



DMA аргыг ашиглан инфляцийг таамаглах нь

Л.Даваажаргал¹

Д.Ган-Очир²

2017 оны 6 дугаар сар

Хураангуй

Энэхүү судалгаагаар Монголын инфляцийн таамаглалд DMA (Dynamic Model Averaging) аргыг ашиглах нь таамаглалын алдааг бууруулах эсэхийг судаллаа. Энэ арга нь загварын параметрууд цаг хугацааны хувьд өөрчлөгдөөд зогсохгүй таамаглалын загвар нь цаг хугацаанд өөрчлөгдөж болно гэж үздэг онцлогтой. Судалгааны үр дүнгээс харахад DMA аргыг инфляцийн төсөөлөл гаргахад ашиглах нь бусад загваруудтай харьцуулахад хамгийн бага алдаатай байхаар байна. Түүнчлэн инфляцийн таамаглагч хувьсагчид нь цаг хугацааны туршид өөрчлөгддөг гэсэн эмпирик нотолгоог харуулав. Хугацааны энэ үед жилийн инфляцийг таамаглахад Хятадын ДНБ-ий өсөлт, инфляци болон газрын тос, цалин, M2 мөнгөний нийлүүлэлтийн жилийн өөрчлөлт чухал мэдээлэл өгөхөөр байна.

Түлхүүр үгс: Монголын инфляци, DMA арга, Бейсийн эконометрик.

JEL: E31, E37, C11, C53.

¹ Австралийн үндэсний их сургуулийн эдийн засгийн ухааны доктор (PhD). Монголбанкны Судалгаа, Статистикийн газрын Судалгааны хэлтсийн захирал. Email: davaajargal@mongolbank.mn.

² Австралийн үндэсний их сургуулийн эдийн засгийн ухааны доктор (PhD). Монголбанкны Судалгаа, Статистикийн газрын захирал. Email: doojav_ganochir@mongolbank.mn.

Энэхүү судалгааны ажилд дурьдах аливаа дүгнэлт, дэвшүүлсэн санал нь зөвхөн хувь судлаачийн байр суурийг илэрхийлэх бөгөөд Монголбанкны байр суурийг илэрхийлэх албагүй.

1.Танилцуулга

Инфляцийг таамаглах нь макро эдийн засгийн хамгийн чухал бөгөөд хүнд даалгавар юм. Инфляцийг таамаглах маш олон хандлагууд байдаг боловч хамгийн түгээмэл нь Филлипсийн муруйн өргөтгөлүүдэд суурилдаг. Тухайлбал, Филлипсийн муруйг инфляцийн төсөөлөлд ашигласан цөөн тооны алдартай судалгааны ажлуудыг дурьдвал, Ang нар (2007), Atkenson болон Ohanian (2001), Groen нар (2010), Stock болон Watson (1999, 2008) нарын ажил багтана. Манай орны хувьд инфляцийн динамикийг судлах (Хулан 2005, Ган-Очир 2006), Макро эдийн засгийн загварууд боловсруулах (Батням нар 2008, Ган-Очир 2011, Бумчимэг нар 2013, Ган-Очир болон Дуламзаяа 2014)-д тогтмол коэффициенттой Филлипсийн муруйн тэгшитгэлийг үнэлсэн. Харин Даваажаргал (2015) түүхий эдийн үнээр өргөтгөсөн Филлипсийн муруйн параметер нь цаг хугацааны хувьд өөрчлөгдөх боломжтой гэж Марков-шилжилтийн аргаар үнэлж, параметрууд цаг хугацаанд өөрчлөгддөг болохыг харуулсан.

Филлипсийн муруйд суурилсан буюу инфляци нь инфляцийн хоцролт, үйлдвэрлэлийн зөрүү (эсвэл ажилгүйдэл) болон бусад тайлбарлагч хувьсагчаас хамаарна гэсэн регрессийн аргаар инфляцийн таамаглал гаргах нь дараах 3 асуудалтай тулгардаг. Нэгд, тайлбарлагч хүчин зүйлсийн өмнөх коэффициент цаг хугацааны туршид өөрчлөгдөж болно. Давталттай (recursive) регрессийн аргууд нь энэхүү параметрийн өөрчлөлтийг харуулахдаа сул байдаг. Иймд энэ өөрчлөлтийг сайн харуулахад чиглэсэн загваруудыг боловсруулах шаардлага үүссэн. Хоёрт, тайлбарлагч хувьсагчдын тоо нь маш олон байх боломжтой. Тайлбарлагч хувьсагчийн тоо олон байх нь судлаач маш олон тооны боломжит загваруудыг бий болгоно. Хэрэв загвар дахь m тооны тайлбарлагч хувьсагчийн нэг бүрийг загварт оруулж, хасах байдлаар ялгаатай загварууд байгуулна гэвэл нийт 2^m тооны загвар байх боломжтой болно. Тухайлбал, Groen et al. (2010)-тай адилаар 10 тайлбарлагч хувьсагч авч үзэх тохиолдолд нийт 1024 боломжит загвар байна. Энэ нь оновчтой загвар сонгох статистик асуудлыг бий болгоно. Тухайн асуудлыг шийдвэрлэхийн тулд судлаачид Бейсын аргаууд (Bayesian model averaging эсвэл автомат загвар сонгох процесс)-ыг ашигладаг. Гэхдээ 2^m тооны загварыг тооцох нь тооцооллын хувьд хүндрэлийг бий болгодог. Гуравт, төсөөлөлд ашиглах загвар нь цаг хугацааны туршид өөрчлөгдөж болно. Тухайлбал, 2005 онд инфляцийг тайлбарлаж байсан хувьсагчид өнөөдрийнхөөс өөр байж болно. Эдгээр асуудлууд нь эконометрик

аргын хувьд илүү хүндрэлийг бий болгоно. Хэрэв судлаач 2^m загвартай бөгөөд хугацааны үе болгонд ялгаатай таамаглалын загвар ашиглана гэвэл τ үе дэх төсөөллийг хийхийн тулд нийт $2^{m\tau}$ тооны загварыг үнэлэх ёстой болно. Эдгээр $2^{m\tau}$ хослолыг үнэлэх замаар таамаглал гаргах нь тооцооллын хувьд боломжгүй юм.

Энд дурьдсан олон тайлбарлагч хувьсагчтай, тэдгээрийн параметерүүд нь цаг хугацаанд өөрчлөгддөг бөгөөд хугацааны үе бүрт ялгаатай таамаглалын загвар байх боломжтой байдлаар тухайн нэг хувьсагчийн таамаглал хийх боломжийг олгосон динамик загварын дундажлалт (DMA)-д суурилсан эконометрик аргыг Raftery et al. (2010), Коор болон Korobilis (2012) нар хөгжүүлсэн³. Энэ аргачлал нь сүүлийн жилүүдэд инфляцийн төсөөлөл гаргах, нэгдсэн суурь инфляцийг тооцоход өргөн ашиглагдаж байна.

Энэ аргачлал нь инфляцийн хэлбэлзэл өндөртэй, эдийн засагт бүтцийн өөрчлөлт гарч буй (уул уурхай, түүнтэй хамаарал өндөртэй салбарууд илүү хурдан хөгжиж буй), дотоод эдийн засагт төсвийн болон гадаад шокын нөлөө өндөртэй манай орны хувьд инфляцийн төсөөлөл гаргахад тухайн тухайн аргыг ашиглах нь илүүтэй тохиромжтой байх боломжтой юм.

Иймд энэхүү судалгаагаар бид Монголын инфляцийн таамаглалыг Филлипсийн муруйн загварт суурилан динамик загварын дундажлалтыг агуулсан эконометрик аргыг ашиглан хийв. Энэ судалгаа нь Монгол улсын хувьд тус аргачлалыг ашиглан инфляцийн динамикийг судалж, таамаглал гаргаж буй анхны ажил юм.

Судалгааны үр дүнгээр DMA загвар нь судалгаанд хамрагдсан бусад загвартай харьцуулахад инфляцийн таамаглалыг хийхэд илүү алдаа багатай үр дүн өгч байна. Инфляцийн таамаглал хийхэд нийт 17 хувьсагчаас дунджаар 4-5 хувьсагч ашиглагдаж байна. Гэхдээ таамаглалын хязгаараас шалтгаалж хувьсагчдын загварт орох магадлал өөр өөр байна. Харьцангуй богино хугацаа ($h = 1$)-ны таамаглал хийхэд гадаад хувьсагчдаас Хятадын инфляци, газрын тосны үнэ, дотоод хувьсагчдаас цалин, мөнгөний нийлүүлэлт чухал үүрэгтэй байна. Харин харьцангуй урт хугацаа ($h = 5$)-ны таамаглал хийхэд гадаад хувьсагчдаас Хятадын ДНБ-ний өсөлт, инфляци, газрын тосны үнэ, гадаад худалдааны нөхцөл, харин дотоод хувьсагчдаас мөнгөний нийлүүлэлт, цалин чухал нөлөөтэй байна. Гэхдээ эдгээр хувьсагчдын нөлөө нь цаг хугацааны зарим үед бараг нөлөөгүй болж байна.

³ Үүнтэй адил асуудлыг шийдвэрлэх аргачлалыг Dangl болон Halling (2012) нар мөн хөгжүүлсэн.

Энэ судалгаа нь дараах бүтэцтэй. Судалгааны 2 дугаар хэсэгт DMA аргын онолын талаар товч тайлбарласан. 3 дугаар хэсэгт судалгаанд ашигласан тоон өгөгдөл, үр дүнг танилцуулсан. Харин сүүлийн буюу 4 дүгээр хэсэгт үр дүнг нэгтгэн дүгнэв.

2. DMA аргалчлал

Энэ хэсэгт бид инфляцийн таамаглал хийхэд DMA аргыг хэрхэн ашиглах талаар товч тайлбарлав.

DMA арга нь таамаглалын загварыг цаг хугацаанд өөрчлөгддөг коэффициенттой дараах тэгшитгэлээр илэрхийлэгдэнэ гэж үздэг.

$$y_t = \theta_{1t} + \theta_{2t}y_{t-1} + \theta_{3t}y_{t-2} + \theta_{4t}x_{t-1} + \dots + \theta_{nt}z_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, V_t) \quad (1)$$

Энд y_t нь таамаглах гэж байгаа хувьсагч, жишээ нь инфляци, x_{t-1}, \dots, z_{t-1} боломжит тайлбарлагч хувьсагчид. DMA аргыг илүү нарийн тайлбарлахын тулд тэгшитгэл (1)-ийг динамик шугаман загварын дараах хэлбэрээр илэрхийлье.

$$y_t = F_t^{(i)'} \theta_t^{(i)} + \varepsilon_t^{(i)}, \quad N(0, V_t^{(i)}) \quad (2)$$

$$\theta_t^{(i)} = \theta_{t-1}^{(i)} + \eta_t^{(i)}, \quad \eta_t^{(i)} \sim N(0, W_t^{(i)}) \quad (3)$$

Энд $F_t = (1, y_{t-1}, y_{t-2}, x_{t-1}, \dots, z_{t-1})'$. Бидэнд I ширхэг загварын олонлог байгаа бөгөөд загвар бүр нь ялгаатай тайлбарлагч хувьсагчдын олонлогтой байна. Эдгээр тайлбарлагч хувьсагчдыг $F_t^{(i)}$, $i = 1, \dots, I$ -ээр тэмдэглэсэн. $\theta_t^{(i)} = (\theta_{1t}^{(i)}, \dots, \theta_{pt}^{(i)})$ нь $p \times 1$ хэмжээтэй цаг хугацааны хувьд өөрчлөгддөг коэффициентуудын вектор (төлөвүүд). Бид $\theta_t^{(i)}$ векторыг системтэй өөрчлөгддөг гэж үзэхгүй буюу таамаглах боломжгүй үзнэ. $V_t^{(i)}$ болон $W_t^{(i)}$ нь ажиглалт (observation)-ын болон төлөв (state)-ийн тэгшитгэл нөхцөлт вариациуд юм. Хэрэв $W_t^{(i)} = 0$ бол тэгшитгэл (3) ёсоор цаг хугацааны туршид $\theta_t^{(i)}$ нь тогтмол байна. Хэрэв $W_t^{(i)} \neq 0$ бол $\theta_t^{(i)}$ нь тэгшитгэл (3)-ын дагуу өөрчлөгдөнө. Гэхдээ энэ нь цаг хугацааны үе бүрт заавал өөрчлөгдөнө гэсэн үг биш юм. Тэгшитгэл (2) болон (3)-ийн i индекс байхгүй тохиолдолд энэ нь хувьсах параметертэй энгийн загвар тул Калман фильтр ашиглан хялбархан үнэлж болно. Гэхдээ цаг хугацаанд хувьсах параметертэй загварууд нь тайлбарлагч хувьсагчийн олонлог нь хугацааны бүх үед адил байна гэж таамагладаг. Харин

DMA арга нь хувьсах параметертэй загварыг хугацааны үе бүрт загвар (тайлбарлагч хувьсагч) нь өөрчлөгдөх боломжтой гэж өргөтгөсөн.

DMA аргын хувьд бид $i = 1, \dots, I$, энд $I = 2^m$ боломжит хувилбаруудыг цаг хугацааны агшин бүрт авч үзэх бөгөөд $\theta_t^{(i)}$ хугацааны турш өөрчлөгдөнө гэж үзнэ. Хэрэв $L_t = i$ бол i загвар сонгогдохоор загварын индикаторыг L_t гэж нэрлэе. DMA аргын хувьд таамаглалын магадлал (predictive likelihood), $Pr(L_t = i|Y^{t-1})$ (энд $Y^{t-1} = \{y_1, \dots, y_{t-1}\}$)-ийг $i = 1, \dots, I$ бүрийн хувьд тооцно. Энэ нь $t - 1$ үе хүртэлх мэдээлэлд суурилан y_t -ийг таамаглахад i загварыг ашиглах магадлалыг илэрхийлнэ. Эдгээр загварын магадлалыг $p_{t|t-1,i} = Pr(L_t = i|Y^{t-1})$ -ээр тэмдэглэе. DMA аргын хувьд таамаглалын магадлал ($p_{t|t-1,i}$)-ыг I ширхэг таамаглалуудын дунжийг тооцоход тухайн загварын жин болгож ашигладаг. Өөрөөр хэлбэл, таамаглалын магадлал нь тухайн загвар хамаарах хувьсагч (y_t)-ийг хэр таамаглах боломжийг илэрхийлэх тул тухайн загварын талаарх хамгийн гол мэдээлэл юм. Иймд таамаглалыг сайн хийж буй загвар нь таамаглалын магадлалын өндөр утга авсанаар дундаж олох процесст харьцангуй өндөр постериор жинг авна. Харин динамик загварын сонголт (DMS)-ын үндсэн санаа нь цаг хугацааны агшин бүрт хамгийн өндөр таамаглалын магадлалтай байгаа загварыг сонгох явдал юм (Коор болон Korobilis 2012).

Иймд Y^{t-1} мэдээллийг ашиглан y_t -ийн давталттай таамаглалыг DMA эсвэл DSA-ийг ашиглан дараах байдлаар тооцно:

$$\hat{y}_t^{DMA} = \sum_{i=1}^I p_{t|t-1,i} F_t^{(i)'} \hat{\theta}_{t-1}^{(i)} \quad (4)$$

$$\hat{y}_t^{DMS} = F_t^{(i^*)'} \hat{\theta}_{t-1}^{(i^*)} \quad (5)$$

Энд $\hat{\theta}_{t-1}^{(i)}$ нь таамаглалд ашиглагдах параметр бөгөөд тэгшитгэл (5) дахь i^* нь $t - 1$ үед хамгийн өндөр магадлалтай загварыг илэрхийлнэ.

\hat{y}_t^{DMA} эсвэл \hat{y}_t^{DMS} -ийг I ширхэг загвар бүрийн хувьд нэг удаагийн Калман фильтрээр тооцохын тулд Raftery et al. (2010) нар 3 хялбарчилсан таамаглал дэвшүүлсэн. Эхний хоёр таамаглал нь загвар бүрийн хувьд төсөөлөл гаргах параметер $\hat{\theta}_{t-1}^{(i)}$ нь хамааралгүй тооцогдохыг илэрхийлнэ. Ялангуяа, $\theta_{t-1}^{(i)}$ нь зөвхөн $L_{t-1} = i$ үед тодорхойлогдоно гэж таамаглах бөгөөд төлөв (state)-ийн тэгшитгэлийн ковариацийн үнэлгээг хялбарчлахын тулд

мартагдсан фактор ($0 < \delta \leq 1$) ашигладаг⁴. Ингэснээр параметруудийн Калман фильтр таамаглал нь дараах хялбар байдалтай болно:

$$\hat{\theta}_{t|t-1}^{(i)} = \hat{\theta}_{t-1|t-1}^{(i)} \quad (6)$$

$$C_{t|t-1}^{(i)} = \delta^{-1} C_{t-1|t-1}^{(i)} \quad (7)$$

Энд $C_{t|t-1}^{(i)}$ нь $\theta_{t-1}^{(i)}$ -ийн ковариацийн матриц. Тэгшитгэл (6) болон (7)-ийг ашиглан Калман фильтрээр параметер болон түүний ковариацийг тооцож болно.

Мартагдсан факторын хандлага нь давталттай фильтрүүдэд өргөн ашиглагддаг бөгөөд Калман фильтрийн явцад төлөвийн тэгшитгэлийн алдааны ковариаци ($W_t^{(i)}$) нь $W_t^{(i)} = (1 - \delta)/\delta C_{t-1}^i$ байдалтай байхыг илтгэнэ⁵. Энэ нь мэдээллийн алдагдал ($W_t^{(i)}$) нь төлөв (state)-ийн параметруудийн ковариаци (C_{t-1}^i)-тай пропорциональ хамааралтай байхыг илэрхийлнэ.

Хэрэв $\delta = 1$ бол $W_t^{(i)} = 0$ тул тэгшитгэл (3) ёсоор $\theta_t^{(i)}$ өмнөх хугацааны ($t - 1$) утгатайгаа тэнцүү буюу тогтмол болно. Харин бид $\delta < 1$ сонгосноор, $\theta_t^{(i)}$ нь цаг хугацааны хувьд өөрчлөгдөх юм. Жишээлбэл, улирлын тоон өгөгдөл ашиглаж байгаа үед $\theta_t^{(i)}$ коэффициентүүдийг аажмаар өөрчлөгдөнө гэж үзвэл $\delta = 0.99$ байхаар сонгоно. Хэрэв $\theta_t^{(i)}$ коэффициентүүдийг харьцангуй хурдан өөрчлөгдөнө гэж үзвэл $\delta = 0.95$ байхаар сонгодог.

Raftery et al. (2010) нарын дэвшүүлсэн 3 дахь хялбарчлах таамаглал нь тэгшитгэл (4)-(5) дах загварын таамаглал хийх магадлалын бүрдэлд өөр мартагдсан фактор (α)-ыг оруулж ирдэг. Энэ мартагдсан факторыг оруулж ирснээр бид маш том хэмжээний шилжилтийн магадлалын матрицыг тодорхойлохоос зайлсхийх тул тооцооллыг хийхэд маш хялбар болгодог. Тооцооллыг хэрхэн хялбарчлахыг ойлгохын тулд m тайлбарлагч хувьсагчдын бүх хослолыг авч үздэг буюу нийт $I = 2^m$ тооны загвартай гэж үзье. Энэ судалгаанд $m = 17$ хувьсагч ашиглаж байгаа тул үе бүрт $I = 131072$ загварыг үнэлэх ёстой болно. I нь маш

⁴ Бид төлөв (state)-ийн тэгшитгэлийн вариаци ($W_t^{(i)}$)-ыг $i = 1, \dots, I$ загвар бүрийн хувьд тодорхойлох ёстой болно. Гэхдээ практикт энэ нь бараг боломжгүй тул DMA нь үүнээс зайлсхийхийн тулд мартагдсан фактор ($0 < \delta \leq 1$)-ыг ашигладаг.

⁵ $\theta_t^{(i)}$ коэффициентүүдийн вариаци $R_t^{(i)}$ нь $R_t^{(i)} = C_t^{(i)} + W_t^{(i)}$ байдлаар тодорхойлогдох бөгөөд мартагдсан факторын хандлагын хувьд $R_t^{(i)} = \delta^{-1} C_{t-1}^{(i)}$ байна. Эдгээрийг нэгтгэсэнээр тэгшитгэл (8) тодорхойлогдоно.

олон тул $I \times I$ шилжих матрицтай Марков шилжилтийг ашиглах боломжгүй юм. Маш том хэмжээтэй шилжилтийн матриц нь тооцооллын тодорхой бус байдлыг нэмэгдүүлэхийн зэрэгцээ тооцооллын хугацааг эрс нэмэгдүүлдэг. Иймд i загварын таамаглалын магадлал (predictive likelihood)-ыг дараах байдлаар тодорхойлогдоно гэж үзсэн:

$$p_{t|t-1,i} = \frac{p_{t-1|t-1,i}^\alpha}{\sum_{l=1}^I p_{t-1|t-1,l}^\alpha} \quad (8)$$

Энд $0 < \alpha \leq 1$ нөхцлийг хангасан 1 -ээс үл мэдэг бага тогтмол тоо байх бөгөөд δ -тай адил тайлбартай байна. Харин $p_{t|t,i}$ нь дараах байдлаар тодорхойлогдоно:

$$p_{t|t,i} = \frac{p_{t|t-1,i} f_i(y_t | Y^{t-1})}{\sum_{l=1}^I p_{t|t-1,l} f_l(y_t | Y^{t-1})} \quad (9)$$

Энд $f_l(y_t | Y^{t-1})$ нь l загварын таамаглалын нягт буюу y_t утга дээрх $N(F_t^{(l)}, \hat{\theta}_{t-1}^{(l)}, V_t^{(l)} + F_t^{(l)'} C_{t|t-1}^{(l)} F_t^{(l)})$ тархалтын утга байна. Тэгшитгэл (6)-(9)-ийг ашиглан Калман филтерээр \hat{y}_t^{DMA} болон \hat{y}_t^{DMS} -ийг тэгшитгэл (4)-(5)-д харуулсанаар тооцоход шаардлагатай параметруудийг likelihood функцын утгыг тооцож болно.

Хамгийн сүүлд $V_t^{(i)}$ өөрчлөлтийг тодорхойлох арга замыг олох ёстой. Үүнийг амархан шийдэх арга нь $V_t^{(i)}$ -г өөрчлөлтгүй буюу тогтмол гэж үзэх ($V_t^{(i)} = V^{(i)}$) юм. Цаг хугацааны $t=0$ агшинд $\theta_0^{(i)}$ -ийг хэвийн приор тархалттай, харин $V^{(i)}$ -г урвуу гамма приор тархалттай ($V^{(i)} | \mathcal{F}_0 \sim IG(\frac{1}{2}, \frac{1}{2} S_0^{(i)})$) гэж тодорхойлж болно. Гэхдээ эдийн засгийн олон эмпирик судалгаанд нөхцөлт алдааны вариацийг цаг хугацааны хувьд өөрчлөгдөнө гэж үзэх нь илүү зохимжтой. Ингэхийн тулд бас мартагдсан фактор болох β ($0 < \beta \leq 1$) -ийг урвуу-гамма тархалтын параметруудэд оруулж өгдөг:

$$\eta_t^{(i)} = \beta \eta_{t-1}^{(i)} + 1 \quad (10)$$

$$S_t^{(i)} = (1 - \beta) \sum_{s=0}^{t-1} \beta^s \left(\frac{e_{t-s}^{2(i)} S_{t-s-1}^{(i)}}{Q_{t-s}^{(i)}} \right) \quad (11)$$

Энд байгаа $e_t^{(i)}$ болон $Q_t^{(i)}$ нь хэрхэн тодорхойлогдохыг Prado болон West (2010) нарын судалгааны Хавсралт А хэсэгт дэлгэрэнгүй харуулсан. Тэгшитгэл (10)-(11) ёсоор $V_t^{(i)}$ нь экспоненциал жигнэсэн шаталсан дундаж (EWMA) хэлбэртэй байна. Хэрэв $\beta = 1$ бол $V_t^{(i)} = V^{(i)}$ болно.

3. Тоон өгөгдөл болон үр дүн

Судалгаанд дараах 16 хувьсагчийн 2000 оны 4 дүгээр улирлаас 2016 оны 2 дугаар улирал хүртэл хугацааны цувааг ашигласан: Хятадын ДНБ-ий өсөлт (gdp_ch), Хятадын жилийн

инфляци (cri_ch), зэсийн үнийн логарифм ($lcorper$), нүүрсний үнийн логарифм ($lcoal$), газрын тосны дэлхийн зах зээлийн үнийн логарифм ($loil$), бодит ДНБ-ий логарифм ($lrgdp$), хэрэглээний үнийн индекс (ХҮИ)-ийн логарифм ($lcri$), улирлын зохицуулалт хийсэн ГШХО⁶, ДНБ-ий харьцаа (fdi_sa), төсвийн зардал, ДНБ-ий харьцаа ($bgdp$), улсын дундаж цалингийн логарифм ($lwage$), М2 мөнгөний нийлүүлэлтийн логарифм ($lm2$), зээлийн өрийн үлдэгдлийн логарифм ($lloan$), бодлогын хүү ($prate$), зээлийн хүү ($lrate$), худалдааны нөхцөл (tot) болон төгрөгийн ам.доллартай харьцах ханшийн логарифм ($lexr$). Хятадын ДНБ-ий өсөлт болон инфляци, ГШХО, төсвийн зардал, бодлогын болон зээлийн хүү зэрэг хувиар илэрхийлэгдсэн хувьсагчдаас бусад хувьсагчдын жилийн өөрчлөлтийг загварын үнэлгээнд ашигласан. Энэ судалгаанд өртгөтгөсөн Филлипсийн муруйг ашигласан буюу боломжит бүх гадаад, дотоод хувьсагчид нь инфляцид нөлөөлөх боломжтой гэж үзсэн.

DMA аргаар бидэнд байж болох бүх загварын хослол⁷ нь $2^{17} = 131072$. Гэхдээ бид $\delta = \{0.9, 0.91, \dots, 1\}$ байхаар сонгож байгаа тул нийт $(2^{17}) \cdot 11 = 1441792$ загварын хослолтой болно. Түүнчлэн Catania болон Nonejad (2016) нарын зөвлөсний дагуу бид мартагдсан факторуудыг $\beta = 0.96, \alpha = 0.99$ байхаар тооцоог хийсэн.

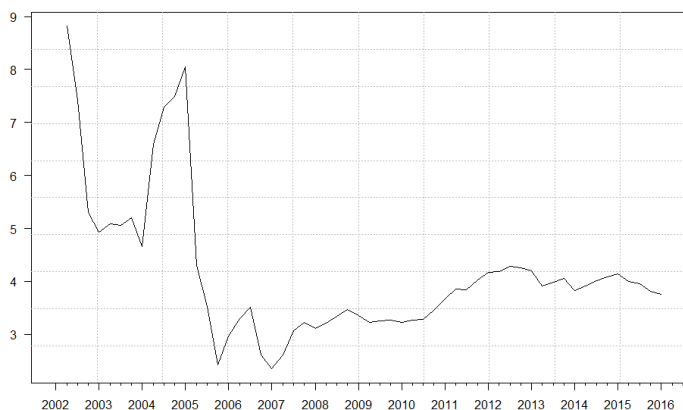
3.1 Нэг улирлын таамаглал ($h = 1$)

Зураг 1-д DMA аргаар 1 улирлын дараах инфляцийг таамаглаж буй хувьсагчдын тоог загварт орох магадлалаар жигнэсэн дундаж $(E(Size_t) = \sum_{i=1}^I \pi_{t|t-1,i} Size_{i,t})$ -аар тооцон харууллаа. 2005 оноос хойш хугацааны аль үе байхаас үл хамаарч 1 улирлын дараах инфляцийг дунджаар 3-4 хувьсагч таамаглаж байна. Цаг хугацааны туршид чухам аль хувьсагчид нь инфляцийг таамаглахад илүү чухал мэдээлэл агуулж байсныг тодорхойлохын тулд Зураг 2 -т загварт тухайн тайлбарлагч хувьсагчийг оруулах магадлалыг тооцон үзүүлэв.

Зураг 1. Таамаглаж буй дундаж хувьсагчдын тоо, $E(Size_t)$

⁶ ГШХО нь хэт өндөр улирлын хэлбэлзэлтэй тул зөвхөн тухайн хувьсагчийн хувьд улирлын зохицуулалт хийсэн болно.

⁷ 15 экзоген хувьсагч дээр инфляцийн цаг хугацааны хоцролттой 2 хувьсагч (y_{t-1}, y_{t-2}) нэмсэнээр нийт 17 тайлбарлагч хувьсагчтай загварыг авч үзсэн.

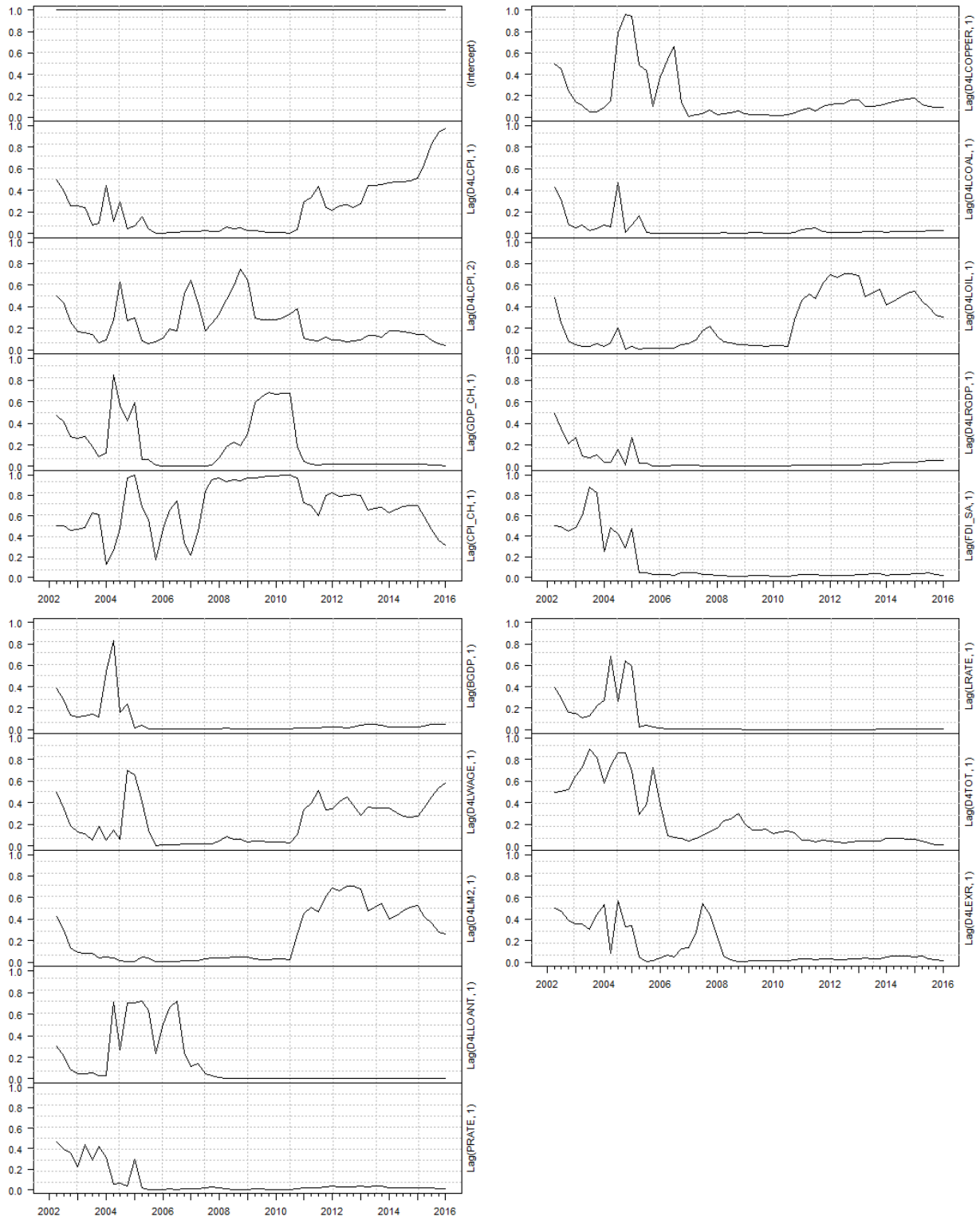


Зураг 2-оос харахад жилийн инфляцийн 1 улирлын таамаглал хийхэд инфляцийн 1 улирлын хоцрогдолтой хувьсагчийн ач холбогдол 2013 оноос нэмэгдсээр 2016 онд хүчтэй нөлөөтэй болж байна. Өөрөөр хэлбэл, энэ улирлын инфляци ямар байх нь дараа улирлын инфляцийн таамаглал хийхэд чухал болж байна. Иргэдийн инфляцийн хүлээлтийн түүвэр судалгаанаас харахад иргэд өнөөдөр инфляци ямар байгаа тухай мэдээлэл авсанаар ирэх улирлуудад тэр түвшинд байна гэж хүлээх хандлага ажиглагддаг. Энэ үүднээс авч үзвэл инфляцийн хүлээлт нь ирэх улирлын инфляцийн таамаглалд чухал мэдээлэл өгөхөөр байна.

Гадаад хувьсагчдаас Хятадын инфляцийн түвшин, газрын тосны үнэ нь манай 1 улирлын дараах инфляцийг таамаглахад чухал мэдээллийг өгч байна. Тухайлбал, Хятадын инфляци 2008-2011 хувьд манай орны инфляцийн загварт орох магадлал бараг 1 байсан бол 2012 оноос аажмаар буурч 2014 хүртэл 0.6-0.8 хооронд, харин 2015 оноос хойш огцом буурч 0.3 болоод байна. Газрын тосны үнэ инфляцийн загварт орох магадлал 2010 он хүртэл бараг 0 байсан бол 2011 оноос огцом өсч 0.4-0.6 хооронд хэлбэлзэж байна.

Дотоод хувьсагчдаас цалин болон мөнгөний нийлүүлэлт (M2)-ийн жилийн өсөлт 2011 оноос жилийн инфляцийн таамаглалд нэлээд хүчтэй нөлөөлөх хандлагатай болсон байна. Харин төгрөгийн ам.доллартай харьцах ханшийн инфляцид үзүүлэх нөлөө 2009 оноос хойш илт суларсан байна.

Зураг 2. Тухайн хувьсагчийг загварт оруулах магадлал, $h = 1$

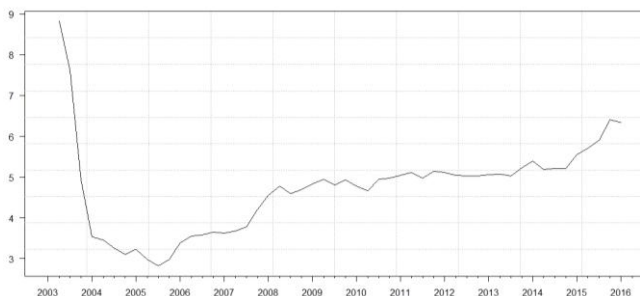


Эдгээр үр дүнг нэгтгэвэл, 1 улирлын жилийн инфляцийн таамаглал гаргах загварыг хугацааны энэ үед боловсруулахад сул гишүүн, 1 үеийн хугацааны хоцролттой утга, Хятадын инфляци, газрын тосны үнийн өөрчлөлт, цалин болон M2 мөнгөний өөрчлөлт гэсэн хувьсагчдыг оруулах нь зохистой байна.

3.2 Таван улирлын таамаглал ($h = 5$)

Зураг 1-д DMA аргаар 5 улирлын дараах инфляцийг таамаглаж буй хувьсагчдын тоог загварт орох магадлалаар жигнэсэн дунджаар тооцон харууллаа. 2008 оноос хойш жилийн инфляцийг дунджаар 5 хувьсагч л тайлбарлаж байна. Чухам ямар хувьсагчид нь инфляцийн төлөвийн талаарх мэдээллийг илүү агуулж байгааг тодорхойлох үүднээс Зураг 4-т загварт тухайн хувьсагч орох магадлалыг тооцон харуулав.

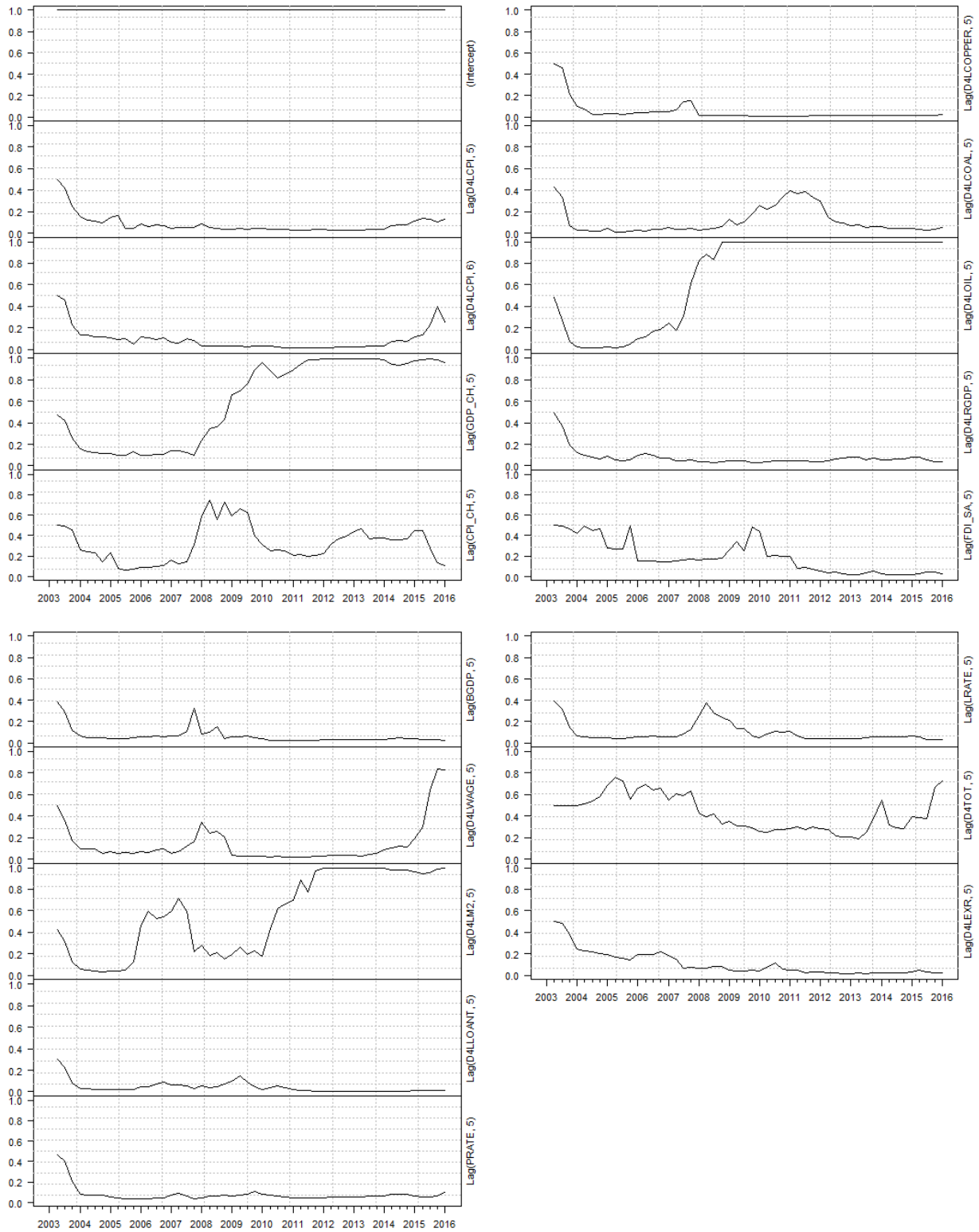
Зураг 3. Таамаглаж буй дундаж хувьсагчдын тоо, $E(Size_t)$



Зураг 4-аас харахад 5 улирлын жилийн инфляцийн таамаглалыг хийхэд түүний хугацааны хоцролттой хувьсагчид чухал бус байна. Гадаад хувьсагчаас Хятадын ДНБ-ий өсөлт хүчтэй нөлөөлж үзүүлж байна. Ялангуяа 2008 оноос аажмаар өсч 2012 оноос хойш загварт орох магадлал бараг 1 болжээ. Газрын тосны үнийг загварт оруулах магадлал 2008 оноос өмнө бараг 0 тэгээс байсан бол огцом өсч 2009 оноос хойш тус магадлал 1 болжээ.

Дотоод хувьсагчдаас цалинг, мөнгөний нийлүүлэлт (M2) болон худалдааны нөхцөл инфляцийн таамаглалд нөлөөлж байна. Мөнгөний нийлүүлэлт 2012 оноос хойш хүчтэй таамаглах хувьсагч болж загварт орох магадлал бараг 1 болсон байсан. Худалдааны нөхцөлийн хувьд загварт орох магадлал нь цаг хугацааны туршид нэлээд өөрчлөгдөж байна. Магадлал нь зарим үед багадаа 0.2, ихдээ 0.7 болж байв.

Зураг 4. Таамаглаж буй хувьсагчийг оруулах магадлал, $h = 5$



Дунд хугацааны буюу 5 улирлын жилийн инфляцийн таамаглал гаргах загварыг одоо боловсруулахад сул гишүүн, Хятадын ДНБ-ий өсөлт, газрын тосны үнийн өөрчлөлт, цалин, M2 мөнгө болон худалдааны нөхцлийн өөрчлөлт гэсэн хувьсагчдыг оруулах нь мэдээллийн агууламж өндөр байна.

3.3 Таамаглалын харьцуулсан гүйцэтгэл

Ялгаатай арга, загварууд (TVP-AR, DMA, DMS, BMA, BMS, KS)-ын таамаглалын үр дүнг энгийн AR(2) загвартай харьцуулсан байдлаар Хүснэгт 1-д харуулав. Загваруудын таамаглах чадварыг таамаглаланы MSE (алдааны дундаж квадрат), MAD (дундаж абсолют хазайлт), PLD (таамаглалын магадлалын зөрүү) зэрэг үзүүлэлтээр тооцсон.

Хүснэгт 1. Таамаглах аргуудын харьцуулалт*

	h=1			h=5		
	MSE	MAD	PLD	MSE	MAD	PLD
TVP-AR(2)	0.902	0.925	4.980	0.961	0.992	0.809
DMA(2)	1.171	1.054	-0.223	0.972	0.988	0.279
DMA(2,15)	0.702	0.810	9.883	0.649	0.828	12.096
DMS(2,15)	0.855	0.875	1.841	0.771	0.916	3.728
BMA(2,15)	0.808	0.902	5.700	0.750	0.910	4.655
BMS(2,15)	0.970	0.975	-2.794	0.865	0.935	-7.751

Тэмдэглэгээ: *Тухайн загварын үзүүлэлтийг AR(2) загварын үзүүлэлтэд хуваасанаар хүснэгтэд харуулсан.

Суурь загвар болох AR(2) загварын параметруудийг цаг хугацааны хувьд өөрчлөгддөг болгосноор таамаглах чадварыг сайжруулж байна. Өөрөөр хэлбэл, TVP-AR(2) загварын таамаглалын алдаа нь AR(2)-тай харьцуулахад бага байна. Харин AR(2) загварыг коэффициент болон загварын хувьд өөрчлөгддөг болгосноор DMA(2) загвар нь $h = 1$ улирлын таамаглалын хувьд таамаглах чадвар буурч байгаа боловч, $h = 5$ улирлын таамаглалын хувьд сайжирч байна. DMA(2) загварт тайлбарлагч 15 хувьсагчийг оруулж өгснөөр DMA(2,15) загварын таамаглах чадвар илт сайжруулж байна. Өөрөөр хэлбэл, тайлбарлагч хувьсагчид нь инфляцийн цаашдын төлөвийн талаарх мэдээллийг өөртөө агуулж байна. Харин 15 тайлбарлагч хувьсагч, 2 хугацааны хоцролттой загваруудаас хамгийн өндөр магадлалтай загвар болох DMS(2,15) загвараар таамаглал хийхэд AR(2)-тай харьцуулахад таамаглах чадвар сайн байгаа хэдий ч DMA(2,15) харьцуулахад сул байна. Энэ нь хамгийн өндөр магадлалтай нэг сайн загвараас илүүтэй боломжит бүх загваруудыг

дундажлалтаар таамаглал хийх нь илүү алдаа багатай буюу загвар бүрт төсөөлөл гаргахад хэрэгтэй мэдээлэл агуулагдаж буйг илтгэж байна.

Raftery et al. (2010) нарын харуулсанаар мартагдсан факторуудыг $\alpha = 1, \beta = 1, \delta = 1$ гэж сонгосоноор BMA (Bayesian Model Averaging) болон BMS (Bayesian Model Selection) загваруудаар тооцоог мөн хийж болно. Өөрөөр хэлбэл, BMA болон BMS загвар нь DMA загварын тухайн нэг тохиолдол юм. BMA(2,15) загвар нь үндсэн загвар AR(2)-тай харьцуулахад бүх үзүүлэлтүүдийн хувьд таамаглалын алдаа буурч байгаа боловч DMA(2,15) загвартай харьцуулахад алдаа өндөртэй байна. Харин BMS(2,15) нь AR(2) загвартай харьцуулахад MSE болон MAD үзүүлэлтүүдийн хувьд сайжирч байгаа боловч PLD үзүүлэлтийн хувьд муудаж байна.

4. Дүгнэлт

Энэхүү судалгаагаар Монголын инфляцийг DMA арга хэр сайн таамаглахыг судаллаа. DMA арга нь загварын коэффициентууд цаг хугацааны хувьд өөрчлөгдөөд зогсохгүй таамаглаж буй загвар нь өөрөө цаг хугацааны туршид өөрчлөгдөж болно гэсэн таамаглалд суурилдаг онцлогтой.

Эмпирик судалгааны үр дүнгээс харахад DMA аргыг инфляцийн төсөөлөл гаргахад ашиглах нь таамаглалын алдааг бууруулахад туслахаар байна. Өөрөөр хэлбэл, DMA аргын таамаглал нь бусад загварт авч үзсэн динамик загваруудтай харьцуулахад инфляцийн таамаглал хийхэд хамгийн бага алдаатай байхаар байна.

Энэ нь манай орны хувьд инфляцийн таамаглагч хамгийн сайн хувьсагчид нь цаг хугацааны туршид өөрчлөгдөж буйг давхар илтгэнэ. Тухайлбал, хугацааны энэ үед жилийн инфляцийн богино хугацаа ($h = 1$)-ны таамаглал хийхэд Хятадын инфляци болон газрын тос, цалин, M2 мөнгөний нийлүүлэлтийн жилийн өөрчлөлт чухал үүрэгтэй байна. Харин дунд хугацааны инфляцийн таамаглал хийхэд ($h = 5$) Хятадын ДНБ-ний өсөлт, газрын тос болон гадаад худалдааны нөхцөл, цалин, M2 мөнгөний нийлүүлэлтийн жилийн өөрчлөлт чухал мэдээлэл өгөхөөр байна. Харин хугацааны өмнөх үеүүдэд эдгээр хувьсагчдын зарим нь инфляцийн төсөөлөл гаргахад бараг ач холбогдолгүй байсан байна. Иймд таамаглагч хувьсагчид цаг хугацаанд өөрчлөгддөг энэхүү эмпирик баримтад суурилан цаашид DMA аргаар макро хувьсагчдын төсөөлөл гаргах нь таамаглалын үр дүнг сайжруулахаар байна.

Ашигласан материалж

- ANG, A., G. BEKAERT, AND M. Wei, “Do Macro Variables, Asset Markets, or Surveys Forecast Inflation Better?”, *Journal of Monetary Economics* 54 (2007), 1163-212.
- ATKESON, A., AND L. OHANIAN, “Are Phillips Curves Useful for Forecasting Inflation?” *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review* 25 (2001), 2–11.
- Д.БАТНЯМ, Д.ГАН-ОЧИР БОЛОН TOMASZ ŁYZIAK, “Монголын инфляцийг таамаглах хураангуй загвар”, Монголбанкны судалгааны ажлын товхимол 5 (2008).
- Г.БУМЧИМЭГ, Б.УНДРАЛ, Б.ДУЛАМЗАЯА, Б.ЦЭНД-АЮУШ, “Мөнгөний бодлогын шинжилгээний "GAP"загвар”, Монголбанкны судалгааны ажлын товхимол 9.1 (2013).
- CATANIA, L., AND N. NONEJAD, “Dynamic Model Averaging for Practitioners in Economics and Finance: The eDMA Package” (2016)
- DANGL, T., AND M. HALLING, “Predictive Regression with Time-varying Coefficients,” *Journal of Financial Economics* (2012) 157-181, 106
- Л.ДАВААЖАРГАЛ, “Валютын ханшийн инфляцид үзүүлэх нөлөө”, Монголбанкны судалгааны ажлын товхимол 10 (2015).
- Д.ГАН-ОЧИР, “Цалин болон орлого, инфляцийн уялдаа”, Монголбанкны судалгааны ажлын товхимол 4 (2006).
- Д.ГАН-ОЧИР, “Монголын инфляцийн бүтцийн загвар (SMIM): Эх орны хишиг/ эрдэнийн хувийн эдийн засагт үзүүлэх нөлөө”, Монголбанкны судалгааны ажлын товхимол 6 (2011).
- Д.ГАН-ОЧИР БОЛОН Б.ДУЛАМЗАЯА, “Мөнгөний бодлогын шилжих механизм: Зардлын сувар”, Монголбанкны судалгааны ажлын товхимол 9.2 (2014).
- GROEN, J., R. PAAP, AND F. RAVAZZOLO, “Real-time Inflation Forecasting in a Changing World,” Federal Reserve Bank of New York Staff Report Number 388 (2010).
- KOOP G.AND KOROBILIS D.,“Forecasting Inflation Using Dynamic Model Averaging,” *International Economic Review* 867–886, 53-3, (2012).
- А.ХУЛАН, “Инфляцийг тодорхойлогч хүчин зүйлс”, Монголбанкны судалгааны ажлын эмхтгэл # 3 (2005).
- RAFTERY, A., M. KARNY, AND P. ETTLER, “Online Prediction under Model Uncertainty via Dynamic Model Averaging: Application to a Cold Rolling Mill,” *Technometrics* 52 (2010), 52–66.
- STOCK, J., AND M. WATSON, “Evidence on Structural Instability in Macroeconomic Time Series Relations,” *Journal of Business and Economic Statistics* 14 (1996), 11–30.

STOCK, J., AND M. WATSON, "Forecasting Inflation," *Journal of Monetary Economics* 44 (1999), 293–335.

STOCK, J., AND M. WATSON, "Why Has U.S. Inflation Become Harder to Forecast?" *Journal of Monetary Credit and Banking* 39 (2007), 3–33.

STOCK, J., AND M. WATSON, "Phillips Curve Inflation Forecasts" NBER Working Paper No. 14322 (2008).