

Лабораторная работа 3. Ускорение град. спуска, метод сопряженных градиентов

Квадратичные функции

Для многих методов нам очень интересны квадратичные функции вида

$$f(x) = \frac{1}{2}x^T A x - b x, \text{ где } A = A^T > 0$$

Научимся генерировать случайные матрицы с помощью следующего алгоритма:

1. Сгенерируем матрицу A_{rand} , наполненную случайными значениями от 0 до 1
pr.random.random((n, n))
2. Проведем процедуру симметризации:

$$A_{\text{symm}} = 0.5(A_{\text{rand}} + A_{\text{rand}}^T)$$

3. Гарантируем, что матрица будет положительно определенной

$$A_{\text{spd}} = A_{\text{symm}} + nI_n$$

4. По необходимости, можно делать матрицу более или менее обусловленной, добавляя или вычитая матрицы вида aI_n из A .
5. Остается сгенерировать матрицу b любым удобным вам способом.

В рамках этого пункта работы:

1. Реализуйте алгоритм генерации квадратичной функции произвольной размерности;
2. Реализуйте метод тяжелого шара, метод Нестерова (с постоянными коэффициентами) и метод сопряженных градиентов;
3. Сравните (графики!) поведение методов между собой и с методом градиентного спуска (стратегия с $\alpha = \frac{1}{L}$), реализованным в первой лабораторной. Для этого проведите эксперименты на случайных начальных условиях, для функций разной размерности (не менее четырех размерностей от 2 до 1000);
4. Сравните поведение методов с аналитическими ожиданиями, сделайте выводы.

Почти квадратичная функция

Для функции $f(x) = \frac{1}{2}x_1^2 + \frac{1}{4}x_2^4 - \frac{1}{2}x_2^2$:

1. Постройте график функции, найдите точки минимума;

2. Модифицируйте метод сопряженных градиентов до метода Флетчера-Ривса. В качестве линейного поиска можно использовать как метод точной оптимизации, так и неточной;
3. Проведите эксперименты с методами тяжелого шара, Нестерова и Флетчера-Ривса (см подсказку в конце). Имперически оцените области, в которой методы применимы и сходятся.
4. Сравните поведение методов между собой и с градиентным спуском.

Функция Розенброка

Для функции Розенброка $f(x, y) = (1 - x)^2 + 100(y - x^2)^2$

1. Модифицируйте метод Нестерова до версии с пересчитываемыми коэффициентами;
2. Примените метод с постоянными коэффициентами и с пересчитываемыми. Сравните результат с аналитическими ожиданиями. Постройте графики сходимости.
3. Реализуйте хотя бы 3 модификации метода сопряженных градиентов (см. подсказку в конце). Сравните между собой модификации и метод градиентного спуска. В какой области модификации дают результат?

Отчет

Отчет должен состоять из:

1. Кода для каждого из разделов;
2. Предложенных к построению графиков;
3. Аналитических выкладок;
4. Выводов к каждому разделу.

Подсказка с модификациями метода сопряженных градиентов

Нелинейный метод CG. Версия Флетчера–Ривса

Обычный CG:

```
 $g_0 \leftarrow Ax_0 - b$   
 $d_0 \leftarrow -g_0$   
 $k \leftarrow 0$   
while  $\|g_k\| > \varepsilon \|b\|$  do  
   $\alpha_k \leftarrow \frac{\|g_k\|^2}{\langle Ad_k, d_k \rangle}$   
   $x_{k+1} \leftarrow x_k + \alpha_k d_k$   
   $g_{k+1} \leftarrow g_k + \alpha_k Ad_k$   
   $\beta_k \leftarrow \frac{\|g_{k+1}\|^2}{\|g_k\|^2}$   
   $d_{k+1} \leftarrow -g_{k+1} + \beta_k d_k$   
   $k \leftarrow k + 1$   
end while
```

Метод Флетчера–Ривса:

```
 $g_0 \leftarrow \nabla f(x_0)$   
 $d_0 \leftarrow -g_0$   
 $k \leftarrow 0$   
while  $\|g_k\| > \varepsilon \|\nabla f(x_0)\|$  do  
   $\alpha_k \leftarrow \{\text{линейный поиск}\}$   
   $x_{k+1} \leftarrow x_k + \alpha_k d_k$   
   $g_{k+1} \leftarrow \nabla f(x_{k+1})$   
   $\beta_k \leftarrow \frac{\|g_{k+1}\|^2}{\|g_k\|^2}$   
   $d_{k+1} \leftarrow -g_{k+1} + \beta_k d_k$   
   $k \leftarrow k + 1$   
end while
```

Другие схемы нелинейного метода CG

Существует много версий нелинейного CG. Все они отличаются лишь выбором коэффициента β_k :

Полак–Рибье:	$\beta_k^{\text{PR}} := \frac{\langle g_{k+1}, y_k \rangle}{\ g_k\ ^2}$
Хестинс–Штифель:	$\beta_k^{\text{HS}} := \frac{\langle g_{k+1}, y_k \rangle}{\langle d_k, y_k \rangle}$
Полак–Рибье+:	$\beta_k^{\text{PR+}} := \max\{0, \beta_k^{\text{PR}}\}$
Гильберт–Ноусидаль:	$\beta_k^{\text{GN}} := \max\{-\beta_k^{\text{FR}}, \min\{\beta_k^{\text{PR}}, \beta_k^{\text{FR}}\}\}$
Дай–Юань:	$\beta_k^{\text{DY}} := \frac{\ g_{k+1}\ ^2}{\langle d_k, y_k \rangle}$
Агер–Джан:	$\beta_k^{\text{HZ}} := \frac{\langle g_{k+1}, y_k - \frac{2\ y_k\ ^2}{\langle d_k, y_k \rangle} d_k \rangle}{\langle d_k, y_k \rangle}$

Во всех формулах $y_k := g_{k+1} - g_k$.

- ▶ Все эти схемы совпадают на строго выпуклой квадратичной функции.
- ▶ На неквадратичной функции их поведение различается.