

# Алгоритмы биоинформатики

ФББ

2004 г., осенний семестр, 3-й курс.

Миронов Андрей Александрович

# Информатика и Биоинформатика



# Пример: сравнение последовательностей

- Тестирование: алгоритм должен распознавать последовательности, для которых известно, что они биологически (структурно и/или функционально) **сходны**

# Сравнение последовательностей

- Формализация1: глобальное выравнивание
- Алгоритм1: Граф выравнивания, динамическое программирование
- Алгоритм1а: Граф выравнивания, динамическое программирование, линейная память
- Параметры: Матрица сходства, штраф за делецию

# Сравнение последовательностей

- Формализация2: локальное выравнивание
- Алгоритм2: Граф локального выравнивания, динамическое программирование
- Параметры: Матрица сходства, штраф за делецию

# Сравнение последовательностей

- Формализация3: локальное выравнивание с аффинными штрафами
- Алгоритм3: Расширенный граф локального выравнивания, динамическое программирование
- Параметры: Матрица сходства, штраф за открытие делеции, штраф за расширение делеции

# Сравнение последовательностей

- Алгоритм4: FASTA. формальная задача плохо определена
- Параметры: Размер якоря, матрица сходства, штраф за делецию

# Сравнение последовательностей

- Алгоритм5: BLAST. формальная задача плохо определена
- Параметры: Размер якоря, матрица сходства, штраф за делецию

# Выравнивания

# Редакционное расстояние

- Элементарное преобразование последовательности: замена буквы или удаление буквы или вставка буквы.
- Редакционное расстояние: минимальное количество элементарных преобразований, переводящих одну последовательность в другую.
- Формализация задачи сравнения последовательностей: найти редакционное расстояние и набор преобразований, его реализующий

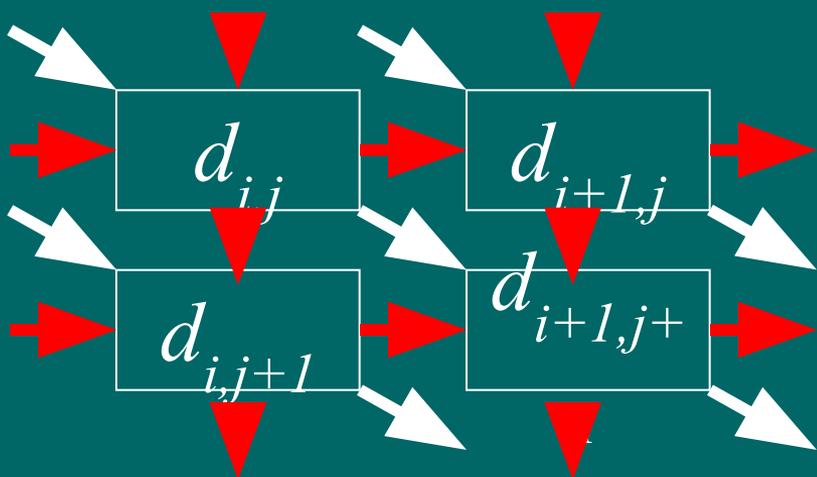
# Сколько существует выравниваний?

- Дано: две последовательности  $S_1$  и  $S_2$  длиной  $m$  и  $n$ . Сколько есть способов написать одну последовательность под другой (со вставками)?
- Построим выборочную последовательность  $S$  длиной  $m+n$  следующим образом: возьмем несколько символов из последовательности  $S_1$ , потом несколько символов из последовательности  $S_2$  потом опять несколько символов из  $S_1$ , потом опять несколько из  $S_2$ .
  - Каждой выборочной последовательности  $S$  соответствует выравнивание и по каждому выравниванию можно построить выборочную последовательность. (Доказать!)
  - Количество выборочных последовательностей равно  $N_{sel} = C_{n+m}^m = (m+n)! / (m! * n!)$  (Доказать!)

$$N_{align} = \frac{(2n)!}{(n!)^2} = \frac{2^{2n}}{\sqrt{\pi n}} \approx \frac{2^{2n}}{\sqrt{\pi n}}$$

# Динамическое программирование для редакционного расстояния

- Граф редакционного расстояния для последовательностей  $S^1, S^2$ : вершина  $v_{i,j}$  соответствует префиксам последовательностей  $\{S^1_{1..i}\}, \{S^2_{1..j}\}$ . На вершине записано редакционное расстояние между префиксами.  
*(красные стрелки соответствуют вставкам и удалениям)*



$$d_{i+1,j+1} = \min \{ d_{i+1,j} + 1, \\ d_{i,j+1} + 1, \\ d_{i,j} + e_{i+1,j+1} \}$$

$$e_{i,j} = \begin{cases} 0, & S^1_i = S^2_j; \\ 1, & S^1_i \neq S^2_j \end{cases}$$

# Подмена задачи и обобщение

- Заменим расстояния  $d_{i,j}$  на  $-d_{i,j}$ . Тогда операцию **min** надо заменить на **max**.
- Прибавим к  $-d_{i,j}$   $1/2$  ( $w_{i,j} = 1/2 - d_{i,j}$ ), тогда получим функцию сходства: совпадение =  $1/2$ , замена =  $-1/2$ , делеция =  $-1$ .
- Функцию сходства  $W$  легко обобщить, варьируя штрафы за замену и делеции.
- Новая задача: написать одну последовательность под другой так, чтобы максимизировать сходство

# Граничные условия

Нача  
по

$w_{1,1}$

$w_{1,2}$

$w_{2,1}$

$w_{i,j}$

$w_{i+1,j}$

$w_{i,j+1}$

$w_{i+1,j}$

$w_{n,m-1}$

$w_{n-1,m}$

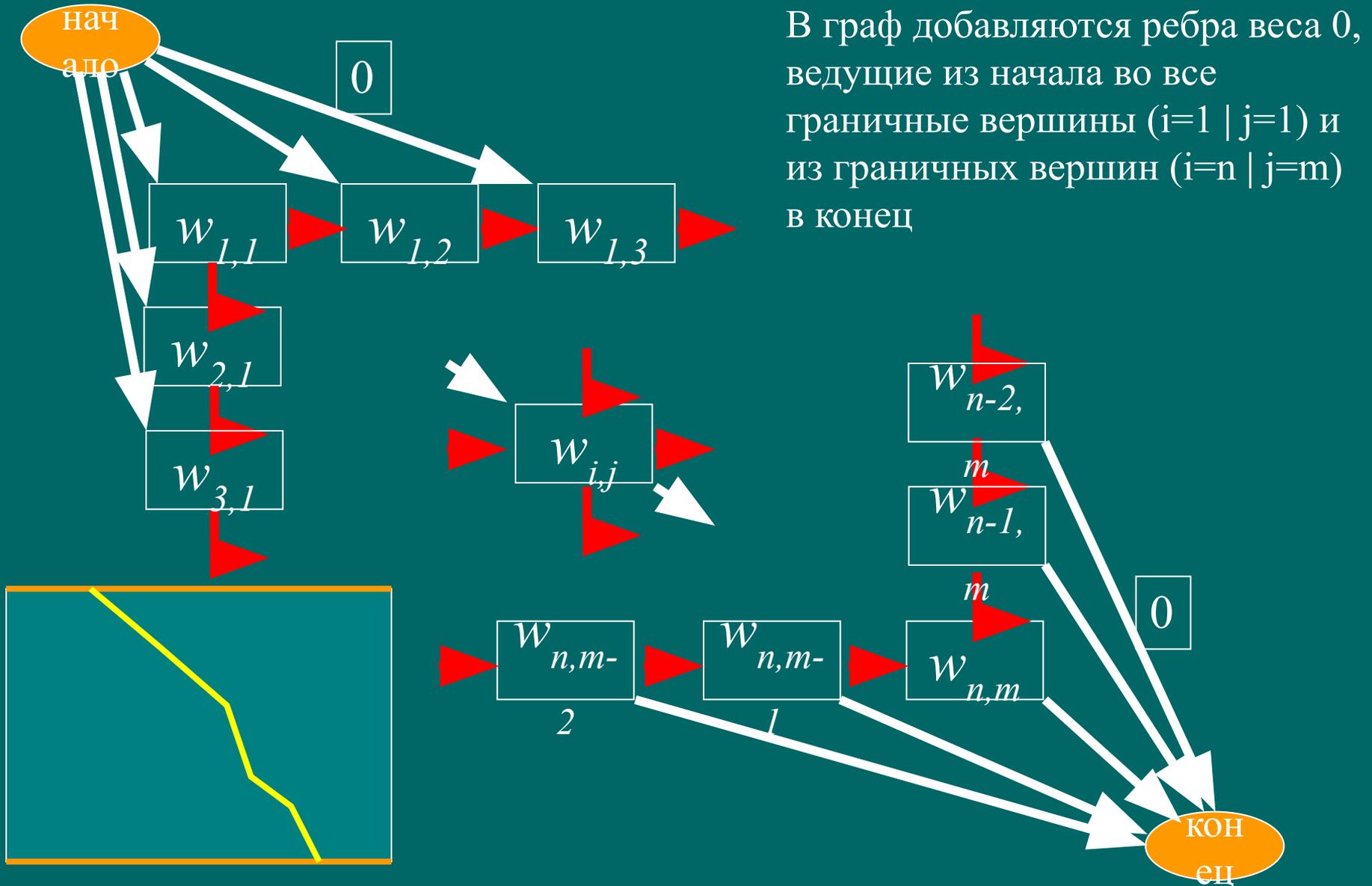
$w_{n,m}$

КОНЕ  
Ц



При таких граничных условиях начальные и конечные делеции штрафуются

# Как не штрафовать за концевые делеции



# Оценка времени работы и необходимой памяти

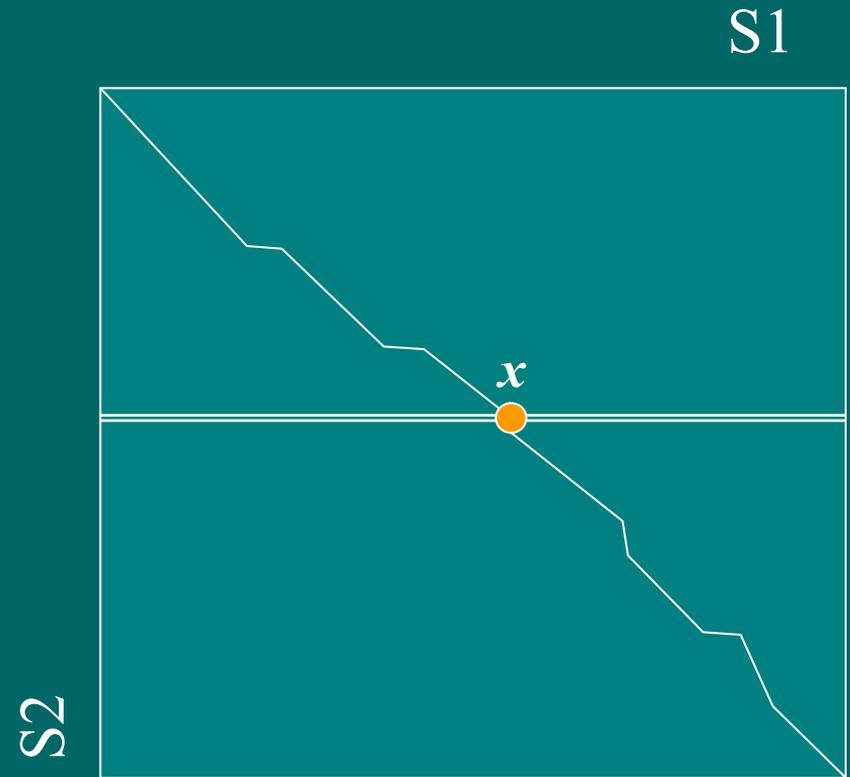
- Алгоритм посматривает все вершины графа
- В каждой вершине делается 3 сравнения
- Количество необходимых операций (время работы алгоритма):  $T=O(n*m)$ . Говорят, что алгоритм выравнивания квадратичен по времени работы.
- Для запоминания весов и восстановления оптимального выравнивания надо в каждой вершине запомнить ее вес и направление перехода. Таким образом, алгоритм квадратичен по памяти.

# Где можно сэкономить?

- Во-первых не обязательно запоминать веса во всех вершинах. При просмотре матрицы выравнивания (графа выравнивания) можно идти по строкам. При этом нам необходима только предыдущая строка.

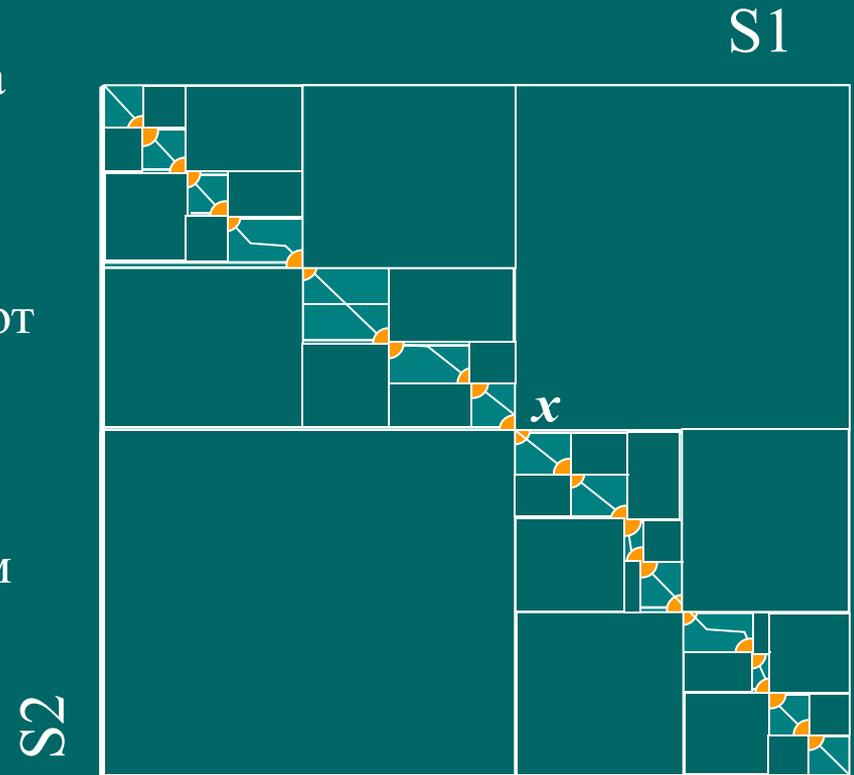
# Линейный по памяти алгоритм Миллера-Маерса

- Разбиваем одну из последовательностей на две равные части
- Для каждой точки  $x$  линии раздела находим веса оптимальных выравниваний из начала в  $x$  и из конца в  $x$ :  
 $W^+(x)$ ,  $W^-(x)$ .
- Вес оптимального выравнивания, проходящего через точку  $x$  равен  
 $W(x) = W^+(x) + W^-(x)$ .
- Вес оптимального выравнивания равен  
 $W = \max_x (W(x))$
- Таким образом, найдена одна точка, чрез которую проходит оптимальное выравнивание за время  $T = C * n^2$ .



# Алгоритм Миллера-Маерса

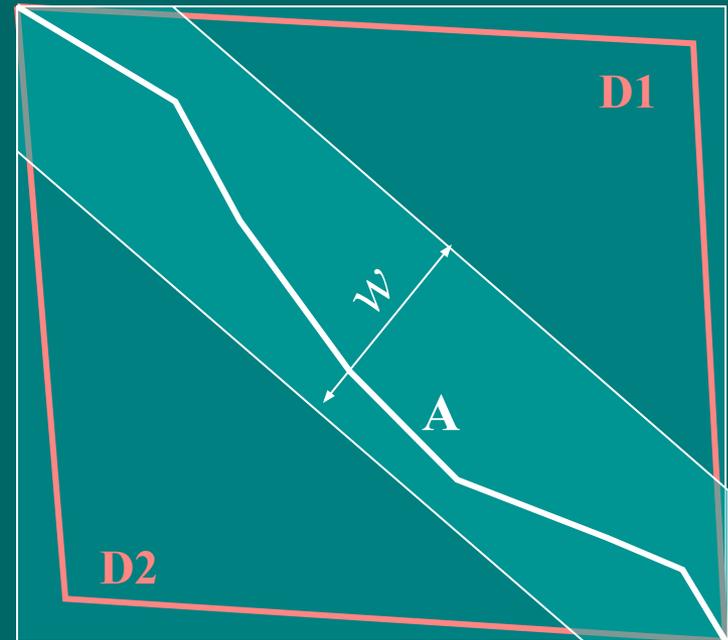
- Найденная точка  $x$  разбивает матрицу выравнивания на четыре квадранта, два из которых заведомо не содержат оптимального выравнивания
- Для двух квадрантов, содержащих оптимальный путь можно применить тот же прием, и запомнить точки  $x'$  и  $x''$ .
- Просмотр оставшихся квадрантов требует времени  $T=C*n^2/2$  (почему?)
- Продолжая процедуру деления пополам найдем все точки, через которые проходит оптимальный путь.
- Время работы алгоритма  
$$T=C*n^2+C*n^2/2+C*n^2/4+...=$$
$$C*n^2(1+1/2+1/4+1/8+...);$$
$$T=2C*n^2;$$



Важно, что при просмотре мы не запоминали обратных переходов!

# Еще один способ сэкономить время и память

- Ясно, что выравнивания D1 и D2 не представляют интереса, поскольку содержат в основном делеции
- Разумные выравнивания (A) лежат в полосе
- Алгоритм: задаемся шириной полосы  $w$  и просматриваем только те вершины графа, что лежат в указанной полосе.

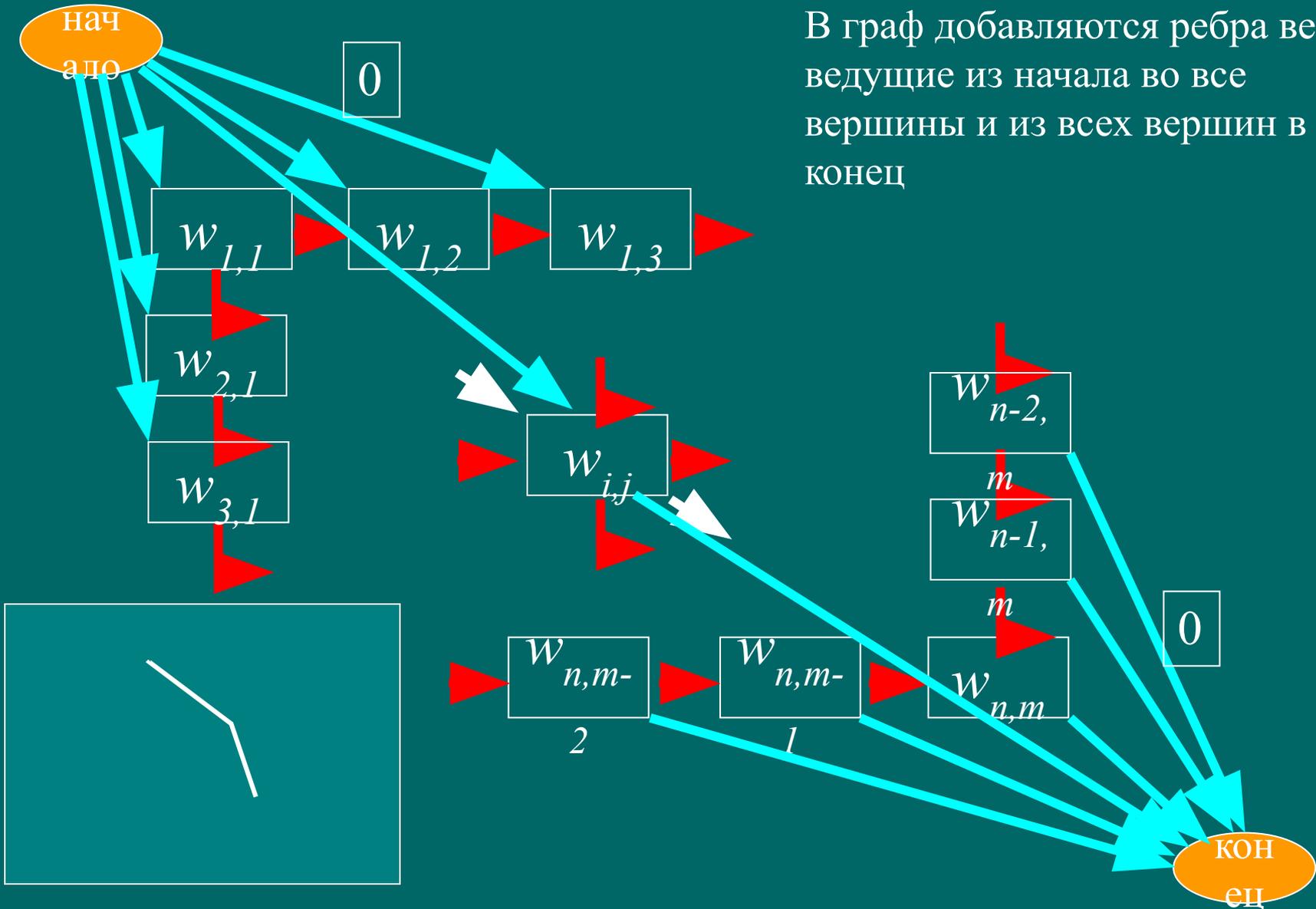


# Локальное выравнивание

- Локальным оптимальным выравниванием называется такое оптимальное выравнивание фрагментов последовательностей, при котором любое удлинение или укорочение фрагментов приводит только к уменьшению веса.
- Локальному оптимальному выравниванию отвечает путь с наибольшим весом, независимо от того, где он начинается и где кончается.

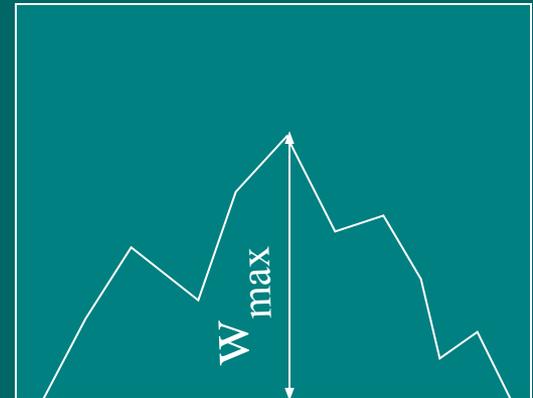
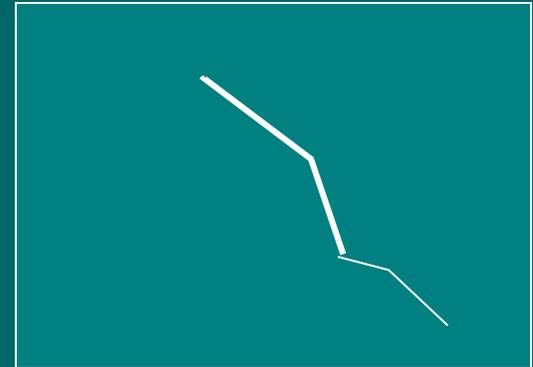
# Алгоритм Смита-Ватермана

В граф добавляются ребра веса 0, ведущие из начала во все вершины и из всех вершин в конец



# Алгоритм Смита-Ватермана

- Пусть есть какой-то путь с неотрицательными весами
- Построим график веса вдоль пути
- Абсолютный максимум на этом графике определит точку окончания пути



# Алгоритм Смита-Ватермана

$$w_{i,j} = \max \left\{ \begin{array}{l} w_{i-i,j-1} + e_{i,j}, \quad i > 1, j > 1 \\ w_{i-1,j} - d, \quad i > 1 \\ w_{i,j-1} - d, \quad j > 1 \\ 0 \end{array} \right\}$$

- Точка конца пути (от нее начинаем обратный просмотр и восстановление пути) определяется так:

$$(i_{max}, j_{max}) = \operatorname{argmax} (w_{i,j})$$

Пусть (при одинаковых параметрах) мы получили вес глобального выравнивания  $w_{glob}$  и вес локального выравнивания  $w_{loc}$ . Какая величина больше?

# Более общая зависимость штрафа за делецию от величины делеции

- Простейшая модель делеции: элементарное событие – удаление одного символа. Протяженная делеция – несколько независимых событий удаления одного символа. Работает плохо.
- По-видимому более реалистичная модель делеция нескольких символов происходит за одно элементарное событие, а размер делеции является некоторой случайной величиной. Поэтому в качестве штрафа хорошо бы взять что-нибудь вроде  $\Delta(l) = a \log(l + 1)$ , где  $l$  – длина делеции  
В любом случае функция  $\Delta(l)$  должна быть выпуклой – должно выполняться неравенство треугольника:

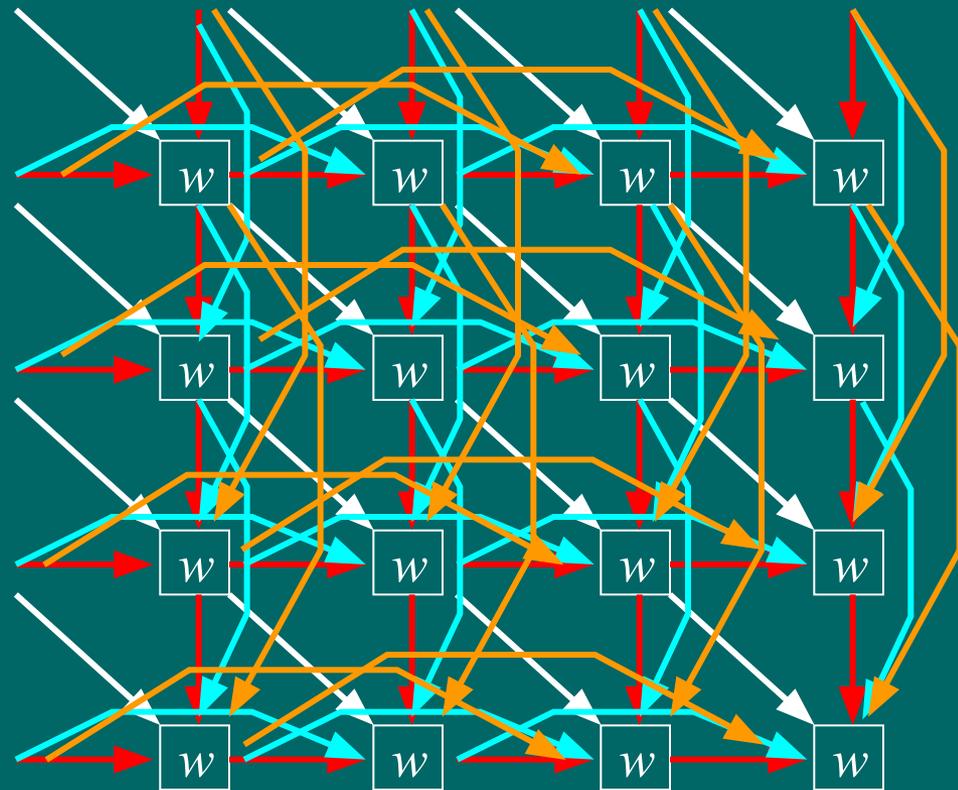
$$\Delta(l_1 + l_2) \leq \Delta(l_1) + \Delta(l_2)$$

# Более общая зависимость штрафа за делецию от величины делеции. Алгоритм.

Теперь надо просматривать все возможные варианты делеций. Поэтому в каждую вершину входит не 3 ребра, а примерно  $(n+m)/2$  ребер, где  $n, m$  – длины последовательностей

Поэтому время работы алгоритма становится кубичным:

$$T = O ( nm (n+m) );$$

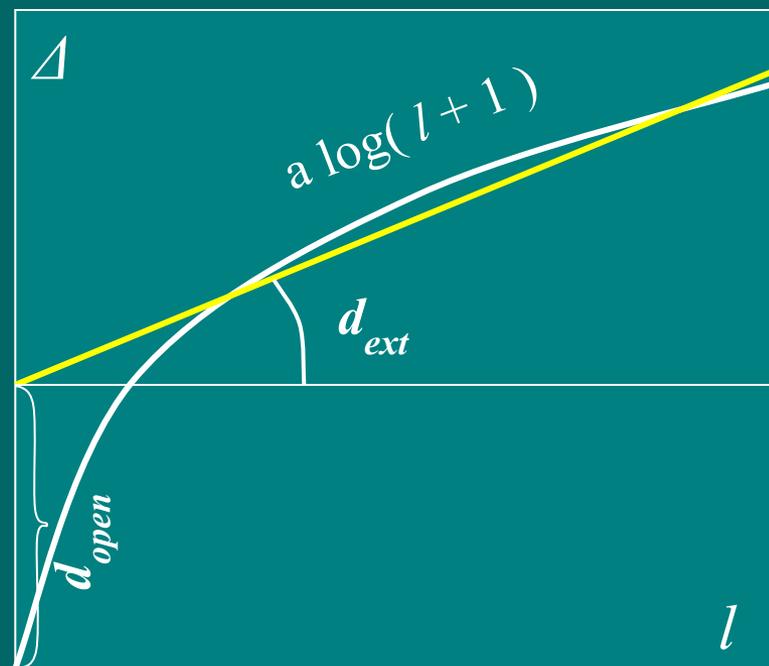


# Аффинные штрафы за делецию

- Вместо логарифмической зависимости используют зависимость вида:

$$\Delta(l) = d_{open} + l d_{ext}$$

- $d_{open}$  – штраф за открытие делеции
- $d_{ext}$  – штраф за удлинение делеции



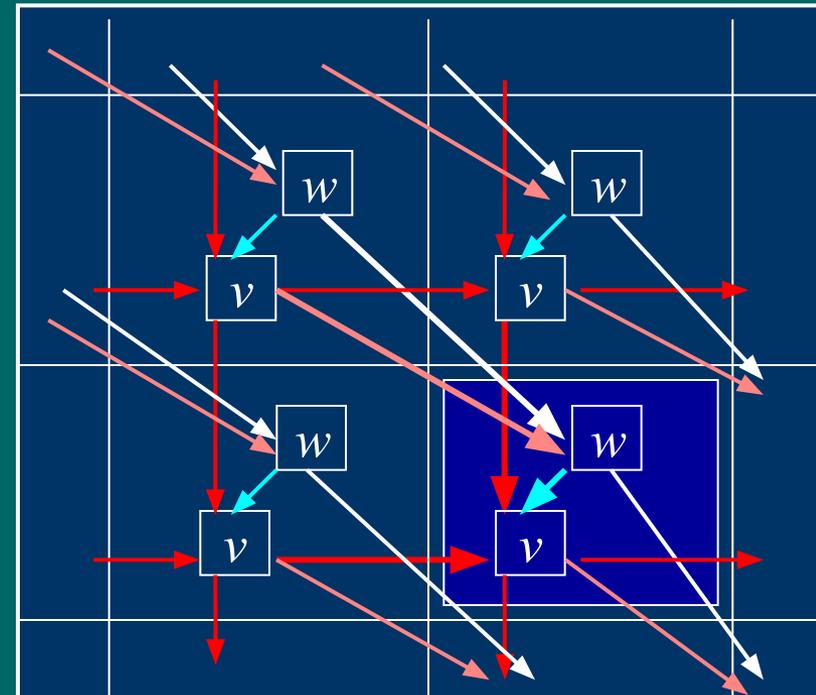
# Алгоритм для аффинных штрафов

Модификация стандартного графа:

1. В каждой ячейке вводится дополнительная вершина ( $v$ ), отвечающая делеционному пути
2. Вводятся делеционные ребра для открытия и закрытия делеции (из вершин типа  $w$  в вершины типа  $v$  и обратно)
3. Ребра, отвечающие продолжению делеции переносятся на новые вершины

Число вершин графа равно  $2mn$   
число ребер равно  $5mn$

Трудоемкость алгоритма равна:  
 $T = O(mn)$



## Веса на ребрах

-   $e_{i,j}$  сопоставление
-   $d_{open}$  открытие делеции
-   $d_{ext}$  продолжение делеции
-   $e_{i,j}$  закрытие делеции

# Рекурсия для аффинных штрафов

- $w_{i,j} = \max ( w_{i-1,j-1} + e_{ij}, v_{i-1,j-1} + e_{ij}, 0 );$

- $v_{i,j} = \max ( w_{i,j} - d_{\text{open}}, v_{i-1,j} - d_{\text{ext}}, v_{i,j-1} - d_{\text{ext}} );$

- $(i_{\text{max}}, j_{\text{max}}) = \operatorname{argmax} (w_{i,j})$

# Матрицы замен

# Откуда берутся параметры для выравнивания?

- Пусть у нас есть выравнивание. Если последовательности случайные и независимые (модель R), то вероятность увидеть букву  $\alpha$  против  $\beta$

$$p(\alpha, \beta | R) = p(\alpha) p(\beta)$$

а вероятность выравнивания  $(x, y)$  будет равна

$$p(x, y | R) = \prod p(x_i) \prod p(y_i)$$

Если выравнивание не случайно (модель M), то

$$p(x, y | M) = \prod p(x_i, y_i)$$

Отношение правдоподобия:

$$\frac{p(x, y | \underline{M})}{p(x, y | R)} = \frac{\prod p(x_i, y_i)}{\prod p(x_i) \prod p(y_i)}$$

Логарифмируя, получаем

$$\log(p(x, y | M) / p(x, y | R)) = \sum s(x_i, y_i);$$

$$\underline{\text{Матрица замен:}} \quad s(\alpha, \beta) = \log(p_{\alpha\beta} / p_{\alpha} p_{\beta})$$

# Серия матриц BLOSUM

- База данных BLOCKS (*Henikoff & Henikoff*) – безделеционные фрагменты множественных выравниваний (выравнивания получены *экспертом*).
- В каждом блоке отбираем подмножество последовательностей, имеющих процент идентичных аминокислот не больше заданного значения ID.
- В урезанном блоке в каждой колонке подсчитываем число пар аминокислот
$$n_{col}^{bl}(\alpha, \beta)$$
- Усредняем по всем колонкам и по всем блокам:
$$f(\alpha, \beta) = \sum n_{col}^{bl}(\alpha, \beta) / N_{col}$$
- Элемент матрицы  $BLOSUM_{ID}$ :

$$BLOSUM_{ID}(\alpha, \beta) = \log(f(\alpha, \beta) / f(\alpha) f(\beta))$$

# Серия матриц РАМ

- Point Accepted Mutation – эволюционное расстояние, при котором произошла одна замена на 100 остатков.
- Эволюционный процесс можно представить как Марковский процесс. Если в начальный момент времени  $t=0$  в некоторой позиции был остаток  $\alpha$ , то через время  $\Delta t$  в этой позиции с некоторой вероятностью будет остаток  $\beta$ :

$$p(\beta | \alpha, \Delta t) = M_{\Delta t}(\beta, \alpha)$$

$M_{\Delta}$  – эволюционная матрица

Через время  $2 \cdot \Delta t$

$$p(\beta | \alpha, 2 \cdot \Delta t) = \sum_{\gamma} M_{\Delta t}(\beta, \gamma) \cdot M_{\Delta t}(\gamma, \alpha) = M_{\Delta t}^2(\beta, \alpha)$$

Через время  $N \cdot \Delta t$

$$p(\beta | \alpha, N \cdot \Delta t) = M_{\Delta t}^N(\beta, \alpha)$$

# Серия матриц РАМ

- Находим выравнивания, отвечающие расстоянию РАМ1
- Находим частоты пар и вычисляем частоты пар:

$$p(\alpha\beta) = p(\alpha \rightarrow \beta) p(\alpha) + p(\beta \rightarrow \alpha) p(\beta)$$

полагая  $p(\alpha \rightarrow \beta) = p(\beta \rightarrow \alpha)$  получаем

$$p(\alpha \rightarrow \beta) = p(\alpha\beta) / (p(\alpha) + p(\beta))$$

$$p(\alpha \rightarrow \alpha) = 1 - \sum_{\beta \neq \alpha} p(\alpha \rightarrow \beta)$$

$$\text{РАМ}_N(\alpha\beta) = \log \left( p_{(\alpha \rightarrow \beta)}^N / p_\alpha p_\beta \right)$$

# Статистика выравниваний

# Параметры выравнивания

- В простейшем случае есть три параметра:
  - премия за совпадение (*match*)
  - штраф за несовпадение (*mism*)
  - штраф за делецию (*indel*)
- Если все параметры умножить на одну и ту же положительную величину, то само оптимальное выравнивание не изменится, а вес выравнивания умножится на ту же величину
- Поэтому можно положить *match*=1.
- Если  $mism > 2 * indel$ , то выравнивание не будет иметь замен. (почему?)

# Статистика выравниваний

- Допустим мы выровняли две последовательности длиной 100 и получили вес 20. Что это значит? Может быть при выравнивании двух случайных последовательностей будет тот же вес?
- А что такое случайные последовательности?

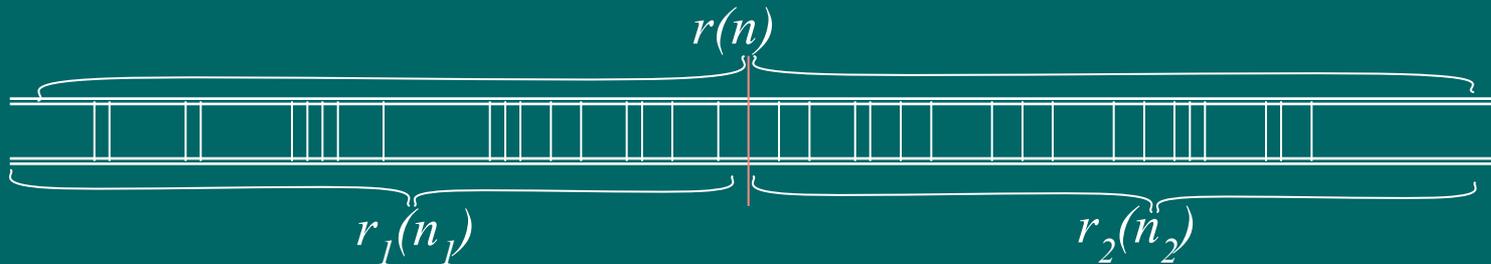
# Статистика выравниваний

- Базовая (вообще говоря неправильная) модель — Бернуллиевские последовательности (символы генерируются независимо друг от друга с заданной вероятностью). Для этой модели математика проще и проще получить оценки
- Уточненная модель (лучше, но тоже неправильная) — Марковская цепь (вероятность появления следующего символа зависит от нескольких предыдущих символов). Математика значительно сложнее. Почти ничего не известно.

# Частные случаи локального выравнивания

- $mism = 0, indel = 0$  – максимальная общая подпоследовательность
- $mism = \infty, indel = \infty$  – максимальное общее подслово

# Наибольшая общая подпоследовательность



- Длина оптимальной подпоследовательности есть случайная величина  $r(n)$ , зависящая от длины последовательностей.
- Пусть две последовательности длиной  $n$  разбиты на два фрагмента длиной  $n_1$  и  $n_2$  ( $n_1 + n_2 = n$ )
- Ясно, что оптимальная подпоследовательность будет не хуже, чем объединение оптимальных подпоследовательностей для фрагментов:

$$r(n) \geq r_1(n_1) + r_2(n_2) \quad (\text{попробуйте понять смысл неравенства})$$

- Отсюда следует, что математическое ожидание  $M(r(n)) \geq M(r(n_1)) + M(r(n_2))$ , или  $M(r(n)) \geq c \cdot n$
- Можно показать, что  $M(r(n)) - M(r(n_1)) + M(r(n_2)) \rightarrow 0$

- Поэтому:

$$M(r(n)) \approx c \cdot n, \quad (n \rightarrow \infty)$$

# Наибольшее общее слово

- Наложим одну последовательность на другую. Будем идти вдоль пары последовательностей и, если буквы совпали, то будем считать успехом, иначе – неудача. Имеем классическую схему испытаний Бернулли. Наибольшему общему слову при таких испытаниях будет соответствовать максимальная серия успехов. Известно, что средняя величина максимальной серии успехов равна:

$$M(l) = \log_{1/p}(n)$$

- Возможных наложений много (порядка длины последовательности). Максимальное общее слово есть максимум от максимальных серий успехов при всех возможных наложениях. Показано (*Waterman*), что:

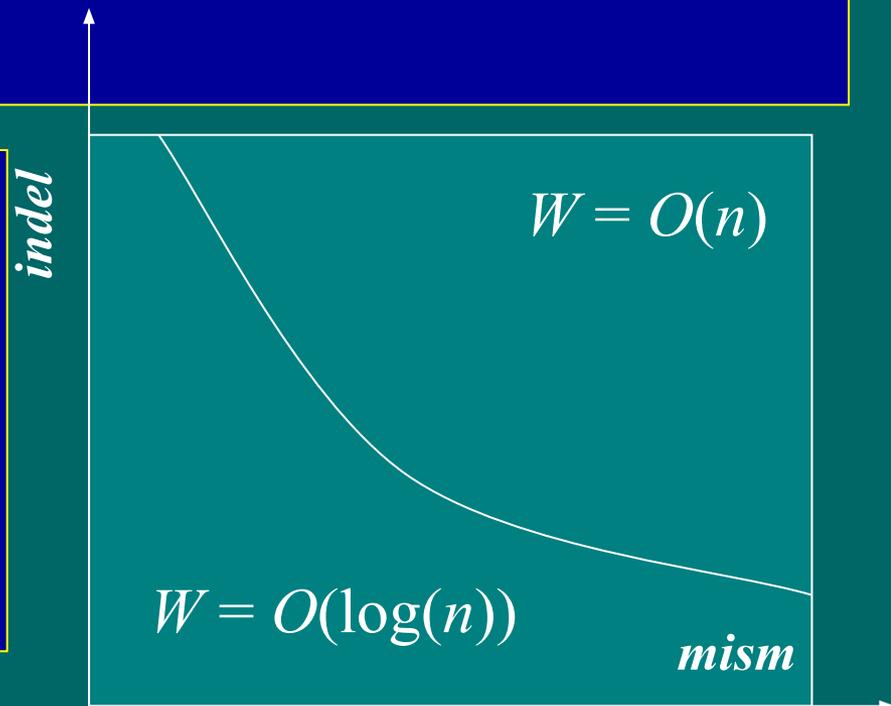
$$M(l) \approx \log_{1/p}(nm) + \log_{1/p}(1-p) + \gamma \cdot \log(e) - 1/2 = \log_{1/p}(Knm), \quad (m, n \rightarrow \infty, \gamma \approx 0.577)$$

$$\sigma(l) \approx [ \pi \log_{1/p}(e) ]^2 / 6 + 1/2, \quad (\text{не зависит от } l !)$$

# Зависимость от параметров

- Показано, что зависимость *ожидаемого* веса выравнивания от длины последовательности может быть либо логарифмической либо линейной в зависимости от параметров. Все пространство параметров разбивается некой поверхностью на две области поведения.

При безделеционном выравнивании поведение логарифмическое, если мат. ожидание веса двух случайных сегментов отрицательно.



# Распределение экстремальных значений

- Пусть вес выравнивания  $x$  (случайная величина) имеет распределение

$$G(S) = P(x < S)$$

- Тогда при  $N$  независимых испытаниях распределение максимального значения будет

$$G_N(x) = G^N(x);$$

- Можно показать, что для нормально распределенного  $G(x)$

$$G_N(x) \approx \exp(-KN e^{\lambda(x-\mu)})$$

# e-value & p-value

- Количество независимых локальных выравниваний с весом  $>S$  описывается распределением Пуассона (*Karlin & Altschul*) :

$$E(S) = Kmn e^{-\lambda S}$$

где  $\lambda$  – положительный корень уравнения

$$\sum p_\alpha p_\beta e^{\lambda s(\alpha\beta)} = 1, s(\alpha\beta) – \text{матрица замен}$$

$K$  – константа, зависящая от  $p_\alpha$  и  $s(\alpha\beta)$ .

- **e-value:**  $E(S)$  – *ожидаемое количество выравниваний с заданным весом*
- **p-value:**  $p(x>S) = 1 - e^{-E(S)}$  – *Вероятность встретить выравнивание с таким или большим весом*

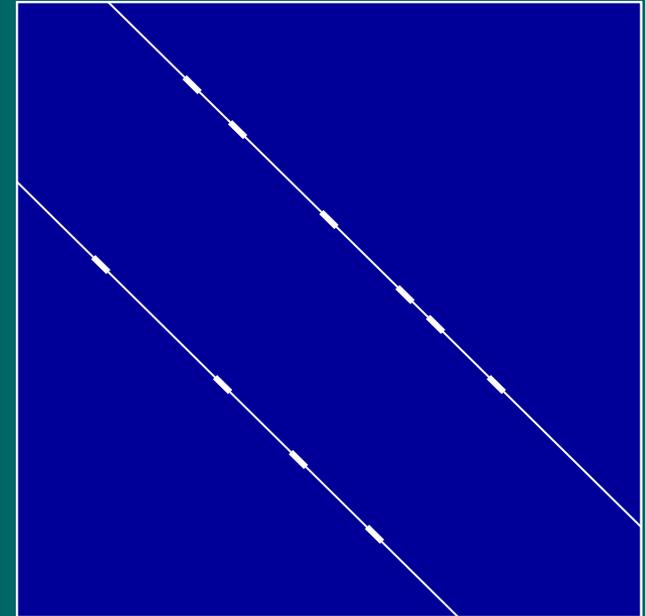
# Поиск по банку

# Поиск по банку. Хеширование.

- Подготовка банка – построение хэш-таблицы. Хэш-функция – номер слова заданного размера (1-tuple, *l-грамма*).
- В хэш-таблице хранятся списки ссылок на последовательности и на позиции в последовательностях, где встречается соответствующая *l-грамма*.
- При поиске запроса (query) в последовательности запроса последовательно находятся *l-граммы*, далее, по хэш-таблице для них находятся соответствующие документы и позиции.
- Пара совпадающих *l-грамм* в запросе и в банке называется *затравкой, якорем, seed*.

# Поиск по банку. FASTA.

- Используется техника поиска якорей с помощью хэш-таблицы.
- Два якоря  $(i_1, j_1)$ ,  $(i_2, j_2)$  принадлежат одной диагонали, если
$$i_1 - j_1 = i_2 - j_2$$
- Мощностью диагонали называется количество якорей, принадлежащих диагонали. Иногда в мощность диагонали включают мощности соседних диагоналей (чтобы учесть возможность делеций)
- Отбираем  $n^*$  ( $n^*=10$ ) самых мощных диагоналей и для них пытаемся построить цепочки якорей, или строим S-W выравнивание в полосе (*Wilbur-Lipman-Pearson*)



Для оценки стат. значимости используют z-score

# Поиск по банку. BLAST1.

- Ищем якоря с помощью хэш-таблицы
- Каждый якорь расширяем с тем, чтобы получить сегмент совпадения наибольшего веса (HSP – high scoring pair).
- Оцениваем его статистическую значимость, и, если она больше порога, то репортируем
- Для оценки значимости используется формула Альтшуля

*(Altschul, Lipman, Pearson)*

# Поиск по банку. BLAST2.

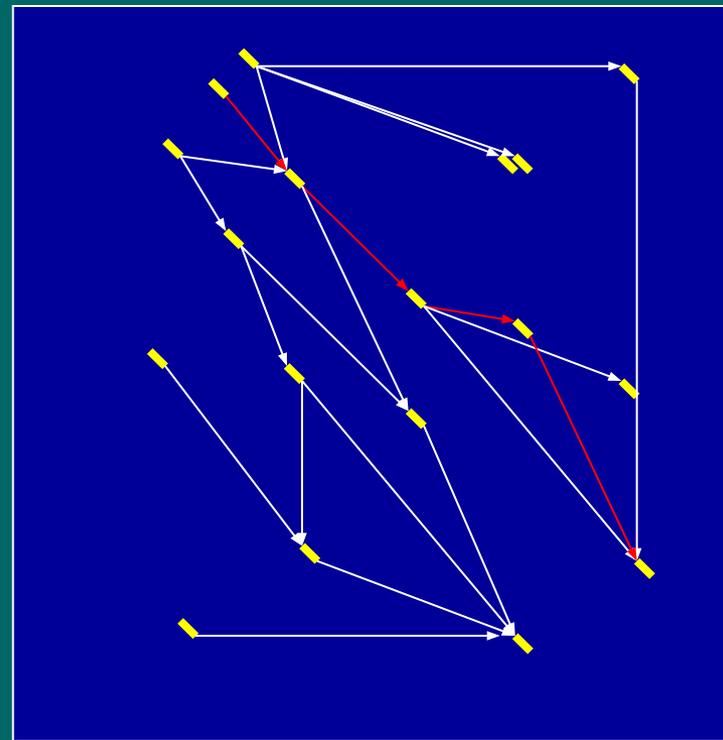
- T-соседней 1-граммой  $L^T$  для 1-граммы  $L$  называется такая 1-грамма, что вес ее сравнения с  $L$  не меньше заданного  $T$ :

$$\sum s(L_p, L_i^T) \geq T$$

- Для аминокислотных последовательностей при просмотре запроса формируем не только те 1-граммы, которые встретились в нем, но также все T-соседние 1-граммы. Характерное количество 1-грамм для белка длиной 300 остатков – 15000.
- Расширяются только те якоря, которые принадлежат мощной диагонали (как в FASTA), причем мощность диагонали должна быть  $\geq 2T$
- При расширении диагонали допускается небольшое количество делеций

# Быстрое выравнивание

- Ищем якоря с помощью хэш-таблицы
- Якорь  $(i_1, j_1)$  предшествует якорю  $(i_2, j_2)$ , если
$$i_1 < i_2 \ \& \ j_1 < j_2$$
$$\& \ i_2 - i_1 < d \ \& \ j_2 - j_1 < d$$
- Получаем ориентированный граф с небольшим количеством вершин и ребер
- Можно найти оптимальную цепочку якорей методом динамического программирования



# Введение в Байесову статистику

# Введение в Байесову статистику

- Задача. Мы 3 раза бросили монету и 3 раза выпал орел. Какова вероятность выпадения орла у этой монеты?
  - Если мы уверены, что монета не кривая, то  $p = 1/2$
  - Допустим, что мы взяли монету из мешка, а в мешке монеты разной кривизны. Но при этом мы знаем как распределена кривизна монет  $P_a(p)$  (априорное распределение).
  - Мы хотим на основе наблюдения  $Z_0$  и априорного распределения *распределений вероятностей* оценить вероятность выпадения орла у *данной* монеты.

# Введение в Байесову статистику

- $P(Zo | p) = p^3$ ;
- $P(Zo, p) = P(Zo | p) P_a(p) = P(p | Zo) P(Zo)$ ;
- $P(p | Zo) = \{P(Zo | p) P_a(p)\} / P(Zo)$ ;
- Загадочный объект  $P(Zo)$  – безусловная вероятность трех орлов. Определяется из условия нормировки:  $\int P(p | Zo) = 1$ ;
- Окончательно, распределение вероятностей вероятности орла будет:
- $P(p | Zo) = p^3 P_a(p) / \int p^3 P_a(p) ;$

# Введение в Байесову статистику

- $P(p | Z_0) = p^3 P_a(p) / \int p^3 P_a(p) dp$ ;
- В качестве оценки для искомой вероятности удобно иметь число, а не распределение:
  - Максимальное значение  
 $p^{ML} = \operatorname{argmax}_p (P(Z_0 | p))$  – максимальное правдоподобие (max likelihood, ML)
  - Среднее значение  
 $p^E = E(P(p | Z_0)) = \int p P(p | Z_0) dp$ ;

# Введение в Байесову статистику

- ML Оценка:

$$p^{ML} = \operatorname{argmax} (p^3) = 1;$$

(не зависит от распределения  $P_a$ )

- E оценка (матожидание апостериорной вероятности)

$$p^E = \int p^4 P_a(p) dp / \int p^3 P_a(p) dp;$$

– Если мы уверены, что монета правильная, то  $P_a(p) = \delta(p - 1/2)$ ;  $p^E = 1/2$ ;

– Если мы ничего не знаем о распределении  $P_a(p)$ , то положим  $P_a(p) = \text{const}$ . Тогда

$$p^E = \int p^4 P_a(p) dp / \int p^3 P_a(p) dp = 1/4 / 1/3 = 3/4;$$

В более общем случае

$$p^E(n0) = (n+1)/(n+2);$$

- MAP оценка (максимум апостериорной вероятности)

$$p^{MAP} = \operatorname{argmax} \{ P(p | 30) \};$$

# Определения

- Пусть у нас есть несколько источников  $Y$  событий  $X$  (например, несколько монет). Тогда :

$P(X | Y)$  – *условная вероятность*

$P(X, Y) = P(X | Y) P(Y)$  – *совместная вероятность*

$P(X) = \sum_Y P(X, Y) = \sum_Y P(X | Y) P(Y)$  – *полная вероятность*

$P(Y | X)$  – *апостериорная вероятность выбора источника (правдоподобие гипотезы)*

$P(Y)$  – *априорная вероятность выбора источника*

- **Теорема Байеса:**

$$P(X | Y) = P(Y | X) P(X) / P(Y)$$

# Пример

- Пусть есть две кости – правильная и кривая (с вероятностью выпадать 6 – 0.5). И пусть нам подсовывают кривую кость с вероятностью 1%. Мы бросили кость 3 раза и 3 раза получили 6. Какова вероятность того, что нам дали кривую кость?

- $$P(\text{кривая кость} \mid 3 \text{ шестерки}) = \frac{P(3 \text{ шестерки} \mid \text{кривая кость}) \cdot P(\text{кривая кость})}{P(3 \text{ шестерки})}$$

$$P(3 \text{ шестерки}) = P(3 \text{ шестерки} \mid \text{кривая кость}) \cdot P(\text{кривая кость}) + P(3 \text{ шестерки} \mid \text{правильная кость}) \cdot P(\text{правильная кость}) = 0.5^3 \cdot 0.01 + (1/6)^3 \cdot 0.99 = 0.00125 + 0.0046 = 0.00585$$

$$P(\text{кривая кость} \mid 3 \text{ шестерки}) = 0.00125 / 0.00585 = 0.21$$

- **Вывод – кость скорее правильная!**

# Оценка параметров по результатам

- Пусть у нас есть наблюдение  $D$  и некоторый набор параметров распределения  $\theta$ , которые мы хотим оценить (см. пример про 3 орла). Кроме того, у нас есть представление о том, как эти параметры распределены (*prior*)
- Апостериорное распределение вероятностей параметров получаем из теоремы Байеса:

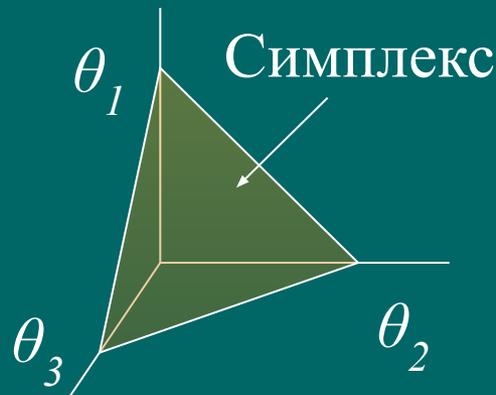
$$P(\theta | D) = \frac{P(\theta) P(D | \theta)}{\int_{\theta} P(\theta') P(D | \theta')}$$

# Распределение Дирихле

- Определение:

$$D(\theta|\alpha) = Z^{-1} \prod \theta_i^{\alpha_i} \delta(\sum \theta_i - 1);$$

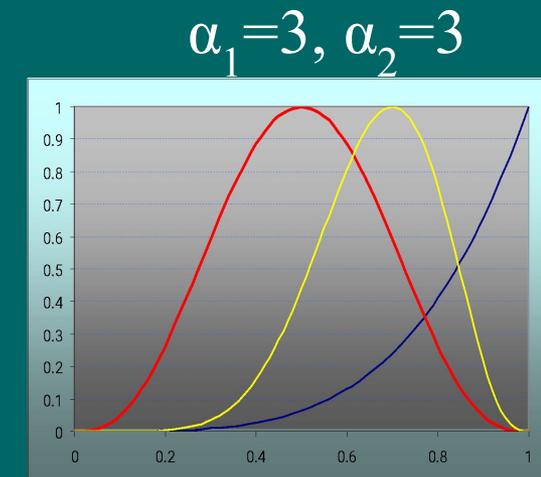
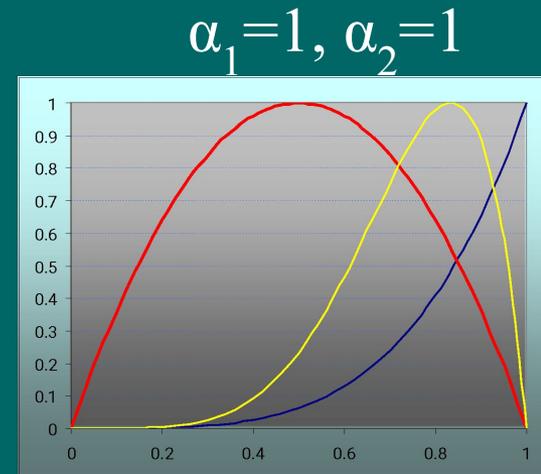
- $Z$  – нормировочный множитель
- $\alpha_i$  – параметры распределения
- $\theta_i \geq 0$  – область определения распределения
- $\delta$  – дельта-функция ( $\delta(x) = 0, x \neq 0; \int \delta(x) dx = 1;$ )



**Задача:** найти объем симплекса в  $n$ -мерном пространстве

# prior = распределение Дирихле

- Часто в качестве prior используют распределение Дирихле. Параметры этого распределения  $\alpha_i$  называют *псевдо-отсчетами (pseudo counts)*. Они определяют степень нашего доверия к результатам
- На графиках показаны распределения для случая 4-х орлов при 4-х бросаниях монеты.  $\theta$  – вероятность орла
  - Синяя линия –  $P(D | \theta)$
  - Красная линия – распределение Дирихле  $P(\theta)$
  - Желтая линия – апостериорная вероятность выпадения орла  $P(\theta | D)$



# Скрытые Марковские модели (HMM)

# Пример

- Пусть некто имеет две монеты – правильную и кривую. Он бросает монету и сообщает нам серию результатов. С некоторой вероятностью он может подменить монету. Моменты подмены монеты нам неизвестны, но известно:
  - результаты бросков
  - вероятность с которой он заменяет монету
  - степень кривизны каждой монеты
- Задача: определить моменты смены монеты

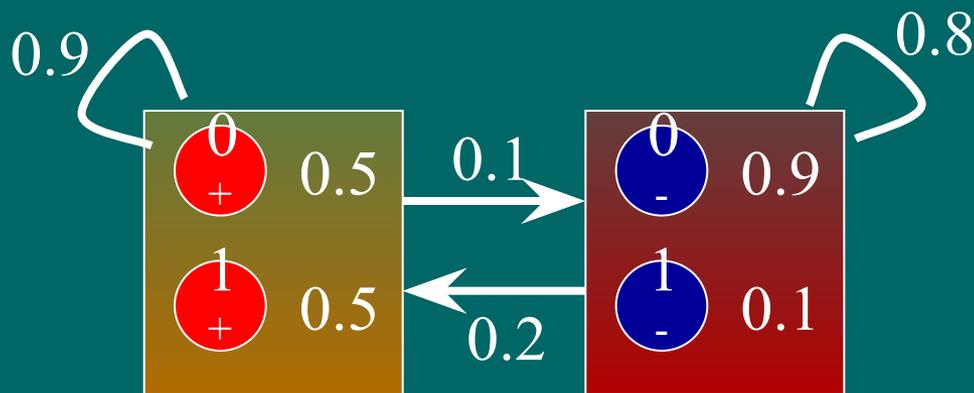
# Биологические примеры

- Дана аминокислотная последовательность трансмембранного белка. Известно, что частоты встречаемости аминокислот в трансмембранных и в растворимых частях белка различаются (аналог разных монет). Определить по последовательности где находятся трансмембранные участки.
- Дана геномная последовательность. Статистические свойства кодирующих областей отличаются от свойств некодирующих областей. Найти кодирующие области.
- • • •
- • • •
- • • •

# Описание НММ

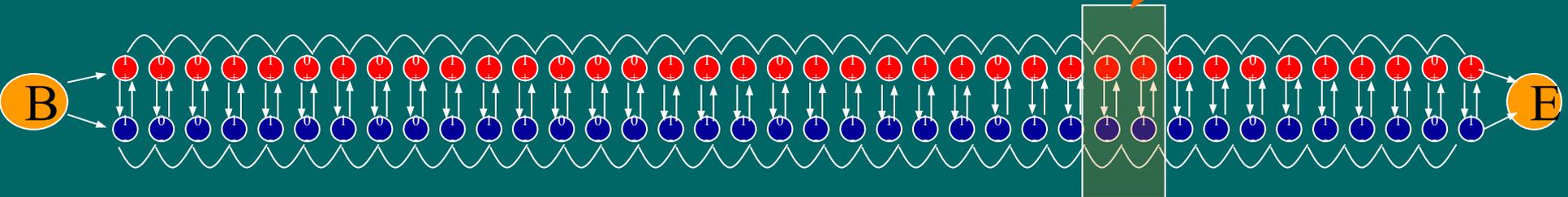
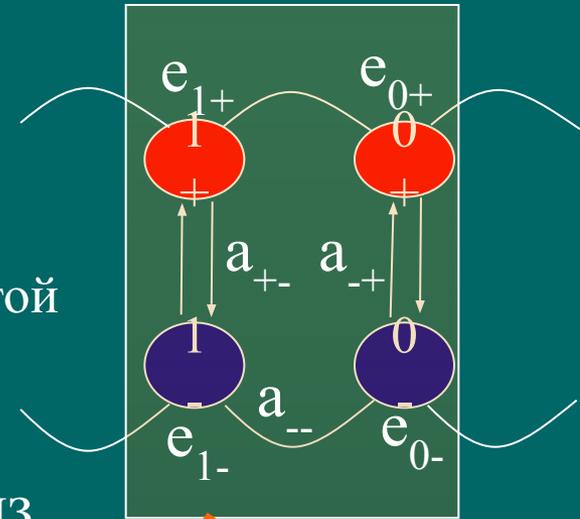
- Пример с монетой можно представить в виде схемы конечного автомата:
  - Прямоугольники означают состояния
  - Кружки означают результат бросания (эмиссии)
  - Стрелки – возможные переходы между состояниями
  - Числа около кружков – вероятности эмиссии  $e_i$
  - числа около стрелок – вероятности переходов между состояниями  $a_{ik}$

- Сумма весов исходящих стрелок равна 1
- Сумма весов эмиссии в каждом состоянии равна 1



# Решение задачи о монете

- Пусть нам известна серия бросков:  
1001101001110001110111110111111011110111101
- Этой серии можно поставить в соответствие граф переходов:
  - Красные вершины соответствуют эмиссии соответствующих значений правильной монетой
  - Синие вершины – эмиссия значений кривой монетой
  - на ребрах – вероятности переходов
  - на вершинах – вероятности эмиссии
- Каждому пути по графу соответствует одна из гипотез о порядке смены монеты



# Решение задачи о монете

- Для любого пути можно подсчитать вероятность того, что наблюдаемая серия соответствует этому пути (порядку смены монет)

$$P = a_{0,1} \cdot \prod a_{i,i+1} \cdot e_{i+1}$$

- Найдем путь, отвечающий максимуму  $P$ .  $\log$  является монотонной функцией, поэтому можно прологарифмировать формулу для вероятности.

$$\pi^* = \operatorname{argmin} \left\{ -\log a_{0,1} - \sum_{\pi} (\log(a_{i,i+1}) + \log(e_{i+1})) \right\}$$

- Это задача поиска оптимального пути на графе. Решается динамическим программированием
- Алгоритм динамического программирования для поиска наиболее вероятного пути называется Viterbi

# Viterbi рекурсия

- Обозначения

- $v_k(i)$  – наилучшая вероятность пути, проходящего через позицию  $i$  в состоянии  $k$ .
- $\pi_k(i)$  – наилучший переход из позиции  $i$  в состоянии  $k$  в предыдущую позицию (предыдущее состояние)
- $\pi^*(i)$  – наилучшее состояние в позиции  $i$

- Инициация

$$v_k(0) = \delta(0, k); \quad k - \text{номер состояния}$$

- Рекурсия

$$\begin{aligned} v_k(i) &= e_k(x_i) \max_m (v_m(i-1) a_{mk}); \\ \pi(i, k) &= \operatorname{argmax}_m (v_m(i-1) a_{mk}); \end{aligned} \quad \text{обратный переход}$$

- Завершение

$$\begin{aligned} P(x, \pi^*) &= \max_m (v_m(L) a_{m0}); \\ \pi^*(L) &= \operatorname{argmax}_m (v_m(L) a_{m0}); \end{aligned}$$

- Оптимальный путь

$$\pi^*(i-1) = \pi(i, \pi^*(i));$$

# Другая постановка задачи

- Для каждого наблюдаемого значения определить вероятность того, что в этот момент монета была правильной.
- Для этого надо просуммировать по всем путям, проходящим через точку  $i_+$  вероятности этих путей. Для решения этой задачи достаточно вспомнить динамическое программирование над полукольцом с использованием операции сложения и умножения.

- Оцениваем значение

$$P(x, \pi_i=k) = P(x_1 \dots x_i, \pi_i=k) \cdot P(x_{i+1} \dots x_L | \pi_i=k) / P(x);$$

- Первый сомножитель  $f_k(i) = P(x_1 \dots x_i, \pi_i=k)$  определяем просмотром вперед
- Второй сомножитель  $b_k(i+1) = P(x_{i+1} \dots x_L | \pi_i=k)$  определяем просмотром назад

# Оценка параметров НММ

- Есть две постановки задачи.
  - Есть множество наблюдений с указанием, где происходит смена моделей (*обучающая выборка, training set*)
  - Есть множество наблюдений, но смена моделей нам не дана
- В обоих случаях предполагается известными сами модели, т.е. конечные автоматы описаны, но неизвестны числа на стрелках и вероятности эмиссии.

# Оценка параметров НММ при наличии обучающей выборки

- Здесь используется техника оценки параметров методом наибольшего правдоподобия.
- Пусть
  - $x^n$  – набор независимых наблюдений
  - $\theta$  – набор параметров, которые надо оценить
- Тогда надо максимизировать
$$\theta^* = \operatorname{argmax}_{\theta} l(x^1 \dots x^n | \theta) = \operatorname{argmax}_{\theta} \left\{ \sum_j \log P(x^j | \theta) \right\}$$

# Оценка параметров НММ при наличии обучающей выборки

- Можно показать, что при большом количестве наблюдений справедливы оценки

$$a_{kl} = A_{kl} / \sum_{l'} A_{kl'} ; \quad e_k(\mathbf{b}) = E_k(\mathbf{b}) / \sum_{\mathbf{b}'} E_k(\mathbf{b});$$

–  $A_{kl}$  – наблюдаемое количество переходов между моделями

–  $E_k(\mathbf{b})$  – количество порожденных символов в соответствующих моделях

- При малых размерах выборки используют технику псевдоотсчетов, добавляя к наблюдаемым значениям некоторое количество шума.

# Если нет обучающей выборки

- Итеративный алгоритм Баума-Велча.
  1. Выберем некоторые наборы параметров НММ (обычно они генерируются случайно).
  2. Найдем для них оптимальные пути во всех представленных примерах
  3. По найденным оптимальным путям определим новые параметры
  4. Перейдем к шагу 2.
- Показано, что алгоритм сходится (отношение правдоподобия растет на каждой итерации)
- Есть опасность нахождения локального, а не глобального экстремума.

# Оценки параметров по Бауму-Велчу

- Имея заданные параметры модели можно определить вероятность перехода между состояниями:

$$P(\pi_i = k, \pi_{i+1} = l \mid x, \theta) = f_k^j(i) a_{kl} e_i(x_{i+1}) b_l(i+1) / P(x),$$

где  $f_k^j(i) = P(x_1 \dots x_i, \pi_i = k)$ ,  $b_l(i+1) \cdot P(x_{i+1} \dots x_L \mid \pi_{i+1} = l)$  – значения, полученные при прямом и обратном проходе. Тогда для переходных и эмиссионных вероятностей получим оценки для количества переходов и порожденных символов:

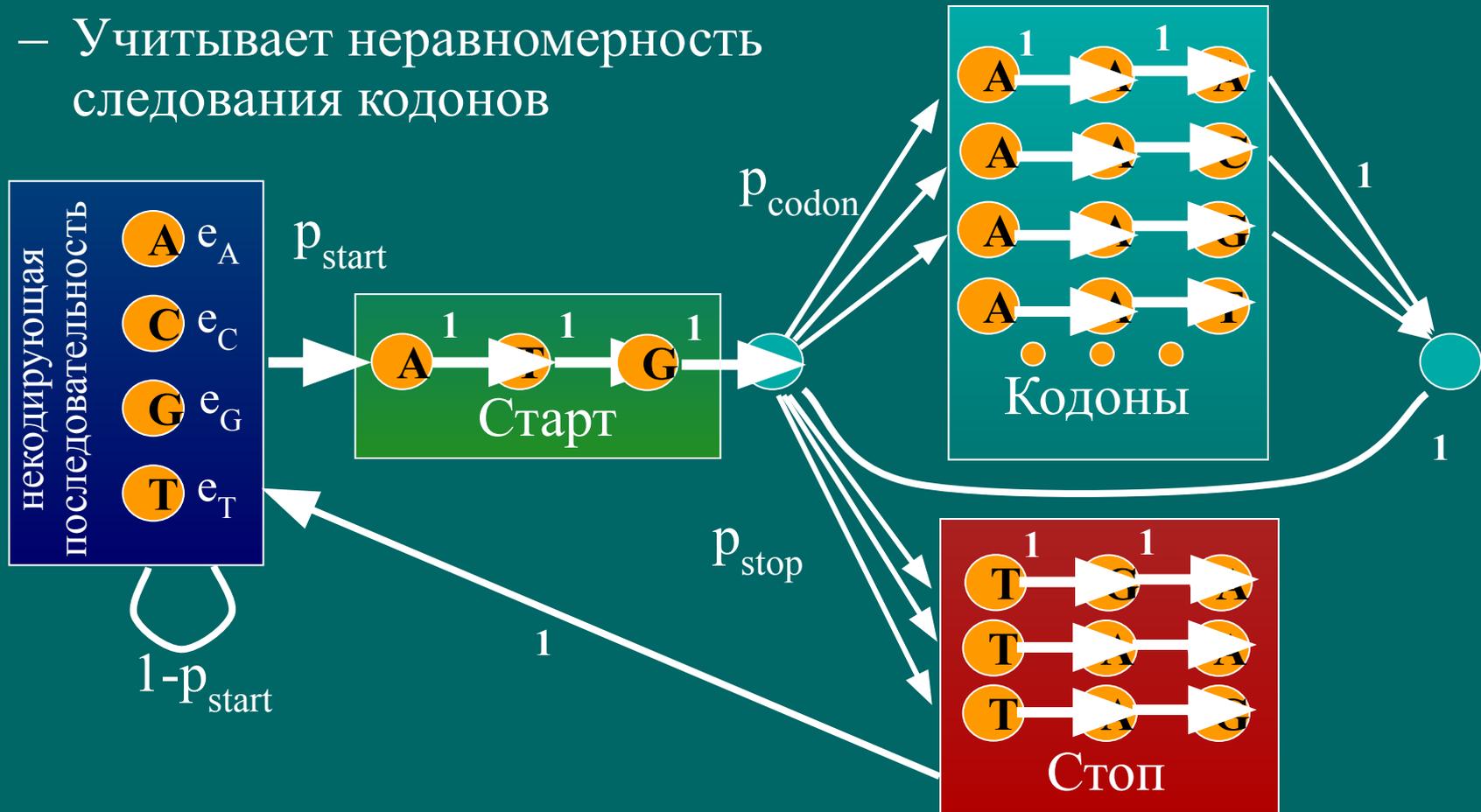
$$A_{kl} = \sum_j 1/P(x^j) \sum_i f_k^j(i) a_{kl} e_i(x_{i+1}) b_l^j(i+1);$$

$$E_k(b) = \sum_j 1/P(x^j) \sum_i f_k^j(i) b_k^j(i) \delta(x_i^j, b);$$

где  $x^j$  –  $j$ -последовательность в выборке,  
 $f_k^j$ ,  $b_l^j$  – результаты прямого и обратного прохода по последовательности  $x^j$

# Предсказание кодирующих областей в прокариотах

- Реальная схема HMM для поиска кодирующих областей сложнее:
  - Включает в себя SD сайт
  - Учитывает неравномерность следования кодонов



# Оценка качества обучения

- Выборку разбивают на два подмножества – обучающую и тестирующую
- На первой выборке подбирают параметры
- На второй – тестируют и определяют качество обучения:
  - TP – количество правильно определенных позитивных позиций (например, кодирующих)
  - TN – количество правильно определенных негативных позиций (например, не кодирующих)
  - FP – количество неправильно определенных позитивных позиций (не кодирующих, предсказанных как кодирующие)
  - FN – количество неправильно определенных негативных позиций (кодирующих не кодирующих, предсказанных как не кодирующие)

- Специфичность:

$$Sp = TP / (TP + FP)$$

- Чувствительность:

$$Sen =$$

- Качество

$$QQ =$$

- Коэффициент корреляции

$$CC =$$

# Профили



# Энтропия колонки

- Пусть колонка содержит  $n_\alpha$  букв типа  $\alpha$ . Тогда вероятность появления такой колонки при случайных независимых последовательностях будет определяться мультиномиальным распределением:

$$P_{\text{column}} = \frac{N!}{\prod_{\alpha} n_{\alpha}!} \prod_{\alpha} p_{\alpha}^{n_{\alpha}}; p_{\alpha} - \text{вероятность появления } \alpha$$

- Логарифм этой величины равен:

$$\log ( P_{\text{column}} ) = \log N! + \sum_{\alpha} ( n_{\alpha} \log p_{\alpha} - \log n_{\alpha}! )$$

Заменим  $n$  на  $N f_{\alpha}$  ( $f_{\alpha}$  – частота) и применим оценку для факториала  $n! \approx (n/e)^n$ . Получим полную энтропию колонки

$$H_{\text{column}} = \log( P_{\text{column}} ) = N \sum_{\alpha} f_{\alpha} ( \log p_{\alpha} - \log f_{\alpha} ); \text{ доказать!}$$

Величина

$$I = - \sum_{\alpha} f_{\alpha} ( \log p_{\alpha} - \log f_{\alpha} )$$

называется информационным содержанием колонки

# НММ профиль

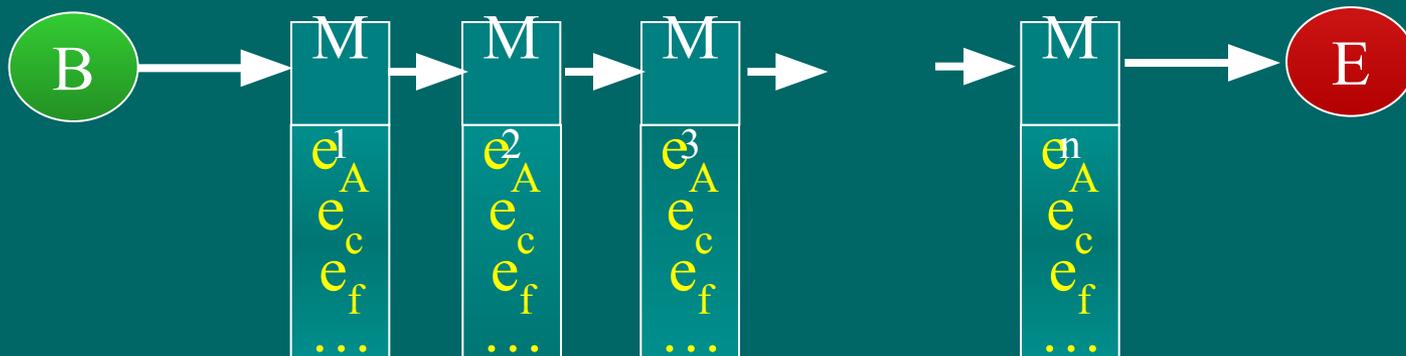
- Модель: каждая последовательность множественного выравнивания является серией скрытой Марковской модели.
- Профиль – описание Марковской модели. Каждой позиции соответствует свое состояние. Вероятности переходов между соседними состояниями равны 1.
- Вероятность того, что некоторая последовательность  $x$  соответствует профилю  $M$ :

$$P(x | M) = \prod e_i(x_i);$$

- Значимость определяется отношением правдоподобия: сравнением с  $P(x | R)$  – вероятностью, что последовательность сгенерирована случайной моделью  $R$ :

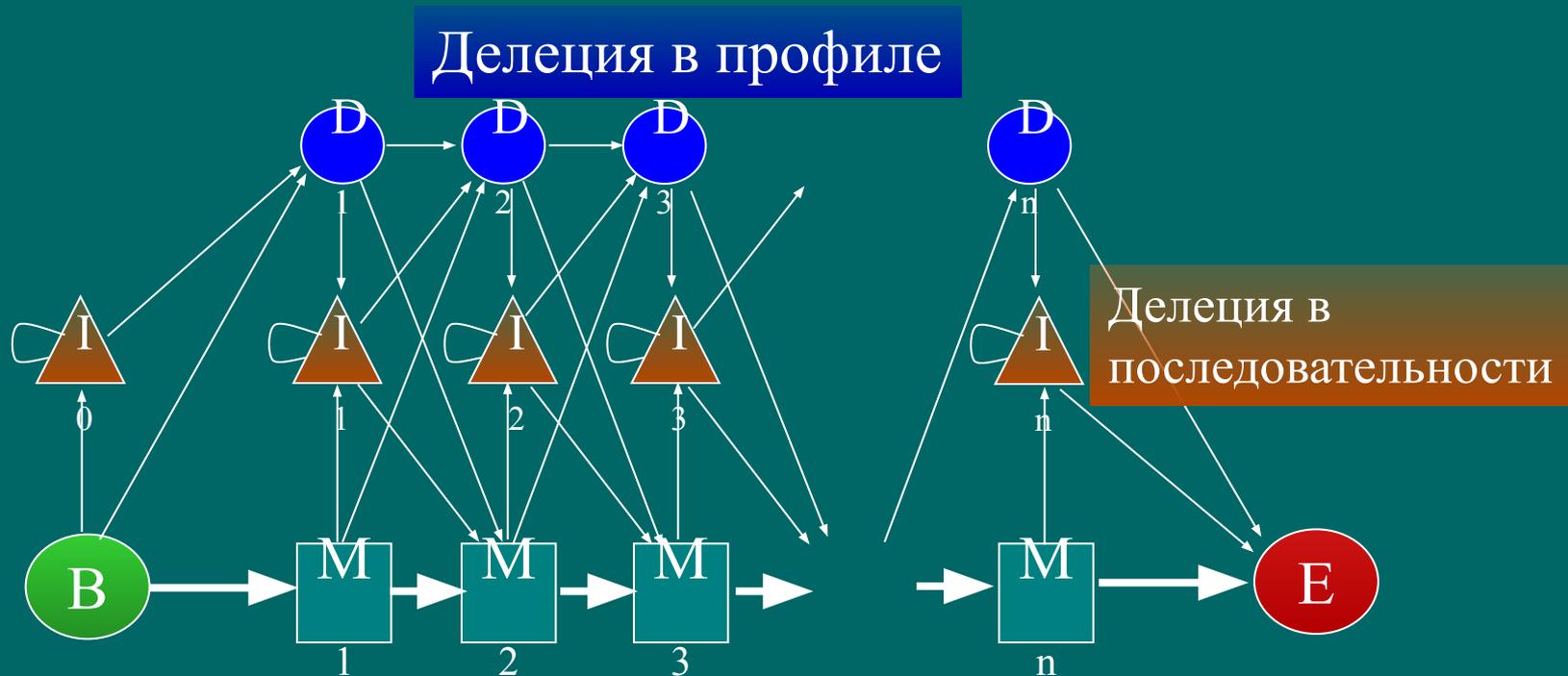
$$S = \log (P(x | M) / P(x | R)) = \sum \log \{e_i(x_i) / q(x_i)\};$$

- Величины  $w_i(\alpha) = \log \{e_i(\alpha) / q(\alpha)\}$  называют позиционной весовой матрицей (PSSM)



# НММ с учетом возможности вставок

- Делеция в профиле и в последовательности могут идти подряд (в отличие от парного выравнивания)
- Делеционные состояния – молчание (не имеют эмиссии)
- Вероятность перехода в делеционное состояние зависит от позиции



# Определение параметров модели

- Для начала надо определиться с длиной модели. В случае, если обучающее множественное выравнивание не имеет вставок/делеций это тривиально. Наличие же вставок/делеций требует различать вставки и делеции. Простейшее правило если колонка содержит больше половины вставок, то она не включается в модель, а события вставок трактуются как вставки в последовательность.
- Если выравнивание толстое, то для параметров можно использовать обычные оценки:

$$a_{kl} = A_{kl} / \sum_{l'} A_{kl'} ; e_k(a) = E_k / \sum_{a'} E_k(a');$$

# Для тонких выравниваний

- Простейшие варианты псевдоотсчетов:

- Правило Лапласа: к каждому счетчику прибавить 1:

$$e_k(a) = (E_k(a) + 1) / (\sum_{a'} E_k(a') + N_a);$$

где  $N_a$  – размер алфавита (20)

- Добавлять псевдоотсчеты, пропорционально фоновым частотам:

$$e_k(a) = (E_k(a) + Aq_a) / (\sum_{a'} E_k(a') + A); A \approx N_a;$$

Такие псевдоотсчеты соответствуют Байесовой оценке

$$P(\theta | D) = P(D | \theta) P(\theta) / P(D);$$

при априорном распределении  $P(\theta)$  – распределение Дирихле с параметром  $\alpha_a = Aq_a$ .

# Смеси Дирихле

- Представим себе, что на распределение вероятностей влияют несколько источников — частота встречаемости символа в белках вообще, частота встречаемости символа в петлях, частота встречаемости символа в трансмембранных сегментах и т.п. Каждое такое распределение дает свои псевдоотсчеты  $\alpha^k$ . Тогда для вероятности эмиссии можно написать:

$$e_k(a) = \sum_d P(d | E_k) (E_k(a) + \alpha_a^d) / (\sum_{a'} E_k(a') + \sum_{a'} \alpha_{a'}^d);$$

где  $P(d | E_k)$  — вероятность выбора распределения  $d$  при условии наблюдаемых частот:

$$P(d | E_k) = P(E_k | d) P(d) / \sum_{d'} P(E_k | d') P(d');$$

- Для оценки  $P(E_k | d)$  используют простую формулу:

$$P(E_k | d) = \frac{(\sum_a E_k(a))! \Gamma(\sum_a (E_k(a) + \alpha_a^d)) \Gamma(\sum \alpha_a^d)}{\prod_a E_k(a)! \prod_a \Gamma(E_k(a) + \alpha_a^d) \prod_a \Gamma(\alpha_a^d)}$$

# Использование матрицы замен

- Еще один способ введения псевдоотсчетов. У нас есть матрица замен аминокислотных остатков (например, РАМ120). Матрица замен может трактоваться как то, что каждая аминокислота является немножко другой аминокислотой. Поэтому в качестве псевдоотсчетов используют величину

$$\alpha_{ja} = A \sum_b f_{ib} P(a | b),$$

где  $f_{ib}$  – частота встречаемости в колонке буквы  $b$ ,  $P(a | b)$  – вероятности замены буквы  $b$  на  $a$

# Использование предка

- Все последовательности  $x^k$  в выравнивании произошли от общего предка  $y$ .

$$P(y_j=a \mid \text{alignment}) = q_a \prod_k P(x_j^k \mid a) / \sum_{a'} q_{a'} \prod_k P(x_j^k \mid a')$$

- Тогда для оценки эмиссионной вероятности

$$e_j(a) = \sum_{a'} P_j(a \mid a') P(y_j=a' \mid \text{alignment})$$

где  $P_j(a \mid a')$  – матрица замен. Матрица замен зависит от скорости эволюции соответствующей колонки.

Для выбора матрицы можно использовать принцип максимального правдоподобия:

$$P(x_j^1, x_j^2, \dots, x_j^N) = \sum_{a'} q_{a'} \prod_k P(x_j^k \mid a, t) \rightarrow \max ;$$

- Для матрицы замен можно использовать выражение:

$$P(a \mid b, t) = \exp( t P(a \mid b, 1) )$$

# А чему же равно $A$ ?

- Для компенсации малости выборок используют псевдоотсчеты.
- Разные подходы дают разные распределения псевдоотчетов  $\alpha_i$ , но не определяют величину коэффициента  $A$  при  $\alpha_i$ .
- Часто предполагают, что псевдоотсчеты должны быть сопоставимыми с точностью определения частот  $\Delta$ , которая пропорциональна  $\Delta \approx \sqrt{N}$ , где  $N$  – количество испытаний (толщина выравнивания) поэтому полагают:

$$A = \kappa \sqrt{N}, \kappa \approx 1 (0.5 \dots 1);$$

# Это еще не все ...

- При вычислении эмиссионных вероятностей используется предположение о независимости испытаний. Однако, в выравнивании часто встречаются близкие последовательности, и это предположение неверно. Например, если мы в выравнивание добавим много копий одной из последовательностей, то эмиссионные вероятности будут в основном отражать свойства именно этой последовательности.
- Пример: выравнивание содержит последовательности белка из человека, шимпанзе, гиббона, орангутанга, мыши, рыбы, мухи, комара, червяка. Очевидно, что последовательности приматов перепредставлены. Кроме того, последовательности двукрылых также перепредставлены.
- Поэтому при подсчете вероятностей необходимо каждую последовательность учитывать с весом, отражающим ее уникальность в данной выборке.

# Взвешивание последовательностей

- Способ учета неравномерной представленности последовательностей в выборке называется взвешиванием последовательностей.
- Каждой последовательности в выравнивании присваивается свой вес  $\beta_k$ . Тогда частота каждого символа  $a$  в колонке  $k$  подсчитывается по формуле:

$$E_k^a = \sum_i \beta_i \delta(S_k^i, a) / \sum \beta_i$$

где  $S_k^i$  – буква в последовательности  $i$  в колонке  $k$ ,  $\beta_i$  – вес последовательности  $i$ .

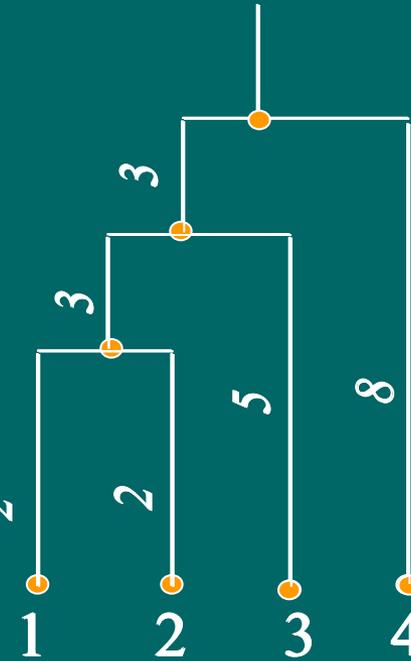
# Взвешивание последовательностей

## Метод Герштейна-Сонхаммера-Чотьи

- Пусть нам известно филогенетическое дерево с расстояниями на ветвях. На листьях – последовательности.
- В начале все веса последовательностей приравниваются длинам веток
- Далее веса определяем итеративно, внося поправки в веса по ходу движения вверх по дереву:

$$\Delta w_i = t_n w_i / \sum_{k\text{-листья ниже узла } n} w_k$$

- Смысл заключается в том, что длина ветки распределяется по дочерним узлам



$$w_1 = 2 + 3 + 2 = 3.5 / 12 = 4.4$$

$$w_2 = 2 + 3 + 2 = 3.5 / 12 = 4.4$$

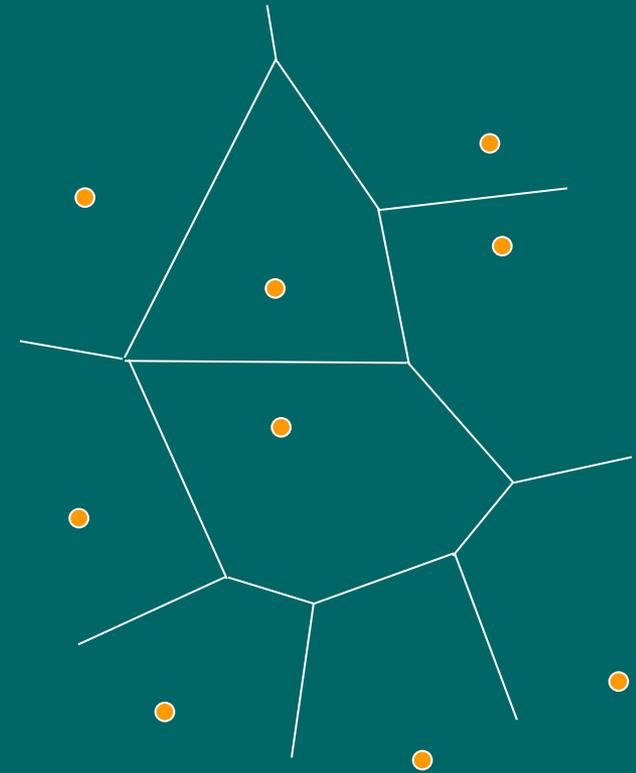
$$w_3 = 5 + 2.5 = 5 / 12 = 6.25$$

$$w_4 = 8$$

# Взвешивание последовательностей

## *Многогранники Воронова*

- Поместим объекты в некоторое метрическое пространство. Каждый объект хочет иметь "поместье" – некоторую область пространства. Проведем границы между поместьями посередине между объектами. В результате все "поместья" будут иметь форму многогранника. Эта конструкция называется многогранниками Воронова.
- Можно определить вес последовательности как объем поместья. Вопрос только в том как и в какое метрическое пространство помещать последовательности.



# Взвешивание последовательностей

## *Максимально дискриминирующие веса*

- Вероятность модели при условии, что последовательность  $x$  принадлежит модели  $M$ :

$$P(M | x) = \frac{P(x | M) P(M)}{P(x | M) P(M) + P(x | R)(1-P(M))}$$

- Вероятность модели при условии нескольких последовательностей (дискриминатор):

$$D = \prod_k P(M | x^k)$$

- Веса последовательностей подбираем так, чтобы максимизировать  $D$ .
- Но: чтобы вычислить  $D$  нам необходимы параметры модели, которые зависят от того, как мы взвешивали последовательности. Применяют итеративную процедуру.

# Взвешивание последовательностей

## Максимизация энтропии

- Пусть  $k(i, a)$  – количество остатков типа  $a$  в колонке  $i$ ,  $m_i$  – количество типов остатков в колонке  $i$ . Выберем вес для последовательности  $k$  равным

$$w_k(i) = 1 / (m_i k(i, a)).$$

- Такой вес обеспечивает наиболее равномерное распределение частот остатков в колонке. Чтобы задать вес для последовательности в целом, просуммируем соответствующие веса:

$$w_k = \sum_i w_k(i) = \sum_i 1 / (m_i k(i, a)).$$

# Взвешивание последовательностей

## Максимизация энтропии

- Обобщенный подход:

$$\sum_i H_i(w) \rightarrow \max, \sum_k w_k = 1;$$

где  $H_i(w) = \sum_a p_{ia} \log p_{ia}$ ;

$p_{ia}$  – вероятности встречаемости аминокислоты  $a$  в колонке  $i$ , подсчитанные с учетом весов последовательностей:

$$p_{ia} = \sum_k w_k \delta(x_i^k, a);$$

- Задача максимизации приводит к системе уравнений:

$$\sum_k w_k = 1;$$

$$\sum_i \partial H_i(w) / \partial w_k - \lambda = 0;$$

- Здесь неизвестные  $w_k$  и неопределенный множитель Лагранжа  $\lambda$

# Множественное выравнивание

# Множественное выравнивание

- Способ написать несколько последовательностей друг под другом (может быть с пропусками) так, чтобы в одной колонке стояли гомологичные позиции.
- "Золотой стандарт" – совмещенные пространственные структуры гомологичных белков. Соответствующие позиции в разных последовательностях отвечают гомологичным позициям
- Задача. Найти способ (алгоритм и параметры), выравнивающий последовательности "золотого стандарта" правильно. Есть надежда, что в случаях, когда пространственные структуры неизвестны, этот алгоритм правильно выровняет последовательности.

# Оценка качества множественного выравнивания

## Энтропийная оценка

- Обычно считают, что колонки в выравнивании независимы. Поэтому качество выравнивания можно оценить как сумму качеств колонок:

$$S = G + \sum_{\text{columns}} S(m_k)$$

$G$  – веса делеций,  $S(m_k)$  – вес колонки

- Пусть  $c_{ia}$  – количество появлений аминокислоты  $a$  в колонке  $i$ . Вероятность колонки можно описать как
- $P(m_i) = \prod_a p_{ia}^{c_{ia}}$
- Вероятность выравнивания =  $\prod_i P(m_i)$ ; В качестве веса можно использовать логарифм вероятности:

$$S = \sum_{\text{columns}} S(m_k);$$
$$S(m_k) = - \sum_a c_{ia} \log p_{ia} = H(m_i)$$

$H(m_i)$  – энтропия колонки; для вероятностей остатков принимают:

$$p_{ia} = \tilde{c}_{ia} / \sum_{a'} \tilde{c}_{ia'}$$

где  $\tilde{c}_{ia}$  – количество остатков в колонке с поправкой на псевдоотсчеты

# Оценка качества множественного выравнивания

## Сумма пар

- Другой традиционный способ оценки – сумма весов матрицы соответствия аминокислотных остатков SP:

$$S(m_i) = \sum_{k < l} s(x_i^k, x_i^l);$$

- Способ не совсем правильный. Более правильная оценка для трех последовательностей  $S(m_i) = \log(p_{abc} / q_a q_b q_c)$ , а не  $\log(p_{ab} / q_a q_b) + \log(p_{bc} / q_b q_c) + \log(p_{ac} / q_a q_c)$ ; (вспомним определение матрицы замен)

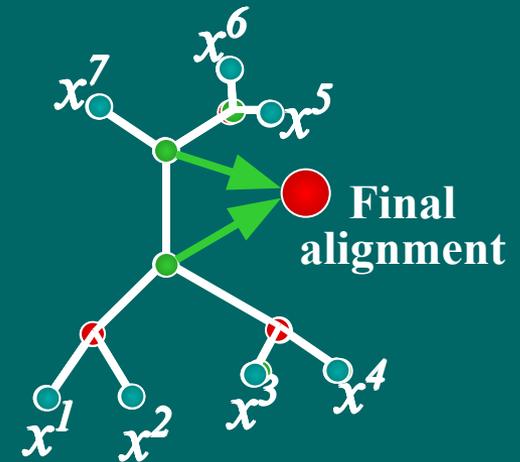


# Динамическое программирование для множественного выравнивания

- Количество вершин равно  $\prod_{\text{посл.}} L_i = O(L^N)$
- Количество ребер из каждой вершины =  $2^N - 1$   
*(почему ?)*
- Количество операций равно  
$$T = O(L^N)$$
- Надо запоминать обратные переходы в  $L^N$  вершинах.
- Если количество последовательностей  $> 4$ , то задача практически не разрешима.

# Прогрессивное выравнивание

- Строится бинарное дерево (guide tree, путеводное дерево) – листья = последовательности
- Дерево обходится начиная с листьев. При объединении двух узлов строится парное выравнивание супер-последовательностей (профилей) и получается новая суперпоследовательность



Путеводное дерево строится приближенно – главное быстро. Обычно это кластерное дерево

# Выравнивание профилей

- Выравнивание одной стопки последовательности относительно другой – обычное динамическое программирование.
- Оптимизируется сумма парных весов:

$$\sum_i S(m_i) \rightarrow \max$$
$$S(m_i) = \sum_{k < l \leq N} s(x_i^k, x_i^l)$$

- Если мы выравниваем две стопки –  $0 < i \leq n$  и  $n < i \leq N$ , то сумму разбиваем на три части:

$$S(m_i) = \sum_{k < l \leq n} s(x_i^k, x_i^l) + \sum_{\substack{n < k < l \leq N \\ k < l \leq N}} s(x_i^k, x_i^l) + \sum_{k \leq n, n < l \leq N} s(x_i^k, x_i^l)$$

- Две первые суммы являются внутренним делом стопок, последняя сумма отвечает за сравнение стопок (профилей)
- При сравнении используем расширенную матрицу сходства, добавив в нее сравнение делеционного символа '-':

$$s(-, -) = 0, s(a, -) = -d;$$

- При множественном выравнивании обычно используют линейные штрафы за делеции

# ClustalW

1. Строится матрица расстояний с использованием попарных выравниваний
2. Строится NJ дерево (метод ближайшего соседа)
3. Строится прогрессивное выравнивание
  - Используются дополнительные эвристики:
    - Взвешивание последовательностей (с учетом только топологии дерева)
    - На разных уровнях дерева используются разные матрицы сходства
    - Используется контекстно-зависимые штрафы за открытие делеции
    - Если при построении выравнивания появляются очень низкие веса, то дерево корректируется

# Улучшение выравнивания

- Недостаток прогрессивных методов: если для некоторой группы последовательностей выравнивание построено, то оно уже не перестраивается.
- Алгоритм итеративного улучшения
  1. Вынимаем из выравнивания одну последовательность
  2. По оставшимся последовательностям строим профиль
  3. Выравниваем вынутую последовательность с профилем
  4. Переходим к этапу 1.

# Множественное выравнивание с помощью НММ

- Каждому множественное выравнивание соответствует скрытая Марковская модель.
- Можно применить алгоритм максимизации ожидания Баума-Велча:
  - Порождаем случайные параметры НММ.
  - Выравниваем все последовательности с этой моделью
  - Переоцениваем параметры.
- Проблема: легко попасть в локальный максимум
- Обход проблемы: время от времени параметры НММ возмущаются.
- Другой вариант – использование искусственного отжига.
- Достоинство подхода: одновременно анализируются все последовательности. Нет проблемы необратимости, характерной для прогрессивного выравнивания.

# Блочное выравнивание

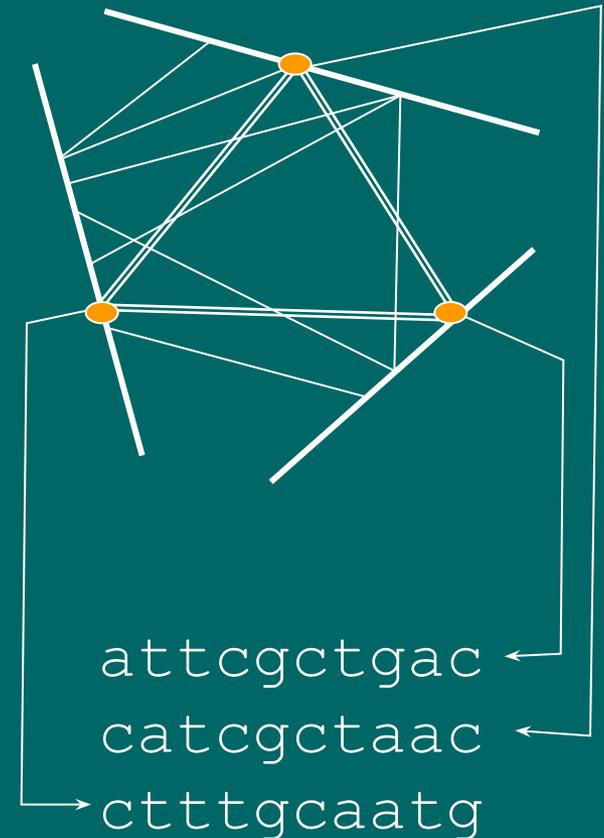
# Поиск СИГНАЛОВ

# Постановка задачи

- Дано несколько (например, 20) последовательностей. Длина каждой последовательности - 200
- В каждой последовательности найти короткий (длиной 20) фрагмент (сайт), такой, что все сайты между собой похожи.
- Например, даны регуляторные области совместно регулируемых генов. Найти сайты связывания белков-регуляторов.

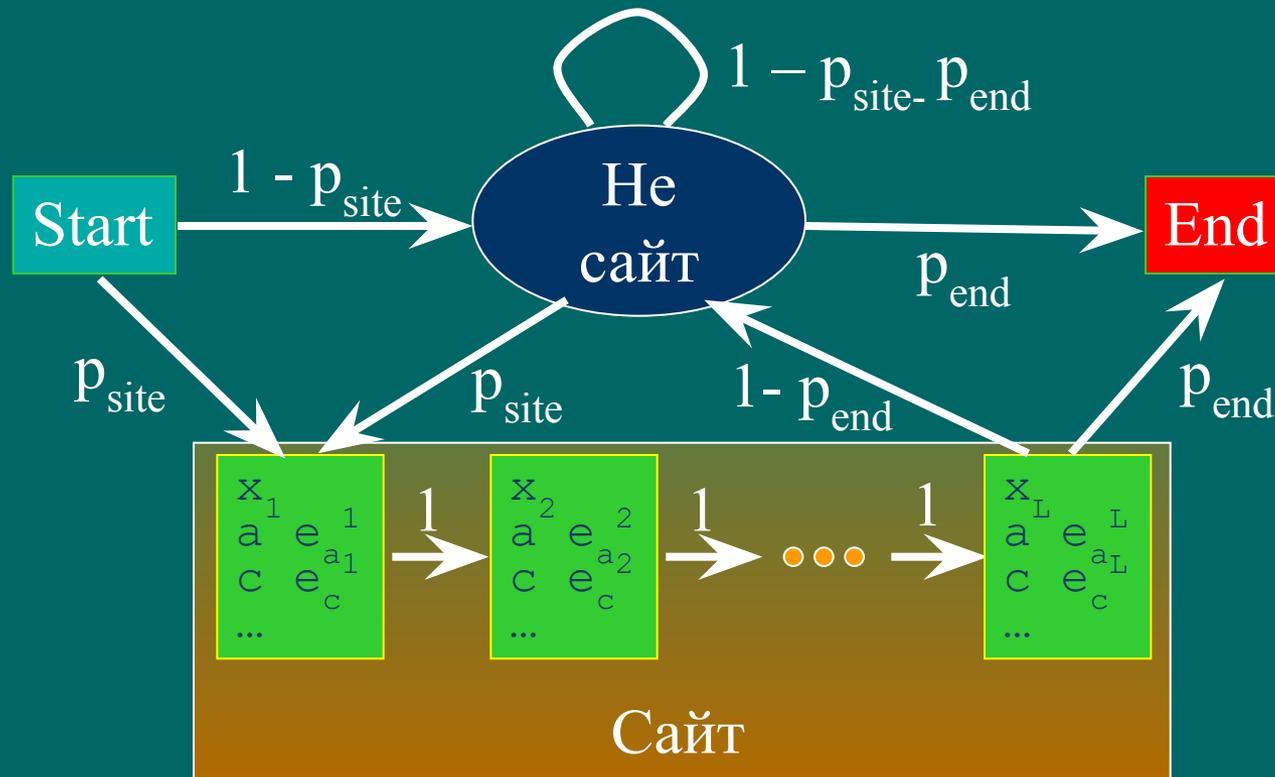
# Графвая постановка задачи.

- Дан многодольный граф:
  - Каждой доле соответствует последовательность
  - Вершины – сайты
  - Ребра проводятся между всеми сайтами, или если эти сайты между собой похожи.
- На каждой клике графа определено число. Например, информационное содержание безделеционного множественного выравнивания сайтов
- Найти клику наибольшего веса



# НММ-постановка задачи

- Найти НММ, описывающую наилучший сайт.
- Для описания сайта используют следующую модель:



# Алгоритм максимизации ожидания

- Допустим нам приблизительно известна структура сайта.
- Применяем алгоритм Баума-Велча.
- Получаем структуру сайта.
- Алгоритм MEME:
  - В качестве исходной модели выбираем модель, индуцированную первым словом в первой последовательности (с учетом псевдоотсетов).
  - Находим НММ
  - Берем в качестве исходной следующее слово из первой последовательности.
  - Так перебираем *все* слова во *всех* последовательностях
  - Отбираем наилучшие НММ

# Гиббс сэмплер

- **Задача:** найти набор позиций сайтов в последовательностях
- **Инициация:** В качестве решения выбираем произвольный набор позиций.
- **Итерации:**
  - Удаляем из выборки одну последовательность.
  - По позициям, определенным для остальных последовательностей строим профиль (HMM).
  - Для каждой позиции в удаленной последовательности рассчитываем вероятность того, что сайт находится там.
  - Разыгрываем позицию сайта в удаленной последовательности в соответствии с рассчитанными вероятностями.
  - Повторяем процедуру много раз для всех последовательностей

# Вероятности для Гиббс сэмплера

- Вероятности для Гиббс сэмплера

# Комбинаторные методы

RNA

# Вторичная структура РНК

- Вторичной структурой называется совокупность спаренных оснований
- Биологическая роль вторичной структуры:
  - Структурная РНК –
    - рибосомная,
    - тРНК
  - Регуляция –
    - Рибопереключатели
    - аттенюация
    - микроРНК
  - Рибозимы
  - Стабильность РНК

# Элементы вторичной структуры

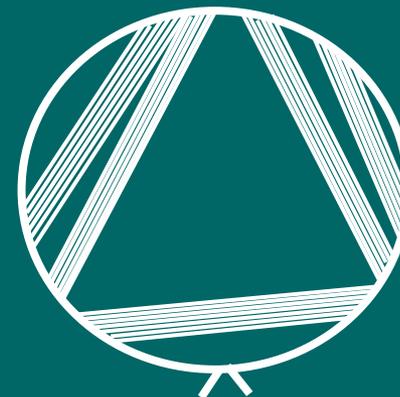


# Способы представления вторичных структур

Топологическая  
схема



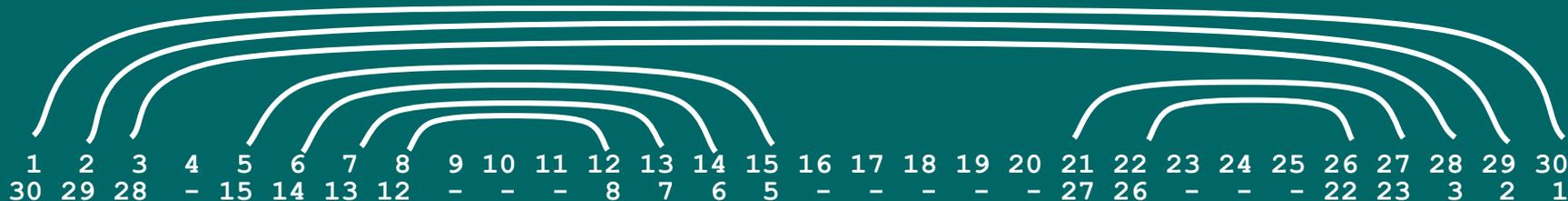
Круговая диаграмма



Список  
спиралей

	from <sub>1</sub>	to <sub>1</sub>	from <sub>2</sub>	to <sub>2</sub>
A	1	3	28	30
B	5	8	12	15
C	21	22	26	27

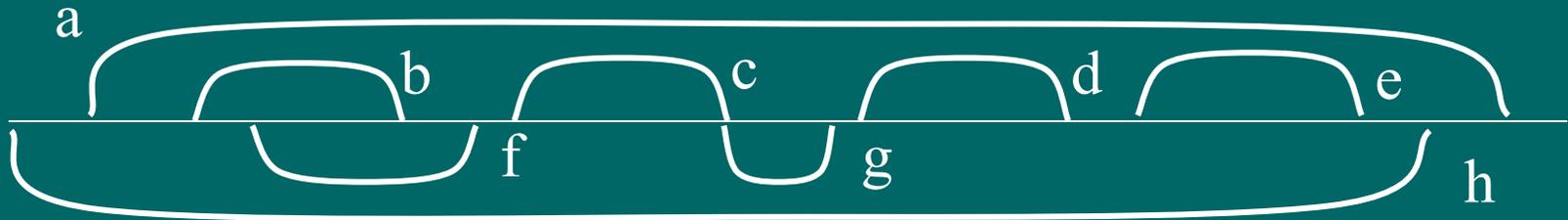
Массив спаренных оснований



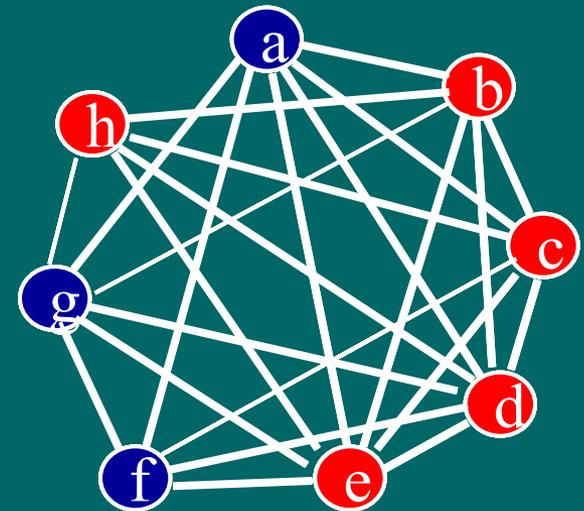
# Задача

- Дана последовательность.
- Найти правильную вторичную структуру.
- Золотой стандарт: tРНК, рРНК.
- Количество возможных вторичных структур очень велико.
- Дополнительные ограничения:
  - Нет псевдоузлов. (На самом деле они очень редки и энергетически невыгодны)
- Количество возможных структур все равно очень велико
- Надо найти *оптимальную* структуру. А что оптимизировать? Как оптимизировать?

# Комбинаторный подход



- Построим граф:
  - вершины – потенциальные нуклеотидные пары (или потенциальные спирали)
  - Ребро проводится, если пары совместимы (не образуют псевдоузлов и не имеют общих оснований)
- Допустимая вторичная структура – клика в ЭТОМ графе

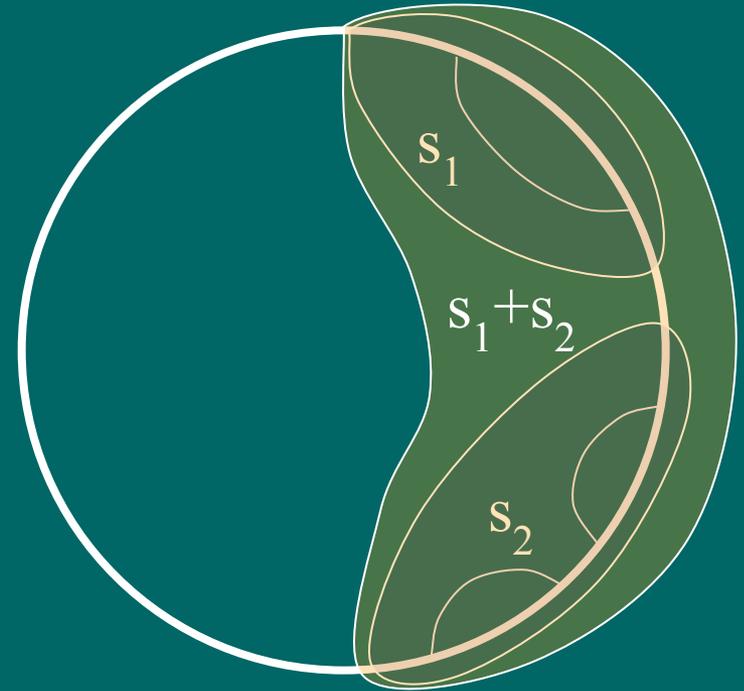




# Оптимизация количества спаренных оснований

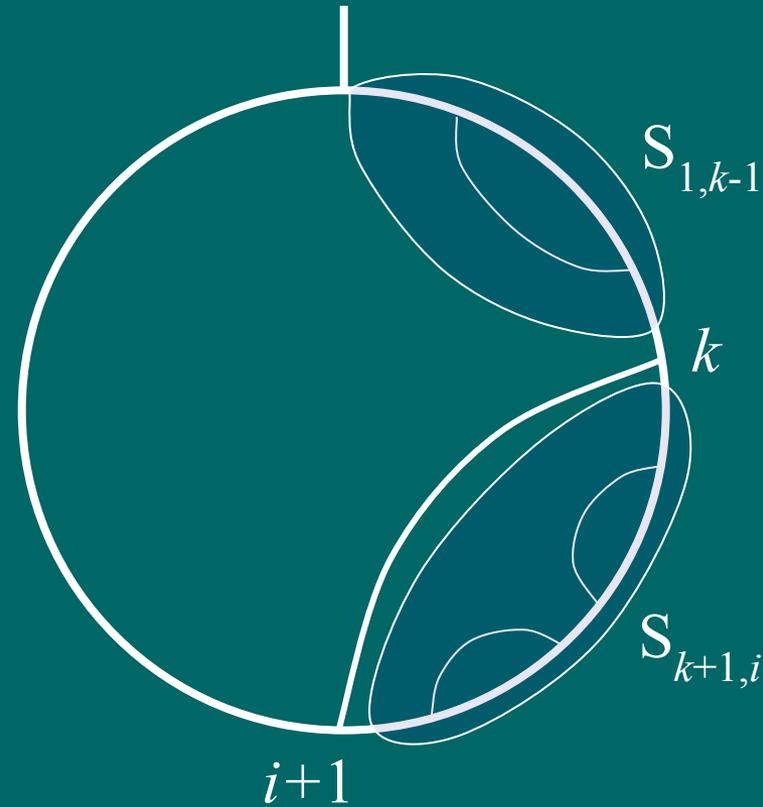
- Обозначим  $|s|$  - мощность структуры (количество спаренных оснований)
- Пусть  $s_1$  и  $s_2$  две непересекающиеся структуры (структуры без общих оснований)
- Тогда

$$|s_1 + s_2| = |s_1| + |s_2|$$



# Оптимизация количества спаренных оснований

- Пусть нам известны оптимальные структуры  $S_{rt}$  для всех фрагментов  $i \leq r \leq t \leq j$
- Тогда можно найти оптимальную структуру для сегмента  $[i, j+1]$
- Для этого нам надо понять, спаривать ли основание  $j+1$ , и, если спаривать, то с кем



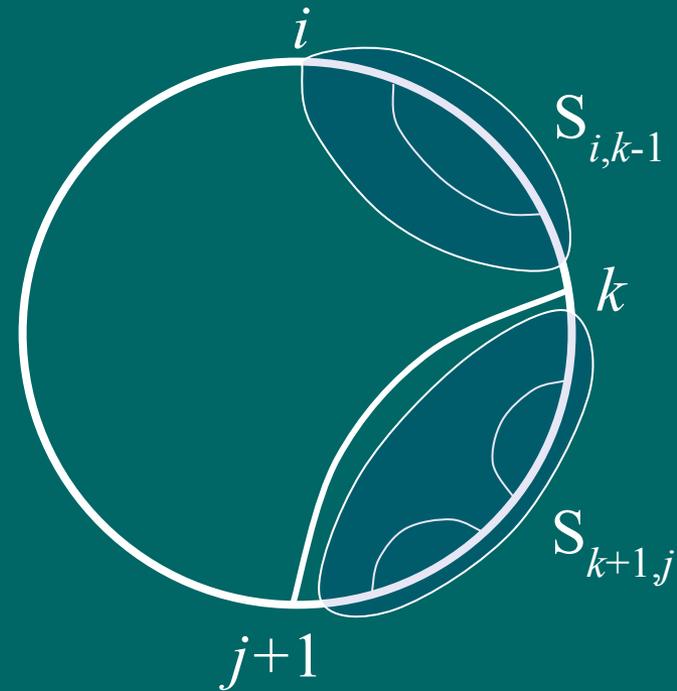
# Динамическое программирование для количества спаренных оснований (Нуссинофф)

- Количество спаренных оснований в оптимальной структуре  $S_{i,j+1}^*$  определяется как максимум:

$$S_{i,j+1}^* = \max \left\{ \begin{array}{l} S_{i,j}^* \text{; (нет спаривания)} \\ \max_k (S_{i,k-1}^* + S_{k,j}^*) + 1; \\ \text{(} k \text{ спаривается с } j+1 \text{)} \end{array} \right\};$$

Время работы алгоритма:

$$T \approx O(L^3)$$



# Динамическое программирование для количества спаренных оснований

- При поиске оптимального количества спаренных оснований заполняется треугольная матрица весов  $S_{i,j}$ ,  $i < j$ .
- Обозначим  $\pi_{ij}$  – номер основания, с которым надо спарить основание  $j$  при анализе сегмента  $[i, j]$ , или 0, если не надо спаривать. При оптимизации запоминаем треугольную матрицу спаривания (аналог матрицы обратных переходов)

# Восстановление структуры по матрице спаривания

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1	-																
2		-															
3			-														
4				-													
5					-												
6						-											
7					5		-										
8				4				-									
9						6			-								
10										-							
11											-						
12				-	10	10	10	10	10	10		-					
13				9	9	9	9	9	9				-				
14												11	11	11		-	
15																-	
16	2	2															-
17																	-

# Восстановление структуры по матрице спаривания

```
SearchStruct (int i, int j)
{
    int i0=i, j0=j;
    do{
        if(i >= j) return;
        if( $\pi_{ij}$  == 0) j--;
        if( $\pi_{ij}$  != i) i++;
        if( $\pi_{ij}$  == i)
        {
            StorePair(i, j);
            SearchStruct (i0, i-1);
            SearchStruct (i+1, j0);
            return;
        }
    }while (true)
}
```

# Энергия вторичной структуры

- Энергия спиралей
- Энергия петель (энтропия)

Энергия спирали рассчитывается как сумма энергий стэкингов

	AU	CG			
AU	-2	-3.2			
CG	-3.2	-4.8			
GC	-3.7	-4.5			

A – U
C – G
A – U
G – C
C – G

$$\Delta G = -3.2 -3.2 -3.7 -4.5$$
$$= - 14.6$$

# Энергия петель

- Энергия свободной цепи

$$\Delta G = V + 3/2 kT \ln L$$

- Для шпилек при  $L=3..5$  кроме энтропии есть некоторое напряжение структуры.
- Для внутренних петель и для мультипетель  $L$  – суммарная длина петель + количество ветвей.
- Параметр  $V$  зависит от типа петли
- Для выпячивания сохраняется стэкинг.
- Обычно используют не формулу, а таблицы.

# Минимизация энергии

*Обычное динамическое программирование не проходит – нет аддитивности.*

- Определения

- нуклеотид  $h$  называется доступным для пары  $i \bullet j$ , если **НЕ** существует спаривания  $k \bullet l$ , такого, что

$$i < k < h < l < j$$

- Множество доступных нуклеотидов для пары  $i \bullet j$  называется петлей  $L_{ij}$ , а пара  $i \bullet j$  называется закрывающей парой. Частный случай петли – стэкинг.

- Энергия структуры рассчитывается как сумма энергий петель (в том числе и стекингов):

$$\Delta G = \sum e(L_{ij})$$

# Алгоритм Зукера

- Введем две переменные:
  - $W(i,j)$  – минимальная энергия для структуры на фрагменте последовательности  $[i, j]$ ;
  - $V(i,j)$  – минимальная энергия для структуры на фрагменте последовательности  $[i, j]$  при условии, что  $i$  и  $j$  спарены;

- Рекурсия:

$$V(i,j) = \min_{i \leq i_1 < j_1 < i_2 < j_2 < \dots < i_k < j_k \leq j} \sum_l^k V(i_l, j_l)$$

$$W(i,j) = \min \{ \quad W(i+1,j), \quad i \text{ не спарено}$$

$$W(i,j-1), \quad j \text{ не спарено}$$

$$V(i,j), \quad i \text{ и } j \text{ спарены}$$

$$\min_{i < k < j} (W(i,k) + W(k+1,j)) \}$$

$i$  и  $j$  спарены с кем-то.

# Алгоритм Зукера

- Рекурсия для  $W$  требует времени

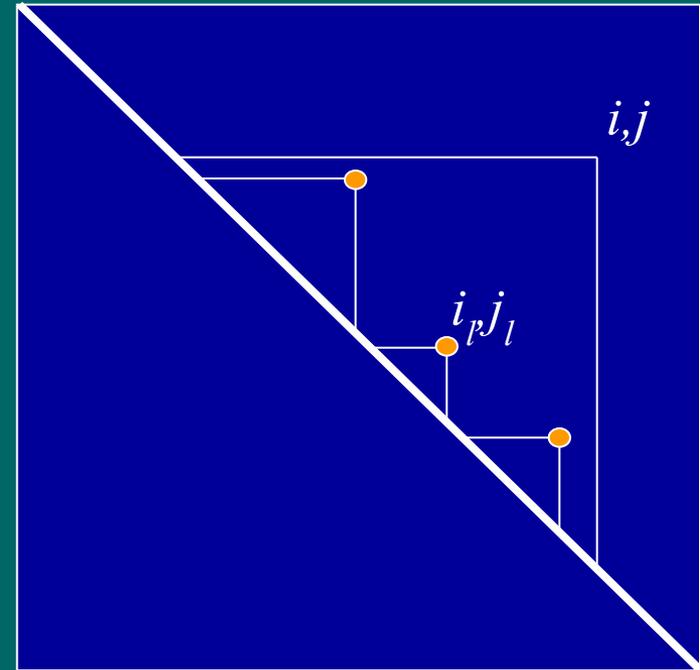
$$T \approx O(L^3)$$

- Рекурсия для  $V$  требует гораздо большего времени

$$T \approx O(2^L)$$

- Причина – мультипетли. Можно:

- Ограничить размер или индекс мультипетель
- Применить упрощенную формулу для их энергии
- Просматривать мультипетли только если  $i+1, j-1$  не спарены.
- Применить приближенную эвристику



# Проблемы минимизации энергии

1. Только около 80% тРНК сворачиваются в правильную структуру
2. Энергетические параметры определены не очень точно. Более того, в клетке бывают разные условия, и, соответственно, реализуются разные параметры.
3. Находится единственная структура с минимальной энергией, в то время как обычно существует несколько структур с энергией, близкой к оптимальной.

# Решение проблем

- Искать субоптимальные структуры
- Искать эволюционно консервативные структуры.
  - структуры тРНК и рРНК определены именно так

# Поиск субоптимальных структур и структурных элементов

- Статистическая сумма

$$Z = \sum \exp(-\Delta G_i / kT)$$

- Если мы просуммируем по всем структурам, содержащим данную пару, то мы можем оценить ее значимость (чем  $Z$  больше, тем более значимым является спаривание)
- Для подсчета  $Z$  можно использовать тот же алгоритм динамического программирования, заменив  $\min$  на суммирование, а сложение на умножение.
- Больцмановская вероятность того, что нуклеотиды  $i, j$  спарены равна:

$$P(i, j) = \exp(-\Delta G_{ij} / kT) / Z_{ij};$$

- Разыграваем пары оснований в соответствии с этой вероятностью и восстанавливаем соответствующие субоптимальные вторичные структуры.

# Консенсусные вторичные структуры РНК

# Основные задачи

- Построение консенсуса

- Дано: набор последовательностей для которых известно, что они имеют общую вторичную структуру (например, тРНК или регуляторный элемент)
- Описать общую структуру

- Поиск консенсуса

- Дано: описание консенсуса.
- Найти в данной последовательности (например, в геноме) все случаи встречи консенсуса

# Метод ковариаций

- Пусть дано множественное выравнивание последовательностей
- Взаимная информация двух колонок:

$$I(A,B) = \sum_{\alpha\beta} f_{AB}(\alpha\beta) \log_2 \{f_{AB}(\alpha\beta) / (f_A(\alpha) f_B(\beta))\}$$

$f_{AB}(\alpha\beta)$  – частоты одновременной встречи буквы  $\alpha$  в колонке  $A$  и буквы  $\beta$  в колонке  $B$ .

$f_A(\alpha)$  – частота встречаемости буквы  $\alpha$  в колонке  $A$ .

$f_B(\beta)$  – частота встречаемости буквы  $\beta$  в колонке  $B$ .

- Пары колонок с высоким значением взаимной информации с большой степенью вероятности образуют комплементарную пару (если высоки совместные частоты для пар букв AT, CG)
- Для восстановления вторичной структуры можно использовать алгоритм Нуссинофф, приписывая в качестве весов пар значение взаимной информации.

# Грамматики

- Определения
  - Терминальным символом называется символ, который может получаться в строке (обозначается малыми буквами)
  - Нетерминальный символ – символ для обозначения промежуточной подстроки
  - Грамматика – набор правил генерации слов
- Пример:

$$W_2 \rightarrow aW_1, W_1 \rightarrow bW_2, W_1 \rightarrow \varepsilon;$$

Порождает слова вида "ababababab"

# Стохастические контекстно-свободные грамматики

- Контекстно-свободные грамматики имеют правила вида

$$W \rightarrow \beta$$

$\beta$  – терминальные и/или нетерминальные *исключая* нулевую строку

- Правила преобразования могут быть снабжены вероятностями
- Обобщает скрытые Марковские модели. Позволяет описывать вторичные структуры РНК.
- Пример. Грамматика

$$S \rightarrow aW_1t \mid cW_1g \mid gW_1c \mid tW_1a;$$

$$W_1 \rightarrow aW_2t \mid cW_2g \mid gW_2c \mid tW_2a;$$

$$W_2 \rightarrow aW_3t \mid cW_3g \mid gW_3c \mid tW_3a;$$

$$W_3 \rightarrow gaaa \mid gcaa$$

Порождает шпильки с длиной спирали 3 и с последовательностью в петле *gaaa* или *gcaa*

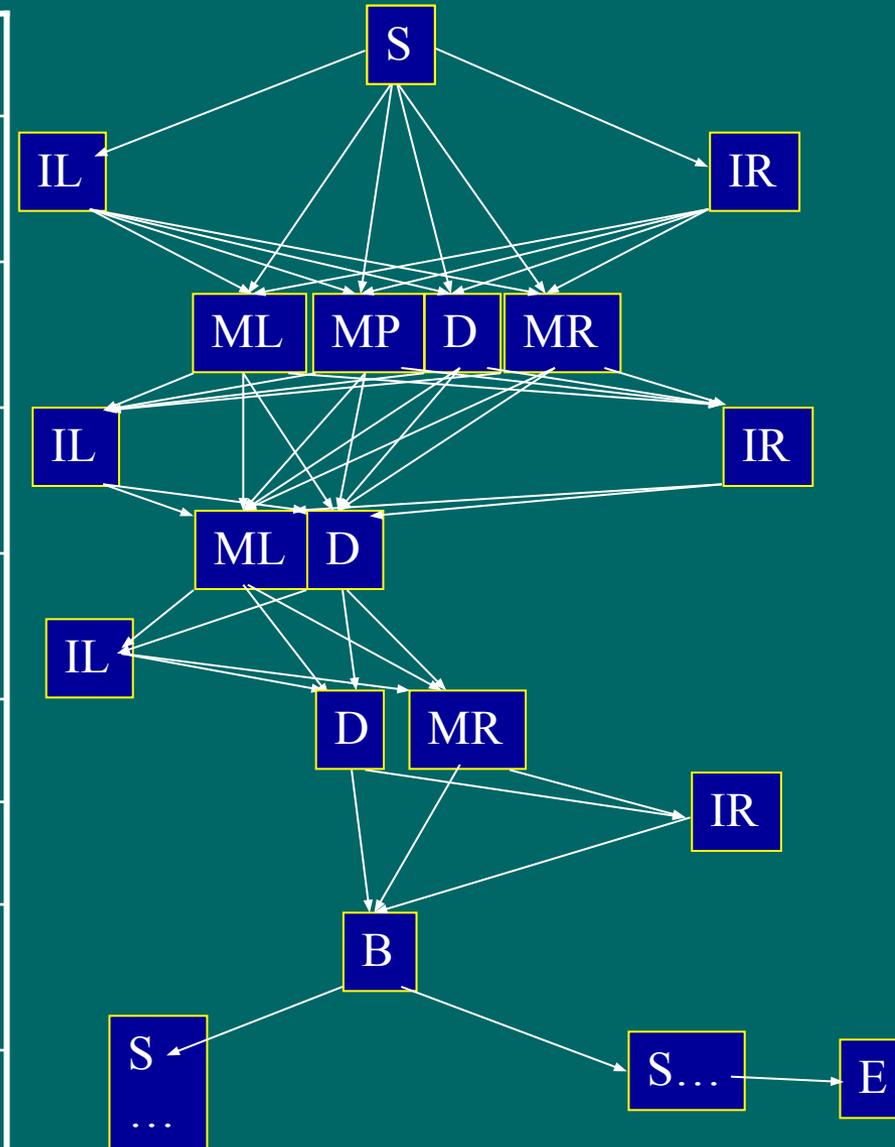
# Задача выравнивания СКСТ с последовательностью

- СКСТ для описания вторичной структуры. Есть шесть типов преобразований:

Правило	Что делает	Эмиссия
$P \rightarrow aWb$	Порождение взаимно-комплементарной пары в спирали	16 вероятностей
$L \rightarrow aW$	Порождение символа слева от "центра"	4 вероятности
$R \rightarrow Wa$	Порождение символа справа от "центра"	4 вероятности
$B \rightarrow SS$	Бифуркация	1
$S \rightarrow W$	Старт спирали	1
$E \rightarrow \varepsilon$	Конец	1

# Общая модель для выравнивания вторичной структуры с последовательностью

S	Начало спирали
IL	Вставка символа в левое плечо спирали
IR	Вставка символа в правое плечо спирали
ML	Совпадение символа с символом в левом плече (делеция в правом)
MR	Совпадение символа с символом в правом плече (делеция в левом )
MP	Совпадение пары
D	Делеция пары
B	Бифуркация (порождение двух дочерних спиралей)
E	конец





# Поиск генов

