確率システム制御特論 課題 2

16344216 田中 良道

2016年10月11日

問 1

式 (1) を ARMA モデルに変換する.

$$\begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.7 & 0 \\ 0 & -0.3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} v(k)$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} -2 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \end{bmatrix} \tag{1}$$

これを x_1 , x_2 のそれぞれについて求めると,

$$\begin{cases} zx_1(k) = -0.7x_1(k) + v(k) \\ zx_2(k) = -0.3x_2(k) + v(k) \end{cases}$$

$$\begin{cases} x_1(k) = (z + 0.7)^{-1} v(k) \\ x_2(k) = (z + 0.3)^{-1} v(k) \end{cases}$$
(2)

となる. また, 式(1)より,

$$y(k) = -2x_1(k) + 3x_2(k)$$

であるので,

$$y(k) = \frac{-2}{z + 0.7}v(k) + \frac{3}{z + 0.3}v(k)$$

$$= \frac{z + 0.15}{(z + 0.7)(z + 0.3)}v(k)$$

$$= \frac{z + 0.15}{z^2 + z + 0.21}v(k)$$

$$y(k) = \frac{z^{-1} + 0.15z^{-2}}{1 + z^{-1} + 0.21z^{-2}}v(k)$$
(3)

となり、与式を ARMA モデルに変換することができる.

問 2

式 (4) に示す AR モデルを用いて推定を行う.

$$\hat{y}(k) = -a_1 y(k-1) - a_2 y(k-2) + v(k), \ k = 2, \dots, N$$
(4)

ただし、y(k) は観測値(真値)、 $\hat{y}(k)$ は推定値、v(k) は白色雑音とする. いま、

$$\theta \equiv [a_1 \ a_2]^T, \ \psi(k) \equiv [-y(k-1) \ -y(k-2)]^T$$
 (5)

とおくと,

$$\hat{y}(k) = \theta^T \psi(k) + v(k) \tag{6}$$

となる. ここで一括処理最小二乗法を適用してパラメータ θ の同定を行う. つまり,

$$J_N \equiv \frac{1}{N} \sum_{k=2}^{N} \left(y(k) - \theta^T \psi(k) \right)^2 \tag{7}$$

とおくとき, J_N が最小となる θ を求める. 式 (7) を展開すると,

$$J_N = \frac{1}{N} \sum_{k=2}^{N} y^2(k) - 2\theta^T \left(\frac{1}{N} \sum_{k=2}^{N} y(k) \psi(k) \right) + \theta^T \left(\frac{1}{N} \sum_{k=2}^{N} \psi(k) \psi^T(k) \right) \theta$$
 (8)

となる. ここで,

$$c_N \equiv \frac{1}{N} \sum_{k=2}^{N} y^2(k), \ h_N \equiv \frac{1}{N} \sum_{k=2}^{N} y(k) \psi(k), \ G_N \equiv \frac{1}{N} \sum_{k=2}^{N} \psi(k) \psi^T(k)$$
 (9)

とおくと,

$$J_N = c_N - 2\theta^T h_N + \theta^T G_N \theta \tag{10}$$

となる. いま, J_N が最小となる θ を求める必要があるので, 式 (10) の両辺を θ で微分した値が零となる θ を求める.

$$\frac{dJ_N}{d\theta} = 0 - 2h_N + 2G_N\theta = 0$$

$$\theta = G_N^{-1}h_N \ (ただし, \det(G_N) \neq 0 \ \text{とする.})$$
(11)

以上より,N 個すべてのデータを用いて推定を行う場合には上記を用いれば良い.しかし,実際の観測ではすべてのデータが観測できているとは限らず,逐次的に推定を行うことが一般的である.そこで,逐次処理により変化する $\hat{\theta}$ を新たにおくと,これは式 (11) と同様に,

$$\hat{\theta} = G_N^{-1} h_N \ (\text{tttl}, \ det(G_N) \neq 0 \ \text{ttl}.)$$

$$(12)$$

により求められる.

本問では、 \sin 波と \sin 波と \cos 波の合成波にそれぞれ白色雑音を加えたデータに対して推定を行った。また、これらを求めるプログラムを C^{++} 言語により作成した。作成したプログラムを付録に示す。

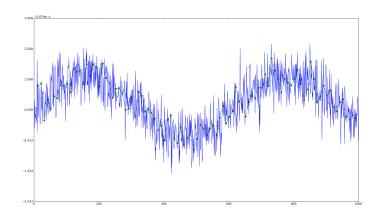


Fig1: 推定結果 1

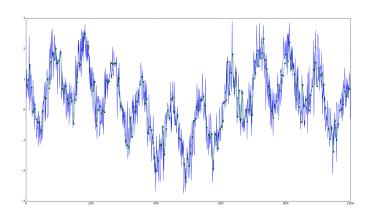


Fig2: 推定結果 2

sin 波

 $\sin x + 0.1 + v(k)$ で表されるデータに対して推定を行った。ただし、v(k) は標準偏差 0.5 の正規分布で与えた。Fig. 1 に推定した結果を示す。ただし、青色の実線で示すのが観測値、緑色の点と実線で示すのが推定値である。この時の誤差平均は 0.0707071 であり、分散は 0.188029 であった。

sin 波 + cos 波

 $\sin x \cos 5x + 0.1 + v(k)$ で表されるデータに対して推定を行った。ただし,v(k) は標準偏差 0.5 の正規分布で与えた。Fig. 2 に推定した結果を示す。ただし,青色の実線で示すのが観測値,緑色の点と実線で示すのが推定値である。この時の誤差平均は 0.0505051 であり,分散は 0.21554 であった。

Source 1: 作成したプログラム

```
#include <iostream>
  #include <vector>
  #include <string>
   #include <fstream>
   #include < numeric>
   #include <Eigen/Dense>
7
   #include "matplotlibcpp.hpp"
8
9
   namespace plt = matplotlibcpp;
10
11
   using namespace std;
   using namespace Eigen;
12
13
   void getData(vector<double> &input, string filename)
14
15
     ifstream ifs(filename.c_str(), ios::in);
16
     string buf;
17
     \mathbf{while}(1){
18
            // read by line
19
           getline(ifs, buf);
20
           if(ifs.eof())
21
22
              break;
            // read by delimiter on reading "one" line
23
           const char delimiter = ',';
24
25
            string spreat_buf;
26
            istringstream line_separater(buf);
            for(int i=0; ;i++){}
27
              if(line_separater.eof())
28
29
                    break;
              getline(line_separater, spreat_buf, delimiter);
30
              input.push_back( atof(spreat_buf.c_str()) );
31
32
33
34
35
   // 一様分布を生成する関数
36
   double sdlab_uniform()
37
38
     double ret = ((double) rand() + 1.0) / ((double) RAND_MAX + 2.0);
39
     return ret;
40
41 }
42
   // 正規分布を生成する関数
  double sdlab_normal(double mu, double sigma)
44
45
     double z = \operatorname{sqrt}(-2.0 * \log(\operatorname{sdlab\_uniform}())) *
46
       \sin(2.0 * M_PI * sdlab_uniform());
47
48
     \mathbf{return} \ \mathbf{mu} + \mathbf{sigma} * \mathbf{z};
49
50
   }
51
52
   #define N 1000 // データ点数
```

```
#define RESOLUTION 10 // サンプリング分解能
55
   int main(int argc, char** argv)
56
57
      vector < double> y_input; // 観測された y(x)
58
      vector<double> y_estimate; // 推定值
59
      vector<double> x; // 用座標 plotx
60
      vector<double> error; // 推定值誤差
61
62
      // === 観測値の代入=======
63
      // ファイルからデータを読み込む場合
64
      // getData(y_input, argv[1]);
65
66
      // 観測値を関数で与える場合
67
      for(size_t i=0; i< N; i++){
68
69
           // 波 sin
        //y_input.push_back(sin(i*0.01) + 0.1 + sdlab_normal(0, 0.5));
70
           // sin + cos 波
71
72
           y_{input.push\_back}(sin(i*0.01) + cos(i*0.07) + 0.1 + sdlab\_normal(0, 0.5));
73
      // === 観測値代入終了=====
74
75
      // Gn, hn, theta_hat, psi の定義と初期化
76
      // ベクトルはすべて縦ベクトルなので注意
77
      Matrix2d Gn = Matrix2d::Zero();
78
79
      Vector2d hn = Vector2d::Zero();
      Vector2d theta_hat = Vector2d::Zero();
80
      Vector2d psi = Vector2d::Zero();
81
82
      83
      for(size_t i=2; i<y_input.size(); i+=RESOLUTION){</pre>
84
           // psi
85
86
           psi(0) = -y_input.at(i-1);
           psi(1) = -y_input.at(i-2);
87
            // Gn
88
           Gn += psi * psi.transpose();
89
            //hn
90
           hn += psi*y_input.at(i);
91
92
           Gn /= (\mathbf{double})(i+1);
93
           hn /= (\mathbf{double})(i+1);
94
95
           // 推定パラメータ、推定値の算出
96
           theta_hat = Gn.inverse() * hn;
97
           y_estimate.push_back(theta_hat.transpose() * psi);
98
99
           vector < double > :: iterator itr = y_estimate.end() - 1;
           error.push\_back(*itr - y\_input.at(i));
100
           vector < double > :: iterator itr2 = error.end() - 1;
101
           102
           cout << "Observed_{\sqcup}y_{\sqcup}:_{\sqcup}" << y_{input.at(i)} << endl;
103
           cout << "Estimate_{\sqcup}y_{\sqcup}:_{\sqcup}" << *itr << endl;
104
           \mathrm{cout} << \verb"Error_{\verb||||||||}: \verb|||| << *\mathrm{itr} 2 << \mathrm{endl};
105
                                               ======= << endl;
           cout << "========
106
107
           *itr2 = fabs(*itr2);
108
           x.push\_back(i);
109
110
111
           Gn *= (\mathbf{double})(i+1);
           hn *= (\mathbf{double})(i+1);
112
```

```
}
113
114
115
         // 誤差平均を求める
116
         double avg_error = accumulate(error.begin()+1, error.end(), 0) / (double)(error.size()-1)
117
         \mathbf{double}\ \mathrm{cov};
118
         for(size_t i=1; i<error.size(); i++){</pre>
119
                 cov += pow(error.at(i) - avg\_error,2);
120
121
         cov /= (double)(error.size()-1);
122
         \mathrm{cout} << \texttt{"Avg} \_ \texttt{Errog} \_ : \_ " << \mathrm{avg} \_ \mathrm{error} << \mathrm{endl};
123
         \mathrm{cout} << \texttt{"Cov} \sqcup : \sqcup \texttt{"} << \mathrm{cov} << \mathrm{endl};
124
         \mathrm{cout} << \texttt{"Sampled}_{\sqcup} \mathtt{data}_{\sqcup} :_{\sqcup} \texttt{"} << \mathrm{y\_estimate.size}() << \texttt{"}_{\sqcup} \mathtt{datas} \texttt{"} << \mathrm{endl};
125
126
127
128
         //plt::named\_plot("log(x)", x, z);
         plt::plot(y_input, "-");
129
         plt::named\_plot("\$\hat{y}(k)\$",x,\ y\_estimate,\ "-o");
130
131
         plt::show();
132
         return 0;
133
134 }
```