

Московский государственный университет имени  
М.В. Ломоносова

Факультет вычислительной математики и  
кибернетики

Реферат

# Метод натурального градиента

*Исполнитель:*  
Виктор Януш

Москва  
2016 год

# Содержание

<b>1</b>	<b>Введение</b>	<b>2</b>
<b>2</b>	<b>Градиентный спуск</b>	<b>3</b>
<b>3</b>	<b>Метод Ньютона</b>	<b>4</b>
<b>4</b>	<b>Метод натурального градиента</b>	<b>5</b>
4.1	Описание метода . . . . .	5
4.2	Примеры . . . . .	7
4.2.1	Полярная система координат . . . . .	7
4.2.2	Статистическая оценка функции вероятности . . . . .	8
<b>5</b>	<b>Сравнение методов</b>	<b>11</b>
5.1	Нормальное распределение . . . . .	11
5.1.1	Описание . . . . .	11
5.1.2	Результаты и графики . . . . .	12
5.2	Полярная система координат . . . . .	14
5.2.1	Описание . . . . .	14
5.2.2	Результаты и графики . . . . .	15
<b>6</b>	<b>Применения натурального градиента</b>	<b>17</b>
<b>7</b>	<b>Заключение</b>	<b>18</b>
<b>8</b>	<b>Список литературы</b>	<b>19</b>
<b>9</b>	<b>Приложение</b>	<b>20</b>

# 1 Введение

Стандартный метод градиентного спуска является часто используемым методом оптимизации функций, однако он не всегда сходится быстро и зависит от того пространства, в котором находятся параметры оптимизируемой функции. В этом реферате рассматривается метод натурального градиента, который иногда позволяет обойти эти ограничения, используя внутреннюю риманову структуру пространства параметров. В частности, для задачи оптимизации функции максимального правдоподобия метод натурального градиента является асимптотически эффективным по Фишеру [3].

## 2 Градиентный спуск

Предположим, что перед нами стоит задача минимизировать некоторую функцию  $f(x) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ .

Рассмотрим линейное приближение  $f(x)$  в точке  $x_0$  при достаточно малом  $\|x - x_0\|$ :

$$f(x) \approx f(x_0) + \nabla f(x_0)^T (x - x_0)$$

Пусть  $x - x_0 = \alpha \tilde{d}$ , где  $\|\tilde{d}\| = 1$ ,  $\alpha > 0$ .

Ясно, что:

$$\underset{\tilde{d}}{\operatorname{argmin}} f(x) \approx \underset{\tilde{d}}{\operatorname{argmin}} (f(x_0) + \alpha \nabla f(x_0)^T \tilde{d}) = \underset{\tilde{d}}{\operatorname{argmin}} \nabla f(x_0)^T \tilde{d} = - \frac{\nabla f(x_0)}{\|\nabla f(x_0)\|}$$

Таким образом, направлением наискорейшего спуска является:

$$\tilde{d} = - \frac{\nabla f(x_0)}{\|\nabla f(x_0)\|}$$

Приходим к следующему алгоритму градиентного спуска:

1. Выбираем  $x_0, \varepsilon$  и инициализируем  $k \leftarrow 0$
2.  $d_k = -\nabla f(x_k)$ .
3. Если  $\|d_k\| < \varepsilon$ , то выход.
4.  $x_{k+1} \leftarrow x_k + \alpha_k d_k$ ,  $k \leftarrow k + 1$ . Переход к шагу 2.

Проблема этого метода заключается в том, что он зависит от системы координат. К примеру, если мы перейдем к  $y : x = Ay$ , то получится следующая формула:

$$y_{k+1} = y_k - \alpha_k \nabla_y f(Ay) = y_k - \alpha_k A^T \nabla_x f(Ay)$$

$$Ay_{k+1} = Ay_k - \alpha_k A A^T \nabla_x f(Ay)$$

Проблема в том, что  $Ay_{k+1} \neq x_{k+1}$

Отсюда следует, что, вообще говоря, скорость сходимости метода может зависеть от системы координат.

### 3 Метод Ньютона

Пусть перед нами стоит задача минимизировать некоторую функцию  $f(x) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ .

Попробуем приблизить функцию  $f(x)$  квадратичной формой и рассмотрим на этот раз разложение функции  $f$  до второго члена в ряд Тейлора:

$$f(x) \approx f(x_0) + \nabla f(x_0)^T (x - x_0) + \frac{1}{2} (x - x_0)^T H(x_0) (x - x_0)$$

где  $H(x_0)$  — гессиан  $f(x)$  в точке  $x_0$ .

В точке минимума должно выполняться равенство  $\nabla f(x) = 0$ , следовательно:

$$\begin{aligned} \nabla f(x) &= \nabla f(x_0) + H(x_0)(x - x_0) = 0 \\ x - x_0 &= -H(x_0)^{-1} \nabla f(x_0) \end{aligned}$$

Приходим к следующему алгоритму:

1. Выбираем  $x_0$ ,  $\varepsilon$  и инициализируем  $k \leftarrow 0$
2.  $d_k = -H(x_k)^{-1} \nabla f(x_k)$ .
3. Если  $\|d_k\| < \varepsilon$ , то выход.
4.  $x_{k+1} \leftarrow x_k + \alpha_k d_k$ ,  $k \leftarrow k + 1$ . Переход к шагу 2.

Если мы снова рассмотрим  $y : x = Ay$ , то получим:

$$\begin{aligned} H(y) &= A^T H(x) A \\ \nabla_y f(Ay) &= A^T \nabla_x f(Ay) \end{aligned}$$

Следовательно:

$$d = -(A^T H(x) A)^{-1} A^T \nabla_x f(Ay) = A^{-1} H(x)^{-1} \nabla_x f(Ay)$$

Таким образом:

$$Ay_{k+1} = Ay_k + \alpha_k A A^{-1} H(x)^{-1} \nabla_x f(Ay_k) = x_{k+1}$$

Значит, этот метод не меняется при аффинных преобразованиях координат. Однако он может меняться при общих преобразованиях.

## 4 Метод натурального градиента

### 4.1 Описание метода

Предположим, что мы имеем параметры  $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ . В обычном случае евклидова пространства для расстояния имеет место следующее соотношение:

$$d(w, w + \delta w)^2 = \sum_{i=1}^n \delta w_i^2$$

Однако такое расстояние не всегда имеет смысл. Например, расстояние на сфере или на какой-нибудь другой поверхности с кривизной будет иметь другой вид.

Допустим, что расстояние в пространстве задается следующим образом:

$$d(w, w + \delta w)^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n g_{ij}(w) \delta w_i \delta w_j = \delta w^T G(w) \delta w$$

где  $G(w)$  — метрический тензор Римана.  $G(w) = G(w)^T > 0$ . Пространство с таким расстоянием — риманово пространство.

Заметим, что если

$$g_{ij} = \delta_{ij} = \begin{cases} 1, i = j \\ 0, i \neq j \end{cases}$$

то  $G(w) = I$ , и мы получаем обычный евклидовый ортонормальный случай.

Предположим, что перед нами стоит задача минимизировать некоторую функцию  $f(x) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ . Как делать градиентный спуск в таком случае? Рассмотрим разложение по формуле Тейлора до члена первого порядка:

$$f(w + \delta w) \approx f(w) + \nabla f(w)^T \delta w$$

Пусть  $\delta w = \varepsilon a$ , где  $\|a\|^2 = a^T G(w) a = 1$ , тогда:

$$f(w + \delta w) \approx f(w) + \varepsilon \nabla f(w)^T a$$

Пользуясь методом множителей Лагранжа можно получить:

$$\frac{\partial}{\partial a} (\nabla f(w)^T a - \lambda a^T G(w) a) = 0$$

Следовательно:

$$\begin{aligned}\nabla f(w) &= 2\lambda G(w)a \\ a &= \frac{1}{2\lambda} G(w)^{-1} \nabla f(w)\end{aligned}$$

Неизвестная  $\lambda$  находится из условия нормировки  $\|a\| = 1$ . Получаем, что  $-G(w)^{-1} \nabla f(w)$  является направлением наискорейшего спуска в пространстве с римановой метрикой.

Приходим к следующему алгоритму:

1. Выбираем  $x_0$ ,  $\varepsilon$  и инициализируем  $k \leftarrow 0$
2.  $d_k = -G(x_k)^{-1} \nabla f(x_k)$ .
3. Если  $\|d_k\| < \varepsilon$ , то выход.
4.  $x_{k+1} \leftarrow x_k + \alpha_k d_k$ ,  $k \leftarrow k + 1$ . Переход к шагу 2.

## 4.2 Примеры

### 4.2.1 Полярная система координат

Рассмотрим полярную систему координат на плоскости:

$$x = r \cos \phi$$

$$y = r \sin \phi$$

Предположим, что вектор  $w$  получается из  $v$  переходом к полярным координатам:

$$v = v(x, y)$$

$$w = w(r, \phi)$$

Должно выполняться равенство:

$$d(w, w + \delta w)^2 = d(v, v + \delta v)^2$$

$$d(v, v + \delta v)^2 = \delta x^2 + \delta y^2$$

$$\begin{aligned} w + \delta w &= \begin{bmatrix} (r + \delta r) \cos(\phi + \delta \phi) \\ (r + \delta r) \sin(\phi + \delta \phi) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} r \cos \phi + \delta r \cos \phi - \delta \phi r \sin \phi \\ r \sin \phi + \delta r \sin \phi + \delta \phi r \cos \phi \end{bmatrix} \\ \delta w &= \begin{bmatrix} \delta r \cos \phi - \delta \phi r \sin \phi \\ \delta r \sin \phi + \delta \phi r \cos \phi \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Здесь членами вида  $\delta r \delta \phi^n$  и  $\delta \phi^{n+1}$  можно пренебречь.

Отсюда:

$$d(w, w + \delta w)^2 = \delta r^2 + r^2 \delta \phi^2 = \delta w^T G(w) \delta w$$

где

$$G(w) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & r^2 \end{bmatrix}$$

В данном случае получилось, что  $G(w)$  зависит от  $w$ , однако это не всегда так. Примером является линейное преобразование евклидовых координат.

*Примечание:* Данный пример взят из [4]



#### 4.2.2 Статистическая оценка функции вероятности

Предположим, что есть неизвестное распределение с функцией вероятности  $Q(z)$  и мы пытаемся приблизить ее с помощью функции  $P(z, w)$ , где  $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$  — параметр.

Часто в качестве расстояния между двумя распределениями рассматривают дивергенцию Кулльбака-Лейблера:

$$KL(Q(z)||P(z, w)) = \mathbb{E}_Q \left[ \log \frac{Q(z)}{P(z, w)} \right]$$

Оптимальный параметр  $\hat{w}$  характеризуется тем, что  $Q(z) = P(z, \hat{w})$ . При нем достигается минимум KL-дивергенции, а значит достигается оценка максимального правдоподобия.

Ясно, что

$$\begin{aligned} \underset{w}{\operatorname{argmin}} KL(Q(z)||P(z, w)) &= \underset{w}{\operatorname{argmin}} \mathbb{E}_Q \left[ \log \frac{Q(z)}{P(z, w)} \right] = \\ &= \underset{w}{\operatorname{argmin}} -\mathbb{E}_Q [\log P(z, w)] - H_Q = \\ &= \underset{w}{\operatorname{argmin}} -\mathbb{E}_Q [\log P(z, w)] \end{aligned}$$

где  $H_Q$  — энтропия  $Q(z)$  и не зависит от  $w$ . Поэтому достаточно минимизировать  $L(w) = -\mathbb{E}_Q [\log P(z, w)]$ .

Как минимизировать данную функцию с помощью метода натурального градиента? Необходимо найти метрический тензор Римана.

Обозначим  $H[f(x)]$  — гессиан  $f(x)$ .

Заметим, что

$$\begin{aligned} KL(P(z, w), P(z, w + \delta w)) &= \\ &= \mathbb{E} \left[ \log \frac{P(z, w)}{P(z, w + \delta w)} \right] = \\ &= \mathbb{E} [\log P(z, w) - \log P(z, w + \delta w)] = \\ &\approx \mathbb{E} \left[ \log P(z, w) - \log P(z, w) - \nabla \log P(z, w)^T \delta w - \frac{1}{2} \delta w^T H [\log P(z, w)] \delta w \right] = \\ &= -\mathbb{E} \left[ \nabla \log P(z, w)^T \delta w + \frac{1}{2} \delta w^T H [\log P(z, w)] \delta w \right] = \\ &= -\mathbb{E} [\nabla \log P(z, w)^T \delta w] - \mathbb{E} \left[ \frac{1}{2} \delta w^T H [\log P(z, w)] \delta w \right] \end{aligned}$$

Здесь мы переходим к определению матожидания для дискретного случая:

$$\begin{aligned} KL(P(z, w), P(z, w + \delta w)) &= \\ &= -\sum_{z \in Z} P(z, w) \nabla \log P(z, w)^T \delta w - \frac{1}{2} \sum_{z \in Z} P(z, w) \delta w^T H [\log P(z, w)] \delta w \end{aligned}$$

Рассмотрим первую сумму:

$$\begin{aligned} & -\sum_{z \in Z} P(z, w) \nabla \log P(z, w)^T \delta w = \\ &= -\sum_{z \in Z} P(z, w) \frac{\nabla P(z, w)^T}{P(z, w)} \delta w = \\ &= -\sum_{z \in Z} \nabla P(z, w)^T \delta w = \\ &= -\nabla \left( \sum_{z \in Z} P(z, w) \right)^T \delta w = \\ &= -\nabla 1^T \delta w = \\ &= 0 \end{aligned}$$

Следовательно:

$$\begin{aligned} KL(P(z, w), P(z, w + \delta w)) &= \\ &= -\frac{1}{2} \delta w^T \sum_{z \in Z} P(z, w) H [\log P(z, w)] \delta w = \\ &= -\frac{1}{2} \delta w^T \sum_{z \in Z} P(z, w) \frac{P(z, w) H [P(z, w)] - \nabla P(z, w) \nabla P(z, w)^T}{P(z, w)^2} \delta w = \\ &= -\frac{1}{2} \delta w^T \sum_{z \in Z} H [P(z, w)] \delta w - \frac{1}{2} \delta w^T \sum_{z \in Z} P(z, w) \nabla \log P(z, w) \nabla \log P(z, w)^T \delta w = \\ &= -\frac{1}{2} \delta w^T H \left[ \sum_{z \in Z} P(z, w) \right] \delta w - \frac{1}{2} \delta w^T \sum_{z \in Z} P(z, w) \nabla \log P(z, w) \nabla \log P(z, w)^T \delta w = \\ &= -\frac{1}{2} \delta w^T H [1] \delta w - \frac{1}{2} \delta w^T \sum_{z \in Z} P(z, w) \nabla \log P(z, w) \nabla \log P(z, w)^T \delta w = \\ &= -\frac{1}{2} \delta w^T \sum_{z \in Z} P(z, w) \nabla \log P(z, w) \nabla \log P(z, w)^T \delta w = \\ &= \frac{1}{2} \delta w^T G(w) \delta w \end{aligned}$$

Где  $G(w)$  — матрица информации Фишера.

$$G(w) = -\mathbb{E} [\nabla \log P(z, w) \nabla \log P(z, w)^T]$$

$$g_{ij}(w) = -\sum_{z \in Z} P(z, w) \frac{\partial}{\partial w_i} [\log P(z, w)] \frac{\partial}{\partial w_j} [\log P(z, w)]$$

Таким образом, мы научились приближать заданное распределение с помощью метода натурального градиента.

*Замечание:* Аналогичные рассуждения верны и в случае, когда мы пытаемся приблизить функцию плотности, при условии законности данных преобразований.

*Замечание:* KL-дивергенция не зависит от параметризации распределений.

*Примечание:* Данный пример взят из [3]

## 5 Сравнение методов

### 5.1 Нормальное распределение

#### 5.1.1 Описание

В качестве примера для сравнения методов стандартного и натурального градиентов возьмем следующую задачу:

Дана выборка  $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ ,  $X_i \sim \mathcal{N}(a_0, \sigma_0^2)$  из нормального распределения, необходимо подобрать параметры  $a_0, \sigma_0$ .

Для этого можно воспользоваться методом максимального правдоподобия:

$$L(X; a, \sigma) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x_i - a)^2}{2\sigma^2}}$$
$$\log L(X; a, \sigma) = -n \log \sigma - \frac{n}{2} \log 2\pi - \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - a)^2}{2\sigma^2}$$
$$\nabla \log L(X; a, \sigma) = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - a) \\ \frac{1}{\sigma^3} \sum_{i=1}^n (x_i - a)^2 - \frac{n}{\sigma} \end{bmatrix}$$

Несложно показать, что оценку максимального правдоподобия в данном случае можно выразить аналитически, однако, для демонстрации работы метода этот пример удобен.

Матрица Фишера была выражена на стр. 10. Нужно лишь показать как вычислить ее по выборке:

$$\nabla \log P(z, w) = \begin{bmatrix} \frac{x_i - a}{2\sigma^2} \\ \frac{(x_i - a)^2}{\sigma^3} - \frac{1}{\sigma} \end{bmatrix}$$
$$G(w) = -\mathbb{E} [\nabla \log P(z, w) \nabla \log P(z, w)^T]$$
$$\approx \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\nabla \log P(z, w) \nabla \log P(z, w)^T]$$

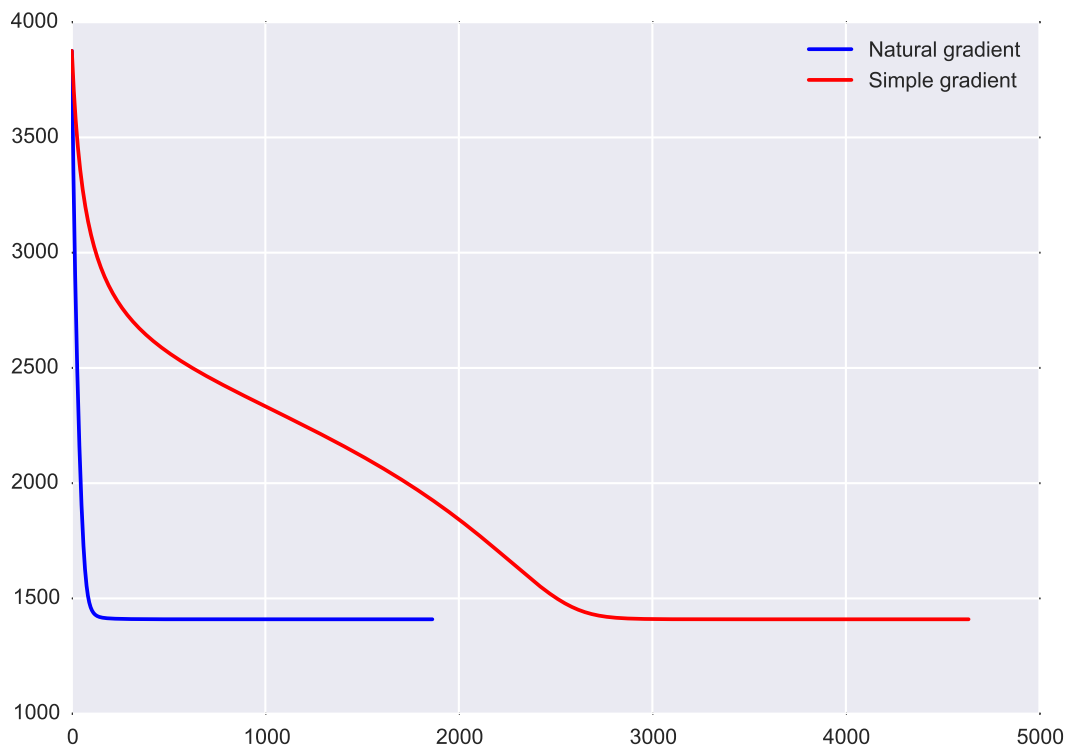
### 5.1.2 Результаты и графики

Исходная выборка была сгенерирована из стандартного нормального распределения. Ее размер —  $n$  был выбран равным 1000. В качестве начальных значений параметров (откуда мы начинаем идти) выбирались случайным образом в интервалах от -100 до 100 и от 0 до 100 для среднего и дисперсии соответственно. Параметры алгоритмов:

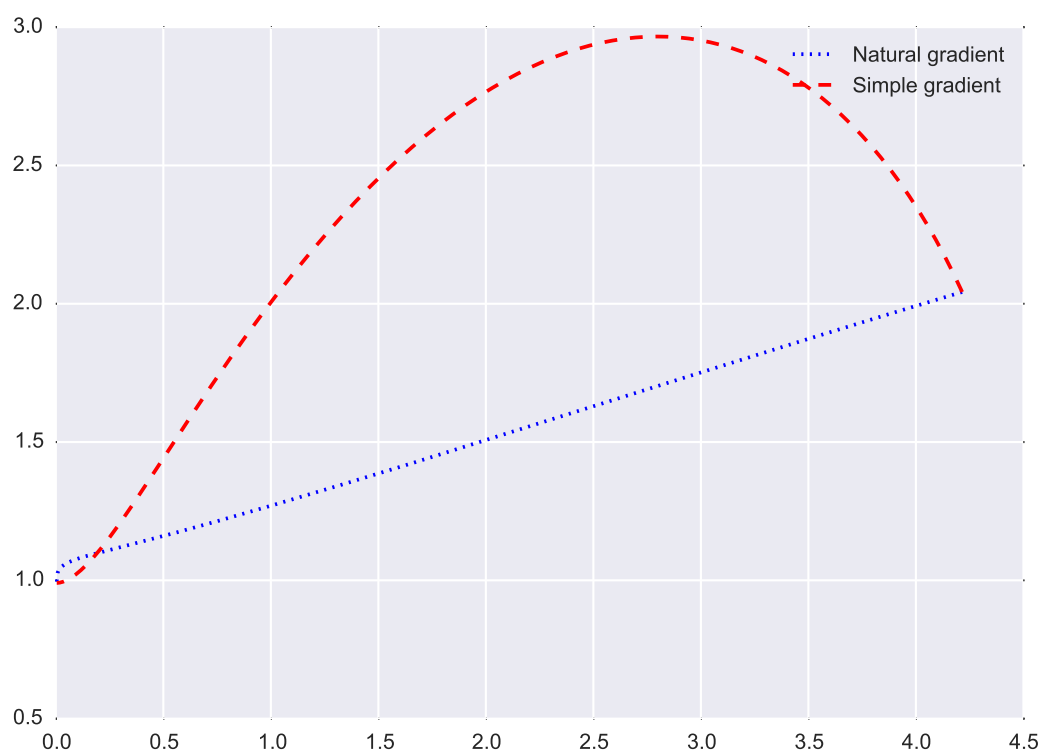
$$\alpha = 0.000005$$

$$\varepsilon = 0.0001$$

Зависимость  $-\log L(X; a, \sigma)$  от числа итераций:



Точки, по которым проходили методы стандартного и натурального градиента:



Видно, что метод натурального градиента практически сразу сошелся к нужному значению параметров распределения. Также, метод натурального градиента сразу выбрал правильное направление на плоскости параметров  $(a, \sigma)$ , в отличие от метода стандартного градиентного спуска.

## 5.2 Полярная система координат

### 5.2.1 Описание

Рассмотрим другой пример: дана функция  $f(r, \phi) = (r \cos \phi - 1)^2 + (r \sin \phi)^2$ . Ясно, что если мы перейдем к замене

$$\begin{aligned}x &= r \cos \phi \\y &= r \sin \phi,\end{aligned}$$

то получим функцию  $g(x, y) = (x-1)^2 + y^2$ . Ее минимум находится в точке  $(x, y) = (1, 0)$ . Однако из-за перехода в исходной функции к полярной системе координат стандартный градиентный спуск работает несколько иначе и не находит прямой путь в минимум. Найдем градиент:

$$\nabla f(r, \phi) = \begin{bmatrix} 2(r - \cos \phi) \\ 2r \sin \phi \end{bmatrix}$$

Метрический тензор Римана для полярных координат был найден на стр. 7.

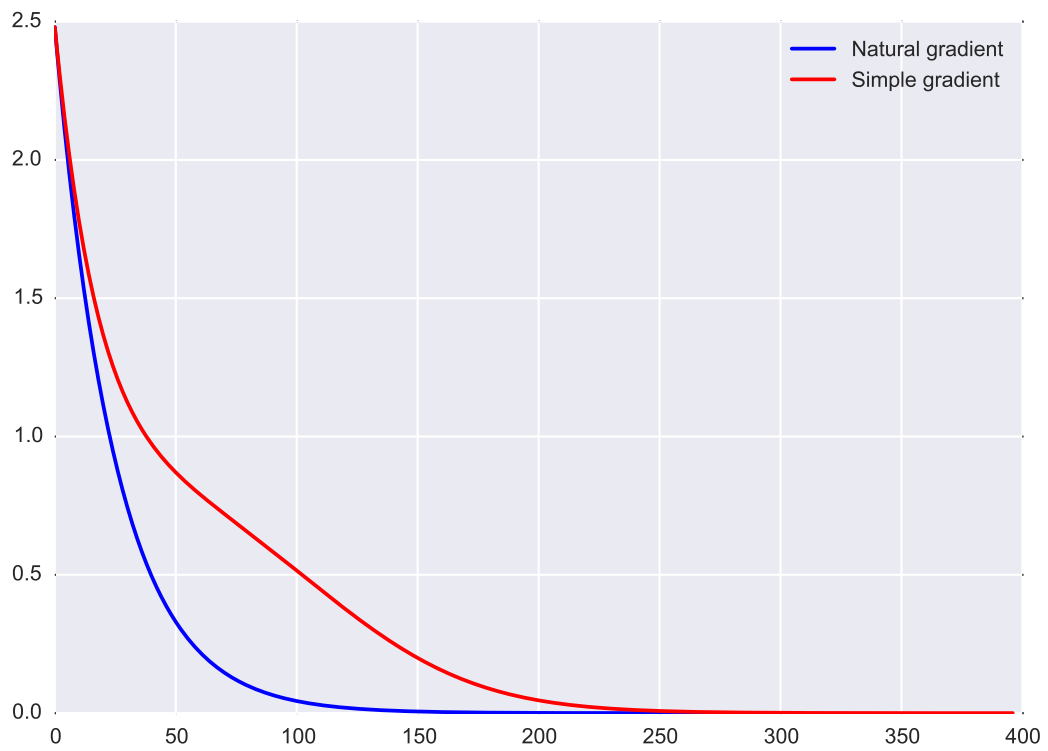
### 5.2.2 Результаты и графики

В качестве начальных значений параметров выбирались случайные начальные значение от 0 до 10 и от 0 до  $2\pi$  для  $r$  и  $\phi$  соответственно. Параметры алгоритмов:

$$\alpha = 0.01$$

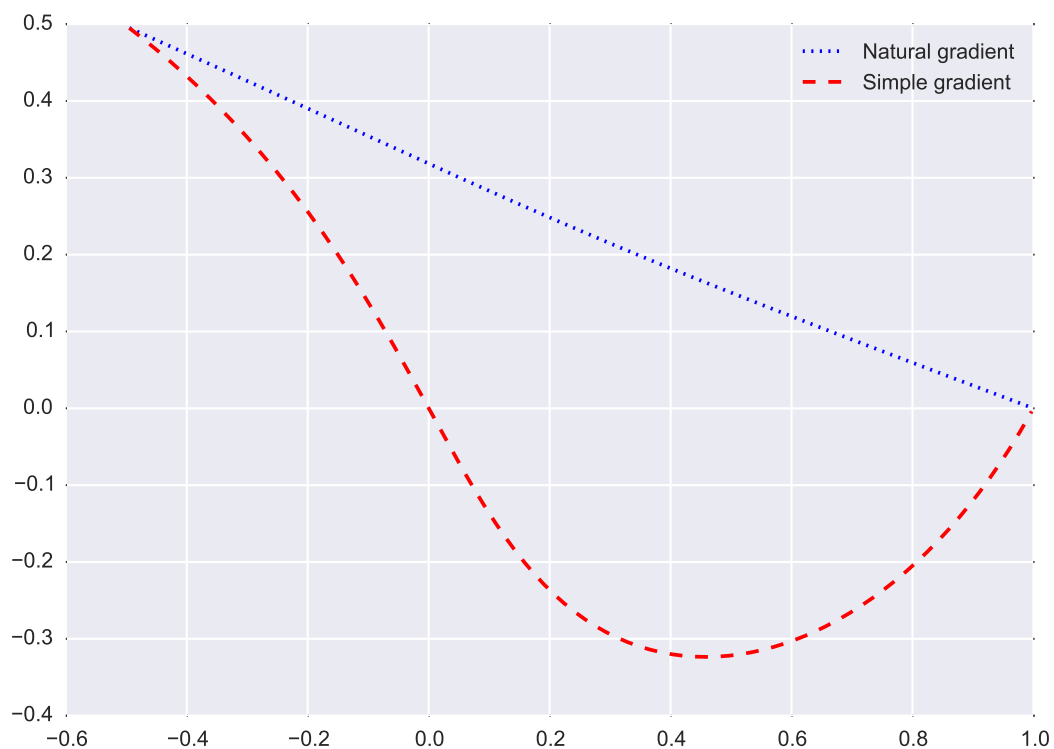
$$\varepsilon = 0.0001$$

Зависимость значения функции от числа итераций:





Точки, по которым проходили методы стандартного и натурального градиента:



В данном примере метод натурального градиента примерно в 2 раза быстрее сошелся к минимуму. Метод натурального градиента снова сразу выбрал правильное направление на плоскости параметров  $(r, \phi)$ , в отличие от метода стандартного градиентного спуска.

## 6 Применения натурального градиента

### 1. Обучение нейронных сетей

Нейронные сети являются широким разделом алгоритмов машинного обучения. Их необходимо обучать подбирая некоторые параметры — веса. Подбор осуществляется методом градиентного спуска. Этот метод можно улучшить применяя метод натурального градиента.

### 2. Слепое разделение источников сигнала

Данная задача подразумевает, что мы знаем, что есть несколько источников сигнала, и что эти сигналы могут смешиваться друг с другом. Однако мы не знаем каким именно образом они смешиваются и задача состоит в том, чтобы разделить их.

### 3. Слепая развертка сигналов

Эта задача похожа по формулировке на предыдущую, однако, отличается от нее тем фактом, что текущие сигналы могут смешиваться с предыдущими. Тут также используется метод натурального градиента.

*Примечание:* Применение натурального градиента для решения вышеописанных проблем описаны в [3]

## 7 Заключение

Метод натурального градиента имеет свои преимущества над другими методами оптимизации. Он позволяет находить естественное для пространства параметров направление наискорейшего спуска. Однако он не лишен недостатков:

1. Необходимо глубокое понимание проблемы для нахождения  $G(w)$ .
2. Обращение матрицы — вычислительно довольно затратная операция. В целом, метод натурального градиента часто сходится быстрее остальных.

## 8 Список литературы

- [1] Pieter Abbeel. *CS 287: Advanced Robotics*. <http://www.cs.berkeley.edu/~pabbeel/cs287-fa09/lecture-notes/lecture20-6pp.pdf>. 2009.
- [2] Nicolas Le Roux. *Using Gradient Descent for Optimization and Learning*. <http://www.gatsby.ucl.ac.uk/teaching/courses/ml2-2008/graddescent.pdf>. 2009.
- [3] S.Amari. “Natural Gradient Works Efficiently in Learning”. B: *Neural Computation (Volume:10 , Issue: 2 )* (1998).
- [4] S.Amari S.C. Douglas. “Why natural gradient?” B: *Acoustics, Speech and Signal Processing, 1998. Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on (Volume:2 )* (1998).

## 9 Приложение

Реализация натурального градиента.

```
import numpy as np

def natural_gradient_descent(x0, G_inv, grad, alpha,
    ↪ eps=0.0001, f=None, iters=None):
    x = x0.copy()
    d = np.dot(G_inv(x), grad(x, 0))

    points = [x.copy()]

    hist = None
    if f is not None:
        hist = [f(x, 0)]

    iter_num = 1

    if iters is None:
        is_end = lambda : np.sum(d**2) < eps
    else:
        is_end = lambda : iter_num >= iters

    while not is_end():
        x -= alpha * d
        d = np.dot(G_inv(x), grad(x))

        points.append(x.copy())

        if f is not None:
            hist.append(f(x))

        iter_num += 1

    points = np.array(points)
    if f is not None:
        return x, points, hist
    return x, points

def simple_gradient_descent(x0, grad, alpha, eps=0.0001,
    ↪ f=None, iters=None):
```

```
return natural_gradient_descent(x0, lambda x:  
    ↪ np.eye(x0.shape[0]), grad, alpha, eps, f, iters)
```

Тест с нормальным распределением.

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import math
from natgrad import *

def test():

    n = 1000
    X = np.random.randn(n)

    x0 = 10 * np.random.randn(2)
    x0[1] = np.abs(x0[1])

    print "True mean: ", x0[0]
    print "True variance: ", x0[1]

    def loglikelihood(w, k=None):
        a, sigma = w[0], w[1]
        return sum(((x - a)**2 / (2 * sigma**2) for x in X)) +
            ↪ n * np.log(sigma) + n / 2.0 * np.log(2.0 * math.pi)

    def loglikelihood_grad(w, k=None):
        a, sigma = w[0], w[1]
        print "Mean: ", a, "Variance: ", sigma
        return np.array([
            -1.0 / sigma**2 * sum((x - a for x in X)),
            -1.0 / sigma**3 * sum(((x - a)**2 for x in X)) + n
            ↪ / sigma
        ])

    def G(w):
        a, sigma = w[0], w[1]
        G = np.zeros((2, 2))
        for x in X:
            log_grad = np.array([
                (x - a) / (2 * sigma ** 2)],
                [(x - a)**2 / sigma ** 3 - 1.0 / sigma]
            ])
            G += np.dot(log_grad, log_grad.T)
```

```

    return G / n

G_inv = lambda w: np.linalg.pinv(G(w))

alpha = 0.000005

x, points, hist = natural_gradient_descent(x0, G_inv,
    ↪ loglikelihood_grad, alpha, f=loglikelihood)
x_simple, points_simple, hist_simple =
    ↪ simple_gradient_descent(x0, loglikelihood_grad, alpha,
    ↪ f=loglikelihood)

plt.plot(hist, color='b', label="Natural gradient")
plt.plot(hist_simple, color='r', label="Simple gradient")
plt.legend()
plt.show()

plt.plot(points[:, 0], points[:, 1], color='b',
    ↪ label="Natural gradient", linestyle=":")
plt.plot(points_simple[:, 0], points_simple[:, 1],
    ↪ color='r', label="Simple gradient", linestyle="--")

plt.legend()
plt.show()

```



Тест с полярной системой координат.

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import math
from natgrad import *
from pprint import pprint

def polar_G(w):
    return np.array([
        [1.0, 0.0],
        [0.0, w[0]**2]
    ])

def polar_f(w, k=None):
    r, phi = w[0], w[1]
    return (r * math.cos(phi) - 1)**2 + (r * math.sin(phi))**2

def polar_f_grad(w, k=None):
    r, phi = w[0], w[1]
    return np.array([
        2 * (r - math.cos(phi)),
        2 * r * math.sin(phi)
    ])

def polar_to_cartesian(r_phi):
    x = np.zeros(r_phi.shape)
    r, phi = r_phi[:, 0], r_phi[:, 1]

    x[:, 0] = r * np.cos(phi)
    x[:, 1] = r * np.sin(phi)

    return x

def test():

    polar_x0 = np.array([0.7, 3 * math.pi / 4.0])
    polar_G_inv = lambda w: np.linalg.pinv(polar_G(w))
    polar_alpha = 0.01
```

```

polar_x, polar_points, hist =
    ↪ natural_gradient_descent(polar_x0, polar_G_inv,
    ↪ polar_f_grad, polar_alpha, f=polar_f)
polar_x_simple, polar_points_simple, hist_simple =
    ↪ simple_gradient_descent(polar_x0, polar_f_grad,
    ↪ polar_alpha, f=polar_f)

plt.plot(hist, color='b', label="Natural gradient")
plt.plot(hist_simple, color='r', label="Simple gradient")
plt.legend()
plt.show()

polar_points = polar_to_cartesian(polar_points)
polar_points_simple =
    ↪ polar_to_cartesian(polar_points_simple)

print "Iterations (natural): ", len(polar_points)
print "Iterations (simple): ", len(polar_points_simple)

plt.plot(polar_points[:, 0], polar_points[:, 1], color='b',
    ↪ label="Natural gradient", linestyle=':')
plt.plot(polar_points_simple[:, 0], polar_points_simple[:,
    ↪ 1], color='r', label="Simple gradient", linestyle='--')

plt.legend()
plt.show()

```

Основной файл.

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import math
import seaborn

import polar_test
import likelihood_test

def main():
    polar_test.test()
    likelihood_test.test()

main()
```