ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ
ATHENS UNIVERSITY OF ECONOMICS AND BUSINESS

Εισαγωγή στην Αναγνώριση Ομιλίας με Βαθιά Μάθηση

2023–24

Ίων Ανδρουτσόπουλος

http://www.aueb.gr/users/ion/

Οι διαφάνειες αυτές βασίζονται κυρίως στην ύλη του βιβλίου *Speech and Language Processing* των D. Jurafsky και J.H. Martin, 2η έκδοση, Pearson Education, 2009 και 3η έκδοση (υπό προετοιμασία).

Τι θα ακούσετε

- **Εισαγωγή** στην αναγνώριση ομιλίας.
- **Δημιουργία παραστάσεων τμημάτων** ομιλίας με **προ-εκπαιδευμένους Transformers**.
  - wav2vec, HuBERT.
- **Μοντέλα αναγνώρισης ομιλίας**.
  - Μοντέλα κωδικοποιητή/αποκωδικοποιητή.
  - Μοντέλα κωδικοποιητή μόνο.
  - Χρήση γλωσσικών μοντέλων.
- **Μέτρα αξιολόγησης** αναγνώρισης ομιλίας.
- **Παλαιότερη τεχνολογία** (προαιρετική ύλη).
  - Διανύσματα **MFCC**.
  - Hidden Markov Models (**HMMs**).

Γιατί αναγνώριση ομιλίας;

- Χρήστες με **δυσκολίες ακοής, κίνησης, όρασης**.
  - Π.χ. αυτόματη **παραγωγή υποτίτλων**.
  - **Χειρισμός συσκευών** μέσω **προφορικών εντολών**.
- Όταν τα **χέρια** ή τα **μάτια** είναι **απασχολημένα**.
  - Π.χ. **περπάτημα, οδήγηση**.
- Ιδιαίτερα σε συστήματα **προφορικών διαλόγων**.
  - Π.χ. **κλείσιμο εισιτηρίων** μέσω **τηλεφώνου**.
- **Εξαγωγή πληροφοριών** ή **γνώμης**.
  - Π.χ. από τηλεφωνικές **συνδιαλέξεις** ή **εκπομπές**.
- **Φυσικότερη** ή **εντυπωσιακότερη** επικοινωνία.
  - Π.χ. **υπαγόρευση** μηνυμάτων ή κειμένου.
  - Π.χ. αλληλεπίδραση με **ρομπότ** ή **παιχνίδια**.
  - Προσοχή στις **λανθασμένες προσδοκίες!**

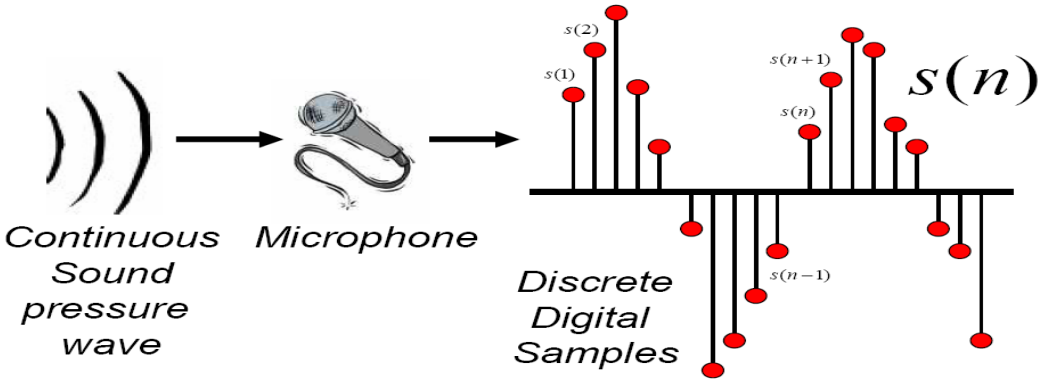
Τι επηρεάζει την αναγνώριση;

- **Μέγεθος λεξιλογίου**.
  - **Εύκολο**: αναγνώριση **αριθμών** ή **δεκάδων λέξεων**.
  - **Πιο δύσκολο**: αναγνώριση **δεκάδων χιλιάδων λέξεων** (π.χ. στην υπαγόρευση κειμένου).
- **Μεμονωμένες λέξεις** ή **συνεχής ομιλία**.
  - Σε συνομιλίες **μεταξύ ανθρώπων** συνήθως **δεν υπάρχουν κενά** μεταξύ των λέξεων.
  - Η αναγνώριση **μεμονωμένων** λέξεων είναι πιο **εύκολη**.
- Για **συγκεκριμένο χρήστη** ή όχι;
  - Π.χ. τα συστήματα υπαγόρευσης συχνά βελτιώνονται με **δείγματα ομιλίας** του **συγκεκριμένου χρήστη**.
  - Τα περισσότερα συστήματα πλέον **δεν απαιτούν** ειδική **εκπαίδευση ανά χρήστη**.

Τι επηρεάζει την αναγνώριση;

- **Μητρική γλώσσα** ή όχι; **Διάλεκτοι**…. **Ηλικία**…
  - Συνήθως υποστηρίζονται καλύτερα **συγκεκριμένες γλώσσες** και **διάλεκτοι,** κυρίως για **ενήλικες**.
- **Μικρόφωνα**, **πλήθος χρηστών**, **θόρυβος**.
  - **Ευκολότερο**: **ένας χρήστης** με **ακουστικό κεφαλής** σε **ήσυχο γραφείο**.
  - **Πολύ δυσκολότερο**: **πολλοί χρήστες** σε **θορυβώδες περιβάλλον** (π.χ. συνεδρίαση) με **μακρινά μικρόφωνα**.
- **Είδος συνομιλίας**.
  - Η αυτόματη αναγνώριση ομιλίας **μεταξύ ανθρώπων** (π.χ. **πρακτικά συνεδριάσεων**) είναι πολύ πιο **δύσκολη**.
  - Οι **άνθρωποι απλοποιούν** την ομιλία τους όταν μιλούν σε **μηχανές** (ή σε **παιδιά** ή σε μαθητές **ξένων γλωσσών**).

Ψηφιακή παράσταση σήματος

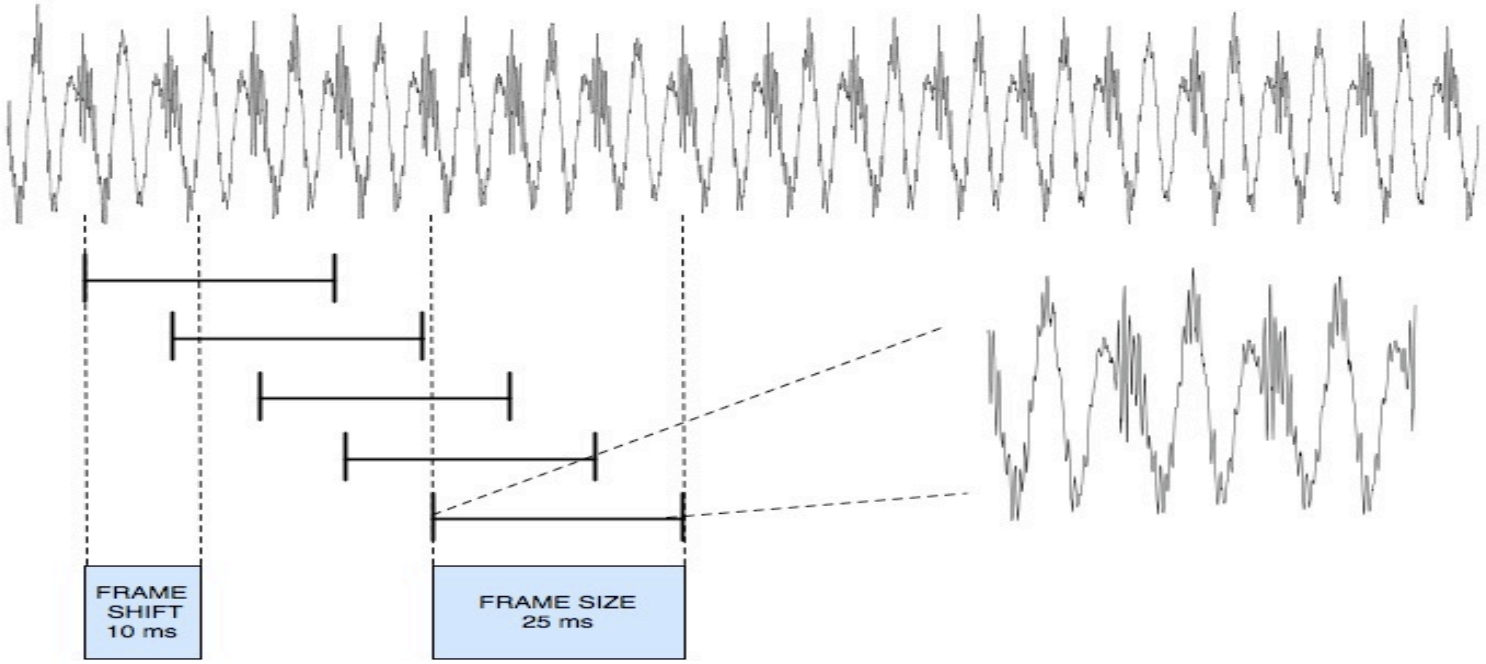


Σχήμα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008), προερχόμενο από τον B. Pellom.

- **Μέτρηση του αναλογικού** σήματος (**πίεση αέρα**) ανά **τακτά χρονικά διαστήματα** ($10Hz = 10$ φορές ανά sec).
  - Απαιτείται **συχνότητα δειγματοληψίας** τουλάχιστον **διπλάσια** από τη **μέγιστη συχνότητα** (συνιστώσα) του **σήματος**.
  - **Ομιλία**: $< \sim 10\ KHz$, άρα δειγματοληψία $\geq 20\ KHz$.
  - **Τηλεφωνία**: $< 4\ KHz$, άρα δειγματοληψία $\geq 8\ KHz$.
- Οι **μετρήσεις** αποθηκεύονται ως **ακέραιοι**.
  - Συνήθως των 8 bit (-128 ως 127) ή 16 bit (-32.768 ως 32.767).

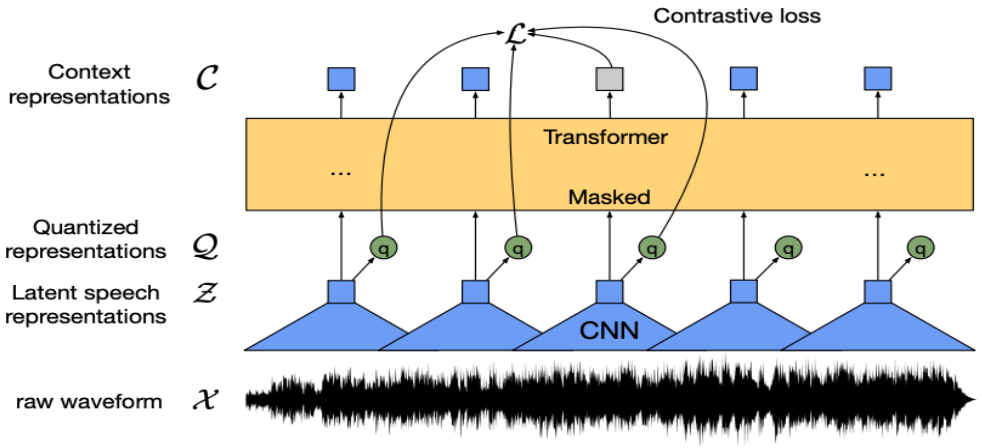
Τμήματα (frames)

Σχήμα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).



- Εξάγουμε **επικαλυπτόμενα τμήματα (frames)** του σήματος.
  - **Σέρνουμε ένα «παράθυρο»** κατά μήκος του σήματος.
- **Κάθε τμήμα** συχνά παριστάνεται από ένα **διάνυσμα**.
  - Παραδοσιακά 39 **MFCC features** (βασισμένα σε μετασχηματισμό Fourier).
  - Πιο πρόσφατα **διανύσματα** που παράγονται με **προ-εκπαιδευμένους Transformers** (π.χ. **wav2vec**, **HuBERT**).

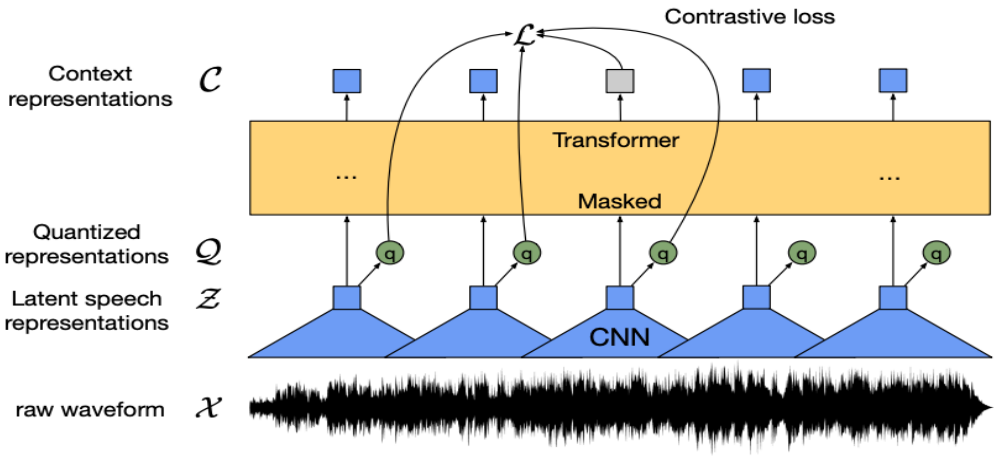
wav2vec



Σχήμα από το άρθρο των Baevsky κ.ά., «wav2vec 2.0: A Framework for Self-Supervised Learning of Speech Representations», NeurIPS 2020 (https://arxiv.org/abs/2006.11477).

- Ένα **CNN** παράγει ένα **διάνυσμα** (z) **για κάθε τμήμα** (frame).
  - Η **είσοδος στο CNN** είναι οι (διακριτές) **τιμές ήχου ενός τμήματος** (διάνυσμα x). Σκεφτείτε τις σαν μια **μονοδιάστατη μικρή εικόνα** με ένα **κανάλι εισόδου**.
  - Με ***n* συνελικτικά φίλτρα → διάνυσμα *n* χαρακτηριστικών** (z) για κάθε τμήμα x.
- **Για κάθε διάνυσμα τμήματος** (z) που προκύπτει παίρνουμε και το **κοντινότερο διάνυσμα** (q) από ένα **codebook**.
  - Το **codebook** περιέχει **σταθερό αριθμό διανυσμάτων**, τα οποία **μαθαίνουμε**.
  - Ακριβέστερα χρησιμοποιούνται **πολλαπλά codebooks**. **Συνενώνουμε** τα διανύσματα που προκύπτουν (για το τμήμα) από κάθε codebook και τα περνάμε από ένα **dense layer** για να πάρουμε το q.

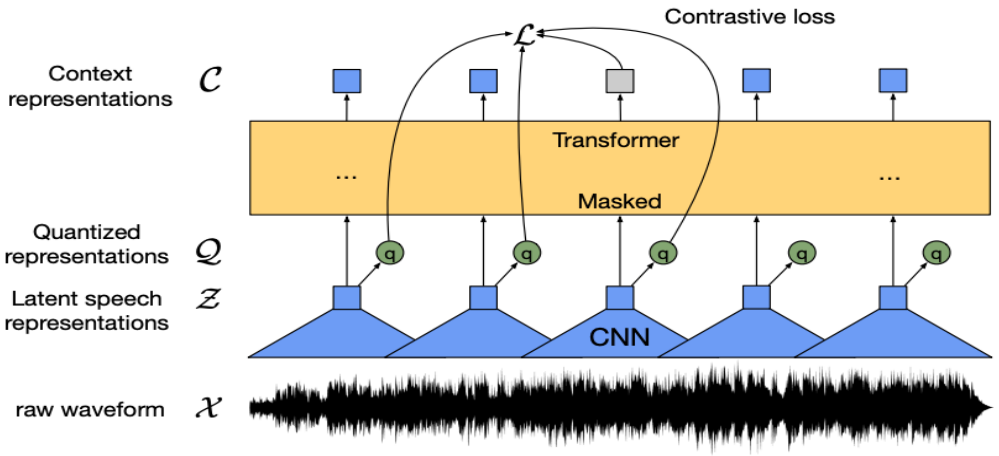
wav2vec – συνέχεια



Σχήμα από το άρθρο των Baevsky κ.ά., «wav2vec 2.0: A Framework for Self-Supervised Learning of Speech Representations», NeurIPS 2020 (https://arxiv.org/abs/2006.11477).

- Τα **διανύσματα των τμημάτων** (z) που παράγει το CNN περνούν από στοιβαγμένους **κωδικοποιητές Transformer** (όπως στο BERT).
  - Έτσι παράγονται **νέα διανύσματα τμημάτων** (c) που είναι «γνωρίζουν» και τα υπόλοιπα τμήματα (**context-aware**).
- Κατά την **προ-εκπαίδευση**, **κρύβουμε τυχαία τμήματα** (διανύσματα z) και απαιτούμε **να «μαντέψει»** το wav2vec **τα διανύσματα *q*** τους **από το** αντίστοιχο **context-aware διάνυσμα *c***.
  - **Αντικαθιστούμε** στην είσοδο των Transformers τα **διανύσματα** (z) **για τα κρυμμένα τμήματα** με ένα **κοινό διάνυσμα** (σαν του [MASK] στο BERT).

wav2vec – συνέχεια



Σχήμα από το άρθρο των Baevsky κ.ά., «wav2vec 2.0: A Framework for Self-Supervised Learning of Speech Representations», NeurIPS 2020 (https://arxiv.org/abs/2006.11477).

- Κατά την **προ-εκπαίδευση**, **κρύβουμε τυχαία τμήματα** (διανύσματα z) και απαιτούμε **να «μαντέψει»** το wav2vec **τα διανύσματα q** τους **από το** αντίστοιχο **context-aware διάνυσμα c**.
  - Ζητάμε από το wav2vec να επιλέξει το **σωστό q** διάνυσμα **μεταξύ των $\tilde{q}$** διανυσμάτων **όλων των κρυμμένων τμημάτων** (σφάλμα L_m).

$$\mathcal{L}_m = -\log \frac{\exp(sim(\mathbf{c}_t, \mathbf{q}_t)/\kappa)}{\sum_{\tilde{\mathbf{q}} \sim \mathbf{Q}_t} \exp(sim(\mathbf{c}_t, \tilde{\mathbf{q}})/\kappa)}$$

  - Ένα **πρόσθετο σφάλμα** (loss, βασισμένο στην εντροπία) φροντίζει **να χρησιμοποιούνται όλα τα διανύσματα** του **κάθε codebook**.

HuBERT

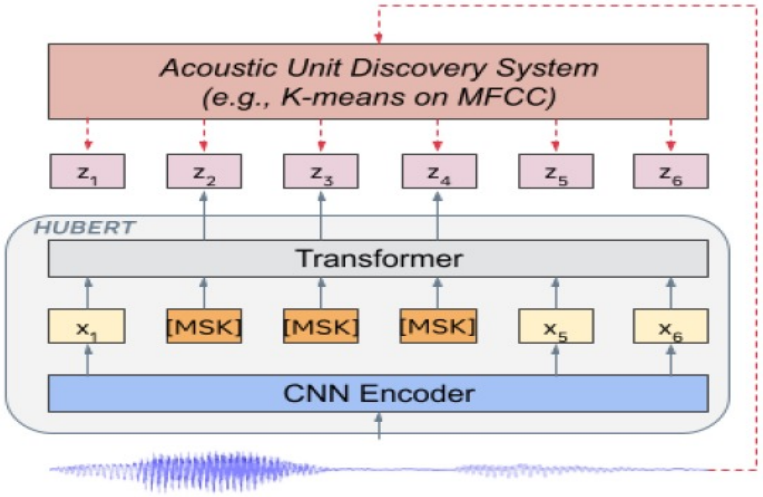


Fig. 1: The HuBERT approach predicts hidden cluster assignments of the masked frames (y_2, y_3, y_4 in the figure) generated by one or more iterations of k-means clustering.

Σχήμα και τύπος από το άρθρο των Hsu κ.ά., «HuBERT: Self-Supervised Speech Representation Learning by Masked Prediction of Hidden Units», 2021 (https://arxiv.org/abs/2106.07447).

- **Παρόμοιο με το wav2vec** αλλά τώρα **για κάθε κρυμμένο** (ή μη) **τμήμα** (frame) απαιτούμε κατά την **προ-εκπαίδευση** το μοντέλο να **μαντεύει τη συστάδα** (cluster) στην οποία **ανήκει το τμήμα**.
  - Οι αρχικές συστάδες παράγονται εφαρμόζοντας τον **k-means** στα **διανύσματα MFCC** των τμημάτων **όλων των δεδομένων** (ήχος μόνο) προ-εκπαίδευσης.
  - **Σε επόμενους κύκλους** παράγουμε νέες συστάδες-στόχους εφαρμόζοντας τον **k-means** στα **διανύσματα** των τμημάτων προ-εκπαίδευσης που παράγει το μοντέλο του **προηγούμενου κύκλου**.

Κωδικοποιητές/αποκωδικοποιητές

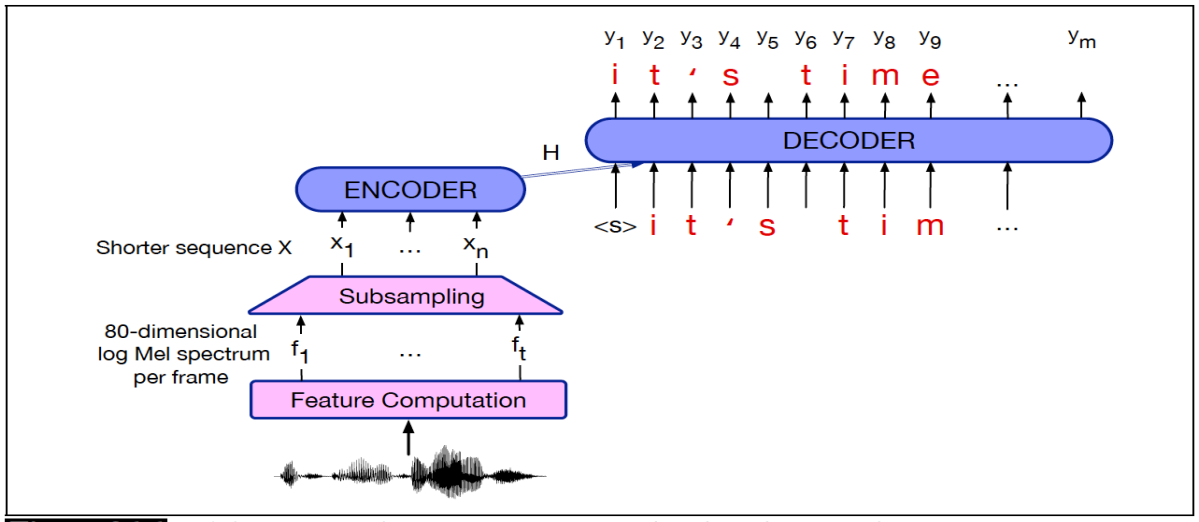


Figure 26.6 Schematic architecture for an encoder-decoder speech recognizer.

Σχήμα από το βιβλίο «Speech and Language Processing» των D. Jurafsky & J.H. Martin, 3η έκδοση (υπό προετοιμασία). http://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/

- Ο **κωδικοποιητής** και ο **αποκωδικοποιητής** μπορούν να είναι **RNNs**, όπως είδαμε στη **μηχανική μετάφραση**. Συχνά είναι πια **Transformers**.
  - Εκπαιδεύονται **μαζί**, σε **ζεύγη εισόδων-εξόδων**, όπως στην μηχανική μετάφραση.
- Ο **κωδικοποιητής διαβάζει** μια **ακολουθία διανυσμάτων**, ένα διάνυσμα **για κάθε τμήμα ήχου (frame)** (ή λιγότερα, αν κάνουμε υπο-δειγματοληψία τους).
  - Παραδοσιακά χρησιμοποιούνταν **διανύσματα MFCC** ή παρόμοια. Πιο πρόσφατα χρησιμοποιούνται διανύσματα που παράγονται από μοντέλα σαν το **wav2vec**.
  - Συνήθως υπάρχει και ένας **μηχανισμός προσοχής**, όπως στη μηχανική μετάφραση.

Κωδικοποιητές/αποκωδικοποιητές

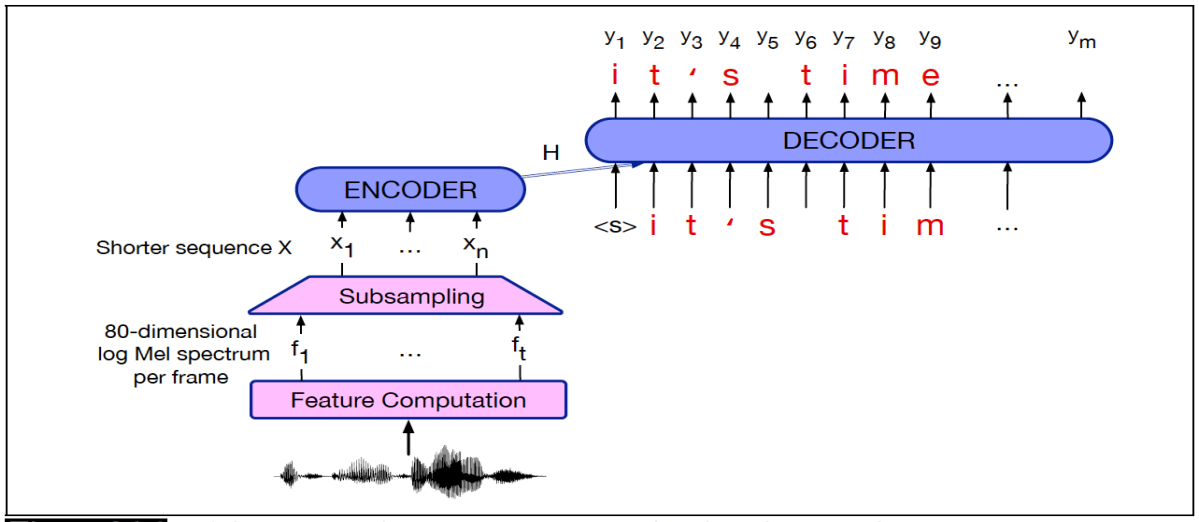


Figure 26.6 Schematic architecture for an encoder-decoder speech recognizer.

Σχήμα από το βιβλίο «Speech and Language Processing» των D. Jurafsky & J.H. Martin, 3η έκδοση (υπό προετοιμασία). http://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/

- Ο **αποκωδικοποιητής παράγει** γράμμα-γράμμα το **κείμενο**.
  - **Κατά την εκπαίδευση**, όταν υπολογίζουμε τη νέα κατάσταση του αποκωδικοποιητή, χρησιμοποιούμε ως **προηγούμενο γράμμα το σωστό** προηγούμενο (**teacher forcing**), ακόμα και αν ο αποκωδικοποιητής είχε επιλέξει άλλο (λάθος) προηγούμενο γράμμα.
  - **Σταδιακά** μπορούμε να χρησιμοποιούμε όλο και **συχνότερα** το **προηγούμενο γράμμα** που είχε επιλέξει ο ίδιος ο **αποκωδικοποιητής (scheduled sampling).**
  - Μετά την εκπαίδευση, **σε κάθε κατάσταση του αποκωδικοποιητή** επιλέγουμε **λαίμαργα το γράμμα στο οποίο δίνει μεγαλύτερη πιθανότητα** το μοντέλο. **Εναλλακτικά** ψάχνουμε τις πιθανότερες ακολουθίες γραμμάτων **με beam search**.

Κωδικοποιητές/αποκωδικοποιητές

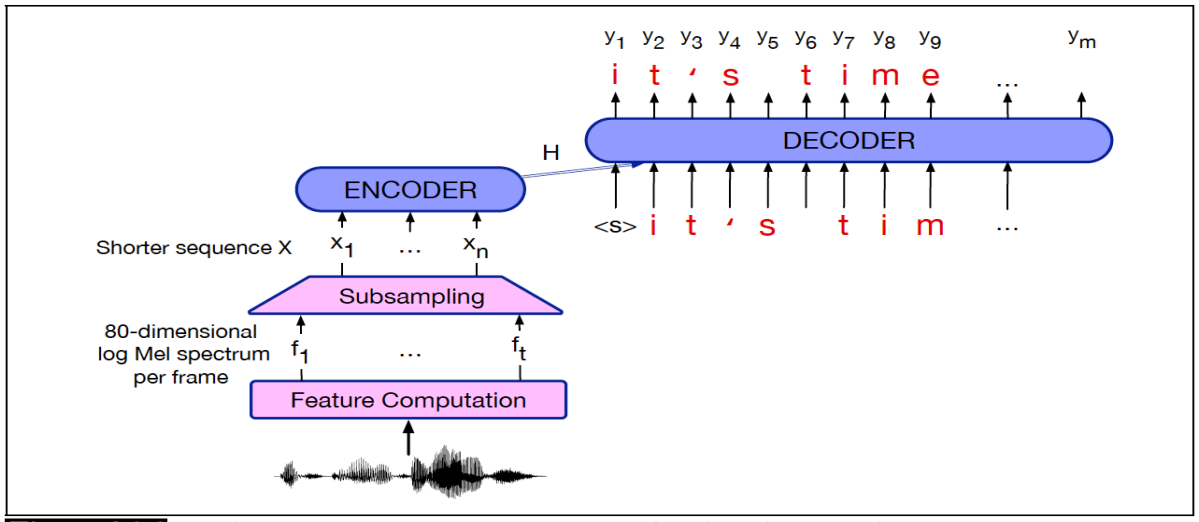


Figure 26.6 Schematic architecture for an encoder-decoder speech recognizer.

Σχήμα από το βιβλίο «Speech and Language Processing» των D. Jurafsky & J.H. Martin, 3η έκδοση (υπό προετοιμασία). http://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/

- Μπορούμε να παράγουμε **τις *n* πιθανότερες ακολουθίες γραμμάτων** (***n*-best list**) και μετά να τις **φιλτράρουμε** λαμβάνοντας υπόψιν τις **πιθανότητες** που τους δίνει ένα **γλωσσικό μοντέλο** εκπαιδευμένο σε πολύ μεγάλα σώματα κειμένων.
  - Ή λαμβάνουμε υπόψιν τις **πιθανότητες** και του **γλωσσικού μοντέλου κατά το beam search**.
  - Π.χ. **προσθέτουμε** την λογαριθμική **πιθανότητα** $p = \log(p_1) + \log(p_2) + \cdots$ που δίνει ο **αποκωδικοποιητής** σε ένα **μονοπάτι** $y_1, y_2, \ldots$ (που εξερευνούμε κατά το beam search) και την λογαριθμική **πιθανότητα** q που δίνει στο μονοπάτι $y_1, y_2, \ldots$ το **γλωσσικό μοντέλο** $(\lambda_1 p + \lambda_2 q)$.
  - Τα **γλωσσικά μοντέλα** «**προτιμούν**» **σύντομες ακολουθίες** (γιατί;), οπότε συνήθως χρησιμοποιούμε και έναν **παράγοντα που επιβραβεύει μακρύτερες** ακολουθίες γραμμάτων.

ASR με κωδικοποιητές μόνο

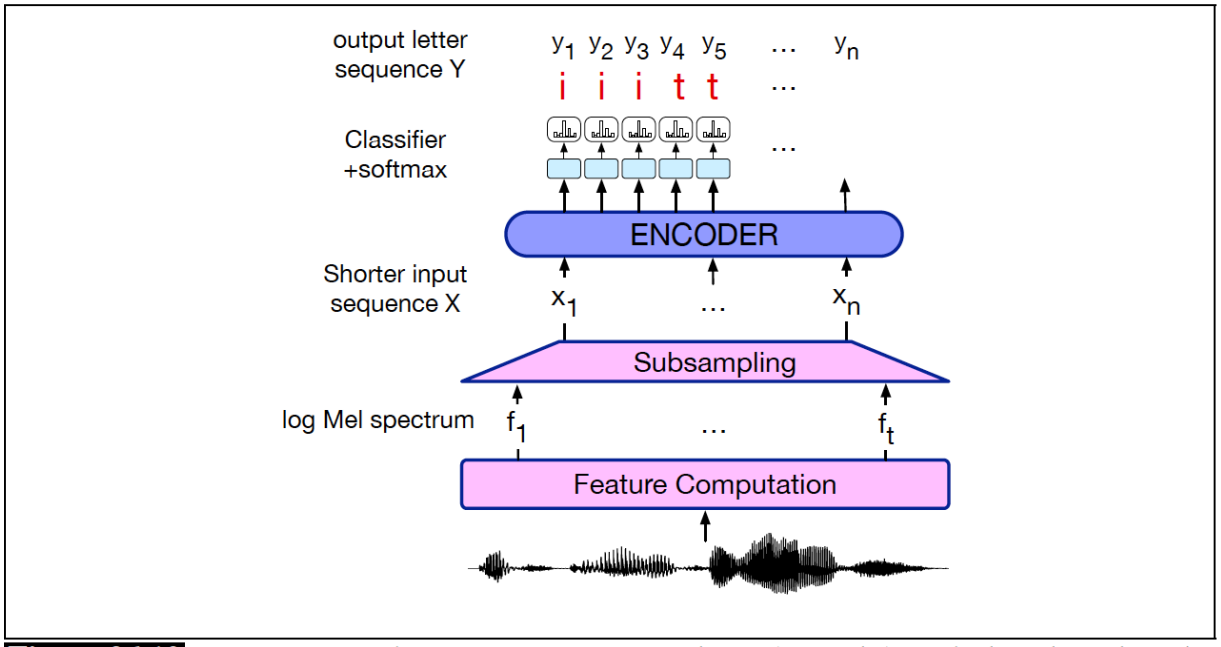


Figure 26.10 Inference with CTC: using an encoder-only model, with decoding done by simple softmaxes over the hidden state h_t at each output step.

Σχήματα από το βιβλίο «Speech and Language Processing» των D. Jurafsky & J.H. Martin, 3η έκδοση (υπό προετοιμασία). http://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/

- **Από κάθε κατάσταση** h_i του **κωδικοποιητή**, παράγουμε **ένα γράμμα**.
  - Π.χ. περνάμε την κατάσταση h_i από ένα **dense layer** (ή MLP) με **softmax**.
  - **Δεν υπάρχει** τώρα **αποκωδικοποιητής**.
  - Παράγονται **τόσα γράμματα** όσα και τα **διανύσματα στην είσοδο** του κωδικοποιητή.
  - Τελικά **διαγράφουμε συνεχόμενες εμφανίσεις** του **ίδιου γράμματος**. Π.χ. αν παραχθεί «dinnnerrrr», το κάνουμε «diner».

ASR με κωδικοποιητές μόνο

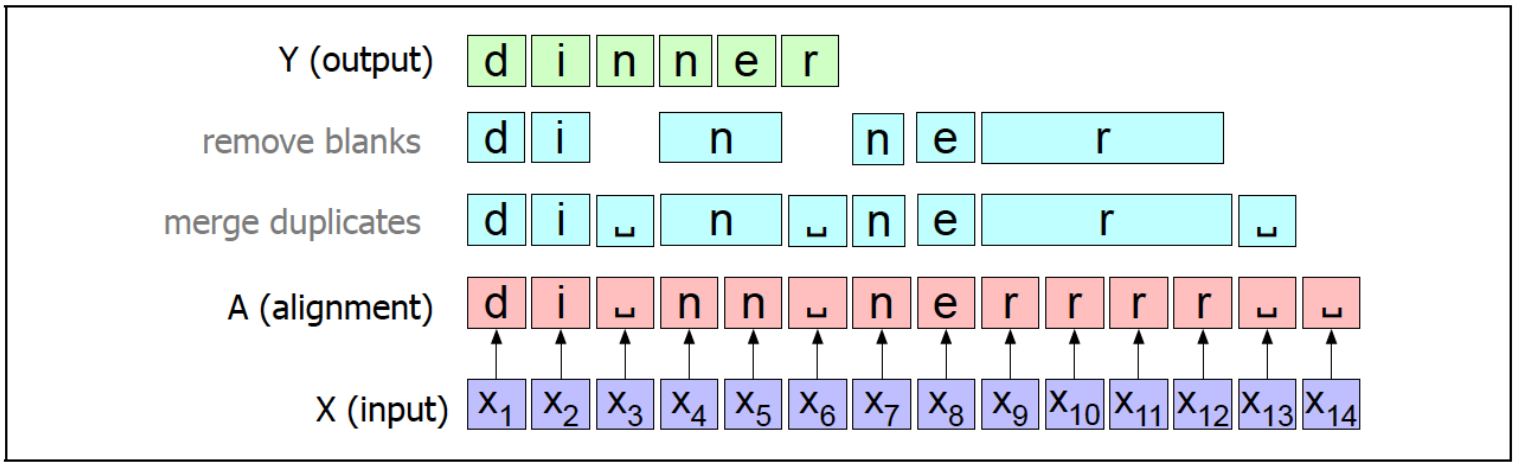


Figure 26.8 The CTC collapsing function B, showing the space blank character ␣; repeated (consecutive) characters in an alignment A are removed to form the output Y.

Σχήμα από το βιβλίο «Speech and Language Processing» των D. Jurafsky & J.H. Martin, 3η έκδοση (υπό προετοιμασία). http://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/

- **Από κάθε κατάσταση** h_i του **κωδικοποιητή**, παράγουμε **ένα γράμμα**.
  - Τελικά **διαγράφουμε συνεχόμενες εμφανίσεις** του **ίδιου γράμματος**.
  - Ένας **ειδικός χαρακτήρας** (ή κενό) παράγεται **όταν δεν πρέπει να διαγραφούν** συνεχόμενες εμφανίσεις του ίδιου γράμματος (π.χ. το «di_nn_nerrrr_» → «dinner»).

ASR με κωδικοποιητές μόνο

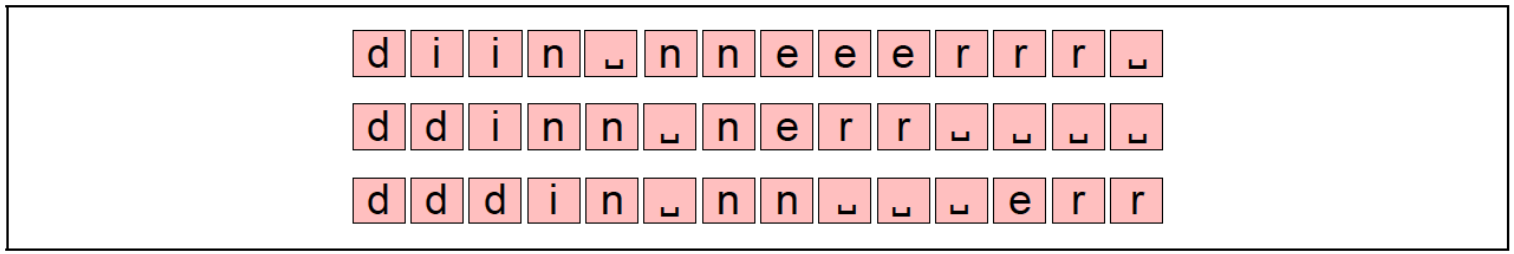


Figure 26.9 Three other legimate alignments producing the transcript *dinner*.

Σχήμα από το βιβλίο «Speech and Language Processing» των D. Jurafsky & J.H. Martin, 3η έκδοση (υπό προετοιμασία). http://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/

- Έτσι όμως υπάρχουν **πολλαπλές ακολουθίες γραμμάτων** (**πριν τη διαγραφή** συνεχόμενων εμφανίσεων ίδιου γράμματος) που **όλες μπορεί να οδηγούν στη σωστή τελική ακολουθία** (μετά τη διαγραφή συνεχόμενων εμφανίσεων).
  - Η **πιθανότητα μιας τελικής ακολουθίας** ισούται με το **άθροισμα των πιθανοτήτων** που **δίνει το μοντέλο** σε όλες τις **ακολουθίες** (πριν τη διαγραφή συνεχόμενων εμφανίσεων γραμμάτων) **που οδηγούν σε αυτήν**.
  - **Πιο περίπλοκη η αναζήτηση** πιθανότερης τελικής ακολουθίας με **beam search**.
  - Επίσης γίνεται **πιο περίπλοκος** ο **υπολογισμός του σφάλματος** (loss) που δείχνει πόσο καλά τα πήγαμε. Βλ. J&M για περιγραφή του **CTC loss**.

Μέτρα αξιολόγησης

- **Λόγος λαθών λέξεων** (Word Error Rate):
  - $WERR = \frac{\text{Insertions+Replacements+Deletions}}{\text{\#ReferenceWords}}$

Παράδειγμα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).

Σωστή μεταγραφή (**reference**).

REF: portable **** PHONE UPSTAIRS last night so
HYP: portable FORM OF STORES last night so

Έξοδος συστήματος (**υπόθεση**).

I R R

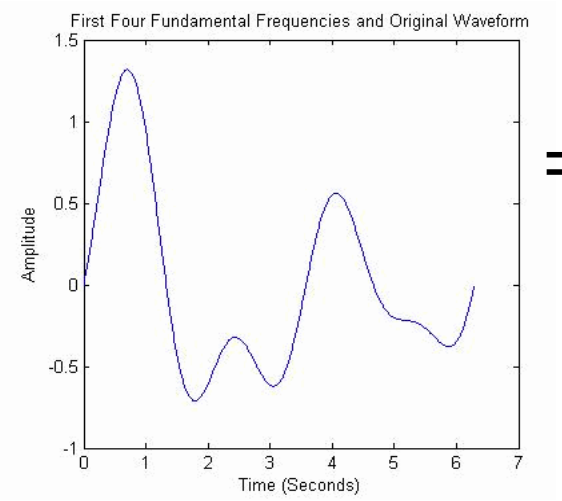
WER = (1+2+0)/6 = 50%

  - Υπολογίζεται **όπως η απόσταση Levenshtein**, αλλά με κόστος 1 και για R. Το WERR μπορεί να βγει και > 1.
- **Λόγος λαθών προτάσεων** (Sentence Error Rate):
  - Προτάσεις με ≥ 1 λάθος / πλήθος προτάσεων.

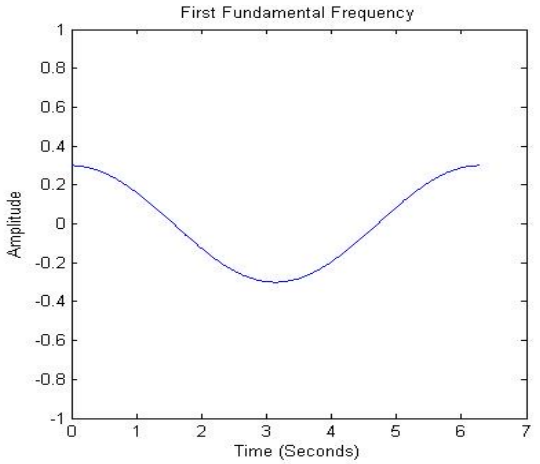
Πρόσθετες προαιρετικές διαφάνειες για παλαιότερη τεχνολογία αναγνώρισης ομιλίας: διανύσματα MFCC και Hidden Markov Models (HMMs).

Μετασχηματισμός Fourier

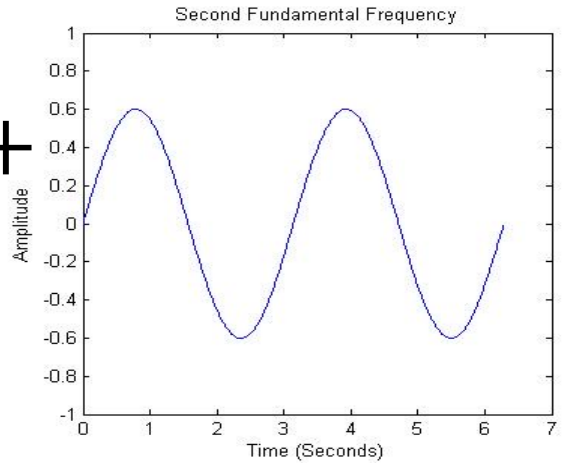
- Μπορούμε να σκεφτούμε **κάθε ήχο** (ή σήμα) ως **άθροισμα πολλών** (γενικά άπειρων) **ημιτονοειδών**.



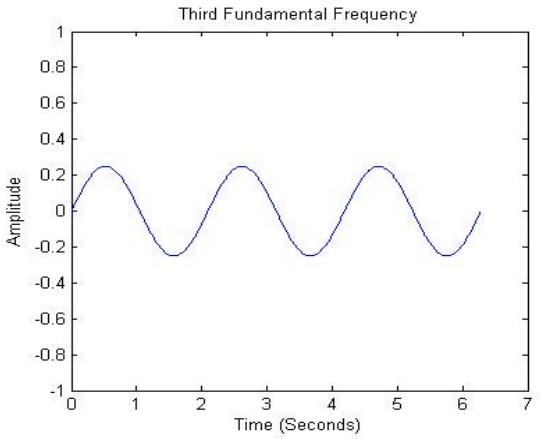
=



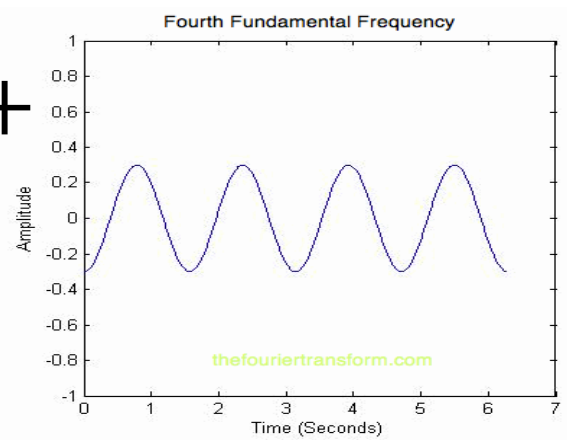
+



+

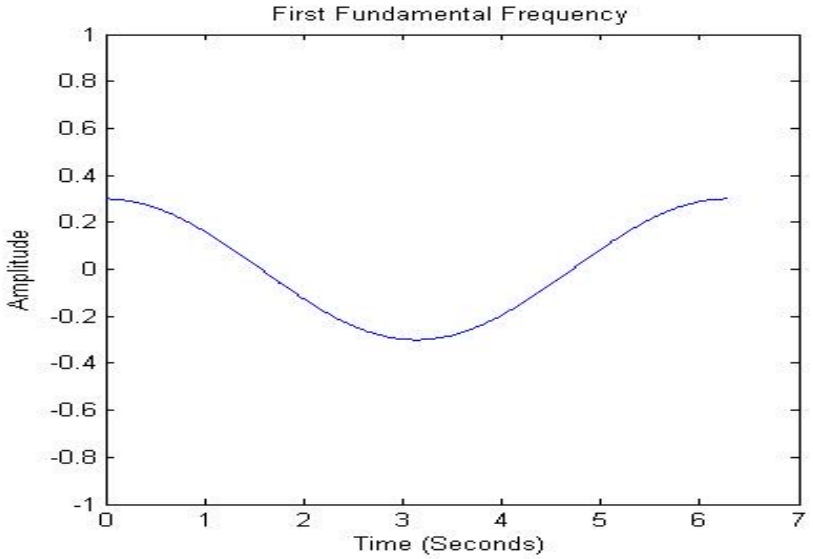


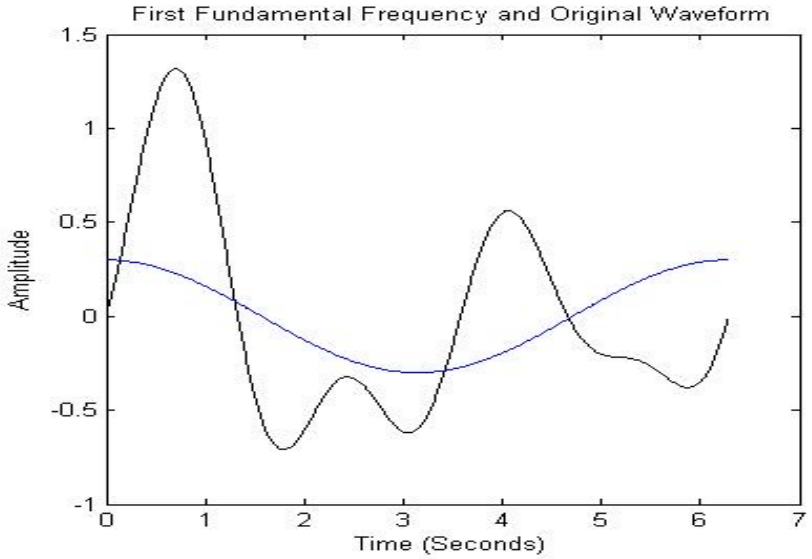
+

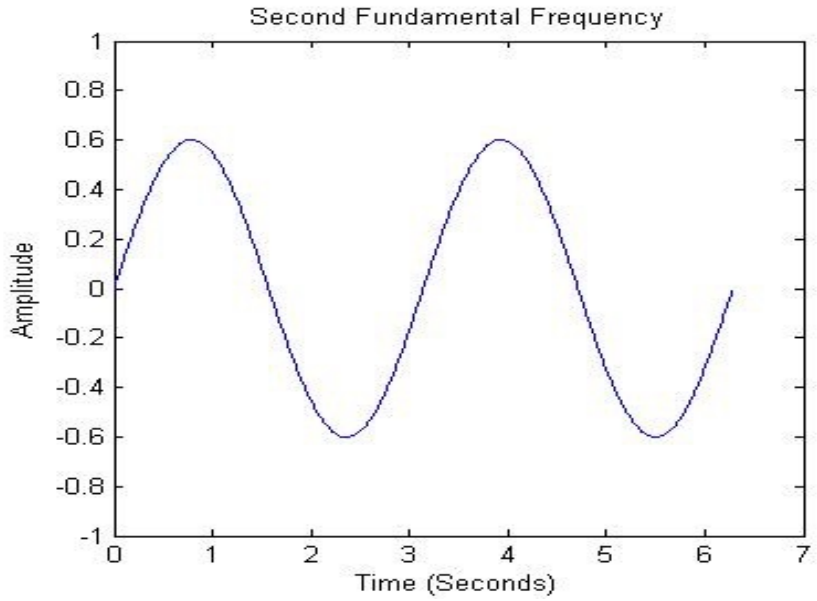


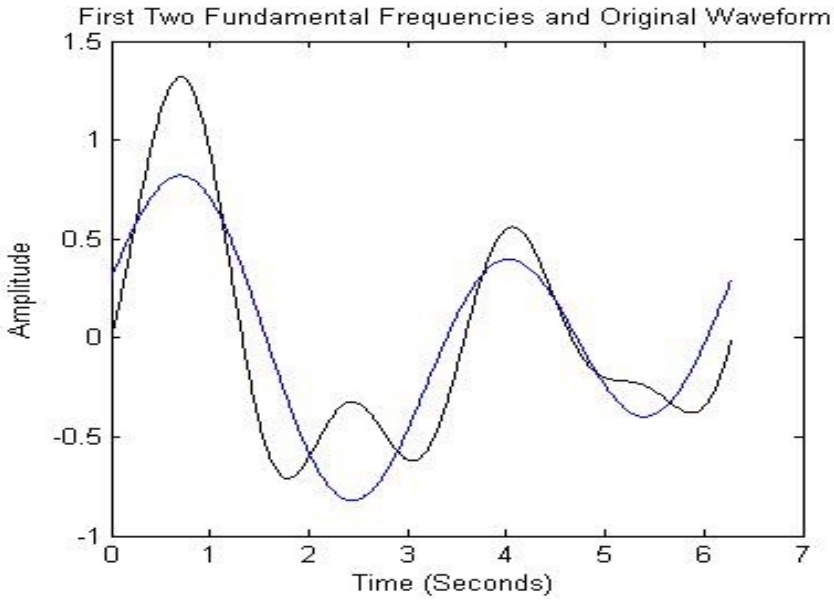
Σχήματα από τον ιστότοπο
http://www.thefouriertransform.com/.

Μετασχηματισμός Fourier



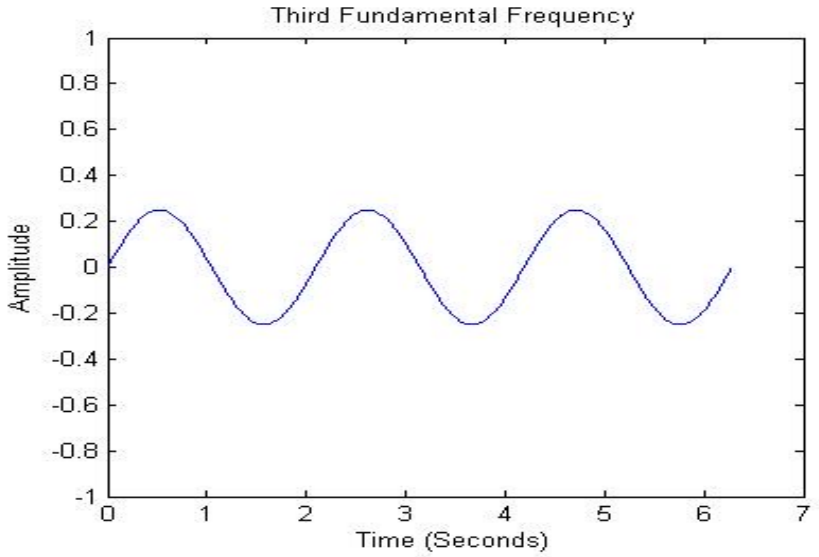


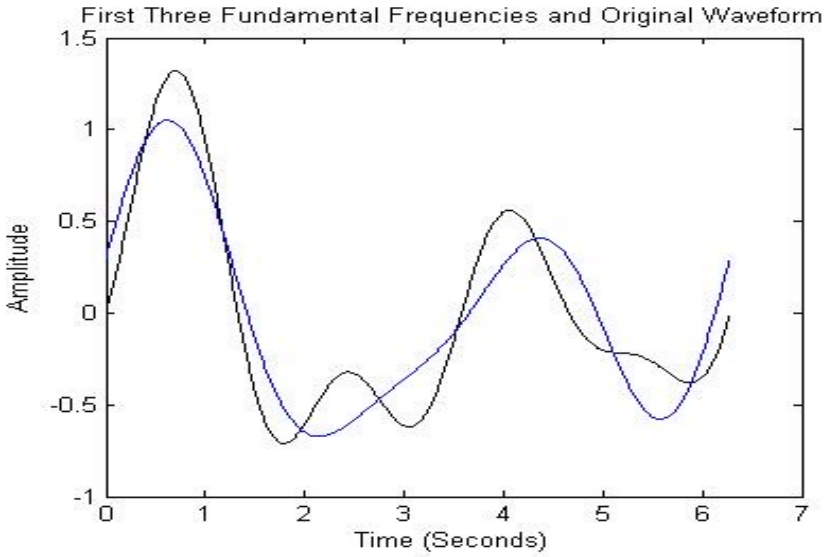


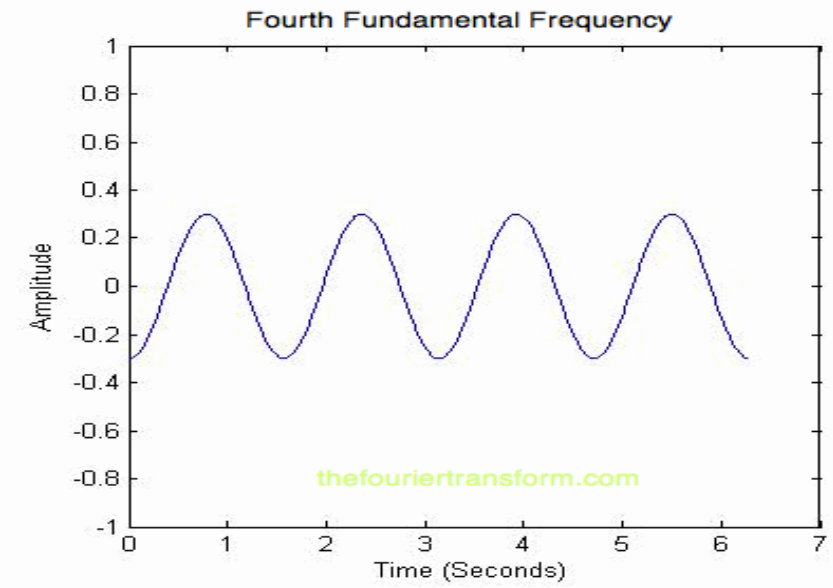


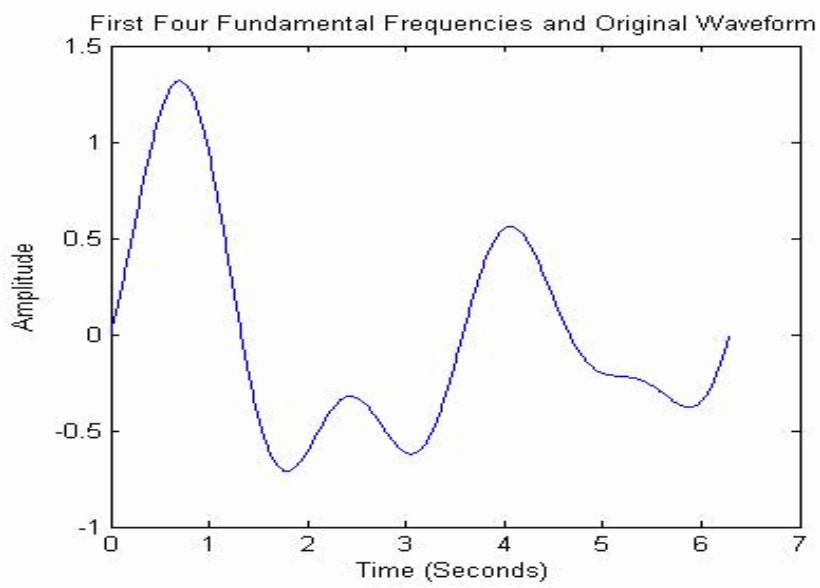
Σχήματα από τον ιστότοπο http://www.thefouriertransform.com/.

Μετασχηματισμός Fourier





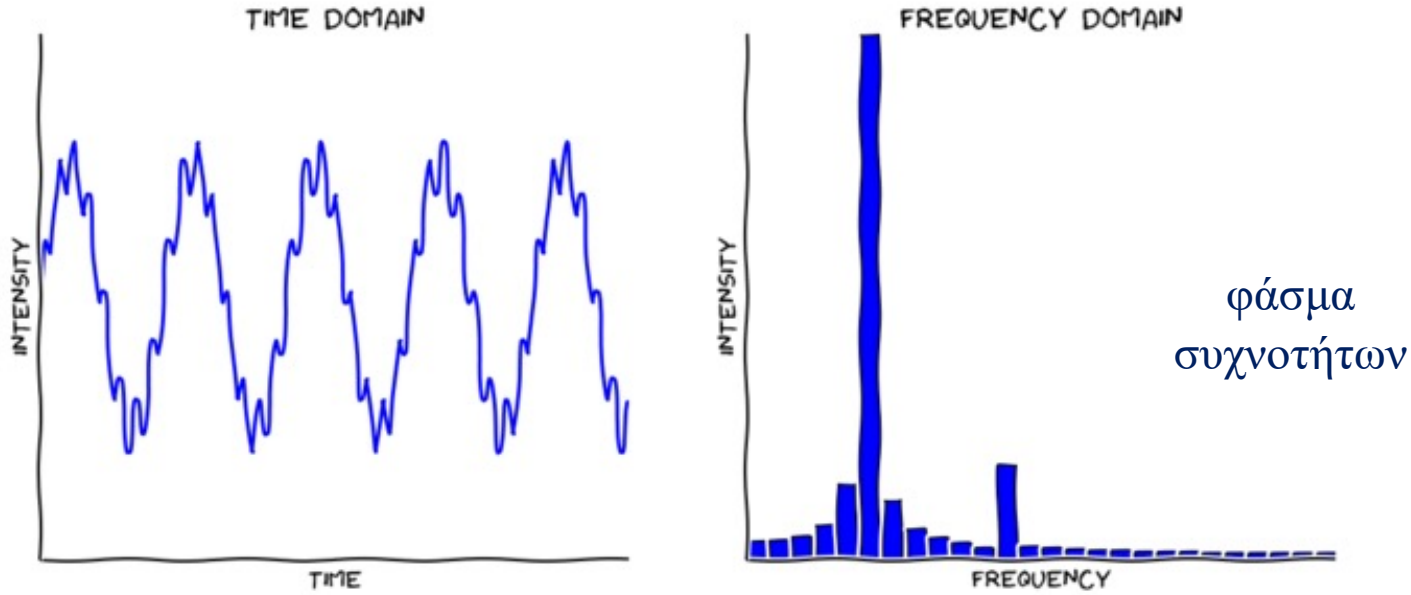




Σχήματα από τον ιστότοπο http://www.thefouriertransform.com/.

Μετασχηματισμός Fourier

- **Μετατρέπει** το **αρχικό σήμα** $f(t)$ (συνάρτηση του **χρόνου** t) σε **μιγαδική συνάρτηση** $\hat{f}(\xi)$ της **συχνότητας** (ξ).
  - $\hat{f}(\xi) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \cdot e^{-2\pi \cdot i \cdot t \cdot \xi} dt \quad (e^{i \cdot \theta} = \cos\theta + i \cdot \sin\theta)$
  - Το **μέτρο** του **μιγαδικού** $|\hat{f}(\xi)|$ δείχνει **πόσο συμμετέχει η συχνότητα** ξ στο αρχικό σήμα.

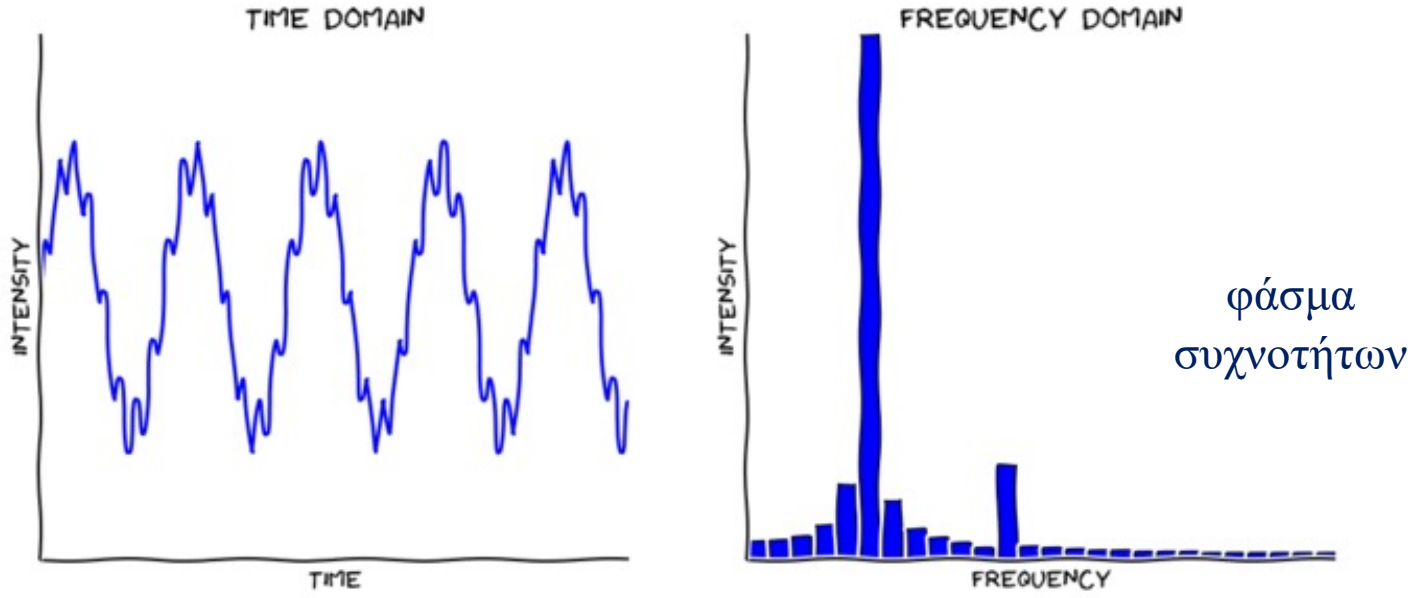


φάσμα συχνοτήτων

Σχήματα από την ιστοσελίδα https://learn.adafruit.com/fft-fun-with-fourier-transforms/background

Διακριτός μετασχηματισμός Fourier (DFT)

- Για **διακριτό σήμα** $x[0], \dots, x[N-1]$ και N **διακριτές συχνότητες** ξ:
  - $\hat{x}(\xi) = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cdot e^{\frac{-2\pi \cdot i \cdot n \cdot \xi}{N}}$ $\quad (e^{i\cdot\theta} = \cos\theta + i \cdot \sin\theta)$
  - Αν $N = 2^{\mathrm{m}}$ (δύναμη του 2), μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τον **αλγόριθμο FFT** (Fast Fourier Transform).

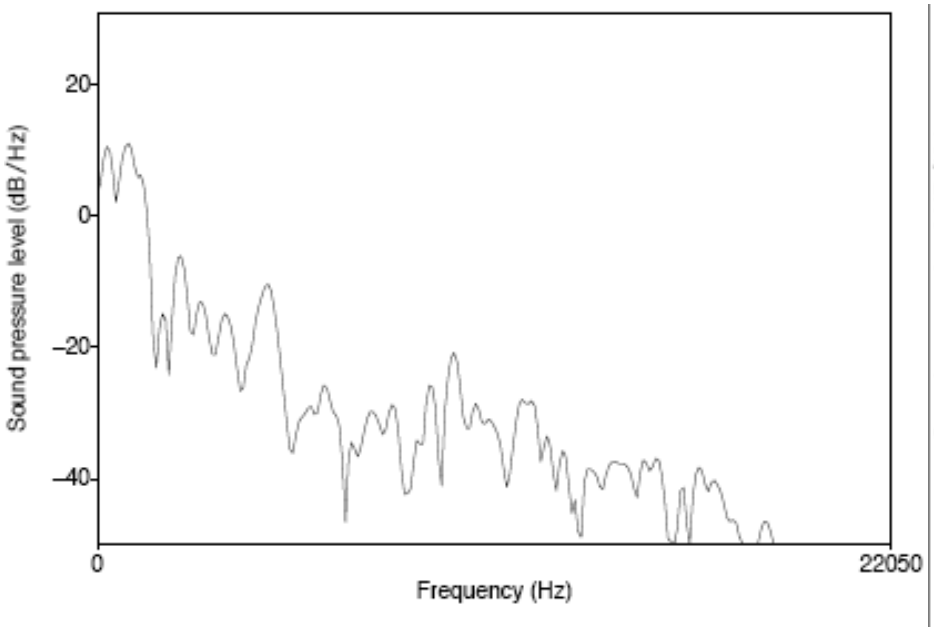


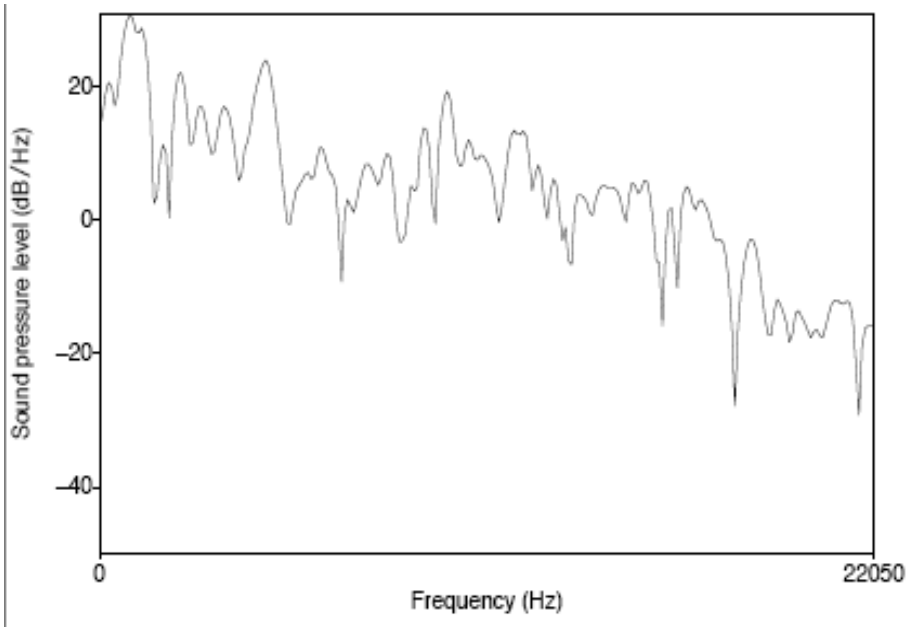
φάσμα συχνοτήτων

Σχήματα από την ιστοσελίδα https://learn.adafruit.com/fft-fun-with-fourier-transforms/background

Προέμφαση

Σχήματα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).

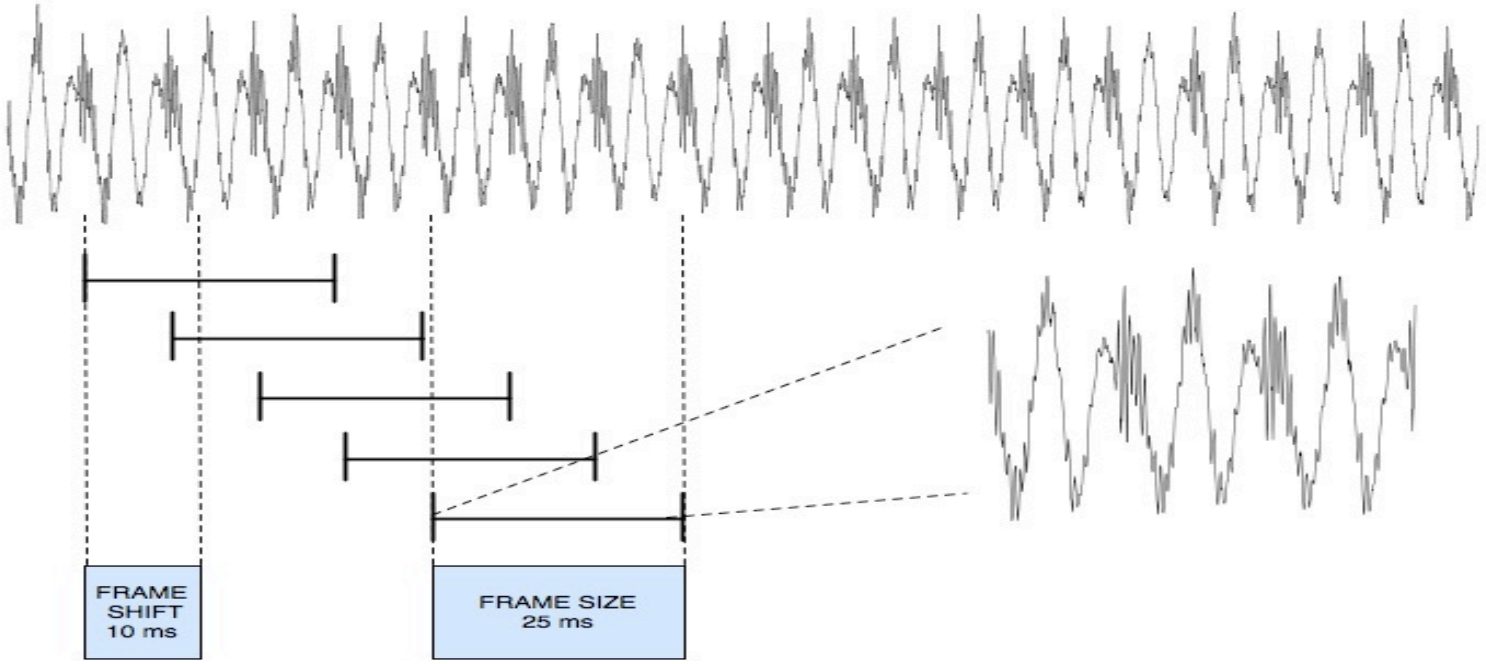




- **Ενισχύουμε** τις **υψηλότερες συχνότητες** της ομιλίας.
  - Χρησιμοποιώντας **υψιπερατό φίλτρο**.
  - **Βοηθά** τη σωστή αναγνώριση ομιλίας.

Παράθυρα

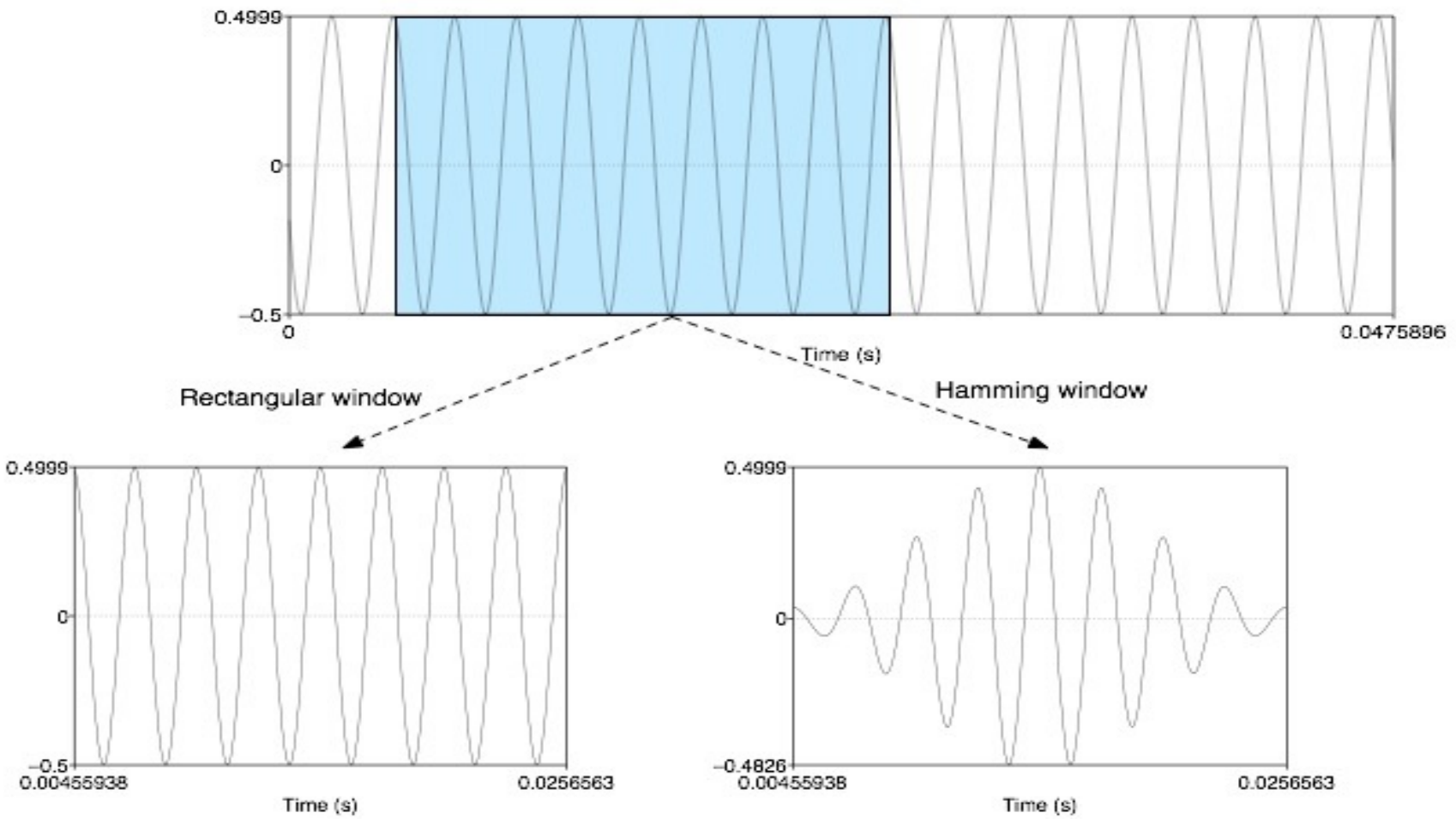
Σχήμα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).



- Εξάγουμε **επικαλυπτόμενα τμήματα (frames)** του σήματος.
  - **Σέρνουμε ένα «παράθυρο»** κατά μήκος του σήματος.
  - **Πολλαπλασιάζουμε** κάθε τιμή του (διακριτού) **σήματος** με την αντίστοιχη τιμή της **συνάρτησης του παραθύρου** (βλ. επόμενες διαφάνειες).
- **Κάθε τμήμα** συχνά παριστάνεται από **διάνυσμα 39 αριθμών**.
  - 39 **MFCC features** (βλ. παρακάτω).

Παράθυρα

Σχήμα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).



- Το **παράθυρο Hamming** δίνει **έμφαση** στο **κέντρο** του **τμήματος**.
  - Βοηθά επίσης να αποφύγουμε **ασυνέχειες** στα άκρα των παραθύρων.

Παράθυρα

- **Τετράγωνο** παράθυρο:

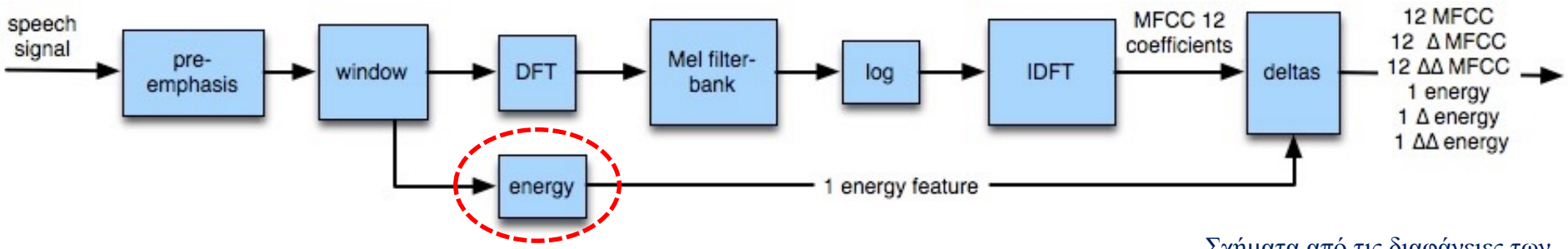
$$w[n] = \begin{cases} 1 & 0 \leq n \leq L-1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

- Παράθυρο **Hamming**:

$$w[n] = \begin{cases} 0.54 - 0.46\cos\left(\frac{2\pi n}{L-1}\right) & 0 \leq n \leq L-1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

Τύποι από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).

Ενέργεια του τμήματος

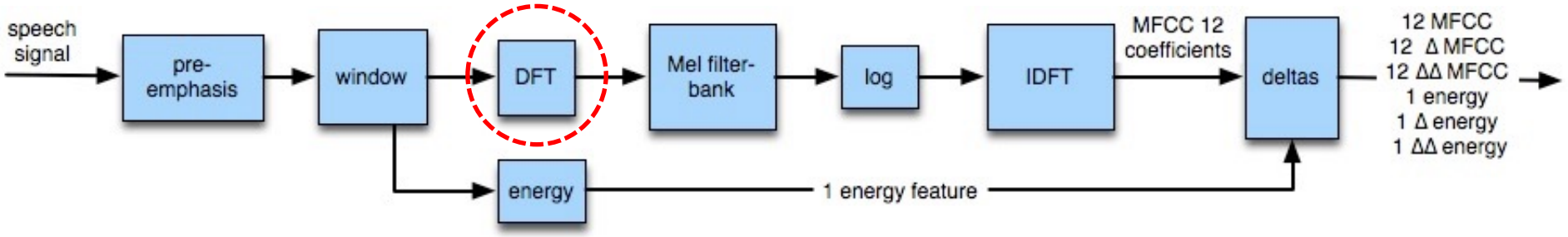


Σχήματα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).

- Από **κάθε τμήμα** (εφαρμογή παραθύρου) εξάγουμε **39 αριθμούς** (τιμές ιδιοτήτων **MFCC**).
- Η τιμή μιας από τις **ιδιότητες MFCC** είναι η **ενέργεια** του τμήματος.

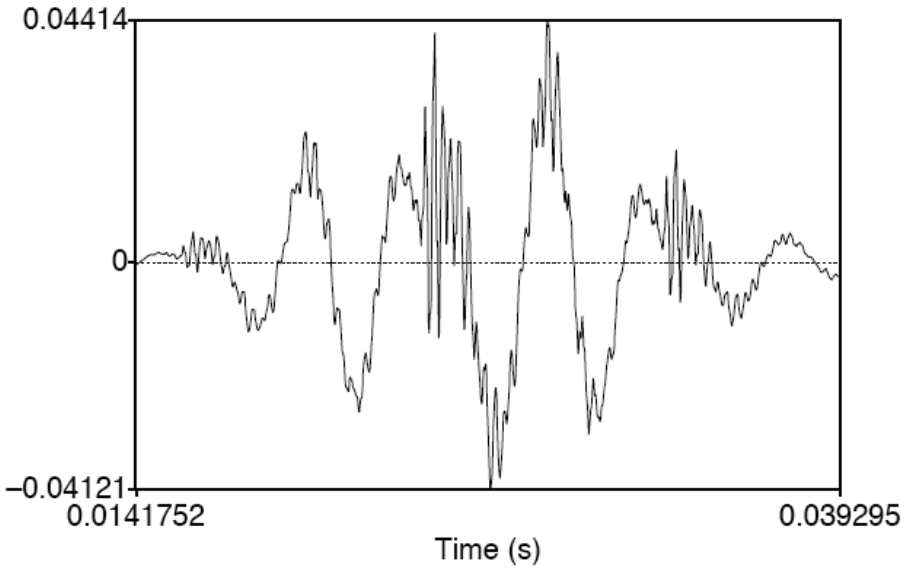
$$Energy = \sum_{n=0}^{L-1} x^2[n]$$

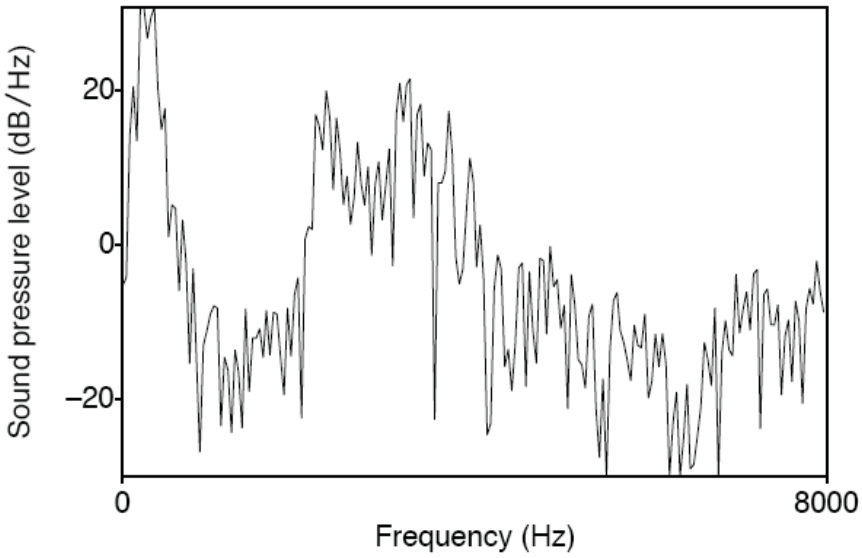
Μετ/μός Fourier κάθε τμήματος



- Κατόπιν εφαρμόζουμε **DFT στο τμήμα.**

Σχήματα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).



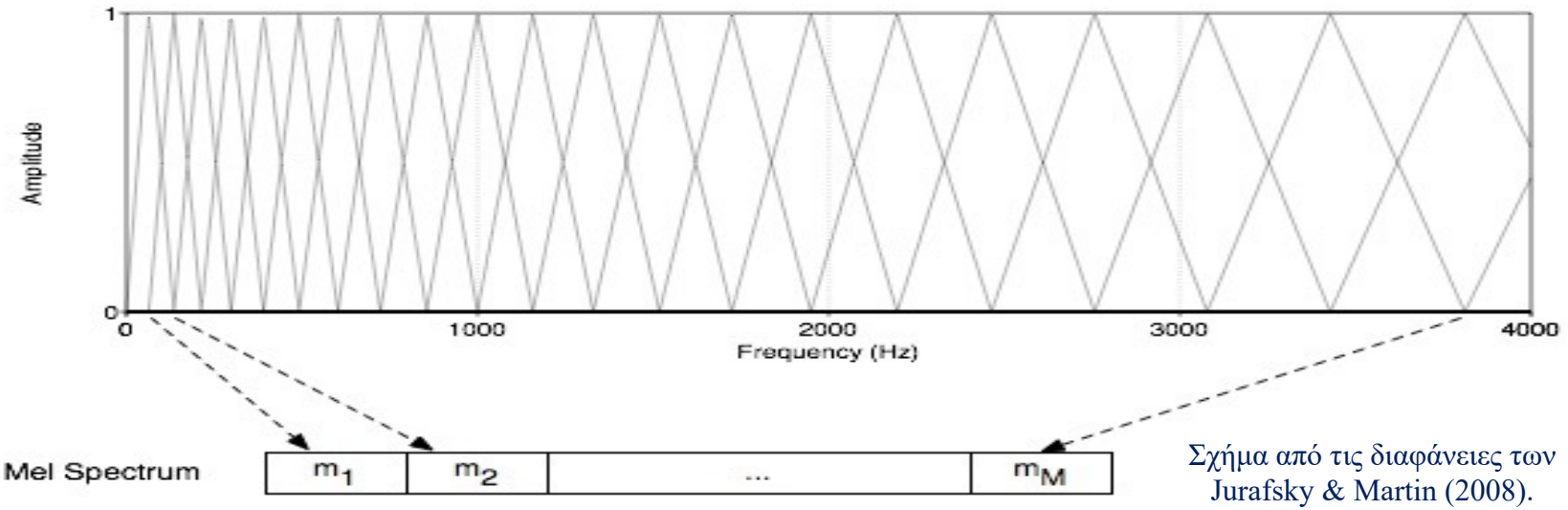


Μετασχηματισμός σε φάσμα mel

- Η **ακοή δεν** είναι το **ίδιο ευαίσθητη** στις **συχνότητες**.
  - Λιγότερο ευαίσθητη σε συχνότητες $\geq 1\ KHz$.
- Συστοιχία **φίλτρων mel**:
  - **Κάθε φίλτρο** δρα ως **τριγωνικό παράθυρο** πάνω στο **φάσμα**.
  - Τα **φίλτρα** είναι **πιο αραιά** στις **μεγαλύτερες συχνότητες**.

$$Y_t[m] = \sum_{k=1}^{N} W_m[k]\,|X_t[k]|^2$$

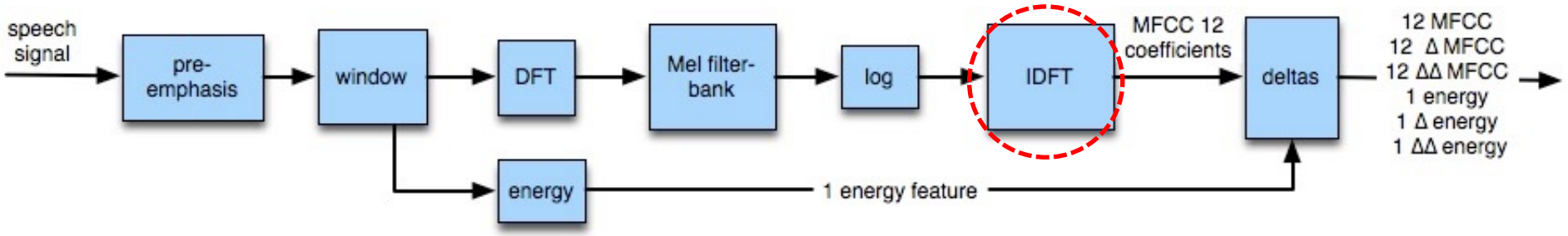
k : DFT bin number $(1, \ldots, N)$
m : mel-filter bank number $(1, \ldots, M)$



Τύποι από: https://jonathan-hui.medium.com/speech-recognition-feature-extraction-mfcc-plp-5455f5a69dd9

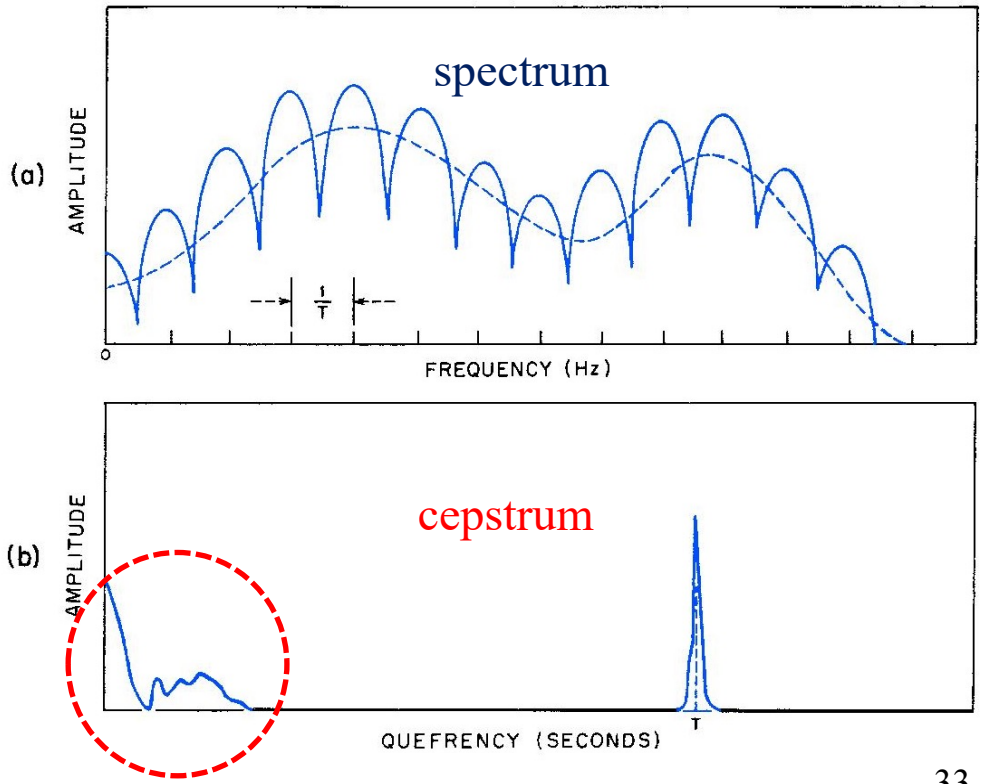
Σχήμα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).

Υπολογισμός ιδιοτήτων MFCC

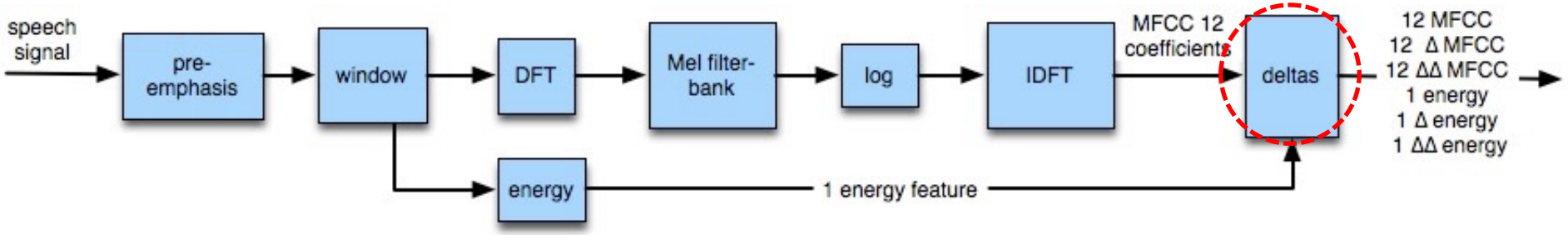


Σχήματα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).

- Σκεφτόμαστε κατόπιν τα $\log(m_1), \ldots, \log(m_M)$ **σαν σήμα**.
  - **Εφαρμόζουμε DFT στο φάσμα (spectrum)**, για να βρούμε τις **μικρές του «συχνότητες»**, που είναι πιο χρήσιμες στην αναγνώριση φωνής.
  - Ακριβέστερα, εφαρμόζουμε **ανάστροφο DFT (IDFT)**, γιατί πάμε από το πεδίο συχνοτήτων πίσω στο πεδίο του χρόνου.
  - Κρατάμε τις **12 αριστερότερες τιμές** του **νέου «φάσματος»** (**cepstrum**).



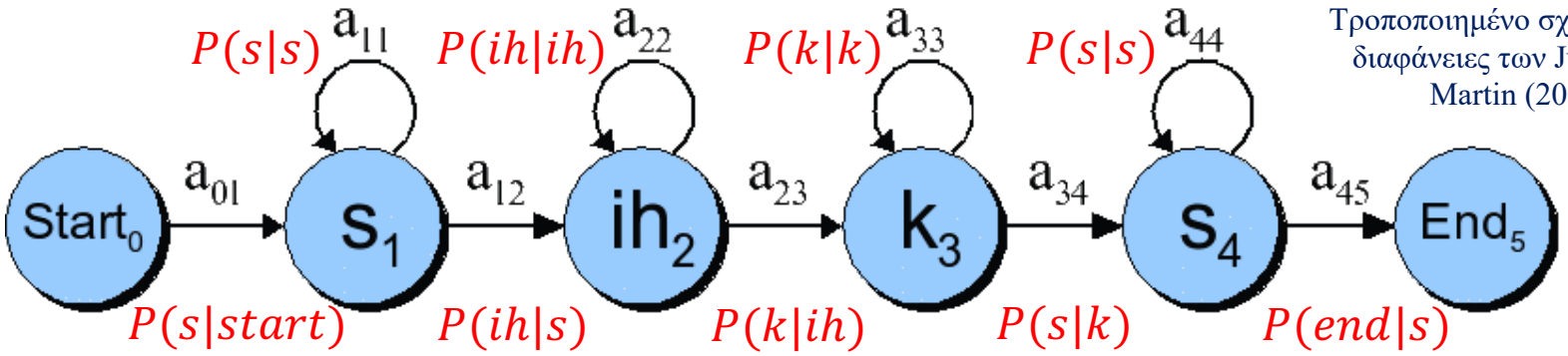
Μεταβολές (Δ και ΔΔ)



Σχήματα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).

- Προσθέτουμε **μεταβολές (Δ)**:
  - Απλούστερη περίπτωση: **πόσο άλλαξε η ενέργεια** από το προηγούμενο τμήμα (frame) και **πόσο άλλαξε κάθε μία από τις άλλες 12 τιμές MFCC**. Συνήθως πιο περίπλοκοι υπολογισμοί.
- Προσθέτουμε **μεταβολές μεταβολών (ΔΔ)**:
  - Στην απλούστερη περίπτωση: **πόσο άλλαξε το Δ της ενέργειας, το Δ κάθε μιας από τις 12 τιμές** MFCC κλπ.
- Συνολικά **39 τιμές ανά τμήμα**.
  - **Κάθε τμήμα** παριστάνεται από ένα **διάνυσμα 39 αριθμών**.

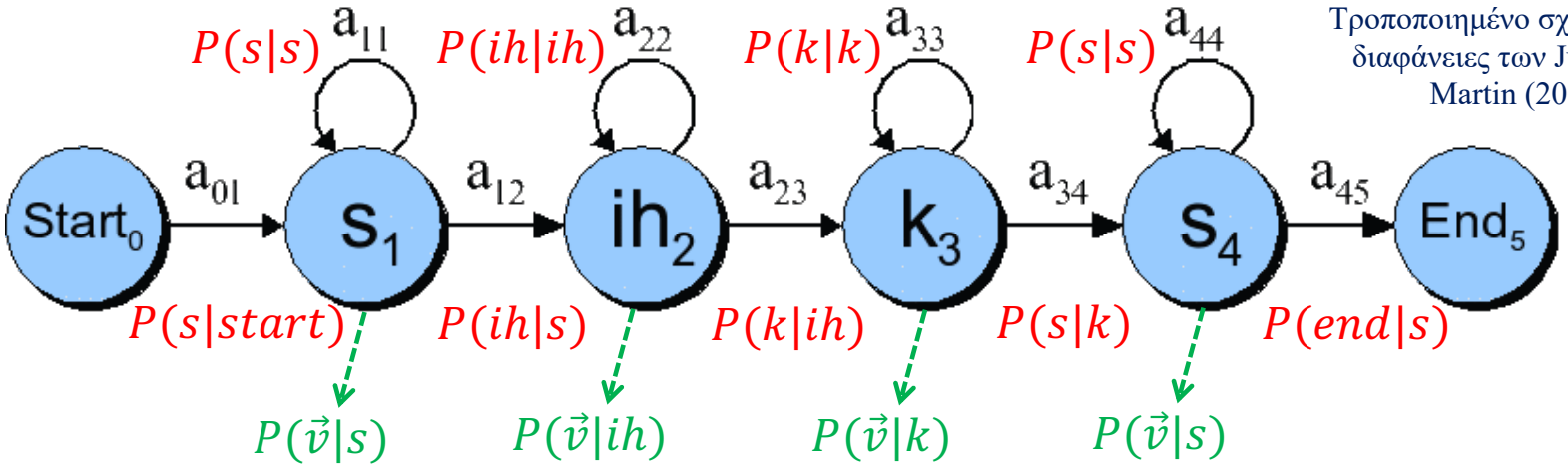
Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα
(Hidden Markov Models, HMMs)



Τροποποιημένο σχήμα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).

- Θεωρούμε ότι ο **ομιλητής παράγει** την **ακολουθία τμημάτων** (**διανυσμάτων MFCC**) ακολουθώντας ένα **μονοπάτι**.
  - Οι **καταστάσεις** αντιστοιχούν σε «**φώνους**» (phones).
  - Π.χ. το «**six**» προφέρεται [**s ih k s**].
- Σε **κάθε βήμα** πηγαίνει σε **νέα κατάσταση** (ή μένει στην ίδια) με τις **κόκκινες πιθανότητες**.
  - Μπορεί π.χ. να πει **[s s ih ih ih k s s]** ή **[s s s ih ih ih ih ih k s s s]**.

Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα

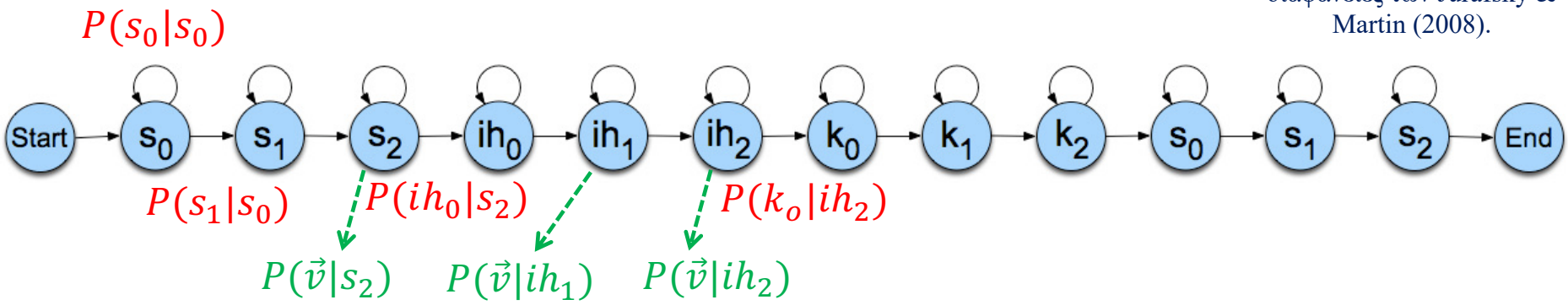


Τροποποιημένο σχήμα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).

- **Όποτε πηγαίνει** (ή μένει) σε μια **κατάσταση**, ο ομιλητής **παράγει** ένα **τμήμα** (**διάνυσμα MFCC**) σύμφωνα με **κατανομή πιθανοτήτων** που **εξαρτάται** από την **κατάσταση**.
  - Τα **διανύσματα <u>δεν</u> αντιστοιχούν 1-1** με τις **καταστάσεις**.
  - **Διαφορετικά διανύσματα** μπορεί να παραχθούν **από την ίδια κατάσταση** σε **διαφορετικές επισκέψεις** της κατάστασης.
  - Οι πράσινες πιθανότητες («εκπομπής») δείχνουν **πόσο πιθανό** είναι να παραχθεί **κάθε διάνυσμα** στη **συγκεκριμένη κατάσταση**.

HMM με υπο-φώνους

Τροποποιημένο σχήμα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).

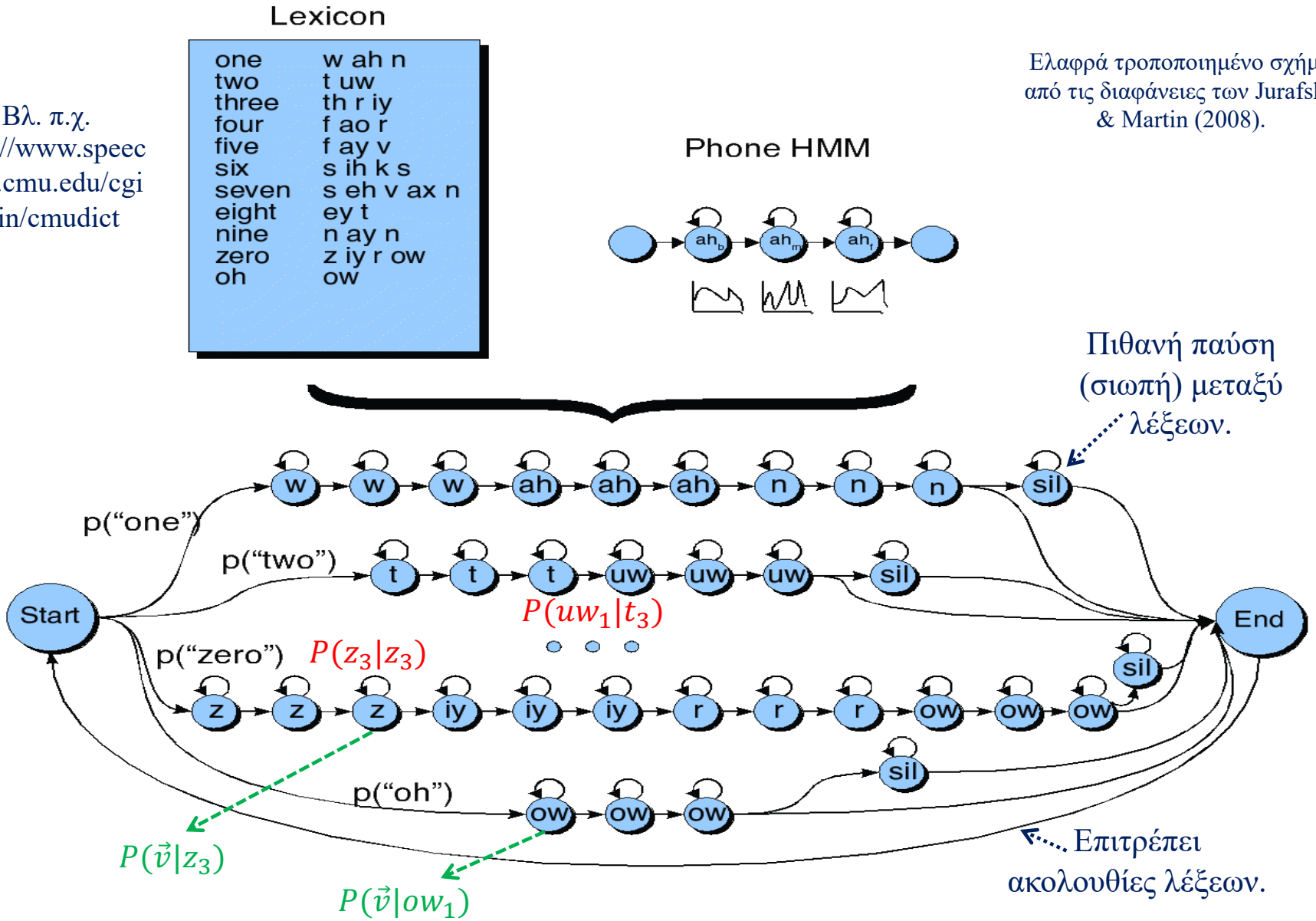


- Συνήθως χρησιμοποιούνται **τρεις διαφορετικές καταστάσεις** (υπο-φώνοι) **ανά φώνο**, αντί για μία κατάσταση ανά φώνο.
  - Γιατί ο **ίδιος φώνος** συχνά παράγει **διαφορετικά διανύσματα** MFCC στην **αρχή**, τη **μέση** και το **τέλος** της **προφοράς** του.
- **Δεν παράγονται** διανύσματα MFCC στις **start** και **end**.
- Στην **αναγνώριση ομιλίας**, κάθε κατάσταση του HMM συνήθως έχει **μεταβάσεις** μόνο προς μια **δεξιότερη κατάσταση** ή την **ίδια κατάσταση**.
  - Σε **άλλες εφαρμογές** των HMMs **δεν ισχύει** πάντα αυτό.

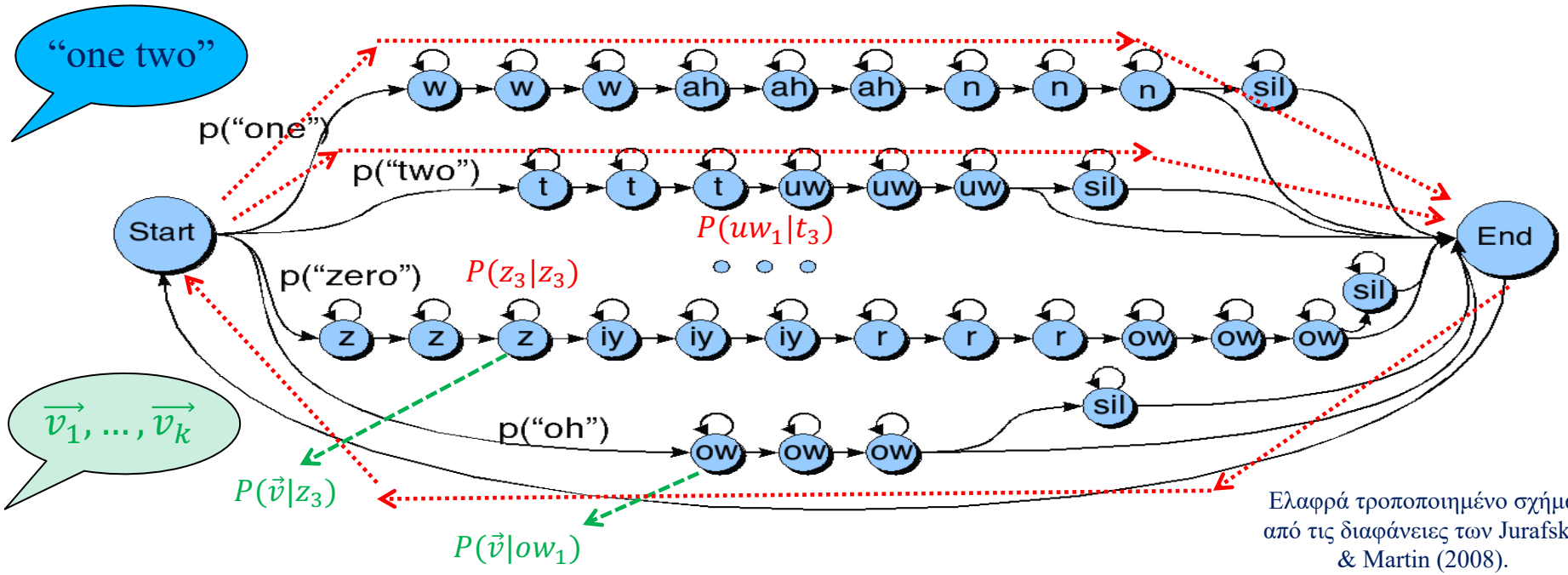
HMM για αριθμούς

Βλ. π.χ. http://www.speech.cs.cmu.edu/cgi-bin/cmudict

Ελαφρά τροποποιημένο σχήμα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).



Αποκωδικοποίηση (αναζήτηση μονοπατιού)



Ελαφρά τροποποιημένο σχήμα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).

- **Ψάχνουμε** το **πιθανότερο μονοπάτι** που μπορεί να παρήγαγε την **παρατηρούμενη ακολουθία διανυσμάτων** MFCC.
  - Ουσιαστικά την **πιθανότερη ακολουθία καταστάσεων**, άρα και λέξεων.
  - Δεν ξέρουμε άμεσα ποιο μονοπάτι χρησιμοποιήθηκε γιατί **δεν υπάρχει 1-1 αντιστοιχία** μεταξύ **καταστάσεων** και **παρατηρούμενων διανυσμάτων**.
  - Το μονοπάτι είναι «**κρυμμένο**» από τον παρατηρητή.

Αποκωδικοποίηση (αναζήτηση μονοπατιού)

- Παρατηρούμενη **ακολουθία διανυσμάτων** MFCC:

$$\vec{v}_1^k = \langle \vec{v}_1, \vec{v}_2, \ldots, \vec{v}_k \rangle$$

- Μια οποιαδήποτε **ακολουθία καταστάσεων** ίσου μήκους:

$$s_1^k = \langle s_1, s_2, \ldots, s_k \rangle$$

- Θέλουμε την (κρυφή) **ακολουθία καταστάσεων** που είναι **πιθανότερο** να οδήγησε στην **ακολουθία διανυσμάτων**:

$$\hat{s}_1^k = \underset{s_1^k}{\operatorname{argmax}}\, P\left(s_1^k | \vec{v}_1^k\right) = \underset{s_1^k}{\operatorname{argmax}} \frac{P\left(s_1^k\right) \cdot P\left(\vec{v}_1^k | s_1^k\right)}{\cancel{P\left(\vec{v}_1^k\right)}}$$

  - Χρησιμοποιήσαμε τον **κανόνα του Bayes**.
  - Ο **παρονομαστής** είναι ο **ίδιος** για κάθε s_1^k.

Η πιθανότερη ακολουθία καταστάσεων

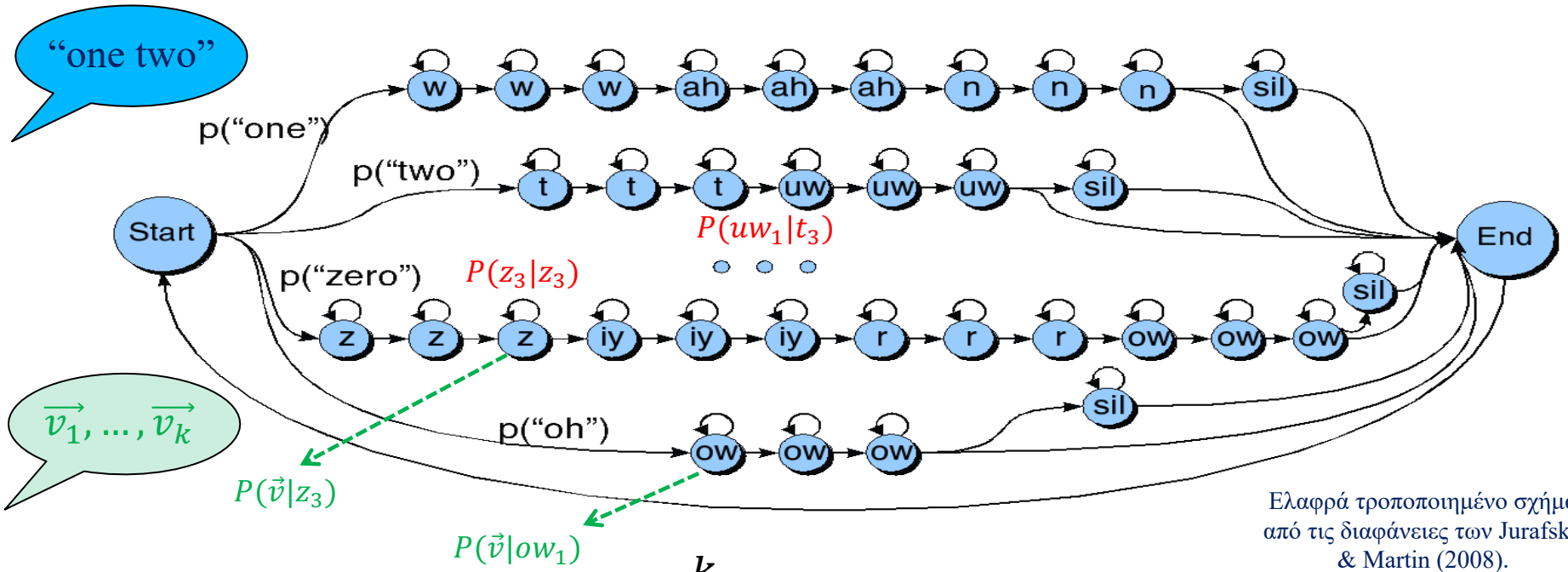
$$\hat{s}_1^k = \underset{s_1^k}{\operatorname{argmax}}\, P\left(s_1^k | \vec{v}_1^k\right) = \underset{s_1^k}{\operatorname{argmax}}\, P\left(s_1^k\right) \cdot P\left(\vec{v}_1^k | s_1^k\right) =$$

$$\underset{s_1^k}{\operatorname{argmax}}\, P(s_1) \cdot P(s_2|s_1) \cdot P(s_3|s_1, s_2) \cdot P(s_4|s_1^3) \cdots P\left(s_k|s_1^{k-1}\right) \cdot$$

$$P\left(\vec{v}_1|s_1^k\right) \cdot P\left(\vec{v}_2|\vec{v}_1, s_1^k\right) \cdot P\left(\vec{v}_3|\vec{v}_1, \vec{v}_2, s_1^k\right) \cdots P\left(\vec{v}_k|\vec{v}_1^{k-1}, s_1^k\right)$$

- 1^{η} απλούστευση: $P(s_i|s_1, \ldots, s_{i-1}) \cong P(s_i|s_{i-1})$
  - **HMM $1^{ης}$ τάξης**: η **πιθανότητα μετάβασης** στην κατάσταση s_i **εξαρτάται μόνο** από την **προηγούμενη κατάσταση** s_{i-1}.
  - Γενικότερα **HMM *n*-στής τάξης**: εξαρτάται από τις ***n* προηγούμενες**.
- 2^{η} απλούστευση: $P\left(\vec{v}_i|\vec{v}_1^{i-1}, s_1^k\right) \cong P(\vec{v}_i|s_i)$
  - Θεωρούμε ότι η **πιθανότητα εκπομπής** ενός διανύσματος $\vec{v}_i$ **εξαρτάται μόνο** από την **κατάσταση** s_i στην οποία **βρισκόμαστε**.

Αποκωδικοποίηση (αναζήτηση μονοπατιού)



Ελαφρά τροποποιημένο σχήμα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).

Θεωρώντας t_0 = start.

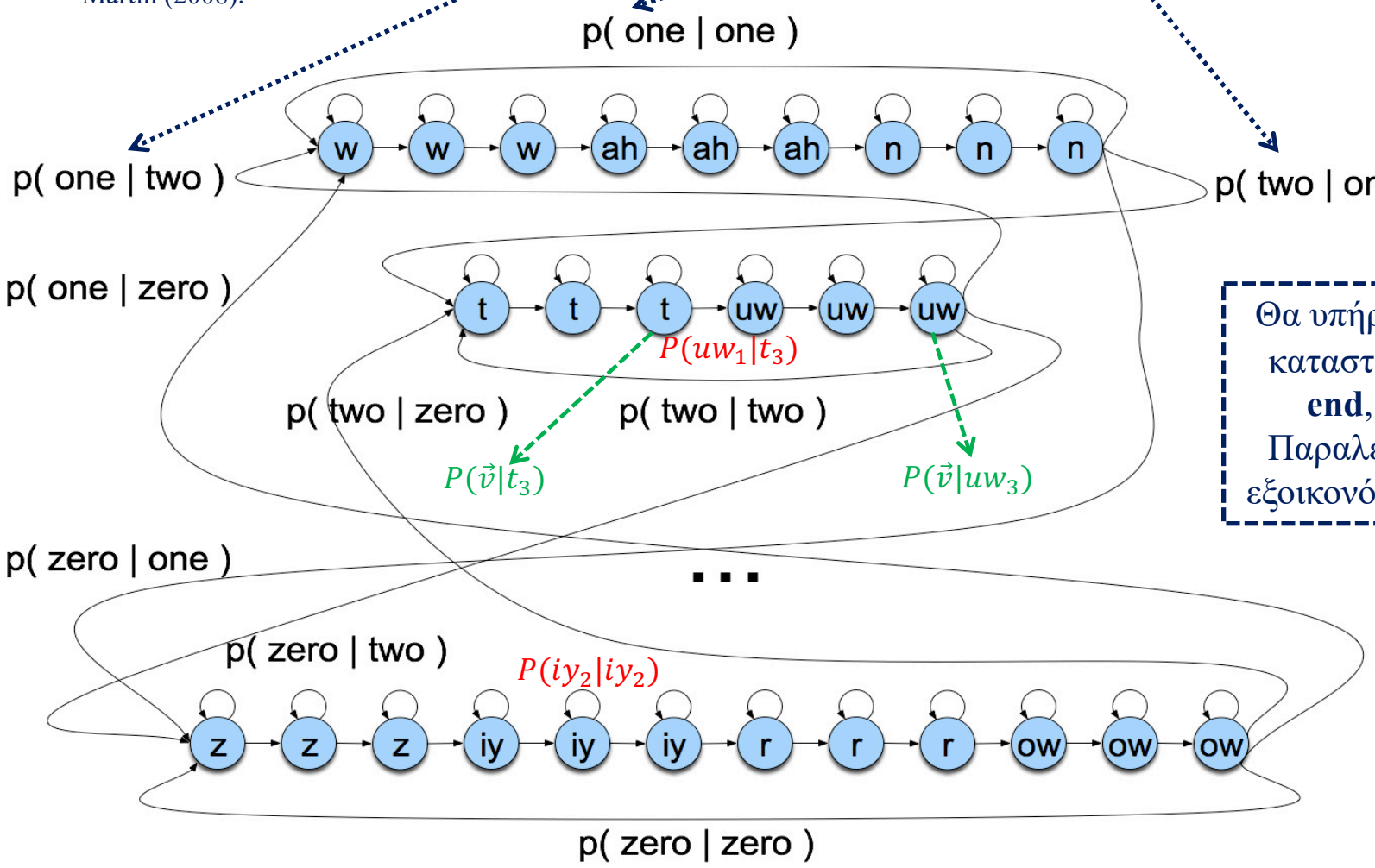
$$\hat{s}_1^k = \underset{s_1^k}{\operatorname{argmax}} \prod_{i=1}^{k} P(s_i|s_{i-1}) \cdot P(\vec{v}_i|s_i)$$

- Ο υπολογισμός γίνεται με **δυναμικό προγραμματισμό**.
  - Αλγόριθμος **Viterbi**. Βλ. παραπομπές.
- Εδώ **αγνοούμε** στο γινόμενο τις **μεταβάσεις** από την **end** στη **start**.

Προσθήκη γλωσσικού μοντέλου

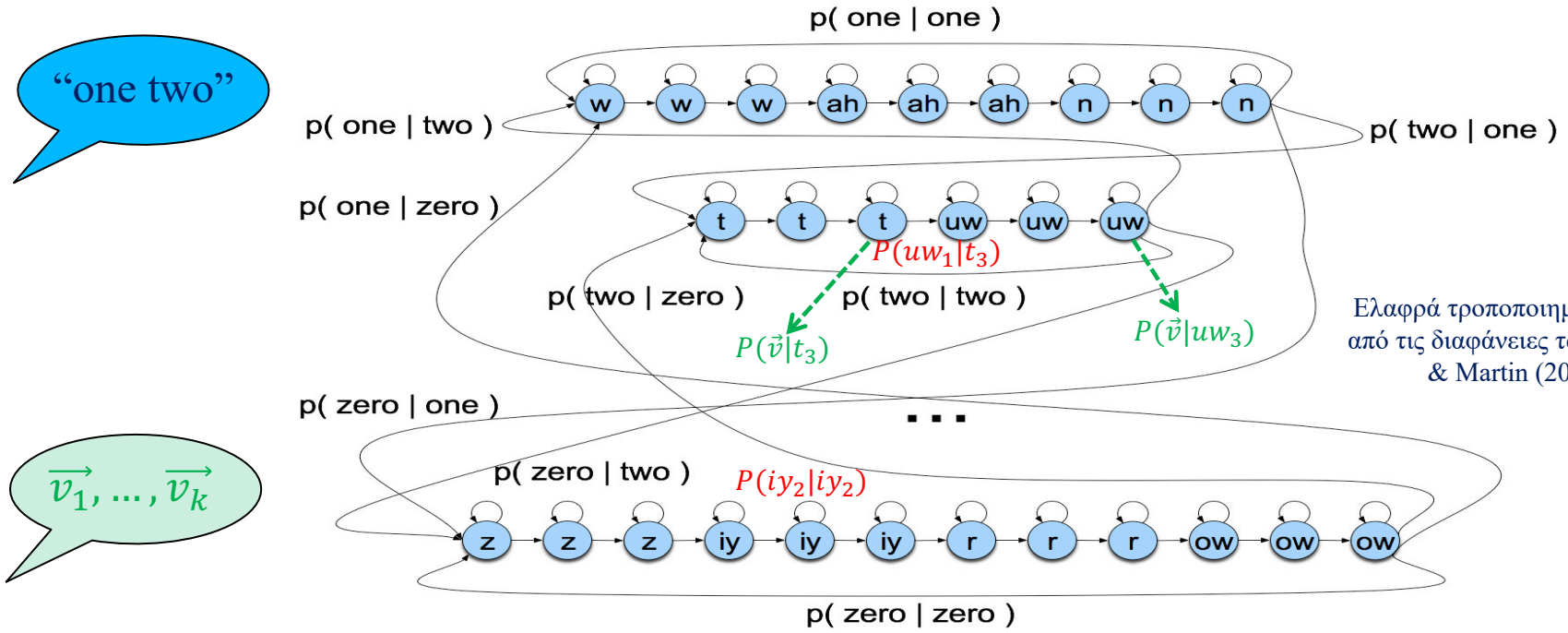
Πριν αγνοούσαμε τις μεταβάσεις μεταξύ λέξεων. Τώρα λαμβάνουμε υπόψη **πόσο πιθανό** είναι η **κάθε λέξη να ακολουθεί μια άλλη**.

Τροποποιημένο σχήμα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).



Θα υπήρχαν και εδώ καταστάσεις **start**, **end**, **παύσης**. Παραλείπονται για εξοικονόμηση χώρου.

Αποκωδικοποίηση (τώρα και με γλωσσικό μοντέλο)



Ελαφρά τροποποιημένο σχήμα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).

Θεωρώντας t_0 = start.

$$\hat{s}_1^k = \underset{s_1^k}{\operatorname{argmax}} \left(\prod_{i=1}^{k} P(s_i|s_{i-1}) \cdot P(\vec{v}_i|s_i) \right) \cdot \left(\prod_{j=1}^{m} P(w_j|w_{j-1}) \right)$$

Οι πιθανότητες των **μεταβάσεων** από το **τέλος κάθε λέξης** στην **αρχή μιας επόμενης**. Ουσιαστικά **γλωσσικό μοντέλο 2-γραμμάτων**.

Υποθέτουμε εδώ ότι όταν πηγαίνουμε από την τελευταία κατάσταση μιας λέξης στην πρώτη κατάσταση μιας άλλης λέξης, **δεν εκπέμπεται διάνυσμα**.

Αποκωδικοποίηση (τώρα και με γλωσσικό μοντέλο)

Γενικότερα, αν δεν έχουμε γλωσσικό μοντέλο 2-γραμμάτων, αλλά π.χ. 3-γραμάτων.

$$\hat{s}_1^k = \underset{s_1^k}{\operatorname{argmax}} \left(\prod_{i=1}^{k} P(s_i|s_{i-1}) \cdot P(\vec{v}_i|s_i) \right) \cdot \text{LMScore}(w_1^m)$$

Στην πράξη δουλεύουμε με **λογαρίθμους** (αποφεύγουμε πολλαπλασιασμούς πιθανοτήτων). Επίσης δίνουμε **βάρος λ** στο **γλωσσικό μοντέλο**.

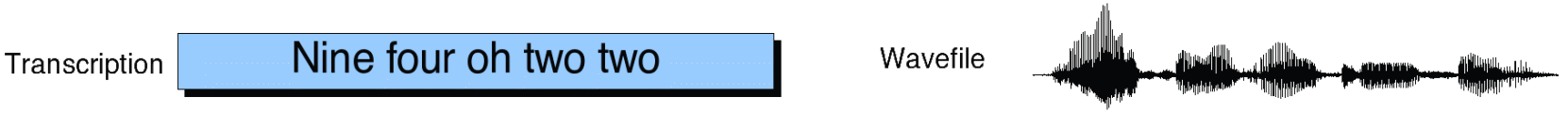
$$\underset{s_1^k}{\operatorname{argmax}} \sum_{i=1}^{k} \log P(s_i|s_{i-1}) + \log P(\vec{v}_i|s_i) + \lambda \cdot \log \text{LMScore}(w_1^m) + m \cdot C$$

Διόρθωση για να **μην προτιμώνται** προτάσεις με **λίγες μεγάλες λέξεις** (ευνοούνται από το γλωσσικό μοντέλο). $C > 0$, m το πλήθος των λέξεων.

Εκπαίδευση του HMM

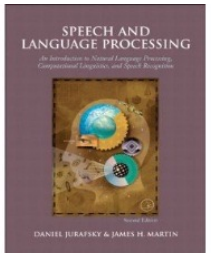
- Τις **πιθανότητες μεταβάσεων** $P(s_i|s_{i-1})$ και **εκπομπής** $P(\vec{v}_i|s_i)$ τις **μαθαίνουμε** κατά την εκπαίδευση του HMM.
  - Απαιτείται **σώμα** (corpus) **μεταγεγραμμένων ομιλιών** (**εκφωνήματα** και αντίστοιχο **κείμενο**).

Σχήμα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).



  - Εκπαίδευση με τον αλγόριθμο εκπαίδευσης HMM **Forward-Backward** (Baum Welch), αλλά με ειδικές βελτιώσεις για ομιλία.
  - Οι $P(\vec{v}_i|s_i)$ μοντελοποιούνται ως **μίγματα πολυμεταβλητών κανονικών κατανομών** (Gaussian Mixture Models, **GMM**), οπότε μαθαίνουμε τις παραμέτρους τους (μ, σ, βάρος κάθε καμπάνας).
  - Πιο πρόσφατα χρησιμοποιούνται **νευρωνικά δίκτυα** (deep neural nets, **DNN**) για τις $P(\vec{v}_i|s_i)$ ή/και αντί των HMM.

Διάβασμα



- Το μεγαλύτερο μέρος της ύλης αυτής της ενότητας καλύπτεται από το κεφάλαιο 16 του βιβλίου «Speech and Language Processing» των Jurafsky & Martin, 3η έκδοση (υπό προετοιμασία).
  - http://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/
  - Ενότητες 16.1–16.5. Για τις εξετάσεις, μόνο ό,τι περιλαμβάνεται στις διαφάνειες.
  - Όσοι ενδιαφέρεστε ιδιαίτερα, διαβάστε και το υπόλοιπο κεφάλαιο, που καλύπτει τη σύνθεση ομιλίας.
  - Τα MFCC features περιγράφονται εκτενέστερα στη 2η έκδοση (υπάρχει στη βιβλιοθήκη του ΟΠΑ).