ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ ΙΔΡΥΜΑ ΚΕΝΤΡΙΚΗΣ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ
ΣΧΟΛΗ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ Τ.Ε.
ΤΟΜΕΑΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΩΝ ΚΑΙ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΔΙΑΡΚΕΙΑΣ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ ΤΗΣ ΕΛΛΗΝΙΚΗΣ ΓΛΩΣΣΑΣ ΜΕ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΗ ΣΥΝΘΕΣΗ ΟΜΙΛΙΑΣ

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Σπουδάστρια: Κεχαγιά Αρχοντούλα
Επιβλέπων Καθηγητής : Γκρίνιας Ηλίας

Σέρρες 2014

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον κ. Αλέξανδρο Λαζαρίδη, για την επίβλεψη, την καθοδήγηση και την παροχή υλικού και γνώσεων, καθώς και για την προθυμία για συνεργασία και την στήριξή του καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησης αυτής της εργασίας. Επίσης τον κ. Γκρίνια Ηλία για την καθοριστική και πολύτιμη βοήθειά του. Τέλος, την οικογένειά μου για την αμέριστη υπομονή, τη στήριξη και την πάντα καλή της διάθεση.

Περιεχόμενα

1. ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ 7

1.1. ΣΚΟΠΟΣ 7

1.2. ΕΙΣΑΓΩΓΗ 7

1.3. ΠΡΟΣΩΔΙΑ 7

1.3.1. ΤΙ ΕΙΝΑΙ ΠΡΟΣΩΔΙΑ 7

1.3.2. ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΠΡΟΣΩΔΙΑΣ 7

1.4. ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΓΛΩΣΣΑ 7

1.4.1. ΦΩΝΗΜΑ 7

1.4.2. ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΓΡΑΜΜΑΤΩΝ ΤΗΣ ΕΛΛΗΝΙΚΗΣ ΓΛΩΣΣΑΣ 7

1.4.3. ΦΩΝΗΕΝΤΑ 8

1.4.4. ΣΥΜΦΩΝΑ 8

1.4.5. ΘΕΩΡΗΤΙΚΕΣ ΔΙΑΦΟΡΕΣ ΚΑΤΑΦΑΣΗΣ-ΕΡΩΤΗΣΗΣ ΣΤΗΝ ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΓΛΩΣΣΑ 10

1.5. ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ 10

1.5.1. ΤΙ ΕΙΝΑΙ ΤΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ 10

1.5.2 ΠΩΣ ΚΑΤΑΤΑΣΣΟΝΤΑΙ ΤΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ 10

1.5.3. ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΟΥΝΤΑΙ ΤΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ 10

1.5.4. ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΟΥΝΤΑΙ ΤΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΑΥΤΗΣ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ 10

1.6. ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ - MACHINE LEARNING 11

1.6.1. ΤΙ ΕΙΝΑΙ Η ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ 11

1.6.2. ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ 11

1.7. DATA MINING 11

1.8. ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ WEKA 11

1.9. ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ PRAAT 12

1.10. ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ 12

1.10.1. ΤΙ ΕΙΝΑΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ 12

1.10.2. LAZY LEARNING 12

1.10.3. LEARNING TREES 12

1.10.4. FUNCTIONS 13

1.10.5. META – ALGORITHMS 13

1.11. ΜΕΣΑ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ 15

1.11.1. ΜΕΣΟ ΑΠΟΛΥΤΟ ΣΦΑΛΜΑ - MAE 15

1.11.2. ΡΙΖΑ ΜΕΣΟΥ ΤΕΤΡΑΓΩΝΙΚΟΥ ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ – RMSE 15

1.11.3. ΣΥΝΤΕΛΕΣΤΗΣ ΣΥΣΧΕΤΙΣΗΣ - CC 15

2. ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΑΚΟ – ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ 16

2.1. ΒΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΗΘΗΚΕ 16

2.2. ΤΥΠΟΣ ΣΥΝΟΛΟΥ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΗΘΗΚΑΝ 16

2.3. ΜΕΘΟΔΟΣ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ 17
2.4. ΤΡΟΠΟΣ ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΥ (DEVELOPMENT-TRAIN-TEST SETS) 19
2.5. TRAINING 20
2.6. TESTING 22
2.7. ΣΥΛΛΟΓΗ PREDICTIONS ΜΕΣΩ MATLAB 22
3. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ 24
3.1. ΣΥΓΚΡΙΣΕΙΣ ΜΕΤΑΞΥ TRAIN SET ΚΑΙ TEST SET 25
3.1.1. ΒΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΚΑΤΑΦΑΤΙΚΩΝ ΠΡΟΤΑΣΕΩΝ 25
3.1.2. ΒΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΡΩΤΗΜΑΤΙΚΩΝ ΠΡΟΤΑΣΕΩΝ 26
3.1.3. ΣΥΓΚΡΙΣΕΙΣ ΓΕΝΙΚΩΝ ΤΙΜΩΝ ΜΕΤΑΞΥ ΒΑΣΕΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΚΑΤΑΦΑΣΗΣ(AFFIRMATION) – ΕΡΩΤΗΣΗΣ (QUESTION) 27
3.1.4. RMSE 27
3.1.5. MAE 28
3.1.6. CC 29
3.2. ΒΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΜΕ ΚΑΤΑΦΑΤΙΚΕΣ ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ 31
3.2.1. ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ 31
3.2.2. ΦΩΝΗΕΝΤΑ 35
3.2.3. ΣΥΜΦΩΝΑ – ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΣ ΒΑΣΕΙ ΔΙΑΡΚΕΙΑΣ 36
3.2.4. ΣΥΜΦΩΝΑ – ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΣ ΒΑΣΕΙ ΔΟΝΗΣΗΣ ΦΩΝΗΤΙΚΩΝ ΧΟΡΔΩΝ 37
3.2.5. ΒΕΛΤΙΣΤΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΚΑΤΑΦΑΣΗΣ 38
3.3. ΒΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΜΕ ΕΡΩΤΗΜΑΤΙΚΕΣ ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ 41
3.3.1. ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ 41
3.3.2. ΦΩΝΗΕΝΤΑ 45
3.3.3. ΣΥΜΦΩΝΑ – ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΣ ΒΑΣΕΙ ΔΙΑΡΚΕΙΑΣ 46
3.3.4. ΣΥΜΦΩΝΑ – ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΣ ΒΑΣΕΙ ΔΟΝΗΣΗΣ ΦΩΝΗΤΙΚΩΝ ΧΟΡΔΩΝ 47
3.3.5. ΒΕΛΤΙΣΤΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΕΡΩΤΗΣΗΣ 48
4. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ 51
4.1. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΣΥΓΚΡΙΣΗΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ 51
4.2. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΣΥΓΚΡΙΣΗΣ ΔΙΑΡΚΕΙΑΣ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ 52
4.3. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΣΥΓΚΡΙΣΗΣ ΚΑΤΑΦΑΣΗΣ / ΕΡΩΤΗΣΗΣ 53
5. ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ-ΠΙΝΑΚΕΣ-ΓΡΑΦΗΜΑΤΑ 54
5.1. ΔΕΙΓΜΑ ΒΑΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΚΑΤΑΦΑΤΙΚΩΝ ΠΡΟΤΑΣΕΩΝ 54
5.2. ΔΕΙΓΜΑ ΒΑΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΡΩΤΗΜΑΤΙΚΩΝ ΠΡΟΤΑΣΕΩΝ 55
5.3. ΑΝΑΛΥΤΙΚΟΤΕΡΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΒΑΣΕΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ 56
5.3.1. ΠΙΝΑΚΑΣ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ ΚΑΤΑΦΑΤΙΚΩΝ ΠΡΟΤΑΣΕΩΝ 56
5.3.2. ΠΙΝΑΚΑΣ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ ΕΡΩΤΗΜΑΤΙΚΩΝ ΠΡΟΤΑΣΕΩΝ 57
5.3.3. ΕΜΦΑΝΙΣΕΙΣ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ ΣΕ ΚΑΘΕ ΒΑΣΗ 58
5.3.4. ΜΕΣΗ ΤΙΜΗ ΔΙΑΡΚΕΙΑΣ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ ΣΕ ΚΑΘΕ ΒΑΣΗ 58

5.3.5. ΤΥΠΙΚΗ ΑΠΟΚΛΙΣΗ ΔΙΑΡΚΕΙΑΣ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ ΣΕ ΚΑΘΕ ΒΑΣΗ 59
5.4. ΚΩΔΙΚΕΣ MATLAB 60
5.4.1. ΜΕΤΑΤΡΟΠΗ ΑΡΧΕΙΩΝ ΜΟΡΦΗΣ .LAB ΣΕ ΑΡΧΕΙΑ ΜΟΡΦΗΣ .TEXTGRID 60
5.4.2. ΜΕΤΑΤΡΟΠΗ ΑΡΧΕΙΩΝ ΜΟΡΦΗΣ .TEXTGRID ΣΕ ΑΡΧΕΙΑ ΜΟΡΦΗΣ .LAB 61
5.4.3. ΠΑΡΑΓΩΓΗ ΑΡΧΕΙΩΝ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ-ΦΩΝΗΕΝΤΩΝ-ΣΥΜΦΩΝΩΝ, ΜΕ ΕΙΣΟΔΟ ΤΟ ΑΡΧΕΙΟ .PREDICTIONS 62
5.5. ΛΙΣΤΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ(FEATURES) 65
5.6. ΜΟΡΦΗ ΑΡΧΕΙΟΥ .ARFF ΤΟΥ WEKA 67
5.7. ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΤΙΚΟΣ ΠΙΝΑΚΑΣ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΚΑΤΑΦΑΤΙΚΩΝ ΠΡΟΤΑΣΕΩΝ 68
5.8. ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΤΙΚΟΣ ΠΙΝΑΚΑΣ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΕΡΩΤΗΜΑΤΙΚΩΝ ΠΡΟΤΑΣΕΩΝ 71
5.9. ΑΝΑΛΥΤΙΚΟΙ ΠΙΝΑΚΕΣ ΜΕ ΟΛΕΣ ΤΙΣ ΤΙΜΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ, ΓΙΑ ΚΑΘΕ ΦΩΝΗΜΑ ΚΑΙ ΚΑΘΕ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ 73
5.9.1. ΚΑΤΑΦΑΣΗ – ADDITIVE REGRESSION 73
5.9.2. ΚΑΤΑΦΑΣΗ – BAGGING 74
5.9.3. ΚΑΤΑΦΑΣΗ – IBK 75
5.9.4. ΚΑΤΑΦΑΣΗ – LEASTMEDSQ 76
5.9.5. ΚΑΤΑΦΑΣΗ – LINEAR REGRESSION 77
5.9.6. ΚΑΤΑΦΑΣΗ – M5P 78
5.9.7. ΚΑΤΑΦΑΣΗ – RBFNETWORK 79
5.9.8. ΕΡΩΤΗΣΗ – ADDITIVE REGRESSION 80
5.9.9. ΕΡΩΤΗΣΗ – BAGGING 81
5.9.10. ΕΡΩΤΗΣΗ – IBK 82
5.9.11. ΕΡΩΤΗΣΗ - LEASTMEDSQ 83
5.9.12. ΕΡΩΤΗΣΗ – LINEAR REGRESSION 84
5.9.13. ΕΡΩΤΗΣΗ – M5P 85
5.9.14. ΕΡΩΤΗΣΗ – RBFNETWORK 86
6. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ 87

"[...]*αμφισημίες ίσως αθέλητες, ίσως ασυνείδητες, αλλά, ακριβώς γι' αυτό, εν δυνάμει επικίνδυνες, που σκόπιμο ήταν να αναλυθούν εξονυχιστικά σε σχέση με το ύφος με το οποίο προφέρθηκαν οι λέξεις αυτές, κυρίως όμως σε σχέση με τη γκάμα των αντηχήσεων που δημιουργούν, μιλάμε για τους υποτόνους, που, αν δεν τους λάβουμε υπόψη, σύμφωνα με τις πρόσφατες θεωρίες, ο βαθμός κατανόησης οποιουδήποτε προφορικά εκφρασμένου λόγου θα είναι οπωσδήποτε ανεπαρκής, ατελής, περιορισμένος.*"

Ζοζέ Σαραμάγκου– Περί Φωτίσεως

Στο Υπόγειο...

1. ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ

1.1. ΣΚΟΠΟΣ

Ο πρωταρχικός σκοπός της διπλωματικής αυτής εργασίας είναι ο μη αυτόματος τεμαχισμός και επισημείωση μια βάσης ομιλίας σε επίπεδο φωνημάτων. Στη συνέχεια, γίνεται μοντελοποίηση της διάρκειας των φωνημάτων της Ελληνικής γλώσσας με χρήση χαρακτηριστικών εξαγόμενων από το κείμενο. Τέτοια χαρακτηριστικά είναι η ταυτότητα του φωνήματος, ο τρόπος άρθρωσης του φωνήματος, ο αριθμός των συλλαβών μιας λέξης, το σημείο στίξης μετά την λέξη, η θέση της συλλαβής μέσα στη λέξη και άλλα πολλά. Για την δημιουργία αυτών των μοντέλων θα χρησιμοποιηθούν αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης (Machine Learning Algorithms) όπως δέντρα αποφάσεων, αλγόριθμοι αριθμητικής παλινδρόμησης, γραμμική παλινδρόμηση, ο αλγόριθμος αθροίσματος παραγόντων και άλλοι. Η απόδοσή τους θα εκτιμηθεί με υποκειμενική αξιολόγηση (subjective evaluation) εφαρμόζοντάς τα σε σύστημα συνθετικής ομιλίας.

1.2. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Ο τελικός στόχος αυτής της εργασίας είναι η παραγωγή μοντέλων πρόβλεψης της διάρκειας των φωνημάτων της Ελληνικής γλώσσας, με χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Η εργασία εκτελέστηκε σε 3 στάδια. Πρώτα έγινε ο μη αυτόματος τεμαχισμός και η επισημείωση μιας βάσης ομιλίας σε επίπεδο φωνημάτων. Η βάση ομιλίας αποτελείται από δύο υποσύνολα, καταφατικών και ερωτηματικών προτάσεων, προκειμένου τα αποτελέσματα να καλύπτουν μεγαλύτερο εύρος του προφορικού λόγου. Στη συνέχεια, με την διαδικασία της μηχανικής μάθησης, έγινε εκπαίδευση πολλών αλγορίθμων και των διαφορετικών παραμέτρων τους, προκειμένου να επιλεχθούν οι αλγόριθμοι που επιτυγχάνουν την καλύτερη μοντελοποίηση και δίνουν τα μικρότερα σφάλματα. Τέλος αξιολογώντας τα αποτελέσματα, επιλέχθηκαν οι βέλτιστες παράμετροι για κάθε αλγόριθμο και έγινε η παραγωγή των μοντέλων πρόβλεψης διάρκειας των φωνημάτων της ελληνικής γλώσσας.

1.3. ΠΡΟΣΩΔΙΑ

1.3.1. ΤΙ ΕΙΝΑΙ ΠΡΟΣΩΔΙΑ

Προσωδία ονομάζεται το σύνολο όλων εκείνων των χαρακτηριστικών της γλώσσας, τα οποία δεν μπορούν να περιγραφούν μέσω των αυστηρών κανόνων της γραμματικής και του λεξιλογίου. Είναι τα στοιχεία που χρειάζονται για την καλύτερη απόδοση και κατανόηση των λεκτικών μηνυμάτων. Τέτοια στοιχεία είναι ο τονισμός, ο ρυθμός, η ένταση, η έκφραση συναισθημάτων, οι παύσεις, κ.α.

1.3.2. ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΠΡΟΣΩΔΙΑΣ

Τα τρία βασικά χαρακτηριστικά της προσωδίας είναι ο τόνος(pitch), η ένταση(intensity) και η διάρκεια(duration).

* Τόνος

Ο τόνος της προσωδίας αναφέρεται στη συχνότητα του ηχητικού κύματος και μετριέται σε Hertz (Hz)

* Ένταση

Η ένταση της προσωδίας, αναφέρεται στο πλάτος το ηχητικού κύματος και μετριέται σε ντεσιμπέλ (dB)

* Διάρκεια

Η διάρκεια της προσωδίας, είναι το χαρακτηριστικό που θα μελετηθεί διεξοδικά σε αυτή την εργασία. Είναι η παράμετρος που μας δείχνει πόσο χρόνο «κρατάει» ο ήχος του κάθε φωνήματος κατά την εκφορά του και μπορεί να μετρηθεί και να μελετηθεί με σχετική ακρίβεια, μέσω της απεικόνισης του ηχητικού κύματος. Μπορεί να καθορίσει έτσι ,τον ρυθμό της ομιλίας και κατ' επέκταση τον συναισθηματικό προσανατολισμό της. Μετριέται σε δευτερόλεπτα (sec)

1.4. ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΓΛΩΣΣΑ

1.4.1. ΦΩΝΗΜΑ

Ως μονάδα της φωνολογίας, το φώνημα είναι η ελάχιστη, εναλλάξιμη και διακριτική μονάδα δεύτερης άρθρωσης και σημειώνεται μέσα σε / /. Είναι ελάχιστη, γιατί δεν μπορεί να αναλυθεί περαιτέρω, εναλλάξιμη γιατί μπορεί στο ίδιο περιβάλλον να εναλλαγεί με άλλες ομοειδείς μονάδες και διακριτική γιατί με την εναλλαγή της με άλλες ομοειδείς μονάδες, διακρίνει λέξεις με διαφορετικές σημασίες. Π.χ. /pino/ - /δino/ , /pino/ - /pano/ , /pino/ - /pizo/.[i]

1.4.2. ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΓΡΑΜΜΑΤΩΝ ΤΗΣ ΕΛΛΗΝΙΚΗΣ ΓΛΩΣΣΑΣ

Οι δύο βασικές κατηγορίες των γραμμάτων της ελληνικής γλώσσας είναι τα φωνήεντα (α,ε,η,ι,ο,υ,ω) και τα σύμφωνα(β,γ,δ,ζ,θ,κ,λ,μ,ν,ξ,π,ρ,σ,τ,φ,χ,ψ).

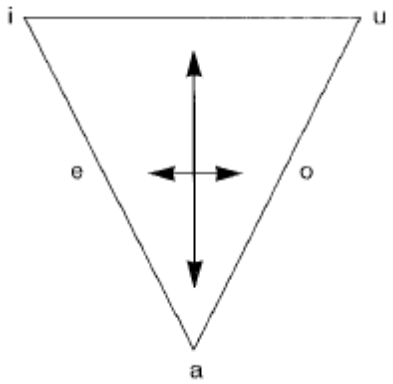
1.4.3. ΦΩΝΗΕΝΤΑ

Φωνήεντα ονομάζονται οι φθόγγοι που κατά την παραγωγή τους, ο αέρας περνά ανεμπόδιστα από τον φάρυγγα και το στόμα. Τα φωνηεντικά γράμματα της ελληνικής γλώσσας μαζί με πέντε δίψηφα (αι, ει, οι, ου, υι) και τα αντίστοιχα τονισμένα (ά, έ, ή, ί, ό, ύ, ώ, αί, εί, οί, ού, υί) αναπαριστούν τους φωνηεντικούς φθόγγους:

α = /a/
ά = /aa/
αι, ε = /e/
αί, έ = /ee/
ο, ω = /o/
ό, ώ = /oo/
ου = /u/
ού = /uu/
η, ι, υ, οι, ει, υι = /i/
ή, ί, ύ, οί, εί, υί = /ii/

Μπορούν να μελετηθούν βάσει τριών αρθρωτικών κριτηρίων:

* Βαθμός ανοίγματος στόματος
  Ανοιχτά (/a/ , /aa/)
  Μεσσαίου ανοίγματος (/e/, /ee/, /o/, /oo/)
  Κλειστά (/i/, /ii/, /u/, /uu/)
* Θέση υψηλότερου σημείου της γλώσσας
  Μπροσθινά (/e/, /ee/,/i/, /ii/)
  Οπίσθια (/o/, /oo/, /u/, /uu/)
* Θέση χειλιών
  Στρόγγυλα (/o/, /oo/, /u/, /uu/)
  Μη- στρόγγυλα / απλωτά (/a/, /aa/, /e/, /ee/, /i/, /ii/)



Εικόνα 1
Σχηματική απεικόνιση φωνηέντων της ελληνικής γλώσσας[ii]

1.4.4. ΣΥΜΦΩΝΑ

Σύμφωνα ονομάζονται οι φθόγγοι που κατά την παραγωγή τους, ο αέρας συναντά προσωρινά κάποιο εμπόδιο. Τα συμφωνικά γράμματα της ελληνικής γλώσσας μαζί με τέσσερα δίψηφα (μπ, τσ, ντ, γκ/γγ) καθώς και τις πέντε ιδιάζουσες περιπτώσεις (γ'ι'-για, κ'ι'-κιόλας, λ'ι'-χίλια, ν'ι'-εννιά, χ'ι'-αρχή) αναπαριστούν τους συμφωνικούς φθόγγους:

β = /v/
γ = /y/
δ = /d/
ζ = /z/
θ = /Q/
κ = /k/
λ = /l/
μ = /m/
ν = /n/

ξ = /ks/
π = /p/
ρ = /r/
σ = /s/
τ = /t/
φ = /f/
χ = /x/
ψ = /w/
μπ = /b/
τσ = /c/
ντ = /dd/
γκ/γγ = /g/
γ'ι' = /yy/
κ'ι' = /kk/
λ'ι' = /ll/
ν'ι' = /nn/
χ'ι' = /xx/

Μπορούν να μελετηθούν με κριτήρια, χωρισμένα σε δύο κατηγορίες:
Ταξινόμηση βάσει τρόπου άρθρωσης

* Κλειστά (/b/, /dd/, /g/, /k/, /p/, /t/, /c/) – Τριβώμενα (/f/, /v/, /s/, /z/, /Q/, /d/, /x/, /y/)
* Ηχηρά (/b/,/d/,/g/,/z/,/v/,/dd/,/y/,/l/,/r/,/m/,/n/) – Άηχα (/p/,/t/,/k/,/s/,/Q/,/x/)
* Ρινικά (/m/, /n/) – Στοματικά (όλα τα υπόλοιπα)
* Πλευρικά (/l/, /ll/) – Παλλόμενα (/r/)

Ταξινόμηση βάσει τόπου άρθρωσης

* Διχειλικά (/p/,/b/,/m/)
* Χειλιδοντικά (/f/,/v/)
* Μεσοδοντικά (/Q/,/d/)
* Οδοντικά (/t/,/dd/,/n/,/l/,/r/)
* Συριστικά (/s/,/z/)
* Ουρανικά (/c/)
* Υπερωικά (/k/,/g/,/x/,/y/)

Τρόπος Άρθρωσης		**Τόπος Άρθρωσης**						
		διχειλικά	χειλοδοντικά	μεσοδοντικά	οδοντικά	συριστικά	ουρανικά	υπερωικά
Στιγμιαία	Άηχα	p			t		c	k
	Ηχηρά	b			dd			g
Εξακο-λουθητικά	Άηχα		f	Q		s		x
	Ηχηρά		v	d		z		y
Ένρινα		m			n			
Υγρά	Πλευρικά				l			
	Παλλόμενα				r			

Πίνακας 1
Πίνακας κατανομής συμφώνων της ελληνικής γλώσσας[iii]

1.4.5. ΘΕΩΡΗΤΙΚΕΣ ΔΙΑΦΟΡΕΣ ΚΑΤΑΦΑΣΗΣ-ΕΡΩΤΗΣΗΣ ΣΤΗΝ ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΓΛΩΣΣΑ

Στην ελληνική γλώσσα, οι παράγοντες που διαφοροποιούν μια πρόταση κατάφασης από μια πρόταση ερώτησης, είναι οι εξής:

* Βάση του συντακτικού

Τα σημεία στίξης. Τελεία (.) για την κατάφαση και ερωτηματικό (;) για την ερώτηση στο τέλος της πρότασης.
Κάποιες φορές η χρήση ερωτηματικών λέξεων. (πού, πώς, πότε, γιατί, ποιος, τι, …)
Κάποιες φορές η εναλλαγή της σειράς των λέξεων στην πρόταση (Η Μαρία πήγε στη σχολή. – Πήγε η Μαρία στη σχολή;)

* Βάση της φωνολογίας

Διαφοροποίηση του τόνου(pitch) της φωνής. Όταν οι λέξεις που αποτελούν την προφορική πρόταση είναι οι ίδιες (Θα πάμε για καφέ. – Θα πάμε για καφέ;) , το μέσο για να διαφοροποιηθεί το νόημα της είναι η αυξομείωση του τόνου. Έτσι στην κατάφαση, ο τόνος έχει 'καθοδική' πορεία, ενώ στην ερώτηση, η φωνή του ομιλητή έχει 'ανοδική' πορεία όσο πλησιάζει στο τέλος της φράσης. Αντίθετα, όταν στην αρχή της πρότασης, χρησιμοποιείται ερωτηματική λέξη, τότε ο τονισμός της ερώτησης γίνεται δίνοντας έμφαση(παρουσιάζεται άνοδος) στην πρώτη λέξη.

1.5. ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

1.5.1. ΤΙ ΕΙΝΑΙ ΤΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Μοντέλα πρόβλεψης, ονομάζονται οι δομές που δημιουργούνται με την διαδικασία της μοντελοποίησης και είναι ένα σύνολο προβλέψεων αποτελεσμάτων. Πιο συγκεκριμένα, τα μοντέλα πρόβλεψης, εκφράζουν την πιθανότερη τιμή ενός χαρακτηριστικού μιας μονάδας σε ένα δείγμα και σκοπός τους είναι η πρόβλεψη της αντίστοιχης τιμής του χαρακτηριστικού αυτού σε ένα νέο, διαφορετικό δείγμα δεδομένων.

1.5.2 ΠΩΣ ΚΑΤΑΤΑΣΣΟΝΤΑΙ ΤΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Τα μοντέλα πρόβλεψης διάρκειας φωνημάτων χωρίζονται σε δύο κατηγορίες, ανάλογα με την μέθοδο που ακολουθήθηκε κατά την παραγωγή τους: τα μοντέλα με βάση την χρήση κανόνων (rule-based methods) και τα μοντέλα με βάση την χρήση δεδομένων (data-driven methods).
Τα μοντέλα με βάση την χρήση κανόνων, βασίζονται σε κανόνες που προέρχονται από πειραματικές μελέτες σε μεγάλα σύνολα δεδομένων ή σε κανόνες βάσει των προηγούμενων επιστημονικών γνώσεων σχετικά με τους παράγοντες που επηρεάζουν τα χαρακτηριστικά που μελετώνται κάθε φορά. Είναι κανόνες που έχουν εξαχθεί 'χειροκίνητα' και όχι αυτόματα μέσω συστημάτων.
Τα μοντέλα με βάση την χρήση δεδομένων, είναι πιο σύγχρονα μοντέλα, αναπτύχθηκαν μετά την κατασκευή μεγάλων βάσεων δεδομένων και ξεπερνούν το πρόβλημα της 'χειροκίνητης' εξαγωγής κανόνων. Βασίζονται είτε σε στατιστικές μεθόδους είτε σε μεθόδους τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Οι κανόνες και τα μοντέλα που κατασκευάζουν, έχουν εξαχθεί αυτόματα.[iv]

1.5.3. ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΟΥΝΤΑΙ ΤΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Τα μοντέλα πρόβλεψης, αποτελούν ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο σε πολλούς τομείς της τεχνολογίας και χρησιμοποιούνται σε όλο και περισσότερα πεδία της επιστήμης, της επιχειρηματικότητας και της καθημερινότητας. Ενδεικτικά, συναντώνται ιδιαίτερα στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης και του marketing, καθώς επίσης στην ιατρική, τα χρηματοοικονομικά, τις πωλήσεις, την πρόγνωση καιρού, την γεωπονία, τις τηλεπικοινωνίες και σε πολλά άλλα.

1.5.4. ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΟΥΝΤΑΙ ΤΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΑΥΤΗΣ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Τα μοντέλα αυτής της εργασίας ανήκουν στον ευρύτερο τομέα της τεχνητής νοημοσύνης. Πιο συγκεκριμένα, παράχθηκαν για να είναι διαθέσιμα για χρήση ως τμήματα συστημάτων σε τεχνολογικές εφαρμογές με την επεξεργασία της ομιλίας στην ελληνική γλώσσα. Η παραγωγή σωστά δομημένων μοντέλων διάρκειας, οδηγεί σε πιο ολοκληρωμένα, ποιοτικά και ακριβή συστήματα. Τέτοια συστήματα είναι:

* Αυτόματη αναγνώριση ομιλίας
* Αυτόματη αναγνώριση ομιλητή
* Σύνθεση/Παραγωγή ομιλίας
* Τεμαχισμός ομιλίας

1.6. ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ - MACHINE LEARNING

1.6.1. ΤΙ ΕΙΝΑΙ Η ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Η Μηχανική Μάθηση είναι ένας από τους βασικότερους τομείς της επιστήμης της τεχνιτής νοημοσύνης. Πολύ απλά, ο κλάδος αυτός ασχολείται με τη χρήση υπολογιστικών μεθόδων προκειμένου να κατασκευαστούν συστήματα με ικανότητα μάθησης. Αναλυτικότερα, Μηχανική Μάθηση ονομάζεται η διαδικασία εκτίμησης μιας άγνωστης συνάρτησης ή δομής, που εμφανίζεται στα δεδομένα εισόδου και εξόδου ενός συστήματος, χρησιμοποιώντας έναν περιορισμένο αριθμό παρατηρήσεων (διαθέσιμων δεδομένων που συσχετίζουν είσοδο με έξοδο ενός συστήματος). Μια μέθοδος μάθησης είναι ένας αλγόριθμος, ο οποίος εκτιμά την άγνωστη απεικόνιση εξάρτησης μεταξύ δεδομένων εισόδου και εξόδου ενός συστήματος από τα διαθέσιμα δεδομένα. Μετά την εκτίμηση μιας τέτοιας εξάρτησης, αυτή μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη μελλοντικών εξόδων από γνωστές τιμές εισόδου.[v]

1.6.2. ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

Δύο είναι οι τρόποι διαχωρισμού της μηχανικής μάθησης. Με βάση τον τρόπο και με βάση τον στόχο.

Με βάση τον τρόπο μάθησης, οι κατηγορίες είναι:

* Μάθηση με επίβλεψη :

  Στη μάθηση με επίβλεψη, ο ρόλος του 'επιβλέποντα' είναι να παράσχει στον αλγόριθμο την επιθυμητή έξοδο κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης των δεδομένων που εξετάζονται. Στόχος είναι, το μοντέλο που κατασκευάζεται με το πέρας της διαδικασίας, να μπορεί να παράξει αντίστοιχη ορθή έξοδο, έχοντας ως είσοδο κάποιο άγνωστο σετ δεδομένων.
* Μάθηση χωρίς επίβλεψη:

  Στη μάθηση χωρίς επίβλεψη, το επιθυμητό αποτέλεσμα είναι άγνωστο. Έτσι ο αλγόριθμος, παράγει μοντέλα, αναγνωρίζοντας κοινά χαρακτηριστικά ή συσχετίσεις μεταξύ των δεδομένων που μελετώνται.

Με βάση τον στόχο μάθησης, οι κατηγορίες είναι:

* Μοντελοποίηση Περιγραφής

  Κατά τη μοντελοποίηση περιγραφής, τα μοντέλα που παράγονται, στόχο έχουν την περιγραφή συσχετίσεων ή τον εντοπισμό ομάδων με κοινά χαρακτηριστικά στα δεδομένα που εξετάζονται.
* Μοντελοποίηση Πρόβλεψης

  Κατά τη μοντελοποίηση πρόβλεψης, τα μοντέλα που παράγονται, στόχο έχουν να προβλέψουν τιμές ή καταστάσεις. Δηλαδή ερευνάται η πιθανότητα μιας μονάδας, σε ένα διαφορετικό σετ δεδομένων να εμφανίσει μια συγκεκριμένη τιμή ή κατάσταση.

Στην παρούσα εργασία, οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται είναι η μάθηση με επίβλεψη και η μοντελοποίηση πρόβλεψης.

1.7. DATA MINING

Για να οριστεί σαφώς η μέθοδος εξόρυξης δεδομένων, πρέπει αρχικά να οριστούν οι έννοιες των δεδομένων και του μοτίβου, καθώς και η έννοια της Ανακάλυψης Γνώσης σε Βάσεις Δεδομένων (Knowledge Discovery in Databases – KDD). Ως δεδομένα, ορίζεται ένα σύνολο γεγονότων ή αλλιώς ένα σύνολο περιπτώσεων σε μία βάση δεδομένων. Ως μοτίβο, ορίζεται μια έκφραση που περιγράφεται από κάποια γλώσσα και αποτελεί ένα υποσύνολο των δεδομένων ή κάποιο μοντέλο / κανόνα που είναι εφαρμόσιμο σε αυτό το υποσύνολο. Τέλος, κατά τους Fayyad, Piatesky – Shapiro και Smyth:

Ανακάλυψη Γνώσης σε Βάσεις Δεδομένων, είναι η διεργασία αναγνώρισης νέων, ισχυρών, προηγουμένως αγνώστων και δυνητικά χρήσιμων και τελικώς κατανοητών μοτίβων σε δεδομένα.

Και

Εξόρυξη Δεδομένων είναι ένα βήμα κατά τη διεργασία KDD που περιλαμβάνει την εφαρμογή της ανάλυσης δεδομένων και αλγορίθμων που, κάτω από αποδεκτούς περιορισμούς υπολογιστικής αποτελεσματικότητας, παράγουν μια συγκεκριμένη καταγραφή μοτίβων για τα δεδομένα.[vi]

1.8. ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ WEKA

Προκειμένου να εφαρμοστούν στην πράξη οι παραπάνω διαδικασίες, σε αυτή την εργασία χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό WEKA, του University of Waikato, το οποίο είναι ένα πρόγραμμα μηχανικής μάθησης ανοιχτού κώδικα, με χρήση κώδικα java. Το Weka αποτελείται από μια συλλογή από αλγόριθμους μηχανικής μάθησης για διεργασίες

εξόρυξης δεδομένων. Οι αλγόριθμοι αυτοί μπορούν είτε να εφαρμοστούν άμεσα σε ένα σύνολο δεδομένων ή καλούνται από τον κώδικα Java του χρήστη. Επίσης, περιέχει εργαλεία για προ-επεξεργασία δεδομένων, ταξινόμηση, παλινδρόμηση, ομαδοποίηση, κανόνες συσχέτισης, και γραφική απεικόνιση. Είναι επίσης ιδανικό για την ανάπτυξη νέων συστημάτων μηχανικής μάθησης. [vii]

1.9. ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ PRAAT

Το PRAAT είναι ένα πρόγραμμα ανοιχτού κώδικα, που δημιουργήθηκε από τους Paul Boersma και David Weenink, του University of Amsterdam. Είναι ένα πρόγραμμα το οποίο αναλύει, συνθέτει και διαχειρίζεται τον ήχο, και δημιουργεί υψηλής ποιότητας αντίστοιχες εικόνες των ήχων που μελετώνται. Πιο συγκεκριμένα, το praat, δίνει την εικόνα του φασματογραφήματος ενός ηχητικού κομματιού και ταυτόχρονα τη δυνατότητα στον ερευνητή να κάνει πάνω σε αυτό μετρήσεις δημιουργώντας ο ίδιος στρώματα (layers) σε κάθετη παράθεση.[viii]

1.10. ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ

1.10.1. ΤΙ ΕΙΝΑΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ

Αλγόριθμος ονομάζεται μια πεπερασμένη σειρά ενεργειών, αυστηρά καθορισμένων και εκτελέσιμων σε πεπερασμένο χρόνο, που στοχεύουν στην επίλυση ενός προβλήματος. Υπάρχουν πολλές κατηγορίες αλγορίθμων καθώς και πολλές παράμετροι που επιδέχονται αλλαγές κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης για την βελτιστοποίηση του αποτελέσματος. Στην παρούσα εργασία, χρησιμοποιήθηκαν στο σύνολο 7 αλγόριθμοι (Additive Regression, Bagging, Ibk, LeastMedSeq, Linear Regression, M5P, RBF Network) από 4 κατηγορίες (Lazy Learning Algorithms, Learning Trees, Functions, Meta-Algorithms), οι οποί αναλύονται λεπτομερώς παρακάτω.

1.10.2. LAZY LEARNING

Στην κατηγορία αυτή, γίνεται ελάχιστη επεξεργασία των δεδομένων μέχρι να δοθεί ένα συγκεκριμένο ερώτημα. Όταν συμβαίνει αυτό, αναζητούνται στη βάση, τα δεδομένα αυτά που με βάση συγκεκριμένες παραμέτρους είναι σχετικότερες με το ερώτημα. Οι τιμές αυτές χρησιμοποιούνται για να εξαχτεί μια περιγραφή του συστήματος και τελικά να απαντηθεί το ερώτημα. Οι αλγόριθμοι της κατηγορίας αυτής, είναι πιο χρήσιμοι για μεγάλα σύνολα δεδομένων με λίγα χαρακτηριστικά και καταναλώνουν λιγότερο χρόνο στην εκπαίδευση, αλλά περισσότερο χρόνο στην πρόβλεψη.

Ibk

Ο αλγόριθμος Ibk ανήκει στην κατηγορία των k-Nearest Neighbors - kNN (k – Κοντινότερου Γείτονα) αλγορίθμων. Για την πρόβλεψη της κάθε τιμής, το σύνολο εκπαίδευσης θεωρείται ένα σύνολο από γειτονικά αντικείμενα των οποίων η τιμή είναι γνωστή. Η τιμή της περίπτωσης που εξετάζεται κάθε φορά, προκύπτει σε αναλογία με την απόσταση της από τις ήδη γνωστές τιμές των γειτόνων.

<u>Παράμετροι:</u>

* KNN – Το πλήθος των γειτόνων που χρησιμοποιούνται.
* crossValidate – Εάν θα χρησιμοποιηθεί η μέθοδος cross validation για την επιλογή της βέλτιστης τιμής του k.
* distanceWeighting – Εάν θα χρησιμοποιηθεί η μέθοδος distance weighting.
* meanSquared – Εάν θα χρησιμοποιηθεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (αντί για το ενδιάμεσο-median), όταν χρησιμοποιείται η μέθοδος cross validation σε προβλήματα παλινδρόμησης.
* nearestNeighbourSearchAlgorithm – Επιλογή του kNN αλγόριθμου που θα χρησιμοποιηθεί.
* windowSize - Παίρνει το μέγιστο αριθμό των περιπτώσεων που επιτρέπονται κατά την εκπαίδευση. Η προσθήκη των νέων περιπτώσεων πάνω από την τιμή αυτή οδηγεί σε αφαίρεση παλαιότερων περιπτώσεων. Η τιμή 0 σημαίνει πως δεν υπάρχει περιορισμός στον αριθμό των περιπτώσεων.

1.10.3. LEARNING TREES

Στην κατηγορία αυτή, η διαδικασία της εκπαίδευσης αναπαρίσταται από ένα δένδρο απόφασης. Σε αυτή τη δομή, η διαδικασία ξεκινά από την ρίζα του δένδρου, που είναι το σύνολο των δεδομένων, συνεχίζει με τα κλαδιά του δένδρου, που αντιπροσωπεύουν τους συνδυασμούς και τα ερωτήματα που εκτελέστηκαν προκειμένου να φτάσουμε στην τελική απάντηση/ κατηγοριοποίηση που αναπαρίσταται στα φύλλα του δένδρου. Οι αλγόριθμοι της κατηγορίας αυτής, απαιτούν ελάχιστη προ-επεξεργασία των δεδομένων και είναι πιο εύκολα κατανοητοί μιας και μπορούν να αναπαρασταθούν γραφικά.

M5P

Ο αλγόριθμος M5P είναι παραλλαγή του αλγορίθμου M5. Είναι ένας αλγόριθμος ‘διασταύρωσης’ ενός δένδρου απόφασης και της συνάρτησης γραμμικής παλινδρόμησης (Linear Regression), η οποία περιγράφεται

αναλυτικότερα παρακάτω. Αρχικά, λειτουργεί ως κανονικό δένδρο απόφασης, σχηματίζοντας κλαδιά και φύλλα και τέλος σε κάθε φύλλο, γίνεται εκπαίδευση με χρήση της συνάρτησης γραμμικής παλινδρόμησης. Έτσι, ως αποτέλεσμα έχουμε ένα δένδρο με φύλλα, μοντέλα παλινδρόμησης.

Παράμετροι

* buildRegressionTree – Εάν θα δημιουργηθεί ένα δένδρο παλινδρόμησης ή ένα μοντέλο δένδρου.
* minNumInstances - Ο ελάχιστος αριθμός περιπτώσεων που επιτρέπεται σε κάθε φύλλο.
* saveInstances – Εάν θα σωθούν τα δεδομένα σε κάθε σημείο του δένδρου για περιπτώσεις απεικόνισης.
* unpruned – Εάν το δέντρο που πρόκειται να παραχθεί, δεν θα υποστεί 'κλάδεμα', απλοποίηση των κόμβων του.
* useUnsmoothed - Εάν θα χρησιμοποιηθούν μη εξομαλυμένες προβλέψεις.

1.10.4. FUNCTIONS

Στην κατηγορία αυτή, ανήκουν διάφορες συναρτήσεις, κυρίως γραμμικές, που εφαρμόζονται επαναληπτικά προκειμένου να φτάσουμε στο επιθυμητό αποτέλεσμα.

Linear Regression

Κατά την εφαρμογή της γραμμικής παλινδρόμησης, οι μεταβλητές που λαμβάνονται υπόψη για τη δημιουργία του τελικού μοντέλου, είναι προκαθορισμένες από τη διαδικασία της εκπαίδευσης και εκφράζονται ως ένας γραμμικός συνδυασμός χαρακτηριστικών. Στη συνέχεια εφαρμόζεται η συνάρτηση των ελαχίστων τετραγώνων και τυποποιείται η σχέση μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών (μεταβλητών πρόβλεψης) και της εξαρτημένης μεταβλητής. Το αποτέλεσμα είναι ένα σύνολο αριθμητικών τιμών, με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης, τις οποίες μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε για να προβλέψουμε τις νέες περιπτώσεις.

Παράμετροι

* attributeSelectionMethod - Καθορισμός της μεθόδου που θα χρησιμοποιηθεί για την επιλογή χαρακτηριστικών για την γραμμική παλινδρόμηση.
* eliminateColinearAttributes - Εξάλειψη συν-γραμμικών χαρακτηριστικών.
* Ridge – Ορίζεται η τιμή Ridge (τιμή τοπικής ανύψωσης).

Least Median Squared (LeastMedSq)

Η συνάρτηση Least Median Squared είναι και αυτή μία ισχυρή μέθοδος γραμμικής παλινδρόμησης. Η διαφορά της από την Linear Regression είναι πως χρησιμοποιεί την ενδιάμεση (και όχι τη μέση) τιμή των ελαχίστων τετραγώνων των αποκλίσεων από τη γραμμή παλινδρόμησης. Ως αποτέλεσμα, επιλέγεται η τιμή με το μικρότερο ενδιάμεσο τετραγωνικό σφάλμα.

Παράμετροι

* randomSeed - Ρύθμιση μιας παραμέτρου για την επιλογή τυχαίων επιμέρους δειγμάτων από τα δεδομένα εκπαίδευσης.
* sampleSize - Ορίσμός του μέγεθους των τυχαίων δειγμάτων που χρησιμοποιούνται για την παραγωγή των συναρτήσεων παλινδρόμησης ελαχίστων τετραγώνων.

Radial Basis Function Network (RBF Network)

Η συνάρτηση δικτύου ακτινικής βάσης (RBF) λειτουργεί χρησιμοποιώντας ως κανόνα την Ευκλείδεια απόσταση, ενώ η συνάρτηση RBF είναι Γκαουσσιανής μορφής. Αποτελείται από τρία μέρη, την είσοδο, το 'κρυφό' μέρος, όπου εκτελούνται οι υπολογισμοί, και την έξοδο. Το αποτέλεσμα απορρέει από τα κέντρα και τα πλάτη των κρυφών μονάδων σε συνάρτηση με τις εξόδους, χρησιμοποιώντας γραμμική παλινδρόμηση. Στο τέλος, όλα τα χαρακτηριστικά τυποποιούνται με μηδενική μέση τιμή και μοναδιαία διακύμανση.

Παράμετροι

* clusteringSeed - Η τυχαία τιμή που θα περαστεί στον K-means.
* maxIts - Μέγιστος αριθμός επαναλήψεων που θα εκτελεστεί η λογιστική παλινδρόμηση. Εφαρμόζεται μόνο σε διακριτά προβλήματα ταξινόμησης.
* minStdDev - Ορίζει την ελάχιστη τυπική απόκλιση για τα clusters.
* numClusters - Ο αριθμός των clusters που θα δημιουργηθούν από τον K-Means.
* Ridge – Ορίζεται η τιμή Ridge (τιμή τοπικής ανύψωσης)

1.10.5. META – ALGORITHMS

Στην κατηγορία αυτή, ανήκουν αλγόριθμοι μπορούν να συνδυάσουν παραπάνω αλγόριθμους και να βελτιώσουν την απόδοση τους. Η κύρια ιδέα είναι η κατασκευή πολλών μοντέλων, προκειμένου να αναδειχθεί η βέλτιστη λύση. Οι αλγόριθμοι αυτοί, βελτιώνουν κατά πολύ την προβλεπτική ικανότητα

Additive Regression

Το αθροιστικό μοντέλο παλινδρόμησης (additive regression), βελτιώνει την απόδοση ενός ταξινομητή με βάση την παλινδρόμηση. Σε κάθε επανάληψη, το μοντέλο προσαρμόζεται με βάση τα δεδομένα που άφησε ο ταξινομητής στην προηγούμενη επανάληψη. Η τελική πρόβλεψη επιτυγχάνεται με την πρόσθεση των προβλέψεων του κάθε ταξινομητή.

Παράμετροι

* classifier - Ο βασικός ταξινομητής που θα χρησιμοποιηθεί.
* numIterations - Ο αριθμός των επαναλήψεων που πρέπει να εκτελεστούν.
* shrinkage – Ρυθμός συρρίκνωσης. Οι μικρότερες τιμές προκαλούν εξομάλυνση των αποτελεσμάτων (αλλά αυξάνουν τον χρόνο μάθησης). Προεπιλογή = 1.0, δηλαδή, όχι συρρίκνωση.

Bagging

Στον αλγόριθμο εμφωλίασης (bagging), τα δεδομένα χωρίζονται σε πολλές υποομάδες χρησιμοποιώντας κάποιο ταξινομητή (συνήθως δέντρο παλινδρόμησης) για κάθε υποομάδα. Στη συνέχεια συνδυάζονται τα αποτελέσματα των ταξινομητών κάθε υποομάδας και η τελική πρόβλεψη είναι η τιμή του μέσου όρου των τιμών που προβλέπονται από κάθε ταξινομητή (δένδρο παλινδρόμησης).

Παράμετροι

* bagSizePercent - Μέγεθος της κάθε υποομάδας, ως ποσοστό επί του συνόλου εκπαίδευσης.
* calcOutOfBag – Εάν υπολογίζεται το σφάλμα out-of-bag – εκτός υποομάδας.
* classifier - Ο βασικός ταξινομητής που θα χρησιμοποιηθεί.
* numIterations - Ο αριθμός των επαναλήψεων που πρέπει να εκτελεστούν.
* seed - Η γεννήτρια τυχαίων αριθμών που θα χρησιμοποιηθούν.

1.11. ΜΕΣΑ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

Υπάρχουν διάφορες παράμετροι που μπορούν να ληφθούν υπόψη προκειμένου να αξιολογηθούν τα παραγόμενα μοντέλα, μετά την εκπαίδευση των αλγορίθμων, ώστε να επιλεχθούν στο τέλος αυτά με τις βέλτιστες αποδόσεις. Κάποιες από αυτές είναι το Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error – MAE), η Ρίζα του Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Squared Error – RMSE), το Σχετικό Απόλυτο Σφάλμα (Relative Absolute Error – RAE), η Ρίζα του Σχετικού Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Relative Squared Error – RRSE), ο Συντελεστής Συσχέτισης (Correlation Coefficient – CC) και άλλα. Στην παρούσα εργασία έχουν επιλεχθεί τα κριτήρια του Μέσου Απόλυτου Σφάλματος(MAE), της Ρίζας του Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος(RMSE) και ο Συντελεστής Συσχέτισης(CC)

1.11.1. ΜΕΣΟ ΑΠΟΛΥΤΟ ΣΦΑΛΜΑ - MAE

Το μέσο απόλυτο σφάλμα, είναι η απόσταση των τιμών από τη μέση τιμή του δείγματος. Το ζητούμενο είναι να είναι όσο το δυνατόν μικρότερο, ασχέτως πρόσημου, γιατί αυτό δείχνει κανονικότητα και μεγαλύτερες πιθανότητες για σωστή πρόβλεψη μελλοντικών τιμών.

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}|y_j - \hat{y}_j|$$

1.11.2. ΡΙΖΑ ΜΕΣΟΥ ΤΕΤΡΑΓΩΝΙΚΟΥ ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ – RMSE

Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, είναι η διαφορά/απόκλιση μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών του δείγματος. Είναι στην ίδια κλίμακα με τα δεδομένα και το βασικότερό του χαρακτηριστικό είναι πως έχει μεγαλύτερη ευαισθησία στις ακραίες τιμές – τα λεγόμενα outliers – τις τιμές δηλαδή που απέχουν κατά πολύ από την μέση τιμή των σφαλμάτων. Το ζητούμενο και εδώ είναι να είναι όσο το δυνατών μικρότερο.

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}(y_j - \hat{y}_j)^2}$$

1.11.3. ΣΥΝΤΕΛΕΣΤΗΣ ΣΥΣΧΕΤΙΣΗΣ - CC

Ο συντελεστής συσχέτισης (r), είναι ο βαθμός συσχέτισης που έχουν τα δεδομένα μεταξύ τους, εκφράζει δηλαδή το κατά πόσο οι προβλεπόμενες τιμές ακολουθούν την αυξητική ή την μειωτική εναλλαγή των πραγματικών τιμών. Όταν το αποτέλεσμα είναι κοντά στο 1, τότε υπάρχει συσχέτιση αναλογίας, όταν είναι κοντά στο -1 τότε υπάρχει αντιστρόφως ανάλογη εξάρτηση, ενώ όταν είναι κοντά στο 0, δεν υπάρχει συσχέτιση μεταξύ των δεδομένων.

$$r = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}\frac{(x_i - \bar{x})}{s_x}\frac{(y_i - \bar{y})}{s_y}$$

2. ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΑΚΟ – ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ

2.1. ΒΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΗΘΗΚΕ

Η βάση δεδομένων, με τις ηχογραφημένες προτάσεις και ερωτήσεις, που χρησιμοποιήθηκε σε αυτή την εργασία προκειμένου να δημιουργηθούν τα μοντέλα πρόβλεψης, είναι μια εκτεταμένη έκδοση της βάσης δεδομένων ΒΕΡΓΙΝΑ, η οποία αναπτύχθηκε στο Εργαστήριο Ενσύρματης Επικοινωνίας του Πανεπιστημίου Πατρών από τους κυρίους Λαζαρίδη, Κωστούλα, Canchev, Μπόρα και Φακοτάκη. Το εύρος του περιεχομένου των εγγραφών στη βάση δεδομένων (σημεία κειμένου που συλλέχθηκαν από διάφορα πεδία γραφής, όπως εφημερίδες, περιοδικά, και λογοτεχνία) την καθιστούν κατάλληλη για διάφορα πεδία εφαρμογών. Τις προτάσεις εκφωνεί μία γυναίκα, με ισορροπημένο τόνο φωνής και με την ελληνική γλώσσα ως μητρική.[ix]

2.2. ΤΥΠΟΣ ΣΥΝΟΛΟΥ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΗΘΗΚΑΝ

Οι προτάσεις που χρησιμοποιήθηκαν ως βάση δεδομένων για αυτή την εργασία, ήταν 541 προτάσεις κατάφασης και 503 προτάσεις ερώτησης (βλ.Παράρτημα). Η αρχική τους μορφή αποτελείται από 2 αρχεία, ένα αρχείο με κατάληξη .lab με δεδομένα το φώνημα και το χρόνο έναρξής του στην πρόταση, σε μορφή millisecond και το αντίστοιχο ηχητικό αρχείο, με την πρόταση ηχογραφημένη σε μορφή wav. Οι χρόνοι στο σύνολο των αρχείων .lab αρχικά ορίστηκαν μέσω αυτοματοποιημένης διαδικασίας, με τη χρήση των αρχείων ήχου και στη συνέχεια βελτιώθηκαν (βλ. κεφάλαιο 'μέθοδος κατάτμησης δεδομένων')

rich_sentences_orientel_0551.lab

```
separator ;
nfields 1
#
        0.66000 26      pau
        0.83000 26      ks
        1.23500 26      ee
        1.28000 26      r
        1.33500 26      i
        1.39500 26      n
        1.47000 26      a
        1.58000 26      p
        1.73000 26      ee
        1.81000 26      z
        1.86000 26      i
        1.95000 26      p
        2.01500 26      o
        2.08000 26      l
        2.15500 26      ii
        2.22500 26      k
        2.29000 26      a
        2.37000 26      l
        2.44500 26      ii
        2.52000 26      m
        2.59000 26      u
        2.69000 26      s
        2.75000 26      i
        2.88000 26      kk
        2.97000 26      ii
        3.09500 26      j
        3.30500 26      a
        3.36000 26      z
        4.84000 26      pau
```

Εικόνα 2

Παράδειγμα αρχείου .lab της πρότασης: «Ξέρει να παίζει πολύ καλή μουσική jazz.»

Προκειμένου να επεξεργαστούν τα αρχεία αυτά με το πρόγραμμα praat, αρχικά έπρεπε να μετατραπούν σε αρχεία διαφορετικής μορφής και με την κατάληξη .textread . Η μετατροπή έγινε με το πρόγραμμα matlab και ο κώδικας παρατίθεται στο παράρτημα. Το αρχείο textread, περιέχει περισσότερες και πιο ακριβείς πληροφορίες σχετικά με το πλήθος των φωνημάτων σε κάθε πρόταση, τη συνολική διάρκειά τους, αλλά και την αρχή και το τέλος της διάρκειας του κάθε φωνήματος σε miliseconds.

rich_sentences_orientel_0551.TextGrid

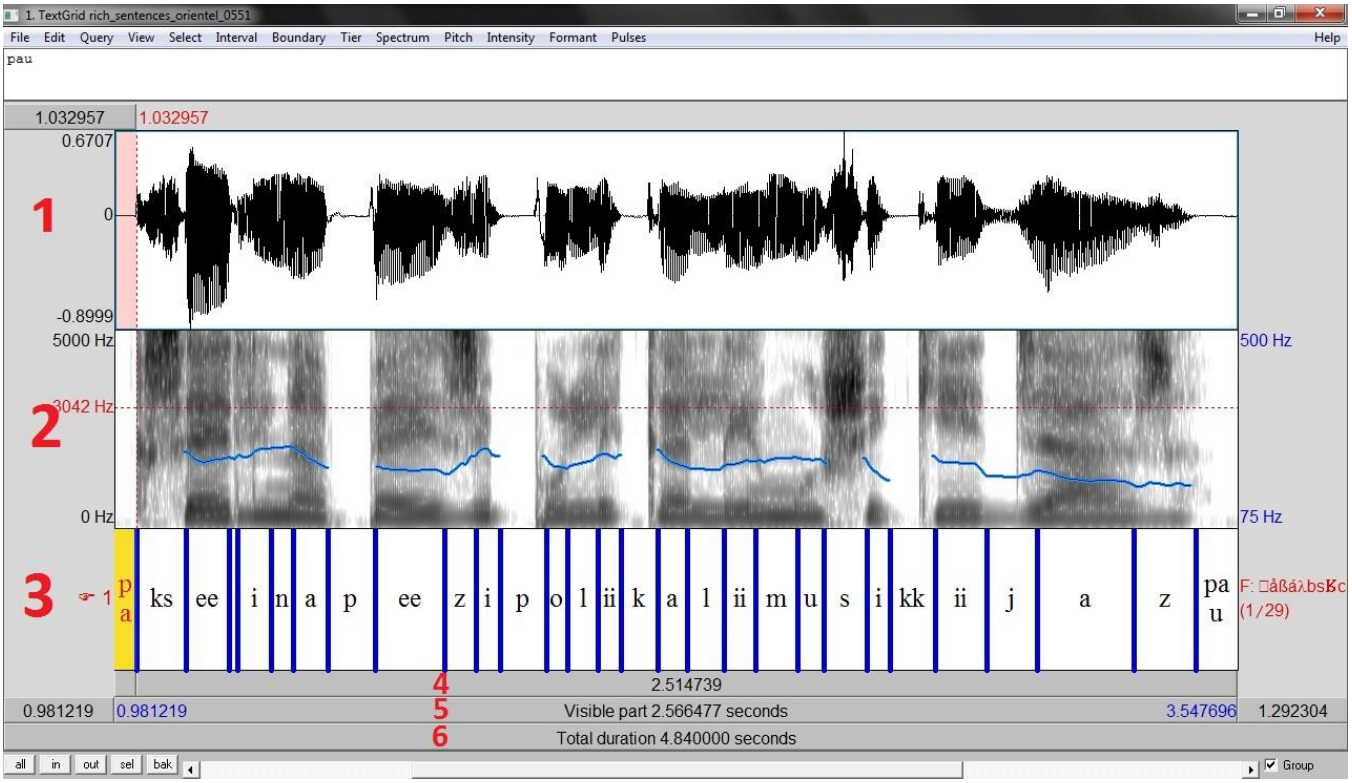
```
1  File type = "ooTextFile"
2  Object class = "TextGrid"
3
4  xmin = 0
5  xmax = 4.84
6  tiers? <exists>
7  size = 1
8  item []:
9      item [1]:
10         class = "IntervalTier"
11         name = "F:\áñ÷åßá\labs\rich_sentences_orientel_0551"
12         xmin = 0
13         xmax = 4.84
14         intervals: size = 29
15         intervals [1]:
16             xmin = 0
17             xmax = 1.0329565712605593
18             text = "pau"
19         intervals [2]:
20             xmin = 1.0329565712605593
21             xmax = 1.1445957911904128
22             text = "ks"
23         intervals [3]:
24             xmin = 1.1445957911904128
25             xmax = 1.2425321729221084
26             text = "ee"
27         intervals [4]:
28             xmin = 1.2425321729221084
29             xmax = 1.2623066723239211
30             text = "r"
31         intervals [5]:
32             xmin = 1.2623066723239211
33             xmax = 1.3384406884666828
34             text = "i"
```

Εικόνα 3

Παράδειγμα αρχείου .textread της πρότασης: «Ξέρει να παίζει πολύ καλή μουσική jazz.» - εμφανίζεται μόνο η λέξη «ξέρει»

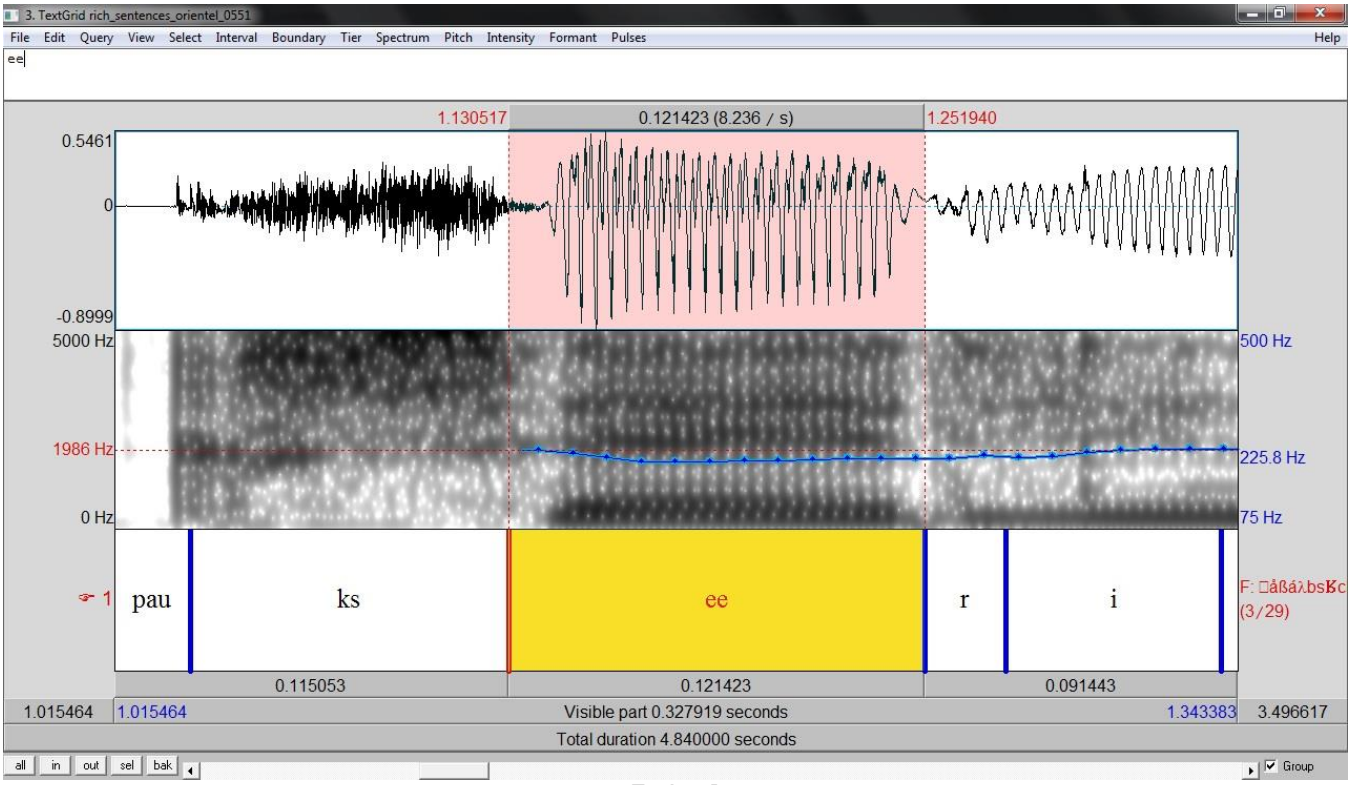
2.3. ΜΕΘΟΔΟΣ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Στη συνέχεια, έπρεπε να γίνει η κατάτμηση των φωνημάτων τον προτάσεων. Το στάδιο αυτό ήταν το πιο χρονοβόρο και χρειαζόταν την μεγαλύτερη προσοχή προκειμένου να συλλεχθούν πολλές και σωστές τιμές για τη διάρκεια του κάθε φωνήματος. Κατά τη διαδικασία αυτή, έπρεπε να γίνει ο έλεγχος και ο καθορισμός των ορίων του κάθε φωνήματος. Το praat, όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα, δίνει την εικόνα της κυματομορφής (1) και του φασματογραφήματος (2) της κάθε πρότασης, τα φωνήματα στη σειρά εμφάνισης στην πρόταση και τα όριά τους (3), τις διάρκειες του επιλεγμένου, με κίτρινο χρώμα, φωνήματος(4), της ορατής κάθε φορά περιοχής (5) και της συνολικής πρότασης (6), καθώς και τη δυνατότητα ταυτόχρονης αναπαραγωγής του ήχου. Έτσι, εξετάζοντας τον ήχο σε συνάρτηση με την κυματομορφή του κάθε φωνήματος, καθορίστηκαν εκ νέου και με περισσότερη σαφήνεια τα όρια των φωνημάτων.

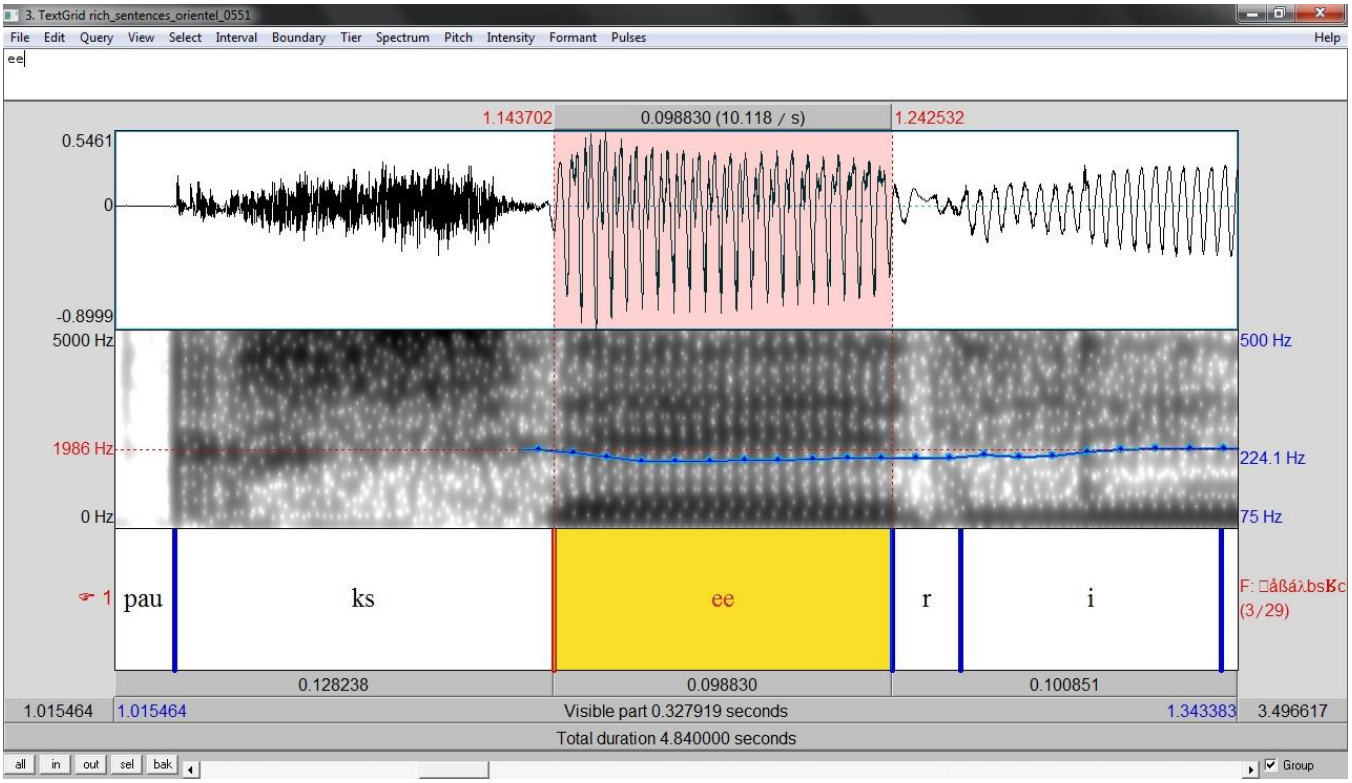


Εικόνα 4
Παράδειγμα γραφικού περιβάλλοντος praat

Όπως φαίνεται στις εικόνες 5-6, κατά τον αρχικό αυτόματο διαχωρισμό των φωνημάτων υπήρχαν κάποιες αστοχίες, όπως για παράδειγμα στο φώνημα /ee/, οι οποίες, μετά το στάδιο της κατάτμησης, διορθώθηκαν.



Εικόνα 5
Παράδειγμα λέξης «ξέρει» - προ επεξεργασίας

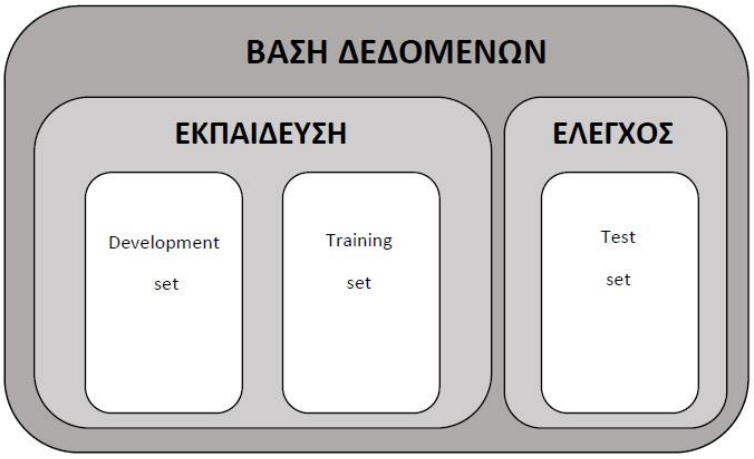


Εικόνα 6
Παράδειγμα λέξης «ξέρει» - μετά την επεξεργασία

Μετά την επεξεργασία και των 1000 περίπου προτάσεων του δείγματος, τα αρχεία .textread , μετατράπηκαν και πάλι σε αρχεία .lab μέσω του matlab (βλ. Παράρτημα), ώστε να είναι έτοιμα και συμβατά με το πρόγραμμα weka, για τη διαδικασία της εκπαίδευσης (training).

2.4. ΤΡΟΠΟΣ ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΥ (DEVELOPMENT-TRAIN-TEST SETS)

Στη συνέχεια, τα .textRead αρχεία μετατράπηκαν σε αρχεία με κατάληξη .feats με την χρήση του προγράμματος festival[x] , ώστε να εξαχθούν περεταίρω πληροφορίες από το κείμενο[*]. Σε αυτή τους τη μορφή, το κάθε αρχείο .feats εμφανίζει ανά γραμμή, χαρακτηριστικά (features) που αφορούσαν το φώνημα που εξετάζεται κάθε φορά αλλά και πληροφορίες για τα φωνήματα που το περιβάλλουν. Προκειμένου να γίνει σωστά η διαδικασία της εκπαίδευσης, χρειάστηκε να χωρίσουμε τα δεδομένα σε 3 υποομάδες, το training set, το development set και το test set.



Εικόνα 7
Διαχωρισμός βάσης δεδομένων σε υποομάδες

Αναλυτικότερα, κάθε μια από τις 2 βάσεις (κατάφαση / ερώτηση), διαχωρίστηκε σε τρεις υποομάδες δεδομένων. Το training set, με το 60% των αρχείων της βάσης, το development set με 30% και το test set με 10% περίπου. Ο

[*] *Η διαδικασία αυτή είναι εκτός του σκοπού της πτυχιακής για αυτό και δεν θα προχωρήσουμε σε εις βάθος περιγραφή της διαδικασίας.*

διαχωρισμός ήταν κυρίως τυχαίος, φροντίζοντας όμως για την εμφάνιση του κάθε φωνήματος σε κάθε set τουλάχιστον δύο φορές, ώστε να αποφευχθούν αστοχίες στα αποτελέσματα της εκπαίδευσης.

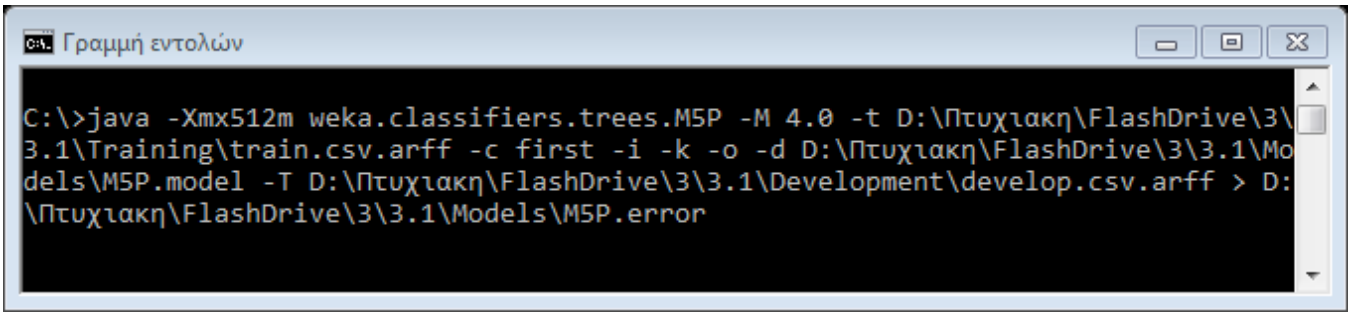
ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΣ ΠΡΟΤΑΣΕΩΝ ΒΑΣΕΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΣΕ SETS			
	ΠΟΣΟΣΤΟ	ΚΑΤΑΦΑΣΗ	ΕΡΩΤΗΣΗ
TRAINING	~60%	300 *(προτάσεις No 551- έως 856)*	300 *(προτάσεις No 001- έως 317)*
DEVELOPMENT	~30%	150 *(προτάσεις No 867- έως 1008)*	150 *(προτάσεις No 318- έως 475)*
TEST	~10%	91 *(προτάσεις No1009- έως 1099)*	53 *(προτάσεις No 476- έως 530)*

Πίνακας 2
Περιεχόμενα υποομάδων βάσης δεδομένων

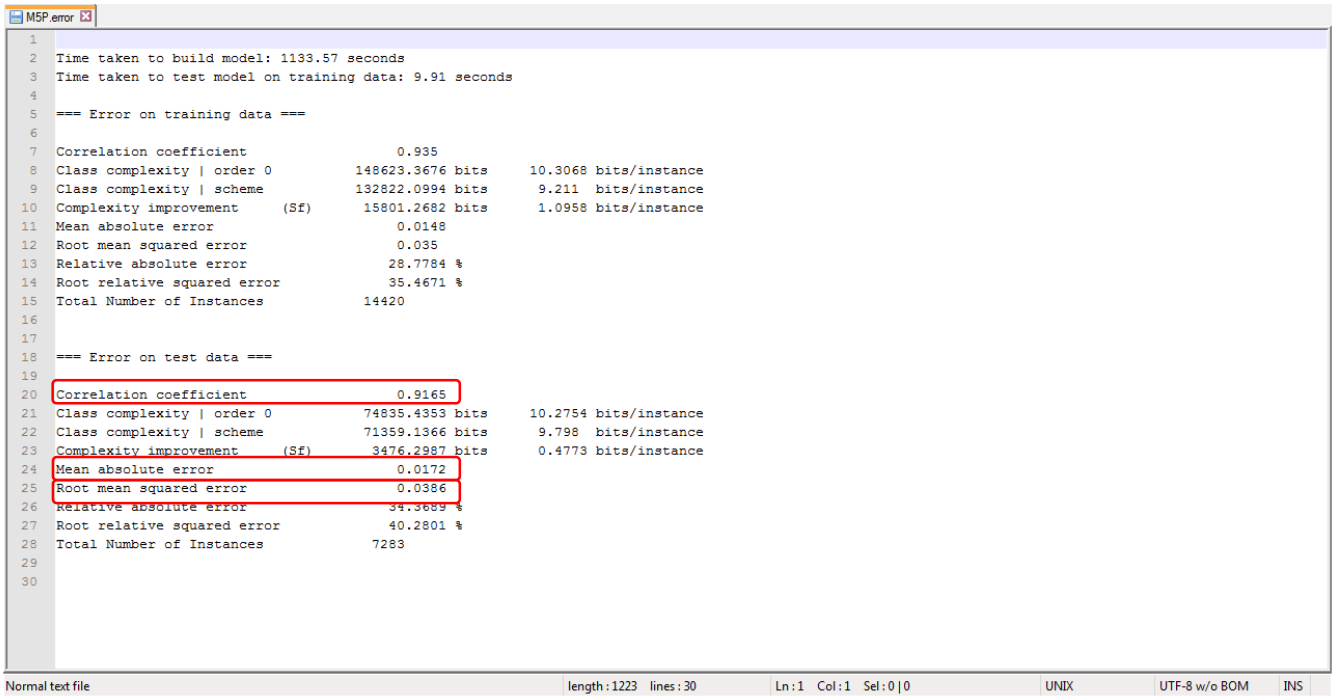
Στη συνέχεια, για κάθε υποομάδα, μέσω της εντολής cat του unix, τα αρχεία ενώθηκαν σε ένα συγκεντρωτικό αρχείο με κατάληξη .csv, έχοντας ως πρώτη γραμμή την λίστα τον features. Τέλος, μέσω του weka, αποθηκεύτηκαν εκ νέου με την κατάληξη .arff, όπου είναι και η τελική τους μορφή. Έτσι, για κάθε μια από τις 2 βάσεις δεδομένων, προκειμένου να ξεκινήσει η διαδικασία της εκπαίδευσης και αξιολόγησης με τους αλγόριθμους, έχουμε τα αρχεία develop.arff, train.arff και test.arff (βλ. Παράρτημα).

2.5. TRAINING

Η διαδικασία της εκπαίδευσης έγινε με το πρόγραμμα weka και με τα αρχεία develop.arff και train.arff . Επιλέχθηκε η μέθοδος με τη χρήση εντολών στο command prompt και όχι μέσω του γραφικού περιβάλλοντος, γιατί αν και πιο εύκολο καθυστερεί πολύ περισσότερο στην εκτέλεση αλγορίθμων. Δοκιμάστηκαν οι αλγόριθμοι που αναλύθηκαν παραπάνω, με διαφορετικές παραμέτρους και κάθε εκτέλεση παρήγαγε 2 αρχεία, το αρχείο .model και το αρχείο .error. Το αρχείο model θα χρησιμοποιηθεί σε δεύτερο χρόνο, εάν επιλεγεί ο αντίστοιχος αλγόριθμος ως βέλτιστος. Το αρχείο error είναι ένα αρχείο με τα αποτελέσματα των λαθών για κάθε set. Οι τιμές που λήφθηκαν υπόψη, είναι ο συντελεστής συσχέτισης (correlation coefficient), το μέσο απόλυτο σφάλμα (mean absolute error) και η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (root mean squared error) των test sets. Στο παράρτημα παρατίθενται οι αναλυτικοί πίνακες με όλες τις δοκιμές και τα αποτελέσματά τους. Οι βέλτιστες παράμετροι για κάθε αλγόριθμο, επιλέχθηκαν με κριτήριο την μικρότερη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (min RMSE).
Ακολουθεί ένα παράδειγμα εντολής για εκπαίδευση, η δομή ενός αρχείου error, καθώς και ο συγκεντρωτικός πίνακας με τους αλγόριθμους που επιλέχθηκαν, τις βέλτιστες παραμέτρους τους και τα αποτελέσματα που έδωσαν.



Εικόνα 8
Παράδειγμα εντολής για εκπαίδευση



```
M5P.error

Time taken to build model: 1133.57 seconds
Time taken to test model on training data: 9.91 seconds

=== Error on training data ===

Correlation coefficient                  0.935
Class complexity | order 0          148623.3676 bits     10.3068 bits/instance
Class complexity | scheme           132822.0994 bits      9.211  bits/instance
Complexity improvement     (Sf)      15801.2682 bits      1.0958 bits/instance
Mean absolute error                      0.0148
Root mean squared error                  0.035
Relative absolute error                 28.7784 %
Root relative squared error             35.4671 %
Total Number of Instances            14420


=== Error on test data ===

Correlation coefficient                  0.9165
Class complexity | order 0           74835.4353 bits     10.2754 bits/instance
Class complexity | scheme            71359.1366 bits      9.798  bits/instance
Complexity improvement     (Sf)       3476.2987 bits      0.4773 bits/instance
Mean absolute error                      0.0172
Root mean squared error                  0.0386
Relative absolute error                 34.3689 %
Root relative squared error             40.2801 %
Total Number of Instances             7283
```

Normal text file | length : 1223 lines : 30 | Ln : 1 Col : 1 Sel : 0 | 0 | UNIX | UTF-8 w/o BOM | INS

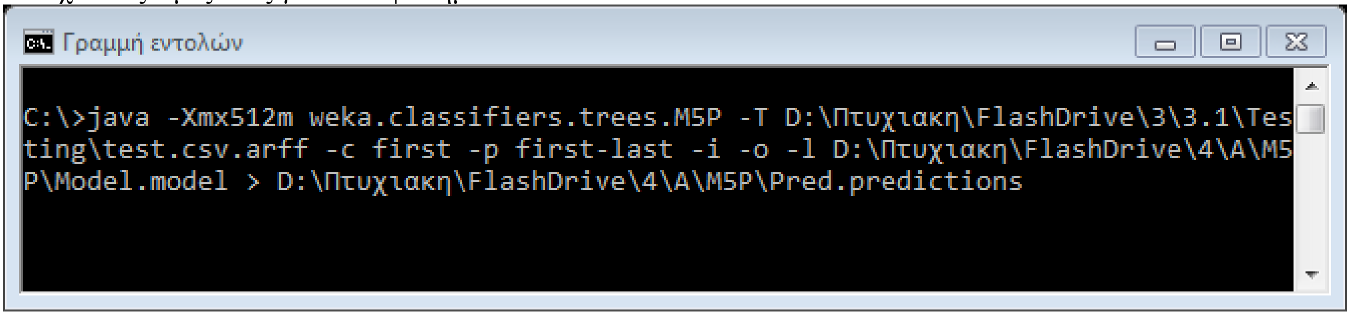
Εικόνα 9
Δομή ενός αρχείου error

	Αλγόριθμος	Παράμετροι	CC	MAE	RMSE
ΚΑΤΑΦΑΣΗ	M5P	-	0.9165	0.0172	0.0386
	Linear Regression	attributeSelecionMethod M5 - Eliminate Colinear Attributes	0.9149	0.0188	0.0388
	RBFnetwork	minStdDev 0.01 - numClusters 6	0.6808	0.0353	0.0702
	ibk	KNN=4 , LinearNNSearch	0.9127	0.0191	0.0394
	additiveregression	Classifier: repttree , numIteration 10	0.9125	0.0185	0.0395
	bagging	Classifier: repttree , numIteration 10	0.9137	0.0178	0.0391
	leastMedSq	randomseed 5, samplesize 4	0.6571	0.0264	0.0789
ΕΡΩΤΗΣΗ	M5P	Unpruned, minNumInstances 6.0	0.9266	0.0212	0.0415
	Linear Regression	attributeSelecionMethod M5 - Eliminate Colinear Attributes	0.9219	0.0243	0.0427
	RBFnetwork	minStdDev 0.01 - numClusters 6	0.6209	0.0465	0.0864
	ibk	KNN=4 , LinearNNSearch	0.9214	0.0228	0.043
	additiveregression	Classifier: repttree , numIteration 15	0.9149	0.0244	0.0447
	bagging	Classifier: m5p , numIteration 15	0.9253	0.0226	0.0418
	leastMedSq	randomseed 0, samplesize 4	0.6116	0.0341	0.0945

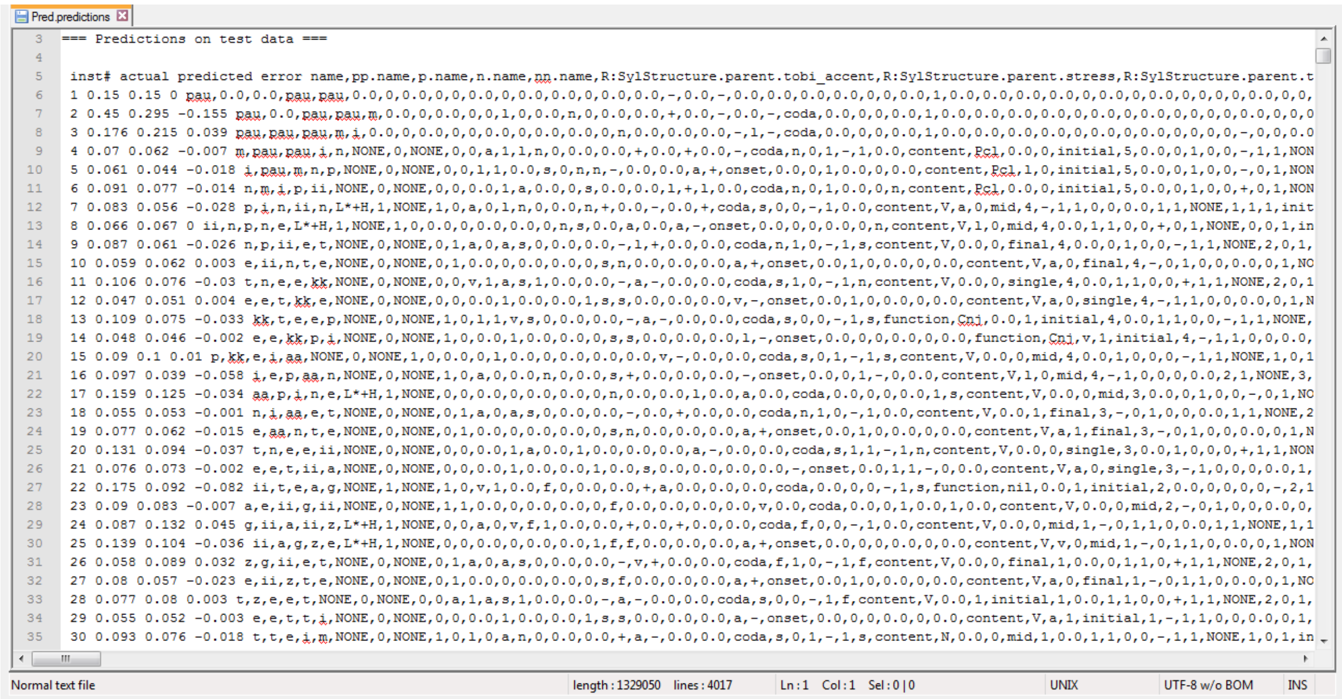
Πίνακας 3
Συγκεντρωτικός πίνακας με τους αλγόριθμους που επιλέχθηκαν μετά την εκπαίδευση

2.6. TESTING

Μετά την εκπαίδευση, περνάμε στο τελικό στάδιο, τον έλεγχο και την παραγωγή των μοντέλων πρόβλεψης. Η διαδικασία είναι παρόμοια με την διαδικασία της εκπαίδευσης. Αυτή τη φορά χρησιμοποιείται για κάθε αλγόριθμο, το model αρχείο που παράχθηκε κατά την εκπαίδευση, άλλα με ένα καινούριο, άγνωστο ως τώρα set δεδομένων, το test set, ώστε να δούμε την απόδοσή με άγνωστες τιμές. Γίνεται πάλι η χρήση εντολής στο command prompt και παράγεται το αρχείο, με το μοντέλο πρόβλεψης, .predictions, το οποίο έχει ως πρώτη γραμμή τα features και στη συνέχεια τις τιμές τους για κάθε φώνημα του test set.



Εικόνα 10
Παράδειγμα εντολής για έλεγχο



Εικόνα 11
Δομή ενός αρχείου .predictions

2.7. ΣΥΛΛΟΓΗ PREDICTIONS ΜΕΣΩ MATLAB

Αφού γίνει η παραγωγή όλων των μοντέλων πρόβλεψης και για τις 2 βάσεις (14 στο σύνολο τους), πρέπει το αρχείο αυτό να επεξεργαστεί, προκειμένου να έχουμε αθροιστικά αποτελέσματα. Αυτό έγινε με την χρήση του matlab και ένα πρόγραμμα που παίρνει ως είσοδο το αρχείο .prediction και παράγει 3 αρχεία, πιο ευανάγνωστα και έτοιμα για μελέτη και επεξεργασία (βλ. Παράρτημα). Τα αρχεία αυτά περιέχουν τιμές για την συχνότητα εμφάνισης (occurrences), την μέση τιμή (ME), την ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) και τον συντελεστή συσχέτισης (R) του κάθε φωνήματος καθώς και για το σύνολο όλων των φωνημάτων, μόνο των συμφώνων, μόνο των φωνηέντων και το σύνολο των φωνημάτων με τις παύσεις (pau). Έτσι τα τρία αρχεία που παράγονται είναι τα 1.Pred.predictions_results_per_phone_consonants, 2.Pred.predictions_results_per_phone_vowels, 3.Pred.predictions_results_per_phone_all και διαφέρουν μόνο στην τρίτη γραμμή τους, όπως φαίνεται παρακάτω. *

* Σε αυτό το σημείο πρέπει να σημειωθεί πως στην παρούσα εργασία ΔΕΝ εξετάζονται οι παύσεις – pau, γι' αυτό και τα περισσότερα αποτελέσματα, γραφήματα και συμπεράσματα δεν περιλαμβάνουν το φώνημα pau. Η παύση στην ομιλία είναι ένα σημαντικό κομμάτι της προσωδίας και του τρόπου ομιλίας και συνήθως για να αντιμετωπιστεί σωστά, η μοντελοποίησή της γίνεται ξεχωριστά από τα φωνήματα, και δεν είναι στόχος και σκοπός αυτής της πτυχιακής εργασίας.

Pred.predictions_results_per_phone_consonants

```
phone    occurances  ME   RMSE     MAE R    RP
all 4011     0.002870     0.052821     0.020151     0.920161     0.000000
consonants  1780     -0.001134    0.015693     0.011509     0.820287     0.000000
a    336 -0.000854    0.015295     0.010890     0.676772     0.000000
aa   108 -0.005167    0.024253     0.019815     0.670725     0.000000
b    10  -0.006600    0.012402     0.011000     0.550766     0.098954
c    4   -0.023750    0.028605     0.023750     0.968289     0.031711
d    17  0.004882     0.020772     0.016412     0.335683     0.187756
dd   54  -0.000907    0.013479     0.010833     0.430461     0.001158
e    241 -0.000004    0.014370     0.010378     0.673014     0.000000
ee   76  0.003000     0.023447     0.017447     0.568543     0.000000
```

Εικόνα 12
Αρχείο Pred.predictions_results_per_phone_consonants

Pred.predictions_results_per_phone_vowels

```
phone    occurances  ME   RMSE     MAE R    RP
all 4011     0.002870     0.052821     0.020151     0.920161     0.000000
vowels  1677     -0.001685    0.018950     0.013231     0.800385     0.000000
a    336 -0.000854    0.015295     0.010890     0.676772     0.000000
aa   108 -0.005167    0.024253     0.019815     0.670725     0.000000
b    10  -0.006600    0.012402     0.011000     0.550766     0.098954
c    4   -0.023750    0.028605     0.023750     0.968289     0.031711
d    17  0.004882     0.020772     0.016412     0.335683     0.187756
dd   54  -0.000907    0.013479     0.010833     0.430461     0.001158
e    241 -0.000004    0.014370     0.010378     0.673014     0.000000
ee   76  0.003000     0.023447     0.017447     0.568543     0.000000
```

Εικόνα 13
Αρχείο Pred.predictions_results_per_phone_vowels

Pred.predictions_results_per_phone_all-pau

```
phone    occurances  ME   RMSE     MAE R    RP
all 4011     0.002870     0.052821     0.020151     0.920161     0.000000
all-pau 3452     -0.001416    0.017322     0.012331     0.809835     0.000000
a    336 -0.000854    0.015295     0.010890     0.676772     0.000000
aa   108 -0.005167    0.024253     0.019815     0.670725     0.000000
b    10  -0.006600    0.012402     0.011000     0.550766     0.098954
c    4   -0.023750    0.028605     0.023750     0.968289     0.031711
d    17  0.004882     0.020772     0.016412     0.335683     0.187756
dd   54  -0.000907    0.013479     0.010833     0.430461     0.001158
e    241 -0.000004    0.014370     0.010378     0.673014     0.000000
ee   76  0.003000     0.023447     0.017447     0.568543     0.000000
```

Εικόνα 14
Αρχείο Pred.predictions_results_per_phone_all

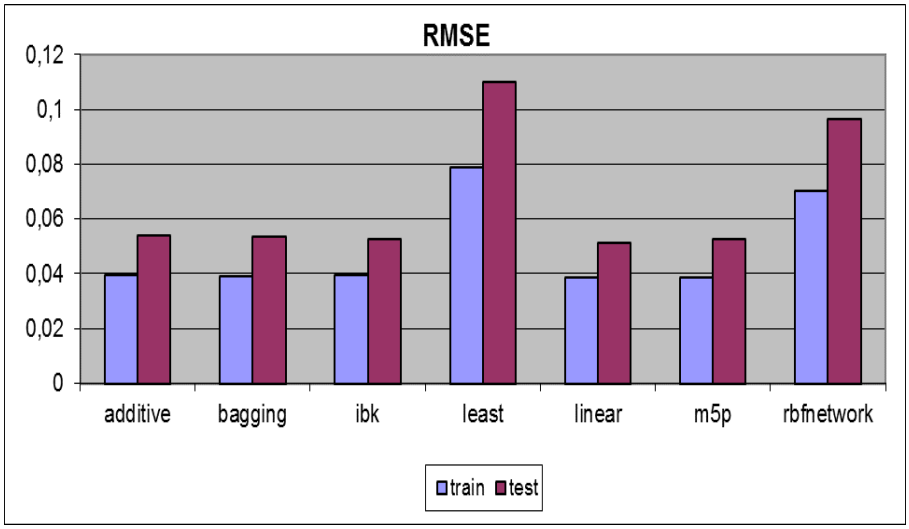
3. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

Στη συνέχεια, παρατίθενται οι συγκεντρωτικοί πίνακες με τα αποτελέσματα των αλγορίθμων για τις τιμές που μελετώνται, ανά βάση δεδομένων καθώς και τα αντίστοιχα γραφήματα για την καλύτερη κατανόηση των αποτελεσμάτων.

3.1. ΣΥΓΚΡΙΣΕΙΣ ΜΕΤΑΞΥ TRAIN SET ΚΑΙ TEST SET

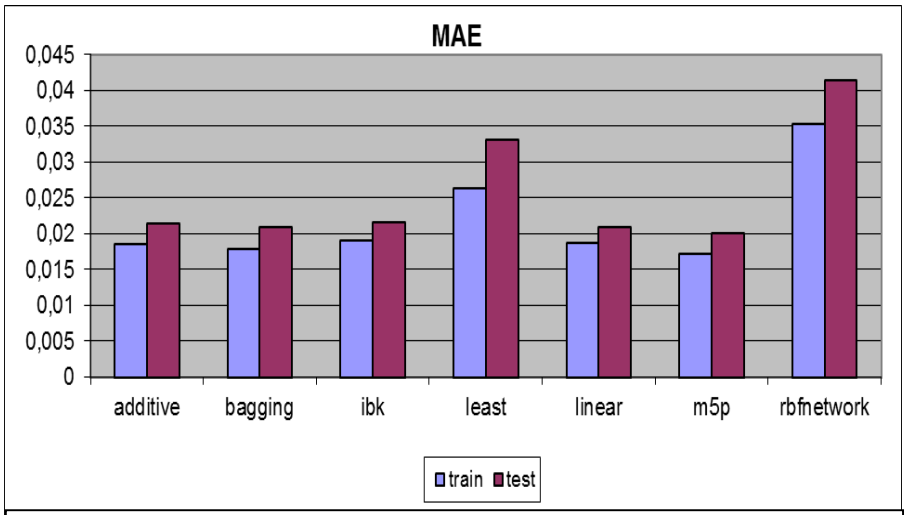
3.1.1. ΒΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΚΑΤΑΦΑΤΙΚΩΝ ΠΡΟΤΑΣΕΩΝ

RMSE	train	test
additive	0,0395	0,05382
bagging	0,0391	0,053423
ibk	0,0394	0,052794
least	0,0789	0,109881
linear	0,0388	0,051211
m5p	0,0386	0,052821
rbfnetwork	0,0702	0,096546



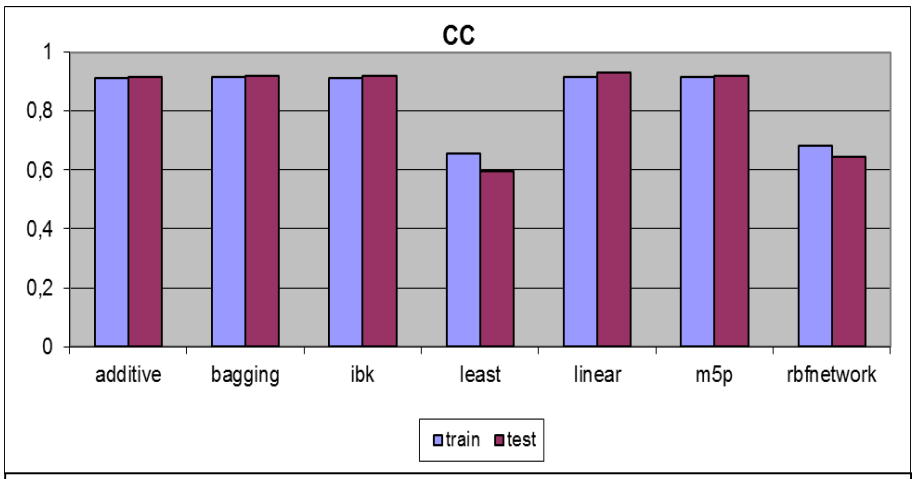
Γράφημα 1 – RMSE train και test set όλων των αλγορίθμων, καταφατικών προτάσεων

MAE	train	test
additive	0,0185	0,021479
bagging	0,0178	0,020894
ibk	0,0191	0,021649
least	0,0264	0,03317
linear	0,0188	0,020991
m5p	0,0172	0,020151
rbfnetwork	0,0353	0,041366



Γράφημα 2 – MAE train και test set όλων των αλγορίθμων καταφατικών προτάσεων

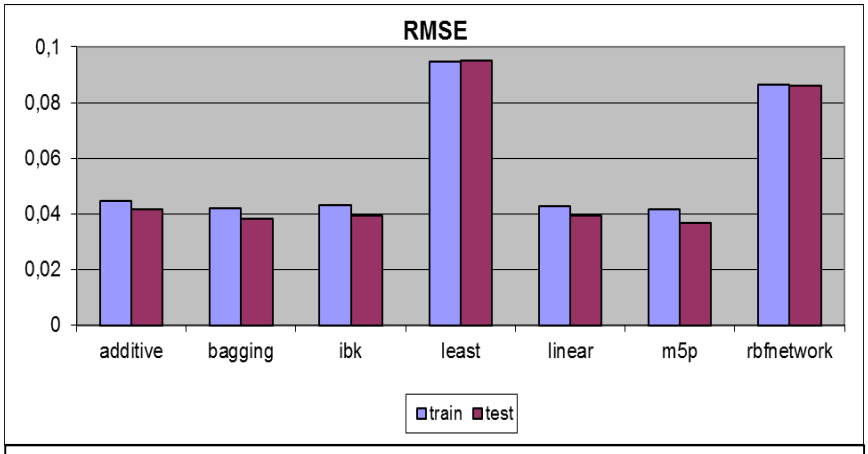
CC	train	test
additive	0,9125	0,91405
bagging	0,9137	0,917615
ibk	0,9127	0,920725
least	0,6571	0,594688
linear	0,9149	0,930646
m5p	0,9165	0,920161
rbfnetwork	0,6808	0,644767



Γράφημα 3 – CC train και test set όλων των αλγορίθμων καταφατικών προτάσεων

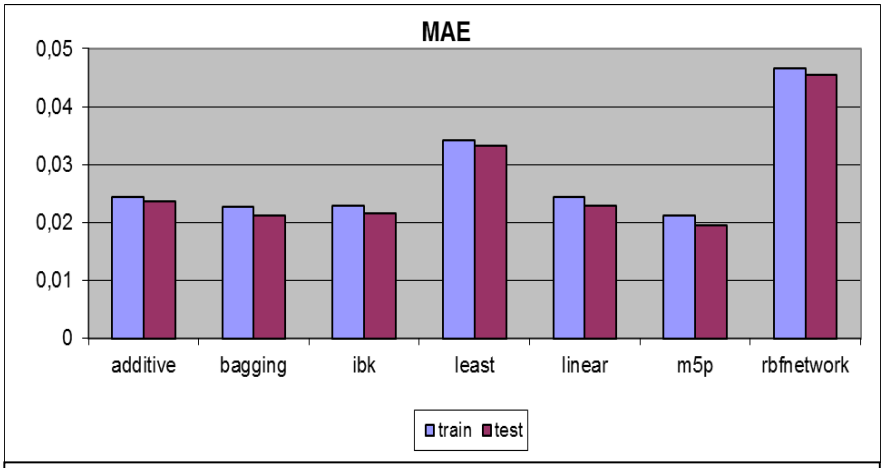
3.1.2. ΒΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΡΩΤΗΜΑΤΙΚΩΝ ΠΡΟΤΑΣΕΩΝ

RMSE	train	test
additive	0,0447	0,041509
bagging	0,0418	0,038051
ibk	0,043	0,039165
least	0,0945	0,094986
linear	0,0427	0,039171
m5p	0,0415	0,036533
rbfnetwork	0,0864	0,086042



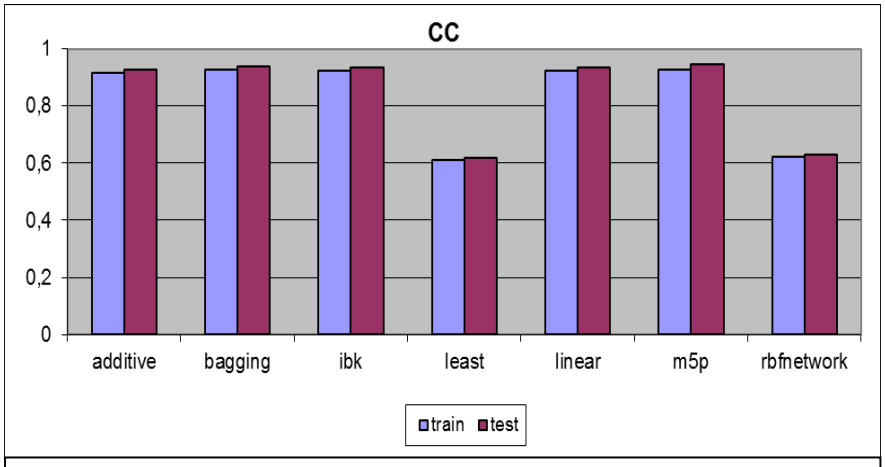
Γράφημα 4 – RMSE train και test set όλων των αλγορίθμων ερωτηματικών προτάσεων

MAE	train	test
additive	0,0244	0,023677
bagging	0,0226	0,021261
ibk	0,0228	0,021479
least	0,0341	0,033244
linear	0,0243	0,022929
m5p	0,0212	0,019404
rbfnetwork	0,0465	0,045465



Γράφημα 5 – MAE train και test set όλων των αλγορίθμων ερωτηματικών προτάσεων

CC	train	test
additive	0,9149	0,927201
bagging	0,9253	0,939267
ibk	0,9214	0,935602
least	0,6116	0,618585
linear	0,9219	0,935355
m5p	0,9266	0,944067
rbfnetwork	0,6209	0,62946

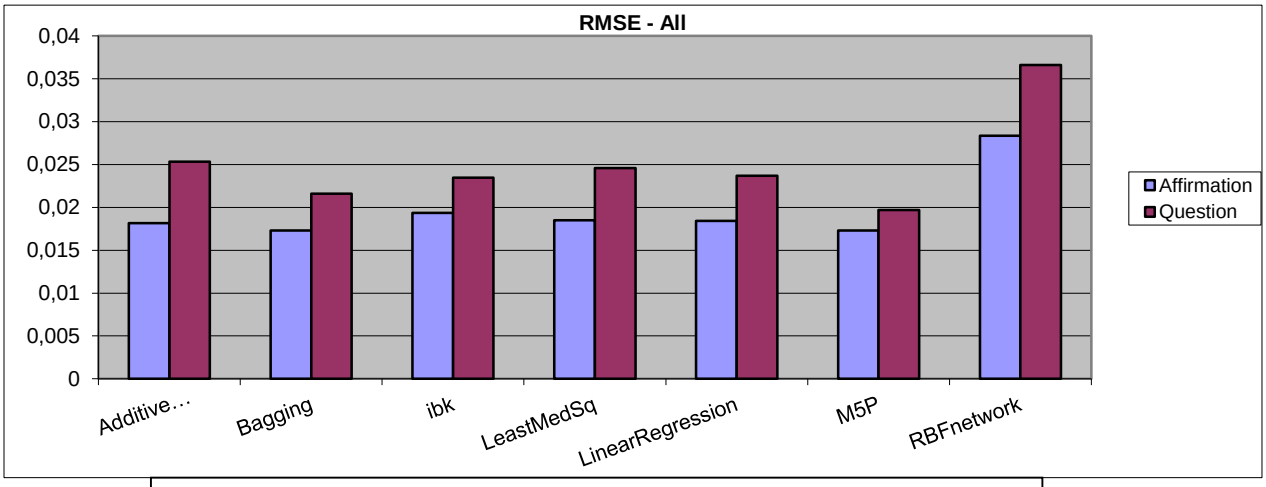


Γράφημα 6 – CC train και test set όλων των αλγορίθμων ερωτηματικών προτάσεων

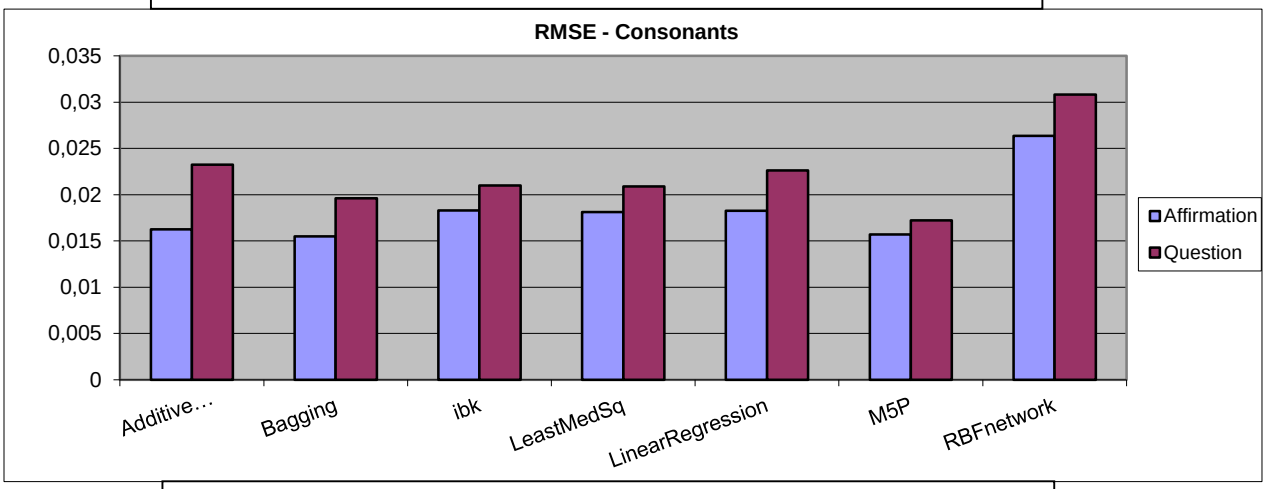
3.1.3. ΣΥΓΚΡΙΣΕΙΣ ΓΕΝΙΚΩΝ ΤΙΜΩΝ ΜΕΤΑΞΥ ΒΑΣΕΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΚΑΤΑΦΑΣΗΣ(AFFIRMATION) – ΕΡΩΤΗΣΗΣ (QUESTION)

RMSE	**AFFIRMATION**			**QUESTION**		
Algorithm	**all**	**consonants**	**vowels**	**all**	**consonants**	**vowels**
Additive Regression	0,01816	0,016273	0,020112	0,025316	0,023252	0,027446
Bagging	0,017311	0,015503	0,019196	0,021601	0,019626	0,02354
ibk	0,019376	0,018292	0,020659	0,023449	0,02099	0,025914
LeastMedSq	0,018499	0,018138	0,019	0,024577	0,020892	0,027991
LinearRegression	0,01843	0,018271	0,018708	0,023676	0,022621	0,024767
M5P	0,017322	0,015693	0,01895	0,019705	0,017226	0,022042
RBFnetwork	0,02836	0,026361	0,030462	0,036599	0,030827	0,041902

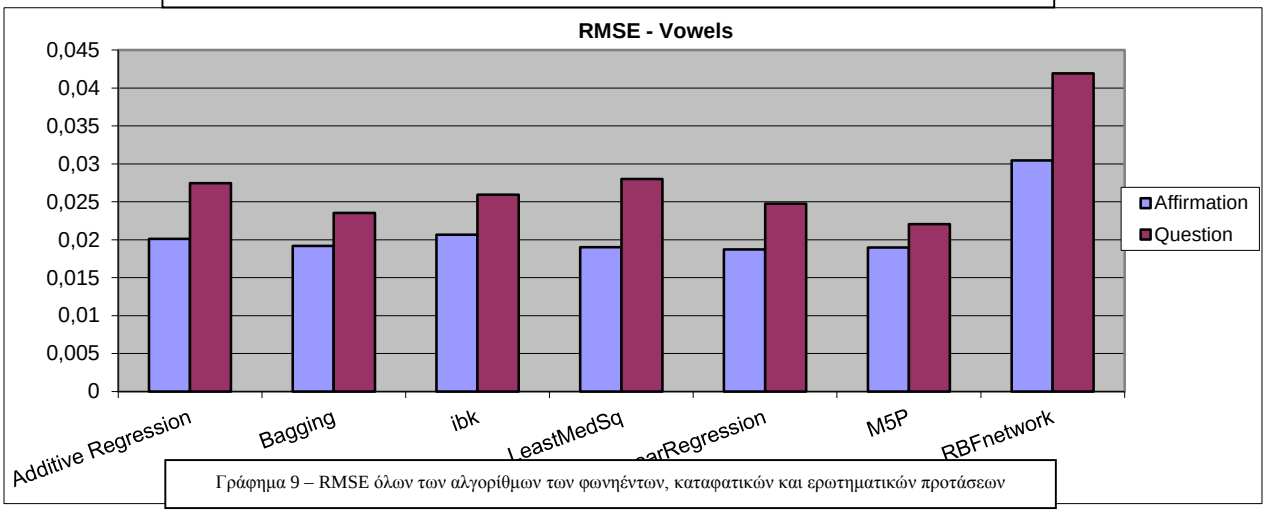
3.1.4. RMSE



Γράφημα 7 – RMSE όλων των αλγορίθμων όλων των φωνημάτων, καταφατικών και ερωτηματικών προτάσεων



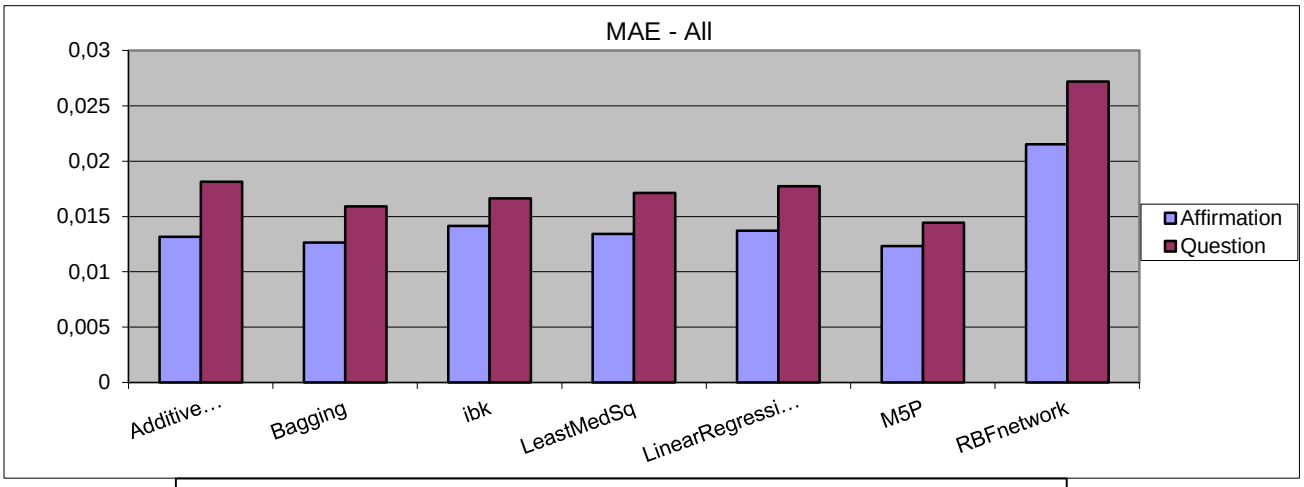
Γράφημα 8 – RMSE όλων των αλγορίθμων των συμφώνων, καταφατικών και ερωτηματικών προτάσεων



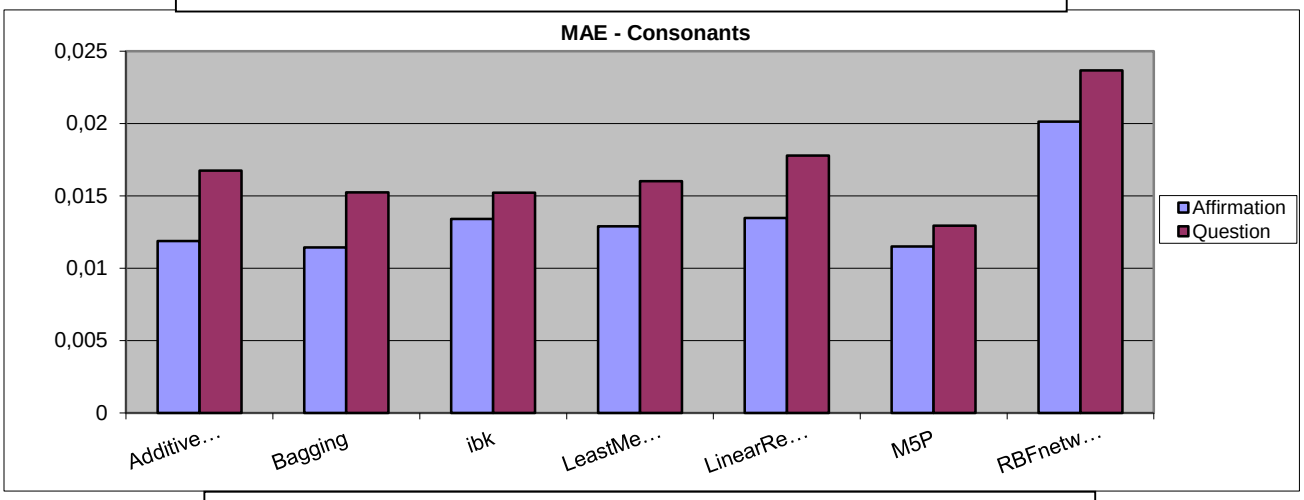
Γράφημα 9 – RMSE όλων των αλγορίθμων των φωνηέντων, καταφατικών και ερωτηματικών προτάσεων

MAE	AFFIRMATION			QUESTION		
Algorithm	**all**	**consonants**	**vowels**	**all**	**consonants**	**vowels**
Additive Regression	0,013175	0,011873	0,014605	0,018158	0,016733	0,019753
Bagging	0,01266	0,011428	0,014013	0,015923	0,015233	0,01669
ibk	0,014148	0,013397	0,015013	0,016637	0,015205	0,018234
LeastMedSq	0,013414	0,012891	0,014011	0,017133	0,016019	0,018366
LinearRegression	0,013723	0,01347	0,014026	0,017737	0,017771	0,017735
M5P	0,012331	0,011509	0,013231	0,014447	0,012931	0,016061
RBFnetwork	0,021523	0,02012	0,023064	0,027214	0,023667	0,031029

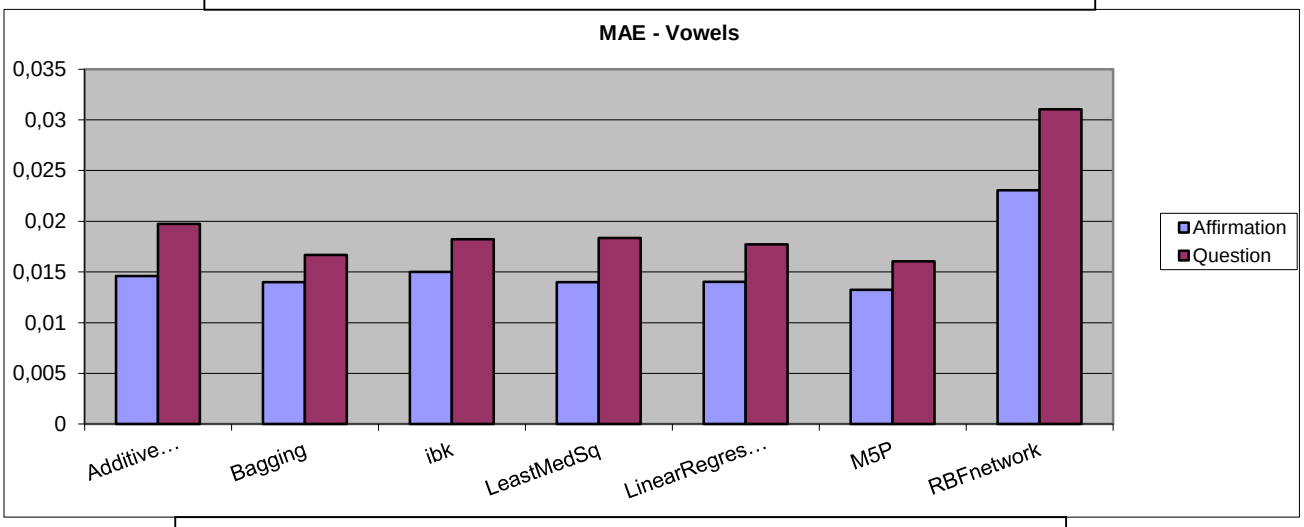
3.1.5. MAE



Γράφημα 10 – MAE όλων των αλγορίθμων των φωνημάτων, καταφατικών και ερωτηματικών προτάσεων



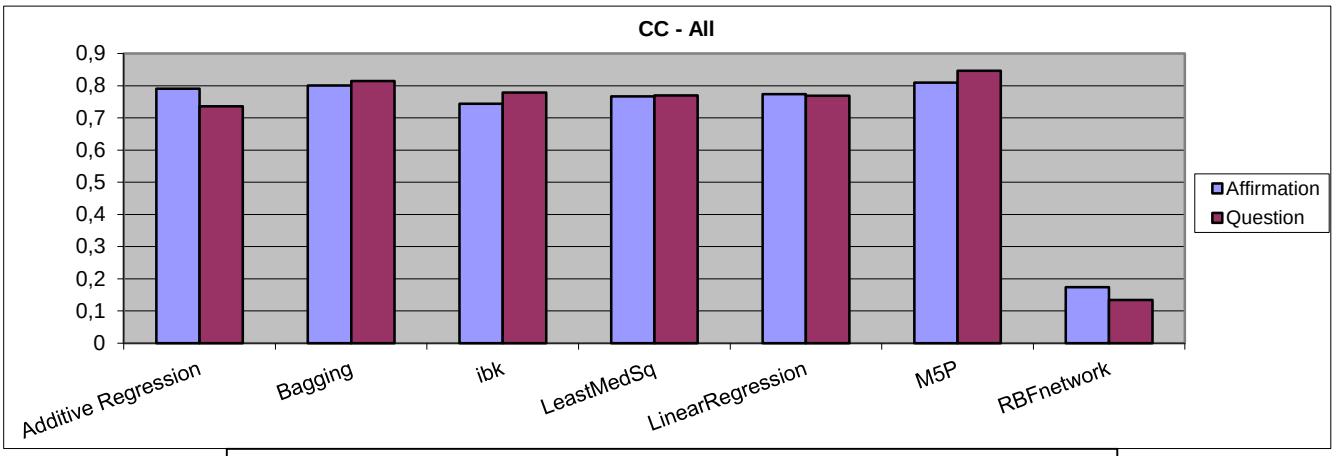
Γράφημα 11 – MAE όλων των αλγορίθμων των συμφώνων, καταφατικών και ερωτηματικών προτάσεων



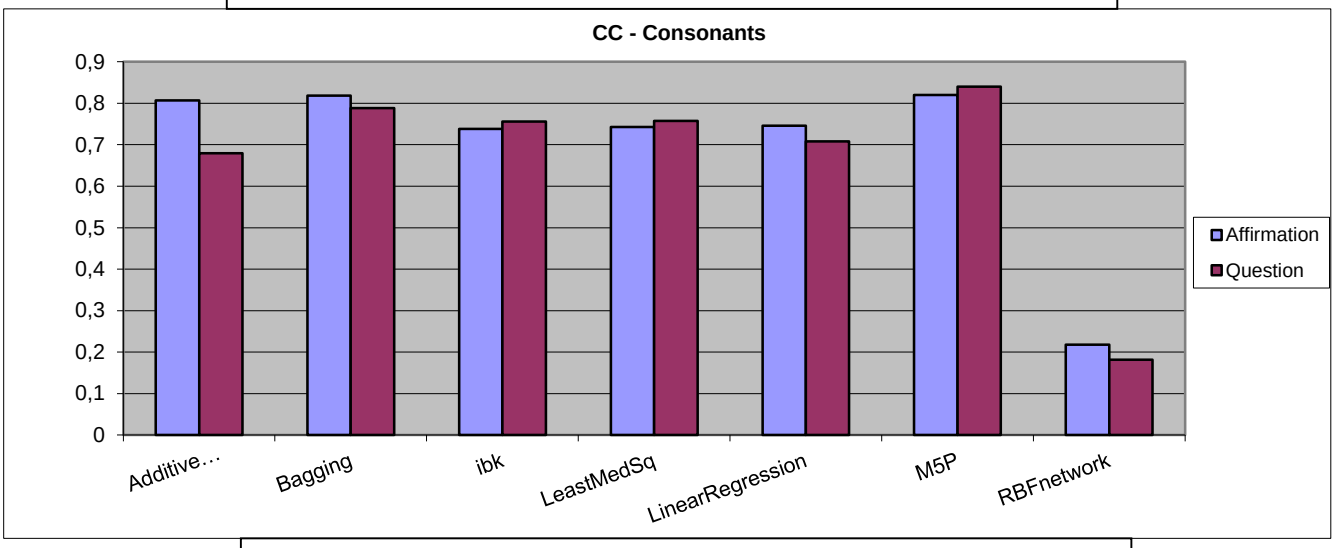
Γράφημα 12 – MAE όλων των αλγορίθμων των φωνηέντων, καταφατικών και ερωτηματικών προτάσεων

CC	AFFIRMATION			QUESTION		
Algorithm	**all**	**consonants**	**vowels**	**all**	**consonants**	**vowels**
Additive Regression	0,791135	0,806754	0,775248	0,735671	0,679718	0,765092
Bagging	0,801023	0,818344	0,783751	0,814387	0,788015	0,833754
ibk	0,743938	0,738414	0,744306	0,778508	0,755804	0,79157
LeastMedSq	0,766435	0,742576	0,788937	0,769888	0,757241	0,782851
LinearRegression	0,773622	0,745772	0,796111	0,768548	0,707846	0,81513
M5P	0,809835	0,820287	0,800385	0,846635	0,840005	0,852057
RBFnetwork	0,174196	0,218243	0,158275	0,133779	0,181852	0,103008

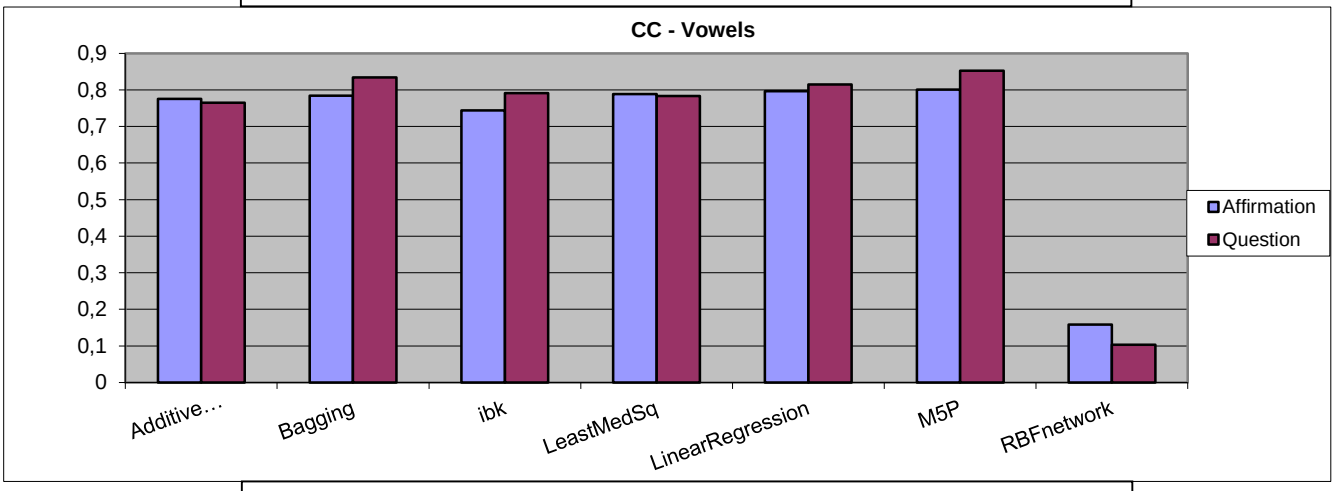
3.1.6. CC



Γράφημα 13 – CC όλων των αλγορίθμων των φωνημάτων, καταφατικών και ερωτηματικών προτάσεων



Γράφημα 14 – CC όλων των αλγορίθμων των συμφώνων, καταφατικών και ερωτηματικών προτάσεων

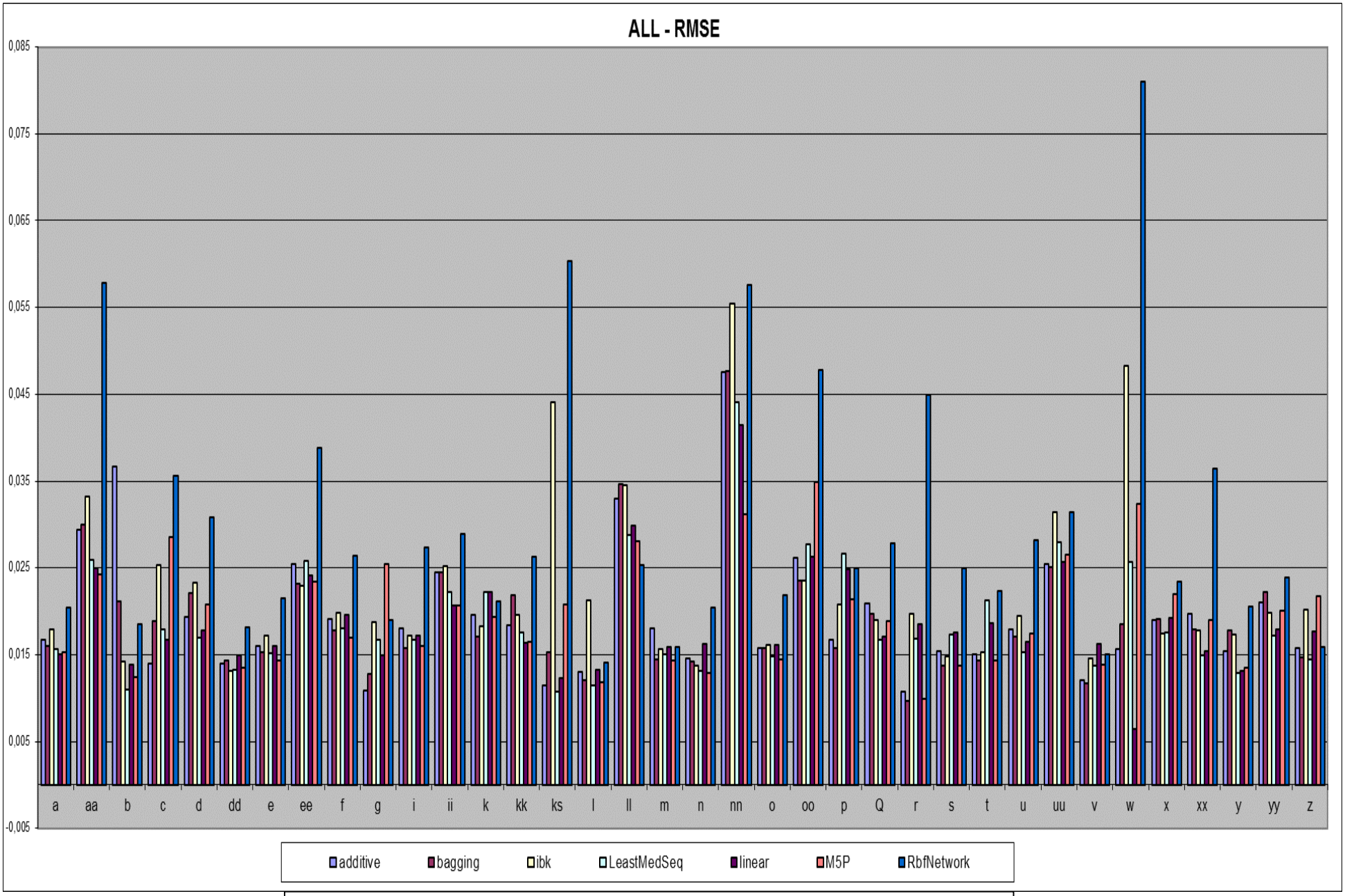


Γράφημα 15 – CC όλων των αλγορίθμων των φωνηέντων, καταφατικών και ερωτηματικών προτάσεων

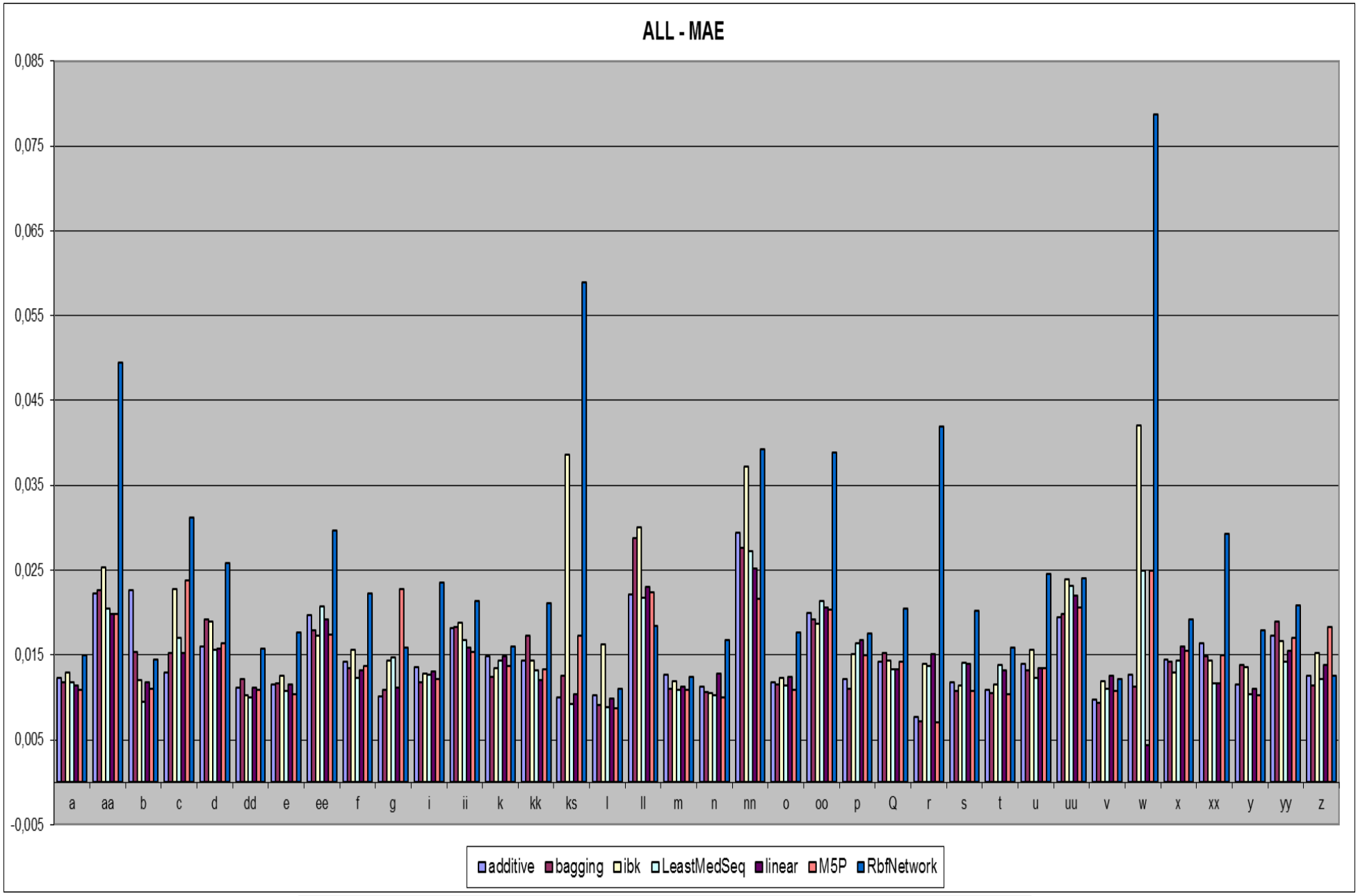
Στη συνέχεια, θα προχωρήσουμε στην ανάλυση της κάθε βάσης ξεχωριστά. Θα εξεταστούν τα φωνήματα στο σύνολό τους, οι κατηγορίες φωνημάτων αλλά και οι αλγόριθμοι που είχαν τις καλύτερες αποδώσεις. Ως κύριο κριτήριο ελέγχου για την απόδοση των αλγορίθμων, επιλέχθηκε το RMSE, όπου και θα μελετάται συχνότερα.
Παρακάτω παρουσιάζονται αρχικά τα συγκεντρωτικά γραφήματα για όλα τα φωνήματα μαζί. Στη συνέχεια, ακολουθούν οι πίνακες με τα φωνήματα κατηγοριοποιημένα, και τέλος οι συγκρίσεις μεταξύ των βέλτιστων αλγορίθμων.

3.2. ΒΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΜΕ ΚΑΤΑΦΑΤΙΚΕΣ ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ

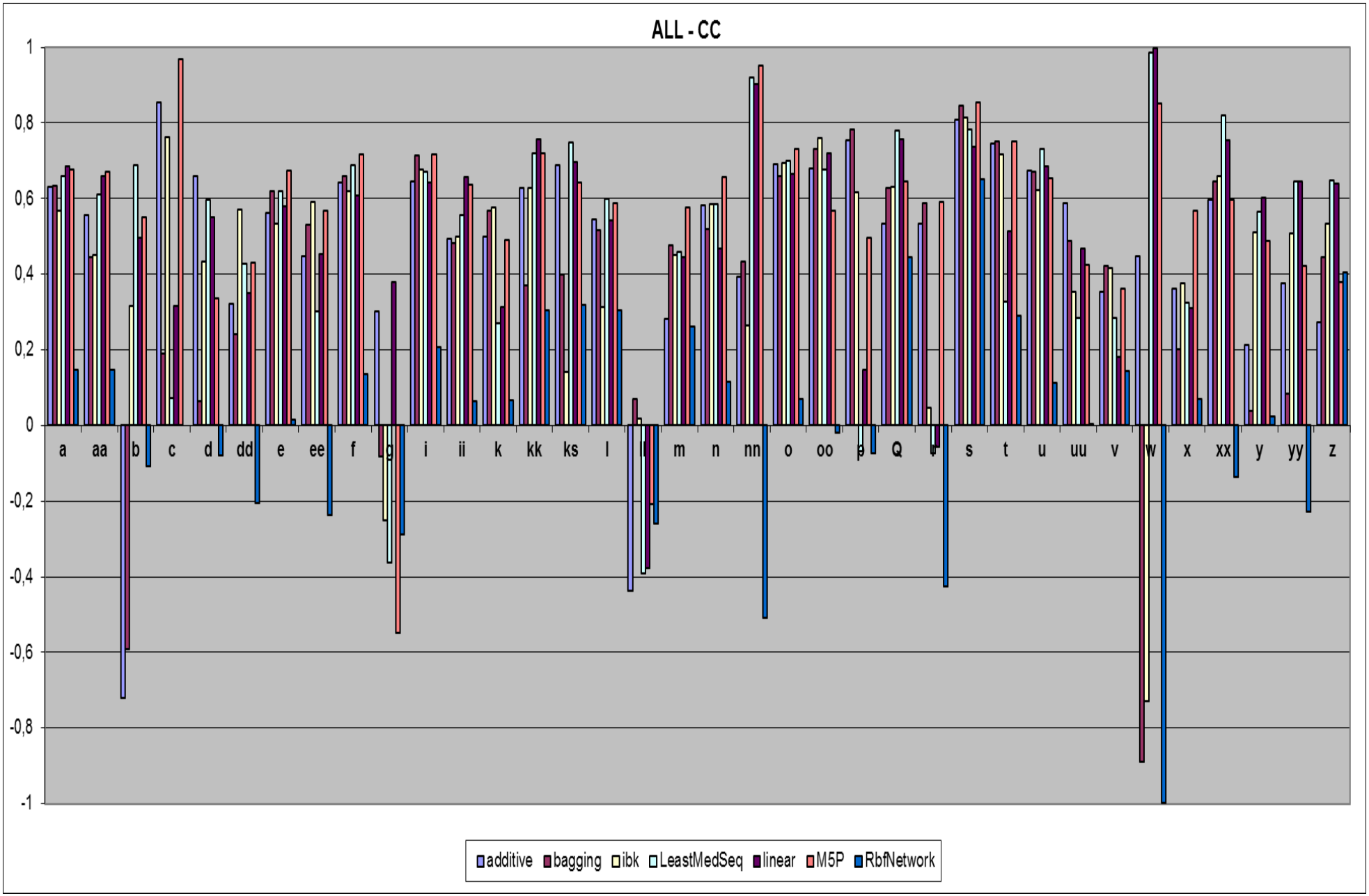
3.2.1. ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ



Γράφημα 16 – RMSE όλων των αλγορίθμων, όλων των φωνημάτων, καταφατικών προτάσεων

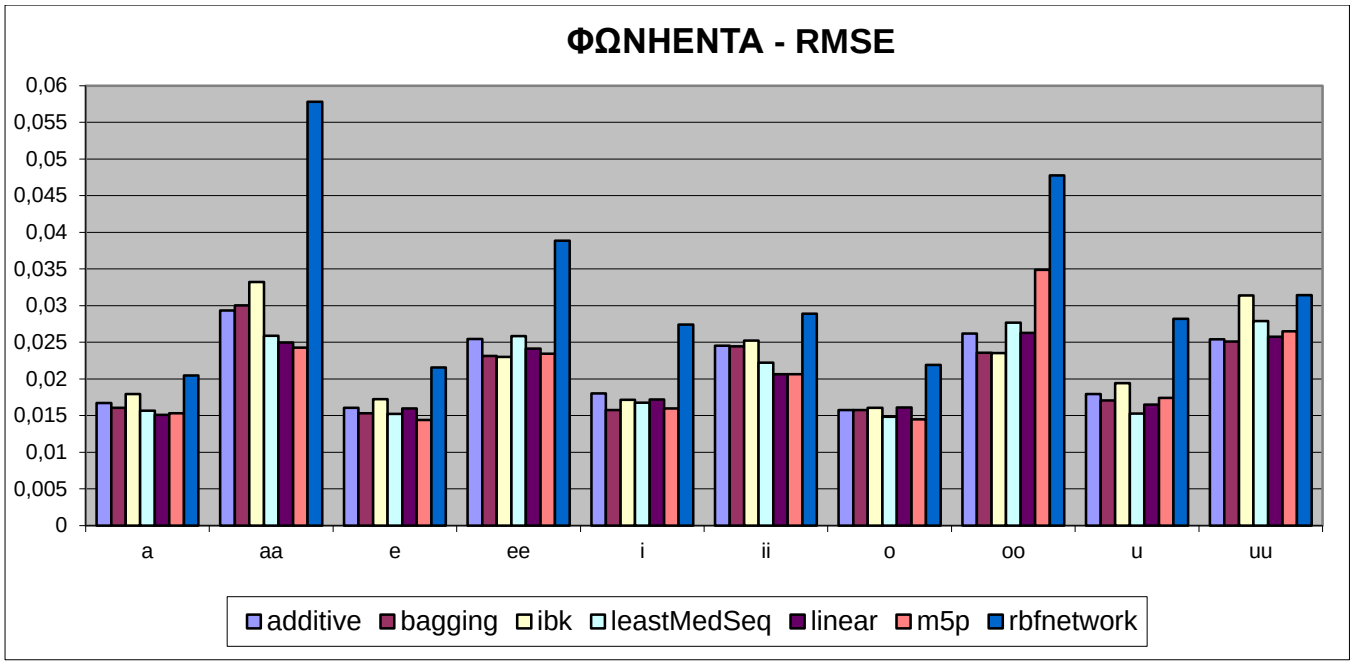


Γράφημα 17 – MAE όλων των αλγορίθμων, όλων των φωνημάτων, καταφατικών προτάσεων



Γράφημα 18 – CC όλων των αλγορίθμων, όλων των φωνημάτων, καταφατικών προτάσεων

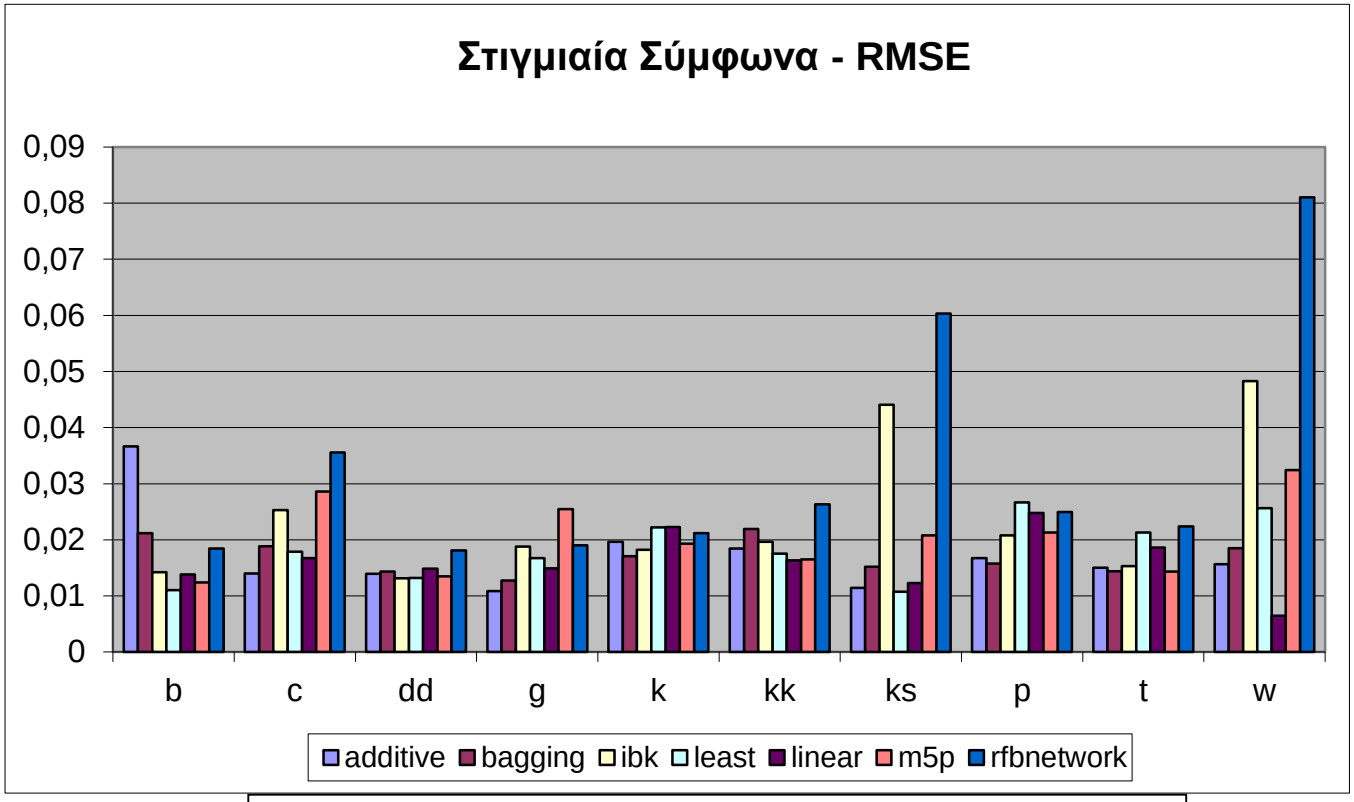
3.2.2. ΦΩΝΗΕΝΤΑ



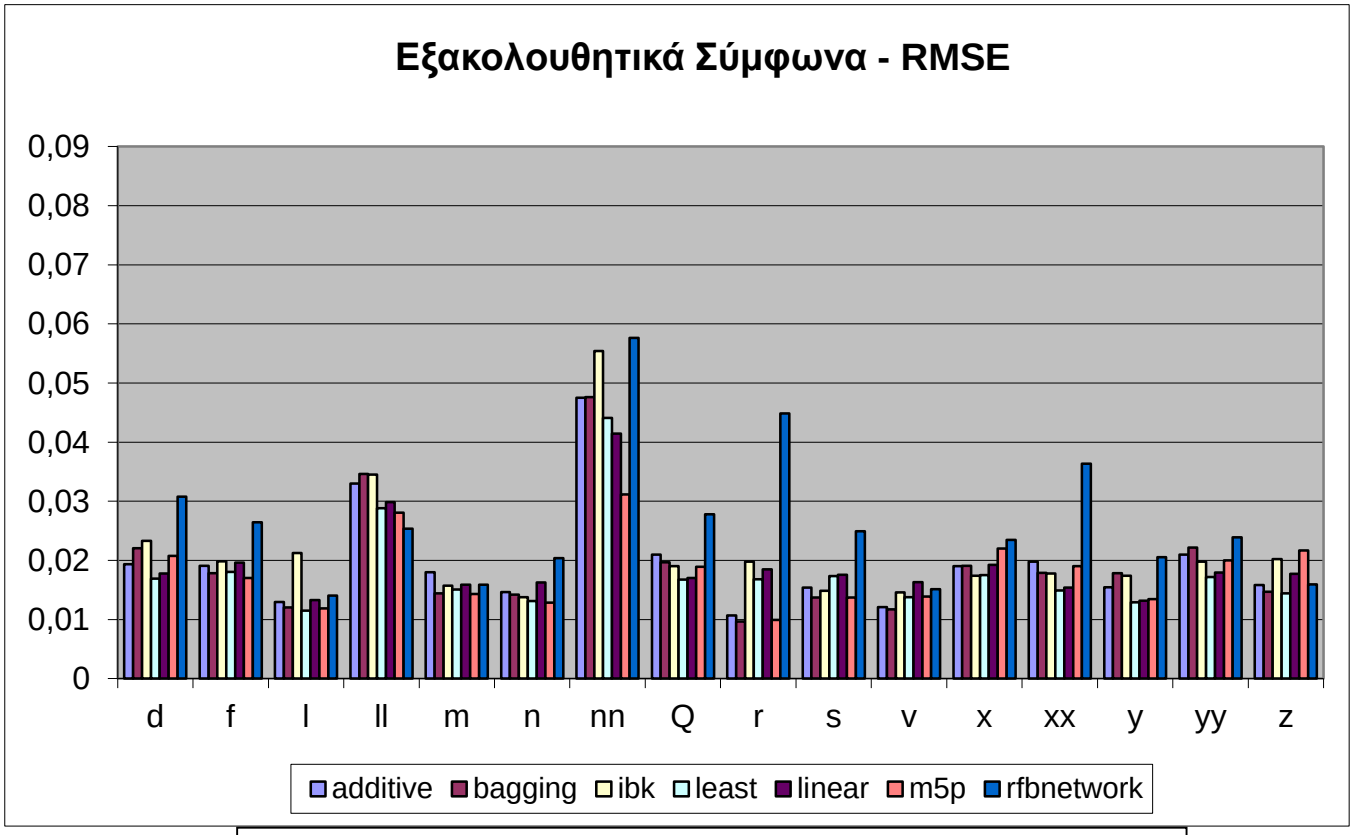
Γράφημα 19 – RMSE όλων των αλγορίθμων, των φωνηέντων, καταφατικών προτάσεων

3.2.3. ΣΥΜΦΩΝΑ – ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΣ ΒΑΣΕΙ ΔΙΑΡΚΕΙΑΣ

Στιγμιαία / εξακολουθητικά



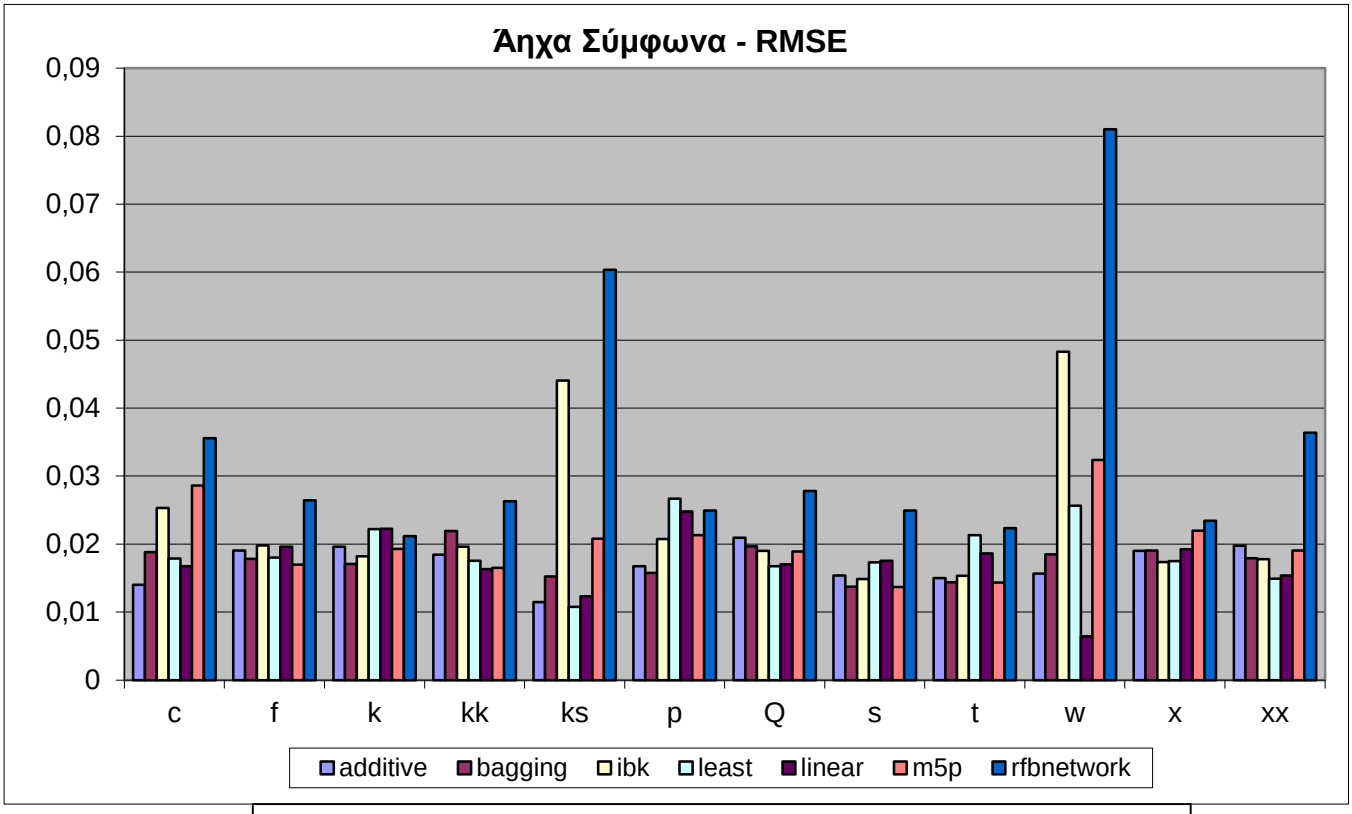
Γράφημα 20 – RMSE όλων των αλγορίθμων, των στιγμιαίων συμφώνων, καταφατικών προτάσεων



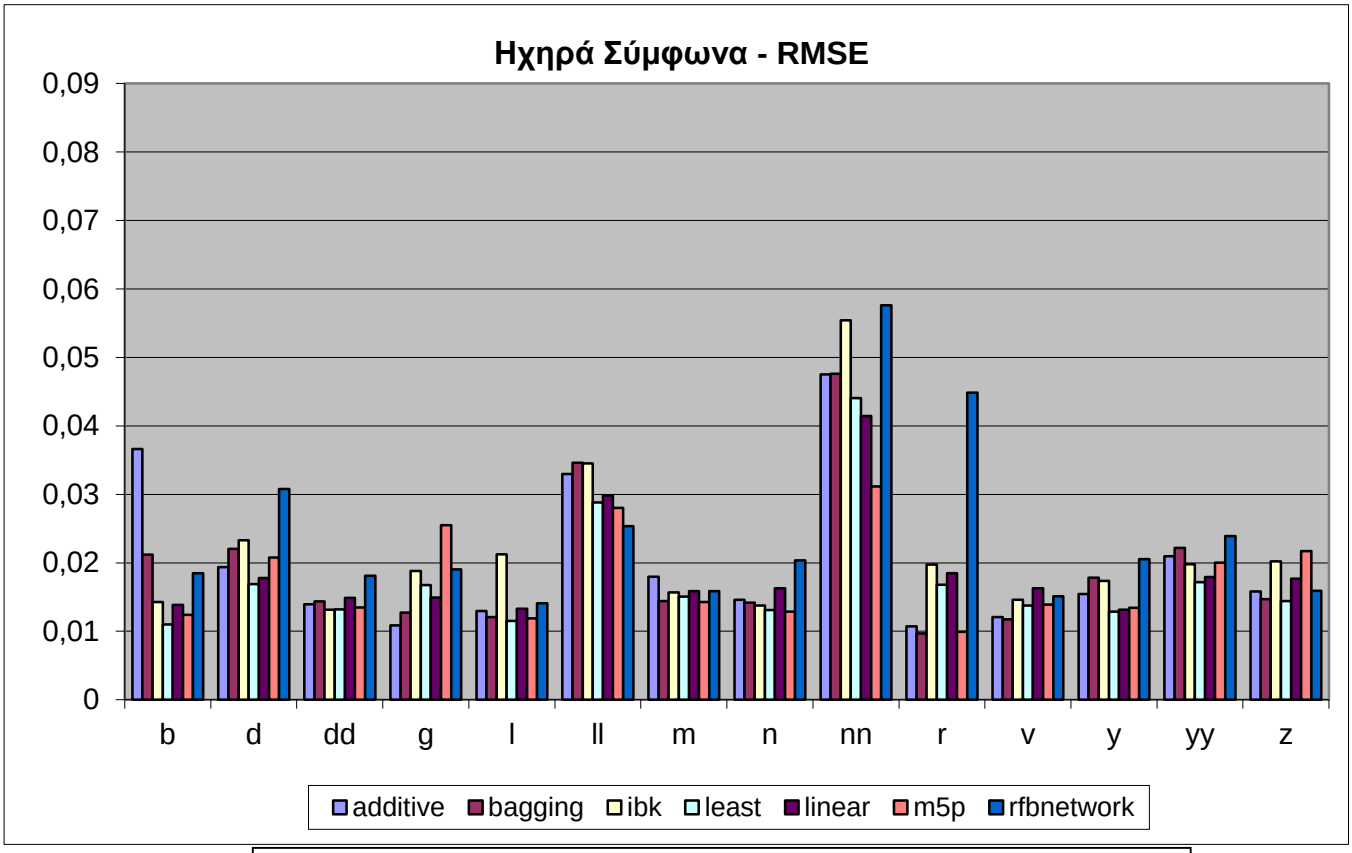
Γράφημα 21 – RMSE όλων των αλγορίθμων, των εξακολουθητικών συμφώνων, καταφατικών προτάσεων

3.2.4. ΣΥΜΦΩΝΑ – ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΣ ΒΑΣΕΙ ΔΟΝΗΣΗΣ ΦΩΝΗΤΙΚΩΝ ΧΟΡΔΩΝ

Άηχα / ηχηρά



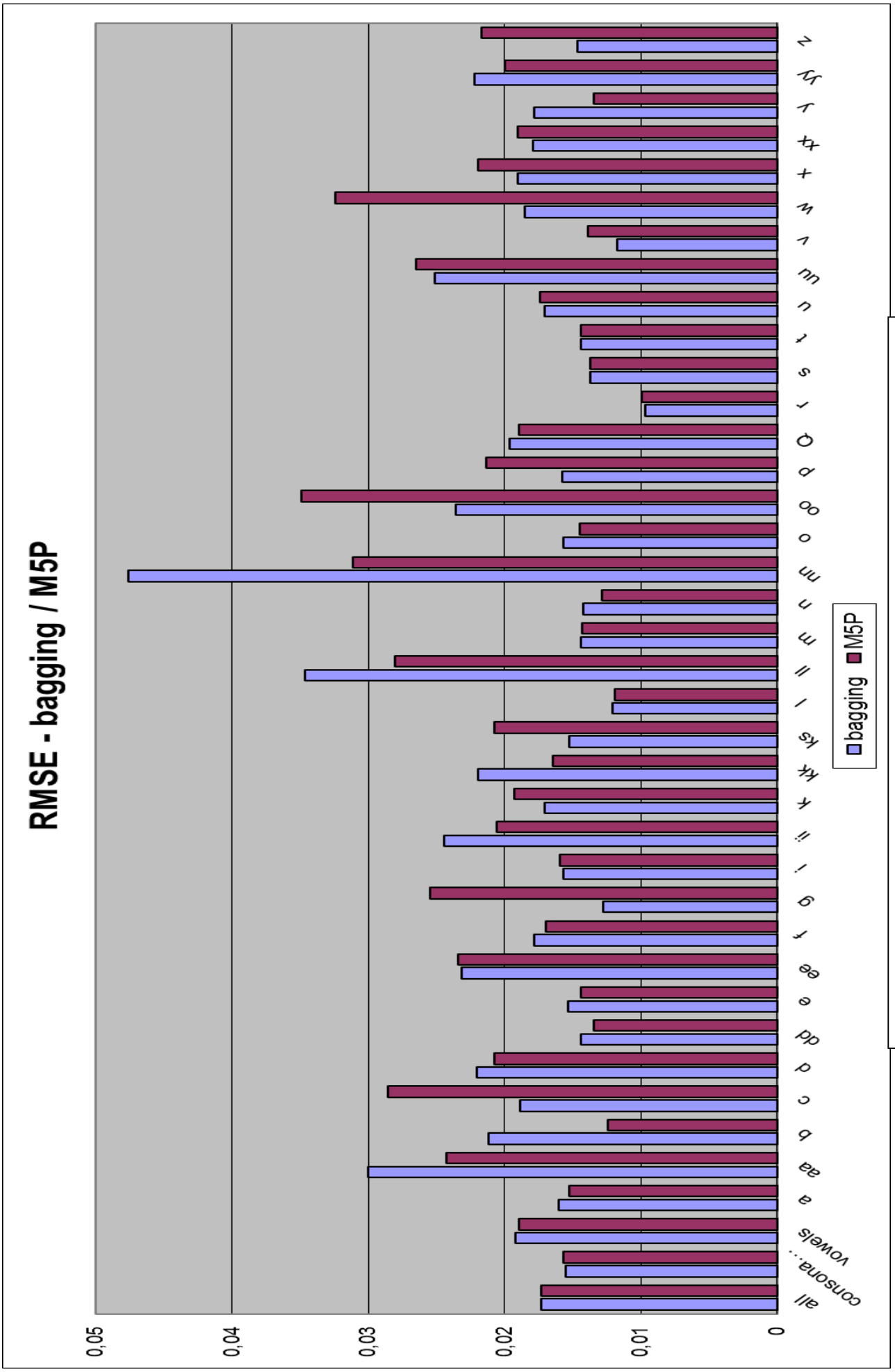
Γράφημα 22 – RMSE όλων των αλγορίθμων, των άηχων συμφώνων, καταφατικών προτάσεων



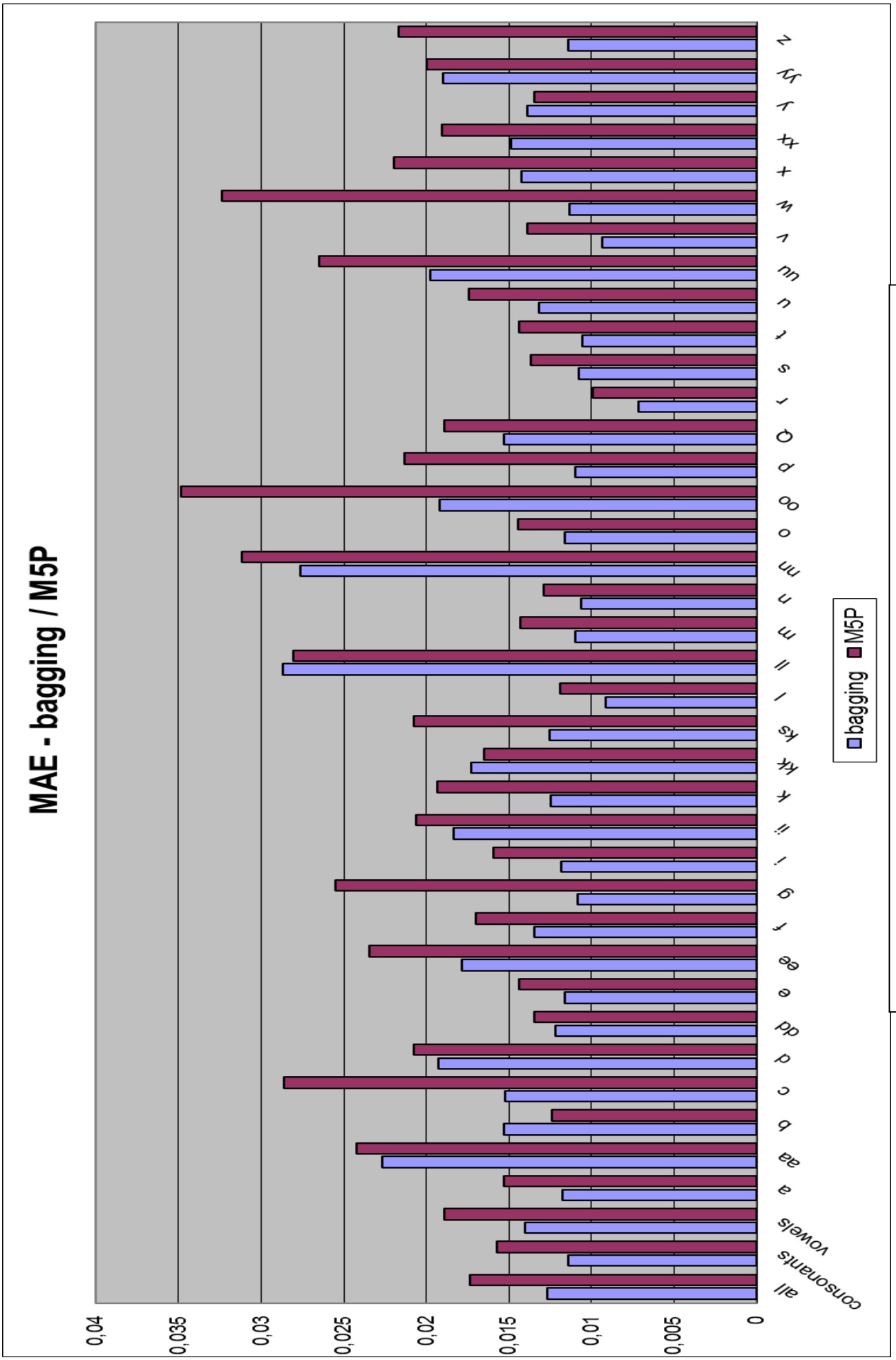
Γράφημα 23 – RMSE όλων των αλγορίθμων, των ηχηρών συμφώνων, καταφατικών προτάσεων

3.2.5. ΒΕΛΤΙΣΤΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΚΑΤΑΦΑΣΗΣ

Συγκρίνοντας τις τιμές για το σύνολο των φωνημάτων, χωρίς τις παύσεις (βλ. πίνακα all) , και με τα τρία κριτήρια μελέτης (RMSE, MAE, CC), προέκυψε ότι οι δύο βέλτιστοι αλγόριθμοι για τις καταφατικές προτάσεις, είναι οι bagging και M5P.



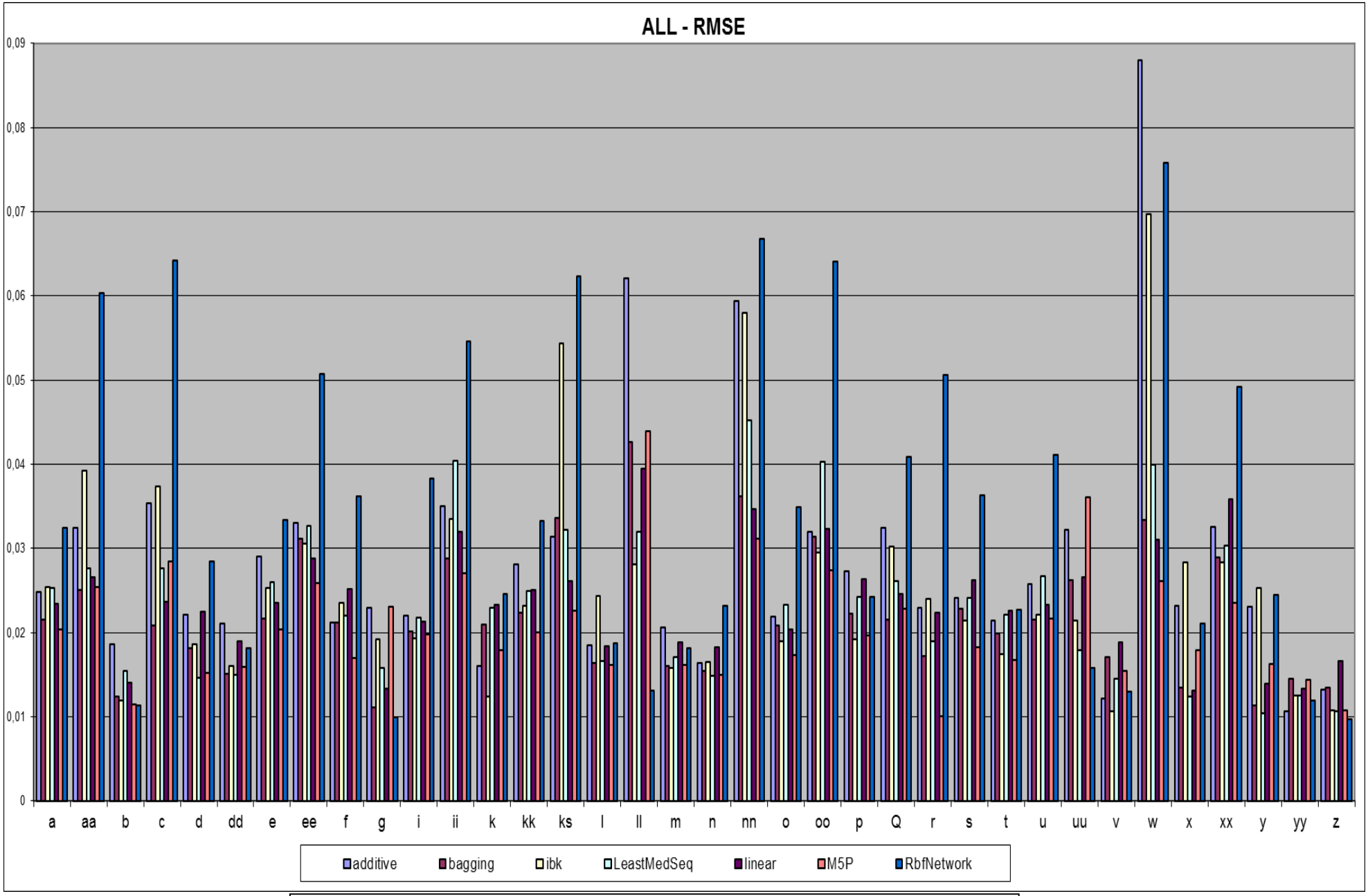
Γράφημα 24 – RMSE των δύο αλγορίθμων με την βέλτιστη απόδοση (bagging –M5P) καταφατικών προτάσεων



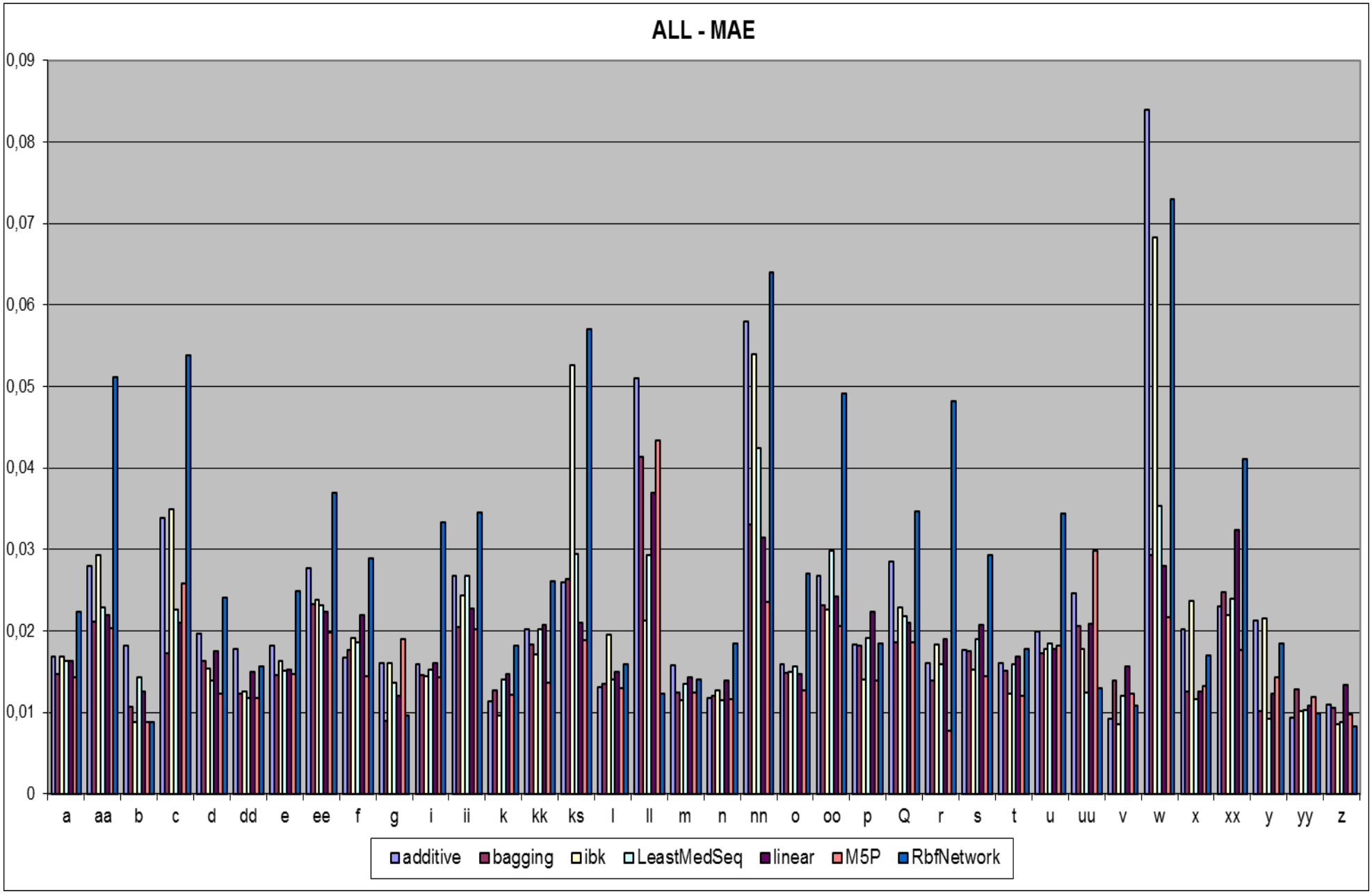
Γράφημα 25 – MAE των δύο αλγορίθμων με την βέλτιστη απόδοση (bagging –M5P) καταφατικών προτάσεων

3.3. ΒΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΜΕ ΕΡΩΤΗΜΑΤΙΚΕΣ ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ

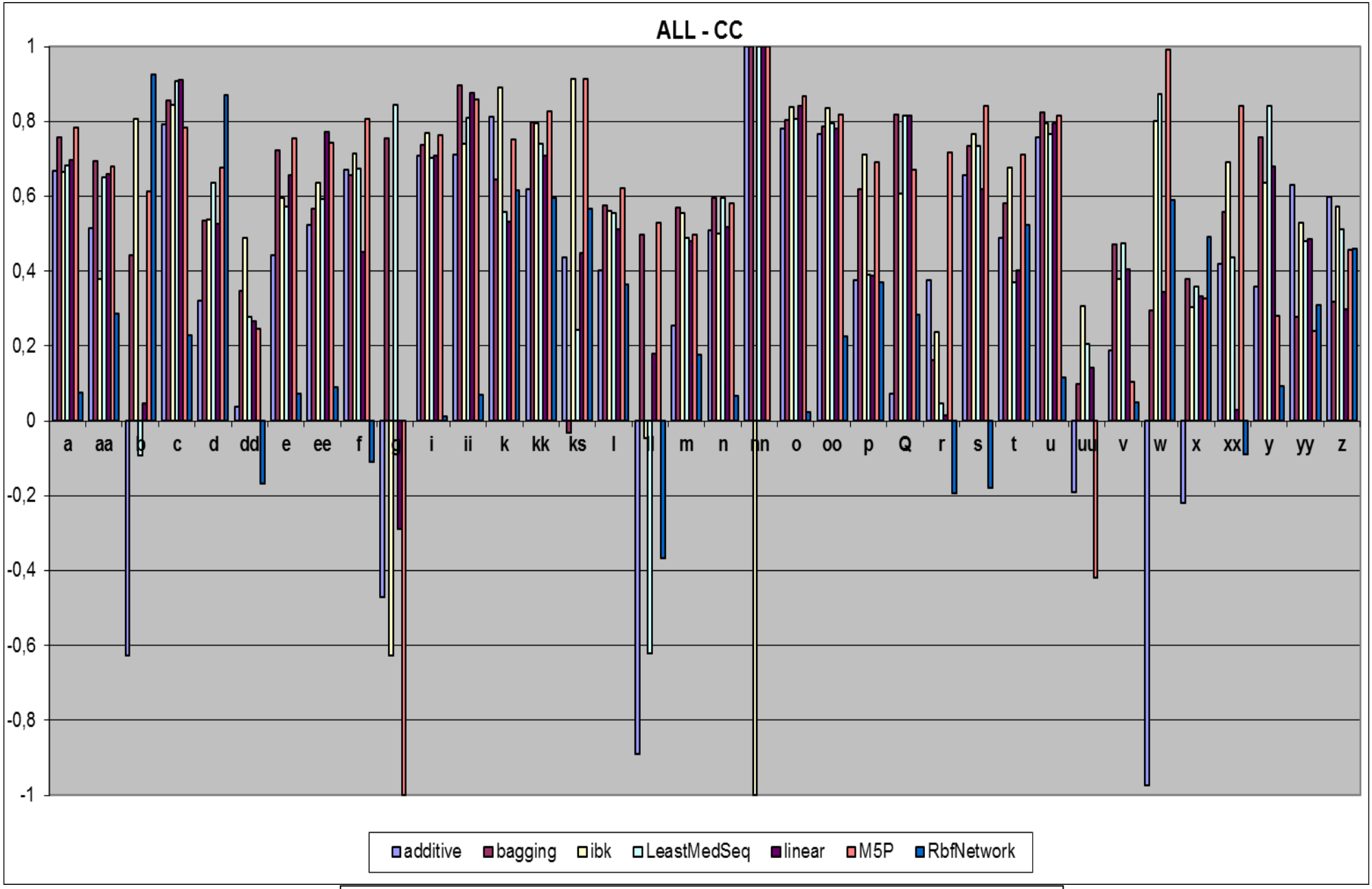
3.3.1. ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ



Γράφημα 26 – RMSE όλων των αλγορίθμων, όλων των φωνημάτων, ερωτηματικών προτάσεων

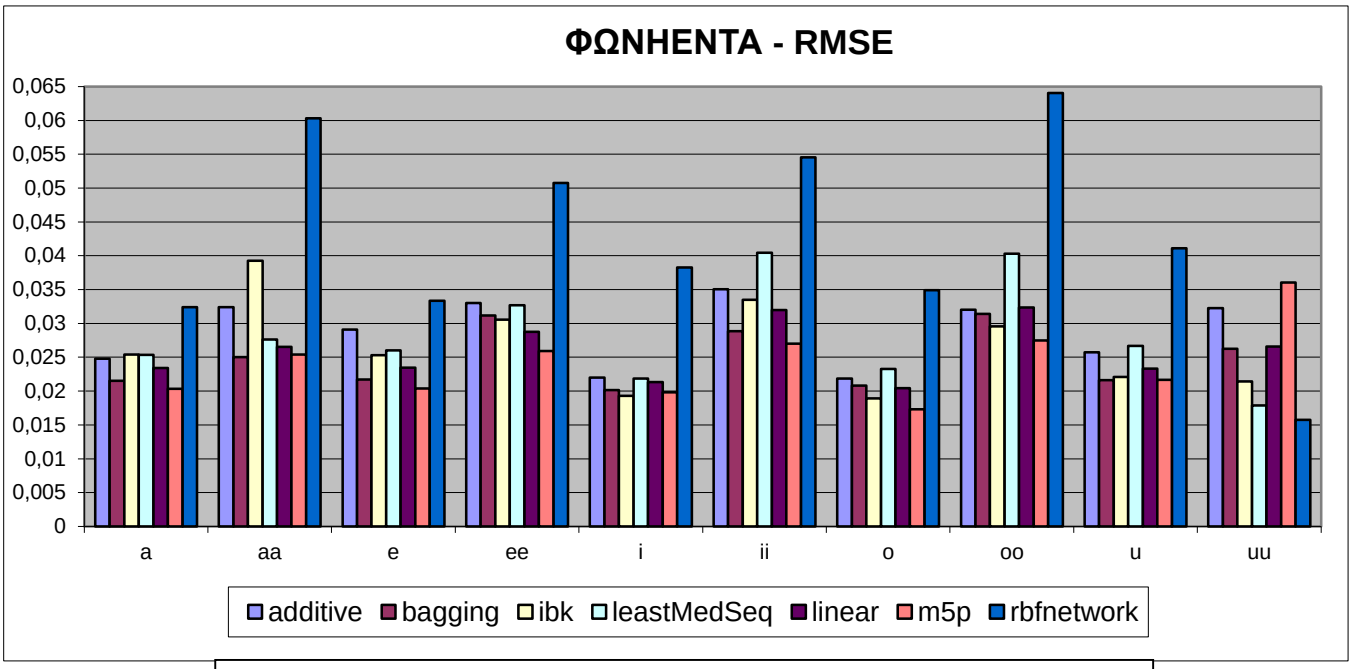


Γράφημα 27 – MAE όλων των αλγορίθμων, όλων των φωνημάτων, ερωτηματικών προτάσεων



Γράφημα 28 – CC όλων των αλγορίθμων, όλων των φωνημάτων, ερωτηματικών προτάσεων

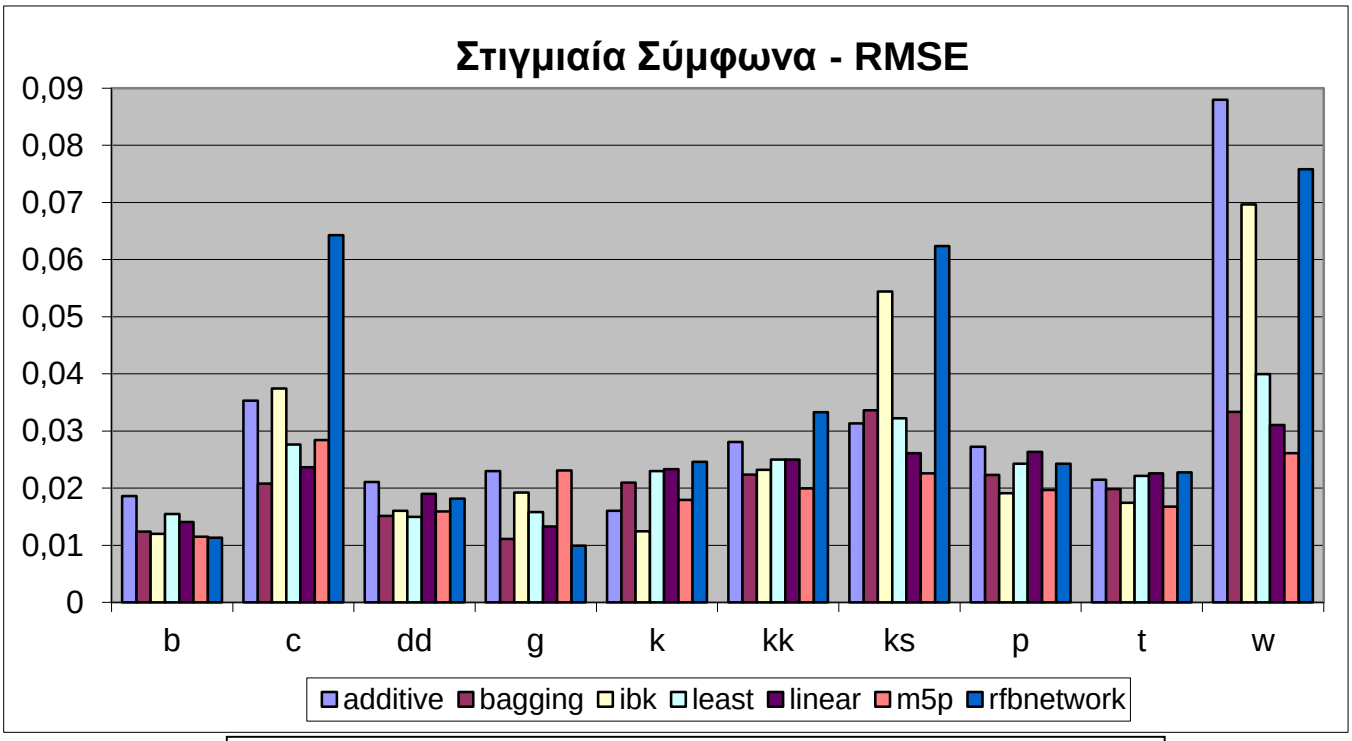
3.3.2. ΦΩΝΗΕΝΤΑ



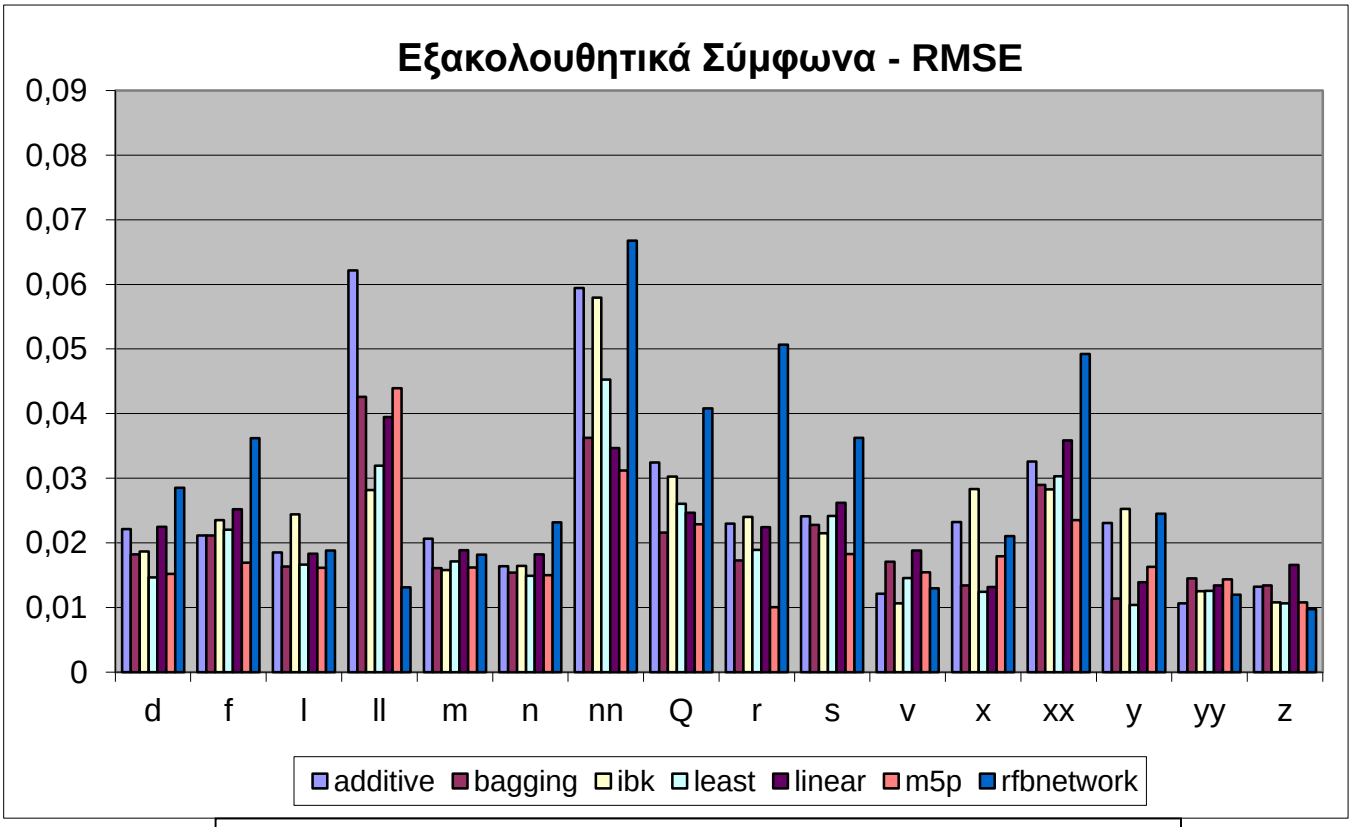
Γράφημα 29 – RMSE όλων των αλγορίθμων, των φωνηέντων, ερωτηματικών προτάσεων

3.3.3. ΣΥΜΦΩΝΑ – ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΣ ΒΑΣΕΙ ΔΙΑΡΚΕΙΑΣ

Στιγμιαία / εξακολουθητικά



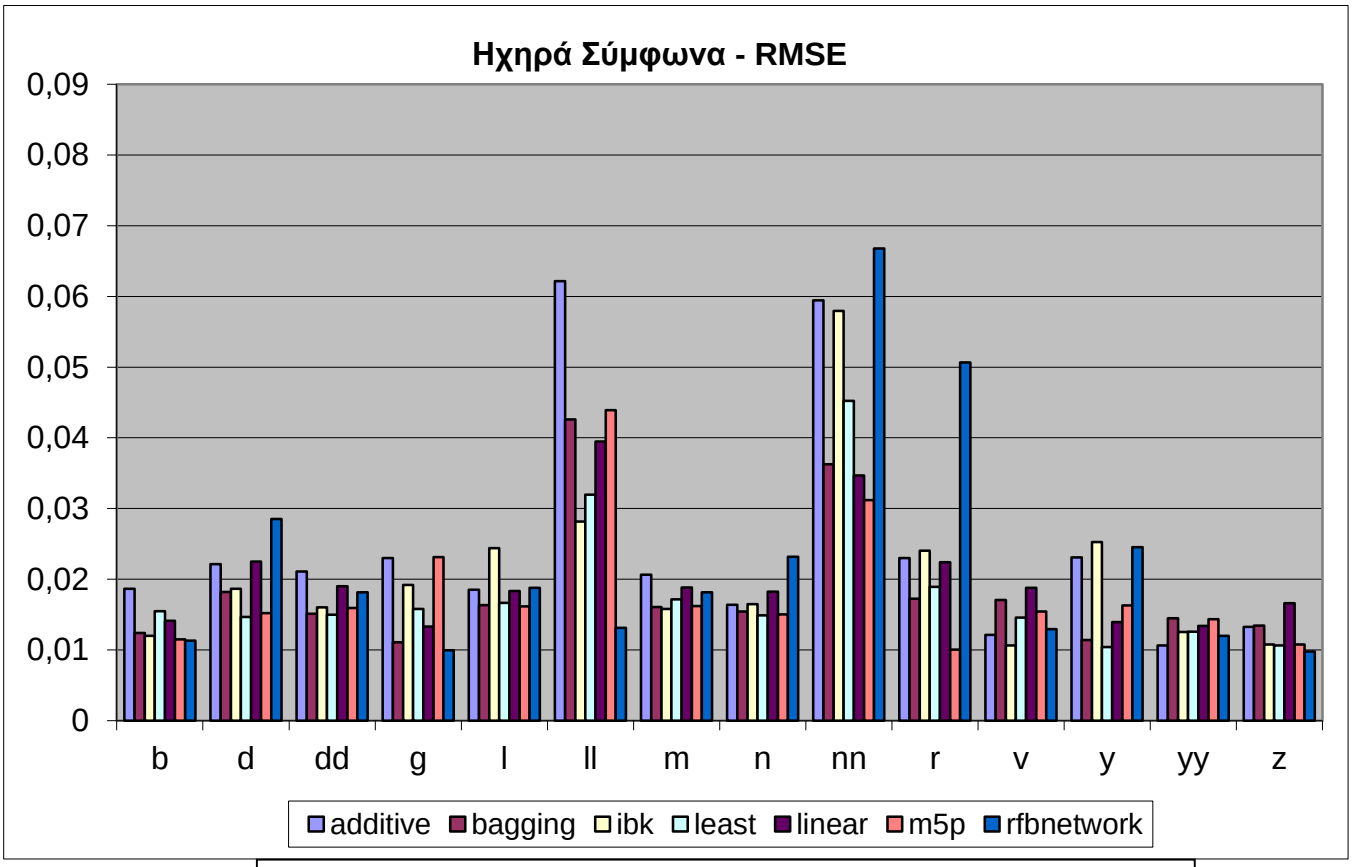
Γράφημα 30 – RMSE όλων των αλγορίθμων, των στιγμιαίων συμφώνων, ερωτηματικών προτάσεων



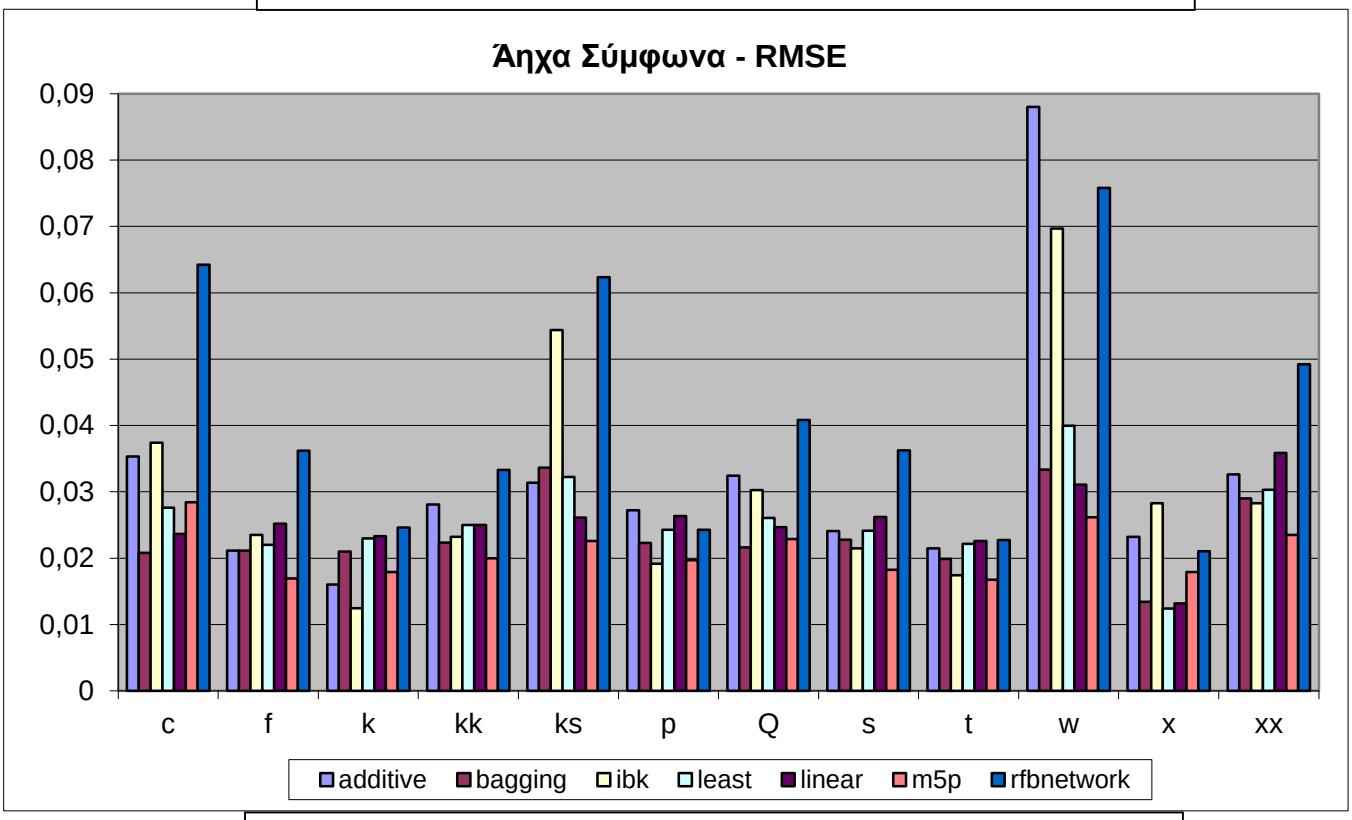
Γράφημα 31 – RMSE όλων των αλγορίθμων, των εξακολουθητικών συμφώνων, ερωτηματικών προτάσεων

3.3.4. ΣΥΜΦΩΝΑ – ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΣ ΒΑΣΕΙ ΔΟΝΗΣΗΣ ΦΩΝΗΤΙΚΩΝ ΧΟΡΔΩΝ

Ηχηρά / άηχα



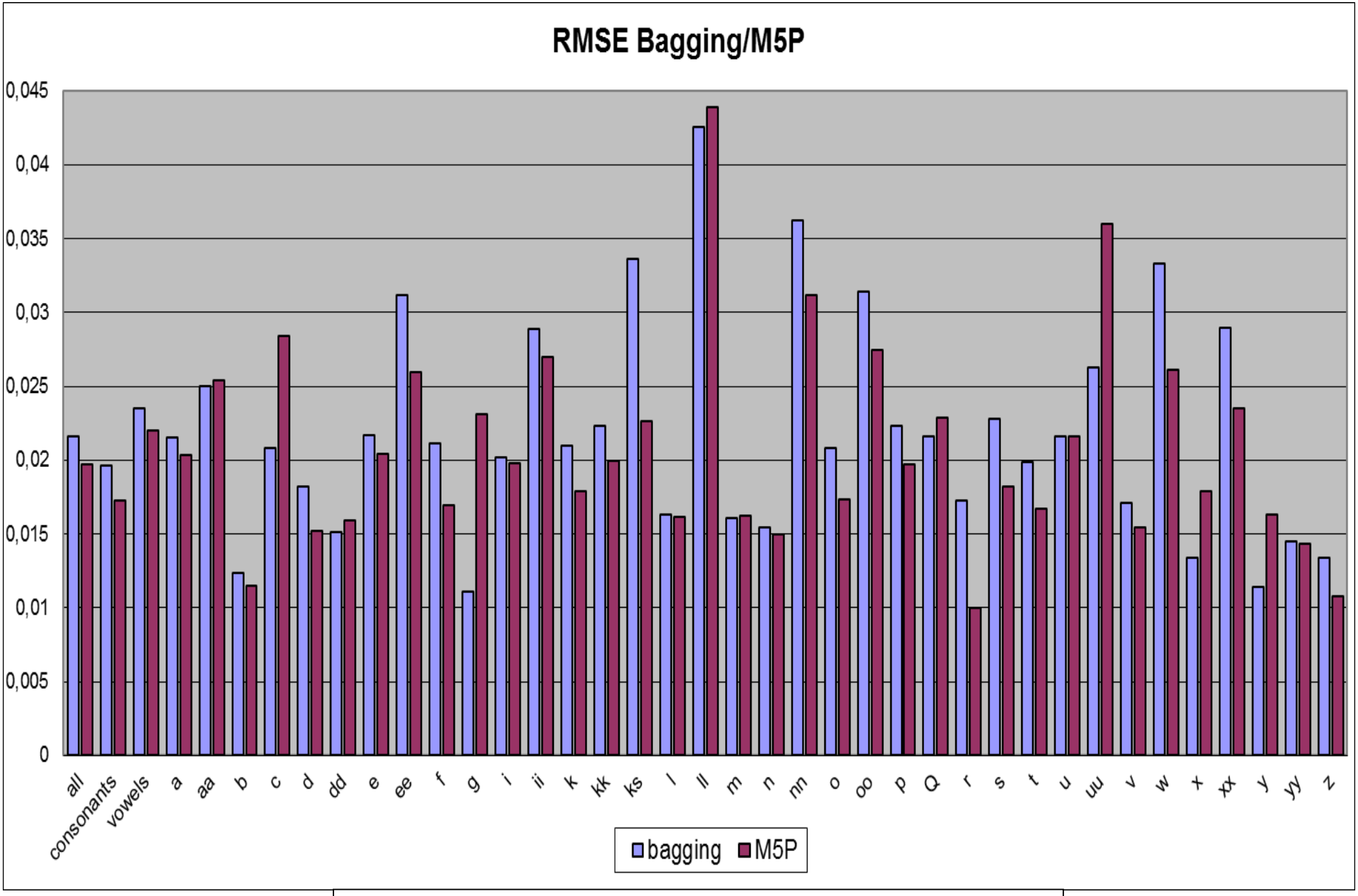
Γράφημα 32 – RMSE όλων των αλγορίθμων, των ηχηρών συμφώνων, ερωτηματικών προτάσεων



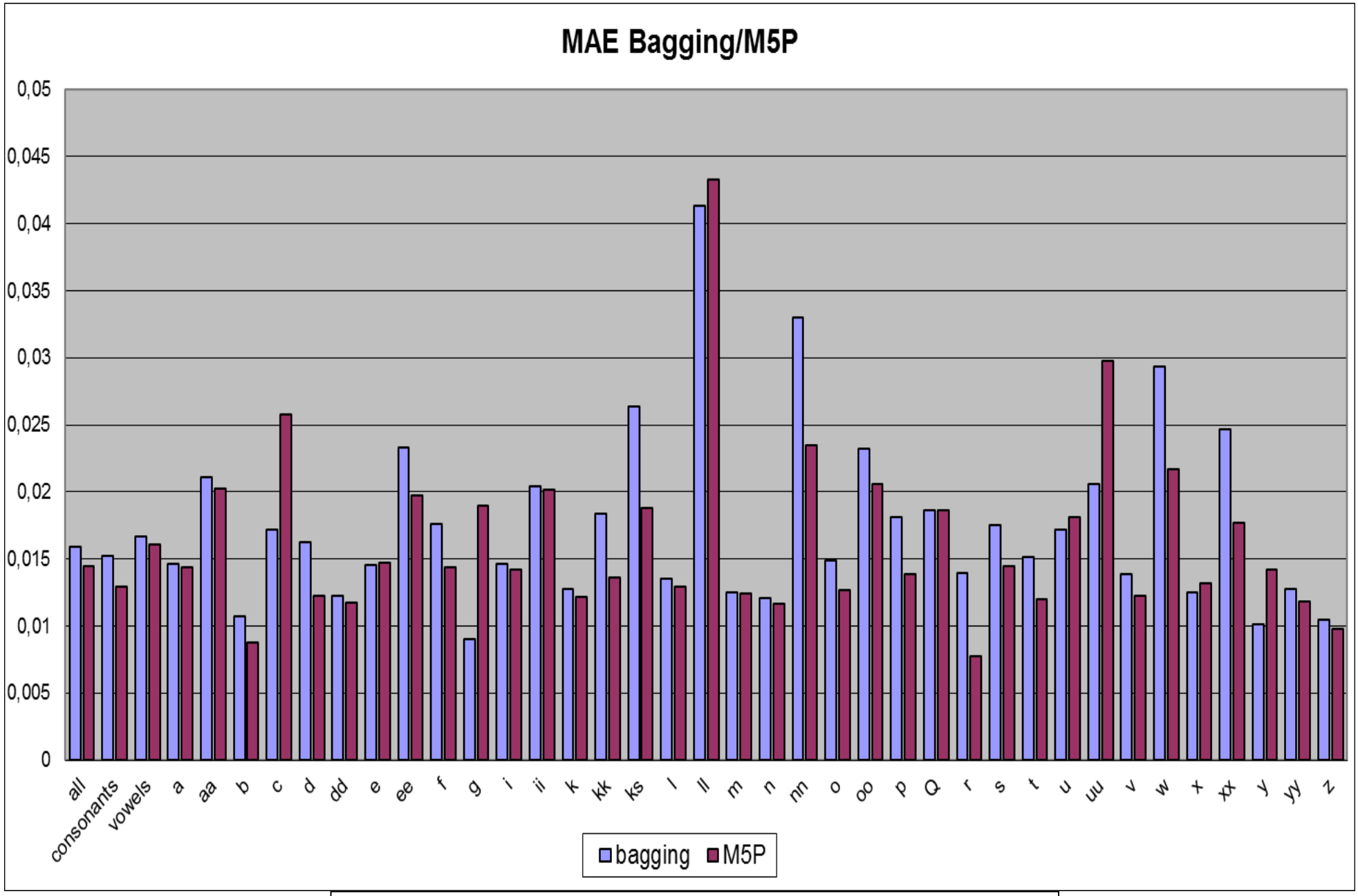
Γράφημα 33 – RMSE όλων των αλγορίθμων, των άηχων συμφώνων, ερωτηματικών προτάσεων

3.3.5. ΒΕΛΤΙΣΤΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΕΡΩΤΗΣΗΣ

Συγκρίνοντας τις τιμές για το σύνολο των φωνημάτων, χωρίς τις παύσεις (βλ. πίνακα all) , και με τα τρία κριτήρια μελέτης (RMSE, MAE, CC), προέκυψε ότι οι δύο βέλτιστοι αλγόριθμοι για τις ερωτηματικές προτάσεις, είναι οι bagging και M5P.



Γράφημα 34 – RMSE των δύο αλγορίθμων με την βέλτιστη απόδοση (bagging –M5P), ερωτηματικών προτάσεων



Γράφημα 35 – MAE των δύο αλγορίθμων με την βέλτιστη απόδοση (bagging –M5P), ερωτηματικών προτάσεων

4. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

4.1. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΣΥΓΚΡΙΣΗΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Σε ότι αφορά τους αλγόριθμους που μελετήθηκαν, μπορούμε να πούμε πως οι όλοι, εκτός από τον RBFNetwork, είχαν ικανοποιητικά αποτελέσματα και για τα 3 κριτήρια (RMSE, MAE, CC), με βέλτιστη απόδοση αυτή του αλγόριθμου δένδρου απόφασης M5P και του μετα-αλγόριθμου bagging.

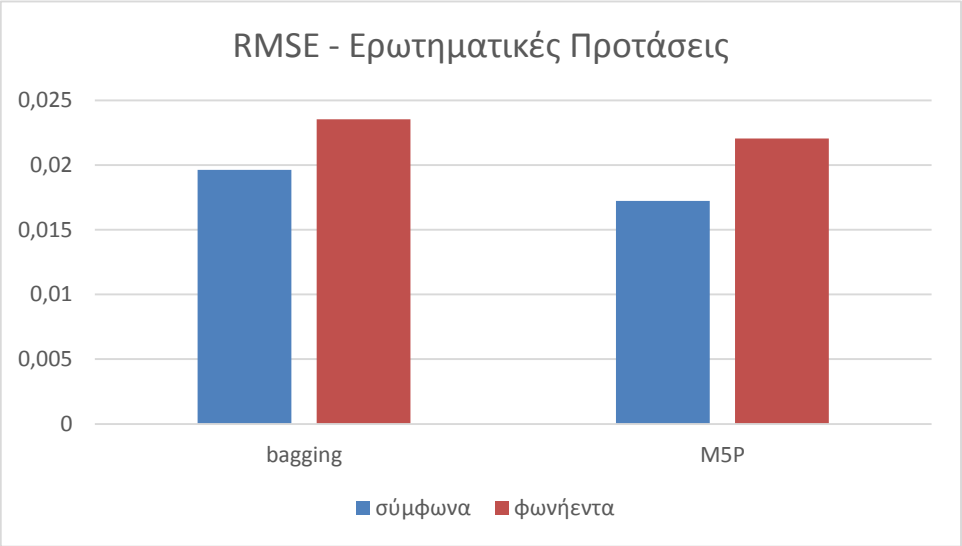
Η κακή απόδοση του RBFNetwork, οφείλεται στον τρόπο λειτουργίας του αλγορίθμου, σε συνδυασμό με τον μεγάλο αριθμό των παραμέτρων του αλγορίθμου που πρέπει να μοντελοποιηθούν. Έτσι, ο αριθμός των δεδομένων, σε σχέση με το μεγάλο αριθμό των χαρακτηριστικών (features), δεν είναι αρκετός για να εκπαιδευτεί σωστά το μοντέλο.

Η βέλτιστη επίδοση του M5P, οφείλεται στο γεγονός πως γενικότερα τα δένδρα ταξινόμησης, υιοθετούν έναν πιο 'άπληστο' τρόπο λειτουργίας. Αυτό, έχοντας μεν ως αρνητικό την μεγαλύτερη κατανάλωση σε χρόνο αλλά και σε υπολογιστικό κόστος, οδηγεί στην κατασκευή πολύ ισχυρότερων μοντέλων. Πιο αναλυτικά, το τελικό δένδρο κατασκευάστηκε, μέσω μιας μη-σταθερής δομής, με τη χρήση ενός συγκεκριμένου κριτηρίου τερματισμού και ελαχιστοποιώντας το σφάλμα ανά εσωτερικό κόμβο αναδρομικά, μέχρι την επίτευξη της ακριβέστερης πρόβλεψης.

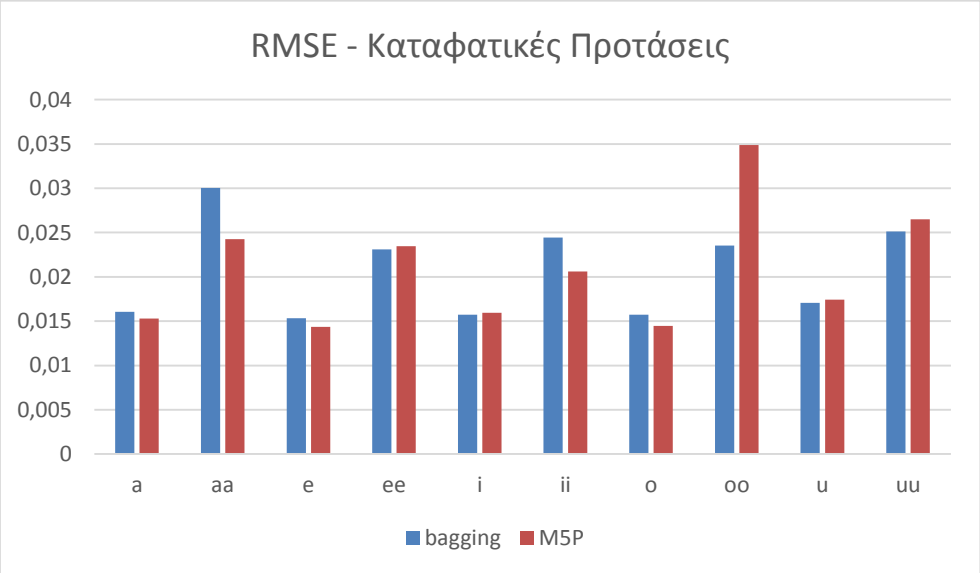
Εξετάζοντας αναλυτικότερα τον bagging – ο οποίος όπως αναφέρεται και σε προηγούμενη ενότητα συνδυάζει και άλλους αλγόριθμος προκειμένου να βελτιώσει την απόδοσή του – παρατηρούμε πως αν και επιλέχθηκαν διαφορετικοί ταξηνομητές στην βάση δεδομένων καταφάσεων (classifier: repttree) και στη βάση δεδομένων ερωτήσεων (classifier: M5P), ανήκουν και οι δύο στην κατηγορία των δένδρων απόφασης. Έτσι, καταλήγουμε στο ευρύτερο συμπέρασμα, πως για τέτοιου τύπου δεδομένα, τα δένδρα απόφασης είναι ιδανική επιλογή, γιατί παράγουν αξιόπιστα και αποτελεσματικά μοντέλα με μικρό ποσοστό λάθους.

4.2. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΣΥΓΚΡΙΣΗΣ ΔΙΑΡΚΕΙΑΣ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ

Συγκρίνοντας τις προβλέψεις διάρκειας των φωνημάτων μεταξύ τους, ώστε να βγούνε κάποια γλωσσικά συμπεράσματα, παρατηρούμε αρχικά πως καλύτερη απόδοση έχουν τα σύμφωνα παρά τα φωνήεντα (Γράφημα 36). Αυτό προκύπτει επειδή η δομή των συμφώνων είναι αυστηρότερη. Έτσι, κατά την εκφορά τους τα όριά τους είναι σαφέστερα, καθώς επίσης, δεν παρατηρείται έντονη εναλλαγή της διάρκειάς τους ανάλογα με την θέση που βρίσκονται σε μια πρόταση ή με το είδος της πρότασης. Αντίστοιχα, τα φωνήεντα έχουν πιο πολύπλοκη δομή και περισσότερους παράγοντες που πρέπει να ληφθούν υπόψη. Η διάρκειά τους διαφοροποιείται σαφώς εάν το φωνήεν είναι τονισμένο ή άτονο. Τα τονισμένα φωνήεντα έχουν μεγαλύτερη διάρκεια αλλά και μεγαλύτερο εύρος διάρκειας. Επίσης, ο ρυθμός εκφοράς μιας πρότασης, η ανάγκη να τονιστεί περισσότερο κάποιο μέρος ή λέξη της πρότασης ή η διαφοροποίηση της έντασης της φωνής, προκαλούν αλλαγές στη διάρκεια των φωνηέντων. Τέλος, ένας ακόμη παράγοντας που αυξάνει ή μειώνει τη διάρκεια των φωνηέντων είναι, εάν ακολουθείται από φωνήεν ή σύμφωνο. Λαμβάνοντας υπόψη τους παραπάνω παράγοντες, γίνεται κατανοητό πως το σύνολο των φωνηέντων έχει μεγάλες διαφοροποιήσεις και δεν είναι τόσο ομοιόμορφο όσο αυτό των συμφώνων. Αιτιολογούνται έτσι τα μεγαλύτερα ποσοστά λαθών στα φωνήεντα και κυρίως στα τονισμένα φωνήεντα (Γράφημα 37).



Γράφημα 36 – RMSE των βέλτιστων αλγορίθμων, συμφώνων και φωνηέντων, ερωτηματικών προτάσεων



Γράφημα 37 – RMSE των βέλτιστων αλγορίθμων, φωνηέντων-τονισμένων και μη-,καταφατικών προτάσεων

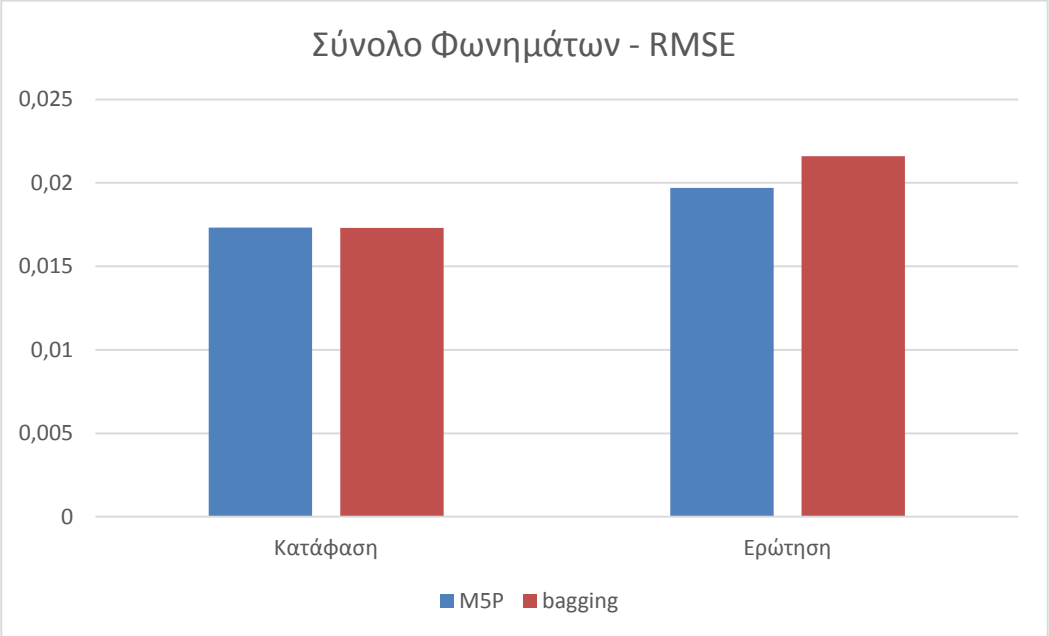
4.3. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΣΥΓΚΡΙΣΗΣ ΚΑΤΑΦΑΣΗΣ / ΕΡΩΤΗΣΗΣ

Συγκρίνοντας τις δύο βάσεις δεδομένων, παρατηρούμε πως η απόδοση των μοντέλων είναι καλύτερη για τις καταφάσεις παρά για τις ερωτήσεις. Το αποτέλεσμα αυτό προκύπτει σταδιακά. Προκειμένου να καταστεί σαφές πως μία πρόταση είναι ερωτηματική, κατά την εκφορά της έχουμε το φαινόμενο της έμφασης, δηλαδή του εντονότερου τονισμού κάποιου σημείου της. Επίσης, ακόμα και αν ερευνήσουμε μόνο την βάση των ερωτήσεων, βλέπουμε και εκεί διαφορές στον τονισμό, ανάλογα με την πρόταση. Ένα παράδειγμα τέτοιας διαφοροποίησης, είναι η λέξη «έτσι» στις παρακάτω προτάσεις:

«*Είναι καλύτερα* **,** *έτσι;*»

«*Είναι καλύτερα έτσι;*»

Παρατηρώντας αυτές τις δύο προτάσεις, αντιλαμβανόμαστε πως ενώ έχουμε την ίδια ερωτηματική πρόταση, την ίδια ακριβώς λέξη, στο ίδιο σημείο της πρότασης, το νόημα αλλά και ο τονισμός της κατά την εκφορά της, αλλάζουν. Άρα, στις ερωτηματικές προτάσεις, έχουμε μεγαλύτερη τυπική απόκλιση της διάρκειας μεταξύ των ίδιων φωνημάτων άρα και μικρότερη ομαλότητα των μέσων τιμών τους. Έτσι οδηγούμαστε σε μεγαλύτερα σφάλματα και κατ' επέκταση σε χειρότερη απόδοση των μοντέλων, συγκριτικά με την κατάφαση που τα δεδομένα είναι περισσότερο συσχετισμένα μεταξύ τους(Γράφημα 38).



Γράφημα 38 – RMSE βέλτιστων αλγορίθμων, συνόλου φωνημάτων, καταφατικών και ερωτηματικών προτάσεων

5. ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ-ΠΙΝΑΚΕΣ-ΓΡΑΦΗΜΑΤΑ

5.1. ΔΕΙΓΜΑ ΒΑΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΚΑΤΑΦΑΤΙΚΩΝ ΠΡΟΤΑΣΕΩΝ

- ξέρει να παίζει πολύ καλή μουσική τζαζ.
- οι εξουσιαστικές μορφές δεσπόζουν.
- η εικαστική κίνηση μεταφέρεται εκτός αθηνών.
- καθοδήγησε τις ερευνητικές προσπάθειες των αμερικανών επιστημόνων.
- η επιστήμη γίνεται ελκυστική και θα γίνεται ακόμη περισσότερο στον εικοστό πρώτο αιώνα.
- ήταν απαραίτητο στη ναυπηγική για τη στεγανοποίηση.
- το τελευταίο ήταν μια χαμένη ψευδαίσθηση.
- η δεκαετία του ενενήντα είναι επίσης η δεκαετία του αστυνομικού μυθιστορήματος.
- τα τριάκοντα αργύρια ισοδυναμούν με περίπου ογδόντα χιλιάδες δολλάρια.
- δεν είναι σίγουρο ότι συμβαίνει κάτι αντίστοιχο και με το ευρύ κοινό.
- εδώ εντοπίζεται κάποια μικρή αστοχία.
- με γενικό τίτλο σημεία αναφοράς εγκαινιάζεται το σάββατο η αίθουσα τέχνης.
- τα ήδη υπηρετούντα μέλη συνεχίζουν τη θητεία τους.
- εγώ φορούσα πάντα τσακισμένα παντελόνια.
- το μυθιστόρημα είναι πολιτικό θρίλερ.
- οι σειρήνες ηχούν και παντού γύρω επικρατεί συσκότιση.
- εξαρτάται απο το πόσο μεγάλη είναι η γλάστρα.
- παράγει ορισμένα προϊόντα τα οποία λέγονται δρεπτά άνθη.
- ποτέ τα ναρκωτικά δεν μπήκαν ξανά στη ζωή του.
- δεν χρειάστηκε πολύ να καταλάβει, γιατί ήταν ένα έξυπνο όπλο.
- νησιά που εξακολουθούν να κρύβουν πολλά μυστικά της ιστορίας τους.
- σπούδαζε εντατικά και μελετούσε σκληρά.
- αυτό αποτελεί ένα εντελώς διαφορετικό θέμα.
- εξαρτάται από τις συγκεντρώσεις αυτών των ουσιών στην ατμόσφαιρα.
- εισάγετε τον κωδικό αριθμό του αναγνώστη.
- το εκστρατευτικό σώμα αποτελείτο από τρείς λόχους.
- τον αγαπούσα κι ας μην τον έβλεπα συχνά.
- συνέχισαν τον αγώνα τους και προξένησαν καινούριες ήττες.
- τα σύμβολα δε νοιάζονται να είναι όμορφα.
- έχω δει διυλιστήρια στην ελλάδα, στη σκωτία και αλλού.
- οι αιτίες που προκαλούν τη λύσσα του αέρα είναι πολλές.
- εγκαινιάζεται έκθεση γλυπτικής στο μουσείο της πόλης.
- θα πλουτίσουν με το εμπόριο του σίτου και θα αναπτυχθούν μαζί, χέρι-χέρι.
- η συντριβή της τουρκικής αρμάδας στον κόλπο ήταν γεγονός.
- γνωρίζαμε καλά τις δυσκολίες στην περιοχή που ρίξαμε άγκυρα.
- όλοι μιλούσαμε τότε γενικά και αόριστα.
- σήμερα η ημέρα είναι αφιερωμένη στους ελληνόφωνους της κορσικής.
- των βάσκων το θέμα ακόμη δεν έχει σβήσει.
- εκεί ακριβώς έγκειται όμως το πρόβλημα.
- γίνεται η προβολή ενός φιλμ για το ελληνόφωνο χωριό καργέζε.
- ποιός όμως είναι ο αντίκτυπος στον μέσο έφηβο;
- θα αποτελέσουν αντικείμενο ανακριτικής διερεύνησης.
- η έννοια της καθιέρωσης μπορεί να αναθεωρηθεί.
- μέσα στη ζωή ποτέ μη ζητάς να βρεις ποιός είναι ο δικαστής.
- το γεγονός κρίνεται ιδιαίτερα ανησυχητικό.
- η παράσταση σώζεται ηχογραφημένη ζωντανά και διατίθεται στο εμπόριο.
- από εκείνη την ώρα και μετά δεν μου απάντησε σε καμία ερώτηση.
- δεν αποφεύγει να σχολιάσει τη σύγχρονη εποχή.
- θα αυτοσχεδιάσουν και θα τραγουδήσουν μαντινάδες.
- το αποτέλεσμα είναι ένας σχετικός συνωστισμός τα σαββατοκύριακα.
- οι γιαπωνέζοι βρήκαν μάλιστα και ορισμένες εκπληκτικές λύσεις.
- το ντόμινο είναι ένα είδος αποκριάτικης φορεσιάς.
- υπηρέτησαν τα συμφέροντα των τούρκων στη βαλκανική χερσόνησο.
- συνεπείς στον ιατρικό μας όρκο απαλύνουμε τον πόνο.
- θα κατοικήσουν οι στρατιωτικοί με τους συγγενείς τους.
- κάποιο προσωπικό του οργανισμού έχει παραγκωνισθεί.
- αντιστάθηκε όσο μπορούσε απένταντι στον αυταρχισμό.
- θα γίνει μπλε το λουλούδι χωρίς να αλλάξει η μορφολογία.
- η αγγλία και η ρωσία ήρθαν σε συμφωνία μεταξύ τους.
- ο παγωτατζής της γειτονιάς σταμάτησε να έρχεται.

5.2. ΔΕΙΓΜΑ ΒΑΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΡΩΤΗΜΑΤΙΚΩΝ ΠΡΟΤΑΣΕΩΝ

- αν δεν έχει πέσει κι αυτή, έτσι γιάννη;
- κυρία μπακογιάννη, υπάρχει πρόβλημα στη νέα δημοκρατία;
- ο έβερτ, ρωτήθηκε αν αισθάνεται ότι του λείπει η παιδεία;
- τι λέτε, δεν θα κάνουν λίγη υπομονή ακόμα;
- ε, και τι να κάνεις δηλαδή;
- τι μας λέει η επιστήμη;
- δεν καθόρισαν οι ίδιοι τα επιτελεία τους;
- η ντόρα να δημαγωγήσει για λογαριασμό δήθεν οπαδών του θρύλου;
- παράπονα απ' όλους, ακόμη και από τον κόσμο;
- αντέχει η οικονομία μας τέτοια απαράδεκτη διαφάνεια;
- θ' αλλάξει κάτι στην πολιτική σας;
- έλεγχο έδωσε δύο κόμμα οκτώ δισεκατομύρια.;
- σημαίνει πισώπλατα χτυπήματα από τις αντίπαλες ομάδες στο πασοκ;
- ποιον θέλετε για αντικαταστάτη του ξανθού;
- το δεύτερο από την μπλάκμπερν στην κλειστή γωνία;
- τι έχει, λοιπόν, ο αμερικανός;
- ποιο είναι το μέλλον του μανωλά;
- ξέρετε ποια είναι η διαφορά μας;
- ποιος ανησυχεί στην ελλάδα για τη φυματίωση;
- ήταν δυνατό να έχει σχέση με την απόδραση;
- είναι στημένα όλα τα ματς του παο;
- γαύρε, θυμήθηκες να φας σήμερα το γκούντα σου, αχάριστε;
- με κάθε χρόνο στο πέμπτο ματς πως αλλιώς;
- ποια είναι η προσωπική σας άποψη;
- και να 'ταν μόνο αυτό;
- πώς τα βγάζουν πέρα οι συνάδελφοί σου;
- να βρεθούμε να πούμε τι;
- για τη μονοήμερη παραβίαση των περιοριστικών όρων;
- γιατί όχι και τρία στα τρία του χρόνου;
- έβγαλε πορτοφόλι από την τσέπη του;
- κουβαλάτε μέσα σας μια εικόνα της ζωής;
- μήπως δεν ψηφίσαμε κάποιο νομοσχέδιο;
- πού τις βλέπετε τις έριδες;
- θα το κάνει άλλος από την ελλάδα;
- καταλάβατε, τώρα, γιατί γράφουμε για χάος;
- η απόκριση του σωκράτη κόκκαλη;
- μήπως είναι τραβηγμένο αυτό που είπατε;
- γιατί να κάθεται να σκάει;
- πρέπει να εκδοθούν ή όχι;
- κάθε πότε ξεπροβάλλει η ανάγκη κάθαρσης;
- τι μας λέτε, κύριέ μου;
- θα έχουν άραγε αυτοί το άγχος;
- υπάρχει άνθρωπος που δεν πιστεύει;
- τι πιστεύετε πως συμβαίνει στο ατομικό και συλλογικό υποσυνείδητο;
- δεν σας ικανοποιεί η απάντησή του, δεν σας πείθει;
- είναι όντως γλυκομίλητος και πράος όπως θέλει ο θρύλος;
- και τι λέτε για την εξαίρεση των ναυτεργατών;
- πώς μπορεί να συμβεί αυτό;
- ο δημόσιος τομέας δεν χρειάζεται κι αυτός προσαρμογή;
- δεν καταλαβαίνετε ότι κάνετε ζημιά στην ομάδα;
- πιο χαμηλά, πιο χαμηλά, πιο χαμηλά;
- να αναβληθεί οποιαδήποτε συζήτηση για τη σύμβαση;
- και τι τους εξοπλίζαμε τόσα χρόνια τους τουαρέγκ;
- έχει μπει ποτέ σε μαγαζί για να αγοράσει κάτι;
- και η κυβέρνηση που μας την εμπιστεύθηκε ο κόσμος;
- ποιον βλέπετε να αναλαμβάνει τελικά τον τροχανά;
- ποιο έργο της γαλλικής πεζογραφίας προτιμάει;
- ποιο είναι αυτό το μείζον υπηρεσιακό θέμα;
- πώς θα μπορέσει να την ρίξει στη βήτα εθνική;
- θα κυλήσει ομαλά ο τελικός;
- ποιος ήταν ο πρώτος παίκτης του παναθηναϊκού;
- σας είναι γνωστό το παραμύθι;
- το θετικό περιεχόμενο του όρου ποιο είναι;
- δεν είσαστε μακριά της εκεί πάνω;

5.3. ΑΝΑΛΥΤΙΚΟΤΕΡΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΒΑΣΕΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

5.3.1. ΠΙΝΑΚΑΣ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ ΚΑΤΑΦΑΤΙΚΩΝ ΠΡΟΤΑΣΕΩΝ

Φώνημα	Εμφανίσεις	Μέση Τιμή	Τυπική Απόκλιση
a	2155	0,072144	0,022159109
aa	566	0,121792	0,029178088
b	48	0,088612	0,02512745
c	39	0,114125	0,02424813
d	175	0,099918	0,020772801
dd	365	0,070759	0,016604237
e	1551	0,061525	0,017153284
ee	556	0,101336	0,025742577
f	288	0,093470	0,022807855
g	50	0,095222	0,022389264
i	2329	0,053309	0,022572786
ii	1076	0,088302	0,029213212
k	502	0,084844	0,021327783
kk	383	0,091841	0,023330415
ks	119	0,142288	0,022061251
l	552	0,074499	0,014905336
ll	38	0,099495	0,037889418
m	745	0,078266	0,01625495
n	1440	0,065928	0,017575698
nn	38	0,099605	0,03290675
o	1387	0,065641	0,021189765
oo	670	0,106598	0,032688871
p	861	0,085374	0,02255652
Q	267	0,096615	0,020757693
r	1041	0,033799	0,013803479
s	1752	0,089915	0,025811423
t	1778	0,069673	0,020782013
u	455	0,053005	0,02228234
uu	122	0,087085	0,027996539
v	185	0,070985	0,014301901
w	29	0,153022	0,027391
x	174	0,099636	0,021285906
xx	145	0,108378	0,024966344
y	203	0,065718	0,01667086
yy	168	0,076912	0,022070044
z	164	0,074749	0,017289941

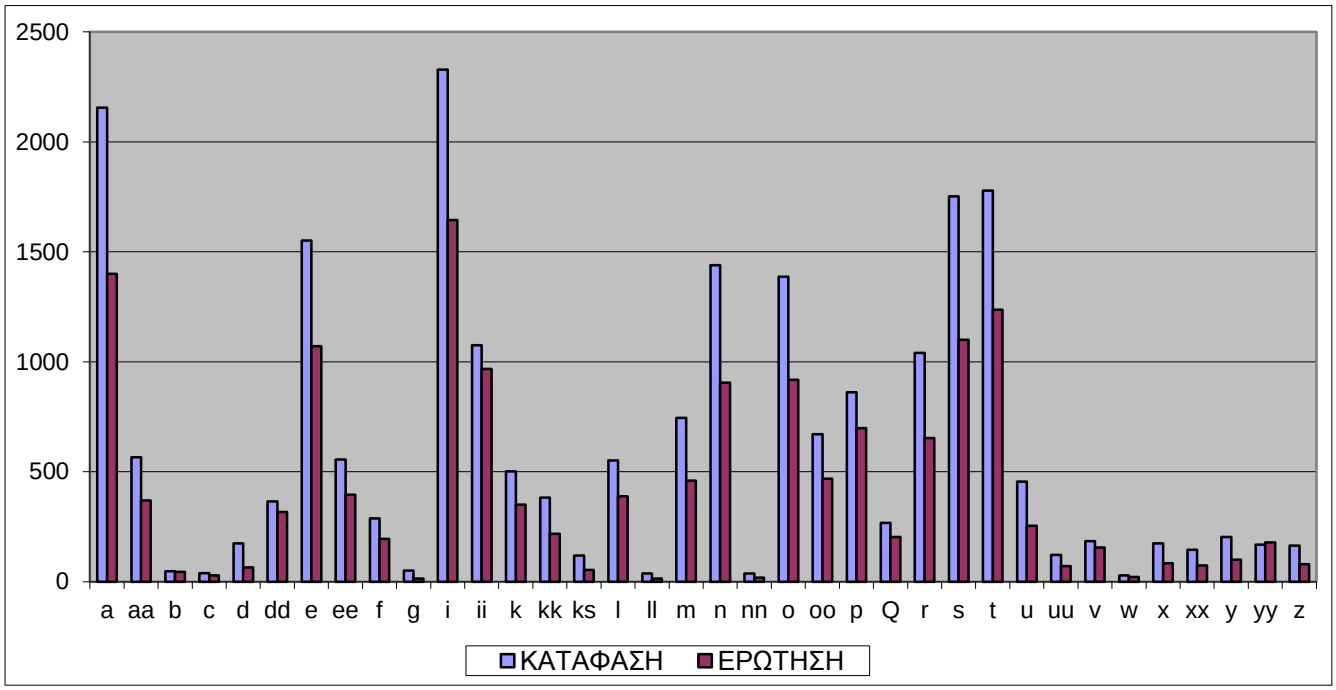
Πίνακας 4
Πίνακας φωνημάτων καταφατικών προτάσεων

5.3.2. ΠΙΝΑΚΑΣ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ ΕΡΩΤΗΜΑΤΙΚΩΝ ΠΡΟΤΑΣΕΩΝ

Φώνημα	Εμφανίσεις	Μέση Τιμή	Τυπική Απόκλιση
a	1400	0,084933	0,033247619
aa	370	0,144001	0,043953258
b	45	0,095003	0,026167122
c	28	0,118542	0,03240826
d	65	0,105605	0,021322782
dd	317	0,073534	0,018674753
e	1071	0,071459	0,0317617
ee	395	0,119229	0,031320955
f	195	0,099111	0,026047755
g	14	0,103733	0,02279053
i	1645	0,060636	0,03174433
ii	967	0,101906	0,039279131
k	350	0,087664	0,027820935
kk	218	0,085136	0,033634516
ks	53	0,143116	0,033521228
l	389	0,084426	0,018063301
ll	14	0,114571	0,045368411
m	460	0,084916	0,01820321
n	905	0,070875	0,020221998
nn	18	0,143066	0,044186311
o	918	0,077479	0,031847923
oo	469	0,123946	0,044482534
p	698	0,078713	0,030136911
Q	203	0,099049	0,028143714
r	653	0,037205	0,015458977
s	1100	0,097169	0,02838106
t	1237	0,070969	0,022819726
u	254	0,061545	0,039377193
uu	71	0,108364	0,045855253
v	155	0,075125	0,015915642
w	22	0,156884	0,035883219
x	84	0,109180	0,023245768
xx	74	0,112197	0,025311261
y	100	0,068077	0,018455509
yy	178	0,076879	0,020920764
z	80	0,080496	0,016317349

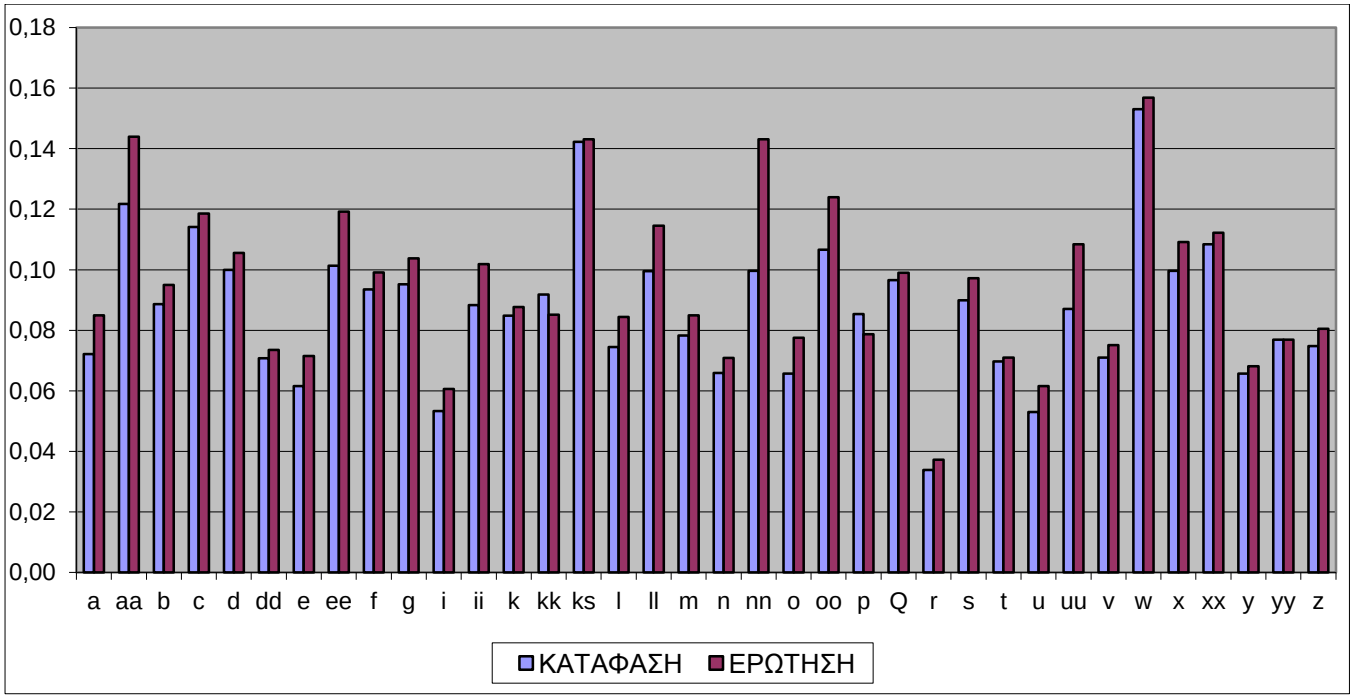
Πίνακας 5
Πίνακας φωνημάτων ερωτηματικών προτάσεων

5.3.3. ΕΜΦΑΝΙΣΕΙΣ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ ΣΕ ΚΑΘΕ ΒΑΣΗ



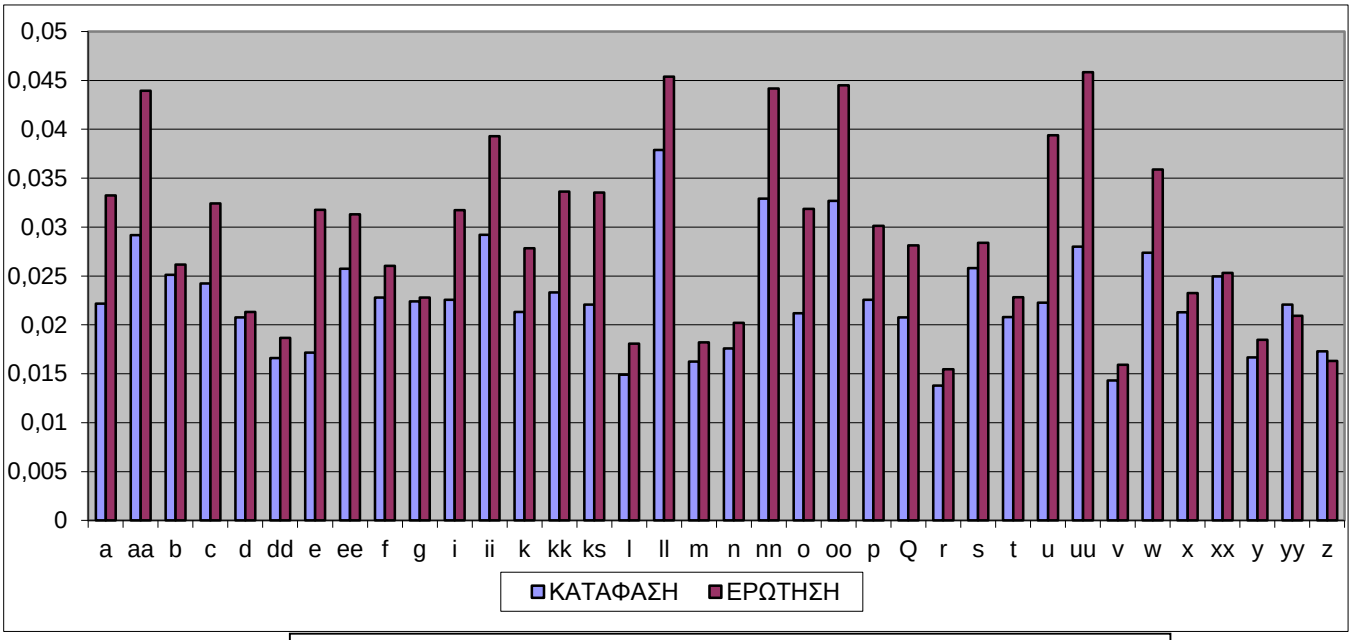
Γράφημα 39 - Εμφανίσεις φωνημάτων σε κάθε βάση

5.3.4. ΜΕΣΗ ΤΙΜΗ ΔΙΑΡΚΕΙΑΣ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ ΣΕ ΚΑΘΕ ΒΑΣΗ



Γράφημα 40 – Μέση τιμή διάρκειας φωνημάτων σε κάθε βάση

5.3.5. ΤΥΠΙΚΗ ΑΠΟΚΛΙΣΗ ΔΙΑΡΚΕΙΑΣ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ ΣΕ ΚΑΘΕ ΒΑΣΗ



Γράφημα 41 - Τυπική απόκλιση διάρκειας φωνημάτων σε κάθε βάση

5.4. ΚΩΔΙΚΕΣ MATLAB

5.4.1. ΜΕΤΑΤΡΟΠΗ ΑΡΧΕΙΩΝ ΜΟΡΦΗΣ .LAB ΣΕ ΑΡΧΕΙΑ ΜΟΡΦΗΣ .TEXTGRID

- WriteDataGrid_2.m

```
function N= writeDataGrid_2(filename)
[Time None Name]=textread(filename,'%s%s%s','delimiter',' ');
file_nolab=lab_remove(filename);
file_nolab=char(file_nolab);
filename=strcat(file_nolab,'.TextGrid');
int_size=length(Time);
fid = fopen(filename, 'w+');
fprintf(fid, 'File type = "ooTextFile"\r\n');
fprintf(fid, 'Object class = "TextGrid"\r\n');
fprintf(fid, '\r\n');
fprintf(fid, 'xmin = 0\r\n');
xmin=0;
xmax= Time(int_size);
fprintf(fid, 'xmax = %s\r\n' , char(xmax));
fprintf(fid, 'tiers? <exists>\r\n');
fprintf(fid,'size = 1\r\n');
fprintf(fid,'item []:\r\n');
fprintf(fid,'item [1]:\r\n');
fprintf(fid,'\tclass = "IntervalTier" \r\n');
fprintf(fid,'\tname = "%s" \r\n' , file_nolab ); %%
fprintf(fid,'\txmin = 0 \r\n');
fprintf(fid,'\txmax = %s \r\n', char(xmax));
fprintf(fid,'\tintervals: size = %i \r\n', int_size-3);
i=1;
fprintf(fid,'\tintervals [%i] \r\n', i);
fprintf(fid,'\t\t xmin = 0 \r\n');
xmax=Time(4);
text=Name(4);
fprintf(fid,'\t\t xmax = %s\r\n' , char(xmax));
fprintf(fid,'\t\t text = "%s"\r\n' , char(text));
for i = 5: 1:int_size
    fprintf(fid,'\tintervals [%i] \r\n', i-3);
    fprintf(fid,'\t\t xmin = %s \r\n',char(xmax));
    xmax=Time(i);
    text=Name(i);
    fprintf(fid,'\t\t xmax = %s\r\n' , char(xmax));
    fprintf(fid,'\t\t text = "%s"\r\n' , char(text));
end
fclose(fid);
```

- lab_remove.m

```
function [NewString] = lab_remove(string)
count=length(string);
stri={string};
NewString={stri{1}(1:(count-4))};
```

5.4.2. ΜΕΤΑΤΡΟΠΗ ΑΡΧΕΙΩΝ ΜΟΡΦΗΣ .TEXTGRID ΣΕ ΑΡΧΕΙΑ ΜΟΡΦΗΣ .LAB

- textToLab.m

```
function N= textToLab(filename)
[None1 None2 Data]=textread(filename,'%s%s%q','headerlines',15,'delimiter',' ');
file_nolab=text_remove(filename);
file_nolab=char(file_nolab);
filename=strcat(file_nolab,'.lab');
fid = fopen(filename, 'w+');
fprintf(fid, 'separator ;\r\n');
fprintf(fid, 'nfields 1\r\n');
fprintf(fid, '#\r\n');
data_size=length(Data);
for i =1 : 4 : data_size
    time=Data(i+1);
    name=Data(i+2);
    fprintf(fid,'\t %s' , char(time));
    fprintf(fid,' 26');
    fprintf(fid,'\t    %s\r\n' , char(name));
end
fclose(fid);
```

5.4.3. ΠΑΡΑΓΩΓΗ ΑΡΧΕΙΩΝ ΦΩΝΗΜΑΤΩΝ-ΦΩΝΗΕΝΤΩΝ-ΣΥΜΦΩΝΩΝ, ΜΕ ΕΙΣΟΔΟ ΤΟ ΑΡΧΕΙΟ .PREDICTIONS

- evaluation_per_phone_rms_weka

```
filenameIn = 'D:\Πτυχιακη\FlashDrive\4\Q\RBFnetwork\Pred.predictions';
filenameOut=strcat(filenameIn,'_results_per_phone_all-pau');
fid = fopen(filenameOut, 'w+');
phonelist = ['a  ';'aa ';'b  ';'c  ';'d  ';'dd ';'e  ';'ee ';'f  ';'g  ';'i  ';'ii ';'k
';'kk ';'ks ';'l  ';'ll ';'m  ';'n  ';'nn ';'o  ';'oo ';'p  ';'pau';'Q  ';'r  ';'s  ';'t
';'u  ';'uu ';'v  ';'w  ';'x  ';'xx ';'y  ';'yy ';'z  '];
phonelistcell = cellstr(phonelist);
[Data]=textread(filenameIn,'%s', 'delimiter','\n');
Data_size=length(Data);
for(j=1:length(phonelistcell(:,1)))
    inst_pau(j)=1;
end
k=0;
for(i=6:Data_size)
    line_of_Data = cell2mat(Data(i));
    [instances rest] = strtok(line_of_Data, ' ');
    rest = rest(2:size(rest,2));
    [actual rest] = strtok(rest, ' ');
    rest = rest(2:size(rest,2));
    [predicted rest] = strtok(rest, ' ');
    rest = rest(2:size(rest,2));
    [error rest] = strtok(rest, ' ');
    rest = rest(2:size(rest,2));
    [phone rest] = strtok(rest, ',');
    ii=i-5;
    table_all(ii,1) = str2num(actual);
    table_all(ii,2) = str2num(predicted);
    %vowels
     %if (strcmp(phone,'pau') == 0 && strcmp(phone,'b') == 0 && strcmp(phone,'c') == 0 &&
strcmp(phone,'d') == 0 && strcmp(phone,'dd') == 0 && strcmp(phone,'f') == 0 &&
strcmp(phone,'g') == 0 && strcmp(phone,'j') == 0 && strcmp(phone,'k') == 0 &&
strcmp(phone,'kk') == 0 && strcmp(phone,'ks') == 0 && strcmp(phone,'l') == 0 &&
strcmp(phone,'ll') == 0 && strcmp(phone,'m') == 0 && strcmp(phone,'n') == 0 &&
strcmp(phone,'p') == 0 && strcmp(phone,'Q') == 0 && strcmp(phone,'r') == 0 &&
strcmp(phone,'s') == 0 && strcmp(phone,'t') == 0 && strcmp(phone,'v') == 0 &&
strcmp(phone,'w') == 0 && strcmp(phone,'x') == 0 && strcmp(phone,'xx') == 0 &&
strcmp(phone,'y') == 0 && strcmp(phone,'yy') == 0 && strcmp(phone,'z') == 0);
     %consonants
     %if (strcmp(phone,'pau') == 0 && strcmp(phone,'a') == 0 && strcmp(phone,'aa') == 0 &&
strcmp(phone,'e') == 0 && strcmp(phone,'ee') == 0 && strcmp(phone,'i') == 0 &&
strcmp(phone,'ii') == 0 && strcmp(phone,'o') == 0 && strcmp(phone,'oo') == 0 &&
strcmp(phone,'u') == 0 && strcmp(phone,'uu') == 0);
     %all-pau
     if strcmp(phone, 'pau') == 0;
        k=k+1;
         table_all_but_pau(k,1) = str2num(actual);
        table_all_but_pau(k,2) = str2num(predicted);
    end
    for(j=1:length(phonelistcell(:,1)))
        if strcmp(phone, phonelistcell(j)) == 1 ;
            table(j).pho(inst_pau(j),1) = str2num(actual);
            table(j).pho(inst_pau(j),2) = str2num(predicted);
            inst_pau(j) = inst_pau(j)+1;
        end
    end
end
fprintf(fid, '%s\t', 'phone', 'occurances', 'ME', 'RMSE', 'MAE', 'R', 'RP');
     fprintf(fid, '\n');
results_svr_error_in_ms_all_phones = assessment(table_all(:,1), table_all(:,2), 'regress');
     fprintf(fid, '%s\t', 'all');
     fprintf(fid, '%d\t', size(table_all,1));
     fprintf(fid, '%f\t', results_svr_error_in_ms_all_phones.ME);
     fprintf(fid, '%f\t', results_svr_error_in_ms_all_phones.RMSE);
     fprintf(fid, '%f\t', results_svr_error_in_ms_all_phones.MAE);
     fprintf(fid, '%f\t', results_svr_error_in_ms_all_phones.R);
     fprintf(fid, '%f\t', results_svr_error_in_ms_all_phones.RP);
     fprintf(fid, '\n');
```

```
     results_svr_error_in_ms_all_phones_but_pau = assessment(table_all_but_pau(:,1),
table_all_but_pau(:,2), 'regress');
     %fprintf(fid, '%s\t', 'vowels');
     %fprintf(fid, '%s\t', 'consonants');
     fprintf(fid, '%s\t', 'all-pau');
     fprintf(fid, '%d\t', size(table_all_but_pau,1));
     fprintf(fid, '%f\t', results_svr_error_in_ms_all_phones_but_pau.ME);
     fprintf(fid, '%f\t', results_svr_error_in_ms_all_phones_but_pau.RMSE);
     fprintf(fid, '%f\t', results_svr_error_in_ms_all_phones_but_pau.MAE);
     fprintf(fid, '%f\t', results_svr_error_in_ms_all_phones_but_pau.R);
     fprintf(fid, '%f\t', results_svr_error_in_ms_all_phones_but_pau.RP);
     fprintf(fid, '\n');
for(j=1:length(phonelistcell(:,1)))
    curr_phone = cell2mat(phonelistcell(j));
    results_svr_error_in_ms = assessment(table(j).pho(:,1), table(j).pho(:,2), 'regress');
     fprintf(fid, '%s\t', curr_phone);
     fprintf(fid, '%d\t', size(table(1,j).pho,1));
     fprintf(fid, '%f\t', results_svr_error_in_ms.ME);
     fprintf(fid, '%f\t', results_svr_error_in_ms.RMSE);
     fprintf(fid, '%f\t', results_svr_error_in_ms.MAE);
     fprintf(fid, '%f\t', results_svr_error_in_ms.R);
     fprintf(fid, '%f\t', results_svr_error_in_ms.RP);
     fprintf(fid, '\n');
  end
fclose(fid);
```

- assessment.m

```
function RESULTS = assessment(Labels,PreLabels,par)
%
%   Gustavo Camps-Valls, 2007(c)
%   gcamps@uv.es
%
%   Formulae in:
%   Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data
%   by Russell G Congalton, Kass Green. CRC Press
%

switch lower(par)
       case {'class'}
       Etiquetas = union(Labels,PreLabels);     % Class labels (usually, 1,2,3.... but can
work with text labels)
       NumClases = length(Etiquetas); % Number of classes
       ConfusionMatrix = zeros(NumClases);
       for i=1:NumClases
               for j=1:NumClases
               ConfusionMatrix(i,j) = length(find(PreLabels==Etiquetas(i) &
       Labels==Etiquetas(j)));
               end;
       end;
       n      = sum(ConfusionMatrix(:));
       PA     = sum(diag(ConfusionMatrix));
       OA     = PA/n;
       npj = sum(ConfusionMatrix,1);
       nip = sum(ConfusionMatrix,2);
       PE  = npj*nip;
    if (n*PA-PE) == 0 && (n^2-PE) == 0
        warning('0 divided by 0')
        Kappa = 1;
    else
       Kappa  = (n*PA-PE)/(n^2-PE);
    end
       theta1 = OA;
       theta2 = PE/n^2;
       theta3 = (nip'+npj) * diag(ConfusionMatrix)  / n^2;
       suma4 = 0;
       for i=1:NumClases
       for j=1:NumClases
              suma4 = suma4 + ConfusionMatrix(i,j)*(nip(i) + npj(j))^2;
       end;
       end;
       theta4 = suma4/n^3;
```

```
        varKappa = ( theta1*(1-theta1)/(1-theta2)^2     +     2*(1-theta1)*(2*theta1*theta2-
theta3)/(1-theta2)^3      +     (1-theta1)^2*(theta4-4*theta2^2)/(1-theta2)^4  )/n;
        Z = Kappa/sqrt(varKappa);
        CI = [Kappa + 1.96*sqrt(varKappa), Kappa - 1.96*sqrt(varKappa)];
        if NumClases==2
            [p1,h1] = signrank(Labels,PreLabels);
            if h1==0
                RESULTS.WilcoxonComment  = 'The null hypothesis of both distributions come
from the same median can be rejected at the 5% level.';
            elseif h1==1
                RESULTS.WilcoxonComment  = 'The null hypothesis of both distributions come
from the same median cannot be rejected at the 5% level.';
            end;
            RESULTS.WilcoxonP            = p1;
            [p2,h2] = signtest(Labels,PreLabels);
            if h2==0
                RESULTS.SignTestComment  = 'The null hypothesis of both distributions come
from the same median can be rejected at the 5% level.';
            elseif h2==1
                RESULTS.SignTestComment  = 'The null hypothesis of both distributions come
from the same median cannot be rejected at the 5% level.';
            end;
            RESULTS.SignTestP            = p2;
            RESULTS.Chi2 = (abs(ConfusionMatrix(1,2)-ConfusionMatrix(2,1))-
1)^2/(ConfusionMatrix(1,2)+ConfusionMatrix(2,1));
            if RESULTS.Chi2<10
                RESULTS.Chi2Comments = 'The Chi^2 is not approximated by the chi-square
distribution. Instead, the sign test should be used.';
            else
                RESULTS.Chi2Comments = 'The Chi^2 is approximated by the chi-square
distribution. The greater Chi^2, the lower p<0.05 and thus the difference is more
statistically significant.';
            end
        end

        RESULTS.ConfusionMatrix = ConfusionMatrix;
        RESULTS.Kappa           = Kappa;
        RESULTS.OA              = 100*OA;
        RESULTS.varKappa        = varKappa;
        RESULTS.Z               = Z;
        RESULTS.CI              = CI;

case 'regress'

        RESULTS.ME   = mean(Labels-PreLabels);
        RESULTS.RMSE = sqrt(mean((Labels-PreLabels).^2));
        RESULTS.MAE  = mean(abs(Labels-PreLabels));
        [rr, pp]     = corrcoef(Labels,PreLabels);
        RESULTS.R    = rr(1,2);
        RESULTS.RP   = pp(1,2);

otherwise
        disp('Unknown learning paradigm.')
end
```

5.5. ΛΙΣΤΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ(FEATURES)

segment_duration
name
pp.name
p.name
n.name
nn.name
R:SylStructure.parent.tobi_accent
R:SylStructure.parent.stress
R:SylStructure.parent.tobi_endtone
R:SylStructure.parent.R:Syllable.p.syl_break
R:SylStructure.parent.R:Syllable.p.stress
nn.ph_cplace
R:SylStructure.parent.syl_break
ph_cplace
nn.ph_ctype
R:SylStructure.parent.R:Syllable.pp.stress
n.ph_ctype
p.ph_ctype
nn.ph_cvox
pp.ph_cplace
ph_cvox
n.ph_cplace
p.ph_cvox
p.seg_onsetcoda
ph_ctype
R:SylStructure.parent.R:Syllable.n.syl_break
R:SylStructure.parent.R:Syllable.n.stress
n.ph_vrnd
syl_initial
pp.ph_ctype
R:SylStructure.parent.parent.gpos
R:SylStructure.parent.parent.pos
p.ph_cplace
R:SylStructure.parent.R:Syllable.nn.stress
R:SylStructure.parent.R:Syllable.n.position_type
R:SylStructure.parent.ssyl_out
pp.ph_vrnd
lisp_onset_stop
R:SylStructure.parent.R:Syllable.n.syl_onsetsize
lisp_onset_fric
lisp_coda_fric
pp.ph_cvox
n.ph_vfront
R:SylStructure.parent.R:Syllable.n.accented
R:SylStructure.parent.R:Syllable.n.tobi_endtone
n.ph_vheight
pp.ph_vheight
R:SylStructure.parent.R:Syllable.nn.accented
R:SylStructure.parent.position_type
pp.ph_vfront
lisp_coda_stop
syl_final
n.ph_cvox
ph_vrnd
n.seg_onsetcoda
R:SylStructure.parent.R:Syllable.p.syl_codasize
R:SylStructure.parent.syl_onsetsize
R:SylStructure.parent.accented
R:SylStructure.parent.syl_codasize
seg_onsetcoda
p.ph_vheight
p.ph_vrnd
pos_in_syl
ph_vheight
nn.ph_vc
ph_vfront
R:SylStructure.parent.R:Syllable.p.accented
pp.ph_vc

```
n.ph_vc
n.ph_vlng
lisp_coda_nasal
nn.ph_vlng
R:SylStructure.parent.R:Syllable.p.tobi_endtone
p.ph_vlng
p.ph_vc
p.ph_vfront
R:SylStructure.parent.asyl_out
R:SylStructure.parent.R:Syllable.pp.accented
R:SylStructure.parent.syl_out
ph_vc
ph_vlng
lisp_onset_nasal
R:SylStructure.parent.syl_in
pp.ph_vlng
R:SylStructure.parent.next_accent
R:SylStructure.parent.R:Syllable.nn.syl_break
R:SylStructure.parent.parent.word_numsyls
R:SylStructure.parent.last_accent
R:SylStructure.parent.ssyl_in
R:SylStructure.parent.R:Syllable.pp.syl_break
R:SylStructure.parent.R:Syllable.p.tobi_accent
nn.ph_vrnd
R:SylStructure.parent.pos_in_word
nn.ph_vheight
R:SylStructure.parent.asyl_in
nn.ph_vfront
R:SylStructure.parent.sub_phrases
R:SylStructure.parent.R:Syllable.p.position_type
R:SylStructure.parent.R:Syllable.n.tobi_accent
R:SylStructure.parent.syl_coda_type
R:SylStructure.parent.R:Syllable.p.syl_coda_type
R:SylStructure.parent.R:Syllable.n.syl_coda_type
R:SylStructure.parent.syl_onset_type
R:SylStructure.parent.R:Syllable.p.syl_onset_type
R:SylStructure.parent.R:Syllable.n.syl_onset_type
R:SylStructure.parent.syl_accent
R:SylStructure.parent.R:Syllable.p.syl_accent
R:SylStructure.parent.R:Syllable.n.syl_accent
```

5.6. ΜΟΡΦΗ ΑΡΧΕΙΟΥ .ARFF ΤΟΥ WEKA

```
train.csv.arff
@attribute R:SylStructure.parent.R:Syllable.p.syl_coda_type {0.0,+S,-V,+V-S}
@attribute R:SylStructure.parent.R:Syllable.n.syl_coda_type {0.0,+S,-V,+V-S}
@attribute R:SylStructure.parent.syl_onset_type {0.0,+V-S,+S,-V}
@attribute R:SylStructure.parent.R:Syllable.p.syl_onset_type {0.0,+V-S,+S,-V}
@attribute R:SylStructure.parent.R:Syllable.n.syl_onset_type {0.0,+S,+V-S,-V}
@attribute R:SylStructure.parent.syl_accent {0.0,H*,L*+H,UNA,L*,L+H*}
@attribute R:SylStructure.parent.R:Syllable.p.syl_accent {0.0,H*,L*+H,UNA,L*,L+H*}
@attribute R:SylStructure.parent.R:Syllable.n.syl_accent {H,0.0,H*,L*+H,UNA,L*,L+H*}

@data
0.15,pau,0.0,0.0,pau,pau,0.0,0,0.0,0,0,0.0,0,0.0,0.0,0,0.0,0.0,-,0.0,-,0.0,0.0,0.0,0.0,0,0,0.1,0.0,0.0,0.0,0.0,0,0.0,0,0.0,0,0,0,0.0,0,0,0.0,0,0,0,
0.6,pau,0.0,pau,pau,ks,0.0,0,0.0,0,0,0.0,0,0.0,s,0,0.0,0.0,0.0,0.0,-,0.0,-,coda,0.0,0,0,0.1,0.0,0.0,0.0,0.0,0,0.0,0,0.0,0,0,0.0,0,0,0.0,0,0,0.0
0.28296,pau,pau,pau,ks,ee,0.0,0,0.0,0,0,0.0,0,0.0,0.0,0,s,0.0,0.0,0.0,-,0.0,-,coda,0.0,0,0,0.1,0.0,0.0,0.0,0.0,0,0.0,0,0.0,0,0,0,-,0,0,0.0,0,0,0,0.
0.11164,ks,pau,pau,ee,r,L*+H,1,NONE,0,0,0.0,0,0.0,q,0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,-,coda,s,1,0,-,1,0.0,content,V,0.0,0,final,4,0.0,1,1,0,0,-,1,1,NONE,2,0,1
0.09793,ee,pau,ks,r,i,L*+H,1,NONE,0,0,0.0,0,0.0,0.0,0,q,s,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,onset,0.0,1,0,0.0,0,0.0,content,V,0.0,0,final,4,0.0,1,1,0,0,-,0,1,NONE,0,
0.01978,r,ks,ee,i,n,NONE,0,NONE,0,1,a,1,0.0,n,0,0.0,0.0,+,0.0,0.0,0.0,0.0,coda,q,1,0,-,1,s,content,V,0.0,1,single,4,0.0,0,1,0,0,0.0,1,1,NONE,1,0,1,fina
0.07613,i,ee,r,n,a,NONE,0,NONE,0,1,0.0,1,0.0,0.0,0,n,q,0.0,0.0,0.0,a,0.0,onset,0.0,1,0,0.0,0,0.0,content,V,0.0,1,single,4,-,0,1,0,0,0.0,0,1,NONE,0,2,1,
0.05234,n,r,i,a,p,NONE,0,NONE,1,0,1,1,a,s,1,0.0,0.0,-,0.0,+,0.0,0.0,coda,n,0,1,-,1,q,function,nil,0.0,0,initial,4,0.0,0,1,0,0,0.0,2,1,NONE,3,0,1,single
0.07783,a,i,n,p,ee,NONE,0,NONE,1,0,0.0,1,0.0,0.0,1,s,n,0.0,0.0,0.0,1,+,onset,0.0,0,1,0.0,0,0.0,function,nil,a,0,initial,4,-,0,1,0,0,0.0,0,1,NONE,0,1,1,
0.10739,p,n,a,ee,z,L*+H,1,NONE,1,0,a,0,1,f,0,0.0,0.0,+,a,-,0.0,0.0,coda,s,1,0,-,1,n,content,V,0.0,0,final,3,0.0,1,1,0,0,+,1,1,NONE,2,0,1,initial,0,0,0,
0.15814,ee,a,p,z,i,L*+H,1,NONE,1,0,0.0,0,0.0,0.0,0,f,s,0.0,0.0,0.0,a,-,onset,0.0,1,0,0.0,0,0.0,content,V,1,0,final,3,-,1,1,0,0,0.0,0,1,NONE,0,3,1,initi
0.07259,z,p,ee,i,p,NONE,0,NONE,0,1,1,1,a,s,0,0.0,0.0,-,1,+,0.0,0.0,coda,f,0,0,-,1,s,content,V,0.0,1,initial,3,0.0,0,1,1,0,-,1,1,NONE,1,0,1,final,0,0,0,
0.05468,i,ee,z,p,o,NONE,0,NONE,0,1,0.0,1,0.0,0.0,0,s,f,0.0,0.0,0.0,1,+,onset,0.0,0,0,0.0,0,0.0,content,V,a,1,initial,3,-,0,1,1,0,0.0,0,1,NONE,0,2,1,fin
0.1073,p,z,i,o,l,NONE,0,NONE,1,0,0.0,0,1,q,1,0.0,0.0,0.0,a,-,0.0,0.0,coda,s,1,1,+,1,f,function,Adv,0.0,0,final,3,0.0,1,1,0,0,+,3,1,NONE,2,0,1,initial,0
0.04843,o,i,p,l,ii,NONE,0,NONE,1,0,0.0,0,0.0,0.0,1,q,s,0.0,0.0,0.0,0.0,-,onset,0.0,1,1,0.0,0,0.0,function,Adv,l,0,final,3,-,1,1,0,0,0.0,0,1,NONE,0,1,1,
0.06939,l,p,o,ii,k,L*+H,1,NONE,0,0,v,1,0.0,s,0,0.0,0.0,-,l,0.0,0.0,0.0,coda,q,0,0,-,1,s,function,Adv,0.0,1,initial,2,0.0,0,1,0,0,-,1,1,NONE,1,0,1,final
0.05149,ii,o,l,k,a,L*+H,1,NONE,0,0,0.0,1,0.0,0.0,0,s,q,0.0,0.0,0.0,v,0.0,onset,0.0,0,0,0.0,0,0.0,function,Adv,0.0,1,initial,2,+,0,1,0,0,0.0,0,1,NONE,0,
0.08459,k,l,ii,a,l,NONE,0,NONE,1,1,0.0,0,v,q,0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,-,0.0,0.0,coda,s,1,1,-,1,q,content,Adj,0.0,0,final,2,0.0,1,1,0,0,0.0,2,1,NONE,3,0,1,init
0.0677,a,ii,k,l,ii,NONE,0,NONE,1,1,0.0,0,0.0,0.0,0,q,s,0.0,0.0,0.0,0.0,-,onset,0.0,1,1,0.0,0,0.0,content,Adj,v,0,final,2,-,1,1,0,0,0.0,0,1,NONE,0,1,1,i
0.08423,l,k,a,ii,m,NONE,1,NONE,0,0,1,1,0.0,n,1,0.0,0.0,+,v,0.0,0.0,0.0,coda,q,0,0,-,1,s,content,Adj,0.0,0,initial,1,0.0,0,1,0,0,-,1,1,NONE,1,0,1,final,
0.07046,ii,a,l,m,u,NONE,1,NONE,0,0,0.0,1,0.0,0.0,1,n,q,0.0,0.0,0.0,1,0.0,onset,0.0,0,0,0.0,0,0.0,content,Adj,0.0,0,initial,1,-,0,1,0,0,0.0,0,1,NONE,0,3
0.0973,m,l,ii,u,s,NONE,0,NONE,1,1,a,0,1,f,0,0.0,0.0,-,0.0,+,0.0,0.0,coda,n,0,0,+,1,q,content,N,0.0,1,mid,1,0.0,0,1,0,0,0.0,3,1,NONE,1,0,1,initial,0,0,0
0.05877,u,ii,m,s,i,NONE,0,NONE,1,1,0.0,0,0.0,0.0,0,f,n,0.0,0.0,0.0,a,+,onset,0.0,0,0,0.0,0,0.0,content,N,1,1,mid,1,-,0,1,0,0,0.0,0,1,NONE,0,1,1,initial
```

Εικόνα 15

Μέρος αρχείου .arrff

Διακρίνεται η λέξη '*ξέρει*', προηγείται η διάρκεια κάθε φωνήματος και στη συνέχεια η τιμές των χαρακτηριστικών με τη σειρά που περιγράφονται στην παραπάνω λίστα

5.7. ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΤΙΚΟΣ ΠΙΝΑΚΑΣ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΚΑΤΑΦΑΤΙΚΩΝ ΠΡΟΤΑΣΕΩΝ

Αποτελέσματα test set από αρχεία error				
Αλγόριθμος	**Παράμετροι**	**CC**	**MAE**	**RMSE**
M5P	**-**	**0.9165**	**0.0172**	**0.0386**
M5P	-	0.9165	0.0172	0.0386
M5P	-	0.9139	0.0171	0.0392
M5P	build regression tree, minNumInstances 2.0	0.9145	0.0175	0.0388
M5P	build regression tree, minNumInstances 4.0	0.9145	0.0175	0.0388
M5P	build regression tree, minNumInstances 6.0	0.9145	0.0175	0.0388
M5P	Unpruned, minNumInstances 2.0	0.9141	0.0172	0.0392
M5P	Unpruned, minNumInstances 4.0	0.9141	0.0172	0.0392
M5P	Unpruned, minNumInstances 6.0	0.9141	0.0172	0.0392
M5P	BuildRegressionTree Unpruned minNumInstances 4.0	0.9138	0.0174	0.0389
Linear Regression	**attributeSelecionMethod M5 - Eliminate Colinear Attributes**	**0.9149**	**0.0188**	**0.0388**
Linear Regression	attributeSelecionMethod M5	0.915	0.0188	0.0388
RBFnetwork	minStdDev 0.01 - numClusters 2	0.2216	0.0496	0.0934
RBFnetwork	minStdDev 0.01 - numClusters 4	0.68	0.0356	0.0703
RBFnetwork	**minStdDev 0.01 - numClusters 6**	**0.6808**	**0.0353**	**0.0702**
RBFnetwork	minStdDev 0.1 - numClusters 2	0.2216	0.0496	0.0934
RBFnetwork	minStdDev 0.1 - numClusters 4	0.68	0.0356	0.0703
RBFnetwork	minStdDev 0.1 - numClusters 6	0.6808	0.0353	0.0702
RBFnetwork	minStdDev 1 - numClusters 2	0.2219	0.0495	0.0934
RBFnetwork	minStdDev 1 - numClusters 4	0.68	0.0356	0.0703
RBFnetwork	minStdDev 1 - numClusters 6	0.6808	0.0353	0.0702
ibk	KNN=1 , LinearNNSearch	0.9025	0.0215	0.0417
ibk	KNN=2 , LinearNNSearch	0.9105	0.0198	0.0399
ibk	**KNN=4 , LinearNNSearch**	**0.9127**	**0.0191**	**0.0394**
additiveregression	Classifier: Decision stump , numIteration 5	0.8423	0.0307	0.0519

additiveregression	Classifier: Decision stump , numIteration 10	0.8773	0.0268	0.046
additiveregression	Classifier: Decision stump , numIteration 15	0.8902	0.0243	0.0437
additiveregression	Classifier: Decision stump , numIteration 25	0.9027	0.0226	0.0413
additiveregression	Classifier: repttree , numIteration 5	0.9122	0.0186	0.0395
additiveregression	**Classifier: repttree , numIteration 10**	**0.9125**	**0.0185**	**0.0395**
additiveregression	Classifier: repttree , numIteration 15	0.9125	0.0185	0.0395
bagging	Classifier: Decision stump , numIteration 2	0.7705	0.0338	0.0622
bagging	Classifier: Decision stump , numIteration 5	0.7345	0.0347	0.0653
bagging	Classifier: Decision stump , numIteration 10	0.7094	0.0352	0.0676
bagging	Classifier: Decision stump , numIteration 15	0.6999	0.0354	0.0684
bagging	Classifier: repttree , numIteration 5	0.9127	0.0179	0.0393
bagging	**Classifier: repttree , numIteration 10**	**0.9137**	**0.0178**	**0.0391**
bagging	Classifier: repttree , numIteration 15	0.9133	0.0177	0.0392
bagging	Classifier: m5p , numIteration 5	0.8489	0.027	0.0508
leastMedSq	randomseed 0, samplesize 2	0.666	0.0268	0.0792
leastMedSq	randomseed 0, samplesize 4	0.6645	0.0269	0.0793
leastMedSq	randomseed 0, samplesize 6	0.6627	0.0266	0.0792
leastMedSq	randomseed 2, samplesize 2	0.6658	0.0266	0.0791
leastMedSq	randomseed 2, samplesize 4	0.6666	0.0267	0.0792
leastMedSq	randomseed 2, samplesize 6	0.6573	0.0265	0.079
leastMedSq	randomseed 5, samplesize 2	0.6652	0.0268	0.0793

leastMedSq	**randomseed 5, samplesize 4**	**0.6571**	**0.0264**	**0.0789**
leastMedSq	randomseed 5, samplesize 6	0.6624	0.0266	0.0791

Πίνακας 6
Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων εκπαίδευσης αλγορίθμων καταφατικών προτάσεων
επισημαίνεται η βέλτιστη τιμή για κάθε αλγόριθμο

5.8. ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΤΙΚΟΣ ΠΙΝΑΚΑΣ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΕΡΩΤΗΜΑΤΙΚΩΝ ΠΡΟΤΑΣΕΩΝ

Αποτελέσματα test set από αρχεία error				
Αλγόριθμος	**Παράμετροι**	**CC**	**MAE**	**RMSE**
M5P	-	0.9217	0.0243	0.0427
M5P	-	0.9217	0.0243	0.0427
M5P	-	0.9217	0.0243	0.0427
M5P	build regression tree, minNumInstances 2.0	0.9237	0.0219	0.0421
M5P	build regression tree, minNumInstances 4.0	0.9237	0.0219	0.0421
M5P	build regression tree, minNumInstances 6.0	0.9237	0.0218	0.0421
M5P	Unpruned, minNumInstances 2.0	0.9263	0.0212	0.0416
M5P	Unpruned, minNumInstances 4.0	0.9263	0.0212	0.0416
M5P	**Unpruned, minNumInstances 6.0**	**0.9266**	**0.0212**	**0.0415**
M5P	BuildRegressionTree-Unpruned-minNumInstances 4.0	0.9243	0.0216	0.042
Linear Regression	**attributeSelecionMethod M5 - Eliminate Colinear Attributes**	**0.9219**	**0.0243**	**0.0427**
Linear Regression	attributeSelecionMethod M5	0.9219	0.0243	0.0427
RBFnetwork	minStdDev 0.01 - numClusters 2	0.6193	0.0467	0.0865
RBFnetwork	minStdDev 0.01 - numClusters 4	0.6194	0.0467	0.0865
RBFnetwork	**minStdDev 0.01 - numClusters 6**	**0.6209**	**0.0465**	**0.0864**
RBFnetwork	minStdDev 0.1 - numClusters 2	0.6193	0.0467	0.0865
RBFnetwork	minStdDev 0.1 - numClusters 4	0.6194	0.0468	0.0865
RBFnetwork	minStdDev 0.1 - numClusters 6	0.621	0.0465	0.0864
RBFnetwork	minStdDev 1 - numClusters 2	0.6193	0.0467	0.0865
RBFnetwork	minStdDev 1 - numClusters 4	0.6194	0.0467	0.0865
RBFnetwork	minStdDev 1 - numClusters 6	0.6209	0.0465	0.0864
ibk	KNN=1 , LinearNNSearch	0.9108	0.0253	0.046
ibk	KNN=2 , LinearNNSearch	0.918	0.0237	0.044
ibk	**KNN=4 , LinearNNSearch**	**0.9214**	**0.0228**	**0.043**

additiveregression	Classifier: Decision stump , numIteration 5	0.8722	0.0349	0.0538
additiveregression	Classifier: Decision stump , numIteration 10	0.8895	0.0311	0.0503
additiveregression	Classifier: Decision stump , numIteration 15	0.8957	0.0307	0.0489
additiveregression	Classifier: Decision stump , numIteration 25	0.9029	0.0288	0.0473
additiveregression	Classifier: repttree , numIteration 5	0.9149	0.0244	0.0447
additiveregression	Classifier: repttree , numIteration 10	0.9149	0.0244	0.0447
additiveregression	**Classifier: repttree , numIteration 15**	**0.9149**	**0.0244**	**0.0447**
bagging	Classifier: Decision stump , numIteration 2	0.7026	0.0475	0.0783
bagging	Classifier: Decision stump , numIteration 5	0.7026	0.0475	0.0783
bagging	Classifier: Decision stump , numIteration 10	0.7026	0.0476	0.0783
bagging	Classifier: Decision stump , numIteration 15	0.7026	0.0475	0.0783
bagging	Classifier: repttree , numIteration 5	0.916	0.024	0.0444
bagging	Classifier: repttree , numIteration 10	0.9166	0.0237	0.0442
bagging	Classifier: repttree , numIteration 15	0.917	0.0236	0.044
bagging	Classifier: m5p , numIteration 5	0.9138	0.0254	0.0447
bagging	Classifier: m5p , numIteration 10	0.9242	0.0226	0.0421
bagging	**Classifier: m5p , numIteration 15**	**0.9253**	**0.0226**	**0.0418**
leastMedSq	randomseed 0, samplesize 2	0.6019	0.0343	0.0947
leastMedSq	**randomseed 0, samplesize 4**	**0.6116**	**0.0341**	**0.0945**
leastMedSq	randomseed 0, samplesize 6	0.6159	0.0343	0.0947
leastMedSq	randomseed 2, samplesize 2	0.6173	0.0342	0.0947
leastMedSq	randomseed 2, samplesize 4	0.6152	0.0342	0.0947
leastMedSq	randomseed 2, samplesize 6	0.6112	0.0343	0.0947
leastMedSq	randomseed 5, samplesize 2	0.6236	0.0345	0.0949
leastMedSq	randomseed 5, samplesize 4	0.6237	0.0345	0.0949
leastMedSq	randomseed 5, samplesize 6	0.6059	0.0342	0.0946

Πίνακας 7
Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων εκπαίδευσης αλγορίθμων ερωτηματικών προτάσεων
επισημαίνεται η βέλτιστη τιμή για κάθε αλγόριθμο

5.9. ΑΝΑΛΥΤΙΚΟΙ ΠΙΝΑΚΕΣ ΜΕ ΟΛΕΣ ΤΙΣ ΤΙΜΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ, ΓΙΑ ΚΑΘΕ ΦΩΝΗΜΑ ΚΑΙ ΚΑΘΕ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ

5.9.1. ΚΑΤΑΦΑΣΗ – ADDITIVE REGRESSION

Φώνημα	Εμφανίσεις	ME	RMSE	MAE	R
all plus pau	4011	0.003138	0.053820	0.021479	0.914050
all	3452	-0.000373	0.018160	0.013175	0.791135
consonants	1780	-0.000107	0.016273	0.011873	0.806754
vowels	1677	-0.000596	0.020112	0.014605	0.775248
a	336	-0.000821	0.016711	0.012238	0.631119
aa	108	-0.005213	0.029341	0.022213	0.557360
b	10	0.000300	0.036637	0.022700	-0.719399
c	4	-0.004500	0.014018	0.013000	0.854287
d	17	0.003588	0.019356	0.015941	0.659085
dd	54	0.001704	0.013934	0.011185	0.321339
e	241	0.000826	0.016032	0.011523	0.561783
ee	76	0.001987	0.025446	0.019750	0.447484
f	45	-0.002956	0.019067	0.014200	0.642264
g	6	-0.002500	0.010870	0.010167	0.302864
i	345	0.001133	0.018020	0.013568	0.646260
ii	168	-0.002399	0.024539	0.018173	0.492726
k	77	-0.001481	0.019638	0.014883	0.499882
kk	62	0.002710	0.018448	0.014323	0.628472
ks	19	-0.005895	0.011457	0.010000	0.687579
l	90	0.000700	0.012973	0.010233	0.544081
ll	11	-0.014182	0.032985	0.022182	-0.436631
m	120	-0.000100	0.017979	0.012667	0.282619
n	227	0.001141	0.014625	0.011256	0.582910
nn	5	0.019400	0.047537	0.029400	0.392108
o	209	-0.000679	0.015738	0.011770	0.689829
oo	107	-0.002860	0.026162	0.020000	0.679289
p	152	0.003658	0.016743	0.012158	0.755143
pau	559	0.024819	0.136922	0.072758	0.863273
Q	37	0.001865	0.020959	0.014189	0.534393
r	168	-0.000292	0.010706	0.007720	0.534432
s	232	-0.003220	0.015402	0.011806	0.809927
t	262	0.001698	0.015004	0.010943	0.745327
u	68	-0.001676	0.017921	0.013971	0.674719
uu	14	-0.002429	0.025405	0.019429	0.586887
v	32	-0.000219	0.012097	0.009719	0.353927
w	3	0.010667	0.015642	0.012667	0.448037
x	31	-0.008452	0.019004	0.014452	0.361599
xx	20	-0.003150	0.019760	0.016350	0.597031
y	43	-0.002395	0.015426	0.011558	0.213534
yy	22	-0.001682	0.020984	0.017227	0.377222
z	26	-0.006500	0.015817	0.012500	0.272869

Πίνακας 8

Συγκεντρωτικές τιμές πρόβλεψης additive regression - καταφατικές προτάσεις

5.9.2. ΚΑΤΑΦΑΣΗ – BAGGING

Φώνημα	Εμφανίσεις	ME	RMSE	MAE	R
all plus pau	4011	0.003241	0.053423	0.020894	0.917615
all	3452	-0.000390	0.017311	0.012660	0.801023
consonants	1780	0.000146	0.015503	0.011428	0.818344
vowels	1677	-0.000904	0.019196	0.014013	0.783751
a	336	-0.000735	0.016059	0.011759	0.633596
aa	108	-0.003528	0.030040	0.022657	0.444634
b	10	-0.003900	0.021192	0.015300	-0.591370
c	4	-0.008750	0.018835	0.015250	0.191280
d	17	0.005118	0.022052	0.019235	0.063913
dd	54	-0.000056	0.014360	0.012167	0.241055
e	241	-0.000257	0.015315	0.011610	0.619425
ee	76	0.002868	0.023116	0.017868	0.530643
f	45	-0.000867	0.017843	0.013444	0.660704
g	6	-0.004833	0.012748	0.010833	-0.081095
i	345	0.000403	0.015725	0.011817	0.714756
ii	168	-0.002625	0.024456	0.018363	0.482295
k	77	-0.001065	0.017071	0.012442	0.567104
kk	62	0.001177	0.021917	0.017274	0.370002
ks	19	-0.001789	0.015228	0.012526	0.398576
l	90	0.000600	0.012056	0.009111	0.516628
ll	11	-0.007636	0.034633	0.028727	0.069093
m	120	0.000433	0.014416	0.010967	0.475890
n	227	0.001524	0.014202	0.010643	0.518340
nn	5	0.018000	0.047615	0.027600	0.434617
o	209	-0.001938	0.015725	0.011584	0.659130
oo	107	-0.000972	0.023547	0.019178	0.731968
p	152	0.004796	0.015759	0.010993	0.782591
pau	559	0.025667	0.136485	0.071739	0.867635
Q	37	-0.002135	0.019670	0.015270	0.629370
r	168	0.001030	0.009673	0.007161	0.587988
s	232	-0.002172	0.013719	0.010767	0.846652
t	262	0.001149	0.014374	0.010523	0.750192
u	68	-0.004853	0.017052	0.013176	0.669971
uu	14	0.000500	0.025107	0.019786	0.486740
v	32	0.000219	0.011730	0.009344	0.421298
w	3	0.011333	0.018493	0.011333	-0.890342
x	31	-0.007903	0.019053	0.014226	0.202495
xx	20	-0.004650	0.017907	0.014850	0.644232
y	43	-0.005093	0.017816	0.013884	0.038778
yy	22	0.000318	0.022174	0.018955	0.084168
z	26	-0.006115	0.014685	0.011423	0.443494

Πίνακας 9
Συγκεντρωτικές τιμές πρόβλεψης bagging – καταφατικές προτάσεις

5.9.3. ΚΑΤΑΦΑΣΗ – IBK

Φώνημα	Εμφανίσεις	ME	RMSE	MAE	R
all plus pau	4011	0.004416	0.052794	0.021649	0.920725
all	3452	0.000483	0.019376	0.014148	0.743938
consonants	1780	0.001150	0.018292	0.013397	0.738414
vowels	1677	-0.000132	0.020659	0.015013	0.744306
a	336	0.000515	0.017947	0.012997	0.567625
aa	108	0.012870	0.033222	0.025278	0.450969
b	10	0.000200	0.014255	0.012000	0.314582
c	4	0.022750	0.025303	0.022750	0.763881
d	17	0.012706	0.023283	0.018941	0.432149
dd	54	-0.003500	0.013165	0.010315	0.570503
e	241	-0.000780	0.017251	0.012539	0.534698
ee	76	0.007105	0.022991	0.017289	0.589573
f	45	0.004733	0.019818	0.015667	0.619992
g	6	0.005000	0.018806	0.014333	-0.249763
i	345	-0.003142	0.017151	0.012858	0.676049
ii	168	-0.006363	0.025231	0.018804	0.499549
k	77	0.000390	0.018219	0.013429	0.577924
kk	62	0.004935	0.019636	0.014323	0.629300
ks	19	0.033789	0.044054	0.038632	0.140688
l	90	0.011178	0.021248	0.016222	0.312021
ll	11	0.020727	0.034520	0.030000	0.017281
m	120	0.001992	0.015697	0.011942	0.451478
n	227	0.000665	0.013767	0.010559	0.585803
nn	5	0.031600	0.055429	0.037200	0.263458
o	209	-0.001368	0.016063	0.012258	0.693117
oo	107	0.006626	0.023538	0.018738	0.759116
p	152	0.005395	0.020769	0.015053	0.615501
pau	559	0.028705	0.132969	0.067975	0.877081
Q	37	0.002324	0.019014	0.014378	0.631813
r	168	-0.007952	0.019766	0.013905	0.046179
s	232	0.001078	0.014856	0.011457	0.813636
t	262	-0.001042	0.015321	0.011500	0.716405
u	68	-0.006809	0.019415	0.015603	0.622963
uu	14	-0.007214	0.031397	0.023929	0.354494
v	32	-0.004500	0.014599	0.011938	0.416081
w	3	0.042000	0.048270	0.042000	-0.729138
x	31	0.003129	0.017377	0.012935	0.377463
xx	20	0.005100	0.017776	0.014300	0.660301
y	43	-0.010070	0.017375	0.013512	0.510958
yy	22	-0.004818	0.019788	0.016636	0.508150
z	26	-0.013000	0.020214	0.015231	0.532391

Πίνακας 10
Συγκεντρωτικές τιμές πρόβλεψης ibk – καταφατικές προτάσεις

5.9.4. ΚΑΤΑΦΑΣΗ – LEASTMEDSQ

Φώνημα	Εμφανίσεις	ME	RMSE	MAE	R
all plus pau	4011	0.019940	0.109881	0.033170	0.594688
all	3452	-0.000807	0.018499	0.013414	0.766435
consonants	1780	-0.001883	0.018138	0.012891	0.742576
vowels	1677	0.000405	0.019000	0.014011	0.788937
a	336	-0.000182	0.015672	0.011824	0.660008
aa	108	0.001315	0.025863	0.020519	0.611767
b	10	-0.006100	0.011014	0.009500	0.687687
c	4	0.000000	0.017875	0.017000	0.073657
d	17	0.000000	0.016901	0.015647	0.597375
dd	54	0.001389	0.013210	0.010019	0.428660
e	241	0.000710	0.015201	0.010817	0.618464
ee	76	0.001645	0.025843	0.020671	0.300726
f	45	-0.004178	0.018031	0.012311	0.687175
g	6	-0.011667	0.016763	0.014667	-0.361710
i	345	0.000652	0.016768	0.012646	0.671782
ii	168	0.001208	0.022196	0.016744	0.555780
k	77	-0.006325	0.022204	0.014403	0.271061
kk	62	-0.000806	0.017532	0.013226	0.721024
ks	19	0.005737	0.010768	0.009211	0.749395
l	90	-0.000789	0.011506	0.008811	0.600370
ll	11	0.009000	0.028802	0.021727	-0.391788
m	120	-0.000608	0.015069	0.010925	0.457945
n	227	0.001308	0.013096	0.010313	0.585891
nn	5	0.022800	0.044082	0.027200	0.921018
o	209	-0.001239	0.014830	0.011344	0.700742
oo	107	0.002458	0.027680	0.021393	0.677616
p	152	-0.003888	0.026659	0.016336	-0.068007
pau	559	0.148063	0.290725	0.155168	-0.206845
Q	37	-0.001595	0.016760	0.013270	0.778920
r	168	-0.000643	0.016801	0.013750	-0.073827
s	232	-0.002345	0.017330	0.014052	0.782516
t	262	-0.004630	0.021309	0.013859	0.327522
u	68	-0.004471	0.015282	0.012235	0.730619
uu	14	0.004357	0.027896	0.023214	0.283871
v	32	0.000906	0.013772	0.011031	0.283510
w	3	0.025000	0.025645	0.025000	0.986761
x	31	-0.005387	0.017516	0.014290	0.324218
xx	20	-0.003400	0.014906	0.011600	0.819676
y	43	-0.001953	0.012895	0.010419	0.565703
yy	22	-0.004727	0.017181	0.014273	0.644631
z	26	-0.008577	0.014413	0.012115	0.647484

Πίνακας 11
Συγκεντρωτικές τιμές πρόβλεψης LeastMedSq – καταφατικές προτάσεις

5.9.5. ΚΑΤΑΦΑΣΗ – LINEAR REGRESSION

Φώνημα	Εμφανίσεις	ME	RMSE	MAE	R
all plus pau	4011	0.002845	0.051211	0.020991	0.930646
all	3452	-0.001572	0.018430	0.013723	0.773622
consonants	1780	-0.001333	0.018271	0.013470	0.745772
vowels	1677	-0.001775	0.018708	0.014026	0.796111
a	336	-0.001360	0.015097	0.011432	0.686302
aa	108	-0.005870	0.024943	0.019889	0.660985
b	10	-0.007400	0.013835	0.011800	0.496601
c	4	-0.002750	0.016756	0.015250	0.316191
d	17	-0.001000	0.017804	0.015706	0.551276
dd	54	0.003130	0.014878	0.011167	0.349890
e	241	-0.000162	0.015954	0.011473	0.579749
ee	76	0.000461	0.024115	0.019224	0.454313
f	45	-0.005533	0.019624	0.013133	0.608452
g	6	-0.011167	0.014916	0.011167	0.380318
i	345	-0.000052	0.017186	0.013055	0.642080
ii	168	-0.003405	0.020624	0.015810	0.656424
k	77	-0.005286	0.022266	0.014844	0.312351
kk	62	-0.000097	0.016345	0.012097	0.757566
ks	19	-0.006105	0.012316	0.010421	0.697602
l	90	-0.000822	0.013298	0.009933	0.543311
ll	11	-0.007727	0.029837	0.023000	-0.376529
m	120	-0.000833	0.015859	0.011300	0.444158
n	227	0.000753	0.016271	0.012797	0.468263
nn	5	0.015600	0.041449	0.025200	0.902104
o	209	-0.002627	0.016075	0.012416	0.663920
oo	107	-0.004897	0.026279	0.020617	0.718349
p	152	-0.001105	0.024805	0.016711	0.147571
pau	559	0.030122	0.129308	0.065868	0.898089
Q	37	-0.000405	0.017037	0.013324	0.757261
r	168	0.000018	0.018467	0.015125	-0.056981
s	232	-0.002379	0.017558	0.013931	0.736866
t	262	-0.000622	0.018638	0.013195	0.513214
u	68	-0.005265	0.016486	0.013412	0.684401
uu	14	0.004429	0.025732	0.022000	0.467715
v	32	0.001031	0.016289	0.012531	0.181961
w	3	0.004333	0.006455	0.004333	0.997949
x	31	-0.007000	0.019253	0.016032	0.309691
xx	20	-0.003200	0.015379	0.011600	0.752891
y	43	-0.001628	0.013175	0.010977	0.602419
yy	22	-0.006545	0.017914	0.015545	0.645498
z	26	-0.011346	0.017702	0.013808	0.639877

Πίνακας 12
Συγκεντρωτικές τιμές πρόβλεψης Linear Regression – καταφατικές προτάσεις

5.9.6. ΚΑΤΑΦΑΣΗ – M5P

Φώνημα	Εμφανίσεις	ME	RMSE	MAE	R
all plus pau	4011	0.002870	0.052821	0.020151	0.920161
all	3452	-0.001416	0.017322	0.012331	0.809835
consonants	1780	-0.001134	0.015693	0.011509	0.820287
vowels	1677	-0.001685	0.018950	0.013231	0.800385
a	336	-0.000854	0.015295	0.010890	0.676772
aa	108	-0.005167	0.024253	0.019815	0.670725
b	10	-0.006600	0.012402	0.011000	0.550766
c	4	-0.023750	0.028605	0.023750	0.968289
d	17	0.004882	0.020772	0.016412	0.335683
dd	54	-0.000907	0.013479	0.010833	0.430461
e	241	-0.000004	0.014370	0.010378	0.673014
ee	76	0.003000	0.023447	0.017447	0.568543
f	45	-0.003622	0.017000	0.013667	0.716985
g	6	-0.018833	0.025479	0.022833	-0.548722
i	345	-0.000710	0.015959	0.012183	0.716332
ii	168	-0.004065	0.020616	0.015423	0.637340
k	77	0.000013	0.019310	0.013675	0.490279
kk	62	-0.001032	0.016496	0.013258	0.719752
ks	19	-0.004842	0.020782	0.017263	0.643491
l	90	-0.000289	0.011878	0.008711	0.587989
ll	11	-0.005636	0.028042	0.022364	-0.209202
m	120	0.000525	0.014290	0.010942	0.577194
n	227	0.000048	0.012862	0.009943	0.657870
nn	5	0.008800	0.031151	0.021600	0.952975
o	209	-0.002024	0.014468	0.010895	0.730940
oo	107	-0.006589	0.034887	0.020346	0.566757
p	152	0.000421	0.021327	0.014921	0.496606
pau	559	0.029335	0.134783	0.068444	0.872015
Q	37	-0.003135	0.018907	0.014162	0.644938
r	168	0.000446	0.009913	0.007125	0.591829
s	232	-0.003435	0.013704	0.010815	0.854561
t	262	0.000053	0.014358	0.010344	0.751034
u	68	-0.003603	0.017416	0.013485	0.654979
uu	14	0.003500	0.026505	0.020643	0.424422
v	32	-0.002812	0.013904	0.010813	0.360991
w	3	0.025000	0.032399	0.025000	0.851011
x	31	-0.007387	0.021979	0.015516	0.566687
xx	20	-0.002850	0.019043	0.014950	0.596615
y	43	-0.002326	0.013444	0.010233	0.486750
yy	22	0.000864	0.020012	0.017045	0.420789
z	26	-0.012962	0.021698	0.018346	0.377586

Πίνακας 13
Συγκεντρωτικές τιμές πρόβλεψης M5P – καταφατικές προτάσεις

5.9.7. ΚΑΤΑΦΑΣΗ – RBFNETWORK

Φώνημα	Εμφανίσεις	ME	RMSE	MAE	R
all plus pau	4011	0.003164	0.096546	0.041366	0.644767
all	3452	-0.000939	0.028360	0.021523	0.174196
consonants	1780	-0.003062	0.026361	0.020120	0.218243
vowels	1677	0.001416	0.030462	0.023064	0.158275
a	336	-0.000735	0.020466	0.014973	0.145603
aa	108	0.048574	0.057807	0.049463	0.145634
b	10	0.013100	0.018474	0.014500	-0.107553
c	4	0.031250	0.035570	0.031250	NaN
d	17	0.021647	0.030790	0.025882	-0.078556
dd	54	-0.009167	0.018111	0.015759	-0.205145
e	241	-0.009349	0.021552	0.017722	0.016284
ee	76	0.026987	0.038841	0.029724	-0.237027
f	45	0.012044	0.026442	0.022267	0.135935
g	6	0.015833	0.019031	0.015833	-0.288542
i	345	-0.016255	0.027387	0.023542	0.206260
ii	168	0.012351	0.028896	0.021363	0.063718
k	77	0.003987	0.021163	0.015961	0.066271
kk	62	0.013774	0.026295	0.021065	0.303820
ks	19	0.058947	0.060345	0.058947	0.317558
l	90	-0.003978	0.014067	0.011067	0.304045
ll	11	0.003909	0.025347	0.018455	-0.258369
m	120	0.000308	0.015886	0.012442	0.260640
n	227	-0.012727	0.020366	0.016744	0.115952
nn	5	0.032800	0.057623	0.039200	-0.508776
o	209	-0.007172	0.021905	0.017699	0.068319
oo	107	0.032888	0.047773	0.038907	-0.020235
p	152	0.005105	0.024929	0.017513	-0.073866
pau	559	0.028497	0.248828	0.163907	-0.000000
Q	37	0.016649	0.027795	0.020486	0.444215
r	168	-0.041982	0.044868	0.041982	-0.425007
s	232	0.008698	0.024922	0.020250	0.650588
t	262	-0.008405	0.022359	0.015832	0.290430
u	68	-0.018544	0.028171	0.024574	0.111636
uu	14	0.013429	0.031410	0.024000	0.000699
v	32	-0.007906	0.015105	0.012156	0.143942
w	3	0.078667	0.081010	0.078667	-0.997949
x	31	0.016226	0.023446	0.019194	0.070526
xx	20	0.027250	0.036378	0.029250	-0.136291
y	43	-0.013023	0.020522	0.017953	0.025268
yy	22	-0.002091	0.023909	0.020909	-0.226907
z	26	-0.007846	0.015916	0.012538	0.405514

Πίνακας 14
Συγκεντρωτικές τιμές πρόβλεψης RBFNetwork – καταφατικές προτάσεις

5.9.8. ΕΡΩΤΗΣΗ – ADDITIVE REGRESSION

Φώνημα	Εμφανίσεις	ME	RMSE	MAE	R
all plus pau	1946	0.000190	0.041509	0.023677	0.927201
all	1644	0.001122	0.025316	0.018158	0.735671
consonants	843	0.001582	0.023252	0.016733	0.679718
vowels	803	0.000780	0.027446	0.019753	0.765092
a	156	0.001526	0.024799	0.016872	0.667036
aa	39	-0.002128	0.032389	0.028026	0.513839
b	4	-0.011250	0.018635	0.018250	-0.625672
c	5	0.025000	0.035319	0.033800	0.790752
d	7	0.003143	0.022136	0.019714	0.321613
dd	36	0.000111	0.021067	0.017778	0.037433
e	126	-0.000278	0.029070	0.018151	0.441437
ee	47	-0.004170	0.033011	0.027660	0.523099
f	26	0.005500	0.021138	0.016654	0.671740
g	3	-0.015333	0.022993	0.016000	-0.470926
i	181	-0.001525	0.021984	0.015978	0.707028
ii	86	0.002942	0.035046	0.026756	0.712363
k	29	-0.002931	0.016025	0.011414	0.813788
kk	33	-0.003242	0.028071	0.020212	0.618309
ks	5	0.017200	0.031343	0.026000	0.436369
l	38	0.000974	0.018498	0.013132	0.402339
ll	3	-0.051000	0.062142	0.051000	-0.889144
m	53	-0.005547	0.020652	0.015736	0.253929
n	114	-0.000053	0.016389	0.011702	0.507678
nn	2	0.058000	0.059439	0.058000	1.000.000
o	88	-0.000557	0.021848	0.015920	0.780565
oo	36	0.010639	0.032026	0.026750	0.766042
p	64	0.010063	0.027228	0.018313	0.374659
pau	302	-0.004884	0.087257	0.053719	0.901315
Q	26	0.006577	0.032407	0.028500	0.071374
r	70	-0.009243	0.022977	0.016071	0.375078
s	138	0.006007	0.024100	0.017659	0.657407
t	123	0.002935	0.021455	0.016057	0.489002
u	33	0.009576	0.025753	0.019879	0.758852
uu	9	-0.004556	0.032265	0.024556	-0.190062
v	15	0.003467	0.012138	0.009200	0.187455
w	3	0.084000	0.088004	0.084000	-0.975284
x	6	-0.011500	0.023213	0.020167	-0.218706
xx	7	0.020714	0.032599	0.023000	0.420460
y	8	-0.012000	0.023076	0.021250	0.357492
yy	15	-0.005600	0.010633	0.009333	0.629401
z	10	-0.002100	0.013233	0.010900	0.597670

Πίνακας 15
Συγκεντρωτικές τιμές πρόβλεψης Additive Regression – ερωτηματικές προτάσεις

5.9.9. ΕΡΩΤΗΣΗ – BAGGING

Φώνημα	Εμφανίσεις	ME	RMSE	MAE	R
all plus pau	1946	0.000540	0.038051	0.021261	0.939267
all	1644	0.001630	0.021601	0.015923	0.814387
consonants	843	0.003517	0.019626	0.015233	0.788015
vowels	803	-0.000274	0.023540	0.016690	0.833754
a	156	0.000853	0.021527	0.014660	0.756337
aa	39	-0.006744	0.025044	0.021103	0.693649
b	4	-0.003750	0.012400	0.010750	0.443663
c	5	0.006400	0.020785	0.017200	0.855747
d	7	0.001429	0.018197	0.016286	0.535981
dd	36	-0.002750	0.015121	0.012250	0.348083
e	126	-0.000317	0.021700	0.014540	0.723850
ee	47	0.000468	0.031182	0.023277	0.566777
f	26	0.004385	0.021159	0.017615	0.655336
g	3	-0.009000	0.011091	0.009000	0.754607
i	181	-0.003464	0.020171	0.014624	0.736041
ii	86	0.001849	0.028857	0.020407	0.897641
k	29	-0.002552	0.020973	0.012759	0.643881
kk	33	0.002848	0.022343	0.018364	0.798933
ks	5	0.001600	0.033621	0.026400	-0.030468
l	38	0.002421	0.016345	0.013526	0.575613
ll	3	-0.041333	0.042591	0.041333	0.496499
m	53	-0.004981	0.016062	0.012491	0.570729
n	114	0.001561	0.015411	0.012070	0.594345
nn	2	0.033000	0.036249	0.033000	1.000.000
o	88	0.001636	0.020835	0.014886	0.803167
oo	36	0.005472	0.031409	0.023194	0.787357
p	64	0.011125	0.022293	0.018156	0.618080
pau	302	-0.005394	0.082400	0.050321	0.914537
Q	26	0.011038	0.021599	0.018654	0.816873
r	70	-0.002629	0.017249	0.013943	0.161830
s	138	0.008754	0.022774	0.017522	0.734725
t	123	0.004805	0.019868	0.015114	0.581244
u	33	0.005212	0.021595	0.017212	0.824511
uu	9	-0.020333	0.026257	0.020556	0.097222
v	15	0.012000	0.017072	0.013867	0.470392
w	3	0.024667	0.033337	0.029333	0.293570
x	6	-0.002500	0.013423	0.012500	0.379551
xx	7	0.017571	0.028980	0.024714	0.556885
y	8	-0.002625	0.011385	0.010125	0.756650
yy	15	-0.000800	0.014473	0.012800	0.276908
z	10	0.003100	0.013413	0.010500	0.318813

Πίνακας 16
Συγκεντρωτικές τιμές πρόβλεψης Bagging – ερωτηματικές προτάσεις

5.9.10. ΕΡΩΤΗΣΗ – IBK

Φώνημα	Εμφανίσεις	ME	RMSE	MAE	R
all plus pau	1946	0.002369	0.039165	0.021479	0.935602
all	1644	0.003549	0.023449	0.016637	0.778508
consonants	843	0.004147	0.020990	0.015205	0.755804
vowels	803	0.003046	0.025914	0.018234	0.791570
a	156	0.007327	0.025387	0.016904	0.665612
aa	39	0.017051	0.039286	0.029359	0.378000
b	4	0.002250	0.011990	0.008750	0.807939
c	5	0.030600	0.037414	0.035000	0.842914
d	7	0.010000	0.018662	0.015429	0.536882
dd	36	-0.004778	0.016024	0.012556	0.488264
e	126	0.001865	0.025322	0.016278	0.595788
ee	47	0.008660	0.030578	0.023809	0.635644
f	26	0.012731	0.023518	0.019192	0.713612
g	3	0.003333	0.019201	0.016000	-0.627865
i	181	-0.003022	0.019308	0.014448	0.768994
ii	86	-0.001244	0.033493	0.024291	0.738785
k	29	0.000862	0.012433	0.009552	0.890061
kk	33	0.008909	0.023217	0.017091	0.795791
ks	5	0.052600	0.054389	0.052600	0.914173
l	38	0.017316	0.024399	0.019474	0.559975
ll	3	0.013333	0.028154	0.021333	-0.044635
m	53	0.002113	0.015765	0.011434	0.555973
n	114	-0.000070	0.016447	0.012667	0.499115
nn	2	0.054000	0.057940	0.054000	-1.000.000
o	88	-0.000375	0.018921	0.014989	0.839746
oo	36	0.014694	0.029543	0.022583	0.834486
p	64	0.007844	0.019143	0.014000	0.710633
pau	302	-0.004050	0.083010	0.047838	0.911669
Q	26	0.019577	0.030236	0.022885	0.608254
r	70	-0.013757	0.024024	0.018357	0.238209
s	138	0.008051	0.021464	0.015268	0.767445
t	123	0.001423	0.017440	0.012285	0.676399
u	33	0.002545	0.022072	0.017758	0.794419
uu	9	-0.004222	0.021411	0.017778	0.307644
v	15	0.000867	0.010643	0.008600	0.377944
w	3	0.068333	0.069673	0.068333	0.801991
x	6	0.023667	0.028296	0.023667	0.302229
xx	7	0.019429	0.028289	0.022000	0.691356
y	8	-0.021500	0.025239	0.021500	0.637473
yy	15	-0.003667	0.012525	0.010200	0.528555
z	10	-0.000000	0.010761	0.008600	0.573271

Πίνακας 17
Συγκεντρωτικές τιμές πρόβλεψης ibk – ερωτηματικές προτάσεις

5.9.11. ΕΡΩΤΗΣΗ - LEASTMEDSQ

Φώνημα	Εμφανίσεις	ME	RMSE	MAE	R
all plus pau	1946	0.021022	0.094986	0.033244	0.618585
all	1644	0.003907	0.024577	0.017133	0.769888
consonants	843	0.003089	0.020892	0.016019	0.757241
vowels	803	0.004862	0.027991	0.018366	0.782851
a	156	0.005474	0.025334	0.016282	0.683087
aa	39	0.008308	0.027611	0.022872	0.649358
b	4	-0.006750	0.015484	0.014250	-0.092423
c	5	0.019400	0.027615	0.022600	0.907051
d	7	-0.001286	0.014643	0.013857	0.634898
dd	36	-0.001306	0.014986	0.011750	0.277817
e	126	0.003135	0.026029	0.015119	0.571424
ee	47	0.003745	0.032672	0.023106	0.593299
f	26	0.007154	0.022014	0.018538	0.673251
g	3	-0.013667	0.015801	0.013667	0.845447
i	181	-0.001122	0.021835	0.015309	0.702616
ii	86	0.011930	0.040452	0.026698	0.810708
k	29	-0.003276	0.022956	0.014103	0.558073
kk	33	0.002242	0.024991	0.020242	0.741562
ks	5	0.015400	0.032246	0.029400	0.243007
l	38	0.002974	0.016631	0.014026	0.556407
ll	3	-0.029333	0.031948	0.029333	-0.621757
m	53	-0.005472	0.017128	0.013547	0.489795
n	114	0.000614	0.014871	0.011509	0.594849
nn	2	0.042500	0.045238	0.042500	1.000.000
o	88	0.003682	0.023284	0.015659	0.805590
oo	36	0.020500	0.040322	0.029833	0.796185
p	64	0.008563	0.024256	0.019125	0.389220
pau	302	0.114192	0.234198	0.120947	-0.192509
Q	26	0.016154	0.026056	0.021846	0.814028
r	70	-0.004586	0.018908	0.015929	0.047753
s	138	0.009333	0.024136	0.019058	0.735293
t	123	0.001813	0.022146	0.015878	0.371427
u	33	0.007909	0.026691	0.018455	0.765693
uu	9	-0.008444	0.017882	0.012444	0.206716
v	15	0.008933	0.014565	0.012000	0.475587
w	3	0.035333	0.039942	0.035333	0.871916
x	6	-0.000000	0.012396	0.011667	0.359092
xx	7	0.017429	0.030294	0.024000	0.436434
y	8	-0.005000	0.010404	0.009250	0.842386
yy	15	0.000733	0.012551	0.010333	0.479868
z	10	0.000800	0.010611	0.008800	0.511608

Πίνακας 18

Συγκεντρωτικές τιμές πρόβλεψης LeastMedSq – ερωτηματικές προτάσεις

5.9.12. ΕΡΩΤΗΣΗ – LINEAR REGRESSION

Φώνημα	Εμφανίσεις	ME	RMSE	MAE	R
all plus pau	1946	0.000201	0.039171	0.022929	0.935355
all	1644	0.001375	0.023676	0.017737	0.768548
consonants	843	0.003757	0.022621	0.017771	0.707846
vowels	803	-0.001050	0.024767	0.017735	0.815130
a	156	0.000853	0.023407	0.016288	0.696823
aa	39	-0.008231	0.026537	0.021974	0.659892
b	4	-0.002000	0.014089	0.012500	0.047051
c	5	0.016200	0.023652	0.021000	0.910822
d	7	-0.001571	0.022479	0.017571	0.525485
dd	36	-0.003444	0.019007	0.015000	0.266947
e	126	-0.000294	0.023479	0.015262	0.657445
ee	47	-0.004553	0.028752	0.022340	0.772084
f	26	0.003269	0.025176	0.021885	0.450837
g	3	-0.009333	0.013292	0.012000	-0.289474
i	181	-0.004530	0.021333	0.016033	0.708369
ii	86	0.002721	0.031967	0.022744	0.876498
k	29	-0.003966	0.023292	0.014724	0.531753
kk	33	0.000848	0.025010	0.020788	0.708956
ks	5	0.006200	0.026119	0.021000	0.447938
l	38	0.004184	0.018320	0.015026	0.511776
ll	3	-0.037000	0.039467	0.037000	0.178007
m	53	-0.006132	0.018840	0.014283	0.478882
n	114	0.001614	0.018233	0.013965	0.517368
nn	2	0.031500	0.034677	0.031500	1.000.000
o	88	-0.000057	0.020418	0.014761	0.842730
oo	36	0.004306	0.032344	0.024250	0.781429
p	64	0.012297	0.026331	0.022359	0.386605
pau	302	-0.006189	0.082679	0.051195	0.913178
Q	26	0.015192	0.024644	0.021038	0.814159
r	70	-0.002929	0.022402	0.018929	0.015470
s	138	0.009406	0.026199	0.020696	0.618754
t	123	0.005033	0.022569	0.016854	0.401945
u	33	0.004758	0.023328	0.017848	0.796372
uu	9	-0.020889	0.026571	0.020889	0.141935
v	15	0.012067	0.018795	0.015667	0.405138
w	3	0.022000	0.031059	0.028000	0.343271
x	6	-0.001167	0.013159	0.012500	0.332795
xx	7	0.020143	0.035867	0.032429	0.028482
y	8	-0.003250	0.013910	0.012250	0.679259
yy	15	0.000133	0.013382	0.010800	0.484683
z	10	0.000700	0.016592	0.013300	0.297214

Πίνακας 19

Συγκεντρωτικές τιμές πρόβλεψης Linear Regression – ερωτηματικές προτάσεις

5.9.13. ΕΡΩΤΗΣΗ – M5P

Φώνημα	Εμφανίσεις	ME	RMSE	MAE	R
all plus pau	1946	0.000514	0.036533	0.019404	0.944067
all	1644	0.001263	0.019705	0.014447	0.846635
consonants	843	0.002450	0.017226	0.012931	0.840005
vowels	803	0.000066	0.022042	0.016061	0.852057
a	156	0.002083	0.020340	0.014353	0.784354
aa	39	0.001154	0.025399	0.020282	0.680054
b	4	0.001750	0.011478	0.008750	0.612774
c	5	0.014200	0.028436	0.025800	0.783291
d	7	-0.004857	0.015194	0.012286	0.677201
dd	36	-0.003167	0.015927	0.011778	0.244483
e	126	0.000222	0.020393	0.014698	0.755214
ee	47	-0.002830	0.025923	0.019766	0.743162
f	26	0.003192	0.016915	0.014423	0.807129
g	3	-0.018333	0.023101	0.019000	-0.999920
i	181	-0.002083	0.019830	0.014249	0.763048
ii	86	-0.000372	0.027004	0.020140	0.857981
k	29	0.001069	0.017913	0.012172	0.750425
kk	33	0.001030	0.019977	0.013636	0.825766
ks	5	0.014000	0.022601	0.018800	0.913137
l	38	0.004605	0.016148	0.012921	0.621714
ll	3	-0.043333	0.043917	0.043333	0.527812
m	53	-0.001868	0.016199	0.012434	0.497413
n	114	-0.000754	0.014999	0.011684	0.580422
nn	2	0.020500	0.031185	0.023500	########
o	88	0.000386	0.017303	0.012727	0.866191
oo	36	0.005694	0.027461	0.020583	0.818908
p	64	0.007813	0.019697	0.013844	0.690248
pau	302	-0.003566	0.080539	0.046387	0.917291
Q	26	0.008231	0.022849	0.018615	0.671545
r	70	-0.000671	0.010015	0.007786	0.717886
s	138	0.006239	0.018243	0.014500	0.842133
t	123	0.001992	0.016736	0.012041	0.710135
u	33	0.005606	0.021649	0.018152	0.816610
uu	9	-0.029778	0.036028	0.029778	-0.417528
v	15	0.006800	0.015419	0.012267	0.104852
w	3	0.021000	0.026147	0.021667	0.992913
x	6	0.003833	0.017921	0.013167	0.327661
xx	7	0.016857	0.023489	0.017714	0.840982
y	8	0.000750	0.016279	0.014250	0.281520
yy	15	-0.000400	0.014348	0.011867	0.239030
z	10	-0.000800	0.010780	0.009800	0.456968

Πίνακας 20
Συγκεντρωτικές τιμές πρόβλεψης M5P – ερωτηματικές προτάσεις

5.9.14. ΕΡΩΤΗΣΗ – RBFNETWORK

Φώνημα	Εμφανίσεις	ME	RMSE	MAE	R
all plus pau	1946	-0.000022	0.086042	0.045465	0.629460
all	1644	0.000307	0.036599	0.027214	0.133779
consonants	843	-0.000324	0.030827	0.023667	0.181852
vowels	803	0.001128	0.041902	0.031029	0.103008
a	156	0.002250	0.032417	0.022391	0.074019
aa	39	0.050692	0.060317	0.051154	0.287194
b	4	0.008750	0.011325	0.008750	0.925527
c	5	0.052200	0.064248	0.053800	0.228601
d	7	0.024143	0.028508	0.024143	0.870946
dd	36	-0.007278	0.018158	0.015611	-0.168173
e	126	-0.011667	0.033334	0.024952	0.071296
ee	47	0.033979	0.050771	0.036957	0.089037
f	26	0.023038	0.036189	0.028885	-0.110766
g	3	-0.004333	0.009950	0.009667	NaN
i	181	-0.024232	0.038292	0.033381	0.012792
ii	86	0.023035	0.054542	0.034570	0.068943
k	29	0.002793	0.024611	0.018241	0.614682
kk	33	0.010545	0.033302	0.026121	0.595698
ks	5	0.057000	0.062362	0.057000	0.566603
l	38	0.003316	0.018784	0.015947	0.363674
ll	3	0.007667	0.013128	0.012333	-0.367402
m	53	-0.000906	0.018157	0.014000	0.175967
n	114	-0.013982	0.023179	0.018474	0.067237
nn	2	0.064000	0.066761	0.064000	NaN
o	88	-0.003114	0.034888	0.027068	0.023548
oo	36	0.045250	0.064039	0.049194	0.227025
p	64	0.007469	0.024262	0.018469	0.370748
pau	302	-0.001811	0.201030	0.144818	0.000000
Q	26	0.030115	0.040827	0.034654	0.284147
r	70	-0.048086	0.050641	0.048171	-0.194492
s	138	0.017594	0.036260	0.029304	-0.177759
t	123	-0.007846	0.022743	0.017813	0.522485
u	33	-0.020121	0.041113	0.034364	0.116190
uu	9	0.004111	0.015766	0.013000	0.000000
v	15	-0.008000	0.012936	0.010800	0.049019
w	3	0.073000	0.075835	0.073000	0.590301
x	6	0.017000	0.021048	0.017000	0.491434
xx	7	0.040857	0.049223	0.041143	-0.088046
y	8	-0.017750	0.024520	0.018500	0.092094
yy	15	-0.005933	0.011975	0.009933	0.310004
z	10	-0.002500	0.009742	0.008300	0.461152

Πίνακας 21
Συγκεντρωτικές τιμές πρόβλεψης RBFNetwork – ερωτηματικές προτάσεις

6. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

[i] Γαβριηλίδου Ζωή - Φωνητική Συνειδητοποίηση και Διόρθωση Παιδιών Προσχολικής και Πρώτης Σχολικής Ηλικίας - Εκδόσεις Τυπωθήτω - 2003, σ.57

[ii] Γαβριηλίδου Ζωή - Φωνητική συνειδητοποίηση και διόρθωση παιδιών προσχολικής ηλικίας - Εκδόσεις Τυπωθήτω - 2003, σ.41

[iii] Γαβριηλίδου Ζωή - Φωνητική συνειδητοποίηση και διόρθωση παιδιών προσχολικής ηλικίας - Εκδόσεις Τυπωθήτω - 2003, σ.46

[iv] Alexandros Anastasios-Georgios Lazaridis - PhD Thesis:Prosody Modelling Using Machine Learning Teqniques for Neutral And Emotional Speech Synthesis - University of Patras Polytechnic School - February 2011, p. 42-46

[v] Α. Γ. Βαλαράκος - Αυξητική πληθυσμιακή ενημέρωση οντολογίας στα πλαίσια της συντήρησης οντολογιώ - Πανεπιστήμιο Αιγαίου. Σχολή Θετικών Επιστημών. Τμήμα Μηχανικών Πληροφοριακών και Επικοινωνιακών Συστημάτων - 2009

[vi] U.Fayyad,G.P.Shapiro,P.Smyth - Knowledge Discovery and Data Mining: Towards a Unifying Framework – 1996

[vii] http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/

[viii] http://www.praat.org

[ix] A.Lazaridis,T.Kostoulas,T.Ganchev,I.Mporas,N.Fakotakis - Vergina:A Modern Greek Speech Database for Speech Synthesis - University of Patras

[x] http://www.cstr.ed.ac.uk/projects/festival/