Universidad Simón Bolívar
 Departamento de Cómputo Científico y Estadística
 CO-5412 - Optimización No Lineal I

Máquinas de Aprendizaje con Mínimos Cuadrados no Lineales

Rubmary Rojas 13-11264 Rafael Blanco 13-10156 Enero-Marzo 2018

Contenido

1	Introducción						
2	Des	arrollo teórico de optimización	3				
3	Ger	neración de los datos	6				
	3.1	Generación con distribución uniforme	6				
	3.2	Generación con dos nubes	6				
	3.3	Preprocesamiento de datos	7				
4	Res	ultados experimentales	8				
	4.1	Datos generados con distribución uniforme, linealmente separables $(e=0)$	8				
	4.2	Datos con ruido	10				
	4.3	Datos en formas de dos nubes	11				
5	Cor	nclusiones	14				
6	Anexos						

1 Introducción

Se quiere crear una máquina que aprenda a clasificar entre dos clases mediante un ajuste por mínimos cuadrados no lineales. El modelo propuesto es equivalente a una red neuronal artificial sin capas ocultas con una sóla neurona en la capa de salida y una función de activación no lineal, esquemáticamente se puede representar de la siguiente manera:

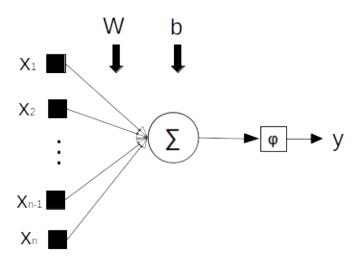


Figura 1: Red neuronal

Se utiliza como función de activación φ , la tangente hiperbólica, es decir $\varphi(x) = tanh(\rho x)$, dode ρ es un parámetro a establecer.

Se realizará aprendizaje supervisado, pues se conoce la respuesta de los datos de entrenamiento, y se quiere minimizar la siguiente función, en la cual N representa la cantidad de datos de entrenamiento y $x_k \in \mathbb{R}^n$, son los datos de entrada que tienen dimesión n:

$$ET(\vec{w}, b) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N} e_k^2$$

donde $e_k = y_k - d_k$, $y_k = \varphi(V_k)$ y $V_k = \vec{w}^t \vec{x}_k + b = \sum_{j=1}^n w_i x_{ki} + b$.

2 Desarrollo teórico de optimización

Para encontrar el mínimo de la función ET, se aplicarán las condiciones de optimalidad, sin embargo, es conveniente rescribir la ecuación anterior, considerando $\vec{w} \in \mathbb{R}^{(m+1)}$, asignando $w_0 = b$, y $x_0 = 1$, de esta forma asumimos que ya no se tiene sesgo y la función se puede expresar como:

$$ET(\vec{w}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} e_k^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} (y_k - d_k)^2$$
$$= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} (\varphi(\vec{w}^t \vec{x}_k) - d_k)^2$$
$$= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} \left(\varphi\left(\sum_{i=0}^{n} w_j x_{kj}\right) - d_k \right)^2$$

Calculemos ahora $\frac{\partial ET}{\partial w_i}$, usando la linealidad de la derivación y aplicando regla de la cadena varias veces, se obtiene que:

$$\frac{\partial ET}{\partial w_i} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N} \frac{\partial e_k^2}{\partial w_i} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N} \frac{\partial e_k^2}{\partial e_k} \frac{\partial e_k}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial k} \frac{\partial V_k}{\partial w_i} \ (***)$$

Por otra parte, se tiene que:

$$\frac{\partial e_k^2}{\partial e_k} = 2e_k = 2(y_k - d_k)$$

$$\frac{\partial e_k}{\partial y_k} = 1$$

$$\frac{\partial y_k}{V_k} = \varphi'(V_k)$$

$$\frac{\partial V_k}{\partial w_i} = \sum_{j=0}^n \frac{\partial (w_j x_{kj})}{\partial w_i} = x_{ki}$$

Sustituyendo las expresiones anteriores en (***), resulta:

$$\frac{\partial ET}{\partial w_i} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N} \frac{\partial e_k^2}{\partial e_k} \frac{\partial e_k}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{V_k} \frac{\partial V_k}{\partial w_i}$$

$$= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N} 2(y_k - d_k)(1)\varphi'(V_k)x_{ki}$$

$$= \sum_{k=1}^{N} (y_k - d_k)\varphi'(V_k)x_{ki}$$

$$= \sum_{k=1}^{N} (\varphi(V_k) - d_k)\varphi'(V_k)x_{ki}$$

Sea $X \in \mathbb{R}^N \times \mathbb{R}^{n+1}$ la matriz donde la i-ésima fila es el vector $\vec{x_i}$ y sea $\phi \in \mathbb{R}^N$, tal que $\phi_k = (\varphi(V_k) - d_k)\varphi'(V_k)$, entonces se puede escribir el gradiente como:

$$\nabla ET = X^t \phi$$

En este caso en particular, la función de activación φ es la tangente hiperbólica, luego

$$tanh'(x) = \left(\frac{senh(x)}{cosh(x)}\right)'$$

$$= \frac{senh'(x)cosh(x) - cosh'(x)senh(x)}{cosh^2(x)}$$

$$= \frac{cosh^2(x) - senh^2(x)}{cosh^2(x)}$$

$$= \frac{1}{cosh^2x}$$

Obteniendo que:

$$\varphi'(V_k) = \rho \cdot tanh'(\rho V_k) = \frac{\rho}{cosh^2(\rho V_k)}$$

Ahora calculemos las derivadas parciales de segundo orden y el hessiano de la función

$$\frac{\partial ET}{\partial w_j \partial w_i} = \frac{\partial}{\partial w_j} \left(\sum_{k=1}^N (y_k - d_k) \varphi'(V_k) x_{ki} \right)
= \sum_{k=1}^N \frac{\partial ((y_k - d_k) \varphi'(V_k) x_{ki})}{\partial w_j}
= \sum_{k=1}^N x_{ki} \frac{\partial ((y_k - d_k) \varphi'(V_k))}{\partial w_j}
= \sum_{k=1}^N x_{ki} \left(\frac{\partial (y_k - d_k)}{\partial w_j} \varphi'(V_k) + \frac{\partial \varphi'(V_k)}{\partial w_j} (y_k - d_k) \right)
= \sum_{k=1}^N x_{ki} \left(\frac{\partial \varphi(V_k)}{\partial w_j} \varphi'(V_k) + \frac{\partial \varphi'(V_k)}{\partial w_j} (y_k - d_k) \right)$$

Por otra parte, se tiene que:

$$\frac{\partial \varphi(V_k)}{\partial w_j} = \frac{\partial \varphi(V_k)}{\partial V_k} \frac{\partial V_k}{\partial w_j} = \varphi'(V_k) x_{kj}$$
$$\frac{\partial \varphi'(V_k)}{\partial w_j} = \frac{\partial \varphi'(V_k)}{\partial V_k} \frac{\partial V_k}{\partial w_j} = \varphi''(V_k) x_{kj}$$

Luego, se tiene que:

$$\frac{\partial ET}{\partial w_j \partial w_i} = \sum_{k=1}^N x_{ki} \left(\frac{\partial \varphi(V_k)}{\partial w_j} \varphi'(V_k) + \frac{\partial \varphi'(V_k)}{\partial w_j} (y_k - d_k) \right)$$

$$= \sum_{k=1}^N x_{ki} \left(\varphi'(V_k) x_{kj} \varphi'(V_k) + \varphi''(V_k) x_{kj} (y_k - d_k) \right)$$

$$= \sum_{k=1}^N x_{ki} x_{kj} \left(\varphi'(V_k)^2 + \varphi''(V_k) (y_k - d_k) \right)$$

Por último, es necesario calcular $\varphi''(x)$:

$$\varphi''(x) = \left(\frac{\rho}{\cosh^2(\rho x)}\right)' = \rho(1 - \varphi^2(x))'$$
$$= \rho(-2\varphi(x))(\varphi'(x)) = -2\rho\varphi(x)\varphi'(x)$$

3 Generación de los datos

Se generaron datos aleatorios en 2 y 3 dimensiones. Separar datos en 2D es equivalente a encontrar una recta que divida al plano en dos semiplano, cada uno con puntos de una sóla categoría y separar datos en 3D es equivalente a encontrar un plano. Se generaron datos de dos formas diferentes:

3.1 Generación con distribución uniforme

En este generador se utilizan dos parámetros que corresponden a la entrada del programa, el primero es la distancia, que se denotará con d y el segundo, denotado con e el máximo ruido que se agrega a los datos. En este caso se genera de forma aleatoria los parámetros A, B y C de la recta Ax + By + C = 0, con distribución uniforme en el intervalo (-3,3) (agregando el parámetro D en el caso que se trabaje en 3 dimensiones). Una vez con la recta establecida, se crean puntos, cuyas coordenadas son generadas con distribución uniforme en el intervalo (-10, 10).

Una vez se tiene el dato, este es descartado si abs(Ax + By + C) < d, y luego es clasificado según el signo del producto anterior, luego a cada componente se le agrega un error entre (0, e) de forma aleatoria. De esta forma se pueden generar datos con una franja entre ellos con una distancia dada, o incluso datos que se mezclen en su frontera, según los parámetros que se le proporcionen al generador.

3.2 Generación con dos nubes

En este caso se utilizan los parámetros d y var. Primero se eligen los centros de forma aleatoria con una distancia d entre ellos. Luego para cada centro, los datos son elegidos seleccionando primero la distancia que tendrán al centro con una distribución normal y varizanza var, descartándose aquellos valores que estén a una distancia mayor que 1.5 para evitar que la data tenga demasiados datos atípicos.

3.3 Preprocesamiento de datos

Al intentar ejecutar los algoritmos con los datos obtenidos inicialmente, se observó que en la mayoría de los casos no se podía obtener un resultado, siendo la respuesta dada por el programa para cada peso nan. Por lo que se trasladaron y rescalaron los datos, para que las componentes tuvieran una media igual a 0 y una varianza igual a 1, una vez hecho esto fue posible aplicar los algoritmos.

4 Resultados experimentales

Para resolver el problema de optimización se utilizaron dos algoritmos diferentes de búsqueda lineal. Primero se utilizó el método de cauchy, en el cual se utiliza el un vector con dirección opuesta al gradiente como dirección de búsqueda. Como segundo algoritmo se utilizó un método Casi Newton, BFGS, en el cual se hacen aproximaciones al hessiano de la función.

En ambos métodos se emplea el algoritmo de backtracking para definir la longitud del paso. Como condición de parada se verificó que el gradiente tuviera una norma menor que 10^{-3} o que se alcazaran un total de 10000 iteraciones.

Los datos probados, con sus resultados fueron los siguientes. La tabla muestra el valor del parámetro ρ , el número de llamadas a la función, #f, el número de llamadas al gradiente de la función $\#\nabla f$, la norma del gradiente final, el número de iteraciones #it, la cantidad de datos correctos (c), la cantidad de datos mal clasificados (w), el porcentaje de precisión (p) y el tiempo empleado en encotrar la solución (t):

4.1 Datos generados con distribución uniforme, linealmente separables (e = 0)

Los siguientes resultados se obtuvieron al experimentar con datos generados de la primera forma (distribución uniforme), y sin ruido, por lo que la data es linealmente separable. En todos los casos se obtuvo una clasificación perfecta por parte de ambos algoritmos y se puede notar que bfgs converge con mayor rapidez que cauchy. Los resultados obtenidos cuando $\rho=1$ (de la función objetivo) se presenta en la siguiente tabla (en el tipo Sep indica que los datos se generaron con una separación entre ellos):

tipo	método	#f	$\#\nabla f$	$ \nabla f $	#it	С	W	р	t
2D	cauchy	326	135	0.0009858	134	100	0	100%	0.043145
2D	bfgs	41	29	3.12E-05	14	100	0	100%	0.006597
3D	cauchy	195	78	0.000996067	77	100	0	100%	0.026426
3D	bfgs	111	33	1.99E-05	16	100	0	100%	0.015444
Sep 2D	cauchy	1928	694	0.000999768	693	100	0	100%	0.252256
Sep 2D	bfgs	13	9	6.96E-05	4	100	0	100%	0.002086
Sep 3D	cauchy	929	229	0.000996687	228	100	0	100%	0.117985
Sep 3D	bfgs	9	5	0.000359558	2	100	0	100%	0.001427

Tabla 1: Datos linealmente separables

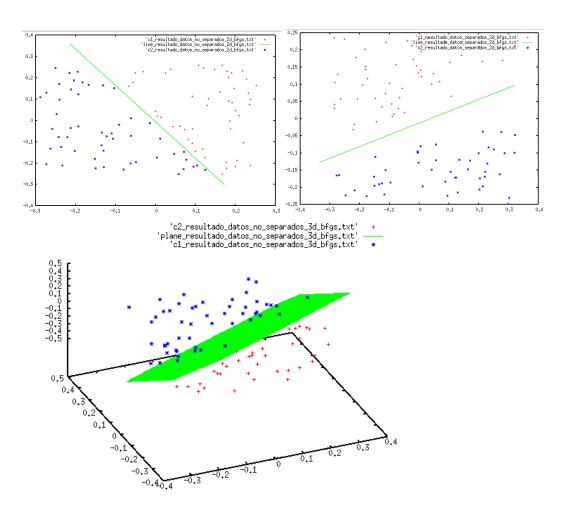


Figura 2: Resultados de datos linealmente separables usando bfgs

4.2 Datos con ruido

En este caso la data no resulta linealmente separable, por lo que la precisión no puede ser del 100%, no obstante se genera un clasificador con una precisión mayor del 90% en todos los casos. En cuanto a precisión se puede observar que el método bfgs fue un poco más preciso al clasificar los datos en 3D, por otra parte se sigue observando como predomina el método casi newton en cuanto a rapidez de convergencia. La siguiente tabla muestra los resultados para el valor de ρ más eficiente:

datos	método	ρ	#f	$\#\nabla f$	$ \nabla f $	#it	С	W	p	t
2D	Cauchy	0.6	6966	1567	0.000998582	1566	96	4	96%	0.86841
2D	bfgs	0.5	47	29	3.58E-05	14	96	4	96%	0.007323
3D	Cauchy	0.9	12748	1774	0.00098584	1773	96	4	96%	1.54784
3D	bfgs	0.8	59	39	1.65E-07	19	98	2	98%	0.009909

Tabla 2: Datos con ruido

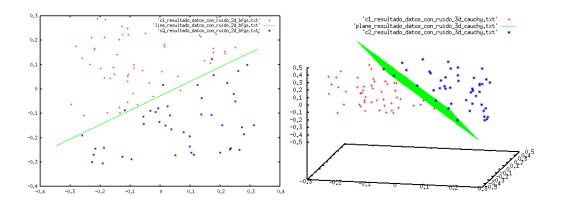


Figura 3: Datos con ruido

4.3 Datos en formas de dos nubes

En las tablas presentadas en esta sección se puede observar que en este caso se logra una separación perfecta de los datos en todos los casos, también se observa que la cantidad de iteraciones es menor a medida que se utiliza un valor de ρ mayor. Además, también se puede observar que hay una diferencia significativa en la cantidad de iteraciones entre los métodos, siendo BFGS mucho más rápido. También se experimentó con datos en 3 dimensiones y se obtienen conclusiones similares, no obstante con los datos generados se obtuvo un dato mal clasificado.

$\overline{\rho}$	#f	$\#\nabla f$	$ \nabla f $	#it	С	W	p	t
0.1	9422	4685	0.000999834	4684	100	0	100%	1.33706
0.2	5217	2535	0.00099976	2534	100	0	100%	0.717469
0.3	3768	1789	0.000999999	1788	100	0	100%	0.514781
0.4	2818	1353	0.000999527	1352	100	0	100%	0.385423
0.5	1935	962	0.000999841	961	100	0	100%	0.267034
0.6	619	310	0.000999309	309	100	0	100%	0.085609
0.7	33	17	0.000925588	16	100	0	100%	0.004632
0.8	47	24	0.000995901	23	100	0	100%	0.006499
0.9	3	2	0.000644333	1	100	0	100%	0.000458
1	3	2	8.24E-05	1	100	0	100%	0.000457

Tabla 3: Método de Cauchy

$\overline{\rho}$	# <i>f</i>	$\#\nabla f$	$ \nabla f $	#it	С	W	p	t
0.1	41	29	6.0656e-05	14	100	0	100%	0.018883
0.2	32	23	4.64513e-05	11	100	0	100%	0.006914
0.3	49	33	0.000108441	16	100	0	100%	0.008335
0.4	39	27	0.00093442	13	100	0	100%	0.006406
0.5	32	23	7.27122e-07	11	100	0	100%	0.005167
0.6	18	13	0.000432188	6	100	0	100%	0.00293
0.7	19	13	0.000487316	6	100	0	100%	0.003491
0.8	25	17	0.000327908	8	100	0	100%	0.003951
0.9	18	13	9.41778e-05	6	100	0	100%	0.002914
_ 1	16	11	0.000161781	5	100	0	100%	0.002535

Tabla 4: Método BFGS

En este tipo de data, se observó un caso que se puede observar que es linealmente separable, ambos algoritmos clasifican bien para valores pequeños de ρ , no obstante, para el método de cauchy se pierde precisión cuando ρ disminuye. Otro punto a destacar es que en algunos caso el algoritmo bfgs no puede resolver el problema debido a asuntos de overflow y el resultado del programa es nan, en este caso la precisión es de 0%. Esto se puede observar, tanto en la data de 2 dimensiones, como en la data de 3 dimensiones. La siguiente tabla muestra la precisión de ambos algoritmos según el valor de ρ utilizado:

$\overline{\rho}$	cauchy 3D	bfgs 2D	cauchy 3D	bfgs 3D
0.1	97.14%	98.57%	100%	100%
0.2	97.14%	98.57%	100%	100%
0.3	97.14%	98.57%	100%	100%
0.4	98.57%	0%	100%	100%
0.5	98.57%	0%	100%	100%
0.6	98.57%	98.57%	100%	100%
0.7	98.57%	98.57%	99%	0%
0.8	92.86%	0%	85%	100%
0.9	91.43%	0%	85%	100%
1	91.43%	98.57%	85%	100%

Tabla 5: Comparación de precisión

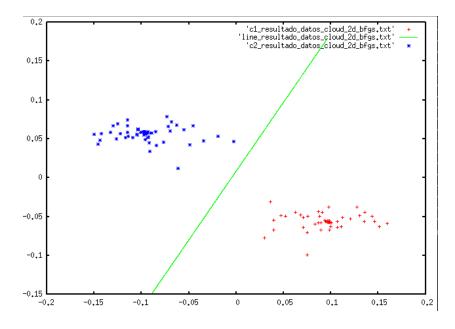


Figura 4: Nubes en 2d

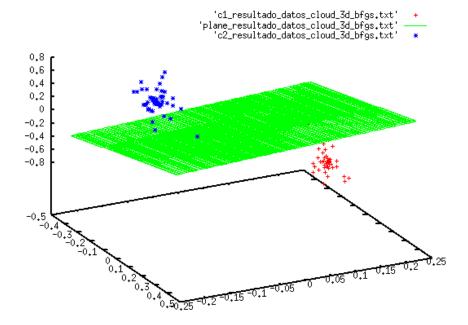


Figura 5: Nubes en 3d

5 Conclusiones

Luego de realizar los experimentos con los distintos casos de prueba se puede concluir que tanto el algoritmo de Cauchy, como el algoritmo de BFGS convergen con soluciones adecuadas para este problema de optimización no lineal. Se puede concluir además que el desempeño del algoritmo BFGS es mucho mejor que el del algoritmo de Cauchy, ya que la cantidad de iteraciones necesarias para converger es mucho menor, de hecho, generalmente no pasa de 20 iteraciones, disminuyendo notoriamente el número de evaluaciones de la función objetivo, del gradiente y, por ende, el tiempo de cómputo de este método.

Otra observación importante que se debe destacar es que para datos con ruido, es decir, aquellos datos que no son linealmente separables, se obtuvo una mejor clasificación cuando el rho de la función objetivo toma valores centrales en el intervalo entre 0 y 1.

6 Anexos

Los algoritmos fueron implementados en el lenguaje de programación C++, todo el código utilizado es incluído en la siguiente sección:

Funciones de vectores y matrices

```
#include <vector>
  #include <cmath>
  #define sq(X)(X)*(X)
  #define cub(X)(X)*(X)*(X)
  typedef std::vector<std::vector<double> > matrix;
  typedef std::vector<double> vector;
  matrix cross(vector A, vector B)
  {
9
     int n = A.size(), m = B.size();
10
     matrix C = std::vector<vector>(n, vector(m, 0));
11
     for (int i = 0; i < n; i++)
12
     {
13
       for (int j = 0; j < m; j++)
14
         C[i][j] = A[i]*B[j];
15
16
     return C;
17
  matrix operator + (matrix A, matrix B)
19
20
     int n = A.size(), m = A[0].size();
21
     matrix C(n, vector(m));
22
     for (int i = 0; i < n; i++)
23
     {
^{24}
       for (int j = 0; j < m; j++)
         C[i][j] = A[i][j] + B[i][j];
26
     }
27
     return C;
28
29
  vector operator * (matrix A, vector B)
31
     int n = A.size(), m = B.size();
     vector C(n, 0);
33
34
```

```
for (int i = 0; i < n; i++)</pre>
35
36
       for (int j = 0; j < m; j++)
37
          C[i] += A[i][j]*B[j];
     }
39
40
     return C;
41
42
   vector operator + (vector A, vector B)
43
44
     int n = A.size();
45
     vector C(n);
46
     for (int i = 0; i < n; i++)</pre>
47
       C[i] = A[i] + B[i];
48
     return C;
49
   }
50
   vector operator * (double eta, vector A)
51
52
     int n = A.size();
53
     vector ans(n);
54
     for (int i = 0; i < n; i++)</pre>
55
       ans[i] = eta*A[i];
56
     return ans;
57
   vector operator - (vector A, vector B)
60
     int n = A.size();
61
     vector C(n);
62
     for (int i = 0; i < n; i++)</pre>
63
       C[i] = A[i] - B[i];
64
     return C;
   double operator * (vector A, vector B)
67
68
     int n = A.size();
69
     double ans = 0;
70
     for (int i = 0; i < n; i++)
71
       ans += A[i]*B[i];
     return ans;
   }
74
75
```

```
matrix operator * (matrix A, matrix B)
76
77
     int n = A.size(), m = B.size(), t = B[0].size();
78
     matrix C(n, vector(t));
79
     for (int i = 0; i < n; i++){</pre>
80
       for (int j = 0; j < t; j++) {
81
         C[i][j] = 0;
82
         for (int k = 0; k < m; k++)</pre>
83
           C[i][j] += A[i][k]*B[k][j];
84
       }
85
     }
```

Implementación de la clase Function y la clase ET

```
#include "vector_functions.cpp"
  #include <iostream>
  /**
   * Class Fuction:
5
    * clase abstracta para representar las funciones que
    * seran pasadas como parametro a la busqueda lineal
    * QN:
                   dimension del vector de entrada
    * @total:
                   numero de llamadas a la funcion
                   numero de llamadas a la derivada de la funcion
    * @total_d:
                   numero de llamadas al hessiando de la funcion
    * @total_h:
11
                   numero de veces que se calcula la inversa de
    * @total_i:
12
       una matriz
13
  class Function {
14
  public:
15
       int N;
16
       int total;
17
       int total_d;
18
       int total_h;
19
       int total_i;
20
       /**
21
        * val - valor de la funcion evualuada en un punto
22
        * Parametros:
          x - vector en el que se evalua la funcion
24
        * Descripcion:
25
           retorna el valor de la funcion,
26
           por defecto es la funcion constate
27
           (igual a 1)
28
        */
       virtual double val(vector x){
30
           return 1;
31
       }
32
33
34
        * d - derivada
35
        * Parametros:
           x - vector, punto a evaluar la derivada
        * Descripcion:
38
```

```
retorna el valor de la derivada en el
39
           punto dado
40
        */
41
       virtual vector d(vector x) {
42
           return vector(0);
43
44
       /**
45
        * h - hessiano
46
        * Parametros:
47
           x - vector, punto a evaluar el hessiano
48
           retorna el valor del hessiano en el
           punto dado
50
51
       virtual matrix h(vector x) {
52
           return matrix(0);
53
54
       /**
55
        * inverse - inversa
        * Parametros:
        * A - matriz de entrada
58
        * Descripcion
59
          retorna la inversa de la
60
           matriz dada como parametro
61
        */
       virtual matrix inverse(matrix &A){
           return matrix(0);
64
65
  };
66
67
   class ET : public Function{
68
   public:
       int M;
       matrix X;
71
       vector V, PHI, y, D;
72
       double rho;
73
74
       ET(int NO, matrix X, vector D, double rho = 1) :
75
           X(X), D(D), rho(rho) {
76
           N = NO;
           M = X.size();
78
           y = vector(M);
```

```
PHI = vector(M);
80
81
        double phi(double x) {
82
            x *= rho;
            return (\exp(x) - \exp(-x))/(\exp(x) + \exp(-x));
85
        double dphi(double x) {
86
            x *= rho;
87
            return rho*sq(2/(exp(x) + exp(-x)));
88
        }
89
        double ddphi(double x) {
            return -2*rho*phi(x)*dphi(x);
92
        void precalculations(vector w) {
93
            V = X*w;
94
            for (int k = 0; k < M; k++)
95
                y[k] = phi(V[k]);
96
            for (int k = 0; k < M; k++)
                PHI[k] = (y[k] - D[k])*dphi(V[k]);
98
        }
99
        virtual double val(vector w) {
100
            total++;
101
            precalculations(w);
102
            double e = 0;
103
            for (int k = 0; k < M; k++)
                 e += sq(y[k]-D[k]);
105
            return e/2;
106
        }
107
        virtual vector d(vector w) {
108
            total_d++;
109
            matrix Xt = t(X);
            return Xt*PHI;
112
        virtual matrix h(vector w) {
113
            total_h++;
114
            matrix H(N, vector(N));
115
            for (int i = 0; i < N; i++) {</pre>
116
                 for (int j = i; j < N; j++){
117
                     H[i][j] = 0;
                     for (int k = 0; k < M; k++)
119
                         H[i][j] += X[k][i]*X[k][j]*(sq(dphi(V[k]))
120
```

```
+ ddphi(V[k])*(y[k]-D[k]));
                     H[j][i] = H[i][j];
121
                }
122
            }
123
            return H;
        }
125
        double det_adj(int i, int j, matrix &M) {
126
            matrix A(2, vector(2));
127
            int i2 = 0, j2 = 0;
128
            for (int i1 = 0; i1 < N; i1++) {
129
                 j2 = 0;
130
                 if (i1 == i) continue;
131
                 for (int j1 = 0; j1 < N; j1++){
132
                     if (j1 == j) continue;
133
                     A[i2][j2] = M[i1][j1];
134
                     j2++;
135
                }
136
                i2++;
137
            }
138
            return A[0][0]*A[1][1]-A[1][0]*A[0][1];
139
        }
140
        virtual matrix inverse(matrix &M) {
141
            total_i++;
142
            matrix X = matrix(N, vector(N));
143
            double det =
                              M[0][0]*(M[1][1]*M[2][2] - M[1][2]*M
                [2][1])
                            - M[0][1]*(M[1][0]*M[2][2] - M[1][2]*M
145
                                [2] [0])
                            + M[0][2]*(M[1][0]*M[2][1] - M[1][1]*M
146
                                [2][0]);
            matrix Mt = t(M);
147
            for (int i = 0; i < N; i++){
                 for (int j = 0; j < N; j++){
149
                     X[i][j] = det_adj(i, j, Mt)*(((i+j)&1) ? -1 :
150
                         1);
                     X[i][j] /= det;
151
                 }
152
            }
153
            return X;
        }
155
156 };
```

Implementación de la clase LinearSearch, Cauchy y Bfgs

```
#include "Function.cpp"
  #include <climits>
  #include <cstdlib>
  #include <ctime>
  /**
6
   * Class LinearSearch:
   * clase abstracta para representar las diferentes
    * busquedas lineales
               precision utilizada como condicion de parada
    * @eps:
    * @MAX_IT: numero maximo de iteraciones permitidas
11
               funcion utilizada para optimizar
    * @f:
12
               valor del punto en cada iteracion
    * @x:
13
    * @gx:
               valor del gradiente en cada iteracion
14
    * @fx:
               valor de la funcion en cada iteracion
15
    */
  class LinearSearch {
17
  public:
18
       double eps;
19
       int MAX_IT;
20
       Function *f;
21
       vector x;
22
       vector gx;
23
       double fx;
25
       /**
26
        * alpha - longitud del paso
27
        * Parametros:
28
        * @d - vector de la direccion de busqueda
        * Descripcion:
           Longitud del paso en el algoritmo iterativo,
31
           su valor por defecto es 1
32
33
       virtual double alpha(vector &d)
34
       {
35
           return 1;
       }
38
       /**
39
```

```
* dir - direccion de busqueda
40
         * Descripcion:
41
            Retorna la direccion de descenso
42
            del algoritmo, por defecto es la
43
            direccion opuesta al gradiente
         */
45
       virtual vector dir()
46
47
            return -1*gx;
48
       }
49
       /**
51
         * linear_search
52
         * Parametros:
53
            @x0 - vector inicial
54
         * Descripcion:
55
            Algorimto de busqueda lineal,
56
            converge a la solucion que es
            almacenada\ en\ la\ variable\ x
58
         */
59
       int linear_search(vector x0)
60
61
            vector d;
62
            x = x0;
            int k = 0;
            while (true) {
65
                k++;
66
                fx = f \rightarrow val(x);
67
                gx = f \rightarrow d(x);
                if (abs(gx) < eps \mid \mid k > MAX_IT)
69
                     break;
                d = dir();
                x = x + alpha(d)*d;
72
            }
73
            return k-1;
74
       }
75
   };
76
77
   /**
    * Class Cauchy
    * Subclase hija de LinearSearch
```

```
* @al0:
                paso inicial en el algoritmo de backtraking
81
                parametro del algoritmo de bactracking
     * gamma:
82
     * @ro:
                parametro del algoritmo de backtraking
                parametro que puede ser randomizado para
    * @siq:
                variaciones de Cauchy, por defecto es igual a 1
    */
86
   class Cauchy: public LinearSearch
87
88
   public:
89
       double al0, gamma, ro, sig;
90
        /**
92
         * Cauchy- Constructor de la clase
93
         * Descripcion:
94
           Establece los parametros para el metodo de
95
            cauchy
96
         */
97
       Cauchy(double al0, double gamma, double ro, double sig = 1)
            al0(al0), gamma(gamma), ro(ro), sig(sig) { }
99
100
        /**
101
         * Sigma -
102
         * Descripcion:
103
         * retorna el valor del parametro sigma
104
         */
105
        virtual double sigma()
106
107
            return sig;
108
       }
109
110
        /**
111
         * alpha - longitud del paso
112
         * Descripcion:
113
            sobrescribe la funcion de la clase padre
114
            utiliza el algoritmo de backtraking para
115
           para calcular la longitud del paso
116
         */
117
        virtual double alpha(vector &d)
        {
            double C = gamma*(gx*d), a = al0;
120
```

```
while(f \rightarrow val(x + a*d) > fx + a*C){
121
                 a = ro*a*sigma();
122
            }
123
            return a;
124
        }
   };
126
127
   /**
128
    * Class Cauchy
129
     * Subclase hija de Cauchy
130
131
   class Cauchy2 : public Cauchy {
   public:
133
134
        /**
135
         * Cauchy2- Constructor de la clase
136
         * Descripcion:
137
            Establece los parametros para el metodo de
            cauchy e inicializa la semilla para generar
139
            los numeros aleatorios
140
141
        Cauchy2(double al0, double gamma, double ro = 0.5, double
142
            sig = 1):
            Cauchy(al0, gamma, ro, sig) {
143
                 srand(time(NULL));
144
        }
145
146
        /**
147
         * sigma
148
         * Descripcion:
149
            sobrescribe la funcion de la clase padre
150
            utiliza el algoritmo de backtraking para
            para calcular la longitud del paso
152
         */
153
        virtual double sigma()
154
        {
155
            return (double) std::rand()/INT_MAX;
156
        }
157
   };
159
160
```

```
/**
161
     * Class Newton
162
     * Subclase hija de Linear Search
163
164
    {\it class} Newton : {\it public} LinearSearch
165
    {
166
        /**
167
         st\ dir - direccion de busqueda
168
         * Descripcion:
169
             sobrescribe la funcion de la clase padre
170
             calcular la direccion de busqueda
171
         */
        virtual vector dir() {
173
             matrix H = f \rightarrow h(x);
174
             H = f -> inverse(H);
175
             return -1*(H*gx);
176
        }
177
   };
178
   class Bfgs : public Cauchy
180
181
182 public:
```

Implementación de los generadores

```
#include <iostream>
2 | #include <climits>
3 #include <cstdlib>
  #include <ctime>
   #include <algorithm>
   using namespace std;
   double get_rand(double a, double b){
     double r = (double) std::rand()/INT_MAX;
     return r*(b - a) + a;
   }
11
12
   int main() {
13
     double A, B, C;
14
     srand(time(NULL));
15
     A = get_rand(-3, 3);
     B = get_rand(-3, 3);
17
     C = get_rand(-3, 3);
18
     int N;
19
     double distance, error;
20
21
     cin >> N >> distance >> error;
22
     cout << N << endl;</pre>
23
     int i = 0;
     while(i < N) {</pre>
25
       double X, Y;
26
       X = get_rand(-10, 10);
27
       Y = get_rand(-10, 10);
28
29
       if (abs(A*X + B*Y + C) < distance)</pre>
         continue;
31
       cout << X + get_rand(-error/2, error/2) << '\_' << Y +
32
           get_rand(-error/2, error/2) << '\_';
       if (A*X + B*Y + C > 0)
33
         cout << 1;
34
       else
35
         cout << -1;
       cout << endl;</pre>
       i++;
38
```

```
#include <iostream>
  #include <climits>
3 #include <cstdlib>
  #include <ctime>
  #include <algorithm>
  using namespace std;
   double get_rand(double a, double b){
     double r = (double) std::rand()/INT_MAX;
9
     return r*(b - a) + a;
10
  }
11
^{12}
   int main() {
13
     double A, B, C, D;
14
     srand(time(NULL));
15
     A = get_rand(-3, 3);
16
     B = get_rand(-3, 3);
17
     C = get_rand(-3, 3);
     D = get_rand(-3, 3);
19
20
     int N;
21
     double distance, error;
22
     cin >> N >> distance >> error;
23
     cout << N << endl;</pre>
24
25
     int i = 0;
26
     while (i < N) {
27
       double X, Y, Z;
28
       X = get_rand(-10, 10);
29
       Y = get_rand(-10, 10);
30
       Z = get_rand(-10, 10);
31
       if (abs(A*X + B*Y + C*Z + D) < distance)
33
         continue;
34
35
       cout << X + get_rand(-error/2, error/2) << '\_' << Y+
36
           get_rand(-error/2, error/2) << 'u' << Z+get_rand(-error
           /2, error/2) << '⊔';
       if (A*X + B*Y + C*Z + D > 0)
         cout << 1;
38
       else
39
```

```
#include <iostream>
  #include <climits>
3 #include <cstdlib>
  #include <ctime>
  #include <algorithm>
  using namespace std;
  double get_rand(double a, double b){
     double r = (double) std::rand()/INT_MAX;
9
     return r*(b - a) + a;
10
  }
11
12
  vector <double> rand_vector(double r) {
13
     double x = get_rand(-1, 1), y = get_rand(-1, 1);
14
     double norm = sqrt(x*x + y*y);
15
     return vector <double>({x*r/norm, y*r/norm});
16
  }
17
   int main() {
19
20
     srand(time(NULL));
21
     int N;
22
     double distance, var;
23
     cin >> N >> distance >> var;
24
     default_random_engine generator;
25
     normal_distribution<double> distribution(0, var);
26
     vector <double> c1, c2;
27
     c1 = rand_vector(1);
28
     c2 = rand_vector(distance);
29
     c2[0] += c1[0];
30
     c2[1] += c1[1];
31
     cout << N << endl;</pre>
33
34
     for (int i = 0; i < N; i++){
35
       double X1, Y1, X2, Y2, r1, r2;
36
       vector <double> d1, d2;
37
       r1 = distribution(generator);
38
       r2 = distribution(generator);
       while (r1 > 1.5*var)
40
         r1 = distribution(generator);
41
```

```
while (r2 > 1.5*var)
42
          r2 = distribution(generator);
43
44
        d1 = rand_vector(r1);
        d2 = rand_vector(r2);
46
47
        X1 = c1[0] + d1[0];
48
       Y1 = c1[1] + d1[1];
49
       X2 = c2[0] + d2[0];
50
        Y2 = c2[1] + d2[1];
51
        cout << X1 << '_{\square} ' << Y1 << '_{\square} ' << 1 << endl;
53
        cout << X2 << '_{\sqcup} ' << Y2 << '_{\sqcup} ' << -1 << endl;
     }
55
56 }
```

```
#include <iostream>
  #include <climits>
3 #include <cstdlib>
  #include <ctime>
  #include <algorithm>
  using namespace std;
  double get_rand(double a, double b){
     double r = (double) std::rand()/INT_MAX;
     return r*(b - a) + a;
10
11
  vector <double> rand_vector(double r) {
13
     double x = get_rand(-1, 1), y = get_rand(-1, 1), z = get_rand
14
        (-1, 1);
     double norm = sqrt(x*x + y*y + z*z);
15
     return vector <double>({x*r/norm, y*r/norm, z*r/norm});
16
  }
17
  int main() {
19
20
     srand(time(NULL));
21
     int N;
22
     double distance, var;
23
     cin >> N >> distance >> var;
24
     default_random_engine generator;
     normal_distribution<double> distribution(0, var);
26
     vector <double> c1, c2;
27
     c1 = rand_vector(1);
28
     c2 = rand_vector(distance);
29
     for (int i = 0; i < 3; i++)
31
       c2[i] += c1[i];
32
33
     cout << N << endl;</pre>
34
35
     for (int i = 0; i < N; i++){
36
       double X1, Y1, Z1, X2, Y2, Z2, r1, r2;
37
       vector <double> d1, d2;
       r1 = distribution(generator);
```

```
r2 = distribution(generator);
41
        while (r1 > 1.5*var)
42
          r1 = distribution(generator);
43
        while (r2 > 1.5*var)
          r2 = distribution(generator);
45
46
       d1 = rand_vector(r1);
47
       d2 = rand_vector(r2);
48
49
       X1 = c1[0] + d1[0];
50
       Y1 = c1[1] + d1[1];
       Z1 = c1[2] + d1[2];
52
53
       X2 = c2[0] + d2[0];
54
       Y2 = c2[1] + d2[1];
55
       Z2 = c2[2] + d2[2];
56
        cout << X1 << '_{\sqcup}' << Y1 << '_{\sqcup}' << Z1 << '_{\sqcup}' << 1 << endl;
        cout << X2 << '_{\sqcup}' << Y2 << '_{\sqcup}' << Z2 << '_{\sqcup}' << -1 << endl;
     }
60
61 }
```

Implementació de las funciones main que llaman a los algoritmos

```
#include "LinearSearch.cpp"
2 | #include <iostream>
3 | #include <fstream>
  #include <ctime>
  #include <climits>
  #include <cstdlib>
  #include <algorithm>
  #define EPS 1e-3
   void make_data(matrix &X, vector &D){
     vector x(3, 1);
11
     int M;
12
     std::cin >> M;
13
     D = vector(M);
14
     for (int i = 0; i < M; i++) {</pre>
15
       std::cin >> x[1] >> x[2] >> D[i];
16
       X.push_back(x);
17
18
     double miuX = 0, varX = 0, miuY = 0, varY = 0;
19
     for (int i = 0; i < M; i++) {</pre>
20
       miuX += X[i][1];
21
       miuY += X[i][2];
22
     }
23
     miuX /= M;
     miuY /= M;
25
     for (int i = 0; i < M; i++) {
26
       varX += sq(X[i][1] - miuX);
27
       varY += sq(X[i][2] - miuY);
28
     }
29
     varX /= (M-1);
30
     varY /= (M-1);
31
     for (int i = 0; i < M; i++) {
32
       X[i][1] = (X[i][1] - miuX)/varX;
33
       X[i][2] = (X[i][2] - miuY)/varY;
34
     }
35
  }
36
  void make_graphics(vector w, matrix X, vector D){
     double C = w[0], B = w[2], A = w[1];
38
     std::ofstream line("line.txt"), c1("c1.txt"), c2("c2.txt");
39
```

```
int N = X.size();
40
     double minY = 1e100, maxY = 1e-100, minX = 1e100, maxX = 1e
41
42
     for (int i = 0; i < N; i++){
43
       minX = std::min(minX, X[i][1]);
44
       maxX = std::max(maxX, X[i][1]);
45
       minY = std::min(minY, X[i][2]);
46
       maxY = std::max(maxY, X[i][2]);
47
     }
48
     minX -= 0.05;
     maxY += 0.05;
     minY -= 0.05;
51
     maxY += 0.05;
52
     if (std::abs(A) > EPS){
53
       B /= A;
54
       C /= A;
       A = 1;
     }
57
     if (std::abs(B) < EPS) {</pre>
58
       line << -C/A << ''_' << minY << std::endl;
59
       line << -C/A << ''_' << maxY << std::endl;
60
     }else {
61
       int total = 10000;
62
       for (int i = 0; i < total; i++){</pre>
         double x0 = i*(maxX - minX)/total + minX, y0 = -(C + x0)/
64
         if (minY <= y0 && y0 <= maxY)</pre>
65
           line << x0 << ''_' << y0 << std::endl;
66
       }
67
     }
     for (int i = 0; i < N; i++) {</pre>
       if(D[i] == 1)
70
         c1 << X[i][1] << ''_' << X[i][2] << std::endl;
71
       else
72
         c2 << X[i][1] << '\_' << X[i][2] << std::endl;
73
     }
74
75
   std::vector <int> results(vector w, matrix X, vector D) {
     int correct = 0, wrong = 0;
77
     int M = X.size();
```

```
for (int i = 0; i < M; i++){
79
        double cross = w*X[i];
80
        if ((cross > 0 && D[i] > 0) || (cross < 0 && D[i] < 0))</pre>
          correct++;
        else
83
          wrong++;
85
     return std::vector<int>({correct, wrong});
86
87
88
   double get_rand(double a, double b){
     double r = (double) std::rand()/INT_MAX;
     return r*(b - a) - a;
91
   }
92
93
   int main() {
94
     matrix X;
95
     vector D;
     make_data(X, D);
      //ET *f = new ET(3, X, D, 0.5);
98
      vector w0(3, 0);
99
      srand(time(NULL));
100
      int k;
101
     clock_t t1, t2;
102
      double ro = 0.3;
103
      Cauchy *cauchy = new Cauchy(10, 1e-4, ro);
104
      cauchy \rightarrow eps = EPS;
105
      cauchy \rightarrow MAX_IT = 1000000;
106
      std::cout << "Valor_de_rho_rho_f_objetivo_#
107
         llamadas_f_objetivo⊔#llamadas_gradiente⊔
         Norma_del_gradiente_";
      std::cout << "#iteraciones_Datos_bien_clasificados_
108
         Datos_mal_clasificados_Precisin_Tiempo_de_computo\n";
      for (double i=0.1; i<=1; i=i+0.1){
109
        ET *f = new ET(3, X, D, i);
110
        cauchy \rightarrow f = f;
111
        t1 = clock();
112
        k = cauchy -> linear_search(w0);
113
        t2 = clock();
        vector w = cauchy \rightarrow x;
        std::vector<int> r = results(w, X, D);
116
```

```
make_graphics(w, X, D);
117
         std::cout << ro << "_{\sqcup}" << i << "_{\sqcup}" << f->total << "_{\sqcup}" << f
118
             -> total_d << "_{\sqcup}" << std::abs(cauchy -> gx) << "_{\sqcup}";
         std::cout << k << "_{\square}" << r[0] << "_{\square}" << r[1] << "_{\square}" <<
119
              100.00*r[0]/(r[0]+r[1]) << "%" << "_\" << (double) (t2 -
             t1)/CLOCKS_PER_SEC;
         std::cout << std::endl;</pre>
120
         delete f;
121
      }
122
123 |}
```

```
#include "LinearSearch.cpp"
   #include <iostream>
3 | #include <fstream>
   #include <ctime>
   #include <climits>
   #include <cstdlib>
   #include <algorithm>
   #define EPS 1e-3
   int N;
10
   void make_data(matrix &X, vector &D){
11
     vector x(4, 1);
^{12}
     int M;
13
     std::cin >> M;
14
     D = vector(M);
15
     for (int i = 0; i < M; i++) {
16
       std::cin >> x[1] >> x[2] >> x[3];
17
       std::cin >> D[i];
       X.push_back(x);
19
     }
20
     double miuX = 0, varX = 0;
21
     double miuY = 0, varY = 0;
22
     double miuZ = 0, varZ = 0;
23
     for (int i = 0; i < M; i++) {</pre>
24
       miuX += X[i][1];
25
       miuY += X[i][2];
26
       miuZ += X[i][3];
27
     }
28
     miuX /= M;
29
     miuY /= M;
30
     miuZ /=M;
31
     for (int i = 0; i < M; i++) {</pre>
       varX += sq(X[i][1] - miuX);
33
       varY += sq(X[i][2] - miuY);
34
       varZ += sq(X[i][3] - miuZ);
35
36
     varX /= (M-1);
37
     varY /= (M-1);
     varZ /= (M-1);
40
     for (int i = 0; i < M; i++) {
```

```
X[i][1] = (X[i][1] - miuX)/varX;
42
       X[i][2] = (X[i][2] - miuY)/varY;
43
       X[i][3] = (X[i][3] - miuZ)/varZ;
     }
45
   }
46
47
   void make_graphics(vector w, matrix X, vector D){
48
     double D1 = w[0], A = w[1], B = w[2], C = w[3];
49
     std::ofstream plane("plane.txt"), c1("c1.txt"), c2("c2.txt");
50
     int N = X.size();
51
     double minX = 1e100, maxX = -1e100, minY = 1e100, maxY = 1e
53
         -100, minZ = 1e100, maxZ = 1e-100;
54
     for (int i = 0; i < N; i++){
55
       minX = std::min(minX, X[i][1]);
56
       maxX = std::max(maxX, X[i][1]);
57
       minY = std::min(minY, X[i][2]);
       maxY = std::max(maxY, X[i][2]);
       minZ = std::min(minZ, X[i][3]);
60
       maxZ = std::max(maxZ, X[i][3]);
61
62
63
     minX -= 0.1;
64
     minY -= 0.1;
     minZ = 0.1;
66
     \max X += 0.1;
67
     maxY += 0.1;
68
     maxZ += 0.1;
69
70
     int total = 50;
71
     for (int i = 1; i <= total; i++) {</pre>
72
       for (int j = 1; j <= total; j++) {</pre>
73
         double x0 = i*(maxX - minX)/total + minX;
74
         double y0 = j*(maxY - minY)/total + minY;
75
         double z0 = -(D1 + A*x0 + B*y0)/C;
76
         if (minZ <= z0 && z0 <=maxZ)</pre>
77
           plane << x0 << '_{\sqcup}' << y0 << '_{\sqcup}' << z0 << std::endl;
78
       }
     }
80
     for (int j = 1; j <= total; j++) {</pre>
```

```
for (int i = 1; i <= total; i++) {</pre>
82
          double x0 = i*(maxX - minX)/total + minX;
83
          double y0 = j*(maxY - minY)/total + minY;
          double z0 = -(D1 + A*x0 + B*y0)/C;
          if (minZ <= z0 && z0 <=maxZ)</pre>
86
            plane << x0 << '_{\sqcup}' << y0 << '_{\sqcup}' << z0 << std::endl;
        }
88
     }
89
      for (int i = 0; i < N; i++) {
90
        if(D[i] == 1)
91
          c1 << X[i][1] << ''_' << X[i][2] << ''_' << X[i][3] << std
              ::endl;
        else
93
          c2 << X[i][1] << ''_' << X[i][2] << ''_' << X[i][3] << std
94
              ::endl;
     }
95
   }
96
   std::vector <int> results(vector w, matrix X, vector D) {
98
      int correct = 0, wrong = 0;
99
      int M = X.size();
100
      for (int i = 0; i < M; i++){
101
        double cross = w*X[i];
102
        if ((cross > 0 && D[i] > 0) || (cross < 0 && D[i] < 0))</pre>
103
          correct++;
104
        else
105
          wrong++;
106
     }
107
     return std::vector<int>({correct, wrong});
108
109
   double get_rand(double a, double b){
110
      double r = (double) std::rand()/INT_MAX;
      return r*(b - a) - a;
112
   }
113
114
   int main() {
115
     matrix X;
116
     vector D;
117
     make_data(X, D);
     ET *f = new ET(4, X, D, 0.5);
     vector w0(4, 0);
120
```

```
srand(time(NULL));
121
     int k;
122
     clock_t t1, t2;
123
     double ro = 0.5;
124
     Cauchy *cauchy = new Cauchy(10, 1e-4, ro);
     cauchy \rightarrow eps = EPS;
126
     cauchy \rightarrow MAX_IT = 100000;
127
     cauchy \rightarrow f = f;
128
     t1 = clock();
129
     k = cauchy -> linear_search(w0);
130
     t2 = clock();
131
     vector w = cauchy \rightarrow x;
     std::vector<int> r = results(w, X, D);
133
     make_graphics(w, X, D);
134
     std::cout << "Valor_de_rho:_" << ro << std::endl;
135
     std::cout << "Total_de_llamadas_a:_"<< std::endl;
136
     std::cout << "\tFuncion:___" << f -> total << std::endl;
137
     std::cout << "\tDerivadas:_" << f -> total_d << std::endl;
     std::cout << "\tHessiano:___" << f -> total_h << std::endl;
     std::cout << "\tInversa:__" << f -> total_i << std::endl;</pre>
140
     std::cout << "Norma_del_gradiente:___" << abs(cauchy -> gx) <<
141
          std::endl;
     std::cout << "Total_de_iteraciones:_" << k << std::endl;
142
     std::cout << "Resultados:__" << std::endl;
143
     std::cout << "\tDatos_bien_clasificados:_" << r[0] << std::
144
         endl;
     std::cout << "\tDatos_mal___clasificados:__" << r[1] << std::
145
     std::cout << "\tPrecision: << 100.00*r[0]/(r
146
          [0]+r[1]) << "%" << std::endl;
     std::cout << "Tiempo_utilizado:_" << (double) (t2 - t1)/
147
         CLOCKS_PER_SEC << std::endl;
148 }
```

```
#include "LinearSearch.cpp"
  #include <iostream>
3 | #include <fstream>
  #include <ctime>
  #include <climits>
  #include <cstdlib>
  #include <algorithm>
  #define EPS 1e-3
   void make_data(matrix &X, vector &D){
10
     vector x(3, 1);
11
     int M;
^{12}
     std::cin >> M;
13
     D = vector(M);
14
     for (int i = 0; i < M; i++) {
15
       std::cin >> x[1] >> x[2] >> D[i];
16
       X.push_back(x);
17
     double miuX = 0, varX = 0, miuY = 0, varY = 0;
19
     for (int i = 0; i < M; i++) {</pre>
20
       miuX += X[i][1];
21
       miuY += X[i][2];
22
     }
23
     miuX /= M;
24
     miuY /= M;
25
     for (int i = 0; i < M; i++) {</pre>
26
       varX += sq(X[i][1] - miuX);
27
       varY += sq(X[i][2] - miuY);
28
     }
29
     varX /= (M-1);
30
     varY /= (M-1);
31
     for (int i = 0; i < M; i++) {</pre>
       X[i][1] = (X[i][1] - miuX)/varX;
33
       X[i][2] = (X[i][2] - miuY)/varY;
34
     }
35
36
   void make_graphics(vector w, matrix X, vector D){
37
     double C = w[0], B = w[2], A = w[1];
38
     std::ofstream line("line.txt"), c1("c1.txt"), c2("c2.txt");
     int N = X.size();
40
     double minY = 1e100, maxY = 1e-100, minX = 1e100, maxX = 1e
```

```
-100;
42
     for (int i = 0; i < N; i++){
43
       minX = std::min(minX, X[i][1]);
44
       maxX = std::max(maxX, X[i][1]);
       minY = std::min(minY, X[i][2]);
46
       maxY = std::max(maxY, X[i][2]);
47
     }
48
49
     minX -= 0.05;
50
     maxY += 0.05;
     minY -= 0.05;
52
     maxY += 0.05;
53
     if (std::abs(A) > EPS){
54
       B /= A;
55
       C /= A;
56
       A = 1;
57
     }
59
     if (std::abs(B) < EPS) {</pre>
60
       line << -C/A << '_{\sqcup} << minY << std::endl;
61
       line << -C/A << ''_' << maxY << std::endl;
62
     }else {
63
       int total = 10000;
       for (int i = 0; i < total; i++){</pre>
          double x0 = i*(maxX - minX)/total + minX, y0 = -(C + x0)/
66
         if (minY <= y0 && y0 <= maxY)</pre>
67
            line << x0 << ''_' << y0 << std::endl;
68
       }
69
     }
70
     for (int i = 0; i < N; i++) {</pre>
       if(D[i] == 1)
72
         c1 << X[i][1] << ''_' << X[i][2] << std::endl;
73
       else
74
          c2 << X[i][1] << '_{\sqcup} << X[i][2] << std::endl;
75
     }
76
77
   std::vector <int> results(vector w, matrix X, vector D) {
     int correct = 0, wrong = 0;
     int M = X.size();
80
```

```
for (int i = 0; i < M; i++){</pre>
81
        double cross = w*X[i];
82
        if ((cross > 0 && D[i] > 0) || (cross < 0 && D[i] < 0))</pre>
83
          correct++;
        else
          wrong++;
86
      }
87
      return std::vector<int>({correct, wrong});
88
89
90
   double get_rand(double a, double b){
      double r = (double) std::rand()/INT_MAX;
      return r*(b - a) - a;
93
   }
94
95
   matrix random_matrix(int n){
96
      matrix id(n, vector(n));
97
      for (int i=0; i<n; i++){</pre>
        for (int j=0; j<n; j++){
          id[i][j]=get_rand(0, 5);
100
        }
101
      }
102
      id=id + t(id);
103
      id= id + n*identity(n);
104
      return id;
105
   }
106
107
   int main() {
108
      matrix X, I;
109
      vector D;
110
      make_data(X, D);
111
112
      ET *f = new ET(3, X, D, 0.5);
113
      vector w0(3, 2);
114
      srand(time(NULL));
115
      for (int i = 0; i < w0.size(); i++)</pre>
116
        w0[i] = get_rand(-1, 1);
117
      int k;
118
      clock_t t1, t2;
119
      double ro = 0.3;
121
```

```
I=identity(3);
122
     Bfgs *bfgs = new Bfgs(10, 1e-4, ro, I);
123
     bfgs -> eps=EPS;
124
     bfgs -> MAX_IT = 10000;
125
     bfgs \rightarrow f = f;
     t1 = clock();
127
     k = bfgs -> linear_search(w0);
128
     t2 = clock();
129
     vector w = bfgs -> x;
130
     std::vector<int> r = results(w, X, D);
131
     make_graphics(w, X, D);
132
     std::cout << "Valor_de_rho:_" << ro << std::endl;
     std::cout << "Total_de_llamadas_a:_"<< std::endl;
134
     std::cout << "\tFuncion:___" << f -> total << std::endl;
135
     std::cout << "\tDerivadas:_" << f -> total_d << std::endl;
136
     std::cout << "\tHessiano:___" << f -> total_h << std::endl;
137
     std::cout << "\tInversa:___" << f -> total_i << std::endl;
138
     std::cout << "Norma_del_gradiente:___" << std::abs(bfgs -> gx)
139
          << std::endl;
     std::cout << "Total,de,iteraciones:," << k << std::endl;
140
     std::cout << "Resultados:__" << std::endl;
141
     std::cout << "\tDatos_bien_clasificados:_" << r[0] << std::
142
         endl;
     std::cout << "\tDatos_mal___clasificados:_" << r[1] << std::
143
     std::cout << "\tPrecision: << 100.00*r[0]/(r
144
         [0]+r[1]) << "%" << std::endl;
     std::cout << "Tiempo_utilizado:_" << (double) (t2 - t1)/
145
         CLOCKS_PER_SEC << std::endl;</pre>
146 |}
```

```
#include "LinearSearch.cpp"
  #include <iostream>
3 | #include <fstream>
  #include <ctime>
  #include <climits>
  #include <cstdlib>
   #include <algorithm>
   #define EPS 1e-3
  int N;
10
   void make_data(matrix &X, vector &D){
11
     vector x(4, 1);
^{12}
     int M;
13
     std::cin >> M;
14
     D = vector(M);
15
     for (int i = 0; i < M; i++) {
16
       std::cin >> x[1] >> x[2] >> x[3];
17
       std::cin >> D[i];
       X.push_back(x);
19
     }
20
     double miuX = 0, varX = 0;
21
     double miuY = 0, varY = 0;
22
     double miuZ = 0, varZ = 0;
23
     for (int i = 0; i < M; i++) {</pre>
24
       miuX += X[i][1];
25
       miuY += X[i][2];
26
       miuZ += X[i][3];
27
     }
28
     miuX /= M;
29
     miuY /= M;
30
     miuZ /=M;
31
     for (int i = 0; i < M; i++) {</pre>
       varX += sq(X[i][1] - miuX);
33
       varY += sq(X[i][2] - miuY);
34
       varZ += sq(X[i][3] - miuZ);
35
36
     varX /= (M-1);
37
     varY /= (M-1);
38
     varZ /= (M-1);
     for (int i = 0; i < M; i++) {</pre>
       X[i][1] = (X[i][1] - miuX)/varX;
41
```

```
X[i][2] = (X[i][2] - miuY)/varY;
42
       X[i][3] = (X[i][3] - miuZ)/varZ;
43
     }
44
   }
45
   void make_graphics(vector w, matrix X, vector D){
46
     double D1 = w[0], A = w[1], B = w[2], C = w[3];
47
     std::ofstream plane("plane.txt"), c1("c1.txt"), c2("c2.txt");
48
     int N = X.size();
49
     double minX = 1e100, maxX = -1e100, minY = 1e100, maxY = 1e
50
         -100, minZ = 1e100, maxZ = 1e-100;
     for (int i = 0; i < N; i++){
       minX = std::min(minX, X[i][1]);
52
       maxX = std::max(maxX, X[i][1]);
53
       minY = std::min(minY, X[i][2]);
54
       maxY = std::max(maxY, X[i][2]);
55
       minZ = std::min(minZ, X[i][3]);
56
       maxZ = std::max(maxZ, X[i][3]);
57
     }
     minX = 0.1;
59
     minY = 0.1;
60
     minZ = 0.1;
61
     \max X += 0.1;
62
     maxY += 0.1;
63
     maxZ += 0.1;
     int total = 50;
66
     for (int i = 1; i <= total; i++) {</pre>
67
       for (int j = 1; j <= total; j++) {</pre>
68
          double x0 = i*(maxX - minX)/total + minX;
69
         double y0 = j*(maxY - minY)/total + minY;
70
         double z0 = -(D1 + A*x0 + B*y0)/C;
         if (minZ <= z0 && z0 <=maxZ)</pre>
           plane << x0 << '_{\sqcup}' << y0 << '_{\sqcup}' << z0 << std::endl;
73
       }
74
     }
75
76
     for (int j = 1; j <= total; j++) {</pre>
77
       for (int i = 1; i <= total; i++) {</pre>
78
         double x0 = i*(maxX - minX)/total + minX;
         double y0 = j*(maxY - minY)/total + minY;
80
         double z0 = -(D1 + A*x0 + B*y0)/C;
81
```

```
if (minZ <= z0 && z0 <=maxZ)</pre>
82
            plane << x0 << ''_' << y0 << ''_' << z0 << std::endl;
83
        }
84
      }
85
86
      for (int i = 0; i < N; i++) {
87
        if(D[i] == 1)
88
          c1 << X[i][1] << ''_' << X[i][2] << ''_' << X[i][3] << std
89
              ::endl;
        else
90
          c2 << X[i][1] << '_{\sqcup}' << X[i][2] << '_{\sqcup}' << X[i][3] << std
              ::endl;
      }
92
   }
93
94
   std::vector <int> results(vector w, matrix X, vector D) {
95
      int correct = 0, wrong = 0;
96
      int M = X.size();
      for (int i = 0; i < M; i++){
98
        double cross = w*X[i];
99
        if ((cross > 0 && D[i] > 0) || (cross < 0 && D[i] < 0))</pre>
100
          correct++;
101
        else
102
          wrong++;
103
      }
104
      return std::vector<int>({correct, wrong});
105
106
   double get_rand(double a, double b){
107
      double r = (double) std::rand()/INT_MAX;
108
      return r*(b - a) - a;
109
   }
110
111
   int main() {
112
      matrix X, I;
113
      vector D;
114
      make_data(X, D);
115
      ET *f = new ET(4, X, D, 0.5);
116
      vector w0(4, 0);
117
      srand(time(NULL));
      int k;
      clock_t t1, t2;
120
```

```
double ro = 0.5;
121
     I=identity(4);
122
     Bfgs *bfgs = new Bfgs(10, 1e-4, ro, I);
123
     bfgs -> eps=EPS;
124
     bfgs -> MAX_IT = 10000;
     bfgs \rightarrow f = f;
126
     t1 = clock();
127
     k = bfgs -> linear_search(w0);
128
     t2 = clock();
129
     vector w = bfgs -> x;
130
     std::vector<int> r = results(w, X, D);
131
     make_graphics(w, X, D);
     std::cout << "Valor_de_rho:_" << ro << std::endl;
133
     std::cout << "Total_de_llamadas_a:_"<< std::endl;
134
     std::cout << "\tFuncion:___" << f -> total << std::endl;
135
     std::cout << "\tDerivadas:_" << f -> total_d << std::endl;
136
     std::cout << "\tHessiano:___" << f -> total_h << std::endl;
137
     std::cout << "\tInversa:___" << f -> total_i << std::endl;
     std::cout << "Norma_del_gradiente:__" << abs(bfgs -> gx) <<
139
         std::endl;
     std::cout << "Total_de_iteraciones:_" << k << std::endl;
140
     std::cout << "Resultados:__" << std::endl;
141
     std::cout << "\tDatos_bien_clasificados:_" << r[0] << std::
142
         endl:
     std::cout << "\tDatos_mal___clasificados:_" << r[1] << std::
143
         endl;
     std::cout << "\tPrecision:______" << 100.00*r[0]/(r
144
         [0]+r[1]) << "%" << std::endl;
     std::cout << "Tiempo_utilizado:_" << (double) (t2 - t1)/
145
         CLOCKS_PER_SEC << std::endl;
146 | }
 _{1} | CC = gcc
 _2 | CXX = g++
 3 | C11 = -std=c++11
  OPT = -Wall -03 -Wno-unused-function -Wno-unused-variable
   cauchy: src/cauchy.cpp
     $(CXX) $(C11) $< -o $@
 9 | cauchy3D: src/cauchy3D.cpp
```

```
$(CXX) $(C11) $< -o $@
10
11
  bfgs: src/bfgs.cpp
12
     $(CXX) $(C11) $< -o $@
13
14
   bfgs3D: src/bfgs3D.cpp
15
     $(CXX) $(C11) $< -o $@
16
17
   generator: src/generator.cpp
18
     $(CXX) $(C11) $< -o $@
19
   generator3D: src/generator3D.cpp
^{21}
     $(CXX) $(C11) $< -o $@
22
23
   generator_clouds: src/generator_clouds.cpp
24
     $(CXX) $(C11) $< -o $@
25
26
   generator_clouds3D: src/generator_clouds3D.cpp
     $(CXX) $(C11) $< -o $@
28
29
30
   .PHONY: clean
31
   clean:
32
     rm -fr cauchy cauchy3D bfgs bfgs3D generador generator
33
        generator3D generator_clouds generator_clouds3D
34
   cleanData:
35
     rm -fr *.txt
36
```