Машинное обучение, ФКН ВШЭ Семинар №13

1 Условные задачи оптимизации

Задача 1.1. Решите следующую задачу условной оптимизации:

$$\begin{cases} (x-4)^2 + (y-4)^2 \to \min_{x,y} \\ x+y \leqslant 4, \\ x+3y \leqslant 9. \end{cases}$$

Решение. Выпишем лагранжиан:

$$L(x, y, \lambda_1, \lambda_2) = (x - 4)^2 + (y - 4)^2 + \lambda_1(x + y - 4) + \lambda_2(x + 3y - 9).$$

Условия Куна-Таккера запишутся в виде:

$$\begin{cases} 2(x-4) + \lambda_1 + \lambda_2 = 0, \\ 2(y-4) + \lambda_1 + 3\lambda_2 = 0, \\ x+y \leqslant 4, \ \lambda_1 \geqslant 0, \ \lambda_1(x+y-4) = 0, \\ x+3y \leqslant 9, \ \lambda_2 \geqslant 0, \ \lambda_2(x+3y-9) = 0. \end{cases}$$

Решая их, рассмотрим 4 случая:

• $x+y=4, \ x+3y=9, \ \lambda_1\geq 0, \ \lambda_2\geq 0.$ Два эти уравнения дают $(x=\frac{3}{2},y=\frac{5}{2}).$ После подстановки в первые два уравнения условий Куна–Таккера, получаем

$$\begin{cases} 2(\frac{3}{2} - 4) + \lambda_1 + \lambda_2 = 0; \\ 2(\frac{5}{2} - 4) + \lambda_1 + 3\lambda_2 = 0, \end{cases}$$

откуда $\lambda_2 = -1$, что противоречит принятым условиям.

- $x+y=4, \ x+3y\leq 9, \ \lambda_1\geq 0, \ \lambda_2=0.$ Подстановка $\lambda_2=0$ в первые два уравнения условий Куна–Таккера вместе с уравнением x+y=4 дают решение ($x=2,y=2,\lambda_1=4,\lambda_2=0$). Эти решения удовлетворяют всем условиям Куна–Таккера.
- Два оставшихся случая, как и первый, ведут к противоречиям.

Поскольку задача выпуклая и удовлетворяет ослабленным условиям Слейтера, найденная точка является решением.

•

2 Построение ядер

Напомним, что ядром мы называем функцию K(x,z), представимую в виде скалярного произведения в некотором пространстве: $K(x,z) = \langle \varphi(x), \varphi(z) \rangle$, где $\varphi: \mathbb{X} \to H$ — отображение из исходного признакового пространства в некоторое спрямляющее пространство H.

Вспомним, какие функции в принципе могут быть ядрами — по теореме Мерсера функция K(x,z) является ядром тогда и только тогда, когда:

- 1. Она симметрична: K(x, z) = K(z, x).
- 2. Она неотрицательно определена, то есть для любой конечной выборки (x_1, \dots, x_ℓ) матрица $K = \left(K(x_i, x_j)\right)_{i,j=1}^\ell$ неотрицательно определена.

Задача 2.1. Покажите, что если K(x,z) — ядро, то оно симметрично и неотрицательно определено.

Решение. Функция K(x,z) — ядро, то есть она определяет скалярное произведение в некотором пространстве: $K(x,z) = \langle \varphi(x), \varphi(z) \rangle$. Симметричность этой функции вытекает из симметричности скалярного произведения.

Покажем неотрицательную определенность. Пусть (x_1, \ldots, x_ℓ) — выборка, а $K = \left(K(x_i, x_j)\right)_{i,j=1}^\ell$ — матрица ядра, соответствующая ей. Тогда для произвольного вектора v:

$$\langle Kv, v \rangle = \sum_{i,j=1}^{\ell} v_i v_j K(x_i, x_j) =$$

$$= \sum_{i,j=1}^{\ell} v_i v_j \langle \varphi(x_i), \varphi(x_j) \rangle =$$

$$= \sum_{i,j=1}^{\ell} \langle v_i \varphi(x_i), v_j \varphi(x_j) \rangle =$$

$$= \left\langle \sum_{i=1}^{\ell} v_i \varphi(x_i), \sum_{j=1}^{\ell} v_j \varphi(x_j) \right\rangle =$$

$$= \left\| \sum_{i=1}^{\ell} v_i \varphi(x_i) \right\|^2 \geqslant 0.$$

Мы доказали неотрицательную определенность матрицы K, а значит и ядра K(x,z).

Вместо того, чтобы проверять эти свойства, можно сразу составлять ядра по фиксированным правилам. Вспомним две следующие теоремы.

Теорема 2.1. Пусть $K_1(x,z)$ и $K_2(x,z)$ — ядра, заданные на множестве \mathbb{X} , f(x) — вещественная функция на \mathbb{X} , $\varphi: \mathbb{X} \to \mathbb{R}^N$ — векторная функция на \mathbb{X} , K_3 — ядро, заданное на \mathbb{R}^N . Тогда следующие функции являются ядрами:

1.
$$K(x,z) = K_1(x,z) + K_2(x,z)$$
,

_

- 2. $K(x,z) = \alpha K_1(x,z), \ \alpha > 0,$
- 3. $K(x,z) = K_1(x,z)K_2(x,z)$,
- 4. K(x,z) = f(x)f(z),
- 5. $K(x,z) = K_3(\varphi(x), \varphi(z))$.

Теорема 2.2. Пусть $K_1(x,z), K_2(x,z), \ldots$ — последовательность ядер, причем предел

$$K(x,z) = \lim_{n \to \infty} K_n(x,z)$$

существует для всех x и z. Тогда K(x,z) — ядро.

Задача 2.2. Покажите, что произведение ядер является ядром (третий пункт теоремы 2.1).

Решение. Пусть ядро K_1 соответствует отображению $\varphi_1: \mathbb{X} \to \mathbb{R}^{d_1}$, а ядро K_2 — отображению $\varphi_2: \mathbb{X} \to \mathbb{R}^{d_2}$. Определим новое отображение, которое соответствует всевозможным произведениям признаков из первого и второго спрямляющих пространств:

$$\varphi_3(x) = \left((\varphi_1(x))_i (\varphi_2(x))_j \right)_{i,j=1}^{d_1, d_2}.$$

Соответствующее этому спрямляющему пространству ядро примет вид

$$K_{3}(x,z) = \langle \varphi_{3}(x), \varphi_{3}(z) \rangle =$$

$$= \sum_{i=1}^{d_{1}} \sum_{j=1}^{d_{2}} (\varphi_{3}(x))_{ij} (\varphi_{3}(z))_{ij} =$$

$$= \sum_{i=1}^{d_{1}} (\varphi_{1}(x))_{i} (\varphi_{1}(z))_{i} \sum_{j=1}^{d_{2}} (\varphi_{2}(x))_{j} (\varphi_{2}(z))_{j} =$$

$$= K_{1}(x,z)K_{2}(x,z).$$

Мы показали, что произведение двух ядер соответствует скалярному произведению в некотором спрямляющем пространстве, а значит является ядром.

Задача 2.3. Пусть p(x) — многочлен c положительными коэффициентами. Покажите, что $K(x,z)=p(\langle x,z\rangle)$ — ядро.

Решение. Пусть многочлен имеет вид

$$p(x) = \sum_{i=0}^{m} a_i x^i.$$

Будем доказывать требуемое утверждение по шагам.

•

- 1. $\langle x, z \rangle$ —ядро по определению ($\varphi(x) = x$);
- 2. $\langle x, z \rangle^i$ ядро как произведение ядер;
- 3. $a_i \langle x, z \rangle^i$ ядро как произведение положительной константы на ядро;
- 4. константный член a_0 ядро по пункту 4 теоремы 2.1, где $f(x) = \sqrt{a_0}$;
- 5. $\sum_{i=0}^{m} a_i \langle x, z \rangle^i$ ядро как линейная комбинация ядер.

§2.1 Спрямляющие пространства

Иногда может оказаться полезным знать не только вид ядра K(x,z), но и вид преобразования $\varphi(x)$, и наоборот. Рассмотрим данный переход на нескольких примерах.

Задача 2.4. Рассмотрим ядро на пространстве всех подмножеств конечного множества D:

$$K(A_1, A_2) = 2^{|A_1 \cap A_2|}.$$

Покажите, что оно соответствует отображению в $2^{|D|}$ -мерное пространство

$$(\varphi(A))_U = \begin{cases} 1, U \subseteq A, \\ 0, \text{ иначе,} \end{cases}$$

где U пробегает по всем подмножествам множества D.

Решение. Покажем, что при использовании указанного отображения $\varphi(A)$ скалярное произведение в спрямляющем пространстве действительно имеет указанный вид:

$$\langle \varphi(A_1), \varphi(A_2) \rangle = \sum_{U \subseteq D} (\varphi(A_1))_U (\varphi(A_2))_U.$$

Заметим, что $(\varphi(A_1))_U (\varphi(A_2))_U = 1$ только в том случае, если $(\varphi(A_1))_U = 1$ и $(\varphi(A_2))_U = 1$, т.е. если $U \subseteq A_1$ и $U \subseteq A_2$. Таким образом,

$$\langle \varphi(A_1), \varphi(A_2) \rangle = |\{U \subseteq D \mid U \subseteq A_1, U \subseteq A_2\}|.$$

Подсчитаем количество таких множеств. Рассмотрим некоторое $U\subseteq A_1\cap A_2$. Заметим, что все прочие подмножества D не будут удовлетворять хотя бы одному из условий, в то время как для таким образом выбранного U выполняются оба, поэтому необходимое число — число различных подмножеств $A_1\cap A_2$. Оно, в свою очередь, равно $2^{|A_1\cap A_2|}$.

Задача 2.5. Рассмотрим ядро

$$K(x,z) = \prod_{j=1}^{d} (1 + x_j z_j).$$

Какому спрямляющему пространству оно соответствует?

Решение. Раскроем скобки в выражении для K(x,z). Заметим, что итоговое выражение будет включать мономы всех чётных степеней от 0 до 2d включительно. При этом мономы степени $2k, k \in \{0, \ldots, d\}$, формируются следующим образом: из d скобок, входящих в произведение, случайным образом выбираются k, после чего входящие в них слагаемые вида $x_j z_j$ умножаются на единицы, входящие в состав остальных d-k скобок. Таким образом, в итоговое выражение входят все мономы степени 2k над всеми наборами из k различных исходных признаков, и только они. Запишем это формально:

$$K(x,z) = (1+x_1z_1)(1+x_2z_2)\dots(1+x_dz_d) = \sum_{k=0}^{d} \sum_{\substack{D\subseteq\{1,\dots,d\}\\|D|=k}} \prod_{j\in D} x_jz_j.$$

Для простоты понимания приведем вид итогового выражения для d=2,3 (несложно убедиться в его справедливости путём раскрытия скобок):

$$K((x_1, x_2), (z_1, z_2)) = 1 + x_1 z_1 + x_2 z_2 + x_1 x_2 z_1 z_2,$$

$$K((x_1, x_2, x_3), (z_1, z_2, z_3)) = 1 + x_1 z_1 + x_2 z_2 + x_3 z_3 + x_1 x_2 z_1 z_2 +$$

$$x_1 x_3 z_1 z_3 + x_2 x_3 z_2 z_3 + x_1 x_2 x_3 z_1 z_2 z_3.$$

Таким образом, объект x в спрямляющем пространстве представим в следующем виде:

$$\varphi(x) = (1, x_1, \dots, x_d, x_1 x_2, \dots, x_1 x_d, \dots, x_{d-1} x_d, \dots, x_1 x_2 \dots x_d) = \left(\prod_{j \in D} x_j\right)_{D \subseteq \{1, \dots, d\}},$$

то есть в виде вектора мономов всех степеней над наборами различных признаков в исходном пространстве.

Задача 2.6. Пусть $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^{\ell}$, $y_i \in \{-1, +1\}$ — произвольная выборка, а $\varphi(x)$ — отображение в спрямляющее пространство, соответствующее гауссову ядру. Покажите, что в данном спрямляющем пространстве существует линейный классификатор, безошибочно разделяющий выборку $\varphi(x_1), \ldots, \varphi(x_\ell)$.

Решение. Покажем, что вектор весов w в спрямляющем пространстве может быть найден как линейная комбинация объектов выборки $\varphi(x_1), \ldots, \varphi(x_\ell)$, т.е. $w = \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i \varphi(x_i)$. Запишем условие верной классификации каждого из объектов выборки в спрямляющем пространстве:

$$\langle w, \varphi(x_i) \rangle = y_i, i = \overline{1, \ell}.$$

Заметим, что записанное нами условие является более строгим, чем необходимо, однако в дальнейшем мы покажем существование w, удовлетворяющего этим более строгим ограничениям. Преобразуем:

$$\left\langle \sum_{j=1}^{\ell} \alpha_j \varphi(x_j), \varphi(x_i) \right\rangle = y_i, \ i = \overline{1, \ell},$$

$$\sum_{j=1}^{\ell} \alpha_j \langle \varphi(x_j), \varphi(x_i) \rangle = y_i, \ i = \overline{1, \ell},$$

$$\sum_{j=1}^{\ell} \alpha_j K(x_i, x_j) = y_i, \ i = \overline{1, \ell}.$$

Таким образом, мы получили систему из ℓ линейных уравнений на $\alpha_1, \ldots, \alpha_\ell$, при этом матрицей системы является матрица Грама, являющаяся невырожденной (согласно утв. 1.3 лекции 13), а потому система имеет решение, и соответствующий вектор w существует.

§2.2 Ядра в метрических методах

Теперь, когда у нас есть общее представление о природе ядер, попробуем использовать их для усовершенствования уже известных нам методов — например, метрических. Как вы знаете, для использования данного класса алгоритмов необходимо задать функцию расстояния на пространстве объектов — однако при использовании ядер у нас не всегда есть возможность выразить $\varphi(x)$ в явном виде. Тем не менее, оказывается, ядро содержит в себе много информации о спрямляющем пространстве, и позволяет производить в нем различные операции, не зная самого отображения $\varphi(x)$.

Задача 2.7. Как вычислить норму вектора $\varphi(x)$, зная лишь ядро K(x,z)?

Решение.

$$\|\varphi(x)\| = \sqrt{\|\varphi(x)\|^2} = \sqrt{\langle \varphi(x), \varphi(x) \rangle} = \sqrt{K(x, x)}.$$

_

Задача 2.8. Как вычислить расстояние между векторами $\varphi(x)$ и $\varphi(z)$, зная лишь ядро K(x,z)?

Решение.

$$\rho^{2}(\varphi(x), \varphi(z)) = \|\varphi(x) - \varphi(z)\|^{2} = \langle \varphi(x) - \varphi(z), \varphi(x) - \varphi(z) \rangle =$$

$$= \langle \varphi(x), \varphi(x) \rangle - 2\langle \varphi(x), \varphi(z) \rangle + \langle \varphi(z), \varphi(z) \rangle =$$

$$= K(x, x) - 2K(x, z) + K(z, z).$$

Таким образом, ядра можно использовать и в метрических методах (например, kNN) — достаточно подставить в них в качестве функции расстояния величину $\sqrt{K(x,x)-2K(x,z)+K(z,z)}$.

3 Метод опорных векторов

Задача 3.1. Рассмотрим задачу с линейно разделимой выборкой. Допустим, мы решили двойственную задачу SVM и нашли вектор двойственных переменных λ . Покажите, что половина ширины разделяющей полосы ρ может быть вычислена по следующей формуле:

$$\frac{1}{\rho^2} = \sum_{i=1}^{\ell} \lambda_i.$$

Решение. Поскольку выборка линейно разделима, то все объекты, для которых $\lambda_i \neq 0$, окажутся на границе разделяющей полосы. Для них будет выполнено равенство

$$y_i(\langle w, x_i \rangle + b) = 1,$$

из которого можно выразить b:

$$b = y_i - \langle w, x_i \rangle.$$

Домножим обе стороны на $\lambda_i y_i$ и просуммируем по i (заметим, что для объектов не на границе разделяющей полосы выполняется $\lambda_i y_i = 0$):

$$b\sum_{i=1}^{\ell} \lambda_i y_i = \sum_{i=1}^{\ell} \lambda_i y_i^2 - \sum_{i=1}^{\ell} \lambda_i y_i \langle w, x_i \rangle.$$

Поскольку w, b и λ здесь — решения прямой и двойственной задач, то для них выполнены условия Куна-Таккера. В частности,

$$\sum_{i=1}^{\ell} \lambda_i y_i = 0,$$

$$w = \sum_{i=1}^{\ell} \lambda_i y_i x_i.$$

Заметим также, что $y_i^2 = 1$. Воспользовавшись этими тремя равенствами, получаем:

$$0 = \sum_{i=1}^{\ell} \lambda_i - ||w||^2.$$

Ранее мы доказали, что в SVM ширина разделяющей полосы равна $\frac{2}{\|w\|}$, поэтому

$$0 = \sum_{i=1}^{\ell} \lambda_i - \frac{1}{\rho^2}.$$

Отсюда получаем требуемое равенство.

Задача 3.2. Пусть $(w, b, \xi_1, \dots, \xi_\ell)$ — оптимальное решение прямой задачи SVM. Предположим, что $\xi_3 > 0$. Выразите отступ объекта x_3 для обученного линейного классификатора через значения (ξ_1, \dots, ξ_ℓ) .

Решение. Заметим, что, поскольку $\xi_3 > 0$, то объект x_3 является опорным нарушителем. Отсюда следует, что $\lambda_3 = C$. Напомним, что для двойственной задачи можно записать условия дополняющей нежесткости:

$$\lambda_3[y_3(\langle w, x_3 \rangle + b) - 1 + \xi_3] = 0,$$

откуда можно получить, что $y_3\left(\langle w,x_3\rangle+b\right)-1+\xi_3=0 \Leftrightarrow M_3=y_3\left(\langle w,x_3\rangle+b\right)=1-\xi_3.$

Задача 3.3. Пусть мы решили двойственную задачу SVM и получили решение $(\lambda_1, \ldots, \lambda_\ell)$. Пусть мы также восстановили оптимальный порог b. Выразите:

- 1. Квадрат нормы $\|w\|^2$ оптимального вектора w для прямой задачи;
- 2. Сумму $\sum_{i=1}^{\ell} \xi_i$ оптимальных значений параметров ξ_1, \dots, ξ_{ℓ} для прямой задачи.

Решение.

1. Напомним, что из условий Куна-Таккера для двойственной задачи имеем $w=\sum_{i=1}^{\ell}\lambda_i y_i x_i$. Отсюда

$$||w||^2 = \langle w, w \rangle = \left\langle \sum_{i=1}^{\ell} \lambda_i y_i x_i, \sum_{j=1}^{\ell} \lambda_j y_j x_j \right\rangle = \sum_{i,j=1}^{\ell} \lambda_i \lambda_j y_i y_j \langle x_i, x_j \rangle.$$

2. Напомним, что имеет место

$$\mu_i \xi_i = 0 \Leftrightarrow (\mu_i = 0)$$
 или $(\xi_i = 0)$,

поэтому имеет смысл рассматривать лишь те объекты, для которых $\mu_i=0$. Из $\lambda_i+\mu_i=C$ имеем $\lambda_i=C\neq 0$. Отсюда и из $\lambda_i[y_i\left(\langle w,x_i\rangle+b\right)-1+\xi_i]=0$ имеем

$$y_{i}(\langle w, x_{i} \rangle + b) - 1 + \xi_{i} = 0 \Leftrightarrow \xi_{i} = 1 - y_{i}(\langle w, x_{i} \rangle + b) = 1 - y_{i}\left(\left\langle \sum_{j=1}^{\ell} \lambda_{j} y_{j} x_{j}, x_{i} \right\rangle + b\right) = 1 - y_{i}\left(\left\langle \sum_{j=1}^{\ell} \lambda_{j} y_{j} \langle x_{i}, x_{j} \rangle + b\right).$$

Отсюда имеем:

$$\sum_{[i=1]}^{\ell} \xi_i = \sum_{i=1}^{\ell} \left(1 - y_i \left(\sum_{j=1}^{\ell} \lambda_j y_j \langle x_i, x_j \rangle + b \right) \right) =$$

$$= \ell - \sum_{i=1}^{\ell} \sum_{j=1}^{\ell} y_i y_j \lambda_j \langle x_i, x_j \rangle - b \sum_{i=1}^{\ell} y_i.$$

4 Ядра для объектов сложной структуры

§4.1 All-subsequences kernel

Рассмотрим ядро, часто используемое при работе с текстами. Введём некоторые понятия и обозначения:

- $\Sigma-$ алфавит, некоторое множество элементов, называемых $\mathit{символамu};$
- Σ^* множество всех возможных последовательностей (называемых *строками*; включая пустую строку ε) над алфавитом Σ ;
- |s|— длина строки s;
- $\overline{s_1s_2\dots s_k}$ конкатенация символов или строк $s_1,s_2,\dots,s_k;$
- s(i) подпоследовательность символов строки s на позициях $i=(i_1,\ldots,i_k), 1 \le i_1 < \cdots < i_k \le |s|$, т.е. строка $\overline{s_{i_1}\ldots s_{i_k}};$

•
$$s[a:b] = \begin{cases} s((a, a+1, \dots, b)), a \leq b, \\ \varepsilon, a > b. \end{cases}$$

Для произвольной строки над алфавитом Σ рассмотрим следующее отображение в спрямляющее пространство:

$$(\varphi(s))_u = |\{i : s(i) = u\}|, u \in \Sigma^*,$$

т.е. $(\varphi(s))_u$ — количество вхождений строки u в строку s в качестве её подпоследовательности. Соответствующее ядро задаётся следующим образом:

$$K(s,t) = \langle \varphi(s), \varphi(t) \rangle = \sum_{u \in \Sigma^*} (\varphi(s))_u (\varphi(t))_u.$$

Тем не менее, вычисление ядра путём формирования признаковых описаний объектов слишком трудозатратно, даже если учитывать лишь подпоследовательности, действительно входящие в строку в исходном пространстве. В частности, для подпоследовательностей длины k количество ненулевых компонент признакового описания строки s в спрямляющем пространстве можно оценить как min $\left(C_{ls}^k, |\Sigma|^k\right)$.

Опишем более эффективный способ вычисления ядра. Преобразуем вклад $(\varphi(s))_u$ в значение K(s,t):

$$(\varphi(s))_u(\varphi(t))_u = \sum_{i:s(i)=u} 1 \cdot \sum_{j:t(j)=u} 1 = \sum_{(i,j):u=s(i)=t(j)} 1.$$

Тогда

$$K(s,t) = \langle \varphi(s), \varphi(t) \rangle = \sum_{u \in \Sigma^*} \sum_{u = s(i) = t(j)} 1 = \sum_{(i,j): \, s(i) = t(j)} 1.$$

Для эффективного вычисления ядра будем использовать рекуррентную формулу — вычислим значение ядра K(sa,t), где a — символ, дописанный в конец рассматриваемой ранее строки:

$$K(sa, t) = \sum_{(i,j): sa(i) = t(j)} 1.$$

В этом случае для набора i возможны 2 случая: i целиком содержится в s либо последний элемент i является символом a. Таким образом, имеем:

$$\sum_{(i,j): \overline{sa}(i)=t(j)} 1 = \sum_{(i,j): s(i)=t(j)} 1 + \sum_{u:t=\overline{uav}} \sum_{(i,j): s(i)=u(j)} 1.$$

При разбиении суммы мы воспользовались тем фактом, что при наличии совпадающих подпоследовательностей в строках sa и t с участием символа a в первой из них этот символ должен также встречаться на некоторой позиции в строке t.

Описанные преобразования позволяют нам сформулировать реккурентную формулу для вычисления ядра:

$$K(s, \varepsilon) = 1,$$

 $K(sa, t) = K(s, t) + \sum_{k: t_k = a} K(s, t[1:k-1]).$

Верны также и аналогичные симметричные формулы в силу симметричности ядра.

Таким образом, для вычисления значения ядра можно составить таблицу размера (|s|+1)(|t|+1). Обозначим за DP(i,j) значение в позиции (i,j), $i=\overline{0,|s|}$, $j=\overline{0,|t|}$, этой таблицы и будем заполнять таблицу таким образом, чтобы в позиции(i,j) находилось значение K(s[1:i],t[1:j]).

При этом согласно реккурентной формуле имеем:

$$DP(1,j) = DP(i,1) = 1, i = \overline{1,|s|+1}, j = \overline{1,|t|+1},$$

$$DP(i,j) = DP(i-1,j) + \sum_{k \le j: t_k = s_i} DP(i-1,k-1),$$

поэтому таблицу можно заполнять по строкам сверху вниз слева направо. Можно заметить, для вычисления DP(i,j) требуются значения $DP(i-1,k), k=\overline{0,j-1},$ а потому заполнение позиции (i,j) таблицы требует O(j) операций, откуда следует, что вычисление значения ядра K(s,t)=DP(|s|,|t|) требует $O(|s||t|^2)$ операций.

Заметим, что при заполнении i-ой строки таблицы сумма в реккурентной формуле для DP(i,j) использует один и тот же символ s_i , причём каждая последующая сумма включает в себя предыдущие, а потому они могут быть вычислены динамически заранее для i-ой строки путём прохода по строке t, поиска символов s_i и прибавления соответствующего слагаемого суммы в случае успешного нахождения. Обозначив полученный вектор сумм за P, можем вычислять значение в позиции (i,j) таблицы по следующей формуле:

$$DP(i,j) = DP(i-1,j) + P(j).$$

Отметим, для вычисления значений сумм для i-ой строки таблицы требуется O(|t|) операций, а потому полученный алгоритм вычисления ядра K(s,t) имеет сложность O(|s||t|).