illumium.org

Главная > Блоги > Блог snegovick

Метод роя частиц для задачи глобальной оптимизации

snegovick — 4T, 30/09/2010 - 17:49

Метод оптимизации с помощью роя частиц (<u>Particle Swarm Optimization</u>, далее PSO), базирующийся на моделировании поведения популяции частиц в пространстве параметров задачи оптимизации, был предложен в работе [1].

Предлагаемый метод привлекателен простотой реализации и тем, что в процессе вычисления не используется градиент. Метод может использоваться для решения многих задач, включая обучение нейросетей, задачи поиска минимума функции, а также задач, типичных для генетических алгоритмов.

PSO, как и все алгоритмы, принадлежащие к семейству эволюционных алгоритмов, является стохастическим, не требующим вычисления градиента, что позволяет использовать PSO в случаях, где вычисление градиента невозможно, либо имеет высокую вычислительную сложность.

Описание алгоритма PSO

Алгоритм PSO использует для решения рой частиц, где каждая частица представляет собой возможное решение задачи оптимизации. Пусть s - количество агентов в рое. Каждая i-ая частица может быть представлена как объект с рядом параметров.

 \mathcal{X}_i - положение частицы

 $v_{\scriptscriptstyle i}$ - скорость частицы

 y_{i} - личное наилучшее положение частицы

Личное наилучшее положение частицы - положение частицы с наилучшим значением оценочной функции, которое когда-либо посещала частица. Пусть f - функция, которую необходимо минимизировать, тогда выражение для наилучшего личного положения в зависимости от времени:

$$y_i(t+1) = \begin{cases} y_i(t) & \text{if } f(x_i(t+1)) \ge f(y_i(t)) \\ x_i(t+1) & \text{if } f(x_i(t+1)) < f(y_i(t)) \end{cases}$$

Существует две версии базового алгоритма PSO, называемые gbest и lbest. Разница заключается в том, с какими набором частиц взаимодействует каждая частица. Обозначим символом \hat{y} это

взаимодействие. Определение \hat{v} в случае gbest представлено в следующем выражении:

$$\hat{y} \in \{y_0(t), y_1(t), \dots, y_s(t)\} | f(\hat{y}(t)) = \min\{f(y_0(t)), f(y_1(t)), \dots, f(y_s(t))\}$$

Данное выражение говорит о том, что \hat{y} - лучшая позиция когда-либо посещенная кем-либо из роя.

Стохастическая составляющая алгоритма представлена двумя случайными параметрами $r_1 \sim U\left(0,1\right)$ и $r_2 \sim U\left(0,1\right)$, которые масштабируются с помощью постоянных коэффициентов ускорения c_1 и c_2 , отвечающих за величину шага, который может сделать частица за одну итерацию времени. Как правило $c_1, c_2 \in \left(0,2\right]$. Скорость частицы на i-м шаге расчитывается отдельно для каждого измерения $j \in 1$...n , таким образом $v_{i,j}$ обозначает j-е измерение вектора скорости i-й частицы. Расчет j-го компонента вектора скорости i-й частицы на t+1 шаге производится по формуле:

$$v_{ij}\left(t+1\right) = w_{c}v_{ij}\left(t\right) + c_{1}r_{1}\left(t\right)\left[y_{ij}\left(t\right) - x_{ij}\left(t\right)\right] + c_{2}r_{2}\left(t\right)\left[\hat{y}\left(t\right) - x_{ij}\left(t\right)\right]$$

Таким образом, c_2 управляет воздействием глобального лучшего положения, а c_1 управляет воздействием личного лучшего положения на скорость каждой частицы. Для улучшения сходимости алгоритма вводится коэффициент инерции w_c [2]. Положение каждой частицы в i-м измерении вычисляется по формуле

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$$

Подготовительная часть алгоритма заключается в следующем :

- 1. Присвоить координатам $x_{i,j}$ случайные значения в пределах $\left[-x_{max},x_{max}\right]$ для всех $i\in 1...s$ и $j\in 1...n$,
- 2. Инициализировать векторы скоростей нулями,
- 3. Присвоить y_i значения x_i .

Пример решения задачи оптимизации с помощью алгоритма PSO на maxima

Пусть задана функция.

$$f(x_1, x_2) = x_1^2 + x_2^2$$

Необходимо найти минимум этой функции на промежутке $x_1, x_2 \in [-10, 10]$. Известно, чтоминимум находится в точке (0).

Решение:

```
f(x1,x2) := x1^2+x2^2;
     11: -10;
     ul: 10;
numpart: 20;
    numdims: 2;
     wc: 0.9;
     c1: 1.8;
 9
     c2: 1.9;
10
11
     xv: ematrix(numpart,numdims,0,1,1);
12
     vv: ematrix(numpart, numdims, 0, 1, 1);
     fitgbest: 2000;
13
14
    fitlbest: ematrix(numpart,1,0,1,1);
    fitlbest: fitlbest+fitgbest;
     xlbest: ematrix(numpart, numdims, 0, 1, 1);
17
     xgbest: ematrix(1,numdims,0,1,1);
18
```

```
19
      fitx: ematrix(numpart,1,0,1,1);
20
21
      for i:1 step 1 thru numpart do (
          for j:1 step 1 thru numdims do (
22
23
               xv[i][j]: 11 + random((u1-11))
24
25
      )$
26
27
      min: 0$
28
      minind: 0$
29
      display (xv);
30
31
      globalbest : [];
32
33
      for i:1 step 1 thru 20 do (
          for j:1 step 1 thru numpart do (
34
          fitx[j][1]: f(xv[j][1], xv[j][2]),
if fitx[j][1] < fitlbest[j][1] then (
  fitlbest[j][1] = fitx[j][1],</pre>
35
36
37
38
              for k:1 step 1 thru numdims do (
39
                   xlbest[j][k]: xv[j][k]
40
              )
          ),
41
42
43
         min: fitx[1][1],
44
45
         minind: 1,
46
         for j:1 step 1 thru numpart do (
47
              if fitx[j][1]<;min then (</pre>
48
                 minind: j,
49
             min: fitx[j][1]
50
              )
51
         ),
52
53
         dispm: addcol(xv,fitx),
54
         display (dispm),
55
         if min<;fitgbest then (</pre>
56
57
             fitgbest: min,
58
             for j:1 step 1 thru numdims do (
59
                    xgbest[1][j]: xv[minind][j]
60
         ),
61
62
63
         display (fitgbest),
         globalbest : append(globalbest, [[i,fitgbest]]),
64
65
         for j:1 step 1 thru numpart do (
    for k:1 step 1 thru numdims do (
66
67
                   r1: (random(1000))/1000,
68
                   r2: (random(1000))/1000,
69
                   vv[j][k]: wc^*vv[j][k]+c1^*r1^*(xlbest[j][k]-xv[j][k])+c2^*r2^*(xgbest[1])
70
                   xv[j][k]: xv[j][k]+vv[j][k]
71
72
              )
73
      )$
74
75
76
      display(globalbest);
77
78
      plot2d([discrete, globalbest], [y,0,50], [psfile, "globalbest.eps"]);
```