

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, 2^η έκδοση, Pearson Education, 2009 και 3^η 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;

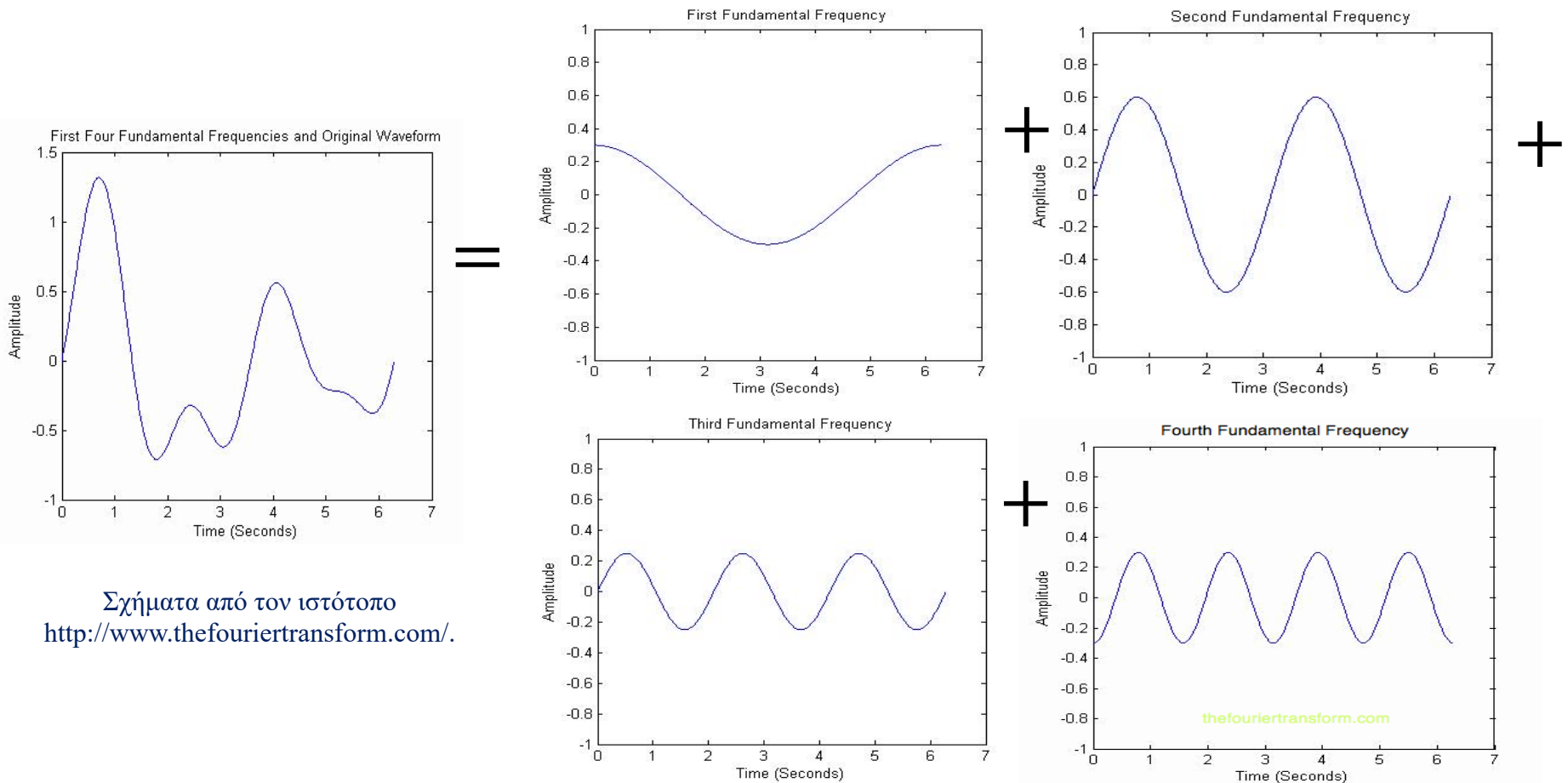
- **Μέγεθος λεξιλογίου.**
 - **Εύκολο:** αναγνώριση αριθμών ή δεκάδων λέξεων.
 - **Πιο δύσκολο:** αναγνώριση δεκάδων χιλιάδων λέξεων (π.χ. στην υπαγόρευση κειμένου).
- **Μεμονωμένες λέξεις ή συνεχής ομιλία.**
 - Σε συνομιλίες μεταξύ ανθρώπων συνήθως δεν υπάρχουν κενά μεταξύ των λέξεων.
 - Η αναγνώριση 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;

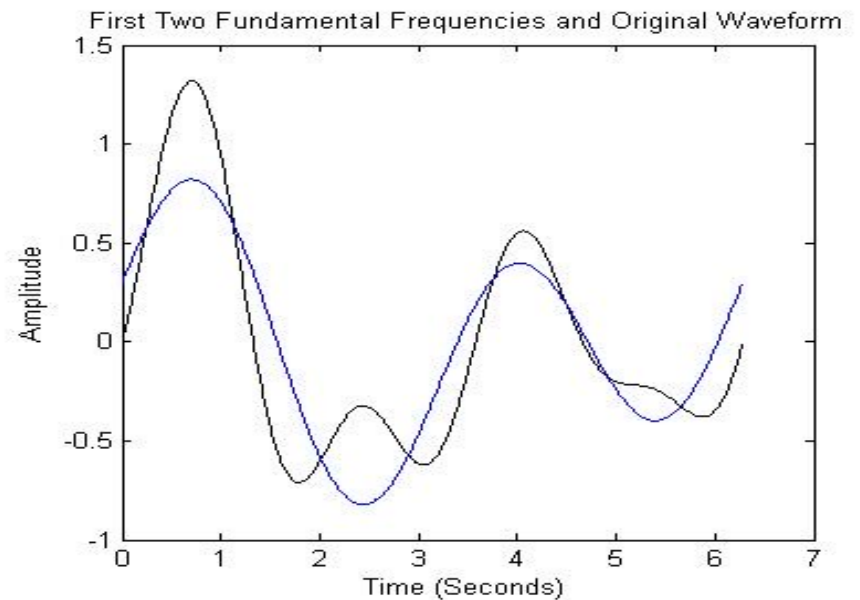
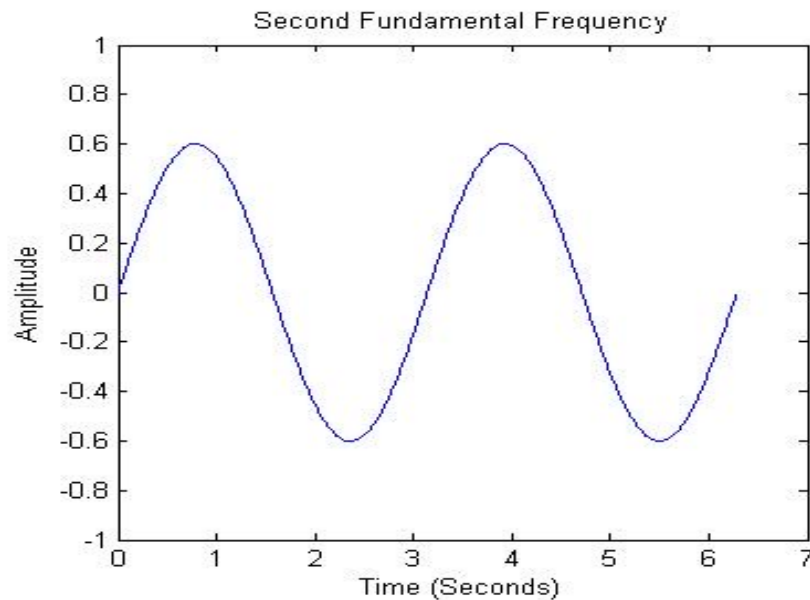
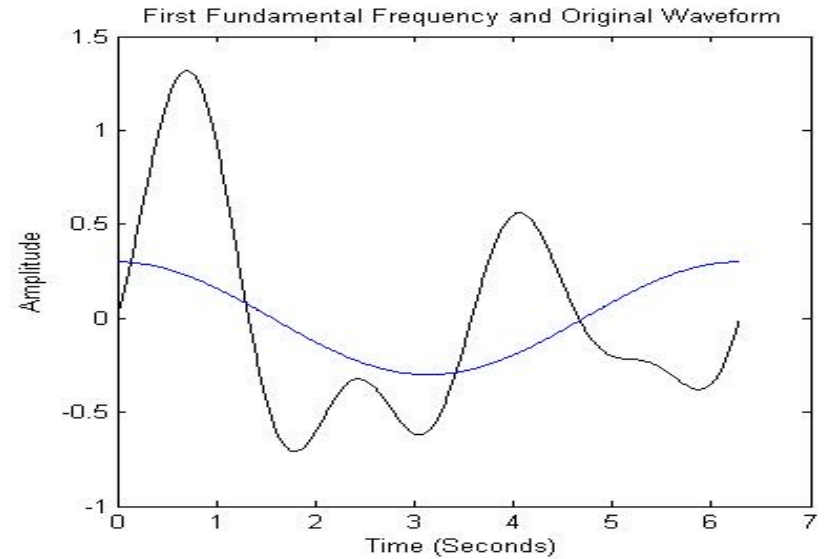
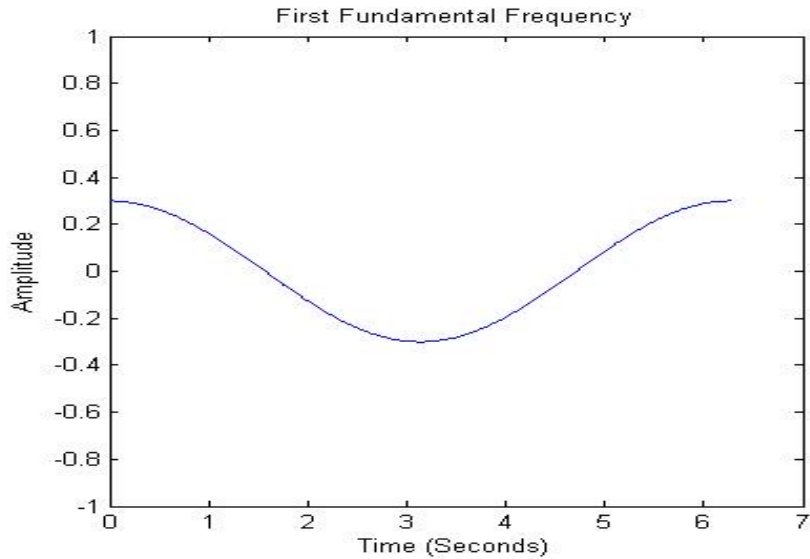
- **Μητρική γλώσσα ή όχι; Διάλεκτοι.... Ηλικία...**
 - Συνήθως υποστηρίζονται καλύτερα **συγκεκριμένες γλώσσες και διάλεκτοι**, κυρίως για **ενήλικες**.
- **Μικρόφωνα, πλήθος χρηστών, θόρυβος.**
 - **Ευκολότερο: ένας χρήστης με ακουστικό κεφαλής σε ήσυχο γραφείο.**
 - **Πολύ δυσκολότερο: πολλοί χρήστες 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)**.

Μετασχηματισμός Fourier

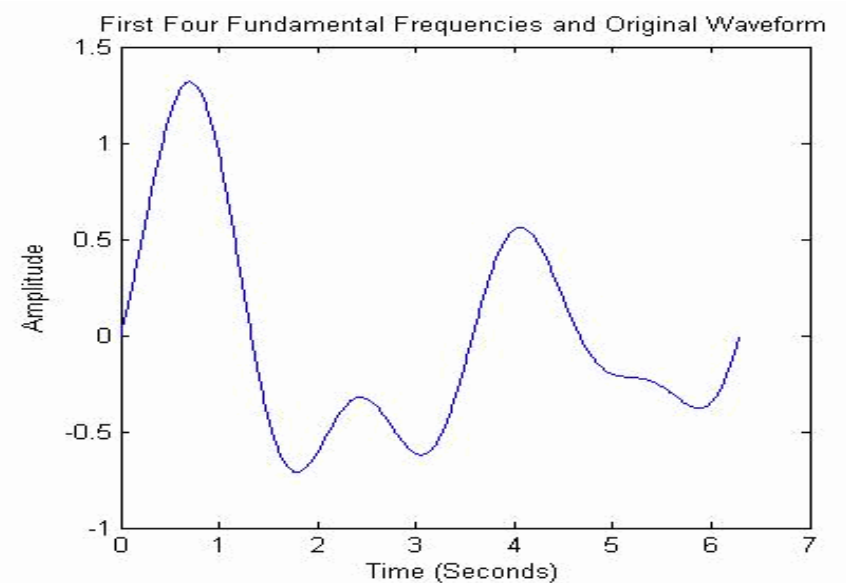
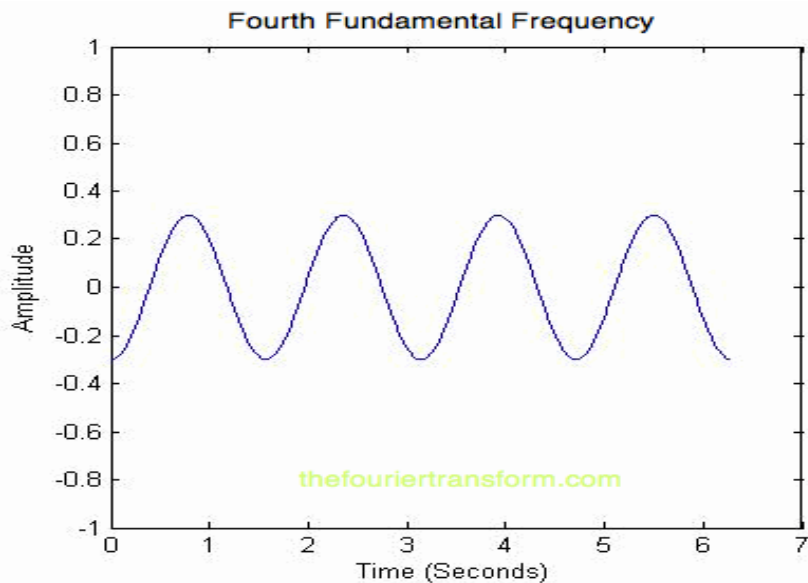
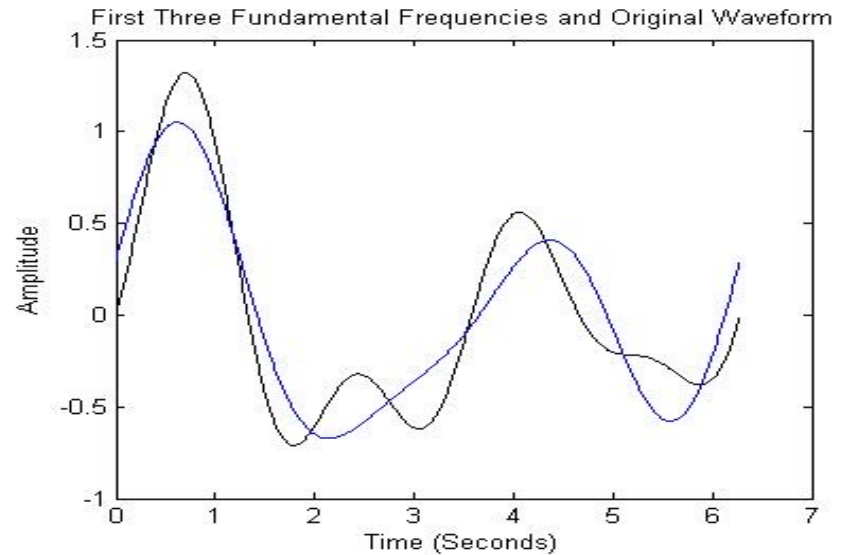
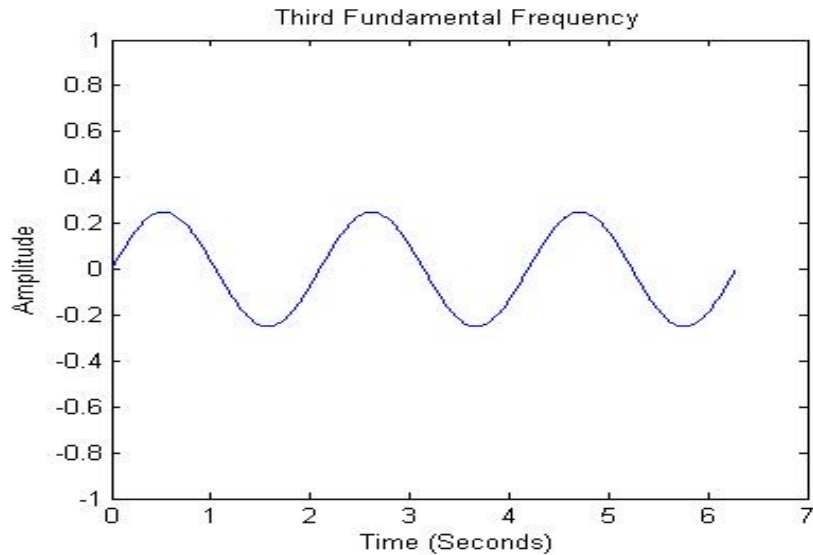
- Μπορούμε να σκεφτούμε **κάθε ήχο** (ή σήμα) ως **άθροισμα πολλών** (γενικά άπειρων) **ημιτονοειδών**.



Μετασχηματισμός Fourier

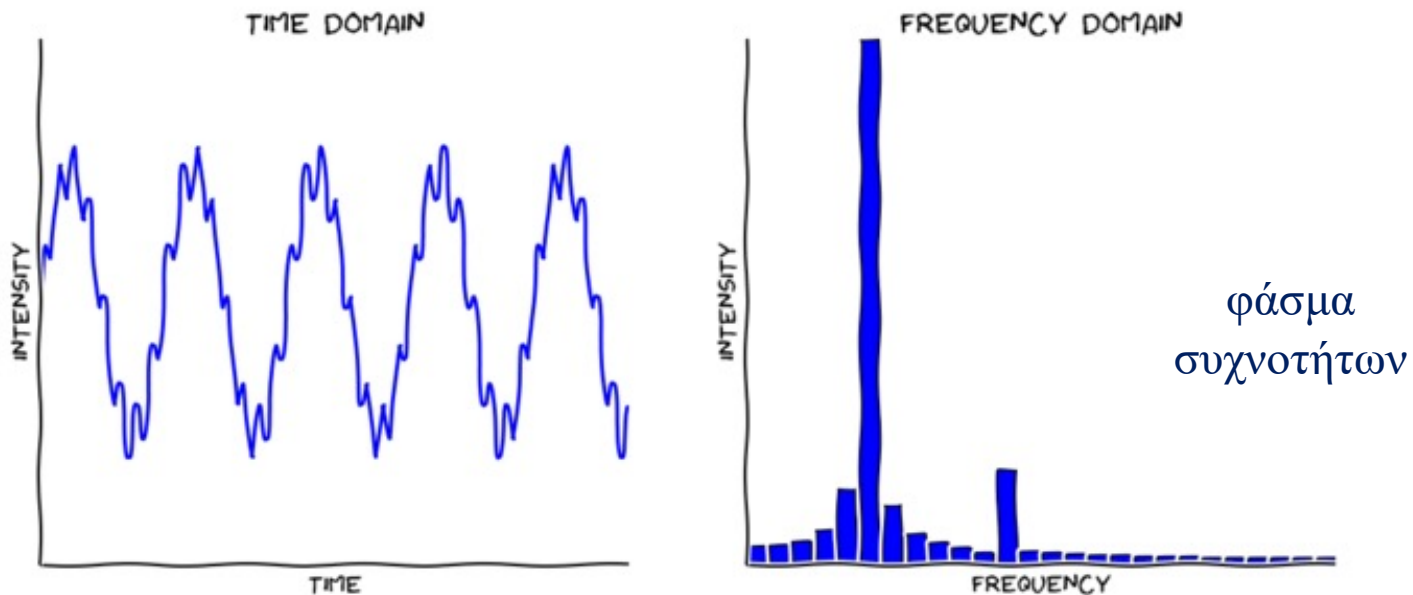


Μετασχηματισμός Fourier



Μετασχηματισμός Fourier

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

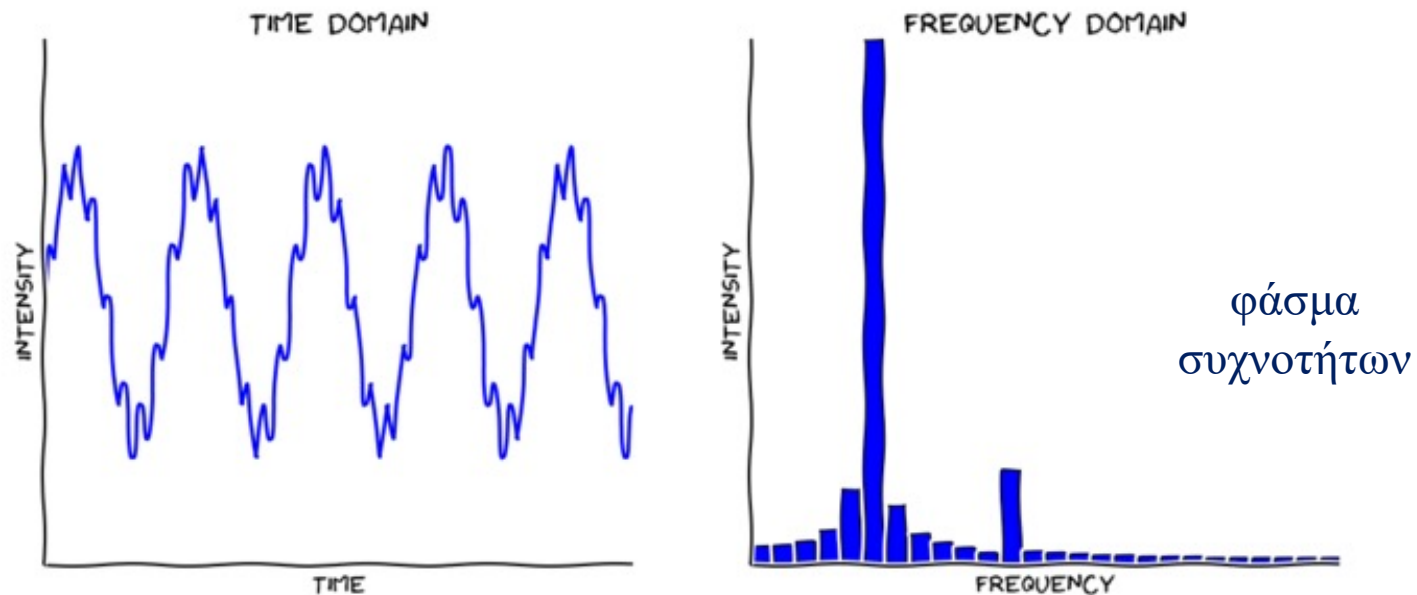


Διακριτός μετασχηματισμός Fourier (DFT)

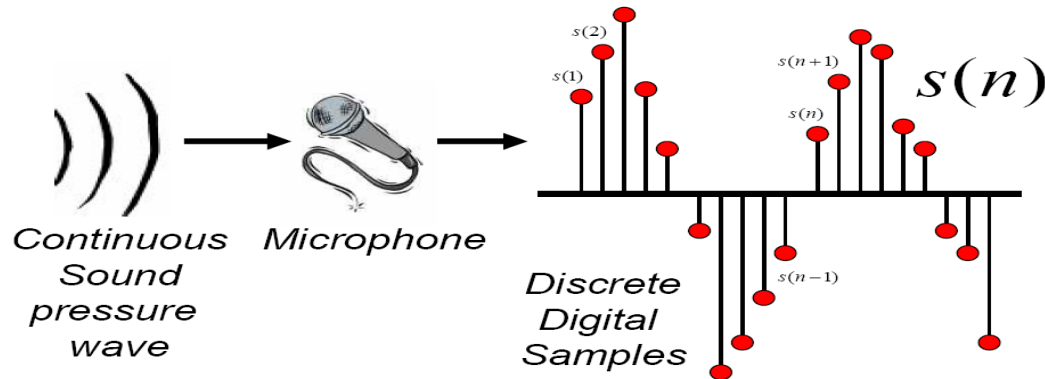
- Για διακριτό σήμα $x[0], \dots, x[N - 1]$ και N διακριτές συχνότητες ξ :

- $\hat{x}(\xi) = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cdot e^{\frac{-2\pi \cdot i \cdot n \cdot \xi}{N}}$ ($e^{i \cdot \theta} = \cos \theta + i \cdot \sin \theta$)

- Αν $N = 2^m$ (δύναμη του 2), μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τον **αλγόριθμο FFT** (Fast Fourier Transform).



Ψηφιακή παράσταση σήματος

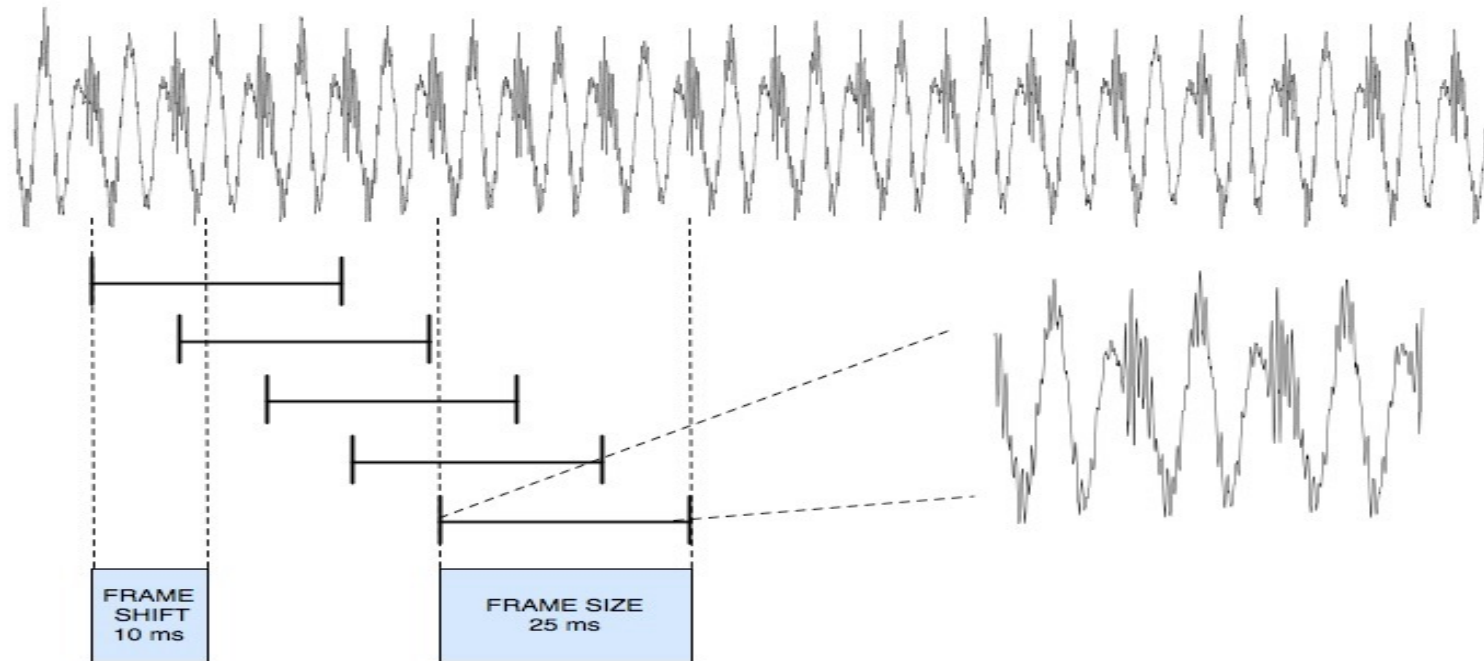


Σχήμα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008), προερχόμενο από τον B. Pellom.

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

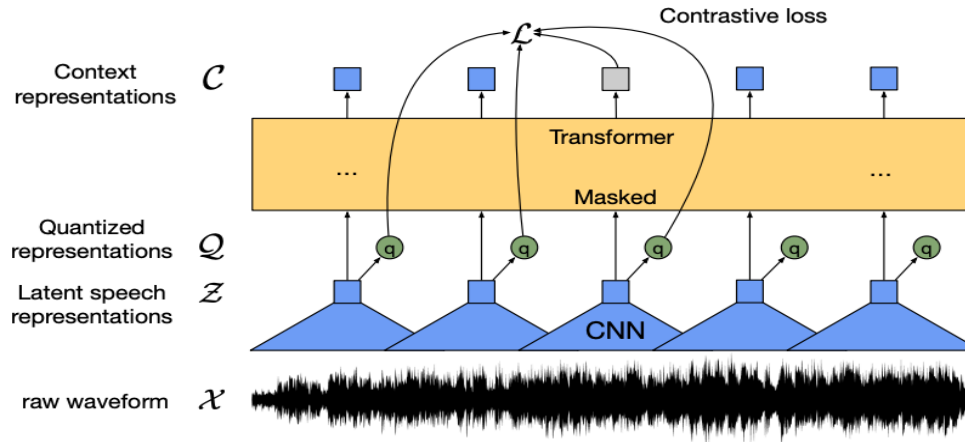
Τμήματα (frames)

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**).

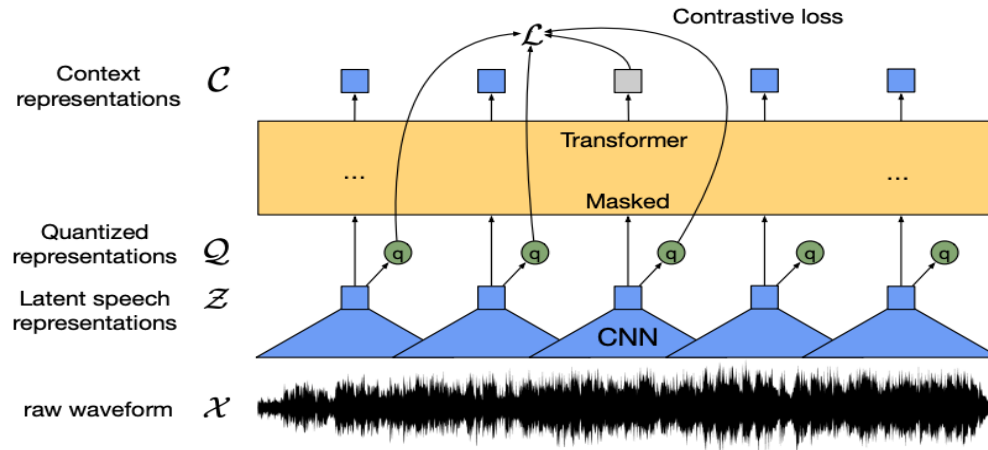
wav2vec



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 **συνελκτικά φίλτρα** \rightarrow **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 .

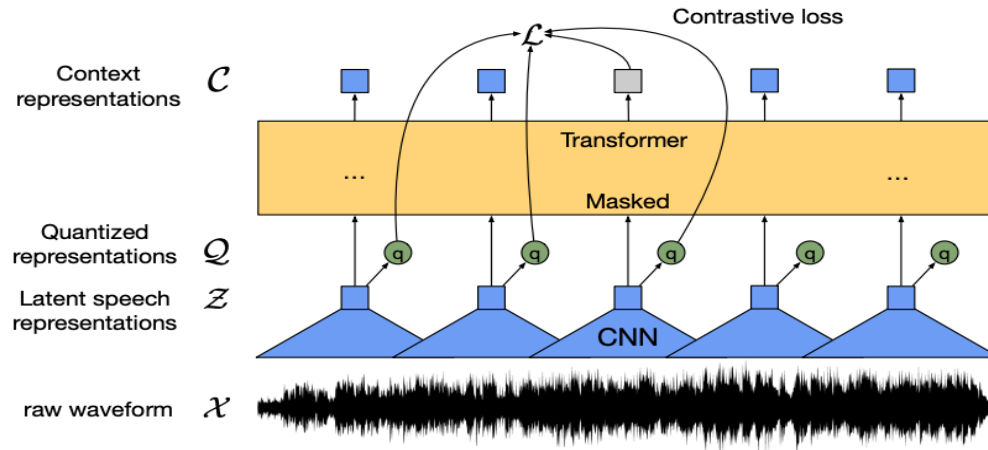
wav2vec – συνέχεια



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).

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

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

HuBERT

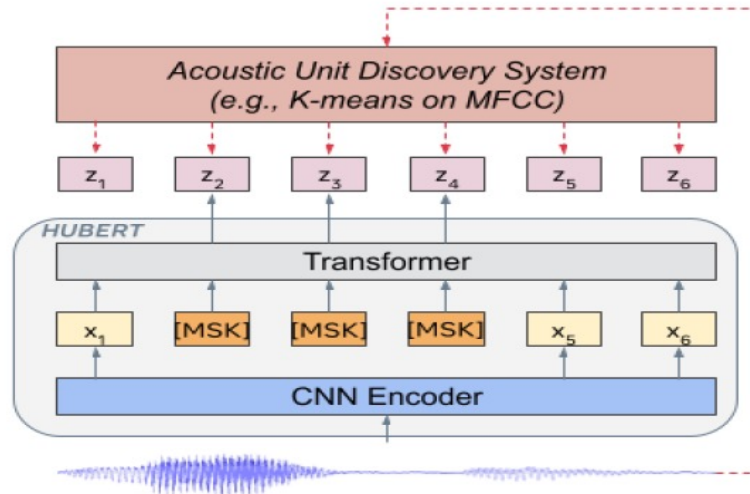


Fig. 1: The HuBERT approach predicts hidden cluster assignments of the masked frames (y_2, y_3, y_4 in the figure) generated by one or more iterations of k-means clustering.

- 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

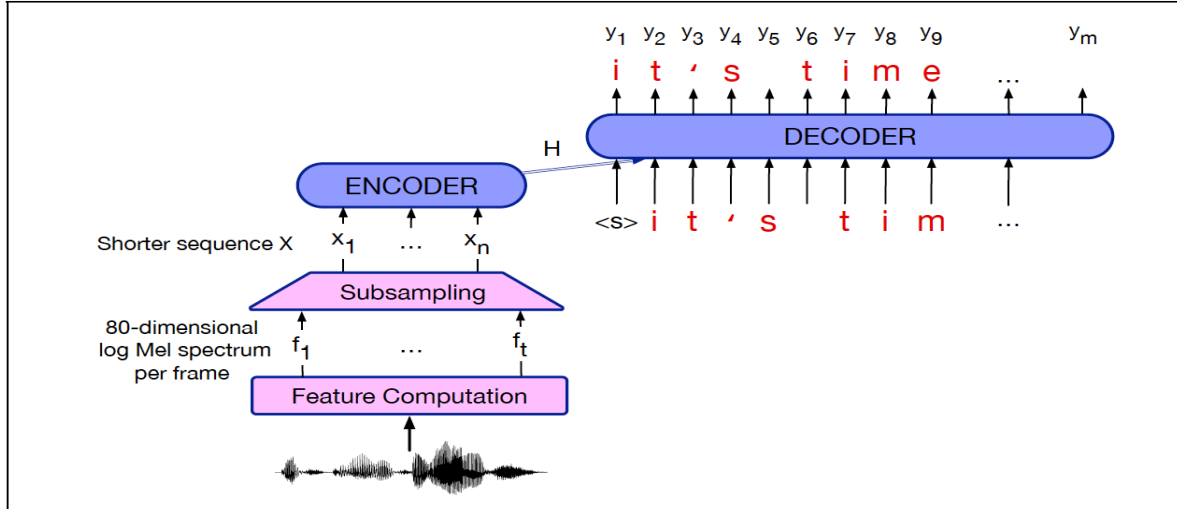


Figure 26.6 Schematic architecture for an encoder-decoder speech recognizer.

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

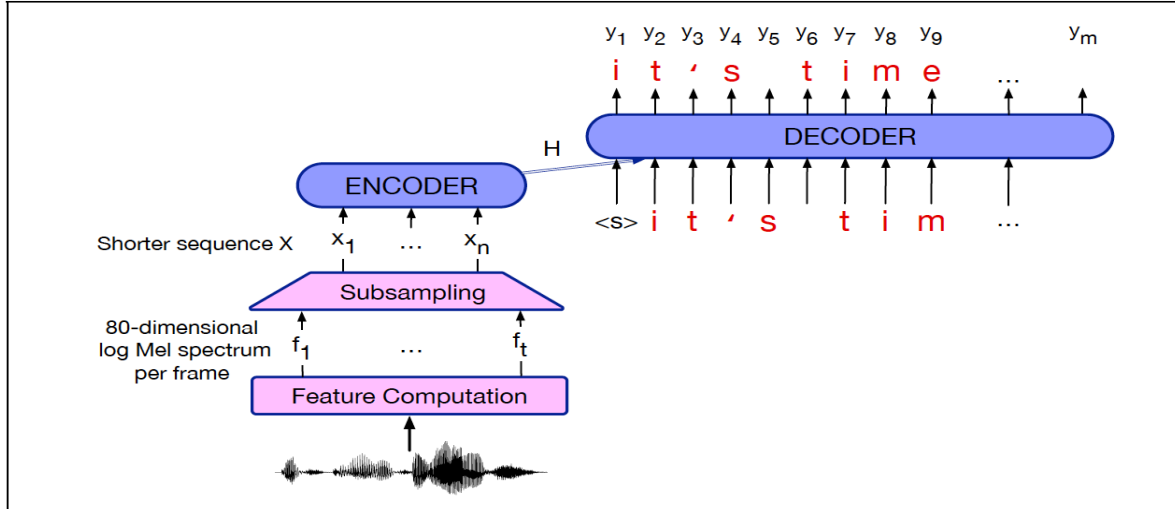


Figure 26.6 Schematic architecture for an encoder-decoder speech recognizer.

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

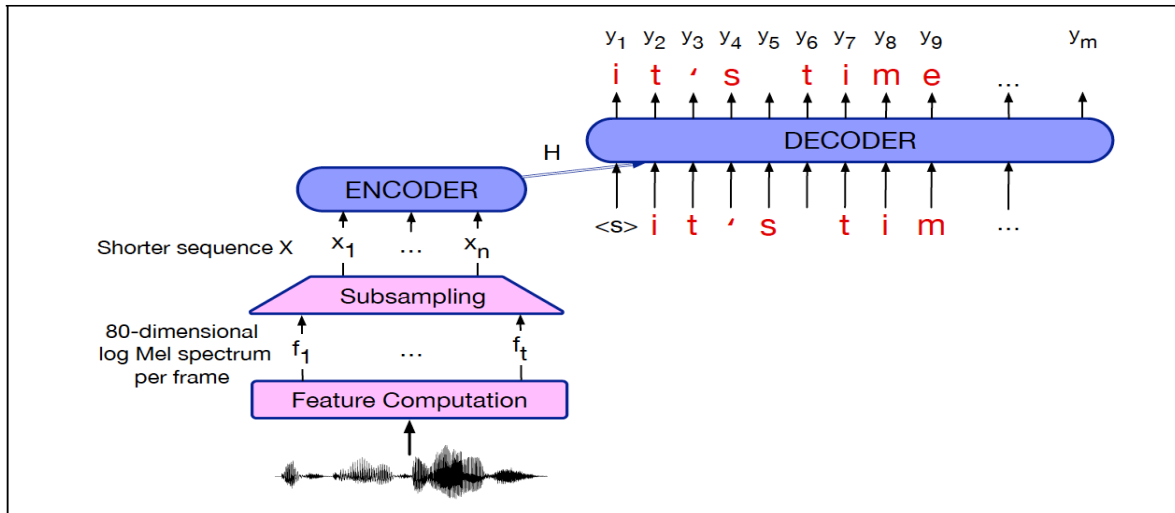


Figure 26.6 Schematic architecture for an encoder-decoder speech recognizer.

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 $p = \log(y_1) + \log(y_2) + \dots$ που δίνει ο αποκωδικοποιητής σε ένα μονοπάτι y_1, y_2, \dots (που εξερευνούμε κατά το beam search) και την λογαριθμική πιθανότητα q που δίνει στο μονοπάτι y_1, y_2, \dots 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

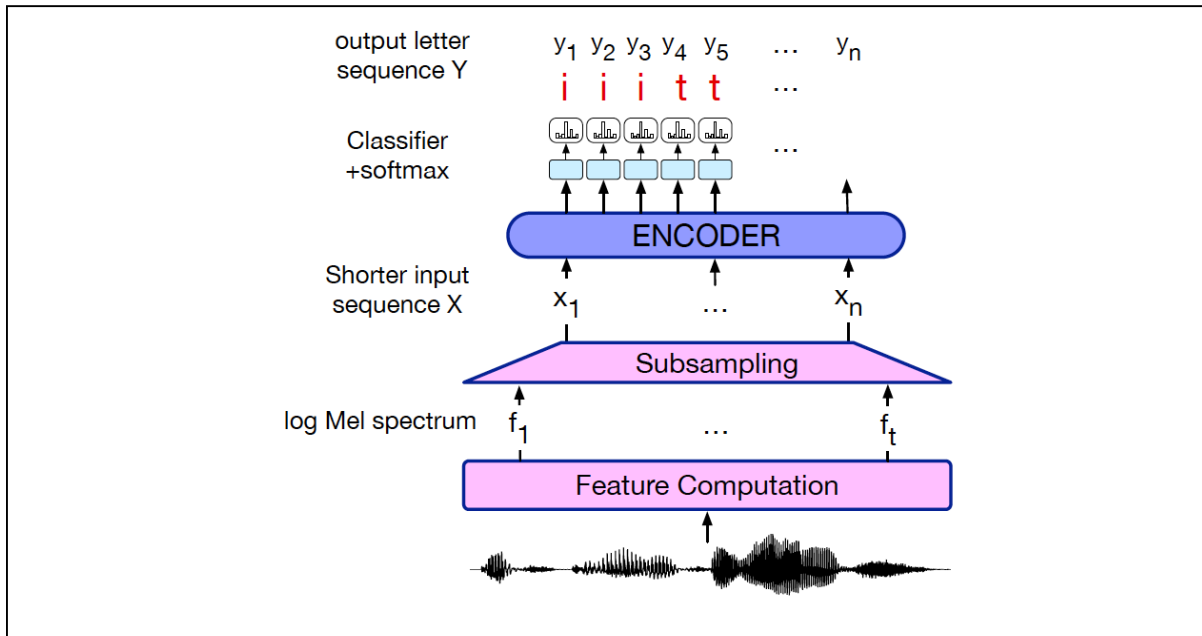


Figure 26.10 Inference with CTC: using an encoder-only model, with decoding done by simple softmaxes over the hidden state h_t at each output step.

- 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 «dinnerrrr», το κάνουμε «diner».

ASR με κωδικοποιητές μόνο

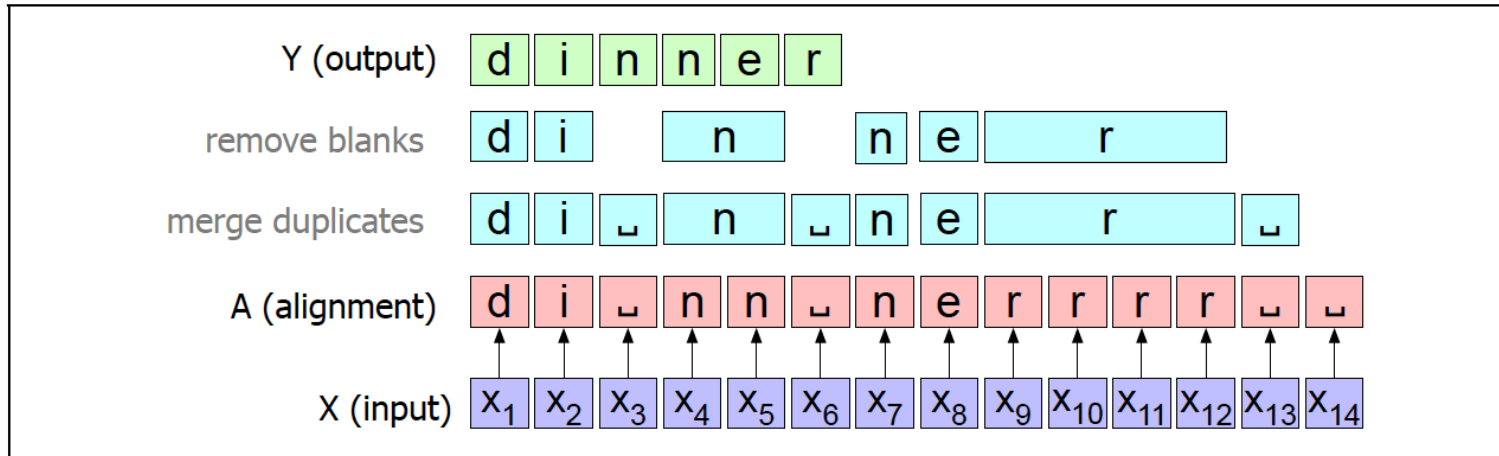


Figure 26.8 The CTC collapsing function B , showing the space blank character $_$; repeated (consecutive) characters in an alignment A are removed to form the output Y .

- 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

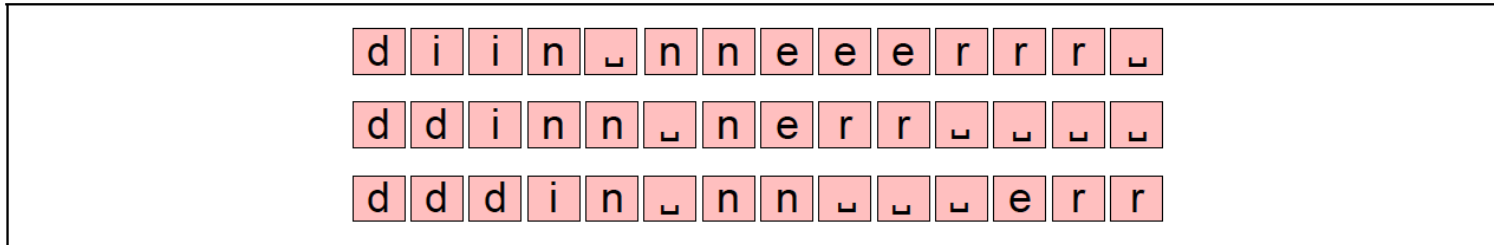


Figure 26.9 Three other legitimate alignments producing the transcript *dinner*.

- 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

Εξοδος 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 .

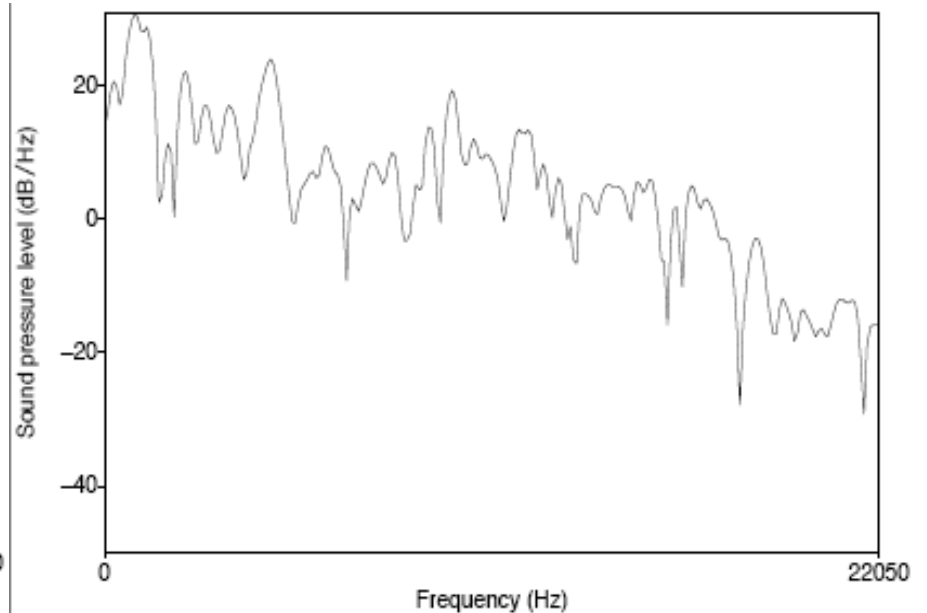
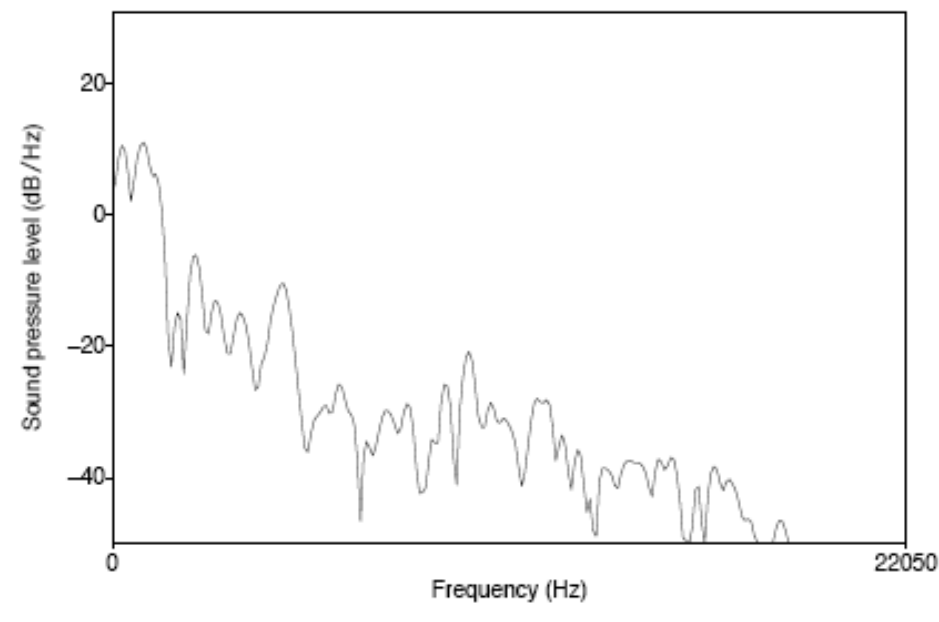
- **Λόγος λαθών προτάσεων (Sentence Error Rate):**

- Προτάσεις με ≥ 1 λάθος / πλήθος προτάσεων.

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

Προέμφαση

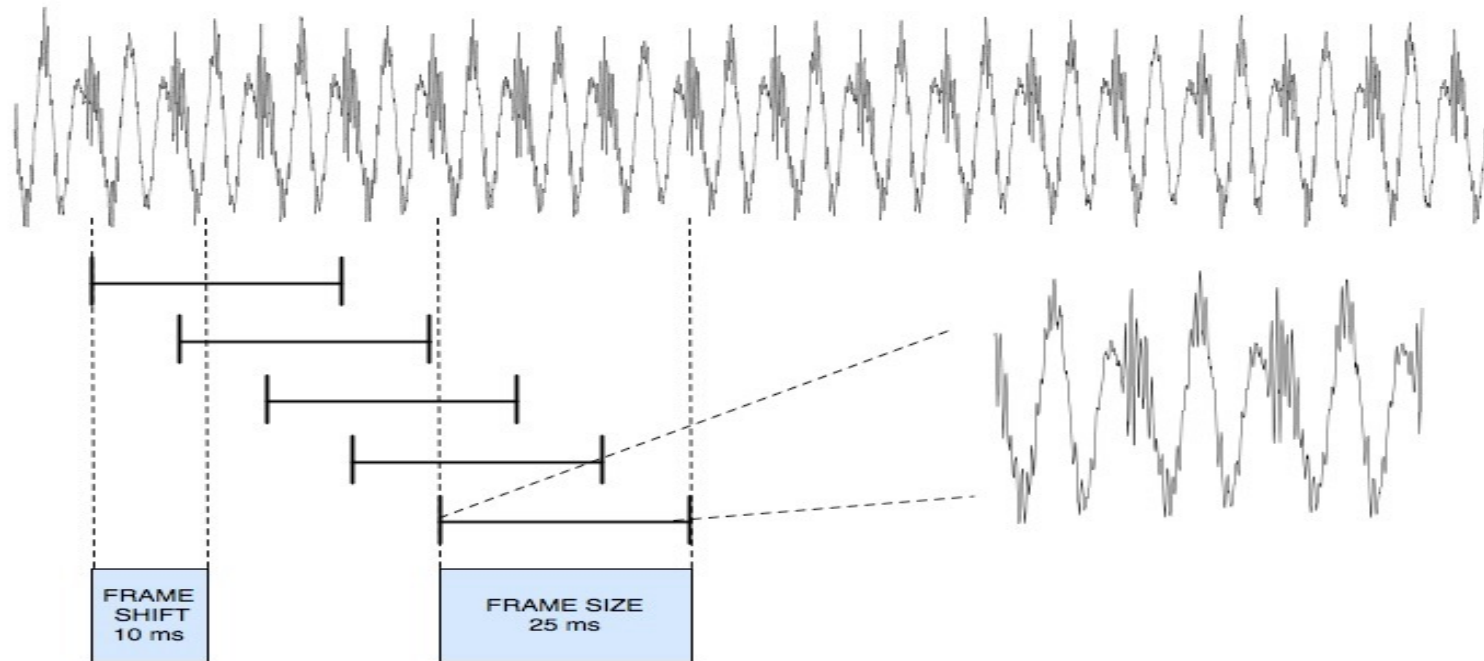
Σχήματα από τις διαφάνειες των
Jurafsky & Martin (2008).



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

Παράθυρα

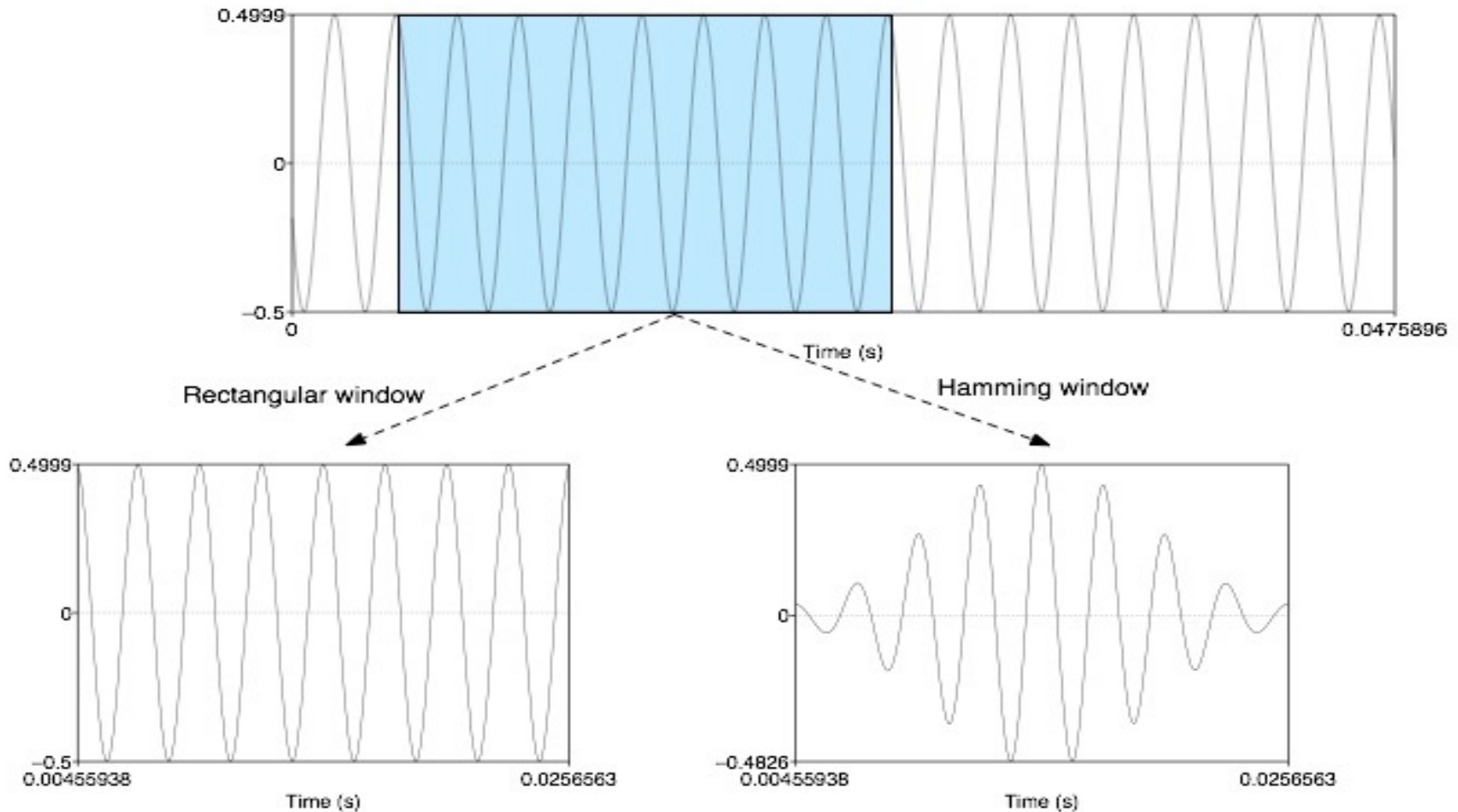
Σχήμα από τις διαφάνειες των
Jurafsky & Martin (2008).



- 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

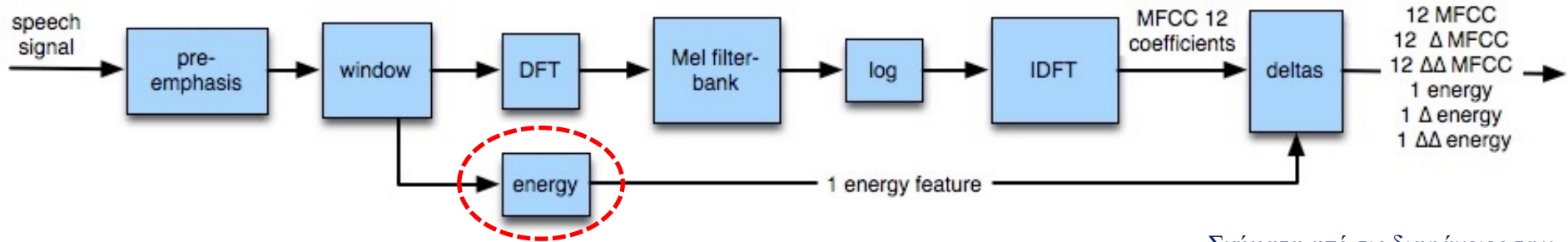
- **Τετράγωνο παράθυρο:**

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

- **Παράθυρο Hamming:**

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

Ενέργεια του τμήματος

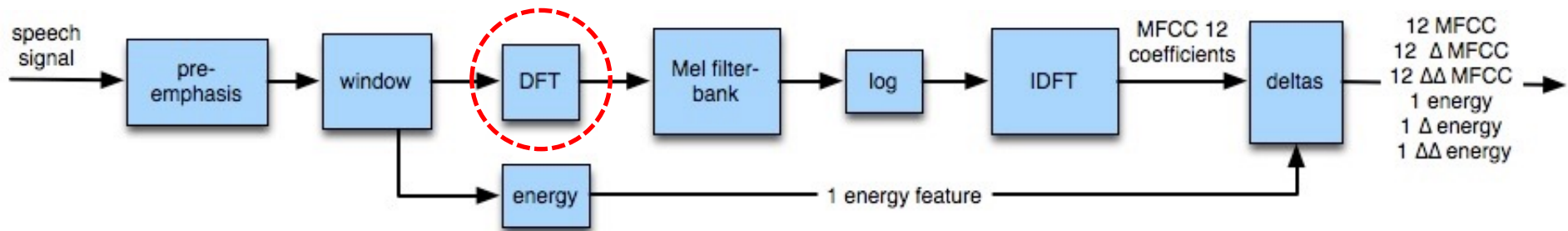


Σχήματα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).

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

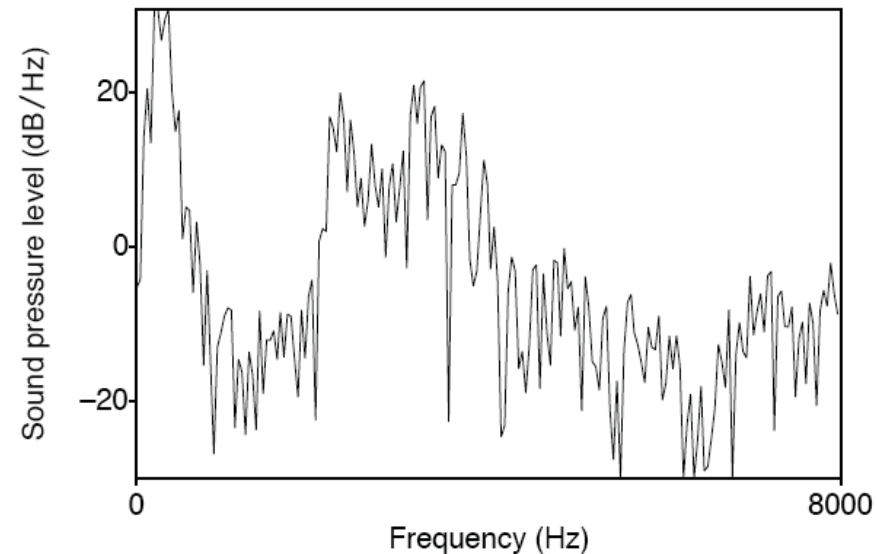
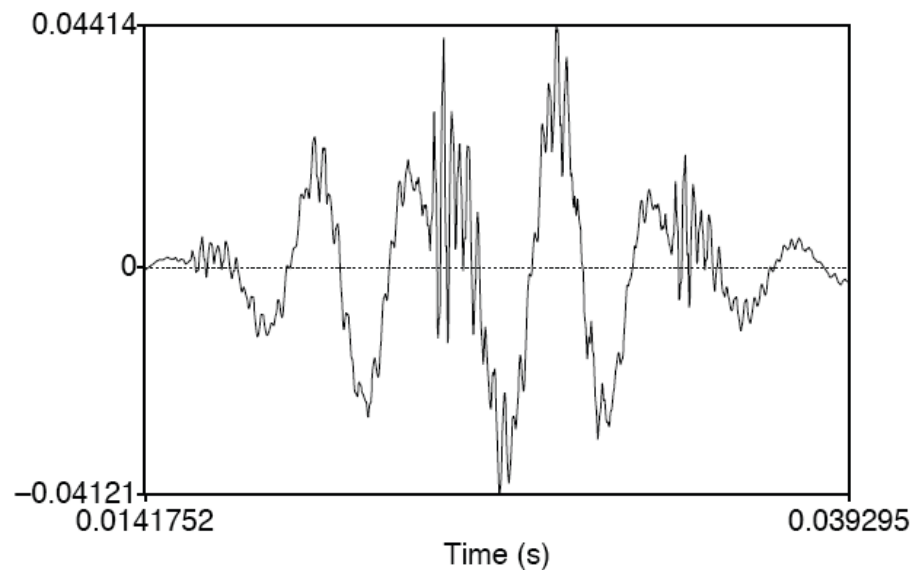
$$Energy = \sum_{n=0}^{L-1} x^2[n]$$

Μετ/μός Fourier κάθε τμήματος



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

- Κατόπιν εφαρμόζουμε **DFT** στο τμήμα.



Μετασχηματισμός σε φάσμα mel

- Η ακοή δεν είναι το ίδιο ευαίσθητη στις συχνότητες.
 - Λιγότερο ευαίσθητη σε συχνότητες ≥ 1 KHz.

- Συστοιχία φίλτρων mel:

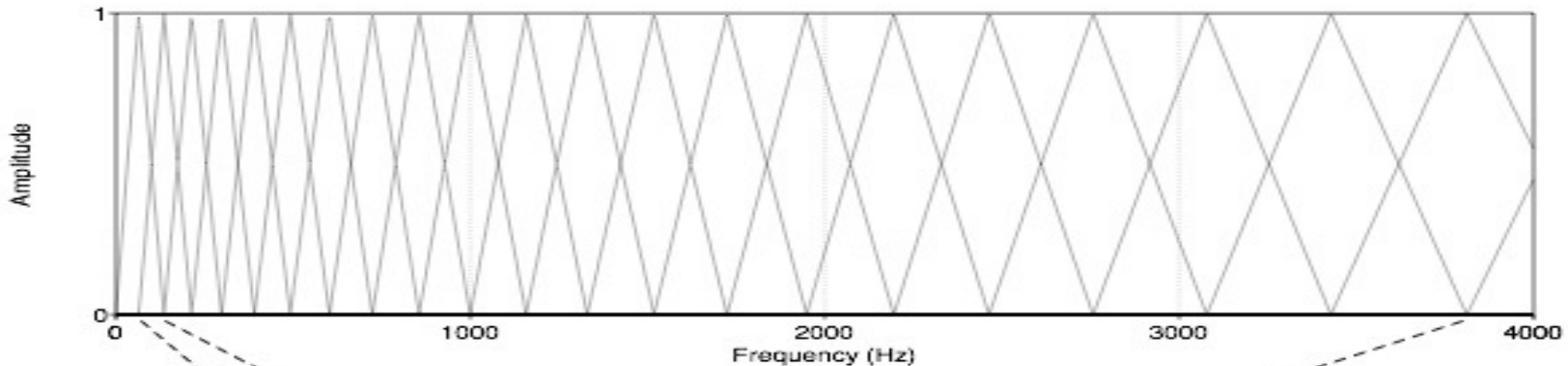
$$Y_t[m] = \sum_{k=1}^N W_m[k] |X_t[k]|^2$$

- Κάθε φίλτρο δρα ως τριγωνικό παράθυρο πάνω στο φάσμα.

k : DFT bin number ($1, \dots, N$)

m : mel-filter bank number ($1, \dots, M$)

- Τα φίλτρα είναι πιο αραιά στις μεγαλύτερες συχνότητες.

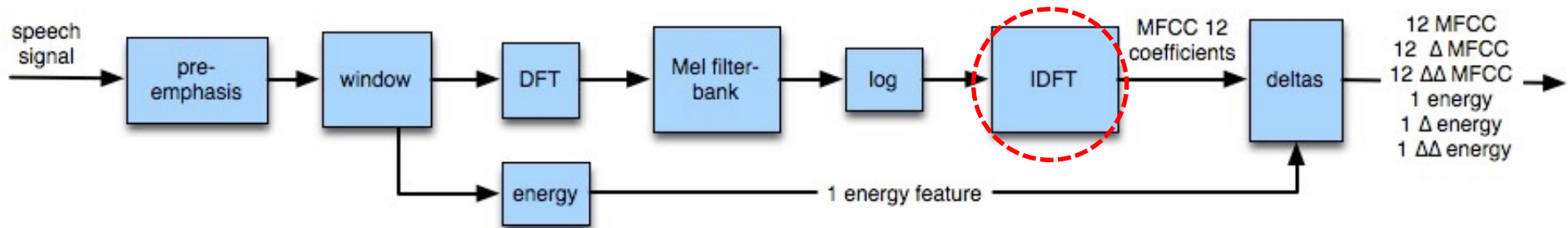


Mel Spectrum



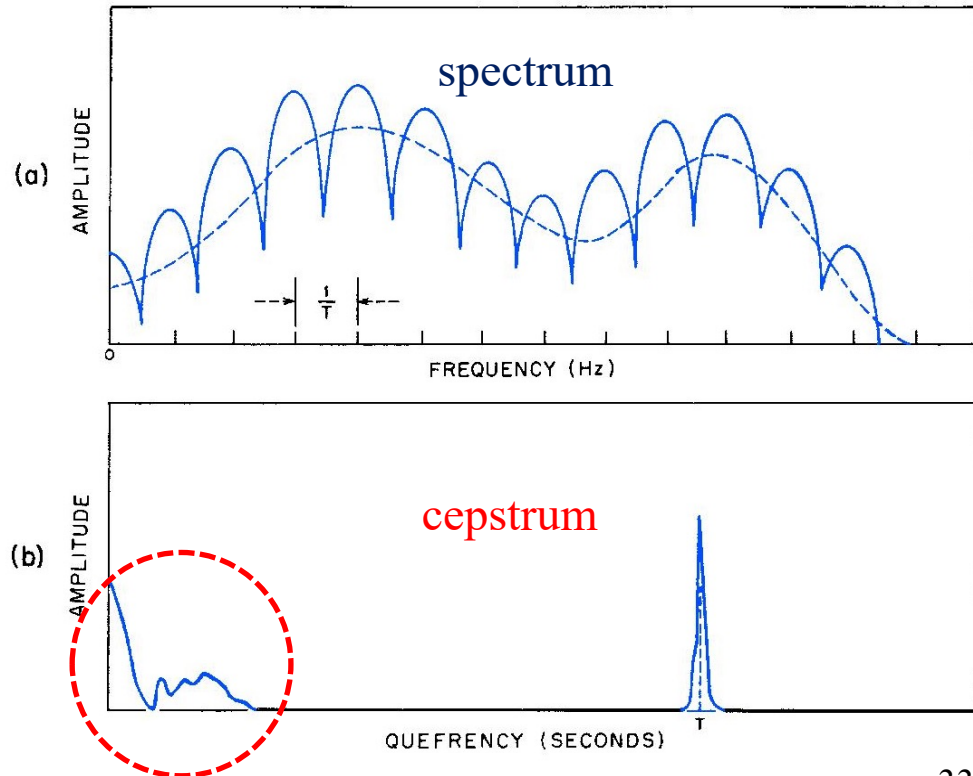
Σχήμα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).

Υπολογισμός ιδιοτήτων MFCC

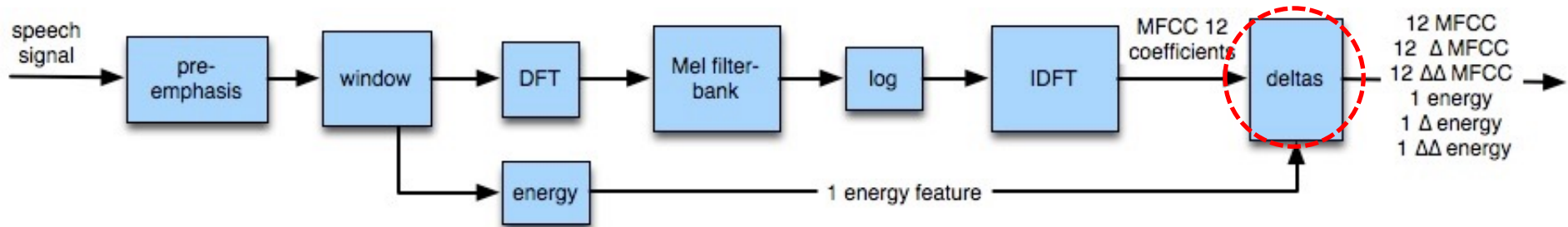


Σχήματα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).

- Σκεφτόμαστε κατόπιν τα $\log(m_1), \dots, \log(m_M)$ 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).



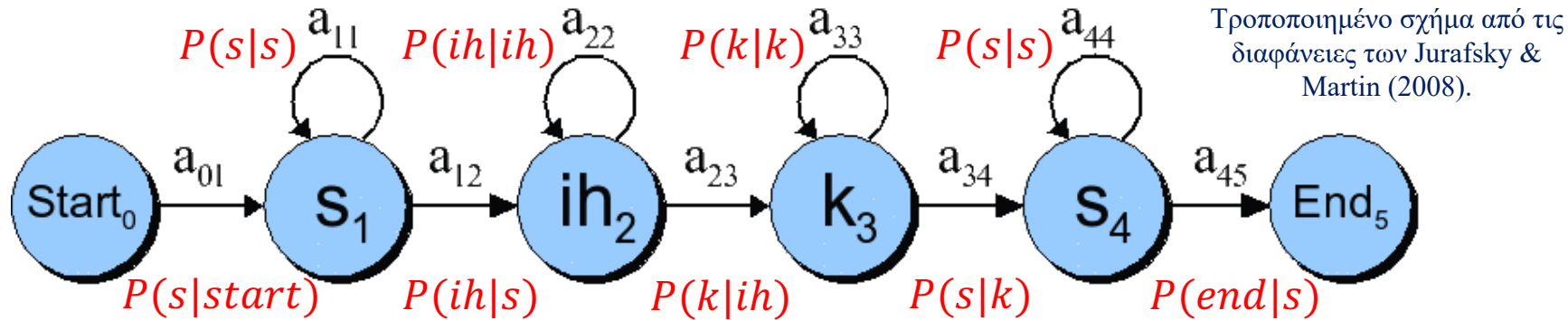
Μεταβολές (Δ και $\Delta\Delta$)



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

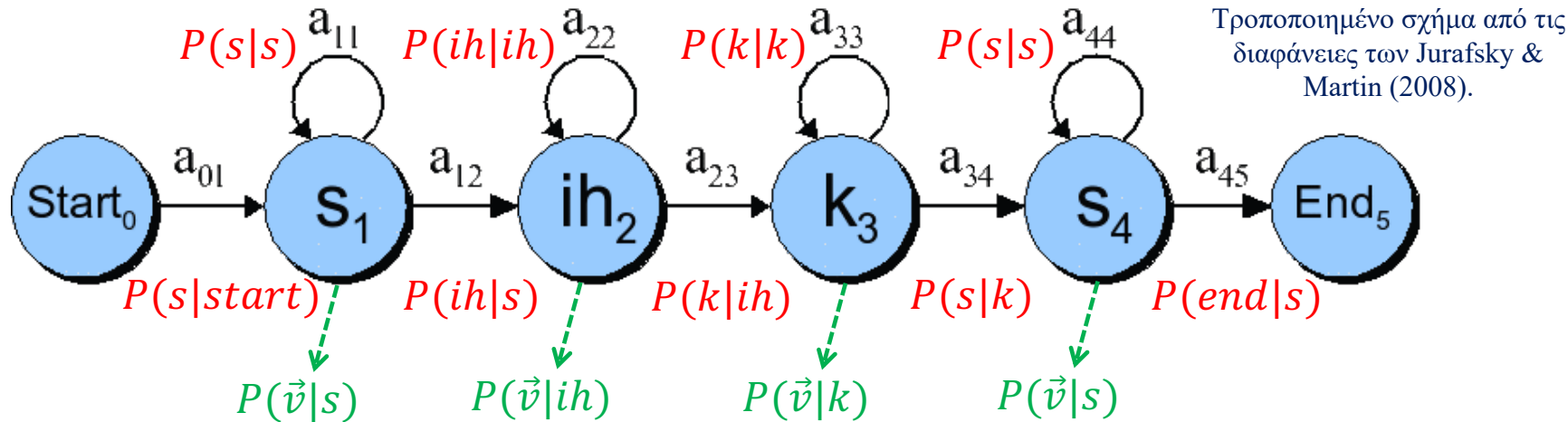
- Προσθέτουμε μεταβολές (Δ):
 - Απλούστερη περίπτωση: πόσο άλλαξε η ενέργεια από το προηγούμενο τμήμα (frame) και πόσο άλλαξε κάθε μία από τις άλλες 12 τιμές MFCC. Συνήθως πιο περίπλοκοι υπολογισμοί.
- Προσθέτουμε μεταβολές μεταβολών ($\Delta\Delta$):
 - Στην απλούστερη περίπτωση: πόσο άλλαξε το Δ της 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)



- 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].

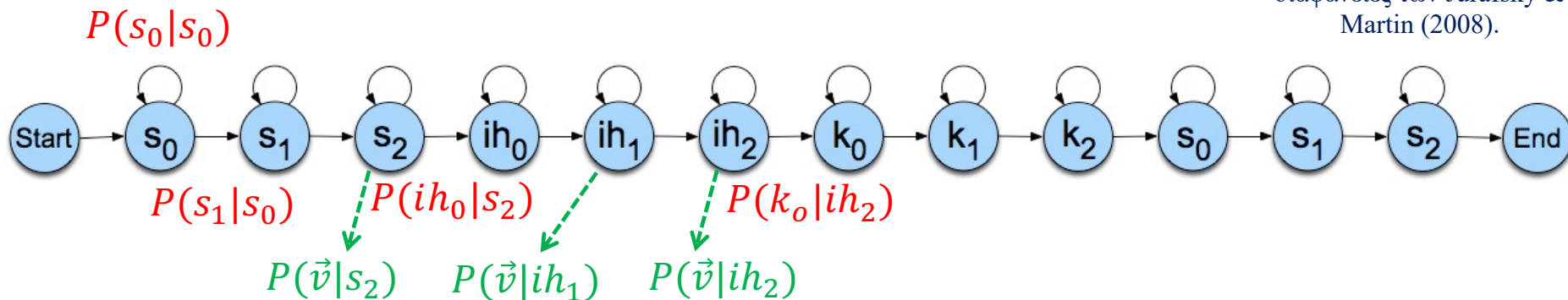
Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα



- **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 δεν 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.

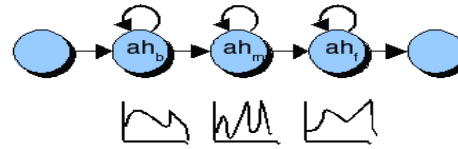
HMM για αριθμούς

Lexicon

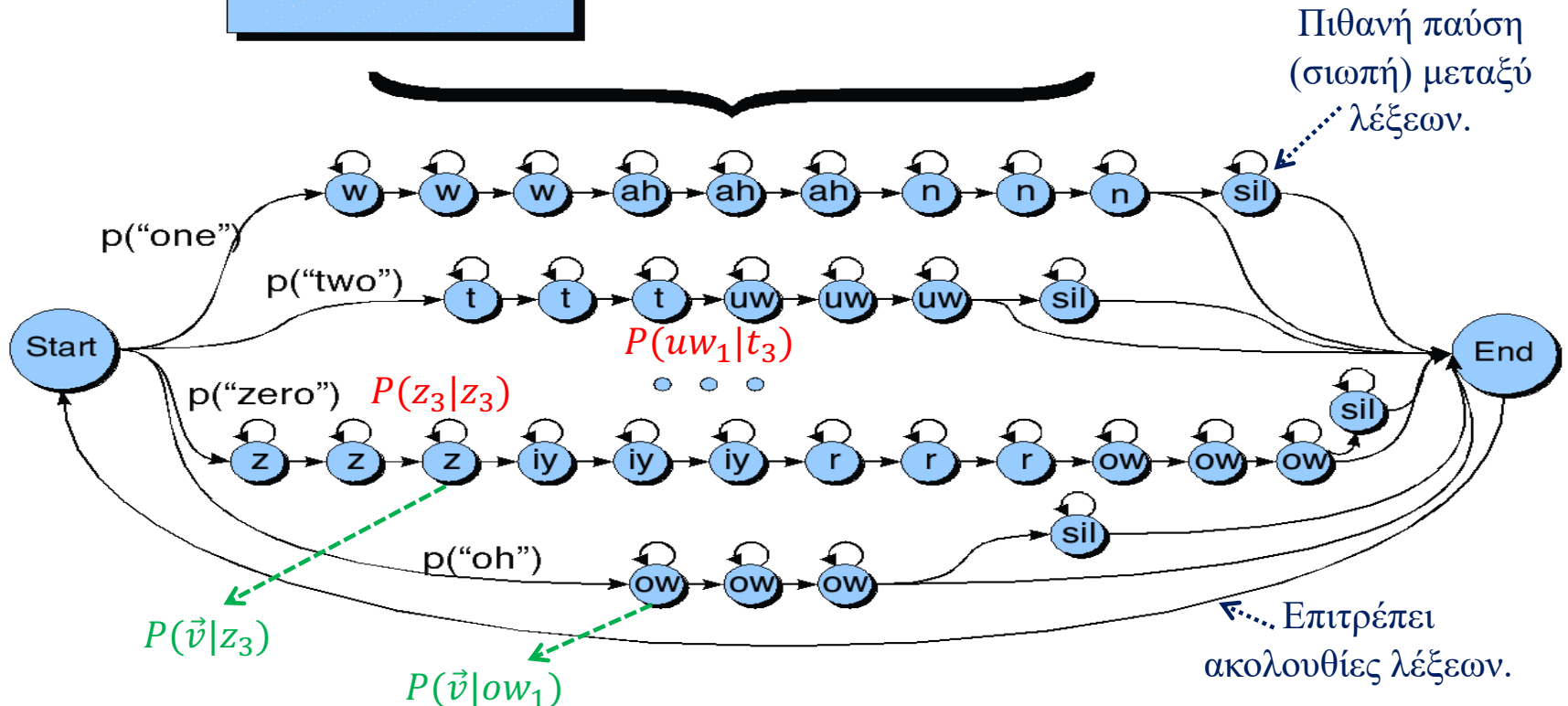
| | |
|-------|-------------|
| one | w ah n |
| two | t uw |
| three | th r iy |
| four | f ao r |
| five | f ay v |
| six | s ih k s |
| seven | s eh v ax n |
| eight | ey t |
| nine | n ay n |
| zero | z iy r ow |
| oh | ow |

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

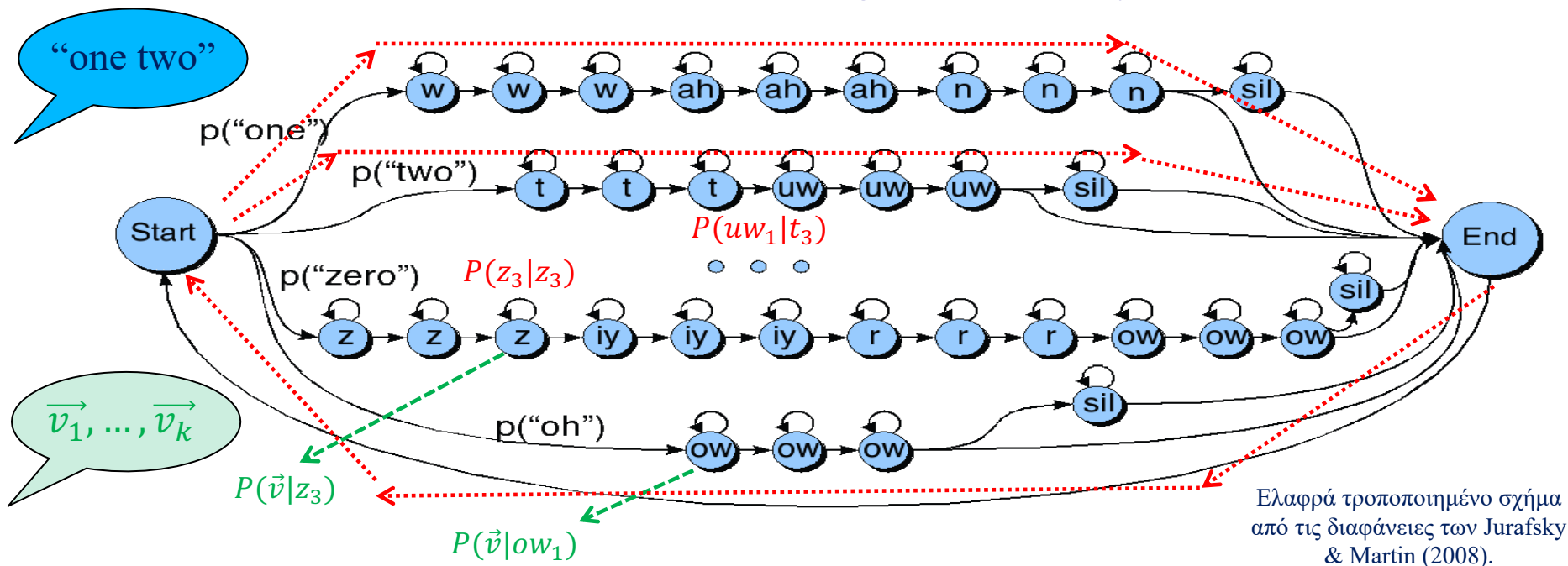
Phone HMM



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



Αποκωδικοποίηση (αναζήτηση μονοπατιού)



- 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:

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

- Μια οποιαδήποτε ακολουθία καταστάσεων ίσου μήκους:

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

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

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

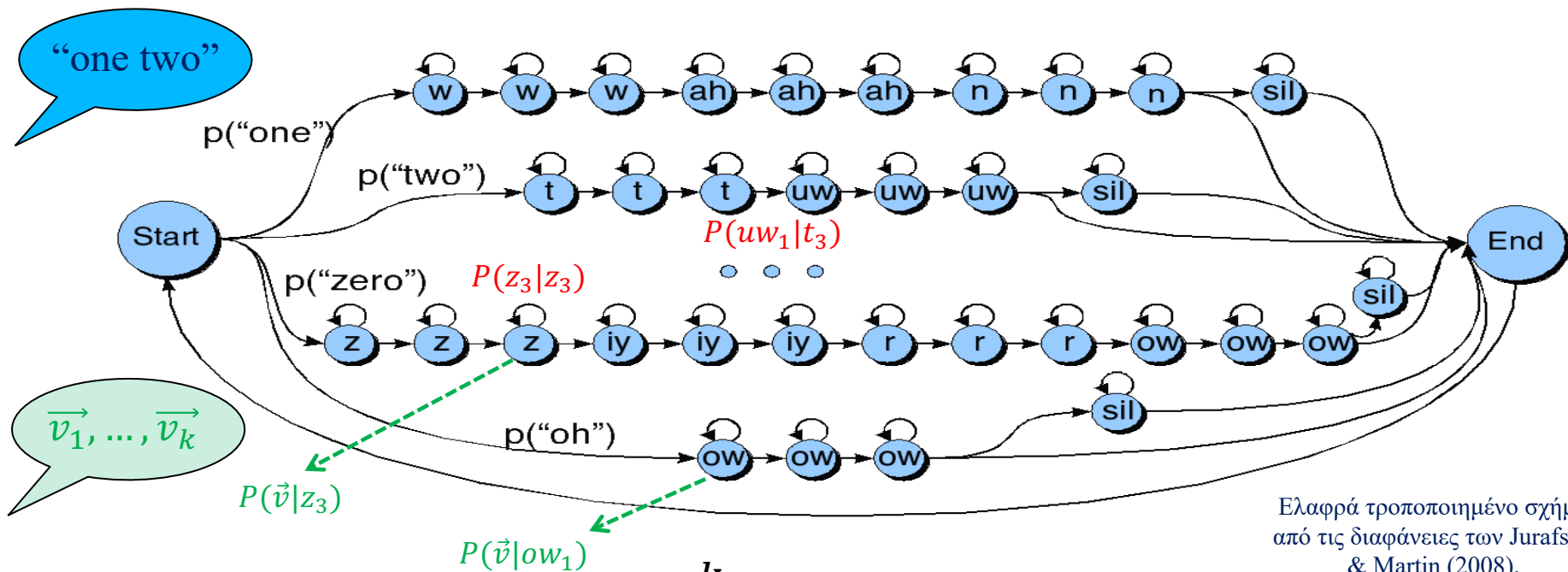
- Χρησιμοποιήσαμε τον κανόνα του Bayes.
- Ο παρονομαστής είναι ο ίδιος για κάθε s_1^k .

Η πιθανότερη ακολουθία καταστάσεων

$$\hat{s}_1^k = \operatorname{argmax}_{s_1^k} P(s_1^k | \vec{v}_1^k) = \operatorname{argmax}_{s_1^k} P(s_1^k) \cdot P(\vec{v}_1^k | s_1^k) =$$
$$\operatorname{argmax}_{s_1^k} P(s_1) \cdot P(s_2 | s_1) \cdot P(s_3 | s_1, s_2) \cdot P(s_4 | s_1^3) \cdots P(s_k | s_1^{k-1}) \cdot$$
$$P(\vec{v}_1 | s_1^k) \cdot P(\vec{v}_2 | \vec{v}_1, s_1^k) \cdot P(\vec{v}_3 | \vec{v}_1, \vec{v}_2, s_1^k) \cdots P(\vec{v}_k | \vec{v}_1^{k-1}, s_1^k)$$

- 1^η απλούστευση: $P(s_i | s_1, \dots, s_{i-1}) \cong P(s_i | s_{i-1})$
 - 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: $P(\vec{v}_i | \vec{v}_1^{i-1}, s_1^k) \cong P(\vec{v}_i | s_i)$
 - Θεωρούμε ότι η πιθανότητα εκπομπής ενός διανύσματος \vec{v}_i εξαρτάται μόνο από την κατάσταση s_i στην οποία βρισκόμαστε.

Αποκωδικοποίηση (αναζήτηση μονοπατιού)



Θεωρώντας $t_0 = \text{start}$.

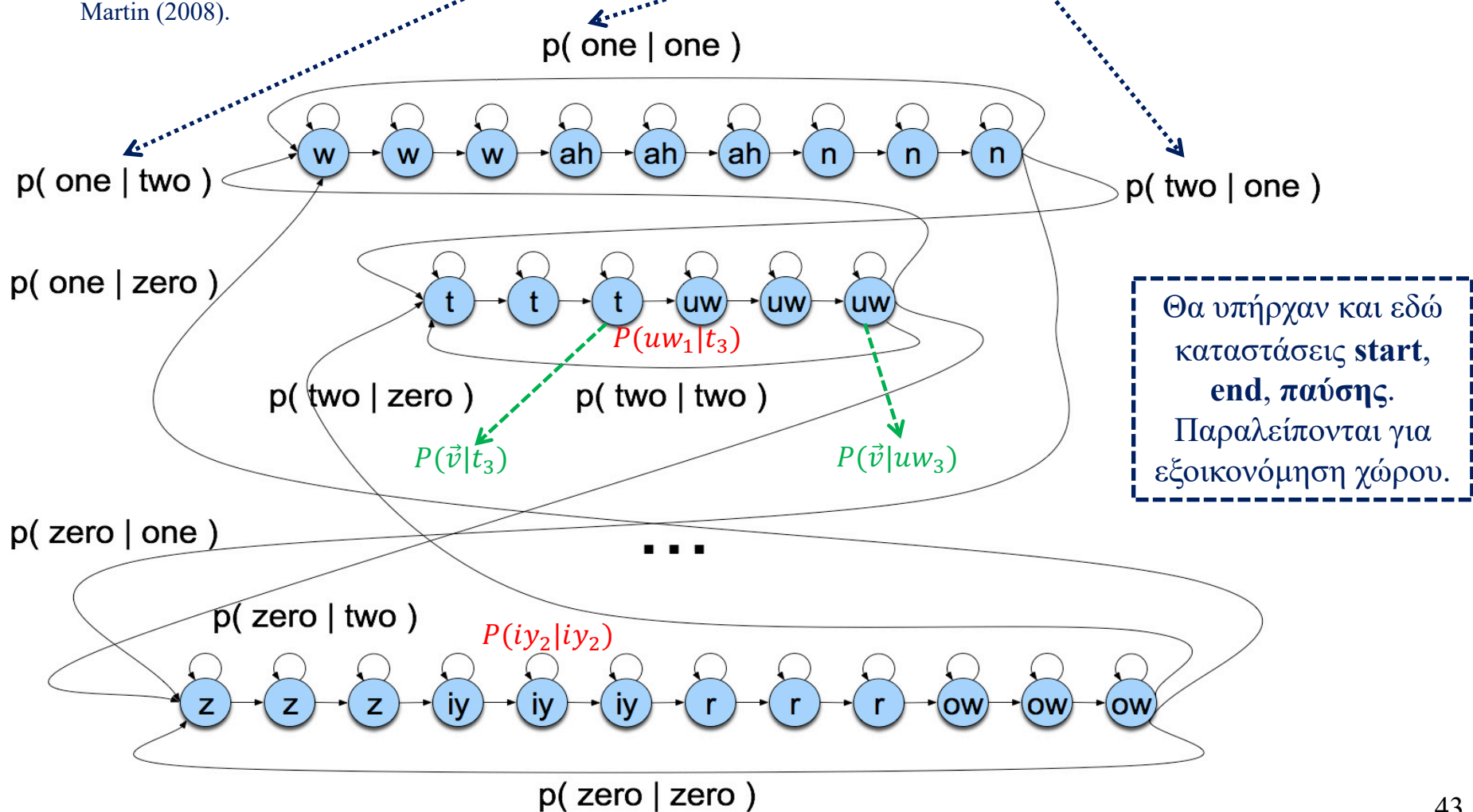
$$\hat{s}_1^k = \operatorname{argmax}_{s_1^k} \prod_{i=1}^k P(s_i | s_{i-1}) \cdot P(\vec{v}_i | s_i)$$

- 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.

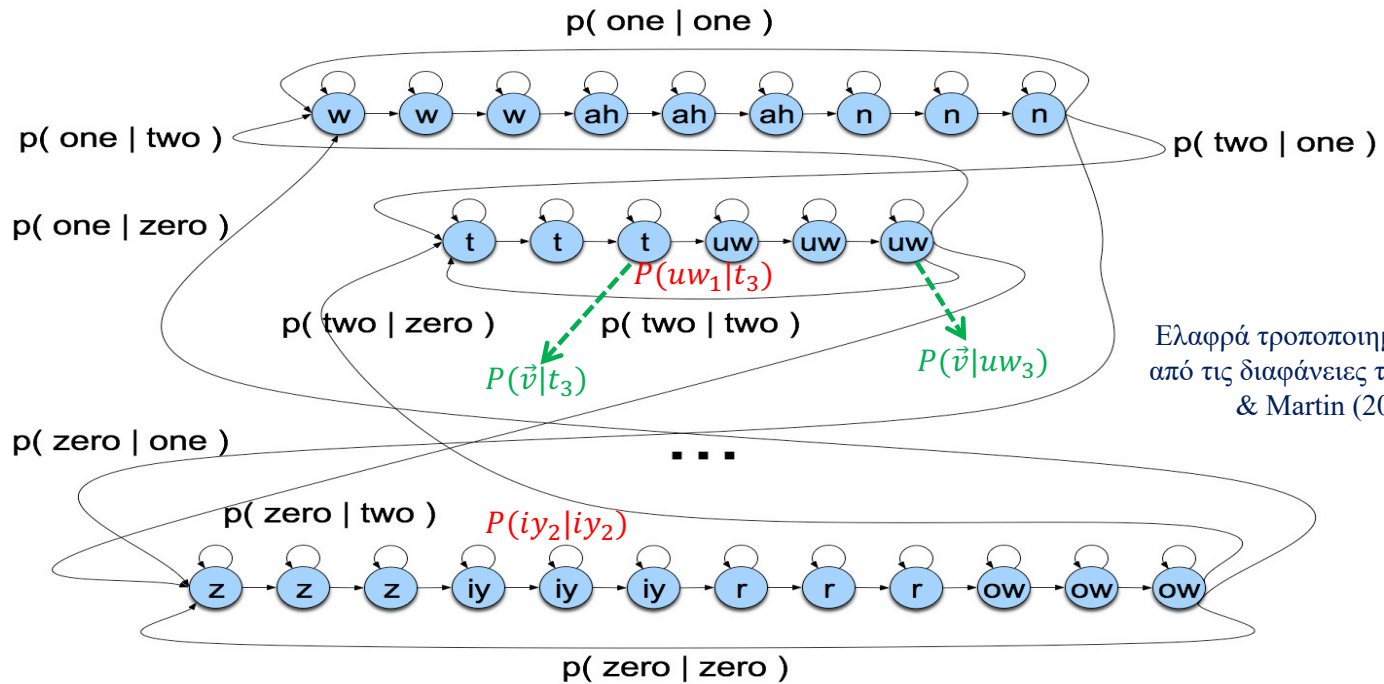
Τροποποιημένο σχήμα από τις διαφάνειες των Jurafsky & Martin (2008).



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

Αποκωδικοποίηση (τόρα και με γλωσσικό μοντέλο)

“one two”



$\vec{v}_1, \dots, \vec{v}_k$

Θεωρώντας $t_0 = \text{start}$.

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

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 (τόρα και με γλωσσικό μοντέλο)

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

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

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

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

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).

Transcription

Nine four oh two two

Wavefile



- 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, 3^η 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 2^η έκδοση (υπάρχει στη βιβλιοθήκη του ΟΠΑ).

