RAPPORT TP2 INF8225

Elliot Sisteron (1807165)

Partie 1

L'objectif de cette partie du TP est de se familiariser l'apprentissage automatique via la régression logistique. Pour ce faire, nous allons utiliser l'approche de descente du gradient sur un problème de classification de documents.

Nous allons ici comparer deux méthodes : l'approche par descente du gradient régulière ainsi qu'une variante stochastique par mini-batch. Nous écrirons ici un logiciel en Matlab pour étudier les performances de ces deux algorithmes.

On utilise le jeu de données $20news_w100$ qui correspond à une BDD d'articles. On est intéressé par 100 mots clés pour classifier les articles.

Descente du gradient

Voici le code matlab:

```
1 load 20news_w100.mat
2 n = 4;
  m = size(newsgroups,2);
   o = ones(1, m);
   i = 1:m;
   j = newsgroups;
   Y = sparse(i, j, o, m, n);
  Theta = rand(4,101) - .5;
  X = documents;
  X = [X ; ones(1,16242)];
   taux_dapprentissage = 0.0005;
13
14
  maxIterations = 50;
15
  per = randperm(m);
   % Creation exemplaire apprentissage
18
   tailleApprentissage = round(70 * m/100);
19
  XApprentissage = zeros(101,tailleApprentissage);
20
  YApprentissage = zeros(tailleApprentissage, n);
  for i=1:tailleApprentissage
22
       XApprentissage(:,i) = X(:,per(i));
23
       YApprentissage(i,:) = Y(per(i),:);
24
  end
25
26
```

```
A = transpose(XApprentissage*YApprentissage);
28
29 % Creation exemplaire training
30 tailleTraining = round(15*m/100);
31 XTraining = zeros(101,tailleTraining);
  YTraining = zeros(tailleTraining, n);
  for i=tailleApprentissage+1:tailleApprentissage+tailleTraining
       XTraining(:,i-tailleApprentissage) = X(:,per(i));
       YTraining(i-tailleApprentissage,:) = Y(per(i),:);
  end
36
37
38 \text{ normes} = [];
39 logVraissemblances = [];
40 precisions = [];
41
  for k=1:maxIterations
42
       B = zeros(4, 101);
43
44
45
       for i=1:tailleApprentissage
           probas = zeros(1,n);
47
           Z = 0;
           for j=1:n
               y = zeros(1,n);
49
               y(j) = 1;
50
               expo = exp(y * Theta * XApprentissage(:,i));
51
               probas(j) = expo;
52
                Z = Z + expo;
53
           end
54
           probas = probas / Z;
55
           B = B + transpose(XApprentissage(:,i)*probas);
56
       end
57
58
       % Mise a jour parametres
59
60
       G = A - B;
       Theta = Theta + taux_dapprentissage * G;
       normes = [normes norm(Theta)];
       % Log vraisemblance conditionelle
64
       logVraissemblance = 0;
65
       for i=1:tailleTraining
66
           logVraissemblance = logVraissemblance + ...
67
               YTraining(i,:) *Theta*XTraining(:,i);
           Z = 0;
68
           for j=1:n
69
70
               y = zeros(1,n);
               y(j) = 1;
71
72
                expo = exp(y * Theta * XTraining(:,i));
                Z = Z + expo;
74
           end
           logVraissemblance = logVraissemblance - log(Z);
75
76
       end
```

```
77
       logVraissemblances = [logVraissemblances logVraissemblance];
78
79
       % Precision ensemble d'apprentissage et ensemble validation
80
       ok = 0;
       for i=1:tailleTraining
82
            maxProba = -1;
           maxj = 0;
            for j=1:n
                y = zeros(1,n);
86
                y(j) = 1;
87
                proba = exp(y*Theta*XTraining(:,i));
88
                if proba > maxProba
89
                    maxProba = proba;
90
                    \max j = j;
91
                end
92
            end
93
            if YTraining(i,maxj) == 1
94
                ok = ok + 1;
95
            end
96
97
       end
       precision = ok / tailleTraining;
100
       precisions = [precisions precision];
   end
101
```

Les résultats sont les suivants :

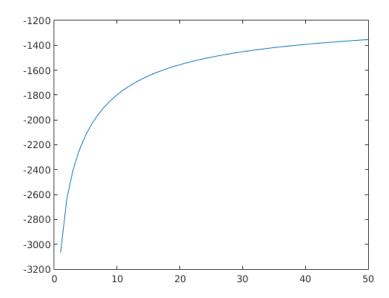


Figure 1 – Log vraissemblances

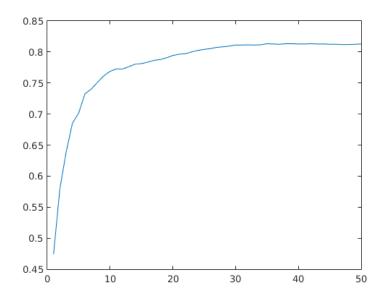


FIGURE 2 – Précision

Descente du gradient par minibatch

Voici le code matlab :

```
1 load 20news_w100.mat
2 n = 4;
3 m = size(newsgroups, 2);
  o = ones(1, m);
  i = 1:m;
  j = newsgroups;
  Y = sparse(i,j,o,m,n);
  Theta = rand(4,101) - .5;
  X = documents;
11 X = [X ; ones(1,16242)];
  taux_dapprentissage = 0.0005;
12
13
  maxIterations = 150;
14
15
  normes = [];
  logVraissemblances = [];
  precisions = [];
  % mini batch init
21 nBatch = 20;
22 tailleBatch = floor(m/nBatch);
23 batch=zeros(nBatch,tailleBatch);
24
25
  for k=1:maxIterations
26
       per = randperm(tailleBatch*20);
```

```
for i=1:nBatch
28
            batch(i,:) = per(1+tailleBatch*(i-1):tailleBatch*i);
29
30
       end
31
       for l=1:nBatch
32
            B = zeros(4,101);
33
            for i=1:tailleBatch
34
35
                ii = batch(l,i);
                probas = zeros(1,n);
                B = B + transpose(X(:,ii)*Y(ii,:));
37
                Z = 0;
38
                for j=1:n
39
                    y = zeros(1,n);
40
41
                    y(j) = 1;
                    expo = exp(y * Theta * X(:,ii));
42
                    probas = probas + expo*y;
43
                    Z = Z + expo;
44
45
                end
46
                probas = probas / Z;
                B = B + transpose(X(:,ii)*probas);
47
            end
            % Mise a jour parametres
            G = B/tailleBatch;
51
            Theta = Theta + taux_dapprentissage * G;
52
       end
53
       normes = [normes norm(Theta)];
54
55
       % Log vraisemblance conditionelle
56
       logVraissemblance = 0;
57
       for i=1:tailleBatch*5
            logVraissemblance = logVraissemblance + Y(i,:)*Theta*X(:,i);
59
            Z = 0;
61
            for j=1:n
                y = zeros(1,n);
                y(j) = 1;
63
                expo = exp(y * Theta * X(:,i));
64
                Z = Z + expo;
65
66
            end
            logVraissemblance = logVraissemblance - log(Z);
67
       end
68
69
       logVraissemblances = [logVraissemblances logVraissemblance];
70
71
72
       \ensuremath{\$} Precision ensemble d'apprentissage et ensemble validation
       ok = 0;
73
       for i=1:tailleBatch*5
74
           maxProba = -1;
76
           maxj = 0;
            for j=1:n
77
                y = zeros(1,n);
78
```

```
79
                y(j) = 1;
                proba = exp(y*Theta*X(:,i));
80
                if proba > maxProba
81
                    maxProba = proba;
82
                     \max j = j;
                end
84
            end
85
            if Y(i, maxj) == 1
87
                ok = ok + 1;
88
            end
       end
89
       precision = ok / (tailleBatch*5);
90
91
       precisions = [precisions precision];
92
   end
93
```

Ici, l'algorithme est moins rapide; il met plus de temps à converger. Toutefois, il est plus performant : la précision finale est bien meilleure.

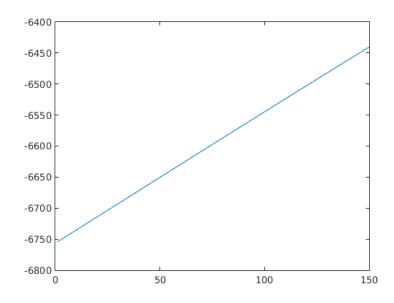


Figure 3 – Log vraissemblances

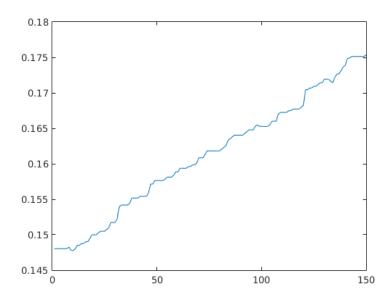


Figure 4 – Précision

Partie 2

On va ajouter 100 caractéristiques binaires à chaque exemple. On les échantillone selon l'énoncé.

```
1 load 20news_w100.mat
2 n = 4;
  m = size(newsgroups,2);
   o = ones(1, m);
   i = 1:m;
   j = newsgroups;
   Y = sparse(i,j,o,m,n);
  Theta = rand(4, 101) - .5;
  X = documents;
  X = [X ; ones(1,16242)];
   taux_dapprentissage = 0.0005;
13
  maxIterations = 150;
14
15
  normes = [];
16
   logVraissemblances = [];
   precisions = [];
   % mini batch init
nBatch = 20;
  tailleBatch = floor(m/nBatch);
  batch=zeros(nBatch,tailleBatch);
  % lambdas
```

```
26 \quad lambda1 = 0.7;
  lambda2 = 1.8;
28
   for k=1:maxIterations
29
       per = randperm(tailleBatch*20);
30
       for i=1:nBatch
31
            batch(i,:) = per(1+tailleBatch*(i-1):tailleBatch*i);
32
33
       end
       for l=1:nBatch
            B = zeros(4, 101);
36
            for i=1:tailleBatch
37
                ii = batch(l,i);
38
                probas = zeros(1,n);
39
                B = B + transpose(X(:,ii)*Y(ii,:));
40
                Z = 0;
41
                for j=1:n
42
                    y = zeros(1,n);
43
44
                    y(j) = 1;
                    expo = exp(y * Theta * X(:,ii));
45
46
                    probas = probas + expo*y;
                    Z = Z + expo;
48
                probas = probas / Z;
49
                B = B + transpose(X(:,ii)*probas);
50
51
            % Mise a jour parametres
52
           RL1 = (1/20) * (lambda1 * 2 * Theta);
53
           RL2 = (Theta < 0) + (Theta > 0);
54
           RL2 = RL2 * lambda2/20;
55
            G = RL1 + RL2;
            Theta = Theta + taux_dapprentissage * G;
57
58
       end
59
       normes = [normes norm(Theta)];
61
       % Log vraisemblance conditionelle
       logVraissemblance = 0;
63
       for i=1:tailleBatch*5
64
            logVraissemblance = logVraissemblance + Y(i,:)*Theta*X(:,i);
65
            Z = 0;
66
            for j=1:n
67
                y = zeros(1,n);
68
                y(j) = 1;
69
70
                expo = exp(y * Theta * X(:,i));
                Z = Z + expo;
71
72
            end
            logVraissemblance = logVraissemblance - log(Z);
74
       end
75
       logVraissemblances = [logVraissemblances logVraissemblance];
76
```

```
77
       % Precision ensemble d'apprentissage et ensemble validation
78
       ok = 0;
79
       for i=1:tailleBatch*5
80
           maxProba = -1;
           maxj = 0;
82
           for j=1:n
83
               y = zeros(1,n);
               y(j) = 1;
               proba = exp(y*Theta*X(:,i));
86
               if proba > maxProba
87
                   maxProba = proba;
88
89
                    maxj = j;
90
               end
           end
91
           if Y(i, maxj) == 1
92
               ok = ok + 1;
93
94
           end
95
       end
       precision = ok / (tailleBatch*5);
96
97
       precisions = [precisions precision];
99
  end
```

Voici les résultats :

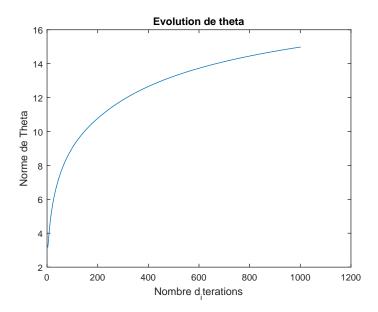


FIGURE 5 – Norme W sans mini batch

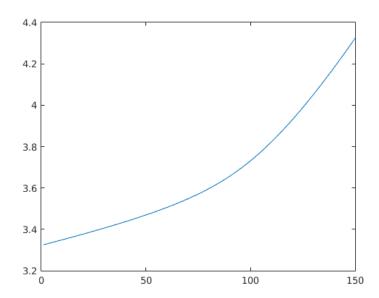


FIGURE 6 – Norme W avec mini batch