ЕСМ, Детерминированная модель сигналов

Введем некоторые условные обозначения:

- θ вектор направлений прибытия сигнала (DoA);
- τ итерация ЕСМ-алгоритма, начальная оценка параметров θ ;
- t момент времени (а заодно и номер кадра (snapshot));
- L число датчиков;
- M число источников (источники разделяют общую длину центральной волны χ);
- G число независимых кадров/снимков (snapshot), сделанных в разные моменты времени;
- S набор детерминированных сигналов, испускаемых источниками в моменты времени $t=\overline{1,G},\,S_t$ соответствует сигналу в момент времени t, представляет собой матрицу размера $G\times M$:
- N набор шумов (случайная величина), связанных с датчиками в моменты времени $t = \overline{1, G}, N_t$ соответствует шуму в момент времени t, представляет собой матрицу размера $G \times L$;
- n набор шумов (реализация), связанных с датчиками в моменты времени $t = \overline{1, G}, n_t$ соответствует шуму в момент времени t;
- X набор сигналов (случайная величина), полученных датчиками в моменты времени $t=\overline{1,G}, X_t$ соответствует сигналу в момент времени t, представляет собой матрицу размера $G\times L$;
- x набор сигналов (реализация), полученных датчиками в моменты времени $t = \overline{1, G}, x_t$ соответствует сигналу в момент времени t;
- X_o наблюдаемая часть (случайная величина) $X, X_{o,t}$ соответствует сигналу в момент времени t;
- x_o наблюдаемая часть (реализация) X, $x_{o,t}$ соответствует сигналу в момент времени t;
- X_m ненаблюдаемая часть (случайная величина) $X, X_{m,t}$ соответствует сигналу в момент времени t;
- x_m ненаблюдаемая часть (реализация) X, $x_{m,t}$ соответствует сигналу в момент времени t;
- $\mathbf{O}_{D_1 \times D_2}$ нулевая матрица размера $D_1 \times D_2$;
- Полученный сигнал (итоговый сигнал, получаемый массивом датчиков):

$$X_t = A(\theta)S_t + N_t, \tag{1}$$

где S_t – детерминированные сигналы, $t = \overline{1, G}$, $N_t \sim CN(\mathbf{O}_{L \times 1}, \Lambda)$, $\theta = [\theta_1, ..., \theta_M]^T$ — вектор направлений прибытия сигнала, $A(\theta)$ (далее – A) представляет собой матрицу управляющих векторов размера $L \times M$, Λ предполагается диагональной. Рассматривается случай, когда массив антенн является линейным и равномерным.

$$A(\theta) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ e^{-2j\pi\frac{d}{\lambda}\sin(\theta_1)} & e^{-2j\pi\frac{d}{\lambda}\sin(\theta_2)} & \dots & e^{-2j\pi\frac{d}{\lambda}\sin(\theta_M)} \\ \dots & \dots & \dots & \vdots \\ e^{-2j\pi(L-1)\frac{d}{\lambda}\sin(\theta_1)} & e^{-2j\pi(L-1)\frac{d}{\lambda}\sin(\theta_2)} & \dots & e^{-2j\pi(L-1)\frac{d}{\lambda}\sin(\theta_M)} \end{bmatrix}.$$

- $L_{o,t}$ число исправных сенсоров в момент времени t;
- $L_{m,t}$ число неисправных сенсоров в момент времени t;
- $A_{o,t}$ матрица, образованная теми строками матрицы A, которые соответствуют работающим сенсорам в момент времени t;
- $A_{m,t}$ матрица, образованная теми строками матрицы A, которые соответствуют неисправным сенсорам в момент времени t;
- $\Lambda_{m,t}$ ковариационная матрица шума на неисправных сенсорах в момент времени t;
- $\Lambda_{o,t}$ ковариационная матрица шума на исправных сенсорах в момент времени t.

Рассмотрим 2 случая:

- Известный шум
- Неизвестный шум

Известный шум

Воспользуемся ЕСМ-алгоритмом для того, чтобы определить значения параметров $\Psi = (\theta, S)$, пропущенные значения $X_m = \{X_{m,t}\}_{t=1}^G$ рассматриваются как латентные переменные.

Е-шаг

Требуется найти условное математическое ожидание с учетом апостериорного распределения ненаблюдаемых/пропущенных принятых сигналов и текущей оценки параметров

$$\mathbb{E}_{X_m|X_o,\Psi^{(\tau)}}[\log P(X_o,X_m)] \tag{2}$$

Сначала найдем апостериорное распределение $P(X_m|X_o=x_o,\Psi)$, воспользуемся формулой Байeca:

$$P(X_m|X_o = x_o, \Psi) = \frac{P(X_o, X_m|\Psi)}{P(X_o|\Psi)} = \frac{P(X|\Psi)}{P(X_o|\Psi)}$$
(3)

$$X_t = AS_t + N_t$$
$$X_t \sim CN(AS_t, \mathbf{\Lambda})$$
$$X_{o,t} \sim CN(A_{o,t}S_t, \mathbf{\Lambda}_{o,t})$$

$$P(X|\Psi) = \prod_{t=1}^{G} \frac{1}{\pi^L \operatorname{Det}(\mathbf{\Lambda})} e^{-(X_t - AS_t)^H(\mathbf{\Lambda})^{-1}(X_t - AS_t)},$$
(4)

$$P(X_o|\Psi) = \prod_{t=1}^{G} \frac{1}{\pi^{L_{o,t}} \operatorname{Det}(\mathbf{\Lambda}_{o,t})} e^{-(X_{o,t} - A_{o,t}S_t)^H (\mathbf{\Lambda}_{o,t})^{-1} (X_{o,t} - A_{o,t}S_t)},$$
 (5)

Параметры апостериорного распределения $P(X_m|X_o=x_o,\Psi)$ можно найти исходя из следующих формул:

$$\begin{cases}
m_{x_{m,t}|x_{o,t}} = m_{x_{m,t}} + K_{x_{m,t},x_{o,t}} K_{x_{o,t},x_{o,t}}^{-1} \cdot (x_{o,t} - m_{x_{o,t}}) \\
K_{x_{m,t}|x_{o,t}} = K_{x_{m,t},x_{m,t}} - K_{x_{m,t},x_{o,t}} K_{x_{o,t},x_{o,t}}^{-1} K_{x_{o,t},x_{m,t}},
\end{cases} (6)$$

В рамках данной задачи:

$$\begin{cases}
K_{x_{o,t},x_{o,t}} = \Lambda_{o,t} \\
K_{x_{o,t},x_{m,t}} = \hat{K}_{x_{o,t},x_{m,t}} \\
K_{x_{m,t},x_{o,t}} = \hat{K}_{x_{o,t},x_{m,t}}^{H} \\
K_{x_{m,t},x_{m,t}} = \Lambda_{m,t} \\
m_{x_{o,t}} = A_{o,t}S_{t} \\
m_{x_{m,t}} = A_{m,t}S_{t}
\end{cases}$$
(7)

где $\hat{K}_{x_{o,t},x_{m,t}}$ – выборочная оценка ковариации на основе полных наблюдений, т.е. таких, что $x_t = x_{o,t}$

$$\begin{cases}
m_{x_{m,t}|x_{o,t}} = A_{m,t}S_t + \hat{K}_{x_{o,t},x_{m,t}}^H(\mathbf{\Lambda}_{o,t})^{-1} \cdot (x_o - A_{o,t}S_t) \\
K_{x_{m,t}|x_{o,t}} = \mathbf{\Lambda}_{m,t} - \hat{K}_{x_{o,t},x_{m,t}}^H(\mathbf{\Lambda}_{o,t})^{-1} \hat{K}_{x_{o,t},x_{m,t}},
\end{cases}$$
(8)

Вернемся к ранее рассмотренному условному математическому ожиданию:

$$\mathbb{E}_{X_m|X_o,\Psi^{(\tau)}}[\log P(X_o,X_m)].$$

Его следует максимизировать, мы можем перейти от логарифма произведения к сумме логарифмов. Определим, как будет выглядеть это УМО для произвольно выбранного элемента выборки X_t :

$$\mathbb{E}_{X_{m}|X_{o}=x_{o},\Psi^{(\tau)}}[\log P(X_{o},X_{m})] = \sum_{t=1}^{G} \mathbb{E}_{X_{m,t}|X_{o,t}=x_{o,t},\Psi^{(\tau)}}[\log P(X_{o,t},X_{m,t})]$$

$$\begin{split} \mathbb{E}_{X_{m,t}|X_{o,t}=x_{o,t},\Psi^{(\tau)}}[\log P(X_{o,t},X_{m,t})] &= \\ \mathbb{E}_{\Psi^{(\tau)}}\Big[\log P(X_{o,t},X_{m,t}|X_{o,t}=x_{o,t})\Big] &= \\ \mathbb{E}_{\Psi^{(\tau)}}\Big[\log \left(\frac{1}{\pi^L\operatorname{Det}(\Sigma)}e^{-(X_t-\mu)^H\Sigma^{-1}(X_t-\mu)}\right)\Big|X_{m,t}|X_{o,t}=x_{o,t}\Big] &= \\ \mathbb{E}_{\Psi^{(\tau)}}\Big[-L\log(\pi)-\log(\operatorname{Det}(\Sigma))-(X_t-\mu)^H\Sigma^{-1}(X_t-\mu)\Big|X_{m,t}|X_{o,t}=x_{o,t}\Big] &= \\ -L\log(\pi)+\mathbb{E}_{\Psi^{(\tau)}}\Big[-\log(\operatorname{Det}(\Sigma))-(X_t-\mu)^H\Sigma^{-1}(X_t-\mu)\Big|X_{m,t}|X_{o,t}=x_{o,t}\Big] &= \\ -L\log(\pi)+\mathbb{E}_{\Psi^{(\tau)}}\Big[-\log(\operatorname{Det}(\Sigma_{X_t|(X_{m,t}|X_{o,t}=x_{o,t})}))-\left[\hat{x}_{m,t}-\mu_{X_{m,t}}\atop x_{o,t}-\mu_{X_{o,t}}\right]^H\Sigma_{X_t|(X_{m,t}|X_{o,t}=x_{o,t})}^{-1}\left[\hat{x}_{m,t}-\mu_{X_{m,t}}\atop x_{o,t}-\mu_{X_{o,t}}\right]\Big] &= \\ -L\log(\pi)+\mathbb{E}_{\Psi^{(\tau)}}\Big[-\log(\operatorname{Det}(\Sigma_{X_t|(X_{m,t}|X_{o,t}=x_{o,t})}))-\left[\hat{x}_{m,t}-A_{m,t}S_t\atop x_{o,t}-\mu_{X_{o,t}}\right]^H\Sigma_{X_t|(X_{m,t}|X_{o,t}=x_{o,t})}^{-1}\left[\hat{x}_{m,t}-A_{m,t}S_t\atop x_{o,t}-A_{o,t}S_t\right]\Big] \end{split}$$

М-шаг

Требуется найти наилучшую оценку параметров, решив следующую задачу оптимизации:

$$\begin{split} \Psi^{(\tau+1)} &= \operatorname*{argmax}_{\Psi} \mathbb{E}_{X_m \mid X_o = x_o, \Psi^{(\tau)}} [\log P(X_o, X_m)] = \\ &\operatorname*{argmax}_{\Psi} \mathbb{E}_{X_m \mid X_o = x_o, \Psi^{(\tau)}} \left[\sum_{t=1}^G \log P(X_{o,t}, X_{m,t}) \right] = \\ &\operatorname*{argmax}_{\Psi} \mathbb{E}_{X_m \mid X_o = x_o, \Psi^{(\tau)}} \left[\sum_{t=1}^G \log \left(\frac{1}{\pi^L \operatorname{Det}(\Sigma)} e^{-(X_t - \mu_{X_t})^H \Sigma^{-1}(X_t - \mu_{X_t})} \right) \right] \end{split}$$

Первый СМ-шаг

Второй СМ-шаг

Неизвестный шум

Е-шаг

М-шаг

Первый СМ-шаг

Второй СМ-шаг

Список источников