

Скрытые марковские модели

Разрешение морфологической
неоднозначности

Постморфологический анализ

- =предсинтаксический анализ
- Предназначен для устранения морфологической омонимии (многозначности) слов
 - Выбор правильной леммы
 - Уточнение морфологических характеристик

Основные методы

- Написание правил,
- Статистические методы, прежде всего, на основе морфологически размеченного корпуса
 - Скрытые марковские модели

Марковские модели

- Набор состояний: $\{s_1, s_2, \dots, s_N\}$

- Процесс движется от одного состояния к другому, порождая последовательность состояний :

$$s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{ik}, \dots$$

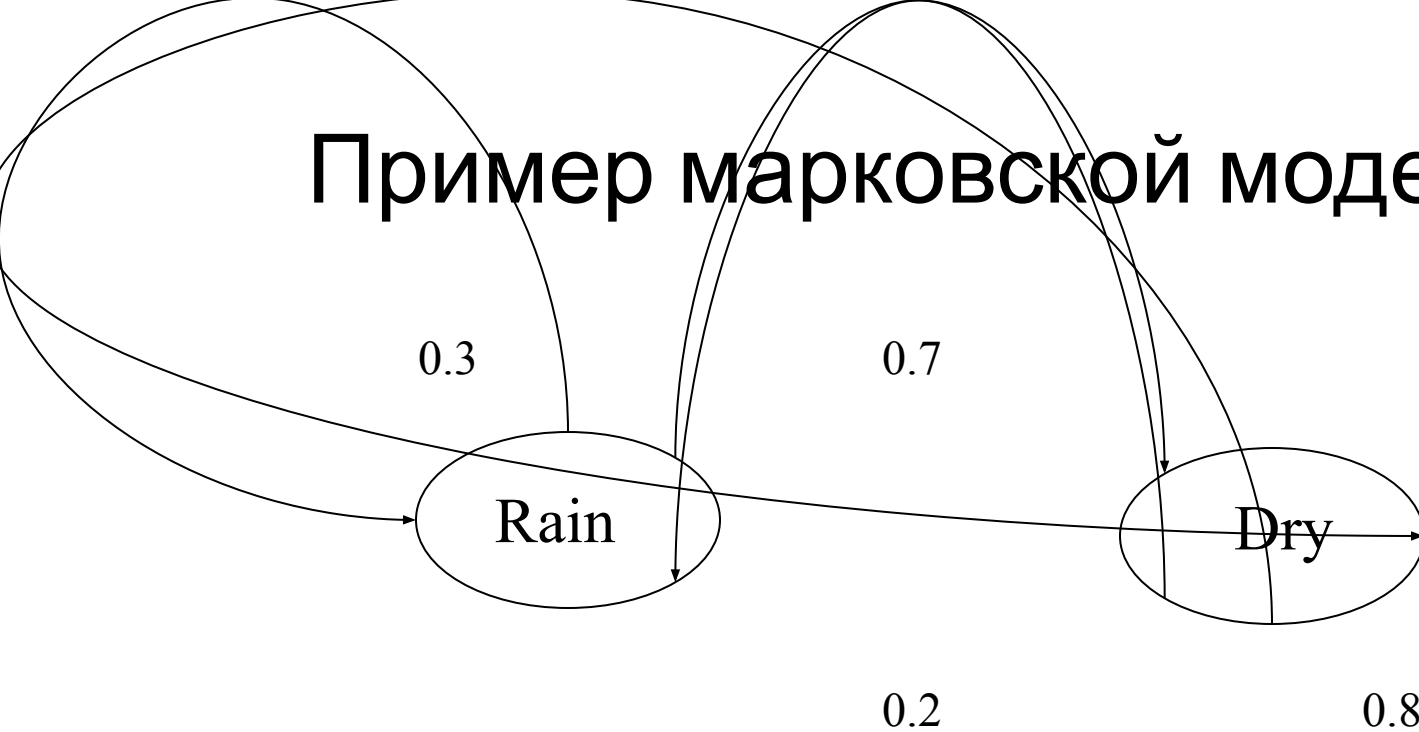
- Свойство марковской цепи: вероятность следующего состояния зависит от состояния предыдущего:

$$P(s_{ik} | s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{ik-1}) = P(s_{ik} | s_{ik-1})$$

- Чтобы определить марковскую сеть, должны быть определены следующие вероятности

$$\pi_i = P(s_i) \qquad a_{ij} = P(s_i | s_j)$$

Пример марковской модели



- Два состояния : 'Rain' и 'Dry'
- Вероятности переходов: $P('Rain'|'Rain')=0.3$, $P('Dry'|'Rain')=0.7$, $P('Rain'|'Dry')=0.2$, $P('Dry'|'Dry')=0.8$
- Исходные вероятности: $P('Rain')=0.4$, $P('Dry')=0.6$

Вычисление вероятности последовательности

- По свойству марковской цепи, вероятность последовательности состояний может быть найдена по формуле

$$\begin{aligned} P(s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{ik}) &= P(s_{ik} | s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{ik-1}) P(s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{ik-1}) \\ &= P(s_{ik} | s_{ik-1}) P(s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{ik-1}) = \dots \\ &= P(s_{ik} | s_{ik-1}) P(s_{ik-1} | s_{ik-2}) \dots P(s_{i2} | s_{i1}) P(s_{i1}) \end{aligned}$$

- Предположим, мы хотим подсчитать вероятность последовательности: {'Dry', 'Dry', 'Rain', 'Rain'}.

$$\begin{aligned} P(\text{'Dry', 'Dry', 'Rain', 'Rain'}) &= \\ P(\text{'Rain' | 'Rain'}) P(\text{'Rain' | 'Dry'}) P(\text{'Dry' | 'Dry'}) P(\text{'Dry'}) &= \\ = 0.3 * 0.2 * 0.8 * 0.6 \end{aligned}$$

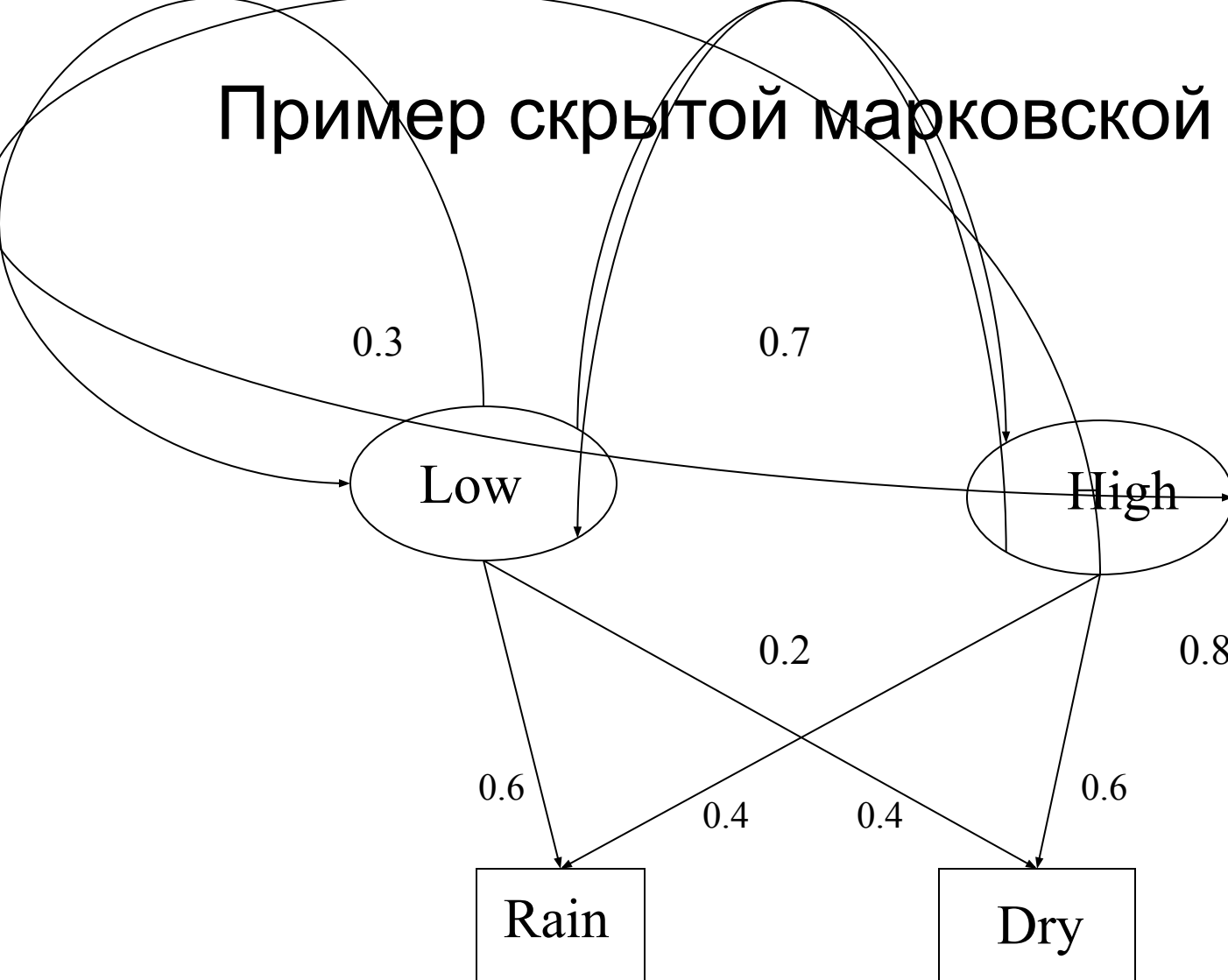
Скрытые марковские модели

- Множество состояний: $\{s_1, s_2, \dots, s_N\}$
- Процесс движется от состояния к состоянию :
- Выполняется свойство марковской цепи:
- Состояния – невидимы, но каждое состояние порождает одно из M наблюдений - видимых состояний

$$\{v_1, v_2, \dots, v_M\}$$

- Чтобы определить скрытую марковскую цепь, нужно определить
 - Матрицу переходов $A=(a_{ij})$, $a_{ij} = P(s_i | s_j)$,
 - Матрицу вероятностей наблюдаемых состояний $B=(b_i(v_m))$, $b_i(v_m) = P(v_m | s_i)$
 - Вектор начальных вероятностей $\pi=(\pi_i)$, $\pi_i = P(s_i)$.
 - Модель представлена $M=(A, B, \pi)$.

Пример скрытой марковской модели



Пример скрытой марковской модели

- Два состояния: 'Низкое' and 'Высокое' атм. давление.
- Два наблюдения: 'Дождь' and 'Сухо'.
- Вероятности перехода: $P('Low'|'Low')=0.3$,
 $P('High'|'Low')=0.7$, $P('Low'|'High')=0.2$,
 $P('High'|'High')=0.8$
- Вероятности наблюдения: $P('Rain'|'Low')=0.6$,
 $P('Dry'|'Low')=0.4$, $P('Rain'|'High')=0.4$,
 $P('Dry'|'High')=0.3$.
- Начальные вероятности: $P('Low')=0.4$, $P('High')=0.6$.

Пример вычисления вероятности наблюдений

- Хотим вычислить вероятность последовательности, {‘Dry’, ‘Rain’}.
- Рассмотрим все возможные скрытые состояния:

$$P(\{\text{‘Dry’}, \text{‘Rain’}\}) = P(\{\text{‘Dry’}, \text{‘Rain’}\}, \{\text{‘Low’}, \text{‘Low’}\}) + P(\{\text{‘Dry’}, \text{‘Rain’}\}, \{\text{‘Low’}, \text{‘High’}\}) + P(\{\text{‘Dry’}, \text{‘Rain’}\}, \{\text{‘High’}, \text{‘Low’}\}) + P(\{\text{‘Dry’}, \text{‘Rain’}\}, \{\text{‘High’}, \text{‘High’}\})$$

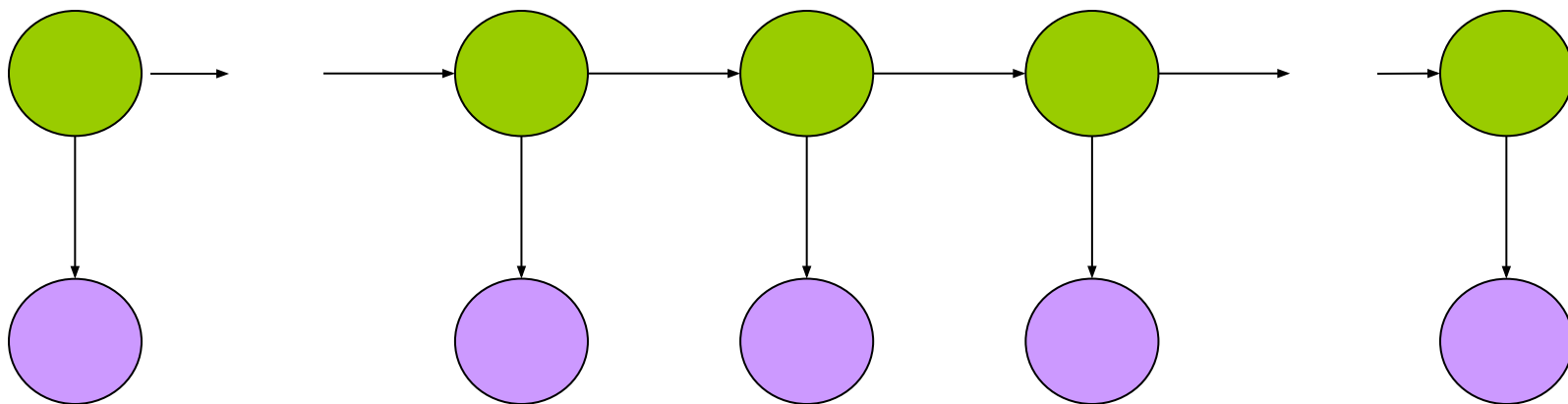
где первый элемент:

$$\begin{aligned} &P(\{\text{‘Dry’}, \text{‘Rain’}\}, \{\text{‘Low’}, \text{‘Low’}\}) = \\ &P(\{\text{‘Dry’}, \text{‘Rain’}\} \mid \{\text{‘Low’}, \text{‘Low’}\}) P(\{\text{‘Low’}, \text{‘Low’}\}) = \\ &P(\text{‘Dry’} \mid \text{‘Low’}) P(\text{‘Rain’} \mid \text{‘Low’}) P(\text{‘Low’}) P(\text{‘Low’} \mid \text{‘Low’}) \\ &= 0.4 * 0.6 * 0.4 * 0.3 \end{aligned}$$

Почему важно рассмотрение НММ в автоматической обработке текста

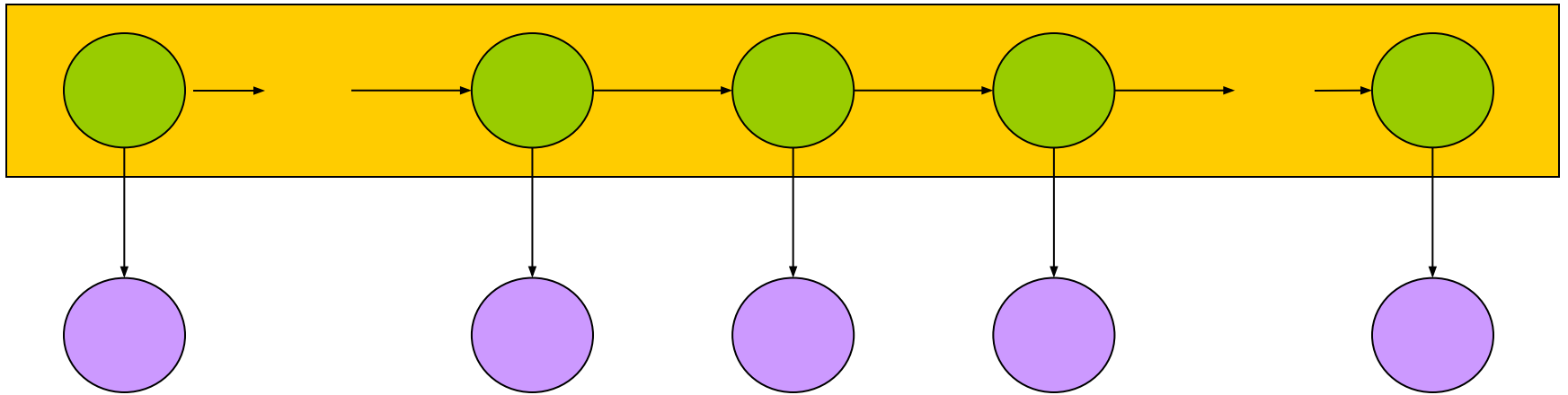
- Непосредственно имеем дело с неоднозначными словами и конструкциями
- Нужно распознавать скрытые
 - Части речи
 - Лексические значения
 - Типы именованных сущностей (организация, персона, географическое место ...)
 - Определение тональности предложения
 - и др.

Что такое НММ?



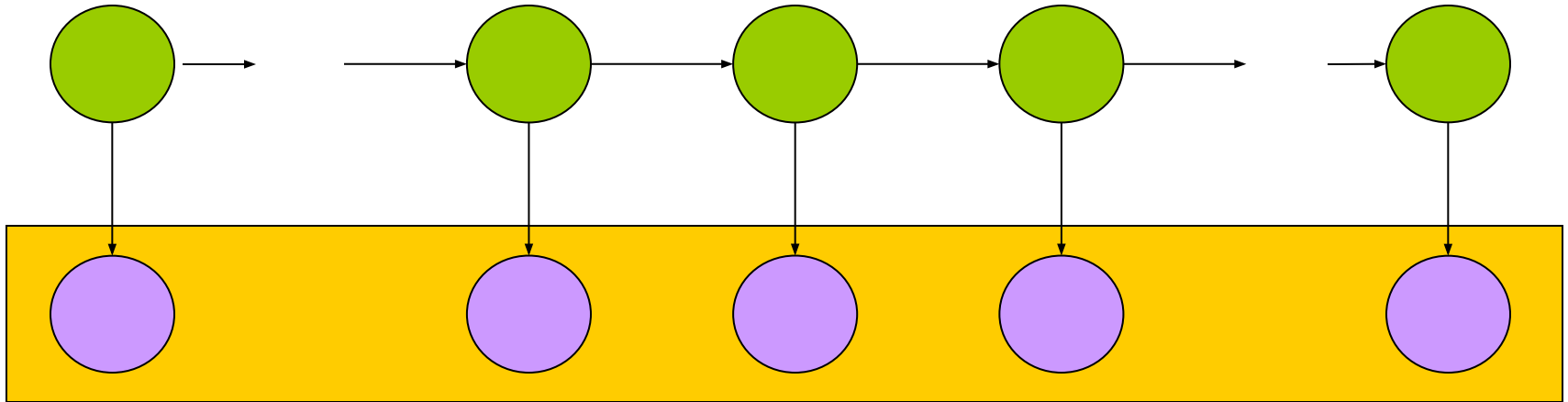
- Графическая модель
- Кружки – это состояния
- Стрелки обозначают вероятностные зависимости между состояниями

Что такое HMM?



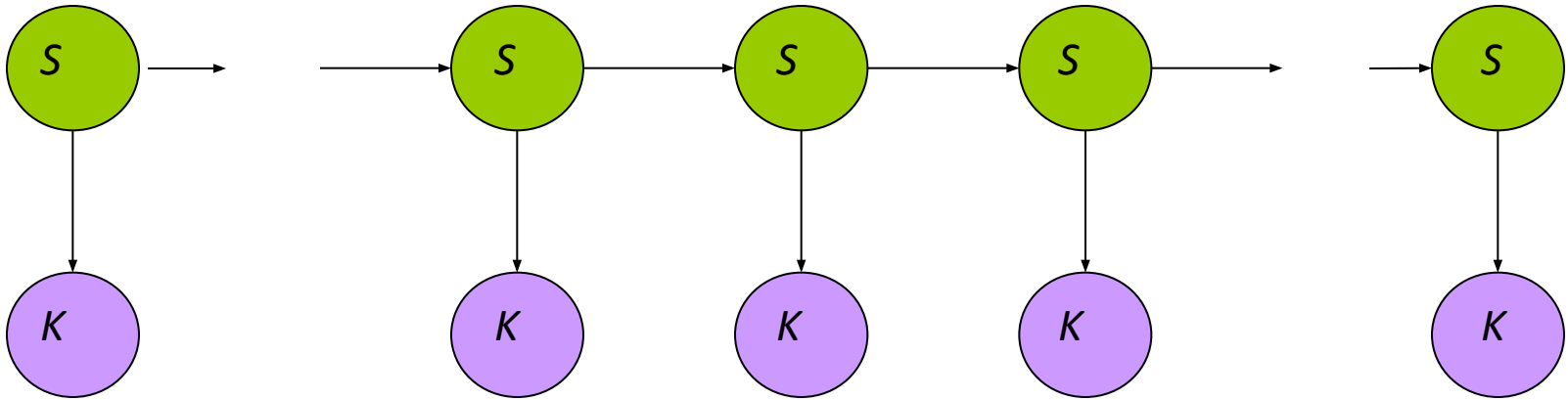
- Зеленые кружки – это скрытые состояния
- Зависят только от предыдущего состояния

Что такое НММ?



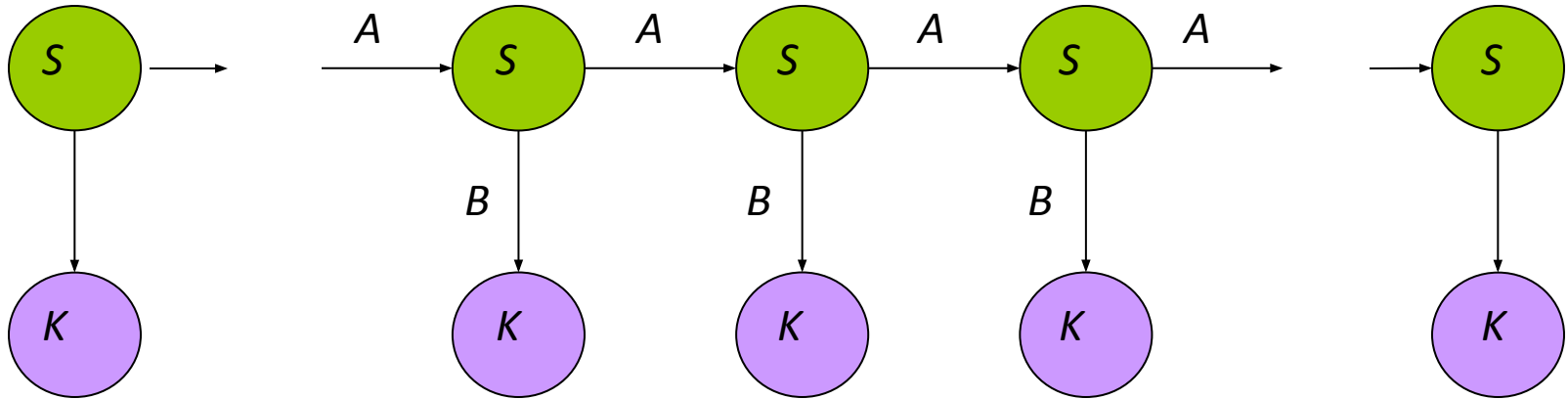
- Фиолетовые кружки – это наблюдаемые состояния
- Зависят только от соответствующих скрытых состояний

НММ формализм



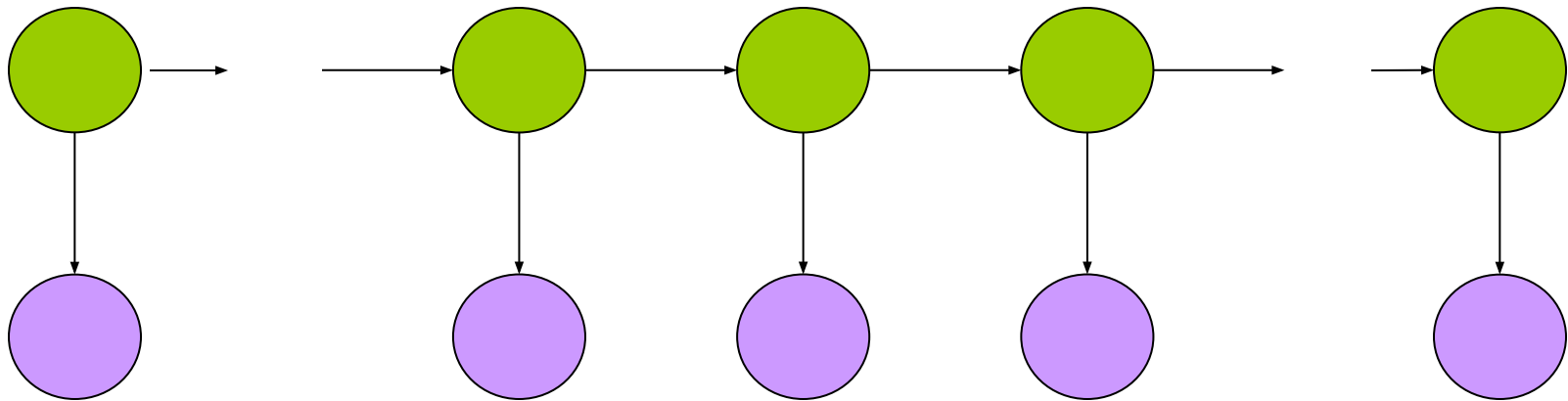
- $\{S, K, \Pi, A, B\}$
- $S : \{s_1 \dots s_N\}$ - значения скрытых состояний
- $K : \{k_1 \dots k_M\}$ - значения наблюдаемых состояний

НММ формализм



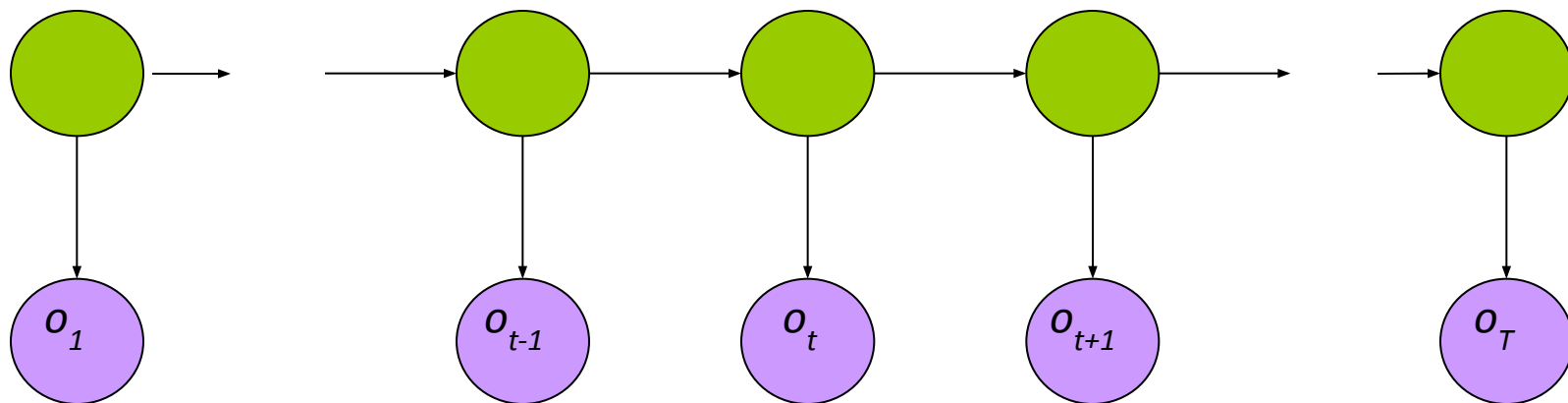
- $\{S, K, \Pi, A, B\}$
- $\Pi = \{\pi_i\}$ - вероятности начальных состояний
- $A = \{a_{ij}\}$ - вероятности переходов между скрытыми состояниями
- $B = \{b_{ik}\}$ - вероятности наблюдаемых состояний

Вывод НММ



- Вычислить вероятность последовательности наблюдаемых состояний (**Evaluation**)
- Имея последовательность наблюдаемых состояний, вычислить наиболее вероятную последовательность скрытых состояний (**Decoding**)
- Имея последовательность наблюдаемых состояний и множество возможных моделей, определить какая модель лучше соответствует данным (т.е. наблюдаемой последовательности) (**Learning**)

Оценка (Evaluation)

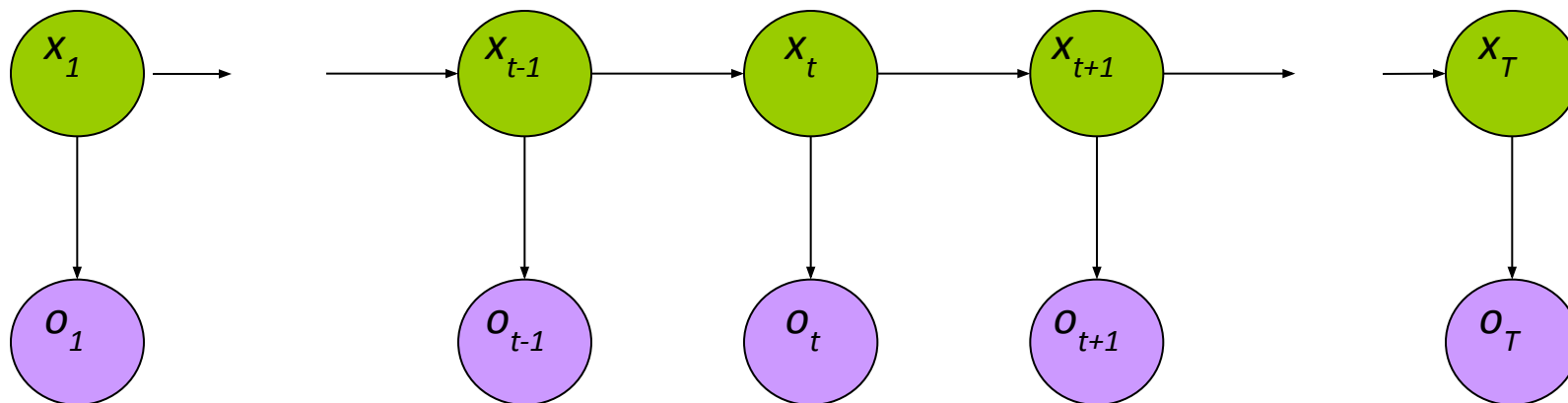


Имея последовательность наблюдаемых состояний и модель, вычислить вероятность последовательности наблюдаемых состояний

$$O = (o_1 \dots o_T), \mu = (A, B, \Pi)$$

Вычислить $P(O | \mu)$

Оценка (Evaluation)



$$P(O | \mu) = \sum_{\{x_1 \dots x_T\}} \pi_{x_1} b_{x_1 o_1} \prod_{t=1}^{T-1} a_{x_t x_{t+1}} b_{x_{t+1} o_{t+1}}$$

Сложность $O(N^T)$, где N – число
возможных вариантов состояний

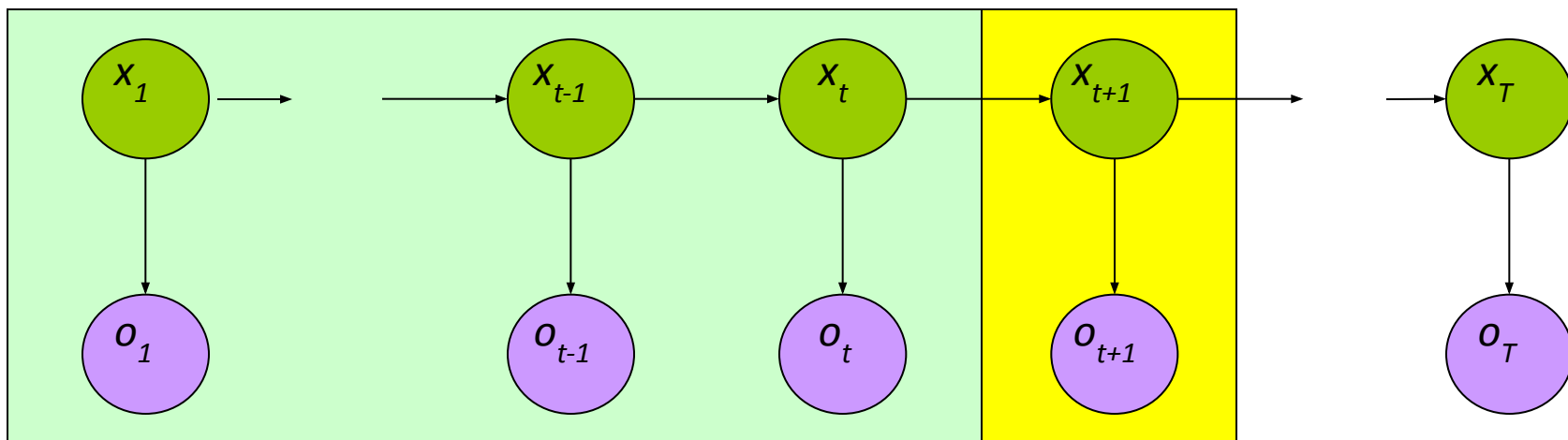
Форвардная процедура

- Метод динамического программирования
- Определим переменную:

$$\alpha_i(t) = P(o_1 \dots o_t, x_t = i \mid \mu)$$

Смысл переменной α : вероятность наблюдений o_1, \dots, o_t и при этом оказаться в состоянии i

Форвардная процедура



$\alpha_j(t+1)$

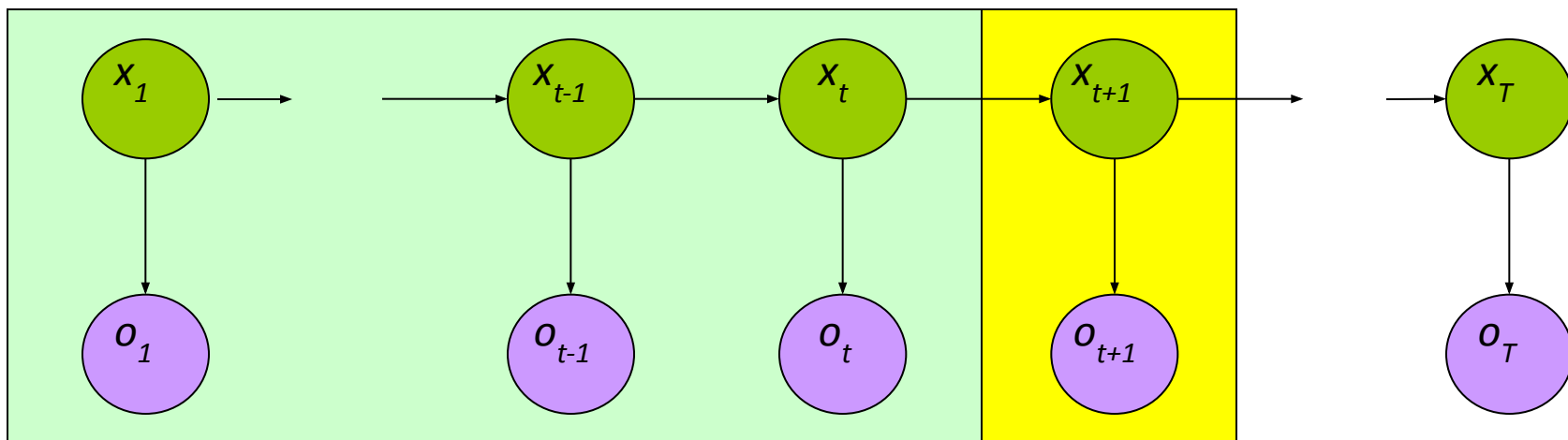
$$= P(o_1 \dots o_{t+1}, x_{t+1} = j)$$

$$= P(o_1 \dots o_{t+1} | x_{t+1} = j) P(x_{t+1} = j)$$

$$= P(o_1 \dots o_t | x_{t+1} = j) P(o_{t+1} | x_{t+1} = j) P(x_{t+1} = j)$$

$$= P(o_1 \dots o_t, x_{t+1} = j) P(o_{t+1} | x_{t+1} = j)$$

Форвардная процедура



$$= \sum_{i=1 \dots N} P(o_1 \dots o_t, x_t = i, x_{t+1} = j) P(o_{t+1} | x_{t+1} = j)$$

$$= \sum_{i=1 \dots N} P(o_1 \dots o_t, x_{t+1} = j | x_t = i) P(x_t = i) P(o_{t+1} | x_{t+1} = j)$$

$$= \sum_{i=1 \dots N} P(o_1 \dots o_t, x_t = i) P(x_{t+1} = j | x_t = i) P(o_{t+1} | x_{t+1} = j)$$

$$= \sum_{i=1 \dots N} \alpha_i(t) a_{ij} b_{jo_{t+1}}$$

Вычисление вероятности последовательности наблюдаемых событий

- Можем эффективно вычислять
- $\alpha_T(l) = P(o_1, o_2, \dots, o_T, x_T = i | \mu)$
- Как вычислить
- $P(o_1, o_2, \dots, o_T | \mu)$?
- Как вычислить
- $P(x_T = i | o_1, o_2, \dots, o_T, \mu)$?

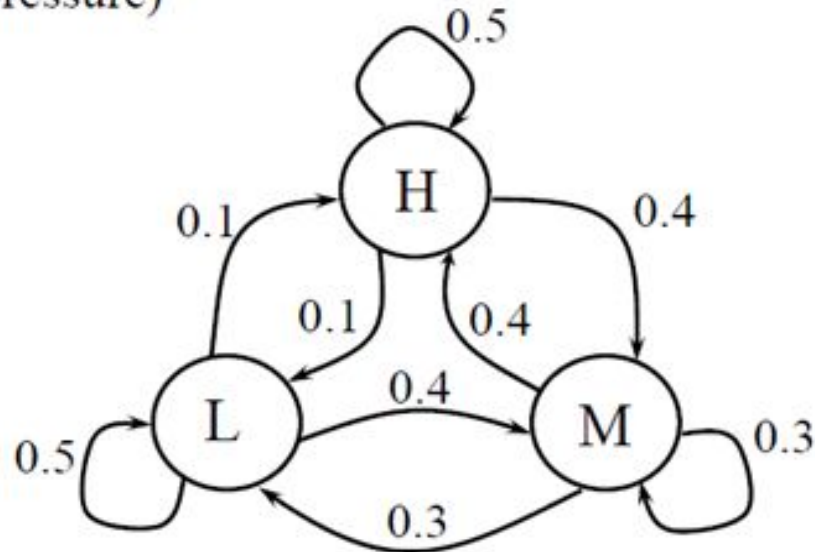
Вычисление вероятности последовательности наблюдаемых событий

- Можем эффективно вычислять
- $\alpha_T(i) = P(o_1, o_2, \dots, o_T, x_T = i \mid \mu)$
- Как вычислить
- $P(o_1, o_2, \dots, o_T \mid \mu) = \sum_i \alpha_T(i)$
- Как вычислить
- $P(x_T = i \mid o_1, o_2, \dots, o_T, \mu) = \alpha_T(i) / (\sum_i \alpha_T(i))$

Форвардный алгоритм: пример

- Given the following model of the weather:

(states indicate pressure)



	<u>state M</u>	<u>state H</u>	<u>state L</u>	$\pi_M = 0.50$
$P(\text{sun})$	0.50	0.75	0.25	$\pi_H = 0.20$
$P(\text{rain})$	0.50	0.25	0.75	$\pi_L = 0.30$

Форвардный алгоритм

- Найти вероятность последовательности:
- s r r s r (s- sun, r – rain)

Forward Algorithm: An Example

- What is the probability of the observation sequence:
s r r s r (s=sun,r=rain)?

- Compute value of $\Sigma \alpha$ at time 5...

$$\alpha_1(M)=0.5 \cdot 0.5$$

$$\alpha_1(H)=0.2 \cdot 0.75$$

$$\alpha_1(L)=0.3 \cdot 0.25$$

$$\alpha_1(M)=0.25$$

$$\alpha_1(H)=0.15$$

$$\alpha_1(L)=0.075$$

$$\alpha_2(M) = [0.25 \cdot 0.3 + 0.15 \cdot 0.4 + 0.075 \cdot 0.4] \cdot 0.5 = 0.0825$$

$$\alpha_2(H) = [0.25 \cdot 0.4 + 0.15 \cdot 0.5 + 0.075 \cdot 0.1] \cdot 0.25 = 0.0456$$

$$\alpha_2(L) = [0.25 \cdot 0.3 + 0.15 \cdot 0.1 + 0.075 \cdot 0.5] \cdot 0.75 = 0.0956$$

$$\alpha_3(M) = [0.0825 \cdot 0.3 + 0.0456 \cdot 0.4 + 0.0956 \cdot 0.4] \cdot 0.5 = 0.0406$$

$$\alpha_3(H) = [0.0825 \cdot 0.4 + 0.0456 \cdot 0.5 + 0.0956 \cdot 0.1] \cdot 0.25 = 0.0163$$

$$\alpha_3(L) = [0.0825 \cdot 0.3 + 0.0456 \cdot 0.1 + 0.0956 \cdot 0.5] \cdot 0.75 = 0.0578$$

Forward Algorithm: An Example

$$\alpha_4(M) = [0.0406 \cdot 0.3 + 0.0163 \cdot 0.4 + 0.0578 \cdot 0.4] \cdot 0.5 = 0.0209$$

$$\alpha_4(H) = [0.0406 \cdot 0.4 + 0.0163 \cdot 0.5 + 0.0578 \cdot 0.1] \cdot 0.75 = 0.0226$$

$$\alpha_4(L) = [0.0406 \cdot 0.3 + 0.0163 \cdot 0.1 + 0.0578 \cdot 0.5] \cdot 0.25 = 0.0107$$

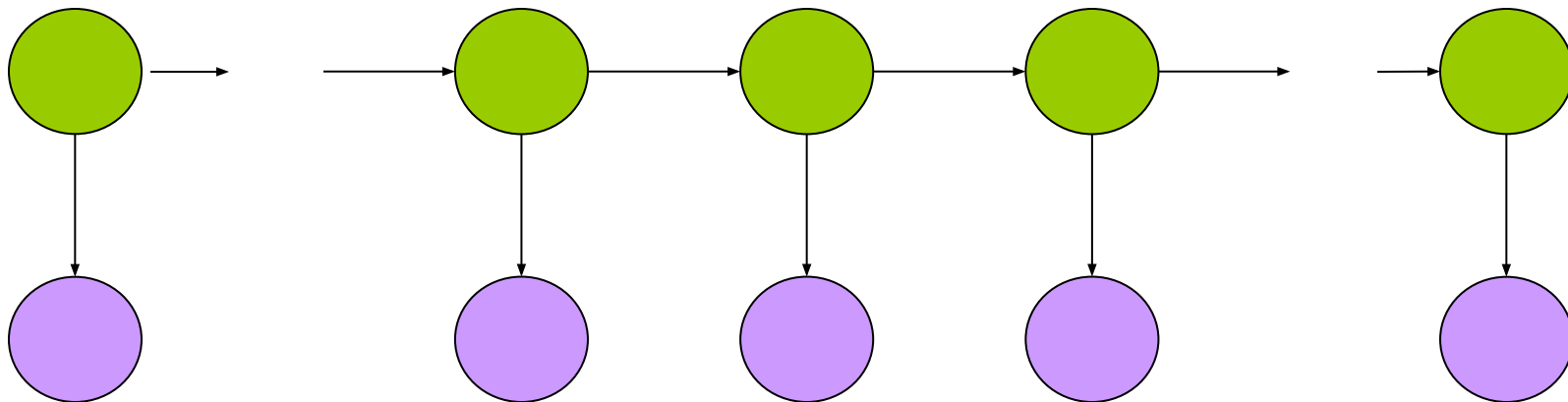
$$\alpha_5(M) = [0.0209 \cdot 0.3 + 0.0226 \cdot 0.4 + 0.0107 \cdot 0.4] \cdot 0.5 = 0.0098$$

$$\alpha_5(H) = [0.0209 \cdot 0.4 + 0.0226 \cdot 0.5 + 0.0107 \cdot 0.1] \cdot 0.25 = 0.0052$$

$$\alpha_5(L) = [0.0209 \cdot 0.3 + 0.0226 \cdot 0.1 + 0.0107 \cdot 0.5] \cdot 0.75 = 0.0104$$

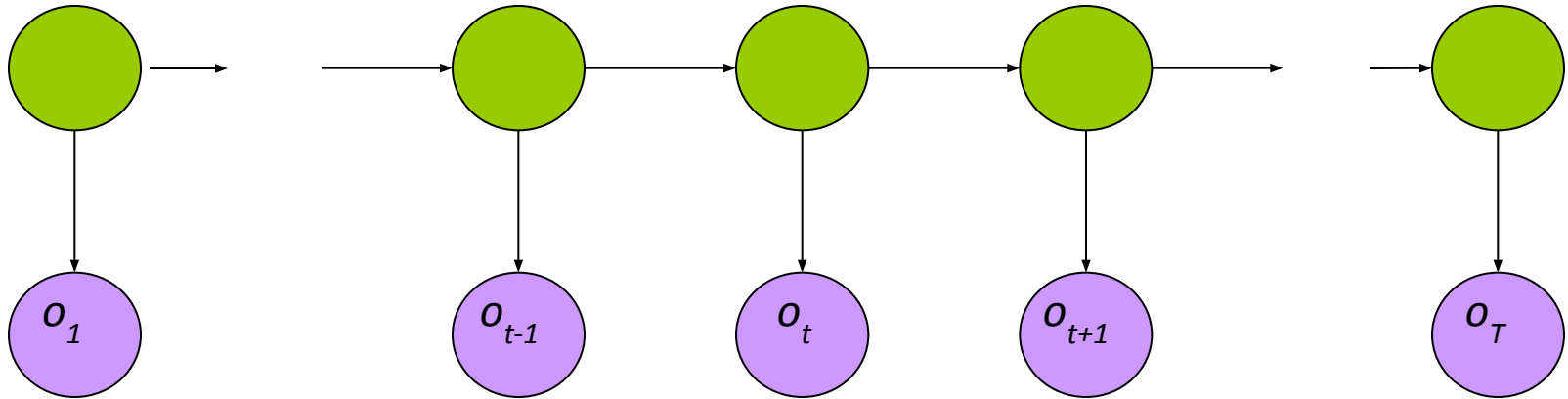
0.0254

Декодирование



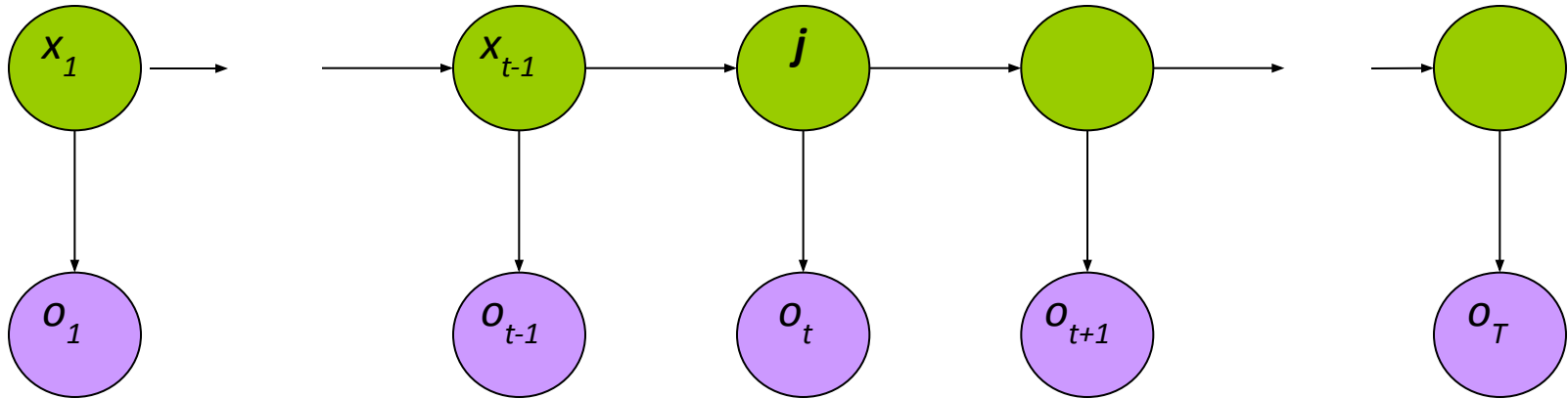
- Вычислить вероятность последовательности наблюдаемых состояний (**Evaluation**)
- Имея последовательность наблюдаемых состояний, вычислить наиболее вероятную последовательность скрытых состояний (**Decoding**)
- Имея последовательность наблюдаемых состояний и множество возможных моделей, определить какая модель лучше соответствует данным (т.е. наблюдаемой последовательности) (**Learning**)

Декодирование: Best State Sequence



- Найти множество состояний, которые наилучшим образом объясняют последовательность видимых состояний
- **Viterbi** algorithm
- $\arg \max_X P(X | O)$

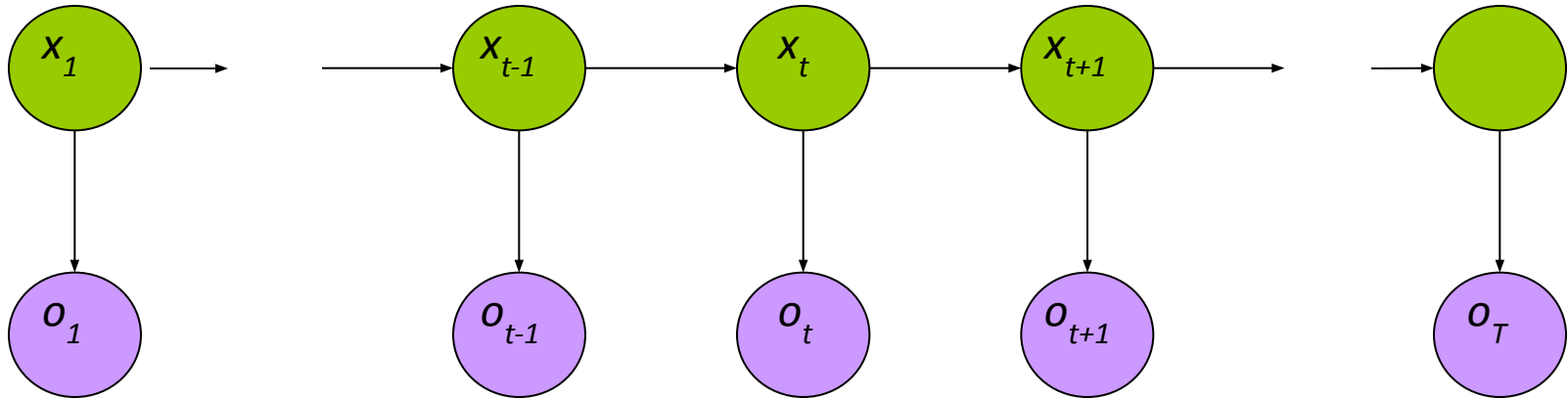
Алгоритм Витерби



$$\delta_j(t) = \max_{x_1 \dots x_{t-1}} P(x_1 \dots x_{t-1}, o_1 \dots o_{t-1}, x_t = j, o_t)$$

Последовательность состояний, которая максимизирует вероятность увидеть заданную последовательность видимых состояний во время $t-1$, остановиться в состоянии j , и увидеть заданное наблюдение во время t

Алгоритм Витерби



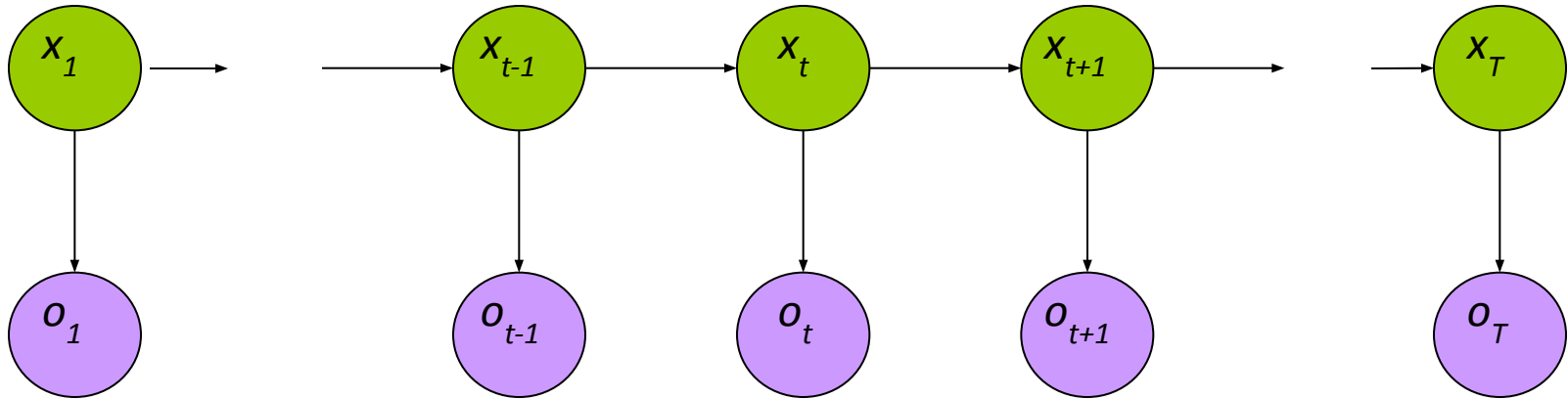
$$\delta_j(t) = \max_{x_1 \dots x_{t-1}} P(x_1 \dots x_{t-1}, o_1 \dots o_{t-1}, x_t = j, o_t)$$

$$\delta_j(t+1) = \max_i \delta_i(t) a_{ij} b_{jo_{t+1}}$$

$$\psi_j(t+1) = \arg \max_i \delta_i(t) a_{ij} b_{jo_{t+1}}$$

Рекурсивное
вычисление

Алгоритм Витерби



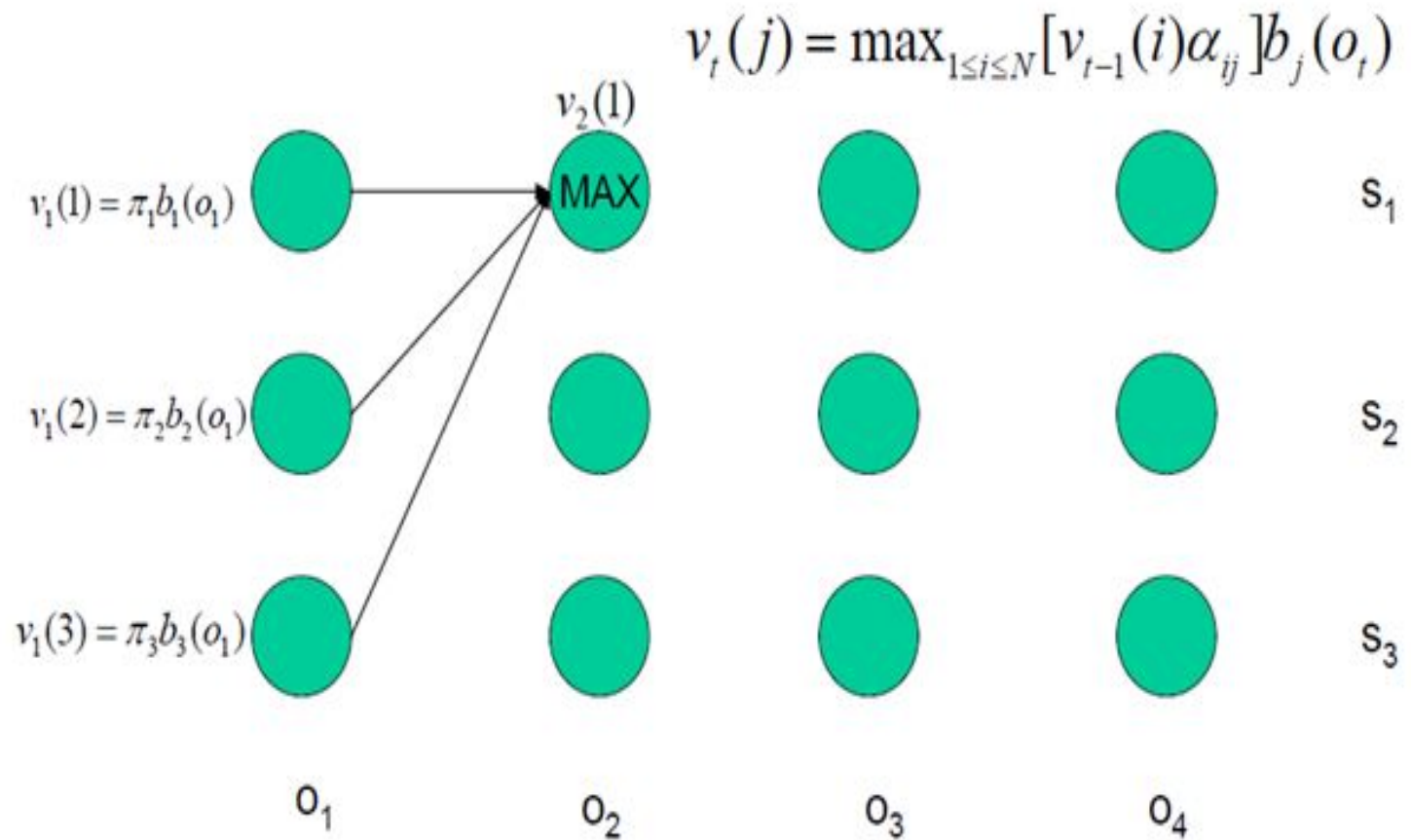
$$\hat{X}_T = \arg \max_i \delta_i(T)$$

$$\hat{X}_t = \psi_{\hat{X}_{t+1}}(t+1)$$

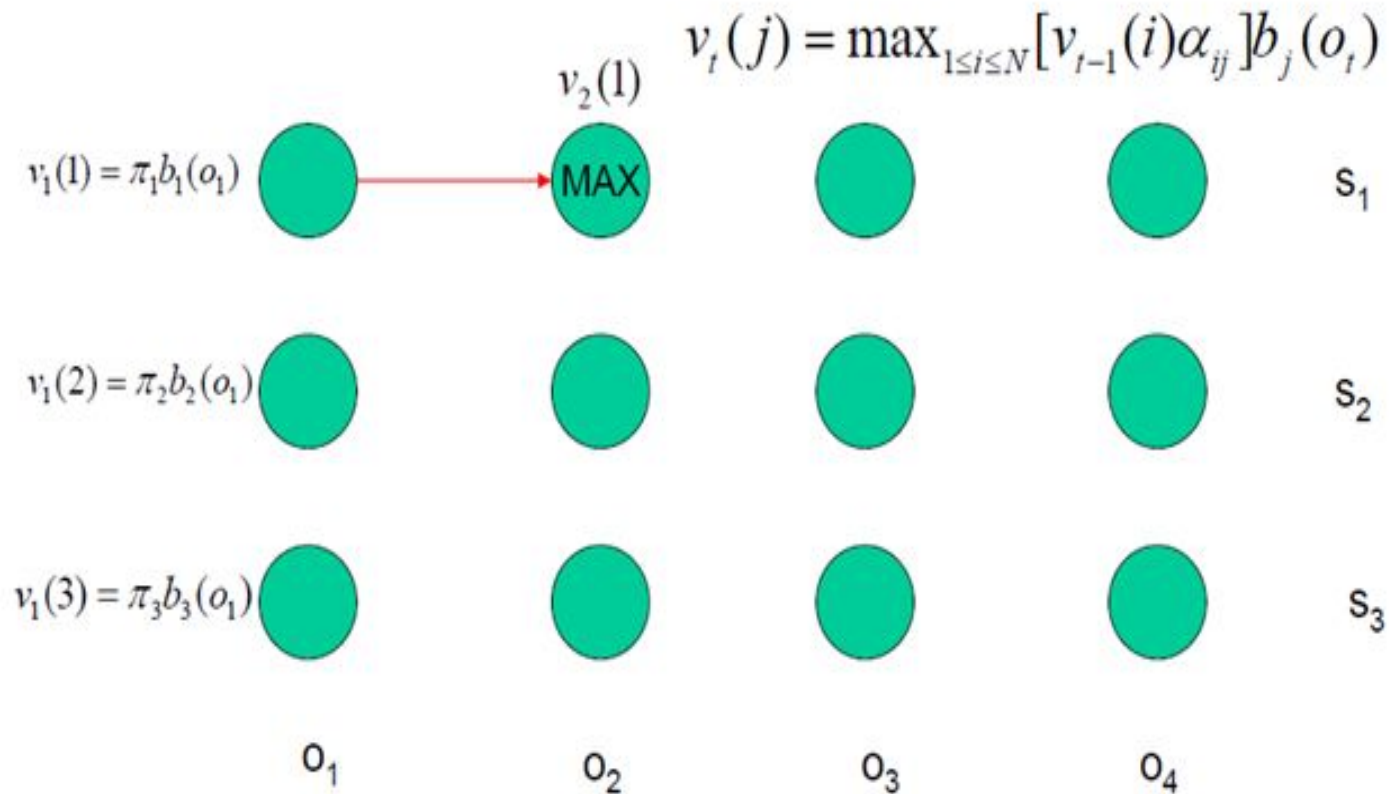
$$P(\hat{X}) = \arg \max_i \delta_i(T)$$

Вычисляем наиболее вероятную последовательность состояний, двигаясь назад

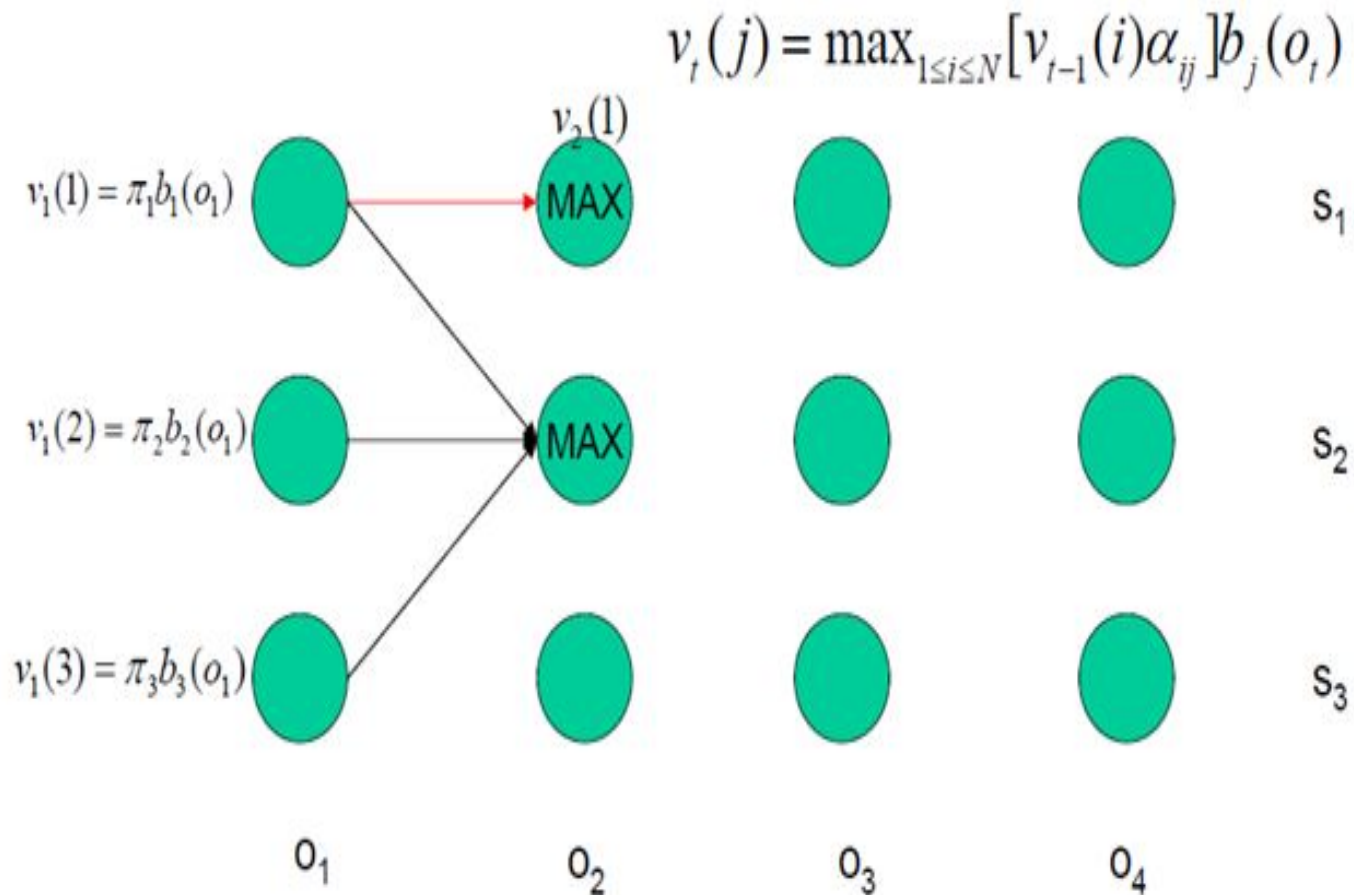
Viterbi Algorithm



Viterbi Algorithm

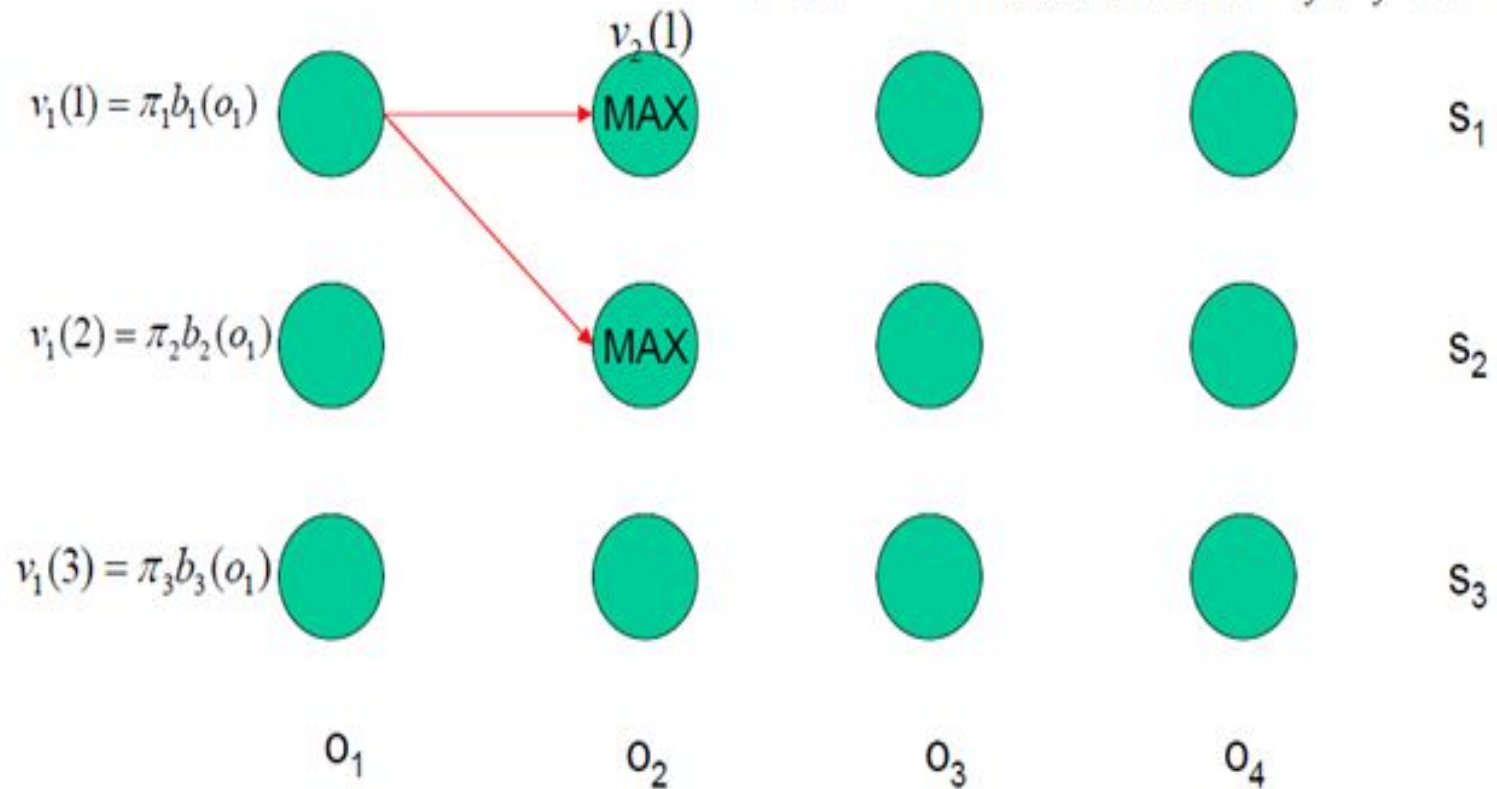


Viterbi Algorithm

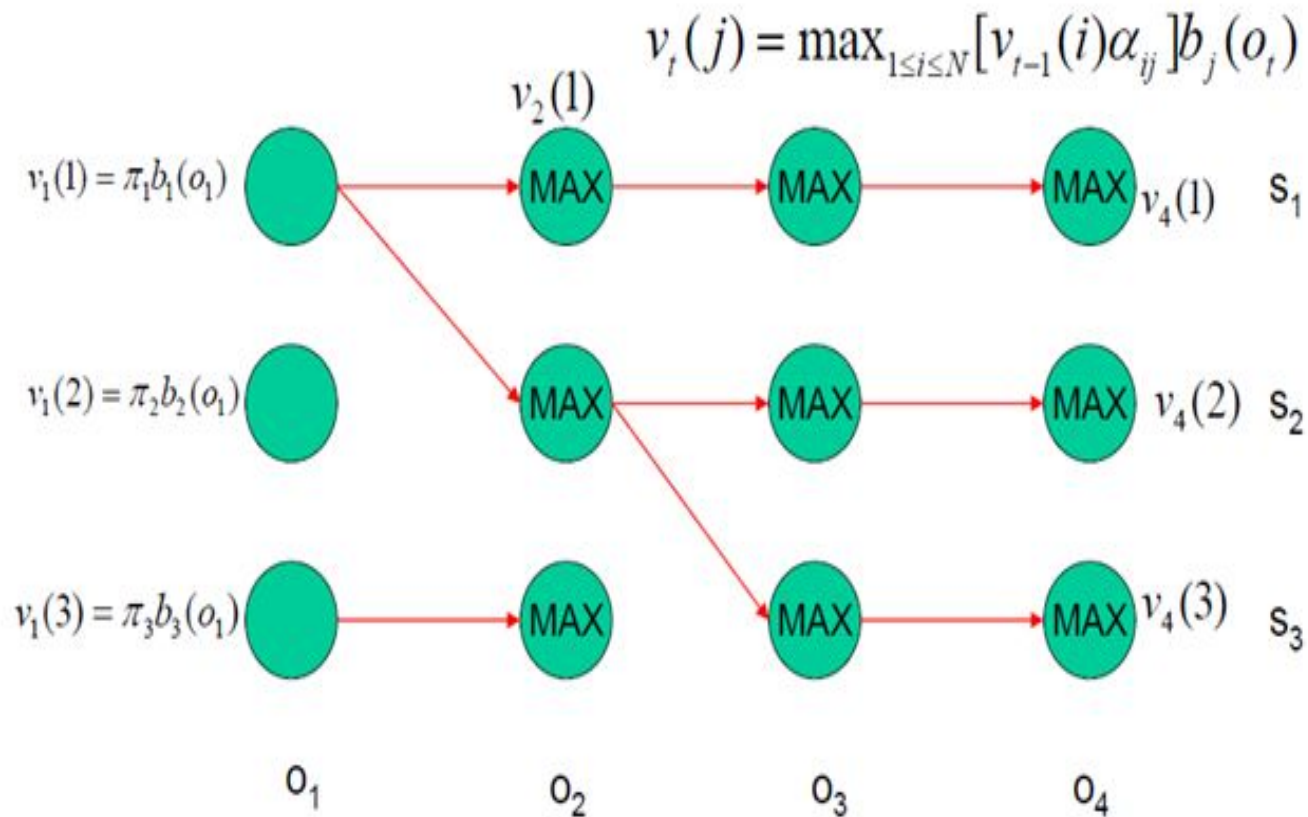


Viterbi Algorithm

$$v_t(j) = \max_{1 \leq i \leq N} [v_{t-1}(i) \alpha_{ij}] b_j(o_t)$$

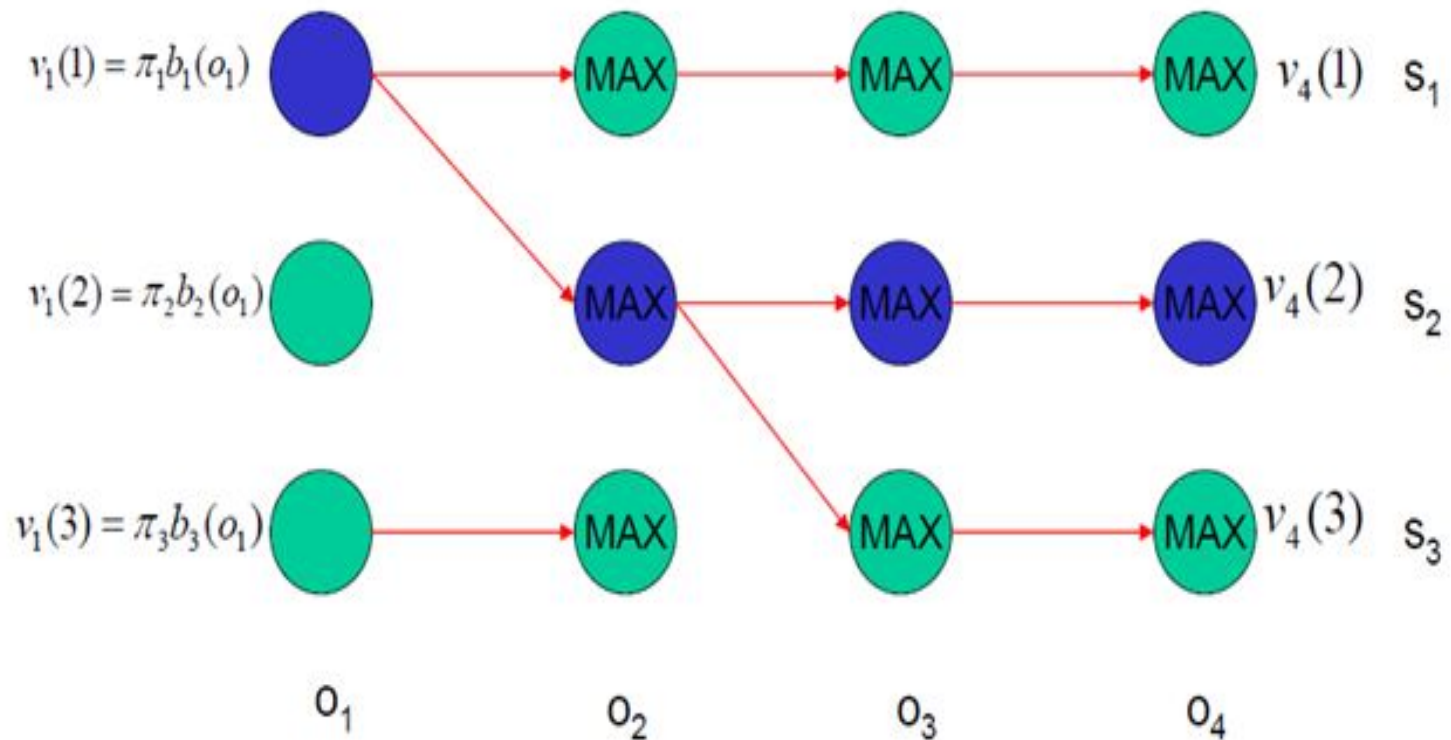


Viterbi Algorithm



Viterbi Algorithm

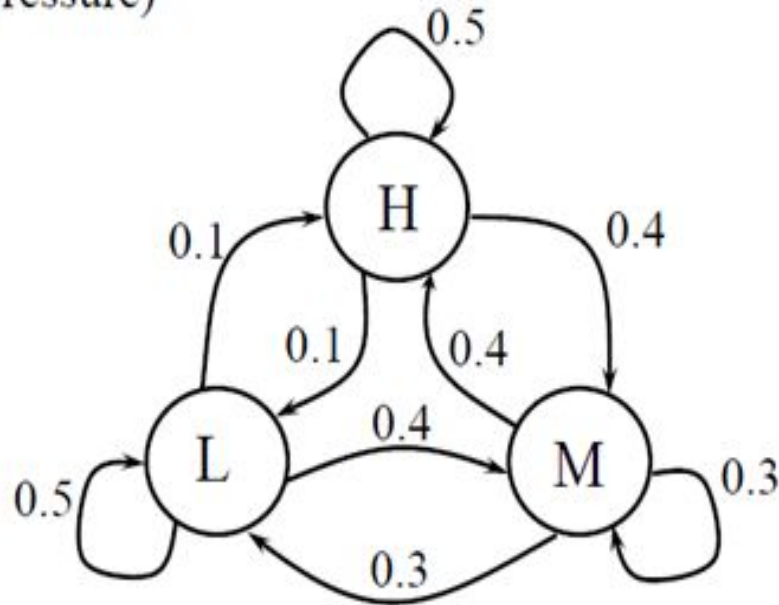
$$\max(v_4(i)) = v_4(2), \quad \arg \max(Q | o_1 o_2 o_3 o_4, \Phi) = s_1 s_2 s_2 s_2$$



Тот же пример для алгоритма Витерби

- Given the following model of the weather:

(states indicate pressure)



	<u>state M</u>	<u>state H</u>	<u>state L</u>	
$P(\text{sun})$	0.50	0.75	0.25	$\pi_M = 0.50$
$P(\text{rain})$	0.50	0.25	0.75	$\pi_H = 0.20$
				$\pi_L = 0.30$

Пример: Алгоритм Витерби

• Same observations: s r r s r

• Compute Viterbi path up to time 5...

$$\begin{array}{lll} v_1(M)=0.5 \cdot 0.5 & v_1(H)=0.2 \cdot 0.75 & v_1(L)=0.3 \cdot 0.25 \\ \boxed{v_1(M)=0.25} & v_1(H)=0.15 & v_1(L)=0.075 \end{array}$$

$$\begin{array}{l} v_2(M) = \max[\boxed{0.25 \cdot 0.3}, 0.15 \cdot 0.4, 0.075 \cdot 0.4] \cdot 0.5 = 0.0375 \\ v_2(H) = \max[\boxed{0.25 \cdot 0.4}, 0.15 \cdot 0.5, 0.075 \cdot 0.1] \cdot 0.25 = 0.0250 \\ v_2(L) = \max[\boxed{0.25 \cdot 0.3}, 0.15 \cdot 0.1, 0.075 \cdot 0.5] \cdot 0.75 = 0.0563 \end{array}$$

$$\begin{array}{l} v_3(M) = \max[0.0375 \cdot 0.3, 0.0250 \cdot 0.4, \boxed{0.0563 \cdot 0.4}] \cdot 0.5 = 0.0113 \\ v_3(H) = \max[\boxed{0.0375 \cdot 0.4}, 0.0250 \cdot 0.5, 0.0563 \cdot 0.1] \cdot 0.25 = 0.0038 \\ v_3(L) = \max[0.0375 \cdot 0.3, 0.0250 \cdot 0.1, \boxed{0.0563 \cdot 0.5}] \cdot 0.75 = 0.0211 \end{array}$$

Пример. Алгоритм Витерби

$$v_4(M) = \max[0.0113 \cdot 0.3, 0.0038 \cdot 0.4, 0.0211 \cdot 0.4] \cdot 0.5 = 0.0042$$

$$v_4(H) = \max[0.0113 \cdot 0.4, 0.0038 \cdot 0.5, 0.0211 \cdot 0.1] \cdot 0.75 = 0.0034$$

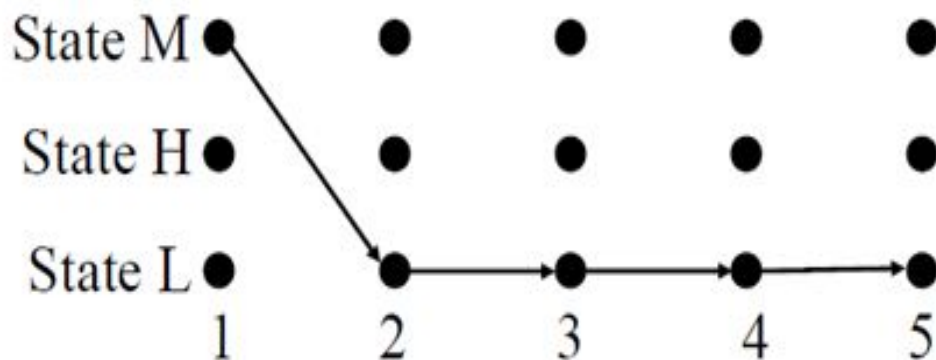
$$v_4(L) = \max[0.0113 \cdot 0.3, 0.0038 \cdot 0.1, 0.0211 \cdot 0.5] \cdot 0.25 = 0.0026$$

$$v_5(M) = \max[0.0042 \cdot 0.3, 0.0034 \cdot 0.4, 0.0026 \cdot 0.4] \cdot 0.5 = 0.0007$$

$$v_5(H) = \max[0.0042 \cdot 0.4, 0.0034 \cdot 0.5, 0.0026 \cdot 0.1] \cdot 0.25 = 0.0004$$

$$v_5(L) = \max[0.0042 \cdot 0.3, 0.0034 \cdot 0.1, 0.0026 \cdot 0.5] \cdot 0.75 = 0.0010$$

Maximum state score at time 5 = 0.0010 in state L



Применение НММ к POS-tagging

- POS-tagging – морфологическая разметка
- НММ tagger: выбирает наиболее вероятную последовательность тегов для каждого предложения
 - Дано предложение $W=w_1, w_2, w_3, \dots, w_n$
 - Вычислить наиболее вероятную последовательность тегов $T=t_1, t_2, \dots, t_n$, которая максимизирует
 - $\text{Argmax } P(t_1, t_2, \dots, t_n | w_1, w_2, \dots, w_n)$

Пример: морфологическая неоднозначность

Example: suppose $w_i = \text{race}$, a verb (VB) or a noun (NN)?
Assume that other mechanism has already done the best tagging to the preceding words.

- 1) Secretariat/NNP is/VBZ expected/VBN to/TO **race/?** tomorrow
- 2) People/NNS continue/VBP to/TO inquire/VB the/DT reason/NN for/IN
the/DT **race/?** for outer space

Bigram

$$t_i = \arg \max_j P(t_j | t_{i-1})P(w_i | t_j)$$

Simplify the problem:

to/To race/???

the/DT race/???

$P(\text{VB}|\text{TO}) P(\text{race} | \text{VB})$

$P(\text{NN}|\text{TO}) P(\text{race} | \text{NN})$

Откуда взять данные?

- Из корпуса с морфологической разметкой
 - Русский язык:
 - Корпус русского языка
 - Открытый корпус (opencorpora.org)
 - Английский язык
 - Brown corpus
 - Penn tree bank

Фрагмент морфологической разметки в Национальном корпусе русского языка

- Я сидел на барском сиденье, дышал горячим ветром, бившим в лицо, ощущая в то же время не истребимую никакими сквозняками пыль и легкий запах духов -- катафалк с хорошей скоростью мчался по шоссе на юг. (Ю. Трифонов)
- <s>**Я**{я=S,ед,од=им} **сидел**{сидеть=V,несов=изъяв,прош,ед,муж} **на**{на=PR} **барском**{барский=A=ед,сред,пр} **сиденье**{сиденье=S,сред,неод=ед,пр}, **дышал**{дышать=V,несов=изъяв,прош,ед,муж} **горячим**{горячий=A=ед,муж,твор} **ветром**{ветер=S,муж,неод=ед,твор}, **бившим**{бить=V,несов=прич,прош,ед,муж,твор} **в**{в=PR} **лицо**{лицо=S,сред,неод=ед,вин}, **ощущая**{ощущать=V=несов,деепр,непрош} **в**{в=PR} **то**{тот=A=ед,сред,вин} **же**{же=PART} **время**{время=S,сред,неод=ед,вин} **не**{не=PART} **истребимую**{истребимый=A=ед,жен,вин} **никакими**{никакой=A=мн,твор} **сквозняками**{сквозняк=S,муж,неод=мн,твор} **пыль**{пыль=S,жен,неод,ед=вин} **и**{и=CONJ} **легкий**{легкий=A=ед,муж,вин,неод} **запах**{запах=S,муж,неод=ед,вин}...

Данные для примера

Look at the Brown and Switchboard corpora

$$P(\text{NN} \mid \text{TO}) = 0.021$$

$$P(\text{VB} \mid \text{TO}) = 0.34$$

If we are expecting a verb, how likely it would be “race”

$$P(\text{race} \mid \text{NN}) = 0.00041$$

$$P(\text{race} \mid \text{VB}) = 0.00003$$

Finally:

$$P(\text{NN} \mid \text{TO}) P(\text{race} \mid \text{NN}) = 0.000007$$

$$P(\text{VB} \mid \text{TO}) P(\text{race} \mid \text{VB}) = 0.00001$$

An Example

Example:

flies like a flower,

Given

Word sequence w_1, \dots, w_N

POS tags $t_1, \dots, t_M, t_i \in [V, N, P, ART]$

Find:

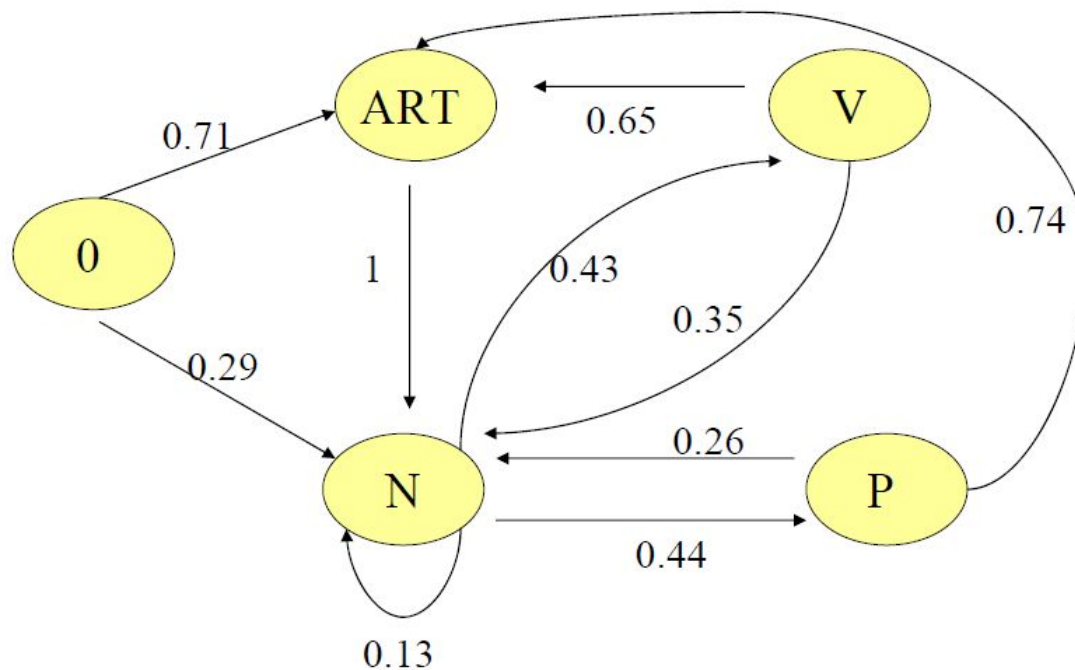
Most likely sequence of POS tags T_1, \dots, T_N
for the word sequence that maximizes:

$$P(w_1, \dots, w_N \mid t_1, \dots, t_M)$$

Example: Bigram of Tags from a Corpus

Cat	# at i	Pair	# at i, i+1	Bigram	Estimate
0	300	0, ART	213	Prob(ART 0)	0.71
0	300	0, N	87	Prob(N 0)	0.29
ART	558	ART, N	558	Prob(N ART)	1
N	833	N, V	358	Prob(V N)	0.43
N	833	N, N	108	Prob(N N)	0.13
N	833	N, P	366	Prob(P N)	0.44
V	300	V, N	75	Prob(N V)	0.35
V	300	V, ART	194	Prob(ART V)	0.65
P	307	P, ART	226	Prob (ART P)	0.74
P	307	P, N	81	Prob (N P)	0.26

A Markov Chain



Word Counts

	N	V	ART	P	Total
flies	21	23	0	0	44
fruit	49	5	1	0	55
like	10	30	0	21	61
a	1	0	201	0	202
the	1	0	300	2	303
flower	53	15	0	0	68
flowers	42	16	0	0	58
bird	64	1	0	0	65
others	592	210	56	284	1142
Total	833	300	558	307	1998

$P(\text{the} \mid \text{ART}) ?$

The Emission Probability

Some examples:

$$P(\textit{the} \mid \textit{ART}) = 300/558 = 0.54$$

$$P(\textit{flies} \mid \textit{N}) = 0.025$$

$$P(\textit{flies} \mid \textit{V}) = 0.076$$

$$P(\textit{like} \mid \textit{V}) = 0.1$$

$$P(\textit{like} \mid \textit{P}) = 0.068$$

$$P(\textit{like} \mid \textit{N}) = 0.012$$

$$P(\textit{a} \mid \textit{ART}) = 0.360$$

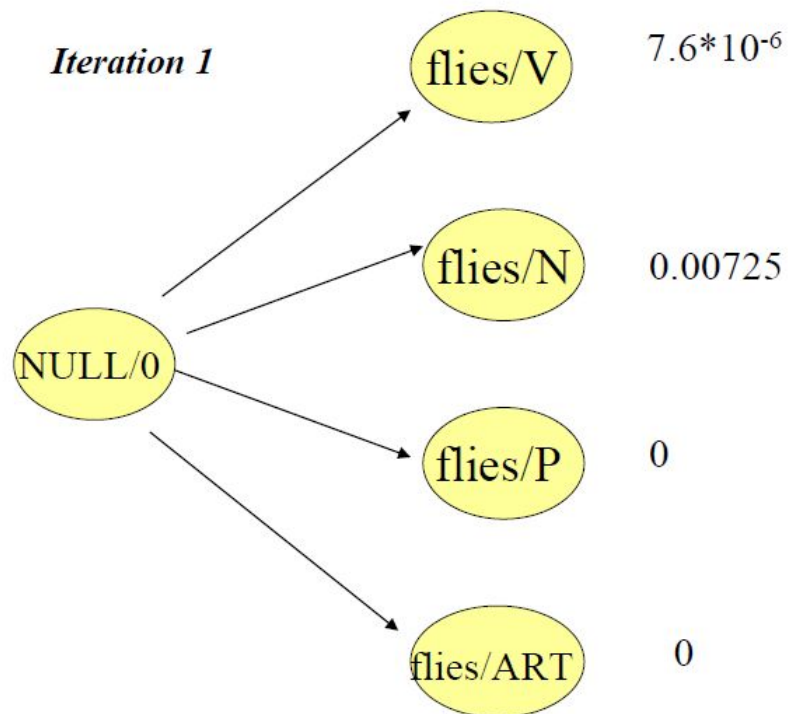
$$P(\textit{a} \mid \textit{N}) = 0.001$$

$$P(\textit{flower} \mid \textit{N}) = 0.063$$

$$P(\textit{flower} \mid \textit{V}) = 0.05$$

$$P(\textit{bird} \mid \textit{N}) = 0.076$$

Viterbi Algorithm - Example

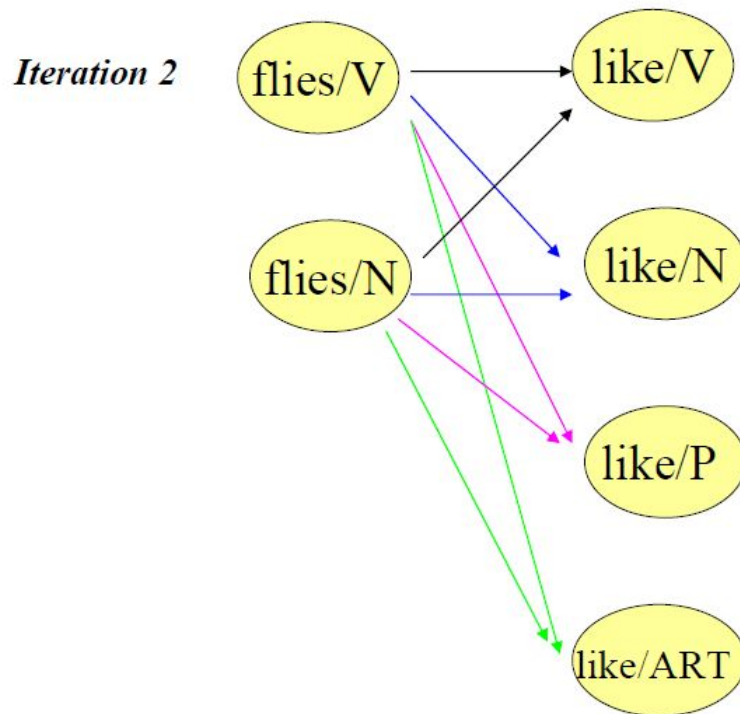


1/24/2011

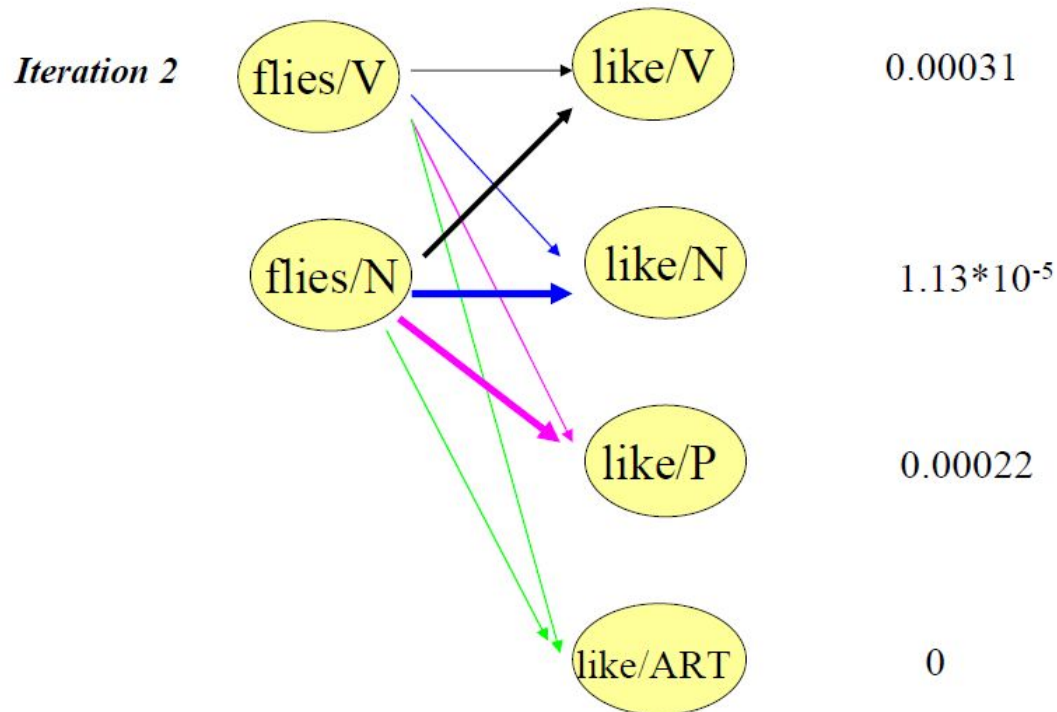
CSE842, Spring 2011, MSU

21

Viterbi Algorithm - Example

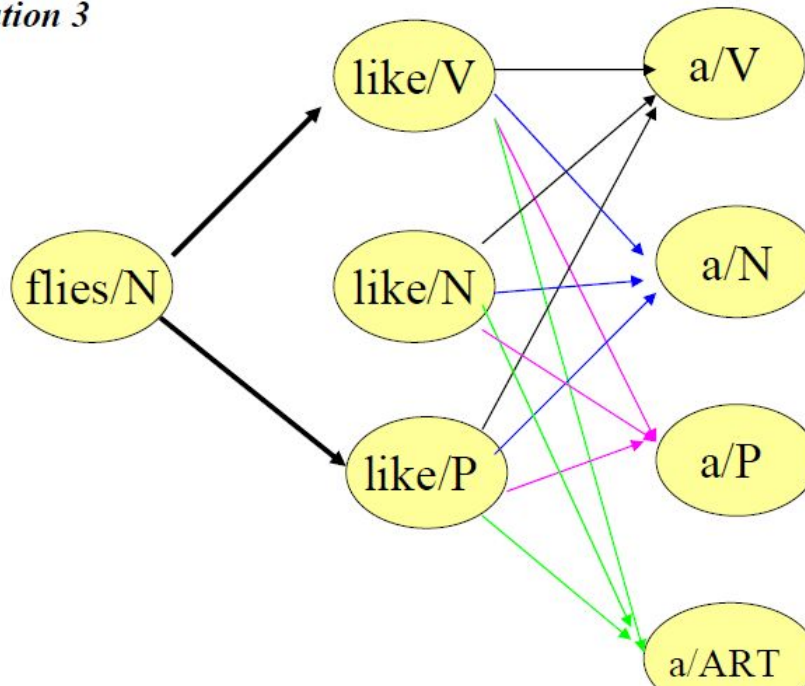


Viterbi Algorithm - Example



Viterbi Algorithm - Example

Iteration 3



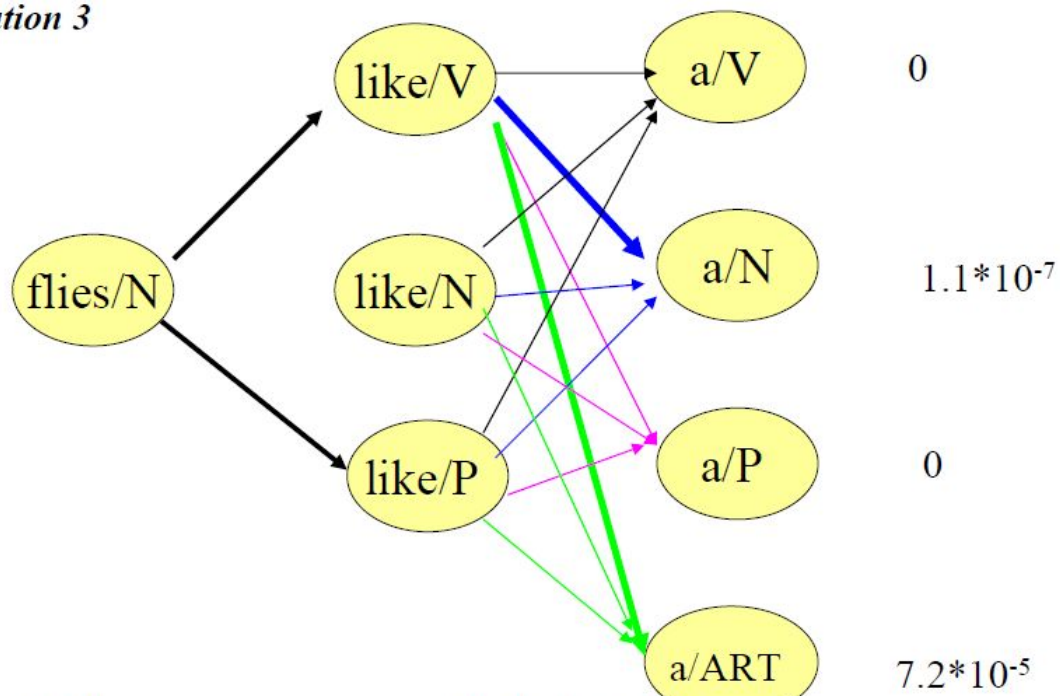
1/24/2011

CSE842, Spring 2011, MSU

24

Viterbi Algorithm - Example

Iteration 3



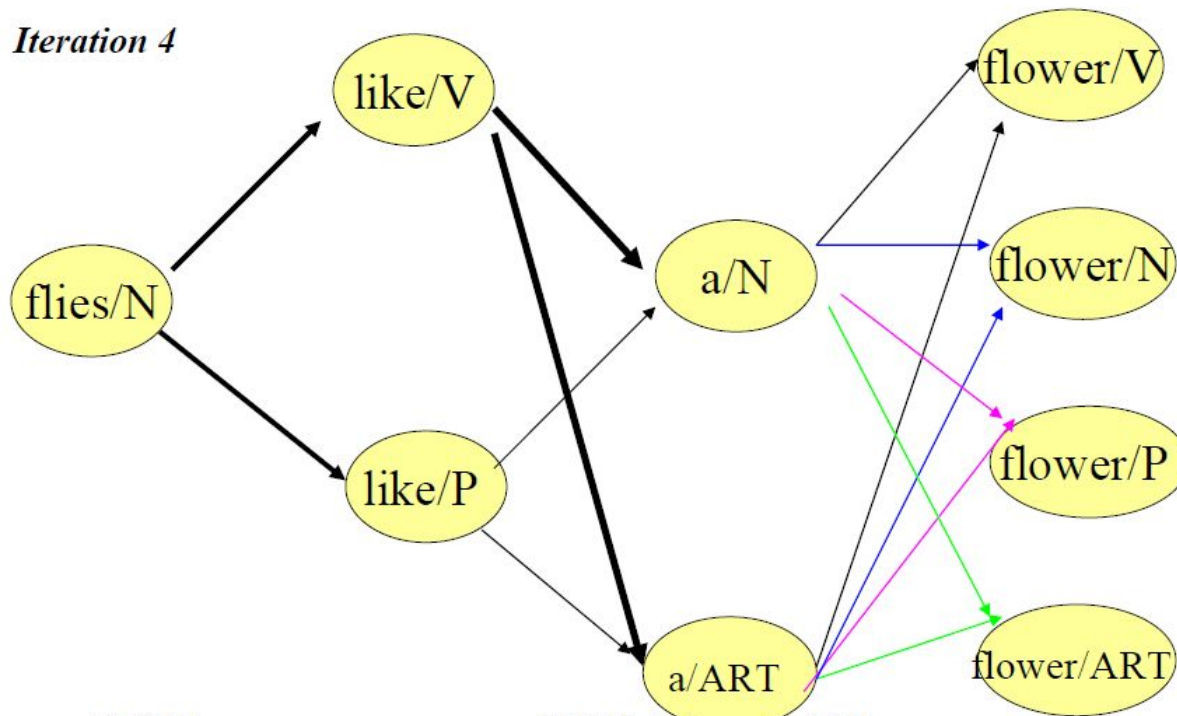
1/24/2011

CSE842, Spring 2011, MSCU

25

Viterbi Algorithm - Example

Iteration 4



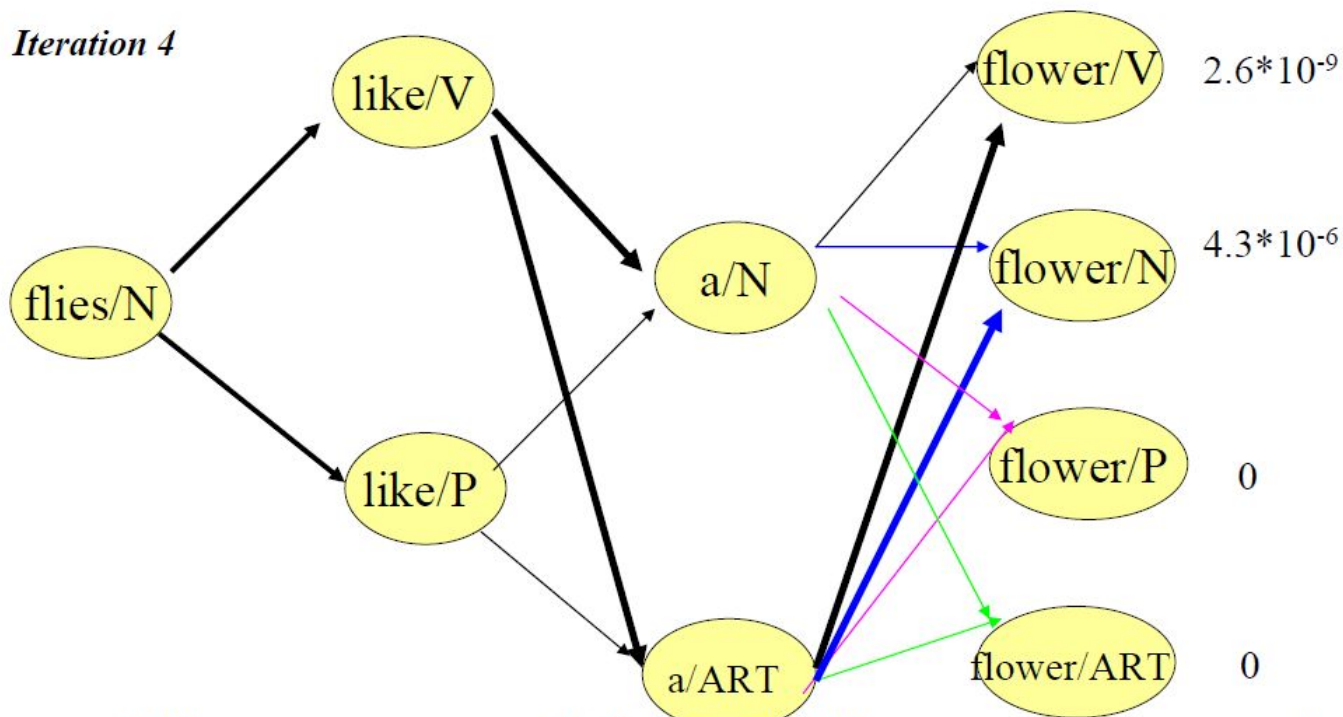
1/24/2011

CSE842, Spring 2011, MSU

26

Viterbi Algorithm - Example

Iteration 4



1/24/2011

CSE842, Spring 2011, MSU

27

Лексические вероятности: уточнение

- Мы считали $p(w | t)$
- Но
 - Слово могло отсутствовать в корпусе или отсутствовать в заданной части речи
 - Не учитывается информация из морфологического словаря
 - Удобнее оценить $p(t | w)$

Лексические вероятности

-
- $$p(w | t) = \frac{p(t | w)p(w)}{p(t)} \sim \frac{p(t | w)}{p(t)}$$
- $p(t)$ – априорная вероятность метки
- $p(t | w)$ – вероятность метки для данного слова
- Можно положить

$$p(t | w) = \frac{c(t, w)}{c(w)}$$

- Где $c()$ – количество вхождений
- Как учесть словарь?

Словарь и лексические вероятности

- Можно считать, что все словарные метки слова w входят в корпус α раз (например, $\alpha=0.5$)
- Тогда получим:

$$p(t | w) = \frac{c(t, w) + \alpha}{c(w) + \alpha |T(w)|}$$

- где $T(w)$ – это количество тегов для w
- Для новых несловарных слов $p(t | w)$ считается на основе совокупности признаков (машинное обучение)

Анализ статистических алгоритмов снятия морфологической омонимии в русском языке

Егор Лакомкин
Иван Пузыревский
Дарья Рыжова
(2013)

Разрешение морфологической неоднозначности в текстах на английском языке


- Методы:

Как правило, статистические алгоритмы на основе марковских моделей


- Точность: ~96%

Особенности английского языка

- Бедная морфология

 морфологическая разметка фактически сводится к POS-теггингу

- Фиксированный порядок слов

 можно опираться только на локальный контекст слова (ближайших соседей) без учёта дальних зависимостей (т.е. достаточно марковских моделей первого порядка)

Задача исследования:

Проверить экспериментально, применимы ли статистические алгоритмы, основанные на марковских моделях, к задаче морфологической дизамбигуации текстов на **русском** языке

Алгоритмы

- Набор скрытых величин Y (состояний модели = наборов грамматических тегов); составляют марковскую цепь первого порядка
- Набор наблюдаемых величин X (наблюдений) ~ словоформ

Словоформы заменяем на 3-буквенные окончания:

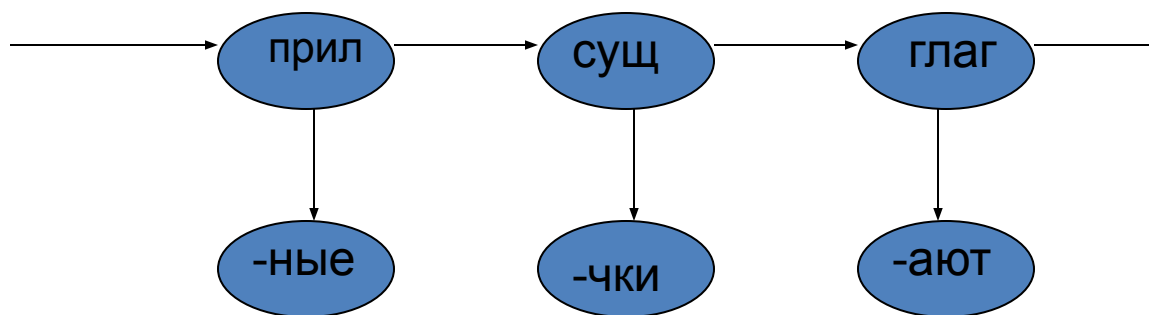
- Сокращаем количество наблюдаемых состояний
- Практически не теряем полезную информацию (поскольку в РЯ почти вся морфологическая информация сосредоточена в окончании)

HMM

- Обучение:

Сбор статистик по корпусу:

- $P(y_i | y_j)$ – матрица переходов
- $P(x_k | y_i)$ – вероятности наблюдений



Задача алгоритмов:

Вычисление наиболее вероятной
последовательности скрытых величин

Деление выборки на обучающую и
тестирующую:

- **Кросс-валидация (5 фолдов):**
 - Деление выборки на 5 частей:
4 обучающие + 1 тестирующая
 - 5 серий подсчётов
 - Усреднение результата

Оценка качества

- Определение верхней и нижней границы:
 - Верхняя граница: процент случаев, когда среди гипотез Mystem'а есть правильная;
 - Нижняя: «частотная снималка» (слову приписывается наиболее частотный вариант разбора, без учёта контекста)
- Качество работы алгоритма (= точность):
Сравнение с «золотым стандартом» - с эталонным разбором НКРЯ:
 - общая точность
 - точность по знакомым словам
 - точность по незнакомым словам
- Не учитывались:
 - Инициалы, аббревиатуры, цифры;
 - Сложные слова с дефисом (ср. *бело-кремовый*)

Результаты

	Части речи			Теги (род, число, падеж и др.)		
	Общ.	Зн.	Незн.	Общ.	Зн.	Незн.
Нижн.гр.	.8590	.8586	.8885	.6817	.6836	.5525
НММ	.9482	.9489	.8996	.8873	.8909	.6550
Верхн.гр.		.9895	.9081		.9741	.7017

Выводы работы

- POS-теггинг – на приличном уровне,
- Разрешение неоднозначности по расширенным тегам – довольно низкий уровень точности. Случаи, особенно часто разбираемые ошибочно:
 - Местоимения
 - Имена собственные
 - Субстантивация прилагательных
 - Омонимия падежных форм (номинатив vs. accusativ)

Проблемы НММ

- Метки рассматриваются как единое целое, невозможно извлечь отдельные признаки
 - В русском языке: тег – это сущ. в род. падеже ед. числа
- Ограниченный просмотр состояний – обычно биграммы
- Не учитываются дистантные зависимости
 - Договор о разоружении сторон был подписан
 - Договор – именительный или винительный падеж
- Состояние не зависит от соседних слов
 - Обмануть друга vs. соврать другу

Как можно изменить процесс расчета переходов между состояниями?

- НММ: учитываются два фактора в простой комбинации
- Для определения вероятности переходов между состояниями нужно: учитывать значительно больше факторов
- Когда нужна комбинация факторов -> машинное обучение

Задание

Найти оптимальный разбор предложения *Time flies like an arrow*, если матрицы A и B имеют следующий вид:

	$\langle s \rangle$	ADJ	N	V	CONJ	DET
$\langle s \rangle$	0.0	0.2	0.2	0.1	0.01	0.4
ADJ	0.0	0.2	0.5	0.05	0.2	0.01
N	0.0	0.05	0.01	0.5	0.2	0.01
V	0.0	0.1	0.2	0.01	0.2	0.3
CONJ	0.0	0.1	0.2	0.2	0.0	0.2
DET	0.0	0.3	0.7	0.0	0.0	0.0

$$\begin{aligned} p(\text{time}|\text{N}) &= 0.01, & p(\text{time}|\text{V}) &= 0.001, & p(\text{time}|\text{ADJ}) &= 0.0005, \\ p(\text{flies}|\text{V}) &= 0.01, & p(\text{flies}|\text{N}) &= 0.0005; & p(\text{like}|\text{CONJ}) &= 0.05, \\ p(\text{like}|\text{V}) &= 0.02, & p(\text{like}|\text{N}) &= 0.001; & p(\text{an}|\text{DET}) &= 0.1; \\ p(\text{arrow}|\text{N}) &= 0.01, & p(\text{arrow}|\text{ADJ}) &= 0.01 & & \end{aligned}$$