

# МОДИФИКАЦИЯ ФУНКЦИОНАЛА ОШИБКИ В ЗАДАЧАХ НЕЛИНЕЙНОЙ РЕГРЕССИИ ДЛЯ УЧЕТА ПОГРЕШНОСТИ В ИЗМЕРЯЕМЫХ ДАННЫХ

Г. И. Рудой

## Аннотация

Рассматривается случай существенно нелинейной регрессионной зависимости в физическом эксперименте с гетероскедастичными погрешностями измерения как зависимых, так и независимых переменных. Предлагается модифицированный функционал среднеквадратичной ошибки, учитывающий погрешности определения независимых переменных и различные распределения погрешностей в разных точках. Рассматривается сходимость минимизирующего этот функционал вектора параметров к оптимальному для классического функционала среднеквадратичной ошибки. Приводятся результаты численного моделирования на данных, полученных в ходе эксперимента по измерению зависимости мощности лазера от прозрачности резонатора.

**Ключевые слова:** гетероскедастичные ошибки, ошибки измерения независимых переменных, символьная регрессия, нелинейные модели.

## 1 Введение

В ряде экспериментальных приложений возникает задача нахождения оптимальных коэффициентов  $\omega$  некоторой регрессионной модели  $f$ , представленной в виде аналитической формулы, по набору экспериментальных данных. Для этого в предположении о нормальном распределении регрессионных остатков строится функционал, являющийся суммой квадратов отклонений экспериментальных точек  $y_i$  от регрессионной кривой:  $\sum_i (y_i - f(x_i, \omega))^2$ .

Однако, данный функционал построен и статистически обоснован в предположении о точно измеренных независимых переменных и гомоскедастичности ошибок измерения зависимой переменной. Иными словами, рассматриваются только ошибки измерения зависимой переменной, для которых дисперсия соответствующего распределения принимается одинаковой.

В большинстве естественнонаучных приложений это предположение не выполняется, особенно при измерении некоторой зависимости в достаточно широких диапазонах. Например, в задаче нахождения дисперсионной зависимости прозрачного полимера (то есть, зависимости коэффициента преломления  $n$  от длины волны  $\lambda$ ) [1] погрешности измерения различных физических параметров, вообще говоря, различны. Так, например, если для измерения длины волны  $\lambda$  используется дифракционная решетка, то постоянной является относительная погрешность определения длины волны  $\frac{\sigma_{\lambda_i}}{\lambda_i} \approx \text{const}$ , и, следовательно, погрешность определения длины волны зависит от самой длины волны.

Таким образом, возникает задача поиска оптимальных коэффициентов регрессионной формулы с учетом отличающихся погрешностей измерения в различных экспериментальных точках. Для некоторых частных случаев эта задача уже была решена: например, в работе [2] вводится предположение, что зависимые переменные  $y_i$  измеряются неточно, и каждая переменная  $y_i$  имеет свою собственную погрешность измерения  $\sigma_{y_i}$ .

В настоящей работе рассмотрена более общая ситуация, в которой независимые переменные также определяются неточно в процессе эксперимента, и каждая переменная

имеет свою собственную погрешность измерения. При этом рассматривается случай нелинейной регрессионной зависимости, в отличие от, например, [3], изучающей линейную регрессионную модель.

В настоящей работе предлагается модифицированный функционал качества, учитывающий погрешности как зависимых, так и независимых переменных в виде, достаточном для большинства практических приложений. Рассматривается модификация имеющихся методов оптимизации, применяемых в подобных задачах, на примере широко применяемого алгоритма Левенберга-Марквардта [4] (классический и модифицированный алгоритмы будем в дальнейшем обозначать АЛМ и мАЛМ соответственно). Показывается корректность модифицированного алгоритма и приводятся результаты на экспериментальных данных по измерению параметров усиливающей среды газового лазера.

## 2 Постановка задачи

Дана обучающая выборка  $D$ :

$$D = \{\mathbf{x}_i, y_i\} | i \in \{1, \dots, \ell\}, \mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^m, y_i \in \mathbb{R}. \quad (1)$$

Для каждой зависимой переменной  $y_i$  известно стандартное отклонение ошибки ее измерения  $\sigma_{y_i}$ , а для соответствующего вектора независимых переменных  $\mathbf{x}_i$  аналогично известны стандартные отклонения его компонент  $\sigma_{x_{ij}} | j \in \{1, \dots, m\}$ . Пусть, кроме того, дана некоторая регрессионная модель  $y = f(\mathbf{x}, \boldsymbol{\omega})$ , параметризованная вектором  $\boldsymbol{\omega}$ .

Для удобства введем вектор, составленный из ошибок измерений зависимых переменных  $\sigma_{y_i}$ :

$$\boldsymbol{\sigma}_y = \{\sigma_{y_1}, \dots, \sigma_{y_\ell}\}.$$

Аналогично введем матрицу, составленную из ошибок измерений независимых переменных  $\sigma_{x_{ij}}$ :

$$\Sigma_x = \|\sigma_{x_{ij}}\| | i \in \{1, \dots, \ell\}, j \in \{1, \dots, m\}.$$

Требуется построить функционал ошибки  $S(\boldsymbol{\omega})$  вектора параметров  $\boldsymbol{\omega}$  модели  $f$ , учитывающий ошибки измерений  $\boldsymbol{\sigma}_y$  и  $\Sigma_x$ :

$$S(\boldsymbol{\omega}) = S(\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\sigma}_y, \Sigma_x), \quad (2)$$

и, кроме того, найти вектор параметров  $\boldsymbol{\omega}$ , минимизирующий функционал (2):

$$\hat{\boldsymbol{\omega}} = \arg \min_{\boldsymbol{\omega}} S(\boldsymbol{\omega}). \quad (3)$$

## 3 Модифицированный функционал качества

Воспользуемся следующим естественным качественным физическим соображением: чем больше погрешность определения зависимой и независимых переменных для некоторой экспериментальной точки, тем меньше соответствующий регрессионный остаток должен учитываться при оптимизации параметров модели. Кроме того, с физической точки зрения складывать можно только величины, имеющие одинаковую размерность, либо безразмерные величины, поэтому необходима некоторая нормировка невязок по каждому из измерений.

Рассмотрим для простоты изложения случай одной независимой переменной:  $x \in \mathbb{R}$ . С учетом приведенных выше соображений введем следующее определение расстояния  $\rho(x, i)$  от точки  $(x_i, y_i)$  из обучающей выборки до некоторой точки  $(x, f(x, \omega))$  на кривой, описываемой регрессионной моделью:

$$\rho^2(x, i) = \frac{(x_i - x)^2}{\sigma_{x_i}^2} + \frac{(y_i - y)^2}{\sigma_{y_i}^2}, \quad (4)$$

где  $y = f(x, \omega)$ .

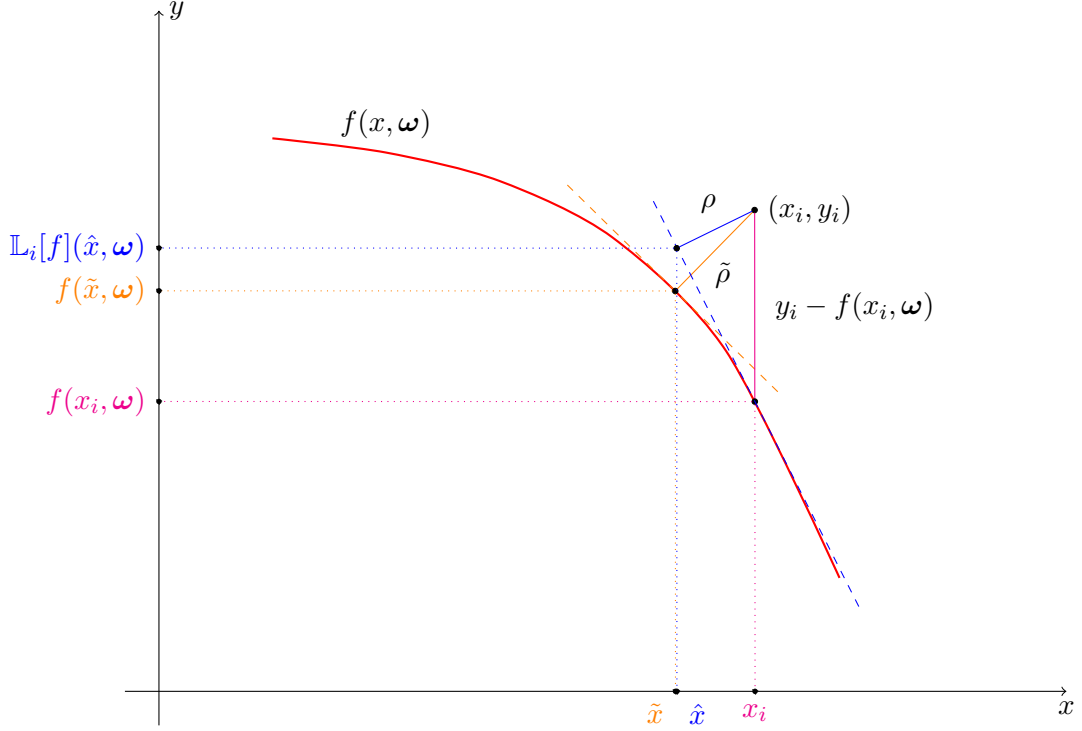


Рис. 1: Различные способы определения расстояния от точки до прямой:  $\tilde{\rho}$  — истинное расстояние как минимум расстояния от точки  $(x_i, y_i)$  до какой-либо точки на прямой,  $y_i - f(x_i, \omega)$  — расстояние в классическом функционале среднеквадратичной ошибки в предположении об отсутствии ошибок измерения независимой переменной,  $\rho$  — предлагаемое нами расстояние.

Непосредственное точное определение расстояния от экспериментальной точки до регрессионной кривой представляется отдельной сложной вычислительной задачей, однако, в подавляющем большинстве практических приложений регрессионные зависимости достаточно гладкие, а погрешности измерения достаточно малы. При этих предположениях будем рассматривать расстояние не от точки до кривой, а от точки до линеаризованной кривой в окрестности этой точки. Так, на рис. 1 показаны различные варианты определения расстояния, при этом в иллюстративных целях погрешности определения  $x$  и  $y$  приняты одинаковыми.

Пользуясь вышеуказанными соображениями, линеаризуем  $f(x, \omega)$  в окрестности точки  $(x_i, f(x_i, \omega))$ :

$$f(x, \omega) \approx \mathbb{L}_i[f](x, \omega) = f(x_i, \omega) + (x - x_i) \frac{\partial f}{\partial x}(x_i, \omega), \quad (5)$$

где  $\mathbb{L}_i$  обозначает оператор линеаризации в окрестности точки  $(x_i, f(x_i, \omega))$ .

Расстояние (4) выражается через линеаризованную функцию (5) следующим образом:

$$\rho^2(x, i) = \frac{(x_i - x)^2}{\sigma_{x_i}^2} + \frac{(y_i - f(x_i, \omega) - \frac{\partial f}{\partial x}(x_i, \omega)(x - x_i))^2}{\sigma_{y_i}^2}. \quad (6)$$

Минимизируя это выражение, находим расстояние от точки  $(x_i, y_i)$  из обучающей выборки до линеаризованной в ее окрестности регрессионной зависимости:

$$\rho^2(x, i) = \frac{(y_i - f(x_i, \omega))^2}{\sigma_{y_i}^2 + \frac{\partial f}{\partial x}(x_i, \omega)^2 \sigma_{x_i}^2}. \quad (7)$$

Аналогично можно получить выражение для случая, когда объекты в обучающей выборке представлены  $m$  независимыми переменными ( $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^m$ ):

$$\rho^2(\mathbf{x}, i) = \frac{(y_i - f(\mathbf{x}_i, \omega))^2}{\sigma_{y_i}^2 + \sum_{j=1}^m (\frac{\partial f}{\partial x_j}(\mathbf{x}_i, \omega))^2 \sigma_{x_{ij}}^2}.$$

Таким образом, предлагаемый нами функционал, минимизирующий сумму введенных согласно (4) расстояний, для достаточно гладких функций выглядит следующим образом:

$$S(\omega) = \sum_{i=1}^{\ell} \frac{(y_i - f(\mathbf{x}_i, \omega))^2}{\sigma_{y_i}^2 + \sum_{j=1}^m (\frac{\partial f}{\partial x_j}(\mathbf{x}_i, \omega))^2 \sigma_{x_{ij}}^2}. \quad (8)$$

Отметим следующее:

- Функционал (8) соответствует классической сумме квадратов регрессионных остатков при условии нормировки квадрата каждого остатка на сумму квадратов погрешности определения зависимой величины  $\sigma_{y_i}$  и произведения частной производной регрессионной модели по  $j$ -ой компоненте вектора независимых величин на погрешность определения соответствующей компоненты  $\sigma_{x_{ij}}$ .
- При прочих равных условиях в выражении для расстояния (7) и, соответственно, в функционале (8) с большим весом учитываются те точки, в которых производная регрессионной модели  $\frac{\partial f}{\partial x_j}$  по соответствующей компоненте  $x_j$  больше, что соответствует соображениям здравого смысла: чем меньше наклон регрессионной зависимости в окрестности данной точки, тем меньше влияние неточного измерения соответствующей независимой переменной на значение регрессионной зависимости в этой точке.
- Если все независимые переменные измерены точно, то есть,  $\forall i, j : \sigma_{x_{ij}} = 0$ , то предложенный функционал переходит в рассмотренный в [2]. Если же, кроме того, все зависимые переменные имеют одну и ту же погрешность, то предложенный функционал переходит в известную сумму квадратов регрессионных остатков с точностью до некоторого множителя  $\sigma_y$ , не влияющего на точки минимума функционала среднеквадратичной ошибки.

## 4 Модифицированный алгоритм Левенберга-Марквардта

Для численной оптимизации функционала (8) представим его в виде суммы квадратов регрессионных остатков путем следующего переобозначения переменных. Вместо выборки (1) рассмотрим выборку

$$\tilde{D} = \{\tilde{\mathbf{x}}_i, \tilde{y}_i\} | i \in \{1, \dots, \ell\}, \tilde{\mathbf{x}}_i \in \mathbb{R}^{m+1}, y_i \in \mathbb{R},$$

где  $\tilde{y}_i \equiv 0$ , а  $\tilde{\mathbf{x}}_i = \{\mathbf{x}_i, y_i\}$  — исходный вектор  $\mathbf{x}_i$  с дополнительно приписанным к нему значением  $y_i$ . Кроме того, примем

$$\tilde{f}(\tilde{\mathbf{x}}_i, \boldsymbol{\omega}) = \frac{f(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\omega}) - y_i}{\sqrt{\sigma_{y_i}^2 + \sum_{j=1}^m \left(\frac{\partial f}{\partial x_j}(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\omega})\right)^2 \sigma_{x_{ij}}^2}}.$$

Тогда минимизация функционала (8) возможна известными методами оптимизации, так как легко видеть, что (8) в этом случае эквивалентен

$$S(\boldsymbol{\omega}) = \sum_{i=1}^{\ell} (\tilde{y}_i - \tilde{f}(\tilde{\mathbf{x}}_i, \boldsymbol{\omega}))^2.$$

При невозможности выполнить аналитическое дифференцирование функции  $f$  предлагается следующий итеративный алгоритм, предназначенный для использования с уже имеющимися реализациями методов оптимизации. Предполагается, что соответствующая реализация «принимает на вход» массив значений  $y_i$ , функцию вычисления значения  $f$  в точках  $\mathbf{x}_i$  с вектором параметров  $\boldsymbol{\omega}$ , и критерий останова в виде числа итераций. Пример такой реализации представлен в [5].

Алгоритм выглядит следующим образом:

1. Выбирается некоторое начальное приближение вектора параметров  $\boldsymbol{\omega}$ .
2. Для каждой пары  $(\mathbf{x}_i, y_i)$  из обучающей выборки рассчитывается значение частной производной  $\frac{\partial f}{\partial x}$  в точке  $(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\omega})$ .
3. Каждое значение зависимой переменной  $y_i$  и значение функции  $f(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\omega})$  нормируется на соответствующую величину

$$\sigma_{y_i}^2 + \sum_{j=1}^m \left(\frac{\partial f}{\partial x_j}(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\omega})\right)^2 \sigma_{x_{ij}}^2,$$

где вместо самой частной производной может использоваться ее некоторое численное приближение.

4. Выполняется итерация классического алгоритма оптимизации для таким образом модифицированных значений функции  $f$  и зависимых переменных  $y_i$ , таким образом получается новое значение вектора  $\boldsymbol{\omega}$ .
5. Если критерий останова не достигнут, алгоритм продолжает выполнение с пункта 2.

Отметим следующее:

- Критерием останова могут служить обычные критерии вроде достижения некоторого числа итераций, нормы изменения вектора  $\omega$ , и т. п.
- Если известно, что производная  $\frac{\partial f}{\partial x}$  является достаточно гладкой в окрестности  $(\mathbf{x}_i, \omega) \mid i \in \{1, \dots, \ell\}$ , на шаге 4 алгоритма представляется разумным выполнить сразу несколько итераций классического алгоритма во избежание потенциально ресурсоемкого пересчета производных и перенормировки значений  $y_i$  и  $f$ .

## 5 Вычислительный эксперимент

В вычислительном эксперименте рассматриваются данные, полученные в ходе измерения зависимости интенсивности излучения  $I$  лазера от прозрачности его резонатора. Изучался лазер высокого давления ( $\approx 3$  атм  $He$ ,  $\approx 60$  Торр  $Ne$ ,  $\approx 20$  Торр  $Ar$ ) на  $3p - 3s$  переходах неона (основной переход — 585 нм), возбуждаемый электронным пучком.

Пусть насыщающая переход интенсивность излучения —  $I_s$ , наблюдаемая интенсивность —  $I_l$ . В таком случае для безразмерной величины  $y = \frac{I_l}{I_s}$  с учетом однородного уширения линии усиления при высоком давлении газа и хорошей однородности возбуждения, обеспечиваемой электронным пучком, можно получить нелинейное уравнение [6]:

$$\alpha_0 L - \frac{1}{2} \ln R_0 = g_0 L \frac{1 + \sqrt{R_0}}{1 - \sqrt{R_0}} \frac{1}{y} \ln \left( 1 + \frac{y^{\frac{1 - \sqrt{R_0}}{1 + \sqrt{R_0}}}}{1 + y^{\frac{2\sqrt{R_0}}{1 - R_0}}} \right), \quad (9)$$

где  $\alpha_0$  — распределенные потери (например, на рассеяние света),  $g_0$  — коэффициент усиления слабого сигнала,  $R_0$  — коэффициент отражения выходного зеркала лазера. Однородность накачки означает, что  $g_0$  и  $\alpha_0$  одинаковы по всему объему с хорошей точностью.

Значение  $R_0$  является независимой переменной, изменяемой экспериментаторами, и в данном разделе также обозначается как  $x$  сообразно остальной части работы.

Для достаточно больших  $R_0$ , близких к единице, можно заменить  $2\sqrt{R_0} \approx 1 + R_0$  в (9), получив хорошо известное выражение

$$y(R_0) = \gamma \frac{1 - R_0}{1 + R_0} \left( \frac{g_0}{\alpha_0 - \frac{1}{2} L \ln R_0} - 1 \right), \quad (10)$$

где  $\gamma$  — нормировочный коэффициент.

Длина активной среды  $L = 150$  см, точность определения мощности лазера  $y$  имеет относительную погрешность в 2%, точность определения прозрачности  $R_0$  имеет абсолютную погрешность и составляет 0.01 при  $R_0 \geq 0.6$  и 0.02 при  $R_0 < 0.6$ .

В ходе физических измерений получены значения  $y(R_0)$ , приведенные в таблице 1.

Таблица 1: Экспериментальные значения  $y(R_0)$ .

$R_0$	0.48	0.56	0.65	0.73	0.80	0.87	0.94
$y$	3.25	10.2	16.5	20.5	22.5	23.2	18.2

Таким образом, решается задача минимизации функционала (8) при

$$\omega = (\omega_1, \omega_2, \omega_3) = (\gamma, \alpha_0, g_0),$$

$$f(x, \omega) = y(R_0, \gamma, \alpha_0, g_0),$$

$$\sigma_{y_i} = 0.02y_i,$$

$$\sigma_{x_i} = \begin{cases} 0.01 & | x_i \geq 0.6, \\ 0.02 & | x_i < 0.6. \end{cases}$$

### 5.1 Оптимальные параметры модели

Кроме предложенного в настоящей работе функционала (8) рассмотрен также и классический функционал среднеквадратичной ошибки:

$$S = \sum_{i=1}^{\ell} (y_i - f(x_i, \omega))^2, \quad (11)$$

В таблице 2 приведены значения параметров  $\omega$  и  $\omega^0$  функции (10), минимизирующие (8) и (11) соответственно, а также относительные разности их компонент. Кроме того, приведены значения функционалов (8) и (11) для обоих векторов параметров.

Таблица 2: Оптимальные значения параметров модели.

	$g_0$	$\alpha_0$	$\gamma$	Значение (8)	Значение (11)
$\omega$	$2.920 \cdot 10^{-3}$	$2.156 \cdot 10^{-4}$	100.324	0.577	0.208
$\omega^0$	$2.917 \cdot 10^{-3}$	$2.129 \cdot 10^{-4}$	101.5	0.645	0.183
$ \omega_i - \omega_i^0 /\omega_i^0$	$1.03 \cdot 10^{-3}$	$1.27 \cdot 10^{-2}$	$1.16 \cdot 10^{-2}$	0.11	0.14

Графики модели (10), соответствующие  $\omega$  и  $\omega^0$ , приведены на рис. 2.

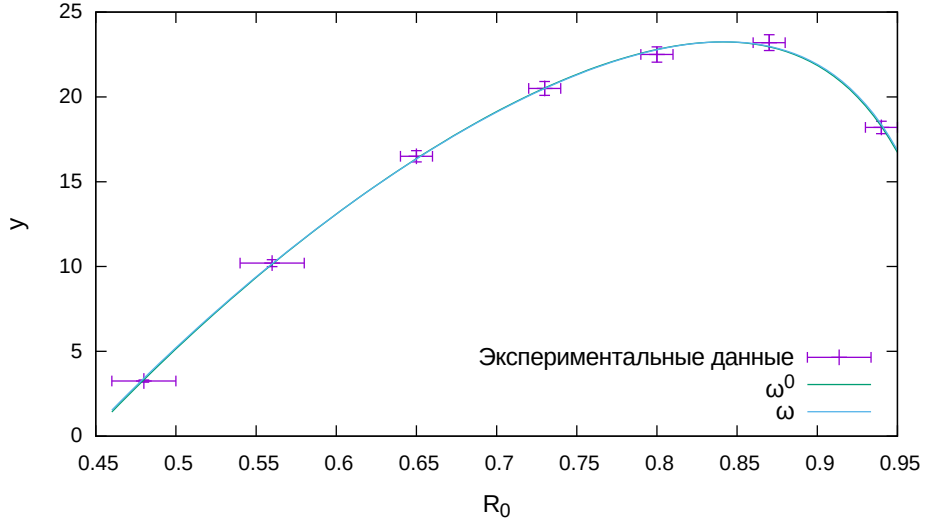


Рис. 2: Графики (10), соответствующие параметрам, минимизирующим (8) и (11).

## 5.2 Сходимость оптимальных параметров

Численно исследована зависимость сходимости параметров  $\omega$  к параметрам  $\omega^0$ , получаемым минимизацией функционалов (8) и (11) соответственно, от погрешности  $\sigma_y$  измерения зависимой переменной  $y$ .

Разумно ожидать, что при увеличении погрешности измерения величины  $y$  при фиксированной погрешности измерения  $R_0$  оптимальный вектор  $\omega$  будет приближаться к  $\omega^0$ , так как тем более незначителен вклад ошибки измерения независимой переменной.

Рассматриваются два случая:

1. Погрешность  $i$ -го измерения  $y_i$  задается как  $\sigma_{y_i} = 0.02ky_i$ , т. е. погрешность зависит от значения самого  $y_i$ .
2. Погрешность  $i$ -го измерения  $y_i$  задается как  $\sigma_{y_i} = 0.02ky_{\max}$ , т. е. погрешность от значения конкретного  $y_i$  не зависит. Заметим, что выбор конкретного значения  $y$ , определяющего погрешность, является в данном случае достаточно произвольным и соответствует умножению всех погрешностей на некоторую константу.

В первом случае ошибки измерения  $y$  распределены неодинаково, следовательно, применение стандартного метода наименьших квадратов не обосновано. В то же время во втором случае ошибки принадлежат одному и тому же распределению, и, кроме того, независимы, поэтому в данном случае МНК-оценка применима (с точностью до ошибки измерения независимой переменной).

Для обоих случаев подробно рассматривалась область  $k \in [1; 100]$ , значение  $k$  изменялось с шагом 0.01. Отметим, что уже при  $k = 50$  характерная погрешность измерения величины  $y$  сопоставима с самой величиной  $y$ , а при больших значениях  $k$  превышает ее.

Результаты приведены на рис. 3. На графиках отображены компоненты вектора  $\omega$ , нормированные на соответствующие значения  $\omega^0$ , в зависимости от значения  $k$ .

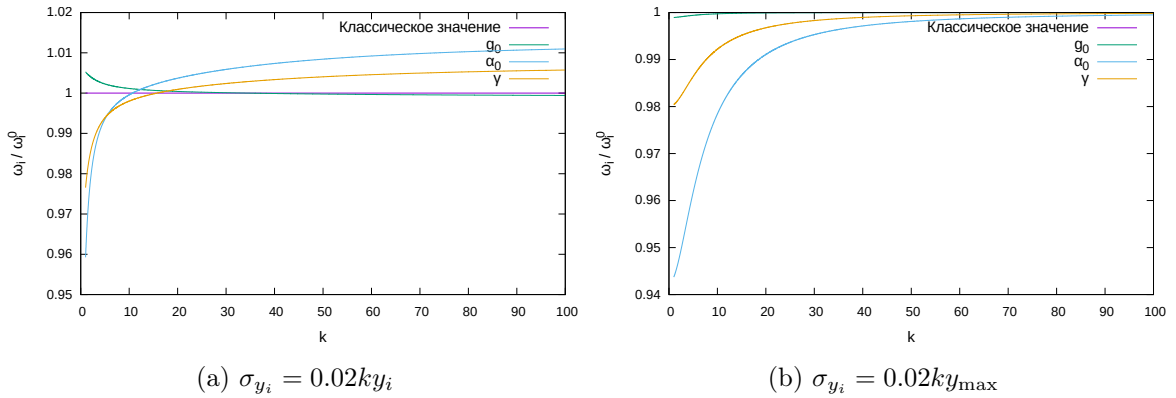


Рис. 3: Зависимость оптимальных параметров от  $k \in [1; 100]$ .

Видно, что в случае фиксированной погрешности  $\sigma_{y_i}$  значения  $\omega$  действительно стремятся к  $\omega^0$  для разумных значений  $k$ , а в случае гетероскедастичности ошибки такой зависимости не наблюдается, хотя значения  $\omega$  и оказываются достаточно близки к  $\omega^0$ .



## 6 Заключение

Предложен модифицированный функционал среднеквадратичной ошибки для существенно нелинейных моделей, применимый в случае наличия ошибок измерения независимых переменных и различия распределения, к которому принадлежат ошибки, в разных точках обучающей выборки.

Показана сходимость предложенного функционала к классическому функционалу среднеквадратичной ошибки для случая гомоскедастичности погрешностей зависимой переменной и пренебрежимо малой погрешности измерения независимых переменных.

## Список литературы

- [1] Рудой, Г. И.: *О возможности применения методов Монте-Карло в анализе нелинейных регрессионных моделей*. Сибирский Журнал Вычислительной Математики, 4, 2015.
- [2] Jukić, Dragan: *On nonlinear weighted least squares estimation of Bass diffusion model*. Applied mathematics and computation, 219(14):7891–7900, 2013.
- [3] Kiryati, Nahum и Bruckstein, Alfred M: *Heteroscedastic Hough transform (HtHT): An efficient method for robust line fitting in the ‘errors in the variables’ problem*. Computer Vision and Image Understanding, 78(1):69–83, 2000.
- [4] Marquardt, D. W.: *An algorithm for least-squares estimation of non-linear parameters*. Journal of the Society of Industrial and Applied Mathematics, 11(2):431–441, 1963.
- [5] King, Davis E.: *Dlib-ml: A Machine Learning Toolkit*. Journal of Machine Learning Research, 10:1755–1758, 2009.
- [6] Champagne, LF: *Transient optical absorption in the ultraviolet*. In McDaniel, E. W. and Nighan, William L. (editors): *Applied Atomic Collision Physics, Volume 3: Gas Lasers*, volume 3, pages 349–386, 1982.