

# Применение метода имитации отжига в задаче аппроксимации функции регрессии

Татьяна Хандыго

Кафедра статистического моделирования  
Математико-механический факультет  
Санкт-Петербургский государственный университет

Научный руководитель: д. ф.-м. н. Ермаков М.С.

Рецензент: к. ф.-м. н. Каштанов Ю.Н.



Санкт-Петербург  
2015 г.

- Задача: оценивание функции регрессии в белом шуме неизвестной переменной мощности.
- Модель: кусочно-линейная с переменным числом узлов.
- Особенности: число параметров значительно больше, чем при параметрической постановке, но меньше, чем при непараметрической
- Дополнительная задача: аппроксимация гладкой функции непрерывной кусочно-линейной с переменным числом узлов. Ставится акцент на минимизации числа узлов оценки.
- Цель работы: реализация эффективных алгоритмов и исследование их свойств.

# Постановка задачи

- Полуоткрытый интервал  $[0, D) \subset \mathbb{R}$ .
- Функция регрессии  $g$ : если  $y \in \Delta_k$ ,  $g(y) = a_k y + b_k$ .
- Измерения функции  $g$ :  
 $z_n = g(y_n) + \varepsilon_n$ ,  $y_n = nD/N$ ,  $0 \leq n \leq N - 1$ .
- $\varepsilon_n$  независимы. Если  $y_n \in \Delta_k$ ,  $\varepsilon_n \sim \mathcal{N}(0, \sigma_k^2)$ .
- Ставится задача построения оценки  $\hat{g}$  функции регрессии  $g$ :  
если  $y \in \hat{\Delta}_k$ ,  $\hat{g}(y) = \hat{a}_k y + \hat{b}_k$ .

# Пример данных в разрывной кусочно-линейной модели

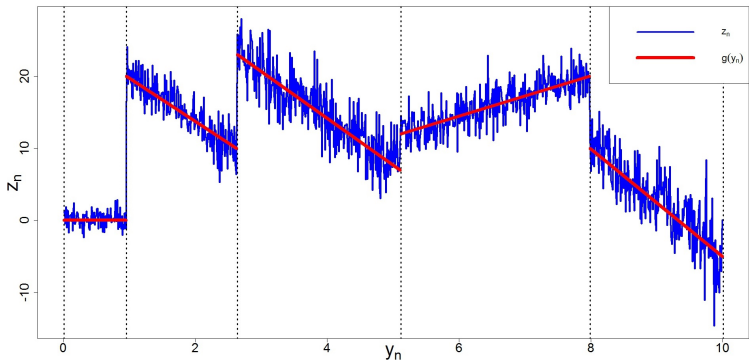


Рис. : Пример данных в случае разрывной кусочно-линейной функции

- Метод максимального правдоподобия:

$$U(\cdot) = -\ln L(\cdot) \rightarrow \min, \text{ где}$$

$$\text{где } L(\cdot) \sim \prod_{n=0}^{N-1} e^{-(z_n - g(y_n))^2 / 2\sigma_k^2} \text{ — функция правдоподобия.}$$

- $U(\cdot)$  невыпукла, пространство ее параметров имеет сложную структуру и большую размерность. По этой причине был использован метод имитации отжига.
- Качество оценки:  $W(\hat{g}) = \sum (g(y_n) - \hat{g}(y_n))^2$ .

# Пример работы алгоритма в случае разрывной кусочно-линейной функции

$$K = 5, \hat{K} = 12, W(\hat{g}) = 653.8.$$

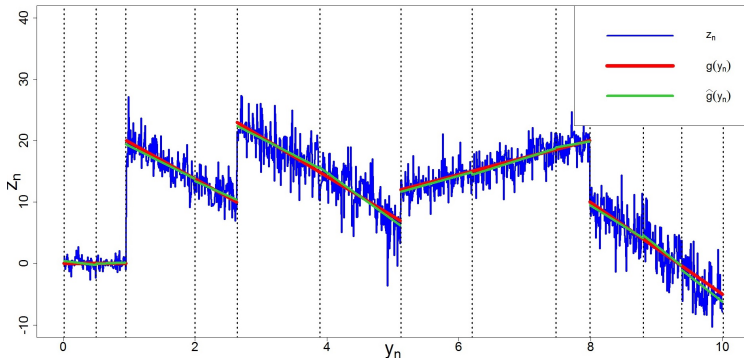


Рис. : Пример работы алгоритма в случае разрывной кусочно-линейной функции

# Пример работы алгоритма в случае непрерывной кусочно-линейной функции

$$K = 5, \hat{K} = 12, W(\hat{g}) = 587.1.$$

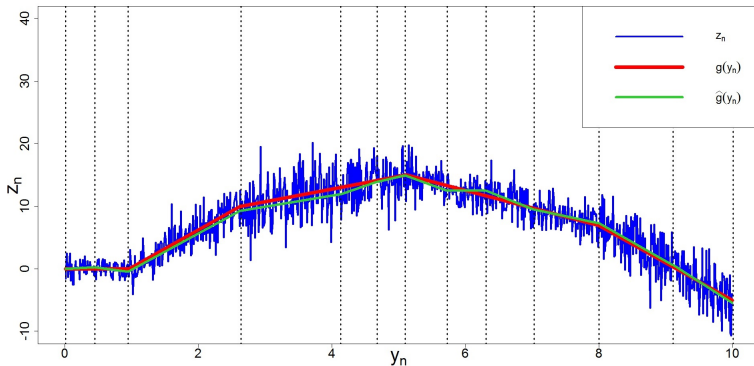


Рис. : Пример работы алгоритма в случае непрерывной кусочно-линейной функции

# Недостатки базового алгоритма

- Большое количество промежутков линейности найденной оценки  $\left(\hat{\Delta}_k\right)_1^{\hat{K}}$
- Локализованность оценки при наличии выбросов в выборке  $z_0, \dots, z_{N-1}$ .

Причина: функцию правдоподобия максимизирует кусочно-линейная функция с узлами во всех точках наблюдений  $y_0, \dots, y_{N-1}$ .



# Пример недостатков найденной оценки

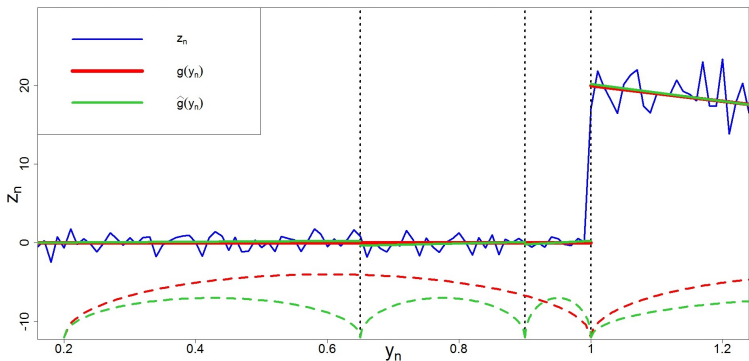


Рис. : Пример слишком большого числа узлов

# Пример недостатков найденной оценки

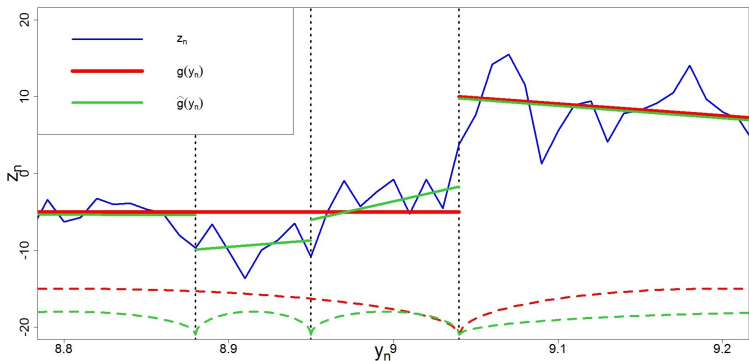


Рис. : Пример локализации оценки

Были исследованы следующие модификации:

- Метод штрафных функций.
- Метод статистической адаптации.

$$U(\cdot) = -\ln L(\cdot) + \sum_j \lambda_j R_j(\cdot), \text{ где}$$

$R_j$  — штрафные функции,  $\lambda_j$  — соответствующие веса.

Примеры штрафных функций:

- $R(\cdot) = \hat{K}$ , где  $\hat{K}$  — число интервалов линейности оценки  $\hat{g}$ .
- $R(\cdot) = \sum_k \hat{\delta}_k^p$ ,  $0 < p < 1$ , где  $\hat{\delta}_k$  — длины промежутков линейности оценки  $\hat{g}$ .
- $R(\cdot) = \sum_k \hat{a}_k^2$ , где  $\hat{a}_k$  — коэффициент наклона  $\hat{g}$  на промежутке с номером  $k$ .

# Пример к методу штрафных функций

$$R(\cdot) = \sum_k \hat{\delta}_k^p, p = 1/2, \lambda = 2.$$

$$K = 5, \hat{K}_{basic} = 12, \hat{K}_{pf} = 8.$$

$$W_{basic}(\hat{g}) = 653.8, W_{pf}(\hat{g}) = 837.4.$$

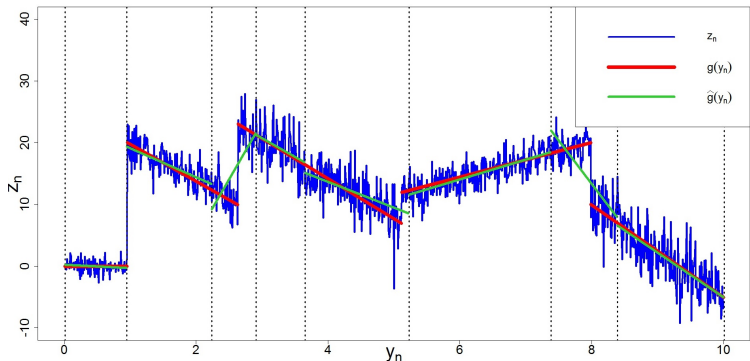


Рис. : Пример к методу штрафных функций

# Пример к методу штрафных функций

$$R(\cdot) = \sum_k \hat{\delta}_k^p, p = 1/2, \lambda = 0.05.$$

$$K = 5, \hat{K}_{basic} = 12, \hat{K}_{pf} = 10.$$

$$W_{basic}(\hat{g}) = 653.8, W_{pf}(\hat{g}) = 639.0.$$

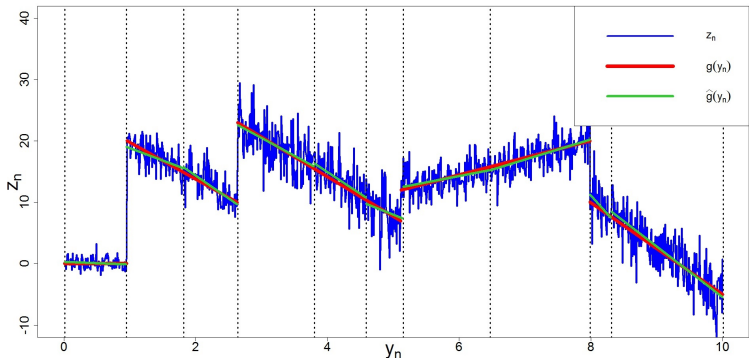


Рис. : Пример к методу штрафных функций

# Метод статистической адаптации

Идея: добавлять новый узел, только если это значительно улучшает качество оценки на рассматриваемом интервале:

$$r = \frac{SSE_1^{(2)} / \hat{\sigma}_1^{(2)} + SSE_2^{(2)} / \hat{\sigma}_2^{(2)}}{SSE^{(1)} / \hat{\sigma}^{(1)}} \sim F_{M-4, M-2}, \text{ где}$$

$M$  — число наблюдений на промежутке  $\hat{\Delta}_k$ .

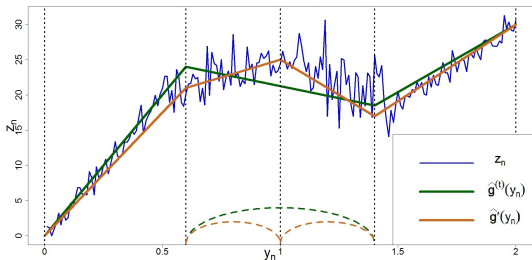


Рис. : Пример аппроксимации гладкой функции

# Пример к методу статистической адаптации

$$K = 5, \hat{K}_{basic} = 12, \hat{K}_{sam} = 7.$$

$$W_{basic}(\hat{g}) = 653.8, W_{pf}(\hat{g}) = 674.2.$$

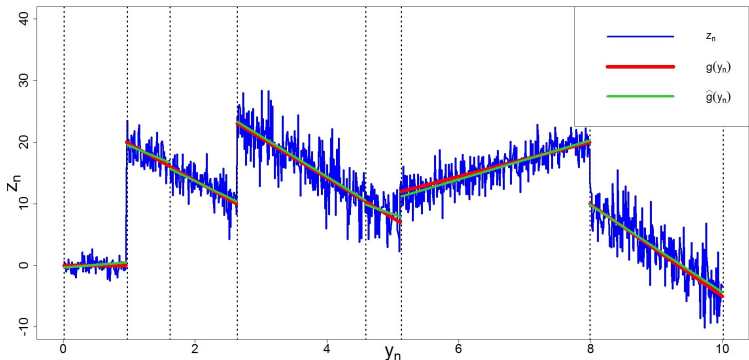


Рис. : Пример к методу статистической адаптации



## Разрывная кусочно-линейная функция

$K = 5$

	Basic	SAM
$\bar{\mu}(W_g)$	660.4	513.1
$\hat{\sigma}(W_g)$	18.7	21.9
$\bar{\mu}(\hat{K})$	13.4	7.2
$\hat{\sigma}(\hat{K})$	1.1	0.7

## Непрерывная кусочно-линейная функция

$K = 5$

	Basic	SAM
$\bar{\mu}(W_g)$	654.8	440.3
$\hat{\sigma}(W_g)$	15.7	16.8
$\bar{\mu}(\hat{K})$	13.8	7.5
$\hat{\sigma}(\hat{K})$	0.8	1.0

# Дополнительная задача. Аппроксимация гладкой функции

- Функция  $g \in C^1([0, D])$ .
- Аппроксимация:

Если  $y \in [l_k, l_{k+1})$ ,  $\hat{g}(y) = \hat{g}_k(y) = \hat{a}_k y + \hat{b}_k$ ,  
при этом  $\hat{g}_k(l_{k+1}) = \hat{g}_{k+1}(l_{k+1})$ .

# Пример аппроксимации гладкой функции

$$g(y) = \sin(5y/4).$$

$$\hat{K}_{sam} = 11, K_{equidist} = 11.$$

$$W_{equidist}(\hat{g}) = 934.3,$$

$$\bar{\mu}(W_{sam})(\hat{g}) = 549.6, \hat{\sigma}(W_{sam}) = 16.4.$$

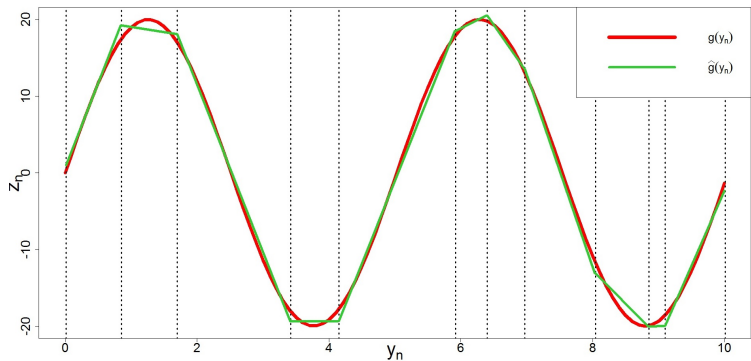


Рис. : Пример аппроксимации гладкой функции

# Преимущества и недостатки

## Преимущества:

- Применимость во многих сложных моделях (сплайны более высоких порядков, многомерный случай — MARS).
- Минимизация числа узлов кусочно-линейной аппроксимации.

## Недостатки:

- Трудоемкость подбора параметров метода имитации отжига (последовательность температур, вспомогательные распределения и т. п.)

- Ранее метод имитации отжига применялся только в случае кусочно-постоянной функции (Liang 2010). Нами показана его применимость в более широком классе задач.
- Предложен метод статистической адаптации.