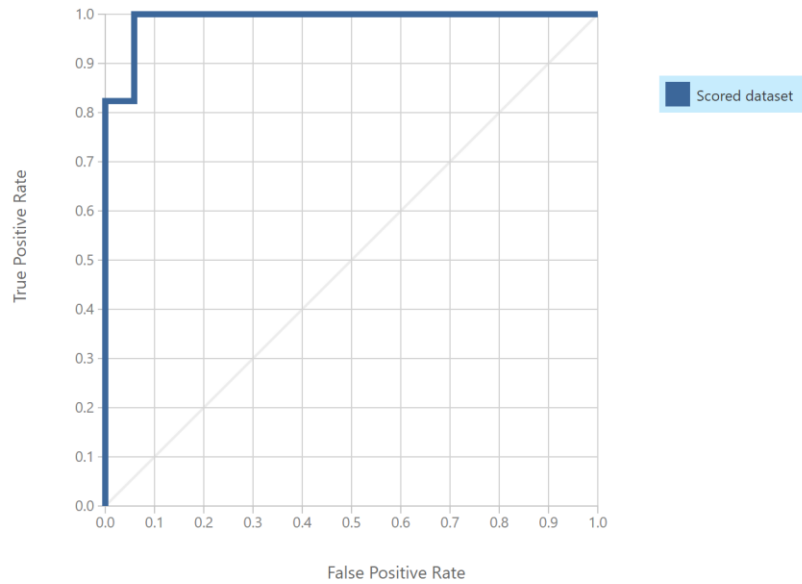
Προηγμένες Τεχνικές Επεξεργασίας Σήματος

Τα αποτελέσματα για το πρώτο πείραμα:

Bayes

PTES - Band > Evaluate Model > Evaluation results

ROC PRECISION/RECALL LIFT

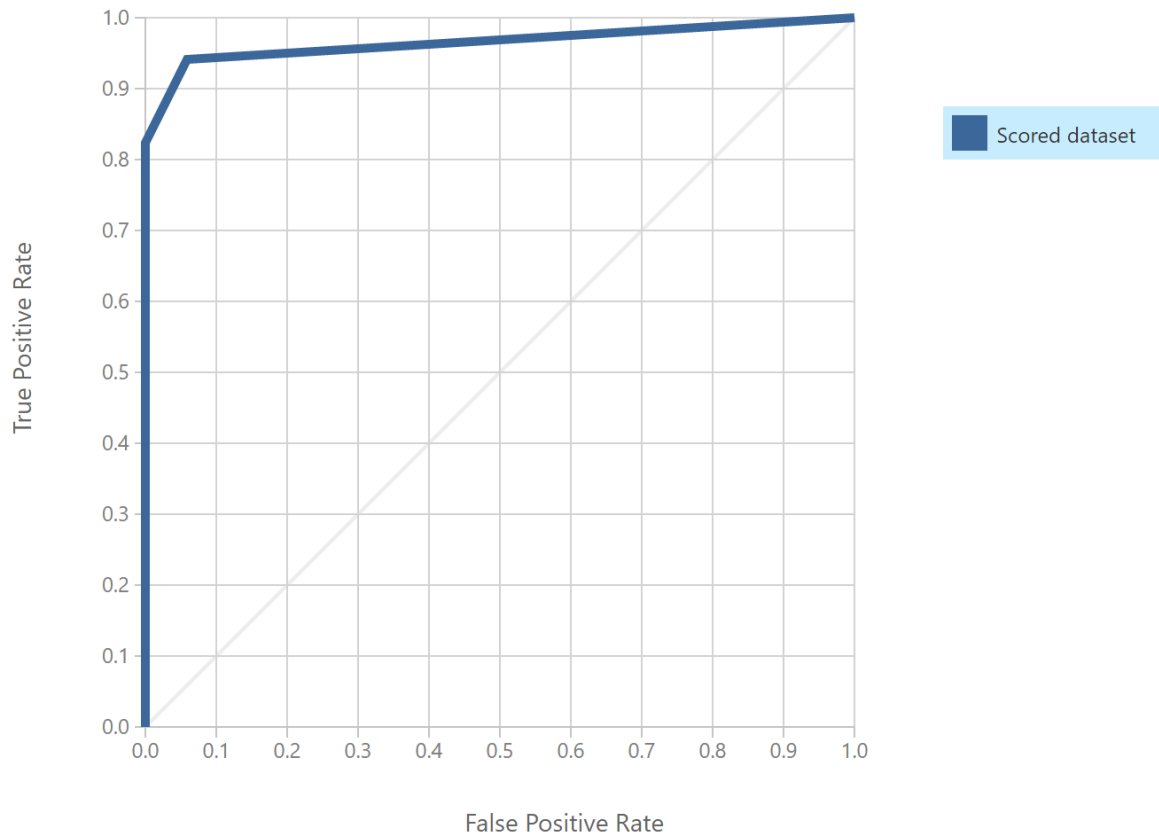


True Positive	False Negative	Accuracy	Precision
17	0	0.971	0.944
False Positive	True Negative	Recall	F1 Score
1	16	1.000	0.971
Positive Label	Negative Label		
1	0		

Προηγμένες Τεχνικές Επεξεργασίας Σήματος

Random Forest

PTES - Band > Evaluate Model > Evaluation results



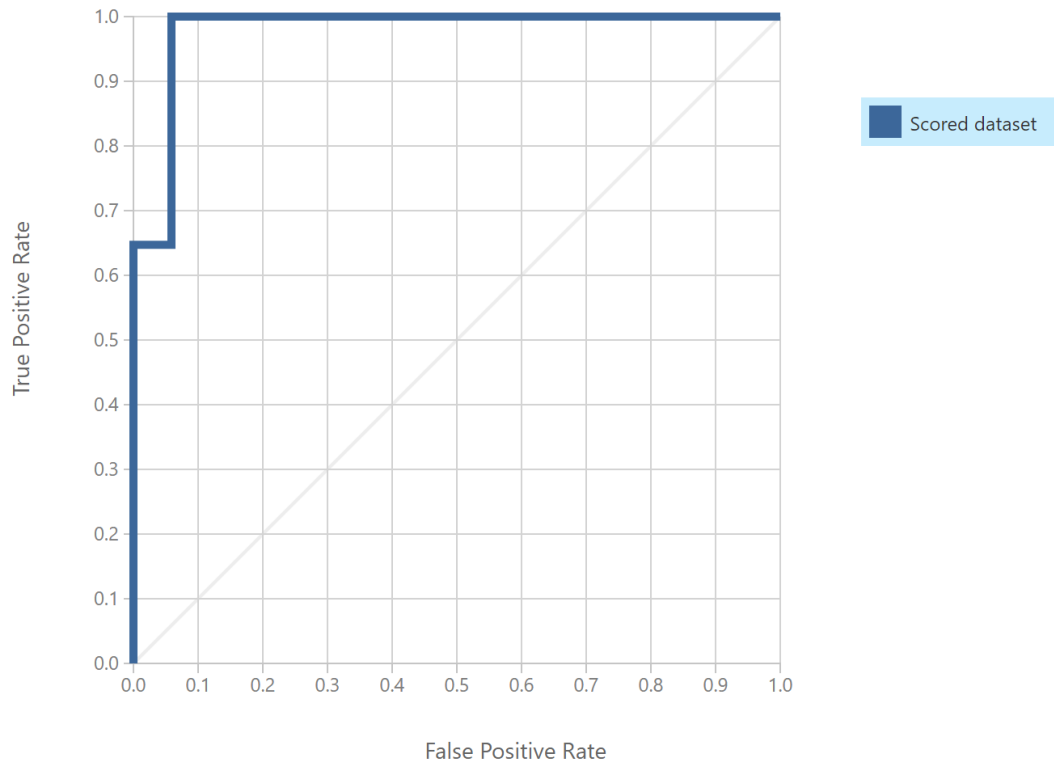
True Positive	False Negative	Accuracy	Precision
14	3	0.912	1.000
False Positive	True Negative	Recall	F1 Score
0	17	0.824	0.903
Positive Label	Negative Label		
1	0		

Προηγμένες Τεχνικές Επεξεργασίας Σήματος

Neural

PTES - Band > Evaluate Model > Evaluation results

ROC PRECISION/RECALL LIFT



True Positive	False Negative	Accuracy	Precision
17	0	0.971	0.944

False Positive	True Negative	Recall	F1 Score
1	16	1.000	0.971

Positive Label	Negative Label
1	0

Προηγμένες Τεχνικές Επεξεργασίας Σήματος

Τα αποτελέσματα αυτά παραήταν καλά για να είναι αληθινά. Επιπλέον εντοπίσαμε δύο προβλήματα στα βιομετρικά δεδομένα που λαμβάνουμε από το MS Band. Αρχικά ο αισθητήρας του ρολογιού κάνει δειγματοληψία στο 1Hz παρά το ότι φαίνεται να μας δίνει τιμές σε τακτότερα χρονικά διαστήματα. Επίσης, σημαντικότατο πρόβλημα αποτελεί το ότι το timestamp των βιομετρικών προέρχεται από το ρολόι του κινητού ενώ του εγκεφαλογράφου από τον υπολογιστή. Για να μην αναφέρουμε και το γεγονός ότι ο 'συγχρονισμός' των δύο δε γινόταν με αυτόματοποιημένο τρόπο αλλά με 'ταυτόχρονο' πάτημα κουμπιού από εμάς. Αυτή η διαφορά του ρολογιού καθώς και η ενδεχόμενη αδράνεια στην μεταβολή των βιομετρικών σε σχέση με τα εγκεφαλικά σήματα, είναι ικανή να μας χαλάσει τα δεδομένα και να μας οδηγήσει σε λανθασμένα και βεβιασμένα συμπεράσματα.

10. Συμπεράσματα

Μετά από την ανάλυση που έγινε προέκυψαν τα εξής συμπεράσματα:

- a. Η χρήση όλων των features δίνει το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα.
- b. Η χρήση των καναλιών από τις περιοχές του εγκεφάλου στα οποία μπορούμε να βρούμε τα 4 ERPs μας έδωσαν καλύτερα αποτελέσματα από χρήση καναλιών στην τύχη.
- c. Η χρήση Two-Class Bayes Point Machine για την θέαση βίντεο σε laptop (πείραμα 1) έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα από τους υπόλοιπους αλγορίθμους.
- d. Η χρήση Two-Class Neural Network για την θέαση βίντεο σε Virtual Reality με βίντεο 360° έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα από τους υπόλοιπους αλγορίθμους.
- e. Η χρήση των 10 πιο χρήσιμων χαρακτηριστικών έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα για το πείραμα 1.
- f. Η χρήση των 16 πιο χρήσιμων χαρακτηριστικών έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα για το πείραμα 2.
- g. Η χρήση μόνο των δεδομένων των αντρών για την θέαση βίντεο σε laptop (πείραμα 1) έδωσε καλύτερη απόδοση από την χρήση των δεδομένων των γυναικών.
- h. Η χρήση μόνο των δεδομένων των γυναικών για την θέαση βίντεο σε Virtual Reality με βίντεο 360° (πείραμα 2) έδωσε καλύτερη απόδοση από την χρήση των δεδομένων των αντρών.
- i. Η χρήση του φύλου ως ξεχωριστό χαρακτηριστικό δεν έδωσε κάποιο καλύτερο αποτέλεσμα, διότι δεν είχε μεγάλη συσχέτιση με την κλάση και για αυτό απορρίπτονταν κατά την διαδικασία του feature selection.