

# Задачи оценивания значимости выравнивания при помощи скрытых марковских моделей

Власенко Даниил Владимирович, гр.19.Б04-мм

Научный руководитель: к.ф.-м.н. Коробейников А.И.

Санкт-Петербургский государственный университет  
Прикладная математика и информатика  
Вычислительная стохастика и статистические модели

Отчет по производственной практике

Санкт-Петербург, 2022

Оценивание значимости выравнивания

Задачи оценивания значимости выравнивания  
при помощи скрытых марковских моделей

Власенко Даниил Владимирович, гр.19.Б04-мм  
Научный руководитель: к.ф.-м.н. Коробейников А.И.

Санкт-Петербургский государственный университет  
Прикладная математика и информатика  
Вычислительная стохастика и статистические модели

Отчет по производственной практике  
Санкт-Петербург, 2022

Научный руководитель к.ф.-м.н., Коробейников А.И.,  
кафедра статистического моделирования

Пусть дан алфавит символов  $\Sigma$ .

## Определение

Последовательностью длины  $L$  над алфавитом  $\Sigma$  будем называть такой  $X$ , что  $X \in \Sigma^L$ . Последовательностью  $X$  над алфавитом  $\Sigma$  будем называть такой  $X$ , что  $X \in \bigcup_{L=0}^{L=\infty} \Sigma^L$ .

Сходство последовательностей может отражать взаимосвязи объектов, которые они описывают. Например, такие как:

- функциональные,
- структурные,
- эволюционные.

## Оценивание значимости выравнивания

### — Введение

#### Введение

Пусть дан алфавит символов  $\Sigma$ .

##### Определение

Последовательностью длины  $L$  над алфавитом  $\Sigma$  будем называть такой  $X$ , что  $X \in \Sigma^L$ . Последовательностью  $X$  над алфавитом  $\Sigma$  будем называть такой  $X$ , что  $X \in \bigcup_{L=0}^{L=\infty} \Sigma^L$ .

Сходство последовательностей может отражать взаимосвязи объектов, которые они описывают. Например, такие как:

- функциональные,
- структурные,
- эволюционные.

Пусть дан алфавит символов  $\Sigma$ .

## Определение

Последовательностью длины  $L$  над алфавитом  $\Sigma$  будем называть такой  $X$ , что  $X \in \Sigma^L$ . Последовательностью  $X$  над алфавитом  $\Sigma$  будем называть такой  $X$ , что  $X \in \bigcup_{L=0}^{L=\infty} \Sigma^L$ .

Сходство последовательностей может отражать функциональные, структурные или эволюционные взаимосвязи объектов, которые описывают эти последовательности. Таким образом умение находить взаимосвязи в строках может быть приложимо в задаче определения степени родства биологических организмов путем сравнения их ДНК или РНК, нуклеотидных последовательностей, задаче анализа свойств белков, аминокислотных последовательностей, задаче распознавания речи человека или письменного языка и многих других приложениях.

## Определение

Выравниванием  $N$  последовательностей называется отображение  $Q : \times_{i=1}^N (\bigcup_{L_i=0}^{\infty} \Sigma^{L_i}) \rightarrow \times_{i=1}^N (\Sigma^L)$ , где  $L = \max(\{L_i\}_{i=1}^N)$  такое что:

1. Возможны вставки символа — в последовательностях.
2. Вставка — на одинаковых позициях во всех последовательностях запрещена.
3. Порядок изначальных символов внутри последовательностей сохраняется.

Элементы из области значения  $Q$  также называются выравниваниями.

## Оценивание значимости выравнивания

— Введение

### Введение

#### Определение

Выравниванием  $N$  последовательностей называется отображение  $Q : \times_{i=1}^N (\bigcup_{L_i=0}^{\infty} \Sigma^{L_i}) \rightarrow \times_{i=1}^N (\Sigma^L)$ , где  $L = \max(\{L_i\}_{i=1}^N)$  такое что:

1. Возможны вставки символа — в последовательностях.
2. Вставка — на одинаковых позициях во всех последовательностях запрещена.
3. Порядок изначальных символов внутри последовательностей сохраняется.

Элементы из области значения  $Q$  также называются выравниваниями.

## Определение

Выравниванием  $N$  последовательностей называется отображение  $Q : \times_{i=1}^N (\bigcup_{L_i=0}^{\infty} \Sigma^{L_i}) \rightarrow \times_{i=1}^N (\Sigma^L)$ , где  $L = \max(\{L_i\}_{i=1}^N)$  такое что:

1. Возможны вставки символа — в последовательностях.
2. Вставка — на одинаковых позициях во всех последовательностях запрещена.
3. Порядок изначальных символов внутри последовательностей сохраняется.

Элементы из области значения  $Q$  также называются выравниваниями.

A C E A A F A E  
C E A F D C E

A C E A A F A — E  
— C E A — F D C E

Рис. 1: Последовательности до и после выравнивания.

Примем множество  $\times_{i=1}^N (\bigcup_{L_i=0}^{L_i=\infty} \Sigma^{L_i})$  за пространство элементарных исходов  $\Omega$ . Область значений выравнивания  $Q$  обозначим как  $\bar{\Omega}$ .

## Определение

Оценкой выравнивания называется случайная величина  $s : \bar{\Omega} \rightarrow \mathbb{R}$ .

## Оценивание значимости выравнивания

### Введение

### Введение

A C E A A F A E  
C E A F D C E

A C E A A F A — E  
— C E A — F D C E

Рис. 1: Последовательности до и после выравнивания.

Примем множество  $\times_{i=1}^N (\bigcup_{L_i=0}^{L_i=\infty} \Sigma^{L_i})$  за пространство элементарных исходов  $\Omega$ . Область значений выравнивания  $Q$  обозначим как  $\bar{\Omega}$ .

### Определение

Оценкой выравнивания называется случайная величина  $s : \bar{\Omega} \rightarrow \mathbb{R}$ .

Примем множество  $\times_{i=1}^N (\bigcup_{L_i=0}^{L_i=\infty} \Sigma^{L_i})$  за пространство элементарных исходов  $\Omega$ . Область значений выравнивания  $Q$  обозначим как  $\bar{\Omega}$ .

## Определение

Оценкой выравнивания называется случайная величина  $s : \bar{\Omega} \rightarrow \mathbb{R}$ .

Способом вычисления оценки выравнивания  $s$  может быть, например, увеличение оценки на 1 при совпадении символов, стоящих на одинаковых позициях в последовательностях, и уменьшение на  $\frac{1}{2}$  при несовпадении. Тогда оценка  $s$  приведенного на слайде выравнивания будет равна 3.

Определить оценку выравнивания можно разными способами, но смысл будет иметь такое определение, чтобы оценка была мерой того, насколько сильно строки выравнивания похожи друга на друга.

Пусть даны  $\{X_i\}_{i=1}^N$  и задана  $s$ . Тогда задача оценки сходства  $\{X_i\}_{i=1}^N$  сводится к решению оптимизационной задачи:

$$\max_{\bar{\omega} \in \bar{\Omega}: Q(\{X_i\}_{i=1}^N) = \bar{\omega}} s(\bar{\omega}).$$

## Оценивание значимости выравнивания

### └ Введение

#### Введение

Пусть даны  $\{X_i\}_{i=1}^N$  и задана  $s$ . Тогда задача оценки сходства  $\{X_i\}_{i=1}^N$  сводится к решению оптимизационной задачи:

$$\max_{\bar{\omega} \in \bar{\Omega}: Q(\{X_i\}_{i=1}^N) = \bar{\omega}} s(\bar{\omega}).$$

Пусть даны последовательности  $\{X_i\}_{i=1}^N$  и задана оценка выравнивания  $s$ . Тогда задача оценки сходства последовательностей  $\{X_i\}_{i=1}^N$  сводится к решению оптимизационной задачи:

$$\max_{\bar{\omega} \in \bar{\Omega}: Q(\{X_i\}_{i=1}^N) = \bar{\omega}} s(\bar{\omega}).$$

Предположим, что даны строка  $X$  и  $\omega \in \bar{\Omega}$  из  $N$  строк.

## Определение

Выравниванием последовательности  $X$  к выравниванию  $w$  называется отображение  $Q : (X, \bar{\Omega}) \rightarrow \times_{i=1}^{N+1} (\Sigma^L)$ , где  $L = \max(\{L_i\}_{i=1}^{N+1})$  такое что:

1. Возможны вставки символа — в последовательностях.
2. Вставка — на одинаковых позициях во всех последовательностях запрещена.
3. Порядок изначальных символов внутри последовательностей сохраняется.

Примем множество  $(\Omega, \bar{\Omega})$  за пространство элементарных исходов  $\Omega$ . Область значений выравнивания  $Q$  обозначим как  $\bar{\Omega}$ .

## Определение

Оценкой выравнивания последовательности  $X$  к выравниванию  $w$  называется случайная величина  $s : \bar{\Omega} \rightarrow \mathbb{R}$ .

## Оценивание значимости выравнивания

### — Введение

Предположим, что даны строка  $X$  и  $\omega \in \bar{\Omega}$  из  $N$  строк.

## Определение

Выравниванием последовательности  $X$  к выравниванию  $w$  называется отображение  $Q : (X, \bar{\Omega}) \rightarrow \times_{i=1}^{N+1} (\Sigma^L)$ , где  $L = \max(\{L_i\}_{i=1}^{N+1})$  такое что:

1. Возможны вставки символа — в последовательностях.
2. Вставка — на одинаковых позициях во всех последовательностях запрещена.
3. Порядок изначальных символов внутри последовательностей сохраняется.

Примем множество  $(\Omega, \bar{\Omega})$  за пространство элементарных исходов  $\Omega$ . Область значений выравнивания  $Q$  обозначим как  $\bar{\Omega}$ .

## Определение

Оценкой выравнивания последовательности  $X$  к выравниванию  $w$  называется случайная величина  $s : \bar{\Omega} \rightarrow \mathbb{R}$ .

### Введение

Предположим, что даны строка  $X$  и  $\omega \in \bar{\Omega}$  из  $N$  строк.

#### Определение

Выравниванием последовательности  $X$  к выравниванию  $w$  называется отображение  $Q : (X, \bar{\Omega}) \rightarrow \times_{i=1}^{N+1} (\Sigma^L)$ , где  $L = \max(\{L_i\}_{i=1}^{N+1})$  такое что:

1. Возможны вставки символа — в последовательностях.
2. Вставка — на одинаковых позициях во всех последовательностях запрещена.
3. Порядок изначальных символов внутри последовательностей сохраняется.

Примем множество  $(\Omega, \bar{\Omega})$  за пространство элементарных исходов  $\Omega$ . Область значений выравнивания  $Q$  обозначим как  $\bar{\Omega}$ .

#### Определение

Оценкой выравнивания последовательности  $X$  к выравниванию  $w$  называется случайная величина  $s : \bar{\Omega} \rightarrow \mathbb{R}$ .

Пусть даны  $X, \bar{\omega} \in \bar{\Omega}$  и задана оценка выравнивания  $s$ . Тогда задача оценки сходства последовательности  $X$  и множества, описываемого  $\bar{\omega}$ , сводится к решению оптимизационной задачи:

$$\max_{\bar{\omega} \in \bar{\Omega}: Q(X, \bar{\omega}) = \bar{\omega}} s(\bar{\omega}).$$

## Оценивание значимости выравнивания

### └ Введение

#### Введение

Пусть даны  $X, \bar{\omega} \in \bar{\Omega}$  и задана оценка выравнивания  $s$ . Тогда задача оценки сходства последовательности  $X$  и множества, описываемого  $\bar{\omega}$ , сводится к решению оптимизационной задачи:

$$\max_{\bar{\omega} \in \bar{\Omega}: Q(X, \bar{\omega}) = \bar{\omega}} s(\bar{\omega}).$$

Пусть даны строка  $X$ , выравнивание  $\bar{\omega} \in \bar{\Omega}$  и задана оценка выравнивания  $s$ . Тогда задача оценки сходства последовательности  $X$  и последовательностей, описываемых  $\bar{\omega}$ , сводится к решению оптимизационной задачи:

$$\max_{\bar{\omega} \in \bar{\Omega}: Q(X, \bar{\omega}) = \bar{\omega}} s(\bar{\omega}).$$

Пусть дана  $X \in \Sigma$ ,  $\bar{\omega} \in \bar{\Omega}$ ,  $s$  и известно, что  $\bar{\omega}$  построено на последовательностях, описывающих взаимосвязанные объекты.

## Определение

*Шумом будем называть случайную последовательность над алфавитом  $\Sigma$ . Сигналом будем называть последовательность над алфавитом  $\Sigma$ , которая описывает объект, взаимосвязанный с объектами последовательностей из  $\bar{\omega}$ .*

- Достаточно ли низкая  $s(X, \bar{\omega})$ , чтобы считать последовательность  $X$  шумом, или сигнал мог получить такую последовательность?

## Оценивание значимости выравнивания

### └ Введение

#### Введение

Пусть дана  $X \in \Sigma$ ,  $\bar{\omega} \in \bar{\Omega}$ ,  $s$  и известно, что  $\bar{\omega}$  построено на последовательностях, описывающих взаимосвязанные объекты.

#### Определение

*Шумом будем называть случайную последовательность над алфавитом  $\Sigma$ . Сигналом будем называть последовательность над алфавитом  $\Sigma$ , которая описывает объект, взаимосвязанный с объектами последовательностей из  $\bar{\omega}$ .*

- Достаточно ли низкая  $s(X, \bar{\omega})$ , чтобы считать последовательность  $X$  шумом, или сигнал мог получить такую последовательность?

Встает вопрос того, как интерпретировать решение этой задачи:

Пусть дана  $X \in \Sigma$ ,  $\bar{\omega} \in \bar{\Omega}$ ,  $s$  и известно, что  $\bar{\omega}$  построено на последовательностях, описывающих взаимосвязанные объекты.

## Определение

*Шумом будем называть случайную последовательность над алфавитом  $\Sigma$ . Сигналом будем называть последовательность над алфавитом  $\Sigma$ , которая описывает объект, взаимосвязанный с объектами последовательностей из  $\bar{\omega}$ .*

- Достаточно ли низкая оценка  $s(X, \bar{\omega})$ , чтобы считать последовательность  $X$  шумом, или сигнал мог получить такую последовательность?



## Определение

Пусть  $Z_n$  и  $Y_n$  дискретные стохастические процессы,  $n \geq 1$ . Пара  $(Z_n, Y_n)$  называется скрытой марковской моделью, если

- $Z_n$  — марковский процесс, поведение которого напрямую не наблюдается ("скрытый");
- $P(Y_n = y_n | Z_1 = z_1, \dots, Z_n = z_n) = P(Y_n | Z_n = z_n)$  для любого  $n \geq 1$ , где  $z_1, \dots, z_n$  — значения, принимаемые процессом  $Z_n$  (**состояния модели**),  $y_n$  — значение, принимаемое процессом  $Y_n$  (**наблюдаемый символ модели**).

## Оценивание значимости выравнивания

### — Обозначения и известные результаты

#### Обозначения и известные результаты

##### Определение

Пусть  $Z_n$  и  $Y_n$  дискретные стохастические процессы,  $n \geq 1$ . Пара  $(Z_n, Y_n)$  называется скрытой марковской моделью, если

- $Z_n$  — марковский процесс, поведение которого напрямую не наблюдается ("скрытый");
- $P(Y_n = y_n | Z_1 = z_1, \dots, Z_n = z_n) = P(Y_n | Z_n = z_n)$  для любого  $n \geq 1$ , где  $z_1, \dots, z_n$  — значения, принимаемые процессом  $Z_n$  (**состояния модели**),  $y_n$  — значение, принимаемое процессом  $Y_n$  (**наблюдаемый символ модели**).

Для ответа на этот вопрос сначала опишем нужные нам модели, затем алгоритмы, которые используются для манипуляции ими.

Метод предполагает, что даны профильная СММ, с помощью которой будут оцениваться последовательности, и фоновая модель  $B$ , которая будет описывать шум.

## Определение

Пусть  $Z_n$  и  $Y_n$  дискретные стохастические процессы,  $n \geq 1$ . Пара  $(Z_n, Y_n)$  называется скрытой марковской моделью, если

- $Z_n$  — марковский процесс, поведение которого напрямую не наблюдается ("скрытый");
- $P(Y_n = y_n | Z_1 = z_1, \dots, Z_n = z_n) = P(Y_n | Z_n = z_n)$  для любого  $n \geq 1$ , где  $z_1, \dots, z_n$  — значения, принимаемые процессом  $Z_n$  (**состояния модели**),  $y_n$  — значение, принимаемое процессом  $Y_n$  (**наблюдаемый символ модели**).

## Определение

Путем  $\pi$  называется последовательность состояний  $\{z_i\}_{i=1}^n$  и наблюдаемых символов  $\{y_i\}_{i=1}^n$  СММ. Последовательность  $X$ , которая была получена в результате прохода профильной СММ пути  $\pi$ , называется последовательностью наблюдаемых символов.

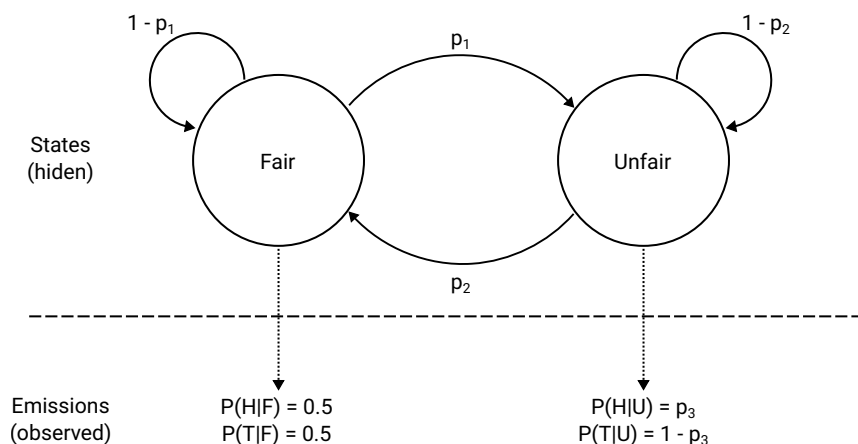


Рис. 2: Простая скрытая марковская модель.

## Оценивание значимости выравнивания

— Обозначения и известные результаты

### Обозначения и известные результаты

#### Определение

Путем  $\pi$  называется последовательность состояний  $\{z_i\}_{i=1}^n$  и наблюдаемых символов  $\{y_i\}_{i=1}^n$  СММ. Последовательность  $X$ , которая была получена в результате прохода профильной СММ пути  $\pi$ , называется последовательностью наблюдаемых символов.

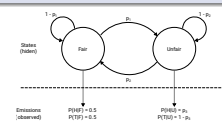


Рис. 2: Простая скрытая марковская модель.

## Определение

Путем  $\pi$  называется последовательность состояний  $\{z_i\}_{i=1}^n$  и наблюдаемых символов  $\{y_i\}_{i=1}^n$  СММ. Последовательность  $X$ , которая была получена в результате прохода профильной СММ пути  $\pi$ , называется последовательностью наблюдаемых символов.

Примером простой СММ может быть модель, изображенная на слайде и описывающая подбрасывание двух монет. Пусть между наблюдателем и человеком с монетами стоит ширма, которая позволяет наблюдателю видеть только пол, куда падают монеты. Пусть есть две монеты: одна — честная монета, вторая — нечестная монета с перевесом в одну из сторон. Пусть человек с монетами с некоторой вероятностью либо подбрасывает монету, которую он бросил в прошлый раз, либо меняет монеты и бросает новую. При этом наблюдатель не знает, какая монета используется в конкретный момент времени, так как он не видит рук бросающего монеты и не может отличить одну монету от другой по их внешнему виду, он видит только последовательность результатов бросков.

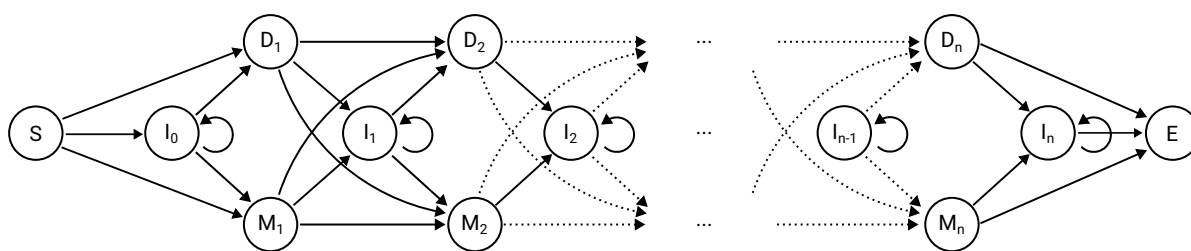


Рис. 3: Профильная скрытая марковская модель.

Пусть дана  $X \in \Sigma$ ,  $\bar{w} \in \bar{\Omega}$ . Профильные СММ состоят из трех типов состояний, распределения которых строятся на основе  $\bar{w}$  [1]:

- S-состояние — начальное состояние,
- M-состояния — устанавливают соответствие символов в  $X$  и  $\bar{w}$ ,
- I-состояния и D-состояния — устанавливает соответствие пропуска и символа в  $X$  и  $\bar{w}$ ,
- E-состояние — конечное состояние.

## Оценивание значимости выравнивания

### Обозначения и известные результаты

#### Обозначения и известные результаты

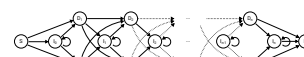


Рис. 3: Профильная скрытая марковская модель.

Пусть дана  $X \in \Sigma$ ,  $\bar{w} \in \bar{\Omega}$ . Профильные СММ состоят из трех типов состояний, распределения которых строятся на основе  $\bar{w}$  [1]:

- S-состояние — начальное состояние,
- M-состояния — устанавливают соответствие символов в  $X$  и  $\bar{w}$ ,
- I-состояния и D-состояния — устанавливает соответствие пропуска и символа в  $X$  и  $\bar{w}$ ,
- E-состояние — конечное состояние.

Профильная СММ — это СММ со специальной линейной архитектурой состояний, которая позволяет выравнивать последовательность к множеству последовательностей.

Пусть дана  $X \in \Sigma$ ,  $\bar{w} \in \bar{\Omega}$ . Профильные СММ состоят из трех типов состояний, если не считать начальное и конечное, распределения которых строятся на основе  $\bar{w}$ :

- M-состояния — устанавливают соответствие символов в  $X$  и  $\bar{w}$ .
- I-состояния и D-состояния — устанавливает соответствие пропуска и символа в  $X$  и  $\bar{w}$ .

Алгоритмы профильных СММ позволяют по-разному оценивать выравнивание  $X$  к  $\bar{\omega}$  [4, 1, 2].

## Определение

Вероятность пути  $s(\pi)$  — произведение всех переходных вероятностей от состояний к состоянию и вероятностей наблюдаемых символов, которые излучаются в каждом состоянии, кроме начального и конечного, на протяжении всего пути  $\pi$ .

$$s_{max}(X) = \max_{\pi \in \pi_X} (s(\pi));$$

$$s_{fw}(X) = \sum_{\pi \in \pi_X} s(\pi),$$

где  $\pi_X$  — это путь, который мог излучить  $X$ .

## Оценивание значимости выравнивания

### └ Обозначения и известные результаты

#### Обозначения и известные результаты

Алгоритмы профильных СММ позволяют по-разному оценивать выравнивание  $X$  к  $\bar{\omega}$  [4, 1, 2].

##### Определение

Вероятность пути  $s(\pi)$  — произведение всех переходных вероятностей от состояний к состоянию и вероятностей наблюдаемых символов, которые излучаются в каждом состоянии, кроме начального и конечного, на протяжении всего пути  $\pi$ .

$$s_{max}(X) = \max_{\pi \in \pi_X} (s(\pi));$$

$$s_{fw}(X) = \sum_{\pi \in \pi_X} s(\pi),$$

где  $\pi_X$  — это путь, который мог излучить  $X$ .

Алгоритмы профильных СММ позволяют по-разному оценивать выравнивание  $X$  к  $\bar{\omega}$ .

## Определение

Вероятность пути  $s(\pi)$  — произведение всех переходных вероятностей от состояний к состоянию и вероятностей наблюдаемых символов, которые излучаются в каждом состоянии, кроме начального и конечного, на протяжении всего пути  $\pi$ .

$$s_{max}(X) = \max_{\pi \in \pi_X} (s(\pi));$$

$$s_{fw}(X) = \sum_{\pi \in \pi_X} s(\pi),$$

где  $\pi_X$  — это путь, который мог излучить  $X$ .

Алгоритмы профильных СММ позволяют по-разному оценивать выравнивание  $X$  к  $\bar{w}$  [4, 1, 2].

## Определение

Вероятность пути  $s(\pi)$  — произведение всех переходных вероятностей от состояний к состоянию и вероятностей наблюдаемых символов, которые излучаются в каждом состоянии, кроме начального и конечного, на протяжении всего пути  $\pi$ .

$$s_{max}(X) = \max_{\pi \in \pi_X} (s(\pi));$$

$$s_{fw}(X) = \sum_{\pi \in \pi_X} s(\pi),$$

где  $\pi_X$  — это путь, который мог излучить  $X$ .

## Оценивание значимости выравнивания

### — Обозначения и известные результаты

#### Обозначения и известные результаты

Алгоритмы профильных СММ позволяют по-разному оценивать выравнивание  $X$  к  $\bar{w}$  [4, 1, 2].

##### Определение

Вероятность пути  $s(\pi)$  — произведение всех переходных вероятностей от состояний к состоянию и вероятностей наблюдаемых символов, которые излучаются в каждом состоянии, кроме начального и конечного, на протяжении всего пути  $\pi$ .

$$s_{max}(X) = \max_{\pi \in \pi_X} (s(\pi));$$

$$s_{fw}(X) = \sum_{\pi \in \pi_X} s(\pi),$$

где  $\pi_X$  — это путь, который мог излучить  $X$ .

Вероятность Витерби  $s_{max}(X)$  последовательности  $X$  — это максимальная вероятность последовательности  $X$  среди всех путей  $\pi$ , которые могли бы ее испустить:

$$s_{max}(X) = \max_{\pi \in \pi_X} (s(\pi)),$$

Несмотря на большое количество возможных путей, которые могли бы испустить последовательность  $X$ , алгоритм Витерби позволяет эффективно решать эту задачу.

Форвард вероятность  $s_{fw}(X)$  последовательности  $X$  — это общая вероятность того, что в результате работы СММ будет получена последовательность  $X$ :

$$s_{fw}(X) = \sum_{\pi \in \pi_X} s(\pi).$$

Форвард алгоритм работает за то же время, что и алгоритм Витерби.

$$Z(X, T) = \sum_{\pi \in \pi_X} s(\pi)^{\frac{1}{T}},$$

где  $s(\pi)^{\frac{1}{T}}$  обозначает эквивалент вероятности  $\pi$ , который все еще вычисляется как произведение независимых событий, но каждый множитель возводится в степень  $\frac{1}{T}$ .

## Оценивание значимости выравнивания

### └ Обозначения и известные результаты

Обозначения и известные результаты

$$Z(X, T) = \sum_{\pi \in \pi_X} s(\pi)^{\frac{1}{T}},$$

где  $s(\pi)^{\frac{1}{T}}$  обозначает эквивалент вероятности  $\pi$ , который все еще вычисляется как произведение независимых событий, но каждый множитель возводится в степень  $\frac{1}{T}$ .

Третий способ оценивать последовательности, позволяющий уменьшить дисперсию дальнейших вычислений оценки ложноположительной вероятности оценки, заключается в том, что каждая вероятность перехода из одного состояния в другое и вероятность излучения символа состоянием будут возводиться в степень  $\frac{1}{T}$ , где  $T \in (0; +\infty)$ . При этом логика вычислений остается та же, то есть  $s(\pi)^{\frac{1}{T}}$  и  $s(X)^{\frac{1}{T}}$  будут вычисляться как вероятность произведения независимых событий и как сумма непересекающихся событий соответственно, хотя они уже могут не являться вероятностями (Например, сумма всех  $s(\pi)^{\frac{1}{T}}$  не обязательно равна единице):

$$Z(X, T) = \sum_{\pi \in \pi_X} s(\pi)^{\frac{1}{T}}.$$

Функция  $Z(X, T)$  называется статистической суммой и вычисляется через модификацию Форвард алгоритма. Параметра  $T$  подбирается экспериментально под конкретную интересующую оценку выравнивания.

Мы предполагаем наличие простой фоновой модели  $B$  для последовательностей длины  $L$  такой, что все  $L$  символьных позиций независимы и одинаково распределены в соответствии с некоторым распределением  $P(x|B)$ , где  $x$  отражает возможный наблюдаемый символ:

$$P(X|B) = \prod_{i=1}^L P(x_i|B),$$

где  $x_i$  — это  $i$ -ый наблюдаемый символ последовательности  $X$ .

## Оценивание значимости выравнивания

### Обозначения и известные результаты

#### Обозначения и известные результаты

Мы предполагаем наличие простой фоновой модели  $B$  для последовательностей длины  $L$  такой, что все  $L$  символьных позиций независимы и одинаково распределены в соответствии с некоторым распределением  $P(x|B)$ , где  $x$  отражает возможный наблюдаемый символ:

$$P(X|B) = \prod_{i=1}^L P(x_i|B),$$

где  $x_i$  — это  $i$ -ый наблюдаемый символ последовательности  $X$ .

Мы предполагаем наличие простой фоновой модели  $B$  для последовательностей длины  $L$  такой, что все  $L$  символьных позиций независимы и одинаково распределены в соответствии с некоторым распределением  $P(x|B)$ , где  $x$  отражает возможный наблюдаемый символ:

$$P(X|B) = \prod_{i=1}^L P(x_i|B),$$

где  $x_i$  — это  $i$ -ый наблюдаемый символ последовательности  $X$ .

## Определение

Ложноположительная вероятность оценки  $s_0$  для строк длины  $L$ :

$$fpr(s_0) = \sum_{X \in X_L} P(X|B) \Theta(s(X) \geq s_0), \quad (1)$$

где  $P(X|B)$  — условная вероятность последовательности  $X$ , описываемая фоновой моделью,  $s(X)$  — вероятность последовательности  $X$ , считаемая профильной СММ, и

$$\Theta(s(X) \geq s_0) = \begin{cases} 1, & s(X) \geq s_0 \\ 0, & s(X) < s_0 \end{cases}.$$

## Оценивание значимости выравнивания

### — Обозначения и известные результаты

#### Обозначения и известные результаты

##### Определение

Ложноположительная вероятность оценки  $s_0$  для строк длины  $L$ :

$$fpr(s_0) = \sum_{X \in X_L} P(X|B) \Theta(s(X) \geq s_0), \quad (1)$$

где  $P(X|B)$  — условная вероятность последовательности  $X$ , описываемая фоновой моделью,  $s(X)$  — вероятность последовательности  $X$ , считаемая профильной СММ, и

$$\Theta(s(X) \geq s_0) = \begin{cases} 1, & s(X) \geq s_0 \\ 0, & s(X) < s_0 \end{cases}.$$

Вероятность последовательности  $X$  длины  $L$  сравнивается с остальными последовательностями той же длины. Определим ложноположительную вероятность оценки:

$$fpr(s_0) = \sum_{X \in X_L} Pr(X|B) \Theta(s(X) \geq s_0),$$

где  $Pr(X|B)$  — условная вероятность последовательности  $X$ , описываемая фоновой моделью,  $s(X)$  — вероятность последовательности  $X$ , считаемая профильной СММ, и

$$\Theta(s(X) \geq s_0) = \begin{cases} 1, & s(X) \geq s_0 \\ 0, & s(X) < s_0 \end{cases}.$$

То есть  $fpr(s_0)$  — это вероятность того, что шум достигнет или превзойдет оценку  $s_0$ . В определении  $fpr(s_0)$  вероятность  $X$  отмечена как  $s(X)$ , потому что способ оценки последовательности может выбираться относительно интересующего приложения, подходит  $s(X) = s_{max}(X)$  и  $s(X) = s_{fw}(X)$ .



Вычисление  $fpr(s_0)$  по определению обычно неосуществимо, значение  $fpr(s_0)$  может быть оценено через выборку по значимости.

Пусть  $P(X|T)$  — это условная вероятность строки  $X$  относительно некоторой модели строк длины  $L$  параметризованной значением  $T$ . Тогда можно переписать  $fpr(s_0)$ :

$$fpr(s_0) = \sum_{X \in X_L} P(X|T) f(X, s_0),$$

где

$$f(X, s_0) = \frac{P(X|B) \Theta(s(X) \geq s_0)}{P(X|T)}. \quad (2)$$

## Оценивание значимости выравнивания

### Обозначения и известные результаты

#### Обозначения и известные результаты

Вычисление  $fpr(s_0)$  по определению обычно неосуществимо, значение  $fpr(s_0)$  может быть оценено через выборку по значимости.

Пусть  $P(X|T)$  — это условная вероятность строки  $X$  относительно некоторой модели строк длины  $L$  параметризованной значением  $T$ . Тогда можно переписать  $fpr(s_0)$ :

$$fpr(s_0) = \sum_{X \in X_L} P(X|T) f(X, s_0),$$

где

$$f(X, s_0) = \frac{P(X|B) \Theta(s(X) \geq s_0)}{P(X|T)}. \quad (2)$$

Так как вычисление  $fpr(s_0)$  по определению обычно неосуществимо, значение  $fpr(s_0)$  может быть оценено через выборку по значимости, то есть через моделирование строк в соответствии с фоновой моделью  $B$  и оценивание значения  $fpr(s_0)$  долей тех из них, что достигают оценки  $s_0$ .

Построим распределение, относительно которого будем моделировать строки. Пусть  $P(X|T)$  — это условная вероятность строки  $X$  относительно некоторой модели строк длины  $L$  параметризованной значением  $T$ . Тогда можно переписать  $fpr(s_0)$ :

$$fpr(s_0) = \sum_{X \in X_L} Pr(X|T) f(X, s_0),$$

где

$$f(X, s_0) = \frac{Pr(X|B) \Theta(s(X) \geq s_0)}{Pr(X|T)}.$$

Мы можем оценить значение  $fpr(s_0)$  через моделирование последовательностей в соответствии с этой альтернативной моделью и подсчет среднего значения  $f(X, s_0)$ . Этот подход и называется *выборкой по значимости*, он полезен, потому что если правильно подобрать альтернативную модель, то удастся уменьшить дисперсию оценки  $fpr(s_0)$ .

Определим модель, используемую для выборки по важности параметризованную  $T$ :

$$P(X|T) = \frac{P(X|B)Z(X, T)}{Z(T)},$$

где

$$Z(T) = \sum_{X \in X_L} P(X|B)Z(X, T).$$

Подставив определение  $P(X, T)$  в уравнение (2) получим

$$f(X, s_0) = \frac{Z(T)\Theta(s(X) \geq s_0)}{Z(X, T)}.$$

## Оценивание значимости выравнивания

### — Обозначения и известные результаты

#### Обозначения и известные результаты

Определим модель, используемую для выборки по важности параметризованную  $T$ :

$$P(X|T) = \frac{P(X|B)Z(X, T)}{Z(T)},$$

где

$$Z(T) = \sum_{X \in X_L} P(X|B)Z(X, T).$$

Подставив определение  $P(X, T)$  в уравнение (2) получим

$$f(X, s_0) = \frac{Z(T)\Theta(s(X) \geq s_0)}{Z(X, T)}.$$

Определим модель, используемую для выборки по важности параметризованную  $T$  следующим образом:

$$Pr(X|T) = \frac{P(X|B)Z(X, T)}{Z(T)},$$

где

$$Z(T) = \sum_{X \in X_L} Pr(X|B)Z(X, T).$$

Подставив определение  $Pr(X, T)$  в уравнение 7 получим

$$f(X, s_0) = \frac{Z(T)\Theta(s(X) \geq s_0)}{Z(X, T)}.$$

В итоге мы хотим смоделировать последовательности в соответствии с распределением  $Pr(X|T)$ , вычислить  $f(X, s_0)$  для каждой последовательности и использовать среднее этих значений как оценку  $fpr(s_0)$ .

Опуская подробности того как устроены моделирование, построенное на модификациях классических алгоритмов, связанных с НММ, и метод подбора параметра  $T$ , перейдем к полученным результатам.

Вычислим оценку  $\widehat{fpr}(s_0)$  для строк длины  $L = 100$ , состоящих из 5 символов, и доверительные интервалы уровня  $\gamma = 0.99$ :

Таблица 1: Результаты.

$s_0$	T	$\widehat{fpr}(s_0)$	$[c_1(\gamma); c_2(\gamma)]$
$10^{-85}$	7	0.0000000183	[0.0; 0.00066349]
$10^{-90}$	7	0.003175	[0.001884; 0.004779]
$10^{-100}$	7	0.615709	[0.597540 0.622677]

## Оценивание значимости выравнивания

### Полученные результаты

#### Полученные результаты

Вычислим оценку  $\widehat{fpr}(s_0)$  для строк длины  $L = 100$ , состоящих из 5 символов, и доверительные интервалы уровня  $\gamma = 0.99$ :

Таблица 1: Результаты.

$s_0$	T	$\widehat{fpr}(s_0)$	$[c_1(\gamma); c_2(\gamma)]$
$10^{-85}$	7	0.0000000183	[0.0; 0.00066349]
$10^{-90}$	7	0.003175	[0.001884; 0.004779]
$10^{-100}$	7	0.615709	[0.597540 0.622677]

Вычислим оценку  $\widehat{fpr}(s_0)$  для строк длины  $L = 100$  и доверительные интервалы уровня  $\gamma = 0.99$ :

$s_0$	T	$\widehat{fpr}(s_0)$	$[c_1(\gamma); c_2(\gamma)]$
$10^{-85}$	7	0.0000000183	[0.0; 0.00066349]
$10^{-90}$	7	0.003175	[0.001884; 0.004779]
$10^{-100}$	7	0.615709	[0.597540 0.622677]

Вычисление  $fpr(s_0)$  перебором привело бы к перебору  $5^{100}$  строк, что неосуществимо, если бы мы вычисляли перебором всех строк длины  $L$ .

- Была изучена тема алгоритмов парного и множественного выравнивания последовательностей и тема СММ и алгоритмов взаимодействия с ними.
- Был реализован алгоритм, позволяющий эффективно вычислять оценку  $fpr(s_0)$ .
- Предстоит подробно верифицировать реализованный алгоритм и сравнить его с имеющимися методами вычисления оценки  $fpr(s_0)$ .





## Оценивание значимости выравнивания

### └ Заключение

#### Заключение

- Была изучена тема алгоритмов парного и множественного выравнивания последовательностей и тема СММ и алгоритмов взаимодействия с ними.
- Был реализован алгоритм, позволяющий эффективно вычислять оценку  $fpr(s_0)$ .
- Предстоит подробно верифицировать реализованный алгоритм и сравнить его с имеющимися методами вычисления оценки  $fpr(s_0)$ .





- Была изучена тема алгоритмов парного и множественного выравнивания последовательностей и тема СММ и алгоритмов взаимодействия с ними.
- Был реализован алгоритм, позволяющий эффективно вычислять оценку  $fpr(s_0)$ .
- Предстоит подробно верифицировать реализованный алгоритм и сравнить его с имеющимися методами вычисления оценки  $fpr(s_0)$ .

-  Compeau Phillip, Pevzner Pavel. Why have biologists still not developed an HIV vaccine // Bioinformatics Algorithms: An Active Learning Approach, 2nd Ed. Vol. 2. — Active Learning Publishers, 2015.
-  Newberg Lee A. Error statistics of hidden Markov model and hidden Boltzmann model results // MC Bioinformatics. — 2009.
-  Compeau Phillip, Pevzner Pavel. How do we compare DNA sequences // Bioinformatics Algorithms: An Active Learning Approach, 2nd Ed. Vol. 1. — Active Learning Publishers, 2015.
-  A tutorial on Hidden Markov Models : Rep. / Signal Processing and Artificial Neural Networks Laboratory Department of Electrical Engineering Indian Institute of Technology ; Executor: Rakesh Dugad, U. B. Desai : 1996.

## Оценивание значимости выравнивания

### Список литературы

#### Список литературы

-  Compeau Phillip, Pevzner Pavel. Why have biologists still not developed an HIV vaccine // Bioinformatics Algorithms: An Active Learning Approach, 2nd Ed. Vol. 2. — Active Learning Publishers, 2015.
-  Newberg Lee A. Error statistics of hidden Markov model and hidden Boltzmann model results // MC Bioinformatics. — 2009.
-  Compeau Phillip, Pevzner Pavel. How do we compare DNA sequences // Bioinformatics Algorithms: An Active Learning Approach, 2nd Ed. Vol. 1. — Active Learning Publishers, 2015.
-  A tutorial on Hidden Markov Models : Rep. / Signal Processing and Artificial Neural Networks Laboratory Department of Electrical Engineering Indian Institute of Technology ; Executor: Rakesh Dugad, U. B. Desai : 1996.

На данном слайде представлен список основных источников, используемых в моей работе.