ΓΛΩΣΣΙΚΗ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑ

ΣΥΝΤΑΞΗ: ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ

STOCHASTIC PARSING

Ευρωπαϊκή Ένωση
Ευρωπαϊκό Κοινωνικό Ταμείο
ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΚΑΙ ΔΙΑ ΒΙΟΥ ΜΑΘΗΣΗ
επένδυση στην κοινωνία της γνώσης
ΥΠΟΥΡΓΕΙΟ ΠΑΙΔΕΙΑΣ & ΘΡΗΣΚΕΥΜΑΤΩΝ, ΠΟΛΙΤΙΣΜΟΥ & ΑΘΛΗΤΙΣΜΟΥ
ΕΙΔΙΚΗ ΥΠΗΡΕΣΙΑ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ
ΕΣΠΑ 2007-2013
ΕΥΡΩΠΑΪΚΟ ΚΟΙΝΩΝΙΚΟ ΤΑΜΕΙΟ
Με τη συγχρηματοδότηση της Ελλάδας και της Ευρωπαϊκής Ένωσης

Χρηματοδότηση

Το παρόν εκπαιδευτικό υλικό έχει αναπτυχθεί στα πλαίσια του εκπαιδευτικού έργου του διδάσκοντα.

Το έργο «**Ανοικτά Ακαδημαϊκά Μαθήματα στο Ιόνιο Πανεπιστήμιο**» έχει χρηματοδοτήσει μόνο τη αναδιαμόρφωση του εκπαιδευτικού υλικού.

Το έργο υλοποιείται στο πλαίσιο του Επιχειρησιακού Προγράμματος «Εκπαίδευση και Δια Βίου Μάθηση» και συγχρηματοδοτείται από την Ευρωπαϊκή Ένωση (Ευρωπαϊκό Κοινωνικό Ταμείο) και από εθνικούς πόρους.

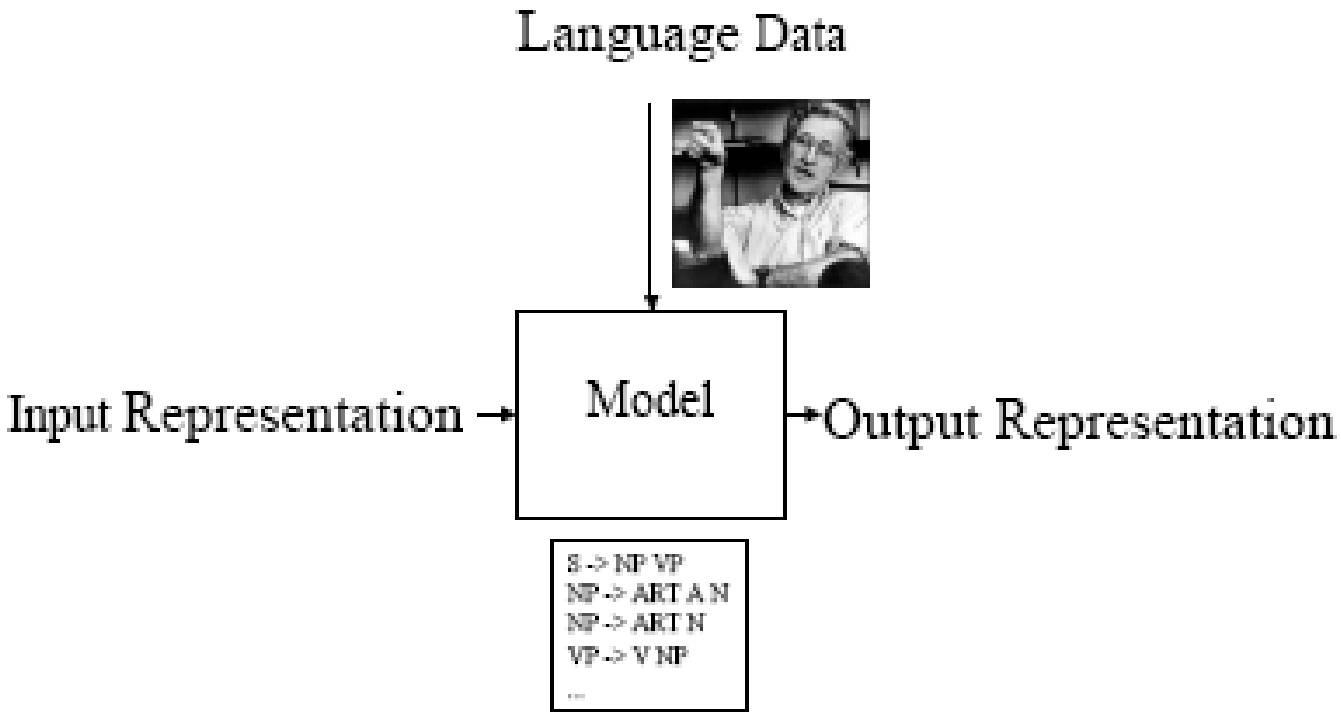
Ευρωπαϊκή Ένωση
Ευρωπαϊκό Κοινωνικό Ταμείο
ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΚΑΙ ΔΙΑ ΒΙΟΥ ΜΑΘΗΣΗ
επένδυση στην κοινωνία της γνώσης
ΥΠΟΥΡΓΕΙΟ ΠΑΙΔΕΙΑΣ & ΘΡΗΣΚΕΥΜΑΤΩΝ, ΠΟΛΙΤΙΣΜΟΥ & ΑΘΛΗΤΙΣΜΟΥ
ΕΙΔΙΚΗ ΥΠΗΡΕΣΙΑ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ
ΕΣΠΑ 2007-2013
πρόγραμμα για την ανάπτυξη
ΕΥΡΩΠΑΪΚΟ ΚΟΙΝΩΝΙΚΟ ΤΑΜΕΙΟ
Με τη συγχρηματοδότηση της Ελλάδας και της Ευρωπαϊκής Ένωσης

Άδειες Χρήσης

Το παρόν εκπαιδευτικό υλικό υπόκειται σε άδειες χρήσης Creative Commons

Deductive (Συναγωγή) Route

- Στην προηγούμενη διάλεξη
  - υλοποιήσαμε ένα μοντέλο κανόνων (γραμματική) και
  - χρησιμοποιήσαμε συμπερασμό με βάση το μοντέλο κανόνων (rule-based reasoning) για να αναλύσουμε καινούρια δεδομένα (προτάσεις)

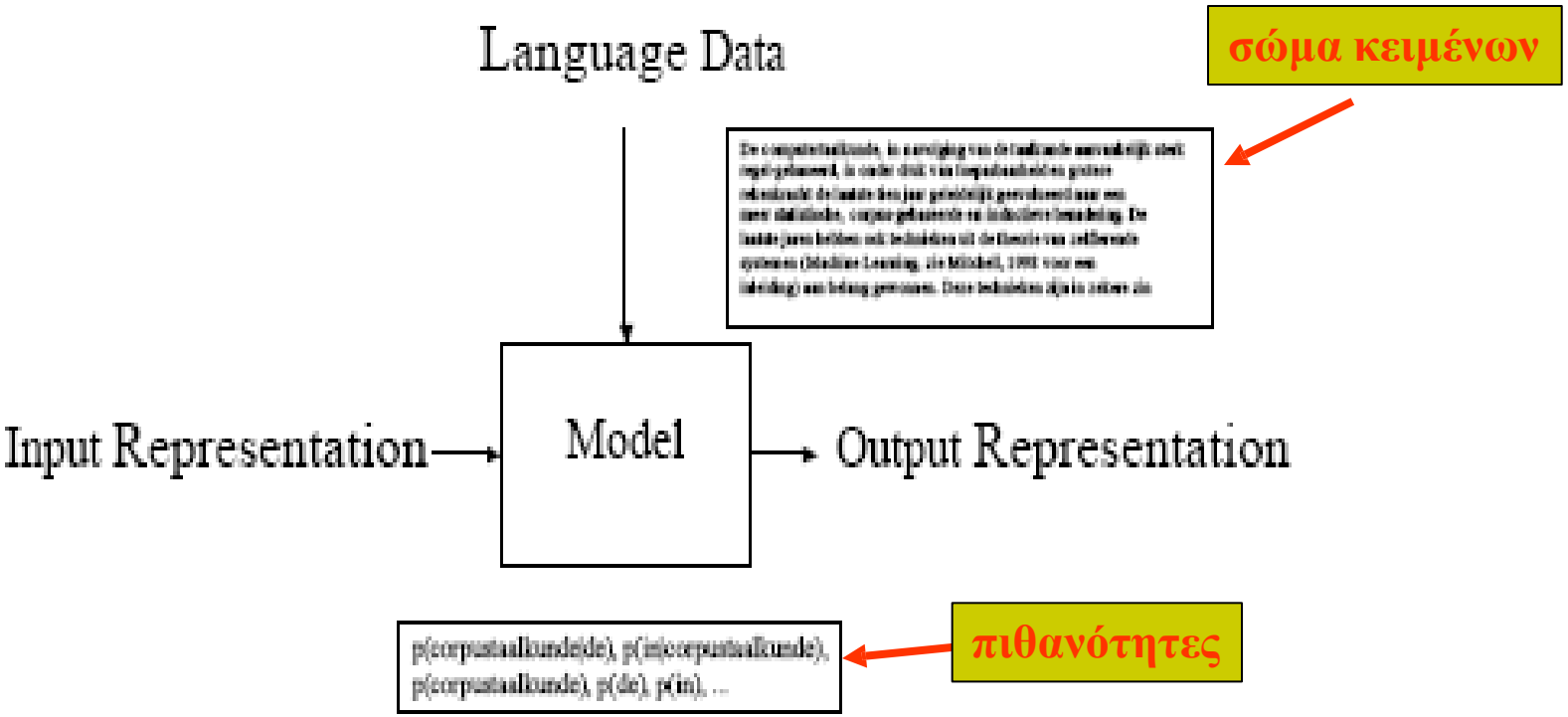


Στοχαστική Συντακτική Ανάλυση

- Μέχρι τώρα είδαμε πώς μπορούμε να κατασκευάσουμε χειρωνακτικά μία γραμματική
- Τέτοιες γραμματικές
  - Απαιτούν πολύ κόπο και χρόνο
  - Δεν μπορούν να αντεπεξέλθουν σε κείμενα του πραγματικού κόσμου
- Οι στοχαστικές μέθοδοι προσφέρουν μία καλή λύση αυτοματοποίησης.

Inductive Route (Επαγωγή)

- Στην σημερινή διάλεξη θα δημιουργήσουμε ένα στοχαστικό μοντέλο από ένα σώμα παραδειγμάτων (κειμένων)
- Με χρήση στατιστικού συμπερασμού (inference) από το μοντέλο θα επεξεργαστούμε καινούρια παραδείγματα



Θεωρία Πιθανοτήτων και Γλωσσική Τεχνολογία

- **Επίλυση ασάφειας μέρους-του-λόγου**
  - *fly*: ουσιαστικό ή ρήμα
- **Σχολιασμός κειμένου**
  - Tagging, text chunking
- **Εμπλουτισμός υπαρχόντων γραμματικών**
  - Εισαγωγή πιθανοτήτων στους κανόνες
- **Επίλυση ασάφειας έννοιας λέξεων**
  - *βιβλιοθήκη*: έπιπλο, κτίριο
- **Κατανόηση ομιλίας**
  - Εύρεση της πιο πιθανής ακολουθίας λέξεων
- **Ανάκτηση πληροφορίας**
  - Εύρεση των πιο σχετικών κειμένων με μία ερώτηση

Σώματα Κειμένων (Corpora)

- Οι στατιστικές μέθοδοι βασίζονται στην ανάλυση μεγάλων σωμάτων κειμένων που έχουν σχολιασθεί χειρονακτικά (manually annotated)
- Εξάγονται στατιστικές μετρήσεις
  - *fly*: είναι ουσιαστικό στο 95% των περιπτώσεων που προηγείται άρθρο (*the fly*)
- Αυτές οι μετρήσεις βοηθούν στην ανάλυση νέων (μη-σχολιασμένων) κειμένων
- Χρησιμοποιούμε τη θεωρία πιθανοτήτων για να βρούμε ποια είναι η πιο πιθανή λύση

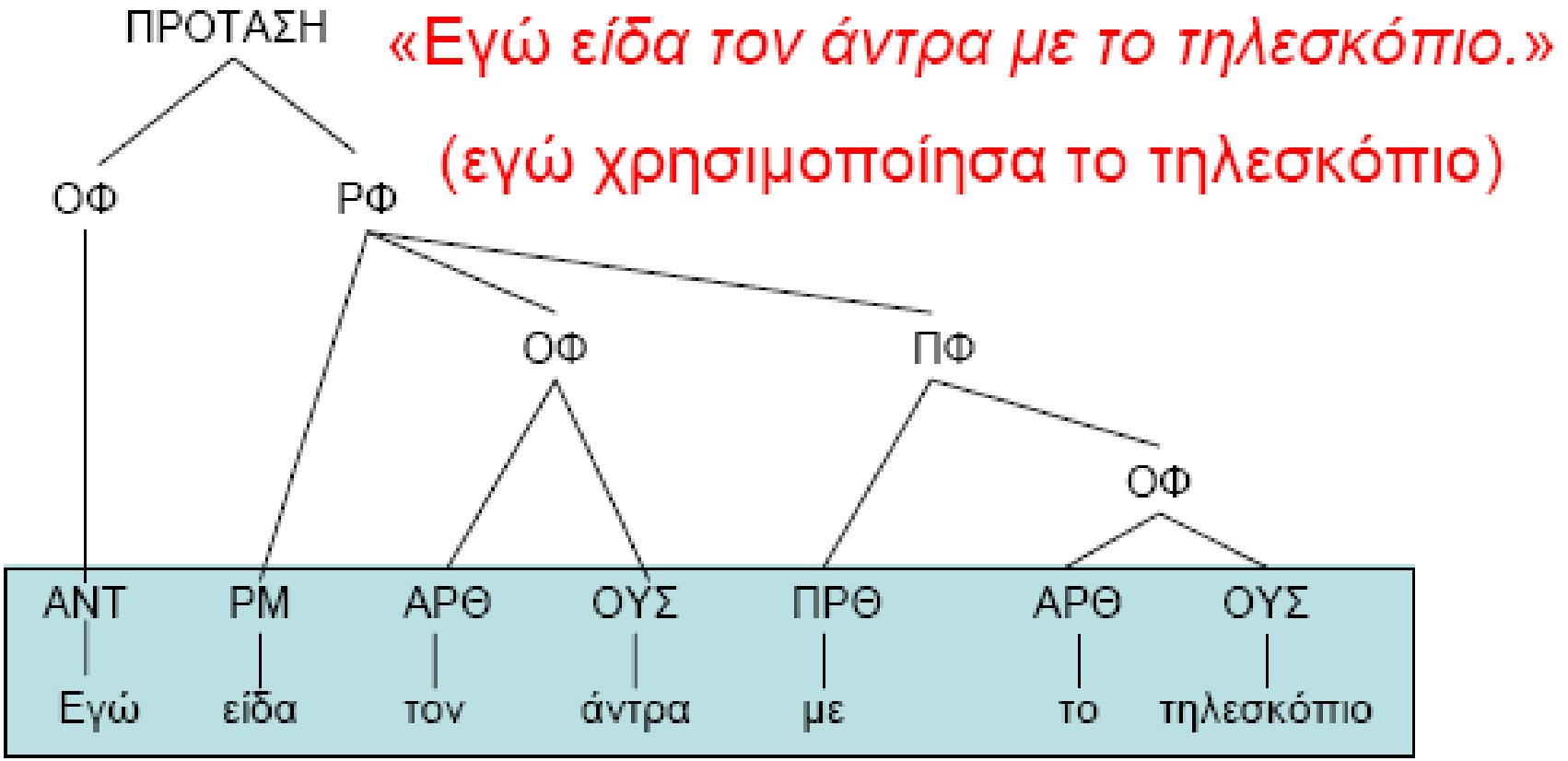
Θεωρία Πιθανοτήτων

- $0 \leq P(x) \leq 1$
- Πιθανότητα υπό συνθήκη
  - $P(A \mid B) = P(A \ \& \ B) \ / \ P(B)$
  - $P(A \mid B) = P(B \mid A) * P(A) \ / \ P(B)$ [Bayes rule]
- Ανεξάρτητα γεγονότα
  - $P(A \mid B) = P(A)$
- Αν σε ένα σώμα κειμένων έχουμε
  - 150 εμφανίσεις της λέξης *flies* ως ουσιαστικό
  - 50 εμφανίσεις της λέξης *flies* ως ρήμα
  - $P(\text{category=noun} \mid \text{word=}\textit{flies}) = 150/200 = 0.75$

Σχολιασμός Μερών του Λόγου

- Προηγείται της συντακτικής ανάλυσης
- Σε κάθε λέξη αποδίδεται μία ετικέτα (tag) μέρους-του-λόγου
  - part-of-speech (POS) tagging
- Χρησιμοποιούμε πληροφορία από το περιβάλλον της λέξης (γειτονικές λέξεις)
  - $P(\text{cat}_n=\text{noun} \mid \text{word}_n=\textit{flies} \ \& \ \text{word}_{n-1}=\textit{the})$

Παράδειγμα: POS Tagging



Αμφισημία (Ambiguity) Μερών του Λόγου

- Δημιουργεί πρόβλημα κυρίως στα Αγγλικά
- Οι λέξεις μπορεί να αντιστοιχούν σε περισσότερα από ένα POS tags
  - *The back door* (επίθετο)
  - *On my back* (ουσιαστικό)
  - *Win the voters back* (επίρρημα)
  - *Promised to back the bill* (ρήμα)
- 90% ακρίβεια αν στην κάθε λέξη αποδίδεται πάντα το πιο συχνό tag

POS Tagging

- Η πρώτη εργασία επεξεργασία φυσικής γλώσσας που αντιμετωπίστηκε επιτυχώς με στατιστικές μεθόδους
- Πολλές διαφορετικές μέθοδοι έχουν εφαρμοστεί
- Η αξιολόγηση είναι εύκολη (πόσα tags αποδόθηκαν σωστά)
- Τα tags μπορεί να αποδίδουν πιο σύνθετη μορφολογική πληροφορία (πτώση, γένος) ώστε να έχει μεγαλύτερη χρησιμότητα για άλλες γλώσσες

Χρησιμότητα POS Tagging

- Απαιτεί ελάχιστο χρόνο και μπορεί να βελτιώσει την απόδοση πιο σύνθετων συστημάτων
  - Προεπεξεργασία σε ένα parser
  - Δημιουργία επιτονισμού

    récord (ουσιαστικό), recórd (ρήμα)
  - Εύρεση του λήμματος μιας λέξης
    - saw (ουσιαστικό) -> saw
    - saw (ρήμα) -> see

Αγγλικά tagsets: Penn Treebank (45)

CC	Coord Conjuncn	*and,but,or*	NN	Noun, sing. or mass	*dog*
CD	Cardinal number	*one,two*	NNS	Noun, plural	*dogs*
DT	Determiner	*the,some*	NNP	Proper noun, sing.	*Edinburgh*
EX	Existential there	*there*	NNPS	Proper noun, plural	*Orkneys*
FW	Foreign Word	*mon dieu*	PDT	Predeterminer	*all, both*
IN	Preposition	*of,in,by*	POS	Possessive ending	*'s*
JJ	Adjective	*big*	PP	Personal pronoun	*I,you,she*
JJR	Adj., comparative	*bigger*	PP$	Possessive pronoun	*my,one's*
JJS	Adj., superlative	*biggest*	RB	Adverb	*quickly*
LS	List item marker	*1,One*	RBR	Adverb, comparative	*faster*
MD	Modal	*can,should*	RBS	Adverb, superlative	*fastest*

RP	Particle	*up,off*	WP$	Possessive-Wh	*whose*
SYM	Symbol	*+,%,&*	WRB	Wh-adverb	*how,where*
TO	"to"	*to*	$	Dollar sign	*$*
UH	Interjection	*oh, oops*	#	Pound sign	*#*
VB	verb, base form	*eat*	"	Left quote	` , ``
VBD	verb, past tense	*ate*	"	Right quote	' , ''
VBG	verb, gerund	*eating*	(	Left paren	(
VBN	verb, past part	*eaten*	)	Right paren	)
VBP	Verb, non-3sg, pres	*eat*	,	Comma	,
VBZ	Verb, 3sg, pres	*eats*	.	Sent-final punct	. ! ?
WDT	Wh-determiner	*which,that*	:	Mid-sent punct.	: ; — ...
WP	Wh-pronoun	*what,who*			

Αγγλικά tagsets: Brown Corpus (87)

CC: conjunction, coordinating
and or but plus & either neither nor yet 'n' and/or minus an'

CD: numeral, cardinal
two one 1 2 1913 8 five three million 87-31 29-5 1,119 fifty-three 7.5 bill 125,000

CD$: numeral, cardinal, genitive
1960's 1961's .404's

CS: conjunction, subordinating
that as after whether before while like because if since for than altho until so unless

DO: do
DO*: don't

Παράδειγμα επισημείωσης ΜΤΛ

- Jaguar shares stood at 405 pence before Ford 's initial announcement , but the subsequent takeover frenzy has driven them up.
- Jaguar/NN shares/NNS stood/VBD at/IN 405/CD pence/NN before/IN Ford/NNP 's/POS initial/JJ announcement/NN ,/, but/CC the/DT subsequent/JJ takeover/NN frenzy/NN has/VBZ driven/VBN them/PRP up/RB ./.

Το Στατιστικό Μοντέλο

- Σε μία ακολουθία λέξεων $w_1..w_n$ θέλουμε να αποδώσουμε την πιο πιθανή ακολουθία κατηγοριών $c_1..c_n$ που μεγιστοποιεί την πιθανότητα
  - $P(c_1..c_n \mid w_1..w_n)$
  - $P(\textit{art noun verb} \mid \textit{the man talks})$
  - $P(c_1..c_n \mid w_1..w_n) = P(w_1..w_n \mid c_1..c_n) * P(c_1..c_n) / P(w_1..w_n)$
- Η $P(w_1..w_n)$ είναι ανεξάρτητη των $c_1..c_n$. Έτσι μπορούμε να απλοποιήσουμε το μοντέλο
  - $\text{argmax}_{c1..cn}(P(w_1..w_n \mid c_1..c_n) * P(c_1..c_n))$

Ένα πιο απλό μοντέλο: N-grams

- Αν υποθέσουμε ότι για μία λέξη η πιθανότητα μιας κατηγορίας c_i εξαρτάται μόνο από την κατηγορία της προηγούμενης λέξης c_{i-1}
  - $P(c_1..c_n) = \Pi_{i=1..n} P(c_i \mid c_{i-1})$
  - Μοντέλο bigram
- Αν θεωρήσουμε τις δύο προηγούμενες λέξεις έχουμε το μοντέλο trigram
- Για n-1 προηγούμενες λέξεις: μοντέλο n-gram
  - $P(c_1..c_n) = \Pi_{i=1..n} P(c_i | c_1, \ldots, c_{n-1})$

Ένα ακόμα πιο απλό μοντέλο: Naïve Bayes

- Υποθέτουμε ότι η πιθανότητα μιας λέξης είναι κατά βάση ανεξάρτητη των γειτονικών λέξεων
  - $P(w_1..w_n \mid c_1..c_n) = \Pi_{i=1..n} P(w_i \mid c_i)$
  - Η πιθανότητα της φράσης "the man talks" δεδομένης της ακολουθίας "art noun verb" είναι $P(the \mid \text{art}) * P(man \mid \text{noun}) * P(talks \mid \text{verb})$
- Το στατιστικό μοντέλο τώρα γίνεται
  - $\Pi_{i=1..n} P(c_i \mid c_{i-1}) * P(w_i \mid c_i)$

Εύρεση Bigrams

- Υποθέτουμε ότι έχουμε ένα corpus σχολιασμένο με POS tags
- Υπολογίζουμε τα bigrams
  - $P(\text{cat}_i = \text{verb} \mid \text{cat}_{i-1} = \text{noun}) =$
    $P(\text{cat}_i = \text{verb} \ \& \ \text{cat}_{i-1} = \text{noun}) / P(\text{cat}_{i-1} = \text{noun}) =$
    αριθμός ουσιαστικών που ακολουθούνται από ρήματα προς το συνολικό αριθμό των ουσιαστικών
- Ορίζουμε cat = 0 για την εκκίνηση μιας πρότασης
  - $P(\text{cat}_i = \text{verb} \mid \text{cat}_{i-1} = 0)$ = αριθμός ρημάτων που ξεκινούν προτάσεις προς συνολικό αριθμό προτάσεων

Εύρεση Λεξιλογικών Πιθανοτήτων

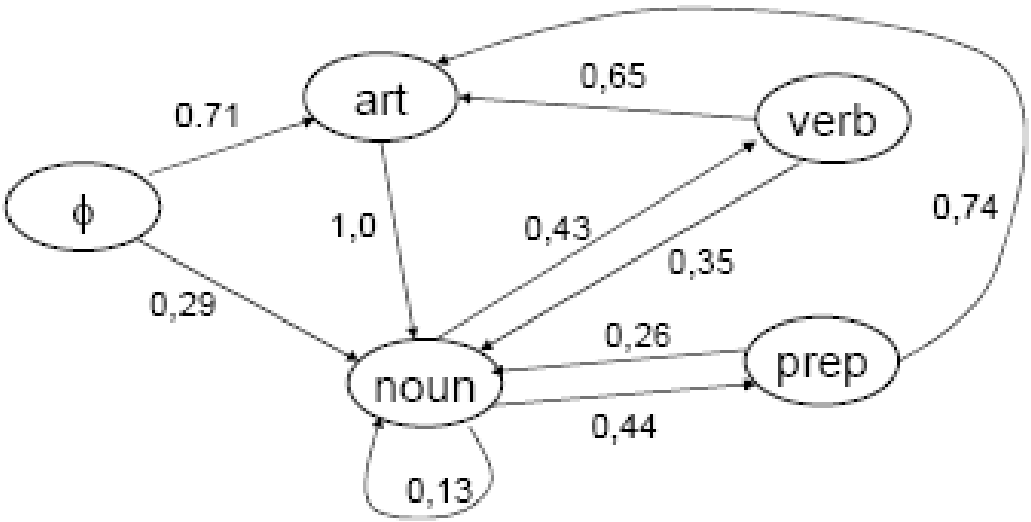
- Οι πιθανότητες $P(w_i \mid c_i)$ υπολογίζονται μετρώντας απλά το πλήθος των λέξεων που εμφανίζονται υπό συγκεκριμένη κατηγορία
- Παράδειγμα:
  - *John went to the river. He found his rod. A large fish swam past him. He caught the fish and ate it for his tea.*
  - $P(\textit{fish} \mid \text{noun}) = 2 / 5$

Ένας απλός tagger

- Για την ανάλυση μιας πρότασης
  - Δημιούργησε όλες τις δυνατές ακολουθίες κατηγοριών
  - Για την κάθε ακολουθία υπολόγισε την πιθανότητα εμφάνισης με βάση το corpus
  - Διάλεξε την καλύτερη ακολουθία
  - *The fly flies* { art noun noun / art noun verb / art verb noun / art verb verb
  - Αν υπάρχουν T λέξεις και κάθε λέξη έχει N κατηγορίες, τότε απαιτούνται N^T υπολογισμοί

Αλυσίδες Markov (Markov Chains)

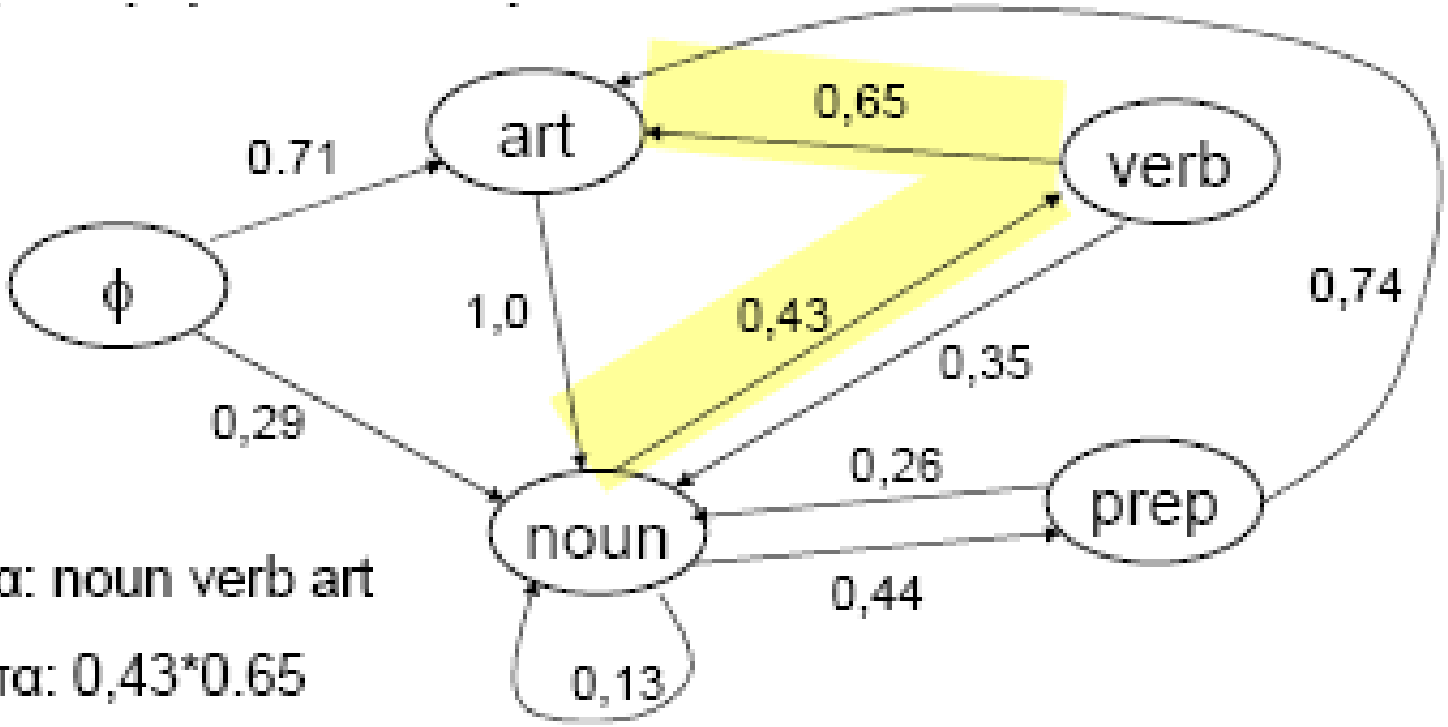
- Οι πιθανότητες $P(c_i \mid c_{i-1})$ μπορούν να αναπαρασταθούν ως ένα ειδικό δίκτυο μεταβάσεων που καλείται αλυσίδα Markov
- Το άθροισμα των πιθανοτήτων που εξέρχονται από ένα κόμβο πρέπει να είναι 1.



Υπολογισμός πιθανοτήτων

Η πιθανότητα μιας ακολουθίας κατηγοριών είναι το γινόμενο των μονοπατιών

Αυτή η προσέγγιση αγνοεί τις πιθανότητες των συγκεκριμένων λέξεων



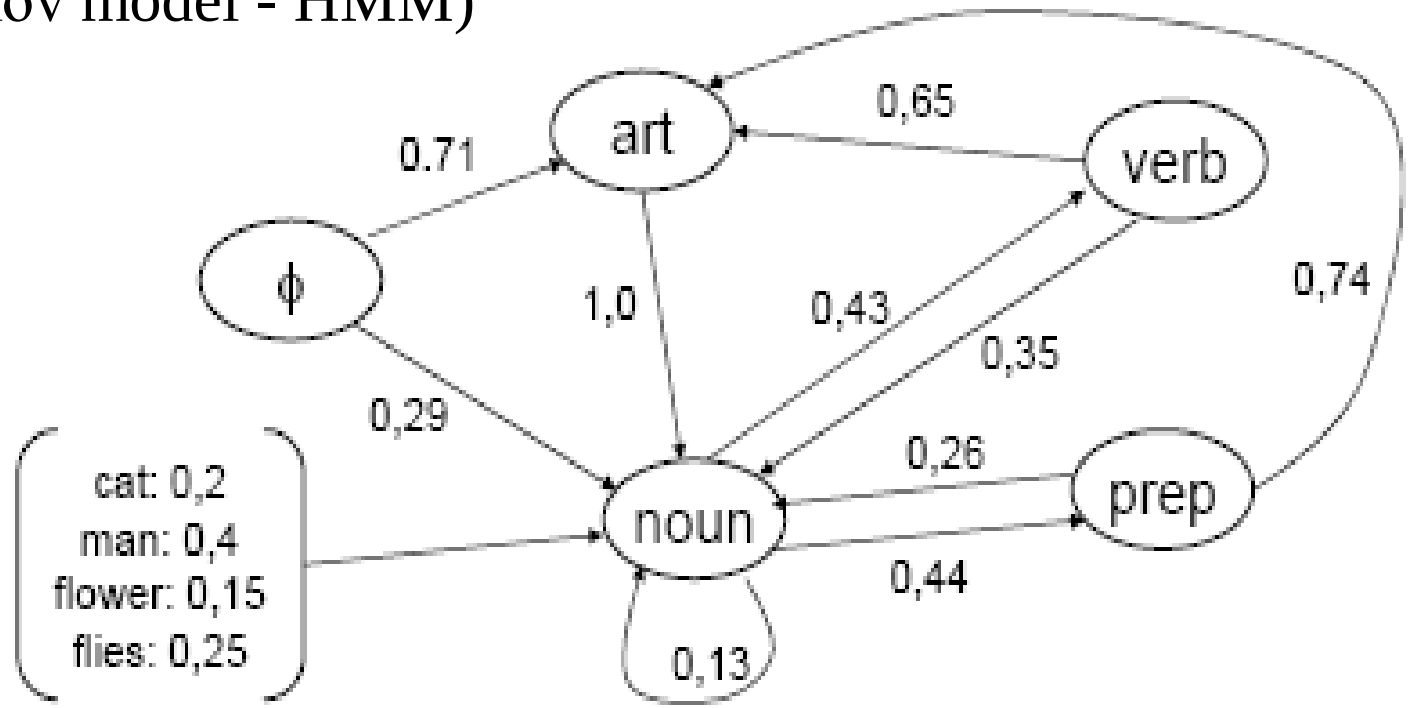
Ακολουθία: noun verb art

Πιθανότητα: 0,43*0.65

Πρόσθεση λεξιλογικών πιθανοτήτων

Τις πιθανότητες $P(w_i \mid c_i)$ μπορούμε να τις προσθέσουμε ως πίνακα σε κάθε κόμβο

Το μοντέλο αυτό ονομάζεται κρυμμένο μοντέλο Markov (Hidden Markov model - HMM)



Αναγνώριση φράσεων (Text Chunking)

- Χωρισμός μιας πρότασης σε μη επικαλυπτόμενα τμήματα βάσει μιας απλής συντακτικής ανάλυσης
- Ανίχνευση βασικών φράσεων
  - ονοματικών
  - ρηματικών
  - προθετικών
  - επιρρηματικών
- Προπομπός full-parsing και περαιτέρω ανάλυσης

Chunking: Παράδειγμα

- Εύρεση βασικών ονοματικών φράσεων
- Προσκόληση προσδιορισμών σε βασικές ονοματικές φράσεις, εύρεση ρηματικών και άλλων τύπων φράσεων
  - [N Some bankers N] [V are reporting V] [N more inquiries than usual N] [ADV since Friday ADV] .

Το Chunking ως διαδικασία Tagging

- Στόχος είναι να αποδοθεί σε κάθε λέξη ένα tag που υποδεικνύει αν είναι στην αρχή ή εντός μίας φράσης
- Σύμβολα ορίων:
  - B: αρχή
  - I: εντός
  - O: εκτός
- Πλήρες tagset:
  - NP-B: αρχή ονοματικής φράσης
  - NP-I: εντός ονοματικής φράσης
  - VP-B: αρχή ρηματικής φράσης
  - VP-I: εντός ρηματικής φράσης
  - ...

Chunking ως Tagging: Παράδειγμα

- [N Some bankers N] [V are reporting V] [N more inquiries than usual N] [ADV since Friday ADV] .
- Some/NP-B bankers/NP-I are/VP-B reporting/VP-I more/NP-B inquiries/NP-I than/NP-I usual/NP-I since/NP-B Friday/NP-I ./O

(PP attachment)

- “Βλέπω τον άνθρωπο με το τηλεσκόπιο”
- Η φράση «με το τηλεσκόπιο» προσαρτάται στο ρήμα ή στο αντικείμενο της πρότασης;

Λέξη	**Συχν. εμφάνισης λέξης**	**Συχν. συνεμφάνισης λέξης + «με»**	**P(“με”|λέξη)**
βλέπω	5156	607	607/5156=0.118
άνθρωπο	1442	155	155/1442=0.107

Στοχαστικές Γραμματικές

- Η θεωρία πιθανοτήτων μπορεί να βελτιώσει τις γραμματικές που έχουμε κατασκευάσει χειρονακτικά
- Μία απλή προσέγγιση είναι να καθορίσουμε μία πιθανότητα για τον κάθε κανόνα γραμματικής με βάση το πόσες φορές χρησιμοποιείται σε ένα σχολιασμένο corpus
- Στοχαστικές γραμματικές ελεύθερης σύνταξης (Probabilistic Context-free Grammars - PCFGs)

Τυπικός Ορισμός μιας PCFG

- Μία PCFG αποτελείται από:
  - Ένα σύνολο τερματικών συμβόλων V_T
  - Ένα σύνολο μη-τερματικών συμβόλων V_N έτσι ώστε $V_T \cap V_N = \emptyset$
  - Μία μεταβλητή έναρξης S
  - Ένα σύνολο κανόνων της μορφής $A \rightarrow B$, όπου $A \in V_N$ και B μία ακολουθία τερματικών και μη-τερματικών συμβόλων
  - Ένα αντίστοιχο σύνολο πιθανοτήτων για τους κανόνες έτσι ώστε για κάθε i $\Sigma_i P(A_i \rightarrow B_k) = 1$

Στοχαστικές Γραμματικές: Παράδειγμα

- Corpus:

  John talks. He laughs. He likes Mary. He puts the book on the shelf.

- Γραμματική:

  VP → V (1)

  VP → V NP (2)

  VP → V NP PP (3)

- Πιθανότητες:

  (1) 0.5

  (2) 0.25

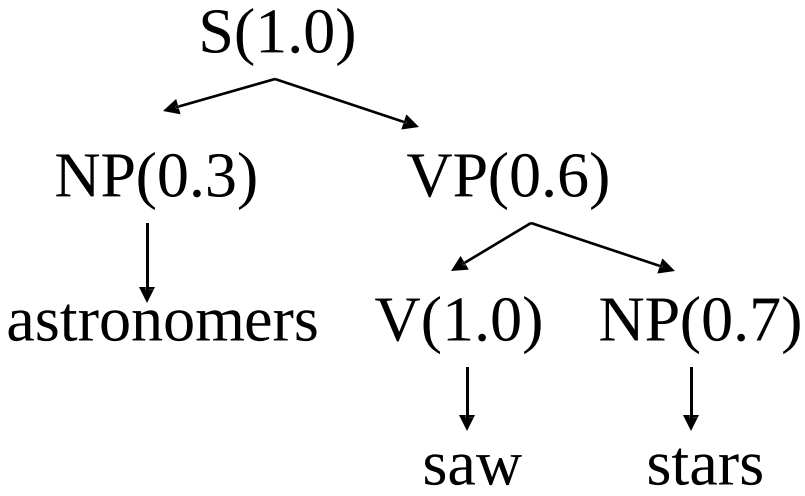
  (3) 0.25

Στοχαστικές Γραμματικές: Ανάλυση

- Μπορούμε να θεωρήσουμε ότι η πιθανότητα μετά την εφαρμογή ενός κανόνα είναι το γινόμενο της πιθανότητας του κανόνα επί τις πιθανότητες των συστατικών του δεξιού μέρους του κανόνα

- S → NP VP (1.0)
  PP → P NP (1.0)
  VP → V (0.4)
  VP → V NP (0.6)
  NP → N (1.0)
  V → saw (1.0)
  N → astronomers (0.3)
  N → stars (0.7)

“Astronomers saw stars”



P (“astronomers saw stars”) = 1.0*0.3*0.6*1.0*0.7 = 0.126

Deduction (Συναγωγή) Induction (Επαγωγή): Πλεονεκτήματα

- Deduction:
  - Η γλωσσολογική γνώση και διαίσθηση που έχουμε μπορεί να χρησιμοποιηθεί
  - Ακρίβεια
- Induction:
  - Γρηγορότερη η υλοποίηση του μοντέλου
  - Καλή κάλυψη
  - Robustness
  - Μικρές απαιτήσεις σε γνώση (knowledge poor)
  - Εφαρμόσιμη σε πραγματικά δεδομένα
  - Το μοντέλο είναι εύκολα επεκτάσιμο

Deduction (Συναγωγή) Induction (Επαγωγή): Μειονεκτήματα

- Deduction:
  - Μεγάλο κόστος και χρονική διάρκεια κατασκευής του μοντέλου
  - Δύσκολα εφαρμόσιμη σε πραγματικά δεδομένα με καλή κάλυψη
  - Το μοντέλο δεν μπορεί να επεκταθεί εύκολα
- Induction:
  - Δεδομένα πολύ χαμηλής συχνότητας (sparse data)
  - Δυσκολία υπολογισμού στατιστικής συσχέτισης γλωσσολογικών φαινομένων