

مرشح كالمن لنموذج حركي هرمي

(Kalman Filter of Dynamic Hierarchical Model)

د. سلطان علي محمد سالم

قسم الرياضيات، كلية التربية، جامعة الحديدة ، الجمهورية اليمنية

الخلاصة

في هذا البحث تم تحديد النموذج قيد الدراسة وهو نموذج حركي هرمي ، وبأسلوب رياضي تم اشتراق الصيغة النهائية لمرشح كالمن للنموذج المحدد ، مع تحديد معامل الترشيح ، والمعادلات الالزمه لعملية الترشيح وضحت ، وقدم مثال يوضح شكل النموذج المعنى بعملية الترشيح والذي من مكوناته يمكن إعداد برنامج حاسوبي وفقا للعلاقات الرياضية التي تم اشتراقها . كما تم تحديد الحقول التي يمكن دراستها في هذا المجال .

1- تمهيد : Preface

هناك ثلاثة اساليب وردت عن الاستدلال حول المعلمة والتي تكون مجھولة حيث بينها لاول مرة الباحث (Kalman 1960) . وتعطي قيم التقديرات (θ_s) وهي الترشيح و التنبؤ و التمهيد معتمدا على البيانات المعطاة لحد الزمن t .
وعندما تكون $t = s$ فالحالة تعرف بالترشيح (Filtering) وفيها يكون الهدف ايجاد قيمة :

$$p(\theta_s | y_1, y_2, \dots, y_t)$$

قبل البدء نستعرض خلاصة لما ورد من بحوث تم الاطلاع عليها و تعد ذات صلة بموضوع هذا البحث .

الباحث (Johnson 1992) اقترح تقنية ، اطلق عليها التكامل التجانس (Quintile Integration) بالنسبة لتقدير كثافات لاحقة (Posterior) جديدة مكونة من نماذج بيز ، التي تمتلك شكل النموذج الهرمي (Hierarchical) ، وورد تطبيقات تتضمن نموذج بيز الهرمي التجربى (Hierarchical Empirical Bayes) (Model) لمعدلات بواسون والنماذج الخطية الهرمية مع معلمات انحدار قابلة للتبدل

ومركبات تباین مجهول . وهناك دراسة حول النماذج المختلطة الهرمية (Hierarchically Structured Mixture Models) قام بها الباحث (West , 1997)

في هذا البحث سوف نقوم باستقاق صيغة رياضية لحساب مرشح كالمن لنموذج حركي هرمي . وهذه الصيغة تمثل اجراء تكراري لتقدير معلمات النموذج المعنى ، وتعمل على اقلال الخطأ المرافق للنموذج حصولا على المقدر الامثل للمعلمات ، ومعامل كالمن هو افضل مرشح لا ي توزيع احتمالی مقدراته تتوزع توزيعا طبيعيا حيث يعطي اقل تباین للتقدير ، بناء على ما ورد من قبل (Melsa , and Cohn 1978)

2 - تحديد النموذج / Model Specification

يتالف النموذج الحركي الخططي الهرمي المعنى في هذا البحث من ثلاث معادلات ، الاولى معادلة المشاهدة و الثانية معادلة البنية و الثالثة معادلة النظام ، ويعبر عنـة كما يلي :

$$\begin{aligned} y_t &= F_{1t}\theta_{1t} + v_{1t} \quad , \quad v_{1t} \sim N(0, V_{1t}) \\ \theta_{1t} &= F_{2t}\theta_{2t} + v_{2t} \quad , \quad v_{2t} \sim N(0, V_{2t}) \\ \theta_{2t} &= G_t\theta_{2,t-1} + w_t \quad , \quad w_t \sim N(0, W_t) \end{aligned}$$

علما بأن جميع الاخطاء العشوائية مستقلة عن بعضها البعض بصفوفات تباین معلومة ، ودليل الزمن $t=1,2,\dots,n$ (Gamerman and Migon 1993) وأن :

y_t : متجة المشاهدات للنموذج ذو بعد $(1 \times n)$ المأخوذة عند الزمن t .

F_{1t} : مصفوفة معلومة عند الزمن t ذو بعد $(n \times 1)$.

F_{2t} : مصفوفة معلومة عند الزمن t ذو بعد $(n \times r)$.

θ_{1t} : متجة معلمات النموذج عند الزمن t ذو بعد $(1 \times n)$ ويسمى ايضا بمتجة الحالة ويكون غير معلوم بالضبط .

θ_{2t} : متجة معلمات نموذج البنية عند الزمن t ذو بعد $(r \times 1)$.

G_t : مصفوفة النظام ذو بعد $(r \times r)$ وتكون معلومة عند الزمن t .

V_{11} : متجة خطا المشاهدة عند الزمن t ذو بعد ($n \times 1$) ويتوزع طبيعياً بوسط صفر

و مصفوفة تباين V_{11} نفترض أنها معلومة عند الزمن t .

V_{21} : متجة خطا البنية عند الزمن t ذو بعد ($n \times 1$) ويتوزع طبيعياً بوسط صفر

ومصفوفة

تباین V_{21} نفترض أنها معلومة عند الزمن t .

W_1 : متجة خطا النظام عند الزمن t ذو بعد (1×1) ويتوزع طبيعياً بوسط صفر

ومصفوفة

تباین W_1 نفترض أنها معلومة عند الزمن t .

معادلة المشاهدة تبين اعتماد مشاهدات النموذج على المعلمات غير المعلومة للنموذج ، وتبين معادلة البنية بنية تسلسل المعلمات ، ومعادلة النظام تبين التطور الزمني لمتجة المعلمات المقاييس $\{F_{11}, F_{21}, G_{11}, V_{11}, V_{21}, W_1\}$ المؤشرة بدليل الزمن ممكناً لها أن تتغير أو لا تتغير مع الزمن وإنما عينت به بقصد العمومية ، وفي هذا البحث جميع هذه المقاييس تمثل فيما ثابتة عند كل زمن t ، ويشار للنموذج عندئذ بالنموذج الحركي الهرمي الثابت .

3- مرشح كالمن : Kalman Filter

من خلال المعادلات الممثلة للنموذج في البند (2) والوصف الاحصائي لبعض مكونات النموذج والمعلومات المؤشرة حوله ، يمكن التوصل إلى صيغة مرشح كالمن وفقاً للمبرهنة التالية :

مبرهنة :

لتكن معلوماتنا الأولية حول المعلمة θ_{20} أي عند الزمن $0 = t$ هي :

$$(\theta_{20} \setminus D_0) \sim N(m_{20}, C_{20})$$

علماً بأن $\{y_i, D_{i-1}\}$ تمثل المعلومات المتوافرة لغاية الزمن t .

وبالتالي معلوماتنا عند الزمن $t-1$ يمكن التعبير عنها كما يلي :

- التوزيع الاحتمالي للمعلمة $\theta_{2,t-1}$ بتوافر المعلومات D_{t-1} هو :

$$(\theta_{2,t-1} \setminus D_{t-1}) \sim N(m_{2,t-1}, C_{2,t-1})$$

حيث أن :

$$D_{t-1} = \left\{ y^{t-1}, \sigma^2, \tau^2, \begin{pmatrix} \sigma_\mu^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\delta^2 \end{pmatrix} \right\}$$

وعلى ضوء ذلك فان :

- التوزيع الاحتمالي الاولى (Prior) عند الزمن t هو :

: θ_{2t} بالنسبة للمعلمـة

$$(\theta_{2t} \setminus D_{t-1}) \sim N(a_{2t}, R_{2t})$$

حيث أن :

$$a_{2t} = G_t m_{2,t-1}$$

$$R_{2t} = G_t C_{2,t-1} G_t' + W_t$$

: θ_{1t} بالنسبة للمعلمـة

$$(\theta_{1t} \setminus D_{t-1}) \sim N(a_{1t}, R_{1t})$$

حيث أن :

$$a_{1t} = F_{2t} a_{2t}$$

$$R_{1t} = F_{2t} R_{2t} F_{2t}' + V_{2t}$$

- التوزيع الاحتمالي التنبئي (Predictive Distribution) عند الزمن t هو :

$$(y_t \setminus D_{t-1}) \sim N(f_t, Q_t)$$

حيث أن :

$$f_t = F_{1t} a_{1t}$$

$$Q_t = F_{1t} R_{1t} F_{1t}' + V_{1t}$$

- التوزيع الاحتمالي اللاحق (Posterior) عند الزمن t بتوافر المعلومات

: $D_t = \{y_t, D_{t-1}\}$

: θ_{1t} بالنسبة للمعلمـة

$$(\theta_{1t} \setminus D_t) \sim N(m_{1t}, C_{1t})$$

حيث أن :

$$m_{1t} = a_{1t} + k_t (y_t - f_t)$$

$$C_{1t} = R_{1t} - k_t F_{1t} R_{1t}$$

علماً بأن :

$$k_t = R_{1t} F_{1t}' Q_t^{-1}$$

يسمى k_t معامل كالمن (Kalman Factor) أو ربحية الترشيح (Filter Gain) والمعادلة التي تمثل m_{1t} تسمى بالمعادلة الترشيحية (Filtering Equation).

2) بالنسبة للمعلمات θ_{2t} :

$$(D_t \setminus \theta_{2t}) \sim N(m_{1t}, C_{1t})$$

حيث أن :

$$m_{2t} = a_{2t} + R_{2t} F_{2t}' F_{1t}' R_{1t}^{-1} (m_{1t} - a_{1t})$$

$$C_{2t} = R_{2t} - R_{2t} F_{2t}' F_{1t}' R_{1t}^{-1} (R_{1t} - C_{1t}) R_{1t}^{-1} F_{1t} F_{2t} R_{2t}$$

البرهان :

لأثبات صحة التوزيع الاحتمالي اللاحق كما يلي :

التوزيع الاحتمالي اللاحق للمعلمة θ_{1t} عند الزمن t وبمعلومات D_t ، يمكن الحصول عليه باستخدام نظرية بيز كالتالي :

$$p(\theta_{1t} \setminus D_t) \propto p(y_t \setminus \theta_{1t}) \cdot p(\theta_{1t} \setminus D_{t-1}) \quad (1)$$

(2)

$$p(y_t \setminus \theta_{1t}) \propto \text{EXP} \left\{ \frac{-1}{2} \left[(y_t - F_{1t} \theta_{1t}) V_{1t}^{-1} (y_t - F_{1t} \theta_{1t}) \right] \right\}$$

(3)

$$p(\theta_u \setminus D_{t-1}) \alpha \text{Exp} \left\{ \frac{-1}{2} \left[(\theta_u - a_u)' R_u^{-1} (\theta_u - a_u) \right] \right\}$$

من (2) ، (3) و التعويض في (1) نحصل على :

(4)

$$p(\theta_u \setminus D_t) \alpha \text{EXP} \left\{ \frac{-1}{2} \left[(y_t - F_u \theta_u)' V_u^{-1} (y_t - F_u \theta_u) + (\theta_u - a_u)' R_u^{-1} (\theta_u - a_u) \right] \right\}$$

بأخذ اللوغاريتم الطبيعي والضرب في (2-) لطرف الصيغة (4) نحصل على :

$$\begin{aligned} & -2 \ln p(\theta_u \setminus D_t) \alpha (y_t - F_u \theta_u)' V_u^{-1} (y_t - F_u \theta_u) + (\theta_u - a_u)' R_u^{-1} (\theta_u - a_u) \\ & - \alpha (y_t' - \theta_u' F_u') V_u^{-1} (y_t - F_u \theta_u) + (\theta_u' - a_u') R_u^{-1} (\theta_u - a_u) \\ & - \alpha y_t' V_u^{-1} y_t - y_t' V_u^{-1} F_u \theta_u - \theta_u' F_u' V_u^{-1} y_t + \theta_u' F_u' V_u^{-1} F_u \theta_u \\ & + \theta_u' R_u^{-1} \theta_u - \theta_u' R_u^{-1} a_u - a_u' R_u^{-1} \theta_u + a_u' R_u^{-1} a_u \\ & = h + \theta_u' (R_u^{-1} + F_u' V_u^{-1} F_u) \theta_u - 2 \theta_u' (R_u^{-1} a_u + F_u' V_u^{-1} y_t) \end{aligned} \quad (5)$$

حيث h ثابت التاسب ويضم جميع المقادير الثابتة التي لا تحتوي على θ_u .
ويمكن اشتقاق صيغة مكافئة للمقدار الاول في المعادلة (5) كما يلي :

$$\begin{aligned} & R_u^{-1} + F_u' V_u^{-1} F_u = (R_u^{-1} + F_u' V_u^{-1} F_u) (R_u - R_u F_u' Q_t^{-1} F_u R_u) \\ & \quad \cdot (R_u - R_u F_u' Q_t^{-1} F_u R_u)^{-1} \\ & = [I - F_u' Q_t^{-1} F_u R_u + F_u' V_u^{-1} F_u R_u - F_u' V_u^{-1} F_u R_u F_u' Q_t^{-1} F_u R_u] \\ & \quad \cdot [R_{1t} - R_{1t} F_{1t}' Q_t^{-1} F_{1t} R_{1t}]^{-1} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= \left[I + F_u' V_u^{-1} F_u R_u - (V_u + F_u R_u F_u') V_u^{-1} F_u' Q_t^{-1} F_u R_u \right] \\
 &\quad \left[R_{1t} - R_{1t} F_{1t}' Q_t^{-1} F_{1t} R_{1t} \right]^{-1} \\
 \\
 &= \left[I + F_u' V_u^{-1} F_u R_u - Q_t V_u^{-1} F_u' Q_t^{-1} F_u R_u \right] \\
 &\quad \left[R_{1t} - R_{1t} F_{1t}' Q_t^{-1} F_{1t} R_{1t} \right]^{-1} \\
 \\
 &= \left[R_{1t} - R_{1t} F_{1t}' Q_t^{-1} F_{1t} R_{1t} \right]^{-1} \\
 &= \left[I + F_u' V_u^{-1} F_u R_u - F_u' V_u^{-1} F_u R_u \right] \\
 \\
 &= \left(R_{1t} - R_{1t} F_{1t}' Q_t^{-1} F_{1t} R_{1t} \right)^{-1} \\
 &= C_u^{-1} \tag{6}
 \end{aligned}$$

كما يمكن اشتقاق صيغة مكافئة للمقدار الثاني في المعادلة (5) كما يلي :

$$\begin{aligned}
 R_u^{-1} a_u + F_u' V_u^{-1} y_t &= R_u^{-1} a_u + F_u' V_u^{-1} y_t + F_u' V_u^{-1} F_u a_u - F_u' V_u^{-1} F_u a_u \\
 &= \left[R_u^{-1} + F_u' V_u^{-1} F_u \right] a_u + F_u' V_u^{-1} (y_t - F_u a_u) \\
 &\quad \left[a_u + (R_u^{-1} + F_u' V_u^{-1} F_u)^{-1} F_u' V_u^{-1} (y_t - f_t) \right] \\
 &= \left(R_u^{-1} + F_u' V_u^{-1} F_u \right) \\
 &\quad \left[a_u + (R_{1t}^{-1} + F_{1t}' V_{1t}^{-1} F_{1t})^{-1} F_{1t}' V_{1t}^{-1} Q_t Q_t^{-1} (y_t - f_t) \right]
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= [R_{tt}^{-1} + F'_{tt} V_{tt}^{-1} F_{tt}] \\
&= C_{tt}^{-1} \left[a_{tt} + \left(R_{tt}^{-1} + F'_{tt} V_{tt}^{-1} F_{tt} \right)^{-1} F'_{tt} V_{tt}^{-1} \left(V_{tt} + F_{tt} R_{tt} F'_{tt} \right) Q_t^{-1} (y_t - f_t) \right] \\
&= C_{tt}^{-1} \left[a_{tt} + \left(R_{tt}^{-1} + F'_{tt} V_{tt}^{-1} F_{tt} \right)^{-1} (R_{tt}^{-1} + F'_{tt} V_{tt}^{-1} F_{tt}) R_{tt} F'_{tt} Q_t^{-1} (y_t - f_t) \right] \\
&= C_{tt}^{-1} \left[a_{tt} + R_{tt} F'_{tt} Q_t^{-1} (y_t - f_t) \right] \\
&= C_{tt}^{-1} m_{tt} \tag{7}
\end{aligned}$$

وبالتالي من المعادلة (6) والمعادلة (7) والتعويض في (5) نحصل على :

$$\begin{aligned}
-2Lnp(\theta_{tt} \setminus D_t) &= h + \theta'_{tt} C_{tt}^{-1} \theta_{tt} - 2\theta'_{tt} C_{tt}^{-1} m_{tt} \\
&= h + (\theta_{tt} - m_{tt})' C_{tt}^{-1} (\theta_{tt} - m_{tt})
\end{aligned}$$

وذلك باضافة وطرح الكمية الثابتة ($m_{tt} C_{tt}^{-1} m'_{tt}$) ثم التحليل ودمج الكمية الثابتة مع الثابت h وعليه فأن :

$$P(\theta_{tt} \setminus D_t) \propto \text{EXP} \left\{ \frac{-1}{2} \left[(\theta_{tt} - m_{tt})' C_{tt}^{-1} (\theta_{tt} - m_{tt}) \right] \right\}$$

أي أن :

$$(\theta_{tt} \setminus D_t) \sim N(m_{tt}, C_{tt})$$

حيث أعتبرنا في المعادلة (7) والمعادلة (6) أن :

(

8

)

$$m_{tt} = a_{tt} + R_{tt} F'_{tt} Q_t^{-1} (y_t - f_t)$$

$$C_{tt} = R_{tt} - R_{tt} F'_{tt} Q_t^{-1} F_{tt} R_{tt}$$

المعادلة (8) تمثل مرشح كالمن وتسمى بالمعادلة الترشيحية ومعامل كالمن هو :

$$k_t = R_{1t} F'_{1t} Q_t^{-1}$$

كما يمكن اثبات صحة التوزيع الاحتمالي اللاحق للمعلمة θ_{2t} كما يلي :

- التباين المشترك بين θ_{1t}, θ_{2t} بعلمومية D_{t-1} هو :

$$\begin{aligned} Cov(\theta_{1t}, \theta_{2t} | D_{t-1}) &= Cov[(F_{1t} F_{2t} \theta_{2t} + F_{1t} V_{2t} + V_{1t}), \theta_{2t} | D_{t-1}] \\ &= F_{1t} F_{2t} Cov(\theta_{2t}, \theta_{2t}) + o \\ &= F_{1t} F_{2t} Var(\theta_{2t} | D_{t-1}) \\ &= F_{1t} F_{2t} R_{2t} \\ &= R_{2t} F'_{2t} F'_{1t} \end{aligned}$$

وبالاعتماد على العلاقات الواردة في كتاب (Johnson and Wichern 1988) نجد أن :

$$\begin{pmatrix} \theta_{2t} | D_{t-1} \\ \theta_{1t} \end{pmatrix} \sim N \left\{ \begin{pmatrix} a_{2t} \\ a_{1t} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} R_{2t} & R_{2t} F'_{2t} F'_{1t} \\ F'_{1t} F_{2t} R_{2t} & R_{1t} \end{pmatrix} \right\}$$

من هذه الصيغة نحصل على :

$$E(\theta_{2t} | \theta_{1t}, D_{t-1}) = a_{2t} + R_{2t} F'_{2t} F'_{1t} R_{1t}^{-1} (\theta_{1t} - a_{1t})$$

$$Var(\theta_{2t} | \theta_{1t}, D_{t-1}) = R_{2t} - R_{2t} F'_{2t} F'_{1t} R_{1t}^{-1} F_{1t} F_{2t} R_{2t}$$

وبالتالي التوزيع الاحتمالي اللاحق للمعلمة θ_{2t} بعلمومية D_t نحصل عليه باستخدام العلاقات الواردة من قبل (Kass and Steffey 1989) والتي يتم استخدامها غالبا في موضوع تحليل بيز الخطي وكما يلي :

$$\begin{aligned}
E(\theta_{2t} \setminus D_t) &= E[E(\theta_{2t} \setminus \theta_{1t}, D_{t-1}) \setminus D_t] \\
&= E[a_{2t} + R_{2t} F'_{2t} F'_{1t} R_{1t}^{-1} (\theta_{1t} - a_{1t})] \\
&= a_{2t} + R_{2t} F'_{2t} F'_{1t} R_{1t}^{-1} (m_{1t} - a_{1t}) \\
&= \mathbf{m}_{2t} \\
Var(\theta_{2t} \setminus D_t) &= Var[E(\theta_{2t} \setminus \theta_{1t}, D_{t-1}) \setminus D_t] + E[Var(\theta_{2t} \setminus \theta_{1t}, D_{t-1}) \setminus D_t] \\
&= Var[a_{2t} + R_{2t} F'_{2t} F'_{1t} R_{1t}^{-1} (\theta_{1t} - a_{1t})] \\
&\quad + E[R_{2t} F'_{2t} F'_{1t} R_{1t}^{-1} F_{1t} F_{2t} R_{2t}] \\
&= (R_{2t} F'_{2t} F'_{1t} R_{1t}^{-1}) C_{1t} (R_{2t} F'_{2t} F'_{1t} R_{1t}^{-1}) \\
&\quad + R_{2t} F'_{2t} F'_{1t} R_{1t}^{-1} F_{1t} F_{2t} R_{2t} \\
&= R_{2t} F'_{2t} F'_{1t} R_{1t}^{-1} (F_{1t} F_{2t} R_{2t} - C_{1t} R_{1t}^{-1} F_{1t} F_{2t} R_{2t}) \\
&= R_{2t} F'_{2t} F'_{1t} R_{1t}^{-1} (R_{1t} - C_{1t}) R_{1t}^{-1} F_{1t} F_{2t} R_{2t} \\
&= \mathbf{C}_{2t}
\end{aligned}$$

أي أن :

$$(\theta_{2t} \setminus D_t) \sim N(\mathbf{m}_{2t}, \mathbf{C}_{2t})$$

هذا يعد توضيحاً للعلاقة بين مراحل التسلسل ، ومن خلال ما سبق نلاحظ أن أحصاء بيز قد زودنا بصورة جذابة ورصينة بنتائج تمكنا من عملية الاستدلال و التعرف حول المعلمة θ_{1t} و المعلمة θ_{2t} من خلال توزيع إحتمالي ، وصيغة هذه المبرهنة أخذت بتصرف من بحث (Gamerman and Migon 1993) ، وقمنا في هذا البحث ببرهنتها وفقاً للصيغة الواردة بها .

مثال :

ليكن لدينا نموذج صيغة الرياضية بالشكل الآتي :

$$\text{معالة : } y_t \setminus B_t \sim N(B_t, \sigma^2), t = 1, 2, \dots, n$$

المشاهدة

$$B_t \setminus \mu_t \sim N(\mu_t, \tau^2)$$

$$\begin{aligned} & : \mu_t = \mu_{t-1} + \delta_{t-1} + w_t \\ & : \delta_t = \delta_{t-1} + w_{2t} \end{aligned} \quad \text{where } w_t = \begin{pmatrix} w_{1t} \\ w_{2t} \end{pmatrix} \sim N(0, W_t)$$

معادلة النظام

هذا النموذج يمثل نموذج حركي ذو مراتب متسلسلة ، ويكون كتابته بالصيغة العامة كما يلي :

$$\begin{pmatrix} V_{11} \\ V_{12} \\ \vdots \\ V_{1n} \end{pmatrix} \sim N(0, \sigma^2 I_n)$$

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & & & \\ 0 & 0 & & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} B_1 \\ B_2 \\ \vdots \\ B_n \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} V_{11} \\ V_{12} \\ \vdots \\ V_{1n} \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} V_{21} \\ V_{22} \\ \vdots \\ V_{2n} \end{pmatrix} \sim N(0, \tau^2 I_n)$$

$$\begin{pmatrix} B_1 \\ B_2 \\ \vdots \\ B_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 10 \\ 10 \\ \vdots \\ 10 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mu_t \\ \delta_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} V_{21} \\ V_{22} \\ \vdots \\ V_{2n} \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} W_{1t} \\ W_{2t} \end{pmatrix} \sim N(0, W_t)$$

$$\begin{pmatrix} \mu_t \\ \delta_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 11 \\ 01 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mu_{t-1} \\ \delta_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} W_{1t} \\ W_{2t} \end{pmatrix},$$

ويلاحظ في هذا النموذج ما يلي :

$$r = 2$$

$$F_{1t} = F_1 = I_n$$

$$\theta_{1t} = (B_1, B_2, \dots, B_n)$$

$$F_{2t} = F_2 = (I_n, O_n)$$

$$\theta_{2t} = (\mu_t, \delta_t)$$

$$V_{1t} = \sigma^2 I_n, \quad V_{2t} = \tau^2 I_n$$

$$G_t = G = \begin{pmatrix} 11 \\ 01 \end{pmatrix}, \quad W_t = \begin{pmatrix} \sigma^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\delta^2 \end{pmatrix}$$

وما سبق ، فإن هذا النموذج يوصف عن طريق المقادير :

$$\left\{ I_n, (I_n, O_n), \begin{pmatrix} 11 \\ 01 \end{pmatrix}, \sigma^2 I_n, \tau^2 I_n, \begin{pmatrix} \sigma_\mu^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\delta^2 \end{pmatrix} \right\}$$

عند كل قيمة للزمن t .

وبالتالي يمكن إجراء عملية الترشيح بناء برنامج حاسوبي وفقا للخطوات الرياضية الواردة في البند (3).

ويكمن تعميم هذا النموذج ليشمل مقطع عرضي لعينات عشوائية بمتواسطات تبديلية نامية خطية

(Cross -- Section of Random Samples of Linear Growing Exchangeable Means)

ويكتب بالشكل التالي :

$$\left. \begin{array}{l} y_i \sim N(B_i, \sigma^2) \\ B_i \sim N(\mu_i, \tau^2) \end{array} \right\} \quad \text{Independent for } i=1,2,\dots,n$$

Where $W_t = \begin{pmatrix} W_{1t} \\ W_{2t} \end{pmatrix} \sim N(0, W)$

$$\left. \begin{array}{l} \mu_i = \mu_{i-1} + \delta_{i-1} + w_i \\ \delta_i = \delta_{i-1} + w_i \end{array} \right\}$$

ويلاحظ في هذا النموذج أن : $\theta_i = (B_{i1}, B_{i2}, \dots, B_{in})$ وبقية المعلومات كما وردت في المثال .

5) ملاحظات ختامية : Concluding Remarks

النتائج التي تم اشتقاها في هذا البحث تطبق بصورة عامة عندما تكون مصفوفات التباين معلومة ، وهذا في الغالب نادر الحدوث في التطبيقات العملية ، لذا يجب أن تتوافق مقاييس ملائمة في البيانات قيد الدراسة تسمح بتقدير التباين .

وفي هذا البحث أيضا الفرضية البسيطة المؤثرة في معرفة التباين اعتبرت كعامل عددي (Scalar) ، والبنية للنموذج في معظم التطبيقات تسمح بافتراض أن $V_{ii} = \sigma^2 I_n$ حيث n يمثل بعد y . التحليل المرافق يكون ممكنا اذا جميع التباينات (تم اعتبارها اعداد (Scalar) بواسطة σ^2 العامل المجهول ، ويمكن البحث في هذا المثل في ثلاثة مجالات هم :

تقدير التباين (Variance estimation) ، نماذج غير خطية (Non - Linear) ، مشاهدات غير طبيعية (Non - normal observations) ، خلاصة ما سبق هي ان مسألة تقدير التباين العددي محور اهتمام ، بصورة عامة التباين المشاهد يدرس لتقديره . كما أن الأسلوب المقترن للتطبيق يمكن استخدامه لمجموعة واحدة من البيانات أي أن $i=1$ ويكون تعميمة لاكثر من مجموعة من البيانات .

((References))

- 1) Gamerman, D. and Migon,H.S. (1993) , " Dynamic hierarchical Models " , J.R. Statist . Soc . B , Vol . 55,No.3,pp.629 – 642 .
- 2) Johnson,V.E. (1992) , " A technique for estimation marginal posterior densities in hierarchical models using mixtures of conditional densities " , Journal of the American Statistical Association , Vol . 87 , No . 419 , pp. 852 – 860 .
- 3) Johnson , R . A . and Wichern , D. W . (1988) , " Applied multivariate statistical analysis " , Prentice _ Hall International , Inc .
- 4) Kalman , R.E. (1960) , " A New approach to linear filtering and problem " , Journal of Basic Engin , Vol . 82 , PP . 34 – 45 .
- 5) Kass , R . E . and Steffey, D . (1989) , " Approximate Bayesian inference in conditionally independent hierarchical models Parametric empirical Bayes models " , Journal of the American Statisocial Association , Vol . 84 , No – 407 , pp . 717 – 726 .
- 6) Melsa, J.L. and Cohn , D. I . (1978) , " Decision and estimation theory " , McGraw - Hil , Inc .
- 7) West , M . (1997) , " Hierarchical mixture models in Neurological transmission analysis " , Journal of the American Statistical Association , Vol . 92 , No . 438 , pp. 587 – 606 .