ТААМАГЛАЛЫГ ДУНДАЖЛАХ АРГУУД: ИНФЛЯЦИЙН ТААМАГЛАЛУУД, ТЭДГЭЭРИЙН ДУНДАЖЛАЛ

П.Авралт-Од†

avralt_od@mongolbank.mn

Г.Бумчимэг†

bumchimeg@mongolbank.mn

Б.Даваадалай†

davaadalai@mongolbank.mn

ХУРААНГУЙ

Сүүлийн гучаад жилийн турш инфляцийн таамаглалыг дундажлах, түүний сул болон давуу талын талаар олон бүтээл, судалгааны ажлууд хийгдээд байна. Дан загварын таамаглалуудыг дундажласнаар бодит утгыг илүү сайн таамаглаж, таамаглалын алдаа багасах давуу талтай байдаг. Энэхүү судалгааны ажлаар загваруудын таамаглалыг дундажлах 6 төрлийн аргуудыг ашиглан Монголбанкны инфляцийг таамаглахад ашигладаг загварууд болох SIMOM, SVAR, SARIMA загваруудын таамаглалуудыг дундажлан, түүний давуу болон сул талыг тодорхойлохыг зорив. Эдгээр аргуудаас таамаглалын алдааг хамгийн бага байхаар загваруудад харгалзах хувийн жин тодорхойлж буй арга нь хувьсах жингийн арга болон хязгаарлалтгүй, хувьсах коэффициенттай регрессийн аргууд байв. Мөн таамаглалын утгууд нь гадаад, дотоод эдийн засгийн шокуудаас хүчтэй хамааралтай бөгөөд загварын таамаглалын алдаанууд нь мөчлөг дагасан шинжтэй байна.

1. УДИРТГАЛ

Эдийн засгийн загваруудын үр дүн буюу ялгаатай таамаглалуудыг дундажлах нь таамаглалын бодит утгыг илэрхийлэх чадварыг нэмэгдүүлж, илүү олон төрлийн мэдээлэл авах, өгөгдлийн нөөцийг тооцох боломжийг олгодог (Bunn, 1989). Дундаж таамаглалыг ихэвчлэн дундаж квадрат алдаа (MSE)-г тодорхойлж, түүнд үндэслэн бусад нэмэлт тооцооллыг хийдэг. Сүүлийн жилүүдэд эрсдлийн шинжилгээ улам хөгжиж байгаа нь тархалтын үнэлгээнд тулгуурласан таамаглалыг илүү нарийн, үнэн зөв тодорхойлох шаардлагууд тавьсаар байгаа юм. Дундажласан таамаглалууд нь ихэвчлэн дан таамаглалын тархалтын шинж чанаруудад тулгуурладаг.

Дундажласан таамаглалын талаар онолын түвшинд өндөр хөгжсөн боловч яг аль аргыг ашиглах нь оновчтой гэсэн шийдэлд одоог хүртэл хүрээгүй байна. Тухайлбал, хамгийн энгийн хувилбар болох дундаж квадрат алдаа (MSE)-г тооцон, эдгээр алдаануудын квадратуудын нийлбэр нь хамгийн бага байхаар дундажлах жинг тодорхойлдог. Гэвч хэрэв ижил утгууд хэд хэд тодорхойлогдсон тохиолдолд аль нь илүү оновчтой эсэхийг тодотгох шалгуур үзүүлэлтүүд мөн л тодорхойгүй байдаг. Үүнийг шийдвэрлэхийн тулд нэмэлт шалгуур үзүүлэлтүүд (критерүүд)-ийг ашигладаг боловч практикт тэдгээр олон дүрэм журмууд, шалгуур үзүүлтүүдийг нэгтгэн загварчлахад улам хүндрэлтэй болдог. Энэхүү судалгааны ажлын хүрээнд таамаглалын алдааны вариац, тархалтын хэлбийлт, сериал корреляци зэрэг үзүүлэлтүүдийг үндсэн шалгуур үзүүлэлт болгосноор дундаж таамаглалыг хэрхэн сайжруулах боломжтойг авч үзэв.

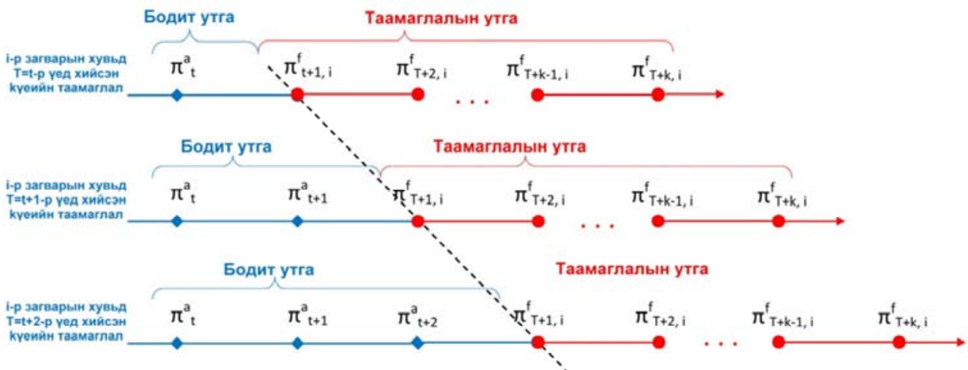
Энэхүү судалгааны ажлын зорилго нь таамаглалыг дундажлах аргуудын талаар товч танилцуулан, зарим аргуудыг ашиглан Монголбанкинд хөгжүүлж буй инфляцийг таамаглахад ашигладаг загваруудын хувьд хийгдсэн таамаглалыг дундажлахад оршино.

Судалгааны эхний хэсэгт сүүлийн 30 жилийн турш таамаглалыг дундажлах аргууд хэрхэн хөгжиж ирсэн болон тооцооллын явцад тулгардаг асуудлуудын талаар авч үзнэ. Дараа нь таамаглалыг дундажлах нийтлэг аргуудад үндэслэн *SIMOM, SVAR, SARIMA загваруудаар* таамагласан инфляцийн таамаглалыг нийтлэг аргуудад үндэслэн дундажлах ба үр дүнг харьцуулан шинжилсэн болно. Эдгээр аргуудаас гол гурван арга нь Bates ба Granger-ийн аргад суурилдаг байна. Загваруудын богино, дунд, хугацаанд таамаглах чадвар болон сонгогдсон аргаас хамааран загвар бүрт ногдох жингүүд ялгаатай тооцогдсон.

2. ТААМАГЛАЛЫГ ДУНДАЖЛАХ АРГУУД

Таамаглалыг дундажлах аргыг анх санал болгосон судлаачид нь Bates ба Granger (1969) нар бөгөөд тэдний өгүүллэгээс хойш олон судлаачид таамаглалыг дундажлах аргачлалуудыг хөгжүүлсээр ирсэн. Эдгээрээс өргөн хэрэглэгддэг аргуудад энгийн дундаж, оновчтой хувийн жингийн арга, хувьсах жингийн арга, регрессийн арга, Hansen-ий арга зэргийг дурьдаж болно.

Инфляцийг таамаглах N төрлийн загвар байдаг бөгөөд i-р загварын хувьд инфляцийн (π_t) утгыг таамаглахдаа T-р үед $T+k$-р үеийн урьдчилсан таамаглал (π^f_{T+k})-ыг тогтмол (сар бүр эсвэл улирал бүр) хийдэг гэж үзье. Тэгвэл загвар бүрийн таамаглалыг дараах байдлаар илэрхийлж болно.



Иймд таамаглалын алдааг хамгийн бага байлгах дундаж таамаглалыг тодорхойлох шаардлагатай болно. N ширхэг инфляцийн загварын хувьд жигнэсэн дундаж таамаглал нь:

$$\bar{\pi}^f_{T+k} = w_{T+k,1}\pi^f_{T+k,1} + w_{T+k,2}\pi^f_{T+k,2} + \cdots + w_{T+k,N}\pi^f_{T+k,N} = \sum_{i=1}^{N} w_{T+k,i}\pi^f_{T+k,i}$$

Энд:

$\bar{\pi}^f_{T+k}$ =k-р үеийн дараах дундаж таамаглал

$\pi^f_{T+k,i}$ =i-р загварын хувьд T-р үед инфляцийн утгын $T+k$-р үеийн урьдчилсан таамаглал

$w_{T+k,i}$ =i-р загварын хувьд $T+k$-р үеийн таамаглалыг дундажлах жин

N =нийт таамаглал хийж буй загварын тоо

Хувийн жингүүд нь таамаглалын хугацаа бүрд харилцан адилгүй байж болно. Таамаглалын алдаа:

$$\bar{e}^f_{T+k} = \pi^a_{T+k} - \bar{\pi}^f_{T+k}$$

Хэрэв$\sum_{i=1}^{N} w_{T+k,i} = 1$ гэж үзвэл:

$$\bar{e}^f_{T+k} = \pi^a_{T+k} - \bar{\pi}^f_{T+k} = \sum_{i=1}^{N} w_{T+k,i}\pi^a_{T+k} - \sum_{i=1}^{N} w_{T+k,i}\pi^f_{T+k,i} =$$

$$= \sum_{i=1}^{N} w_{T+k,i}\left(\pi_{T+k}^{a} - \pi_{T+k,i}^{f}\right) = \sum_{i=1}^{N} w_{T+k,i}\left(e_{T+k,i}^{f}\right) =$$

$$= w_{T+k,1}e_{T+k,1}^{f} + w_{T+k,2}e_{T+k,2}^{f} + \cdots + w_{T+k,N}e_{T+k,N}^{f}$$

Энд:

$\bar{e}_{T+k}^{f} = T + k$ -р үеийн дараах дундаж таамаглалын алдаа

$e_{T+k,i}^{f}$ =i-р загварын хувьд $T + k$ -р үеийн дараах таамаглалын алдаа

$\pi_{T+k}^{a} = T + k$-р үеийн инфляцийн бодит утга

Дээрх тэмдэглэгээг ашиглан эмпирик судалгаанд өргөн ашиглагддаг аргуудын талаар товч авч үзье.

2.1 Энгийн дундажлах арга

Энэ арга нь хамгийн энгийн бөгөөд өргөн ашиглагддаг арга юм. Гол санаа нь загварын таамаглалуудын арифметик дунджийг тооцох замаар дундаж таамаглалын утгыг тодорхойлдог. Өөрөөр хэлбэл, загвар бүрийн хувьд ижил жин оноож, жигнэсэн дунджийг олдог гэсэн үг юм.

$$\bar{\pi}_{T+k}^{f} = \sum_{i=1}^{N} w_{T+k,i}\pi_{T+k,i}^{f} = \frac{1}{N}\sum_{i}^{N} \pi_{T+k,i}^{f}$$

Энд: $\bar{\pi}_{T+k}^{f}$ =k-р үеийн дараах дундаж таамаглал

N =нийт таамаглал хийж буй загварын тоо

2.2 Оновчтой хувийн жингийн арга

Уг арга (*Bates ба Granger 1969*)-д таамаглал бүрийн үнэлгээг гажуудалгүй гэж таамаглан, дундаж таамаглалын алдааны вариацыг хамгийн бага байхуйц хувийн жинг шугаман аргаар хуваарилдаг. Дундаж квадрат алдаа (MSE) нь хамгийн бага байхаар таамаглалыг дундажлахын тулд хувийн жингийн матрицийг тодорхойлох шаардлагатай болно.

$$\min \sum_{k=1}^{h} \left(\bar{e}_{T+k}^{f}\right)^{2}$$

Дээрх оновчлолын бодлогын шийдүүд нь таамаглалыг дундажлах хувийн жингүүд юм.

$$W = \begin{pmatrix} w_{T+1,1} & \cdots & w_{T+h,1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{T+1,N} & \cdots & w_{T+h,N} \end{pmatrix}$$

Загвар бүрт ногдох хувийн жин (*w)* нь дараах байдлаар тодорхойлогдоно:

$$w = \frac{\sigma^{2^{-1}} e}{e' \sigma^{2^{-1}} e}$$

Энд: e=(Nx1) хэмжээст нэгж вектор

σ^2=(NxN) хэмжээст таамаглалын алдаануудын ковариацын матриц

Үүнийг хоёр таамаглалын хувьд авч үзвэл[1]:$N = 2$

$$\bar{e} = we_1 + (1 - w)e_2$$

$$(\bar{e})^2 = w^2 e_1^2 + (1 - w)^2 e_2^2 + 2w(1 - w)e_1 e_2$$

$$MSE(w) = w^2 \sigma_1^2 + (1 - w)^2 \sigma_2^2 + 2w(1 - w)\sigma_{1,2}$$

Дээрх тэгшитгэлийн утгыг хамгийн бага байлгах оновчтой жин нь дараах байдлаар тодорхойлогдоно:

$$w^* = \frac{\sigma_2^2 - \sigma_{1,2}}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 - 2\sigma_{1,2}}$$

Оновчтой жингийн арга нь алдаа багатай загварт илүү өндөр жин ногдуулдаг. Мөн таамаглал хоорондын ковариаци өндөр байх тусам алдааны вариаци багатай таамаглал өндөр хувийн жинтэй байхаар тохируулдаг.

Оновчтой таамаглалын аргыг ашиглахад тулгардаг нэг бэрхшээл нь σ^2-ийг нарийн тодорхойлогдсон байхыг шаарддаг явдал юм. Бодит байдал дээр σ^2 нь ихэвчлэн тогтвортой стационар биш байдаг учир таамаглалыг дундажлахдаа *зохицуулах* аргыг ашигладаг. Загварын таамаглалуудыг хоорондоо *харилцан хамааралгүй* гэж таамагладаг. Энэ тохиолдолд дээрх тэгшитгэлийн σ^2-нь зөвхөн загварын таамаглалуудын алдааны вариац бүхий диагональ матриц болно. Хэрэв таамаглалуудын хоорондын ковариаци тэг гэж үзвэл хувийн жин нь доорх байдлаар тодорхойлогдоно:

$$w^* = \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$$

Үүнээс гадна оновчлолыг хийхдээ хувийн жин нь [0, 1] зааглалд оршино гэсэн нэмэлт хязгаарлалтыг мөн тавьдаг.

$$\min \sum_{k=1}^{h} \left(\bar{e}_{T+k}^{f}\right)^2$$

$s.t.$

$$0 \leq w_{T+k,i} \leq 1$$

2.3 Регрессийн арга

Granger ба Ramanathan (1984) нар оновчтой хувийн жингийн арга нь сул коэффициентгүй, хувийн жингийн нийлбэр нь нэгтэй тэнцүү байх регрессийн аргатай

[1]Хялбарчлах үүднээс индекс тэмдэглэгээг авч үзсэнгүй.

ижил болохыг харуулсан. Хэрэв регрессийн загвар нь *хувийн жингийн хувьд шугаман* бол хамгийн бага квадратын аргыг ашиглаж болно гэж үзсэн. Granger ба Ramanathan (1984) нар дараахь гурван төрлийн регрессийн загварыг санал болгосон. Үүнд:

Сул коэффициентэй, жингүүд нь хязгаарлалтгүй:

$$\pi^a_{T+k} = w_{k,0} + w_{T+k,1}\pi^f_{T+k,1} + w_{T+k,2}\pi^f_{T+k,2} + \cdots + w_{T+k,N}\pi^f_{T+k,N} + \varepsilon_{T+k}$$

Сул коэффициентгүй, жингүүд нь хязгаарлалтгүй:

$$\pi^a_{T+k} = w_{T+k,1}\pi^f_{T+k,1} + w_{T+k,2}\pi^f_{T+k,2} + \cdots + w_{T+k,N}\pi^f_{T+k,N} + \varepsilon_{T+k}$$

Сул коэффициентгүй, жингүүд нь хязгаарлалттай ($\sum_{i=1}^{N} w_{T+k,i} = 1$):

$$\pi^a_{T+k} = w_{T+k,1}\pi^f_{T+k,1} + w_{T+k,2}\pi^f_{T+k,2} + \cdots + w_{T+k,N}\pi^f_{T+k,N} + \varepsilon_{T+k}$$

2.4 Харьцангуй гүйцэтгэлийн арга

Энэхүү аргыг *Stock ба Watson (2004*) нар гаргаж ирсэн бөгөөд уг арга нь өнгөрсөн v хугацааны дундаж квадрат алдаанд суурилдаг.

$$MSE_{T+k,t,i} = (1/v)\sum_{r=T-v}^{T} e^2_{r,r+k,i}$$

Энд: $MSE_{T+k,t,i}$=T-р үед k үеийн дараах таамаглалыг хийж буй i-р загварын өмнөх v үеэс хамаарсан дундаж квадрат алдаа

$$w_{T+k,t,i} = \frac{\left(1/MSE^h_{T+k,t,i}\right)}{\sum_{j=1}^{N}\left(1/MSE^h_{T+k,t,j}\right)}$$

Хэрэв $h = 0$ бол дээрх томъёо нь бүх таамаглалын хувьд ижил жинтэй болно. Харин $h = 1$ тохиолдолд таамаглалын жингүүд нь дундаж квадрат алдаануудын урвуугаар тодорхойлогдоно.

2.5 Бейсийн дундажлах арга

Бейсийн арга *(Bunn, 1975)* нь таамаглалыг дундажлахдаа $\bar{p} = p^{'}p^{f}$ магадлалыг олдог. Энд p нь таамаглал хийж буй загвар тохиох магадлал юм. Өөрөөр хэлбэл, өгөгдөл үүсгүүрийн аргаар таамаглал бүрийн хувьд абсолют алдаа хамгийн бага байх магадлалыг олдог. Энэ нь тооцооллын хувьд нүсэр аргад тооцогддог.

2.6 Хувьсах жин ба корреляцийн тооцоолол

Хэрвээ $y_{t+\tau}, \hat{y}_{t+\tau,t}$–ийн хамтын тархалт нь хугацаа өнгөрөхөд хувьсан өөрчлөгддөг бол жинг мөн хувьсах байдлаар тогтоох нь илүү үр ашигтай байдаг. Granger ба Newbold (1974) нар загвартаа сүүлийн үед хамгийн сайн гүйцэтгэлтэй байсан эсвэл сүүлийн үеийн гүйцэтгэлд илүү ач холбогдол өгдөг дасан зохицох аргыг ашигласан пропорциональ бус томоохон жинг сонгон авахыг санал болгосон. Stock, Watson нарын MSE жинг дахин авч үзвэл:

$$w_{T+k,t,i} = \frac{\left(1/MSE^{h}_{T+k,t,i}\right)}{\sum_{j=1}^{N}\left(1/MSE^{h}_{T+k,t,j}\right)}$$

v богино байхын хэрээр загварын үзүүлэлтийн сүүлийн утгуудад илүү их жин оногдоно. Гэвч дээрх арга нь алдаануудын хоорондын корреляцийг харгалзаж үздэггүй юм.

Таамаглалын алдаануудын вариацыг өмнөх үеийн ажиглалтын утгаасаа хамаардаг гэж үзвэл:

$$\sum\nolimits_{t+\tau,t,i}^{-1}[i,j] = \frac{1}{v}\sum_{r=t-v+1}^{t-\tau} e_{r+\tau,r,i}\, e_{r+\tau,r,j}$$

$$\widehat{\omega}^{BG2}{}_{t+\tau,t,i} = \frac{\sum_i \sum_{t+\tau,t,i}^{-1}[i,j]}{\sum_{i,j}\sum_{t+\tau,t,i}^{-1}[i,j]}$$

Хоёр жингийн дунджийг олохдоо тэдгээрийн хоорондын ковариацыг тооцсон болон тооцоогүй гэсэн хоёр аргаар олж болно.

$$\widehat{\omega}^{BG3}{}_{t+\tau,t,i} = \alpha\widehat{\omega}_{t+\tau,t,i} + (1-\alpha)\widehat{\omega}^{BG1}{}_{t+\tau,t,i}$$

Үндсэн бүрэлдэхүүн хэсгүүдийн хувьд:

- Боломжит таамаглалууд дээр цөөн хэдэн үндсэн бүрэлдэхүүн хэсгүүдийг задалж авч үзэх.
- Бодит байдлыг үндсэн бүрэлдэхүүн хэсгүүдээс хамааруулан регрессийн үнэлгээ хийх.
- Регресстээ тулгуурлан таамаглал дэвшүүлэх.

2.7 HANSEN-ий арга

Hansen (2007)-ий арга нь орхигдсон хувьсагчдын гажуудлыг хянах замаар үнэлгээний вариацыг багасгахыг зорьдог. Hansen $m = 1, 2, ...$гэх мэт ойролцоолсон загваруудын дараалдлыг авч үзсэн бөгөөд энд m дэх загвар нь k^m гэсэн боломжит тайлбарлагч хувьсагчдын элементийг ашигладаг. m дэх ойролцоолсон загвар нь:

$$y_i = \sum_{j=1}^{k^m}\theta_j x_{ji} + b_{mi} + e_i$$

Энд b_{mi} нь ойролцоочлолын алдааг илэрхийлнэ.

Mallow-ийн критер:$\hat{e}_m$-г m дэх загварын $D \times 1$ хэмжээст үлдэгдэл вектор ба $\bar{e} = (\hat{e}_1, \dots, \hat{e}_M)$-г $n \times M$ матрицын үлдэгдлүүд гэж үзье. Тэгвэл Mallow-ийн критер нь:

$$C_n(W) = W'\tilde{e}'\tilde{e}W + 2\sigma^2 K'W$$

болох ба эндээс оновчтой жин W тодорхойлогдоно. Үл мэдэгдэх σ вариацыг хамгийн том загварын үнэлэгдсэн вариацаар орлуулж болно. $C_n(W)$-г хамгийн бага байлгах бодлого нь квадрат програмчлалын бодлого бөгөөд түүний шийдийг олох олон тооны алгоритмууд байдаг (GAUSS дээр QPROG, Excel дээр SOLVER гэх мэт).

Mallow-ийн дундаж үнэлгээг олохын тулд хамгийн бага квадратын үнэлгээний параметрүүдийн вектор бүрийг оновчтой жингээр жигнэдэг.

$$\widehat{\Theta} = \sum\nolimits_{m=1}^{M} w_m \begin{pmatrix} \widehat{\Theta}_m \\ 0 \end{pmatrix}$$

Оновчтой дундаж үнэлгээ: $Y = X\widehat{\Theta}$

Hansen "хүлээгдэж буй алдааны квадрат + тогтмол утга" $C_n(W)$ нь гажуудалгүй үнэлгээ гэсэн санааг дэвшүүлсэн. Мөн (дискрет жингүүдийн хувьд) уг шалгуур нь алдаануудын квадратыг хамгийн бага байх утгыг олдог болохыг харуулсан байна.

3. ДУНДАЖЛАХ АРГУУДЫН ХАРЬЦУУЛАЛТ

3.1 Эмпирик судалгаанууд

Newbold, Granger (1974) нар 80 жилийн урттай хугацааны цувааны хувьд гурван төрлийн таамаглалыг дундажлах аргыг шинжилсэн байна. Тэдний үнэлгээнд жингийн хязгаарлалт нь [0,1] интервалын хооронд утга авах ба дан таамаглалын үлдэгдлүүдийн алдаанууд нь корреляцийг тооцохыг оролдож буй үеийнхээсээ илүү сайн гүйцэтгэлтэй байдаг гэж үзсэн. Томоохон хэмжээний таамаглалын өрсөлдөөн /M-competition/ Makridakis болон бусад таамаглагчдын дунд 1982 онд өрнөсөн бөгөөд тэд хэд хэдэн өвөрмөц техникүүдийн дотроос энгийн дундажлах арга болон ковариацын матрицад суурилсан жигнэсэн дундажлах аргыг 6 таамаглал дээр шалгасан. Энэ үнэлгээнээс энгийн дундаж нь илүү сайн гүйцэтгэлтэй байсан ба дундаж арга нь бие даасан аргачлалуудыг илүү агуулсан байдаг гэсэн үр дүн гарсан.

Симуляцийн шинжилгээнд анх Bunn (1985) дундажлах аргачлалд бие даасан таамаглалын алдаануудын статистикийн гурван шинжийг функц хэлбэрээр авч үзсэн: вариацын харьцаа, корреляцийн коэффициент ба түүврийн хэмжээ. Түүний судалгаагаар таамаглалын нарийвчлал оновчтой болох нь түүврийн хэмжээнээс хүчтэй хамаардаг бөгөөд бага түүврийн хувьд (≤ 6) *Бейсийн аргачлал* (outperformance) давамгайлдаг гэсэн үр дүнд хүрсэн. Харин бие даасан, нөхцөлт оновчтой сонголтын хувьд түүврийн хэмжээ 7-25 хооронд, вариацын харьцаа нэгээс ялгаатай бөгөөд өгөгдөл сайн тодорхойлогдсон бол хамгийн үр ашигтай байдаг байна.

Schnaars (1986a) алдаануудын квадратуудын дундаж (MSE)-ийн критерээр 7 төрлийн таамаглалын гүйцэтгэлийг загварчилсан бөгөөд 1500 борлуулалтын цувааны гурван таамаглалыг дундажлажээ. Тэрээр таамаглалуудыг дундажласнаар дан загвараас илүү сайн таамаглал болж байгаа ба хувийн жин ижил байх нь илүү үр дүнтэй гэсэн дүгнэлтэнд хүрчээ.

3.1.1. Регрессийн аргад тулгуурласан дундаж таамаглалууд

Granger ба Ramanathan (1984) хязгаарлалтгүй, сул коэффициенттэй хамгийн бага квадратын үнэлгээний таамаглалыг дундажласан бөгөөд хэрвээ таамаглалууд дангаараа гажуудалтай бол Bates ба Granger-ийн оновчтой таамаглалын аргыг ашиглан дундажлахад хамгийн тохиромжтой гэж үзсэн.

Сул коэффициент байхгүй бөгөөд налалтын коэффициентуудын нийлбэр нь нэгтэй тэнцүү байх хязгаарлалт бүхий хамгийн бага квадратын үнэлгээний хувьд оновчтой таамаглалын аргын дундажласан түүврийн MSE нь хязгаарлалтгүй регрессийнхээсээ өндөр байх нь ойлгомжтой. Гэхдээ ийм таамаглалыг үнэлэхийн тулд хугацааны цуваа стационар байхыг шаарддаг. Мөн хязгаарлалтгүй хамгийн бага квадратын таамаглалын алдаанууд нь сериал корреляцитай байх магадлалтай (Diebold, 1988) ба үүнээс гадна таамаглалууд нь ихэвчлэн хоорондоо корреляцитай буюу мультиколлинеарын асуудал үүсэх хандлагатай байдаг.

Granger ба Ramanathan, Holden (1990) нар таамаглалыг дундажлах нэг арга нь тогтмол коэффициент агуулсан хэвээр бөгөөд таамаглалуудын хувийн жингүүдийн нийлбэр нэгтэй тэнцүү гэсэн хязгаарлалт тавьсан байна. Ингэснээр хязгаарлалтгүй загварт агуулагдаж байсан цувааны нөхцөлт бус дунджийг хасах боломжтой болно гэж үзсэн.

Gunter (1992) ба Aksu, Gunter (1992) нар олон төрлийн хязгаарлалттай хамгийн бага квадратын аргуудыг энгийн дундажтай харьцуулсан байна. Тэд шинжилгээндээ хэд хэдэн төрлийн хязгаарлалтуудыг хольж ашигласан: хувийн жингүүдийн нийлбэр нэгтэй тэнцүү, жингийн хязгаарлалтыг оруулсан бөгөөд сул коэффициент нь сөрөг биш тоо байх хязгаарлалт тавьсан. Сул коэффициент сөрөг биш байснаар энгийн дундаж аргатай адил зөв, нарийн үнэлгээ болж чадна гэж үзсэн байна.

Stock ба Watson (2004) нар Mallow-ийн критерийг хамгийн бага байлгах жинг сонгохыг зорьсон бөгөөд оновчтой жинг ингэж тодорхойлох нь алдаануудын квадратыг хамгийн бага байлгах боломжтой гэж үзсэн байна.

Hansen (2007) загварыг дундажлах болон загварын таамаглалуудыг дундажлах энгийн аргыг санал болгосон. Орхигдсон хувьсагчдын гажуудлыг засахын зэрэгцээ үнэлгээний вариацыг багасгахыг оролдсон байна. Тэрээр загварын оновчтой жинг тодорхойлохдоо Mallow-ийн критерийг ашигласан. Mallow-ийн критер нь загварын параметрийн тоонд зөвшөөрөгдөх алдаануудын квадратыг үнэлдэг.

3.1.2 Энгийн дундажлах арга

Зөвхөн сайн таамаглалуудыг л нэгтгэлд оруулах хэрэгтэй гэсэн үзэл таамаглагчдад байдаг. Дан таамаглалуудын алдаануудын вариац нь хүлээгдэж байснаасаа хэт их зөрүүтэй байх тохиолдолд жигнэсэн дундаж нь энгийн дунджаас илүү сайн таамаглал болдог.

Дээр дурьдсан М-өрсөлдөөн нь энгийн дундаж аргыг хөгжүүлэхэд чухал хувь нэмэр оруулсан юм. Сүүлийн үед М2-өрсөлдөөн, М3-өрсөлдөөнүүд гарч ирэх болсон. Тэдний дүгнэлтээр нарийн тооцоолол болон үр ашигтай үнэлгээ хийхэд энгийн дундажлах арга хамгийн тохиромжтой юм. Жигнэсэн дундажлах аргыг бусад үнэлгээнээс илүү болгоход нөлөөлдөг гол хүчин зүйл нь бүх хувийн жингүүдийг тэнцүү гэж авч үздэгтэй холбоотой.

3.1.3 Аргачлалуудыг солих хувилбарууд

Schmittlein (1990) нар симуляци хийсэн өгөгдлийг ашиглан үнэлгээнд ашиглагдсан таамаглалын түүхэн хэмжээ, дан таамаглалын корреляци болон нарийвчилсан байдлыг авч үзжээ. Таамаглалыг дундажлахдаа тэнцүү жинтэй, оновчтой сонголт гэсэн хоёр нөхцлийг хэрэглэсэн. Үр дүнд, тэнцүү жин нь хамгийн сайн сонголт болдог боловч дан таамаглалын нарийвчлалтай байдал нь ойролцоо ($\rho < 0.5$) бөгөөд их тооны эерэг корреляци ажиглагдаггүй, үнэлгээний үр дүнгээр бие даасан байдал давамгайлсан оновчтой сонголтын хувьд нарийвчлал нь тэгш хэмтэй биш, корреляцийн абсолют утга нь бага ($-0.3 < \rho < 0.4$) байсан байна. Тэд таамаглалын түүх нэмэгдэх тусам өгөгдлийн боломж нь илүү боловсронгуй аргачлалыг ашиглах боломжийг бий болгодог гэж үзсэн.

Deutsch (1994) нар тасралтгүй шилжилт хийдэг регрессийн загваруудыг энгийн регрессийн загвар руу шилжүүлснээр жингүүд нь өөрчлөгдөж байдаг дундажлах загварыг санал болгосон. Солилцох дүрэм нь хоёр үндсэн хандлагатай. Эхнийх нь хэсэгчилсэн таамаглалаас хожимдсон таамаглалын алдаануудыг тооцдог бол нөгөө нь тохиромжтой эдийн засгийн хувьсагчид тулгуурладаг.

3.1.4 Таамаглалыг дундажлах шалгуур үзүүлэлтүүд

Flores ба White (1989) нар механик /обьектийн шинжтэй/ дундажлал болон хувь хүний эргэцүүлэл /субьектийн шинж/ бүхий таамаглалуудыг харьцуулан судалсан. Тэд туршилтандаа 93 оюутан таамаглагч ба хоёр төрлийн хугацааны цуваа ашиглажээ. Үр дүнд нь субьектын хослол нь обьектын хослолтой харьцуулахад илүү нарийн байдгийг тогтоосон байна. Мөн Newbold ба Granger (1974) нарын дөрвөөс илүү таамаглалыг дундажлах хэрэггүй гэсэн тавилыг хүлээн зөвшөөрдөг.

Collopy ба Armstrong (1992) нар тоон болон эргэцлүүлсэн таамаглалыг дундажлан нэгтгэх мэргэжлийн шинжээчдийн дүрэм бүхий шалгуур үзүүлэлтийг тодорхойлон шинжилгээ хийсэн. Таамаглалын гүйцэтгэлээс нь хамааруулан ногдох хувийн жингүүд нь ялгаатай байдлаар хуваарилагдах дүрмийг баримтлан таамаглалын алдаа нь хоорондоо харилцан хамааралгүй, тодорхой бус байдал өндөр гэж таамагласан тул хувийн жингүүдийг тэнцүү байхаар авсан байна.

3.2 Таамаглалыг дундажлах шалгуур үзүүлэлтүүд

Таамаглалуудыг дундажлах аргуудын бодит тоон утгыг илэрхийлэх чадвар нь алдааны вариацийн харьцаа үзүүлэлт, алдаануудын хоорондын корреляци, үнэлгээнд ашиглагдсан түүврийн хэмжээ зэргээс хамаардаг болохыг сүүлийн 30 жилийн энэ чиглэлд хийгдсэн судалгааны ажлууд болон сүүлийн үеийн симуляцийн үр дүнгүүд харуулж байна (Menezes, 1993 болон Menezes ба Bunn, 1993). Энэхүү судалгааны ажлууд нь хамгийн бага вариацийг ашиглан таамаглалыг хэрхэн дундажлах талаар дүгнэлтэнд хүрээд байна.

3.2.1 Хамгийн бага вариацыг сонгох

- Таамаглалын алдаануудын вариациуд нь ялгаатай байх давуу талыг олгодог энгийн арга нь Бейсийн арга учир бага түүврийн хувьд энэхүү аргыг ашиглах нь дээр.
- Алдаа хоорондын корреляци бага, түүврийн хэмжээ багагүй үед харилцан хамааралгүй гэсэн таамаглал бүхийн оновчтой хувийн жингийн аргыг ашиглах нь тохиромжтой.
- Томоохон түүврийн хувьд оновчтой хувийн жингийн арга эсвэл хязгаарлалттай регрессийн аргыг ашиглавал илүү үр дүнтэй гэж үздэг.
- Хэрвээ алдаануудын вариациуд нь хоорондоо ойролцоо утгатай бөгөөд тэдгээр нь хоорондоо эерэг хамаарал, сул ($\rho < 0.5$) эсхүл тогтвортой бус хамааралтай бол энгийн дундажлах арга нь хялбар бөгөөд үр ашигтай үнэлгээ болдог.

3.2.2 Таамаглалын алдааны тархалтын хэлбийлт

Таамаглалын алдаанууд нь ялгаатай тархалттай байх тохиолдолд эрсдэл болон тодорхой бус байдалд хандах хандлага нь өөрөөр тодорхойлогдоно. Эмпирик судалгаануудаас харахад сонирхлын хоёр гол асуудал байдаг.

- Хэрэв дундажлах ялгаатай аргууд нь таамаглалын алдааны тархалтыг өөрчилдөг бол шийдвэр гаргагчийн тодорхой бус байдалд хандах хандлага дундажласан загварт нэмэлт хүчин зүйл болж орно.
- Хэрэв ялгаатай тархалт бүхий дан таамаглалуудыг дундажласнаар алдаануудын тархалт нь өөр болдог бол ямар таамаглалуудын олонлогийг дундажлах вэ гэдэг нь мөн дээрх шалгуур үзүүлэлтэнд нөлөөлнө.

Хэрэв таамаглалын алдаануудын тархалтыг хэвийн тархалттай, мөн түүврийн хэмжээг харьцангуй бага гэж үзвэл тархалтын куртосисыг үл харгалзан, зөвхөн тархалтын хэлбийлтэнд анхаарлаа хандуулж болох юм.

1. Бага түүврийн хувьд Бейсийн аргыг ашиглах.
2. Дунд болон их түүврийн хувьд:
   - Эерэг корреляци нь тийм ч их биш бол харилцан хамааралгүй оновчтой хувийн жингийн аргыг ашиглах.
   - Эерэг корреляци нь статистикийн хувьд мэдэгдэхүйц бол корреляцийн хязгаарлалтгүй оновчтой хувийн жингийн аргыг ашиглах.
3. Дундажлах бие даасан таамаглалуудыг сонгохдоо тэдгээрийн тархалтын хувьд өөр өөр хэлбэртэй эсэхийг харгалзаж үзэх.
4. Дундажлахдаа аль болох олон өөр таамаглалуудыг оруулах. Эдгээр нь алдааг бага зэрэг нэмэгдүүлэх ч тодорхой хэмжээний нэмэлт мэдээлэлийг оруулж ирдэг тул таамаглалын алдааны тархалтыг сайжруулж, эрсдлийг /тодорхой бус байдлыг/ бууруулдаг.
5. Үр дүнг шинжлэхдээ зөвхөн таамаглалын алдаануудын дунджийг үнэлэхээс гадна тархалтын тэгш хэмт байдлыг илэрхийлэх бусад дундаж хэмжигдэхүүнүүд болох мод, мидеан зэргийг тооцож байх.
6. Хялбарчлах үүднээс эсвэл таамаглалын алдааны ковариацын матриц тогтвортой бус зэргээс шалтгаалан энгийн дунджийн аргыг сонгосон тохиолдолд тархалтын хэлбийлт нь дундажлах явцад саармагжихгүй байх магадлал ихтэйг анхаарах хэрэгтэй.

3.2.3 Таамаглалын алдааны сериал корреляци

Дундажласан таамаглалын алдаанууд хоорондоо сериал корреляци ихтэй тохиолдолд таамаглалыг нэгтгэх хувийн жингүүдийн үнэлгээ нь үр ашиггүй бөгөөд харгалзах стандарт алдаанууд нь нийцтэй бус байдгийг зарим судалгаануудад дурьджээ. Тиймээс дундажласан таамаглал нь хамгийн сайн, гажуудалгүй, шугаман дундажлалт болж чаддаггүй. Энэ хэсэгт бид регресст тулгуурласан аргын үед үүсэх сериал корреляцийн асуудлын талаар авч үзнэ.

3.2.3.1 Регресст тулгуурласан загвараар дундажлах үед үүсэх сериал корреляци

Зарим судлаачид регрессийн үлдэгдэл нь хоорондоо хамааралгүй байх хүрэлцээтэй нөхцөл болж чадна гэж үздэг. Diebold (1988) таамаглалуудын алдаанууд дангаараа сериал корреляцигүй байсан ч хязгаарлалтгүй хамгийн бага квадратын аргаар дундажлахад алдаануудын хооронд сериал корреляци үүсэх магадлал нэмэгддэг болохыг харуулжээ. Хэрвээ регрессд хувийн жингүүдийн нийлбэр нэгтэй тэнцүү гэсэн хязгаарлалт тавьбал сул коэффициент оруулснаас үл хамааран дундажласан таамаглалын алдаанууд нь хоорондоо сериал кзорреляцигүй болдог. Таамаглалууд дангаараа маш бага үр ашигтай буюу сериал корреляци бараг ажиглагдахгүй байгаа бол дундажласнаар илүү сериал корреляцитай болдог.

Coulson ба Robins (1993) нар дундажлахадхоцрогдлын утга оруулж ирэх санааг анх гаргасан бөгөөд хоёр таамаглалыг дундажлахад алдаа нь AR(1) процесс байх онцгой тохиолдлыг авч үзсэн. Хоцрогдлын утгатай таамаглалын утга бус, харин хоцрогдолтой хамаарах хувьсагчийг дундажлах аргад оруулснаар динамик дундажлалтыг илүү нарийвчлалтай үнэлэх боломжтой болохыг харуулсан.

3.2.3.2 Интеграцичлагдсан процесс: онцгой тохиолдол

Таамаглах хувьсагч интеграцичлагдсан байх онцгой тохиолдлын талаар авч үзье. Тухайн цувааг стационар болтол d удаа ялгавар авдаг бол d-р эрэмбийн интеграцичлах процесс гэдэг. Бодит байдал дээр санхүүгийн болон эдийн засгийн хувьсагчид дээр ажиллаж байх үед интеграцичлагдсан цуваанууд маш нийтлэг тохиолддог. Интеграцичлагдсан цувааг регрессд ашигласнаар үүсэх асуудал нь R^2 ба $t-$утгууд нь ач холбогдолтой, сайн гэсэн үр дүнг өгч байгаа боловч загвар хуурмаг байдаг. Хуурмаг регрессийг таних гол арга нь үлдэгдлүүдийн стационар байдлыг шалгах юм. Үүнийг Durbin-Watson статистикт тулгуурлан, графикаас харах боломжтой. Хэрвээ үлдэгдэл стационар биш бол DW-ын утга тэг рүү тэмүүлэх бөгөөд загвар тодорхойлогдохгүй болдог. Стационар процессийн үед DW утга тэгээс эрс ялгаатай байдаг ба энэ нь хувьсагч болон бодит таамаглалууд хоорондоо коинтеграцичлагдсан ба үнэлэгдсэн хувийн жингүүд нь нийцтэй гэдгийг илэрхийлнэ.

Hallman ба Kamstra (1989) нар интеграцичлагдсан хувьсагчдийг дундажлах үед үүсэх коинтеграцичлагдсанийн асуудлыг дэвшүүлжээ. Таамаглах хувьсагч y_t нь $I(1)$ ба түүний f_t таамаглал нь түүнтэй $(1,-1)'$ вектороор коинтеграцичлагдсан байна. Хэрвээ коинтеграцичлагдсан биш бол таамаглалын алдаа $(y_t,-f_t)'$ нь стационар биш бөгөөд цуваа болон түүний таамаглал нь хугацаа өнгөрөхөд тусам өөрчлөгдөж байдаг. Holly ба Tebbutt (1993) нар дундажлахаас өмнө $-y_t$ нь $I(1)$ гэдгийг баталгаажуулах нь чухал гэж үзсэн. Хэрвээ регрессийн хамаарах хувьсагч нь үл хамаарах хувьсагчидтайгаа коинтеграцичлагдсан бол үнэлэгдсэн коэффициент нь тодорхой шинж чанарыг агуулах боловч коинтеграцичлагдсанийг тооцож оруулахаас нааш онолын хувьд үр ашиггүй байна. Engle ба Granger (1987) нар алдааны корреляцийн загварын хэлбэр нь интеграцичлагдсан хувьсагчтай ойролцоо байдгийг тогтоосноор Hallman ба Kamstra нар энэ санааг ашиглан дундажлах шинэ аргыг дэвшүүлсэн байна. Таамаглалыг нэг үе ухрааж $\mathrm{t}-1$ хугацааны таамаглалыг $f_{t-1,1}^{i}$ гэж бичвэл $(y_t-{f^i}_{t-1,1})$ ба $(y_{t-1}-y_t)$-ийн аль аль нь $I(0)$ байх учир $({f^i}_{t-1,1}-y_{t-1})$ болно. Энэ нь y_t-ийн өөрчлөлтийг тайлбарлахдаа таамаглалын өөрчлөлтийн шугаман дунджийг ашиглана гэсэн санааг илэрхийлнэ. Бүх хувьсагчид $I(0)$ болсон учир регрессийн t-утгыг ашиглан таамаглалыг дундаждаа оруулах эсэхийг шийдэх боломжтой. Coulson ба Robins (1993) нар таамаглалын түвшнээс илүүтэй таамаглалын шугаман дундажлалд суурилсан таамаглалын өөрчлөлтийг тооцох хэрэгтэй гэж үзжээ.

Коинтеграцичлагдсан нь хязгаарлалтгүй регрессийг дундажлах үед ажиглагддаг. Интеграцичлагдсан хувьсагч бүхий хоёр таамаглалыг хязгаарлалтгүй регрессийн аргаар дундажлах гэж байгаа бол доорх хоёр зүйлийг анхаарах хэрэгтэй:

1. Уламжлалт хугацааны цувааны аргыг ашиглан таамаглалын стационар өөрчлөлтийг загварчлах
2. Коинтеграцичлагдсанийн талаарх эконометрик онолын аргыг ашиглан харгалзах хожимдлын утгыг таамаглалд оруулж таамаглалуудыг дундажлах.

Diebold (1988) онолын ажилдаа хязгаарлалтгүй хамгийн бага квадратын регрессээр үнэлсэн таамаглалуудыг дундажлах нь сериал корреляцийг үүсгэдэг болохыг харуулсан. Түүнийхээр энэ алдааг засахын тулд коэффициентуудын нийлбэр нэгтэй тэнцүү байх хязгаарлалт тавих хэрэгтэй байна. De Menezes ба Bunn (1993, 1998) нар таамаглалын дунджийн алдаанууд нь дан таамаглалуудын алдаануудын сериал корреляцийг хуулбарлан авдаг бөгөөд зарим нэг хамааралтай зүйлс дундажлах явцад шингэдэг учир ялгаатай дундажлах аргууд нь ялгаатай сериал корреляци үүсгэхэд хүргэдэг гэж үзсэн.

Дээрх үр дүнгүүдийг нэгтгэвэл:

1. Бага түүврийн хувьд энгийн дундаж аргыг ашиглах нь зохимжтой.
2. Их түүврийн хувьд хэрвээ хөлгөн-хамаарал бага ($\rho < 0.5$) бол харилцан хамааралгүй оновчтой хувийн жингийн аргыг ашиглах бөгөөд хөлгөн-хамаарал өндөр бол хувийн жингүүд нь [0,1] гэсэн интервалд байх хязгаарлалт бүхий оновчтой хувийн жингийн аргыг эсвэл хувийн жингүүдийн нийлбэр нэгтэй тэнцүү байх хязгаарлалт бүхий регрессийн таамаглалын аргыг ашиглах нь тохиромжтой.
3. Таамаглалын дунджийн алдааны сериал корреляцийг шалгах. Хэрвээ хэлбэр нь:
   - Энгийн бөгөөд нэгж язгууртай холбоогүй бол алдааг загварчлах
   - Хэрвээ алдаанууд нь нэгж язгууртай бол цувааны тохиромжтой бүтцийг тодорхойлоход анхаарлаа хандуулах
   - Хэрвээ сериал корреляцийн хэлбэр төгс бол энэ нь онцлог байдлын алдаатай байдлыг илэрхийлж байгаа бөгөөд таамаглах үе шатаа бүхлээр нь засварлах шаардлагатай.

3.3 Таамаглалыг дундажлах аргуудын нэгдсэн дүгнэлт

Тоон өгөгдөл нь статистикийн хувьд тогтвортой мөн тархалт нь тодорхой байна гэж үзвэл таамаглалуудыг дундажлах аргуудын харьцангуй гүйцэтгэл нь тэдгээрийн таамаглалын алдааны вариаци, түүний харьцаа үзүүлэлт, таамаглалын алдаа хоорондын хамаарал, үнэлгээнд ашиглагдаж буй түүврийн хэмжээ зэргээс шууд хамаардаг гэж хэлж болно.

Доорх хүснэгтэнд таамаглалыг дундажлах аргуудыг ямар үед хэрхэн ашиглах зааврыг нэгтгэн харууллаа.

Дундажласан таамаглалын хувьд:

Шалгуур үзүүлэлтүүд			**Түүврийн хэмжээ бага**	**Түүврийн хэмжээ дунд**	**Түүврийн хэмжээ их**
Вариаци	$\sigma_i \neq \sigma_j$	$p_{ij} < 0.5$	OUT	OPT^{1}	OPT/REG
	$\sigma_i \approx \sigma_j$		AVG	AVG	AVG
	$\sigma_i \neq \sigma_j$	$p_{ij} \geq 0.5$	OUT	OPT^{R}/REG	OPT^{R}/REG
Тархалтын хэлбийлт	$\rho_{ij} < 0.5$		OUT	OUT/ OPT^{1}	OPT
	$\rho_{ij} \geq 0.5$		OUT	OPT^{R}	OPT^{R}
Сериал корреляци	$\rho_{ij} < 0.5$		AVG	OPT^{1}/REG^{R}	OPT^{1}/REG^{R}
	$\rho_{ij} \geq 0.5$		AVG	OPT^{R}/REG^{R}	OPT^{R}/REG^{R}

AVG - энгийн дундажлах арга, OUT – Бейсийн арга, OPT – оновчтой хувийн жингийн арга, OPT^{1} – бие даасан таамаглалтай оновчтой жингийн арга, OPT^{R} –жин нь 0-1ийн хооронд утгаа авдаг оновчтой жингийн арга, REG – регрессийн арга, REG^{R} – коэффициентууд нь 0-1ийн хооронд утгаа авах хязгаарлалттай регрессийн арга

De Menezes ба Bunn (1993) нар таамаглагчид практик дээр алдааны шинж чанарын ялгаатай эх үүсвэртэй байдаг учир нэг эх үүсвэрийн нөлөөллийг арилгасан ч, бусад эх үүсвэрийн нөлөөлөл илрэх магадлалтай гэж дүгнэсэн. Тиймээс таамаглалыг дундажлах нь олон талт хандлага бүхий шийдвэр гаргалтын асуудал болоод байгаа бөгөөд хандлага бүрийн шалгуур үзүүлэлтүүдийг загварчлах, хувь хүний эргэцүүллийн аргыг мөн уялдуулах шаардлагууд гарсаар байна.

4. ИНФЛЯЦИЙН ТААМАГЛАЛЫН ДУНДАЖЛАЛ, ТҮҮНД ҮНДЭСЛЭСЭН ШИНЖИЛГЭЭ

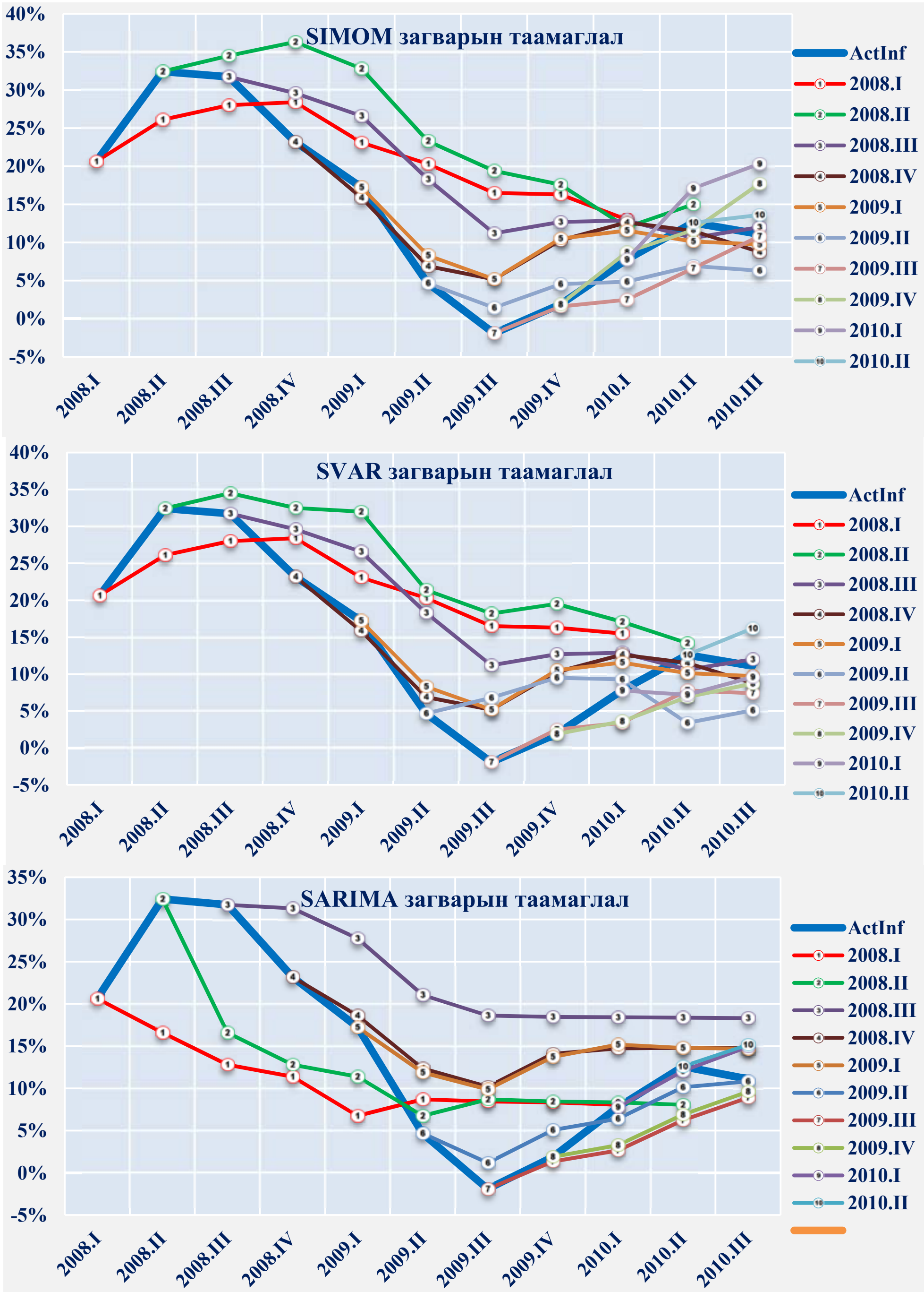
4.1 Инфляцийн таамаглалын загварууд

Монголбанк бусад төв банкны адил инфляци, эдийн засгийн өсөлтийн цэгэн таамаглалыг гаргахдаа нэг хувьсагчийн загвар (SARIMA), мөнгөний бодлогын бүтцийн вектор авторегресс загвар (SVAR) болон жижиг хэмжээний макро эдийн засгийн загвар (SIMOM) гэсэн 3 загварыг ашигладаг. Эдгээр загварууд нь онол, аргазүйн хувьд харилцан адилгүй хандлагад суурилдаг бөгөөд өөр өөрийн давуу ба сул талтай. Тухайлбал, SARIMA загвар богино, SIMOM загвар дунд, SVAR загвар нь харьцангуй урт хугацааны таамаглалд илүү тохиромжтой гэж үздэг бөгөөд Монголбанк мөнгөний бодлогын шийдвэр гаргалтанд эдгээр загваруудын тус бүрийн болон жигнэсэн дундаж таамаглалыг ашиглаж ирсэн.

SARIMA загварын хувьд сар бүр шинэчлэн 24 сарын (2 жилийн) таамаглалыг хийдэг. Харин бусад хоёр загварын хувьд 2008 оны нэгдүгээр улирлаас эхлэн улирал бүр шинэчлэн үнэлэн 8 улиралын (2 жилийн) таамаглалыг тогтмол гаргаж байна. Иймд SARIMA загварын үнэлгээг улиралд шилжүүлэх байдлаар эдгээр загваруудын цэгэн таамаглал, таамаглалын алдааны шинжилгээг ашиглан дундажласан таамаглалыг байгуулах боломжтой юм. 2008 оны нэгдүгээр улирлаас 2010 оны 2 дугаар улирлын хугацаанд нийт 10 удаагийн таамаглал хийгдсэн бөгөөд энэ нь харьцангуй бага түүвэрт тооцогдоно. Гурван загварын 10 удаагийн таамаглалын утгуудыг Зураг 4.1-т инфляцийн бодит утгатай харьцуулан харуулсан бөгөөд загваруудын хувьд харилцан адилгүй гүйцэтгэлтэй байгаа нь илэрхий байна. Аль ч загварын хувьд 2010 оны 1-р улирал хүртэл бодит утгаас дийлэнхдээ илүү таамаглагдаж байсан байна. Ялангуяа 2009 оны 2 болон 3 дугаар улиралуудад дэлхийн эдийн засгийн хямралаас үүдсэн тодорхой бус байдлын улмаас загварын таамаглал бодит утгаас харьцангуй өндөр байжээ. SARIMA загвар нь зөвхөн хугацааны цувааны түүхэн утгуудад суурилдаг тул өнгөрсөн утгуудын инерцийг хадгалах байдал нь ихтэй нь харагдаж байна. Тухайлбал тус загварын 2008 оны 3 дугаар улиралд хийсэн таамаглал бусад хоёр загварын таамаглалын утгаас харьцангуй өндөр байна. Өөрөөр хэлбэл энэхүү загвар нь гадаад болон дотоод эдийн засгийн шокын хүлээгдэж буй утгыг таамаглалд тусгах чадваргүй юм.

Зураг 4.2-т гурван загварын хувьд 1-с 8 улирлын дараах таамаглалын алдаа (инфляцийн бодит утга ба таамаглалын утгуудын хоорондын ялгавар) ямар байгааг дүрслэн харууллаа. Аль ч загварын хувьд таамаглалын алдаа нь илүү мөчлөг дагасан шинжтэй байна. Эдийн засгийн халалтын үед таамаглалын утга бодит утгаас бага байх хандлагатай байгаа бол харин эдийн засгийн уналтын үе дэх таамаглалын утгууд нь бодит утгаасаа ихэнхдээ илүү байгаа нь графикаас тодорхой харагдаж байна.

Зураг 4.1: Загварын таамаглал



Зураг 4.2: Загваруудын T+i –р үеийн дараах таамаглалын алдаа

Харин таамаглалыг хийгдэж буй хугацааны хувьд авч үзвэл нэг болон хоёр улирлын дараах таамаглалын алдаа нь харьцангуй бага бөгөөд таамаглалын хугацаа уртсах тусам таамаглалын алдаа илүү мөчлөг дагасан шинжтэй болж байгаа нь ажиглагдаж байна. Мөн түүнчлэн сүүлийн таамаглалын алдаа харьцангуй буурч байна.

4.2 Шинжилгээнд ашигласан дундажлах аргууд

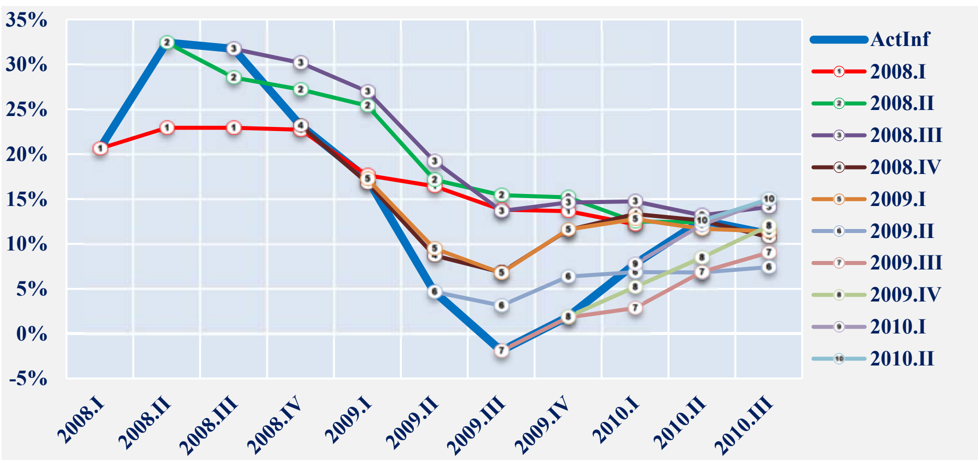
Судалгаандаа дээрх инфляцийн таамаглах гурван загварын хувьд 6 төрлийн аргачлал ашиглан харгалзах таамаглалуудыг дундажлан, нэгтгэсэн таамаглалыг хийсэн бөгөөд дундажлах аргын үр дүнгүүдийг харьцуулан шинжиллээ.

4.2.1 Энгийн дундажлах арга

Энэхүү аргын хувьд загвар бүрийн таамаглалд ногдох хувийн жингүүдийг тэнцүү бөгөөд нийлбэр нь нэг байхаар авч үзэн, таамаглал хийж буй хугацааны интервал бүрт тогтмол байхаар тодорхойлдог. Иймд гурван загварын таамаглалыг дундажлаж байгаа учир загварын таамаглал бүрт харгалзах хувийн жингүүд нь 1/3 байна.

Хувийн жин	T+1	T+2	T+3	T+4	T+5	T+6	T+7	T+8
SIMOM	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33
SVAR	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33
SARIMA	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33

Зураг 4.3: Энгийн дундажлах арга



Хүснэгт 4.1: Дундаж квадрат алдаа (MSE)

	2008.I	2008.II	2008.III	2008.IV	2009.I	2009.II	2009.III	2009.IV	2010.I	2010.II	Нийт
T+1	0.9%	0.1%	0.5%	0.0%	0.2%	0.3%	0.0%	0.1%	0.0%	0.2%	0.22%
T+2	0.8%	0.2%	0.9%	0.2%	0.8%	0.2%	0.2%	0.2%	0.1%		0.40%
T+3	0.0%	0.7%	2.1%	0.8%	0.9%	0.0%	0.3%	0.0%			0.60%
T+4	0.0%	1.6%	2.4%	0.9%	0.2%	0.3%	0.0%				0.79%
T+5	1.4%	3.0%	1.6%	0.3%	0.0%	0.1%					1.08%
T+6	2.5%	1.8%	0.5%	0.0%	0.0%						0.95%
T+7	1.4%	0.2%	0.0%	0.0%							0.40%
T+8	0.2%	0.0%	0.1%								0.10%
Нийт											4.53%

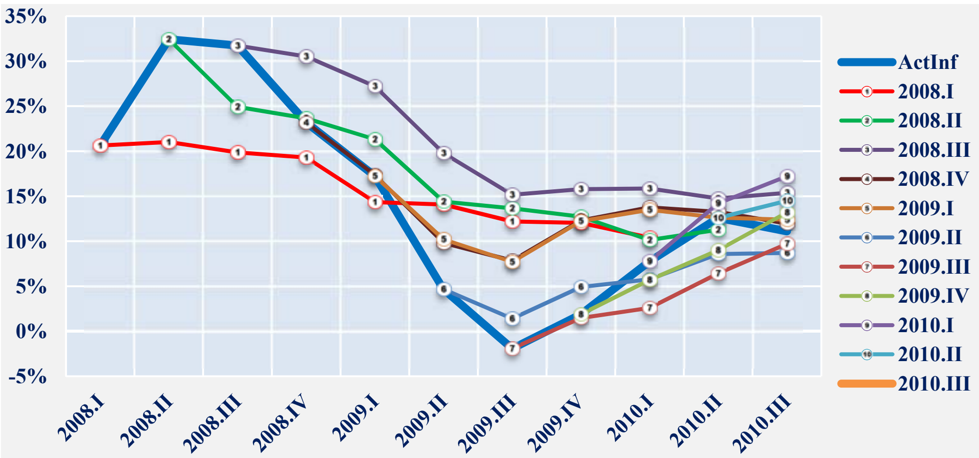
4.2.2 Тогтмол хувийн жинтэйгээр оновчлох арга

Загварын таамаглал бүрт харгалзах хувийн жинг тодорхойлохдоо тэдгээрийн нийлбэр нэгтэй тэнцүү байхаар болон таамаглал хийж буй хугацааны интервал бүрт харгалзах хувийн жингүүд нь тогтмол байхаар хязгаарлалт тавин, загварын таамаглалын алдаануудын квадратуудын нийлбэр (sum(MSE))-ийг хамгийн бага байхаар оновчлолын бодлогыг боддог.

Хувийн жин	T+1	T+2	T+3	T+4	T+5	T+6	T+7	T+8
SIMOM	0.44	0.44	0.44	0.44	0.44	0.44	0.44	0.44
SVAR	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02
SARIMA	0.54	0.54	0.54	0.54	0.54	0.54	0.54	0.54

Тогтмол хувийн жинтэйгээр оновчлох тохиолдолд SIMOM болон SARIMA загваруудын таамаглалд ногдох хувийн жингүүд харгалзан 44 хувь болон 54 хувь байгаа бөгөөд SVAR загварын хувьд зөвхөн 2 хувь байхаар тодорхойлогдож байна. Энэ тохиолдолд дундаж квадрат алдаануудын нийлбэр болон таамаглалын хийж буй хугацааны интервал бүрт харгалзах дундаж квадрат алдаанууд нь энгийн дундаж аргынхаас харьцангуй бага гарсан байна (Хүснэгт 4.1, 4.2).

Зураг 4.4: Тогтмол жинтэй оновчлох арга



Хүснэгт 4.2: Дундаж квадрат алдаа (MSE)

	2008.I	2008.II	2008.III	2008.IV	2009.I	2009.II	2009.III	2009.IV	2010.I	2010.II	Нийт
T+1	1.3%	0.5%	0.5%	0.0%	0.3%	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.29%
T+2	1.4%	0.0%	1.0%	0.3%	0.9%	0.1%	0.3%	0.1%	0.4%		0.50%
T+3	0.2%	0.2%	2.3%	1.0%	1.1%	0.0%	0.4%	0.0%			0.64%
T+4	0.1%	0.9%	2.9%	1.1%	0.3%	0.2%	0.0%				0.79%
T+5	0.9%	2.4%	1.9%	0.4%	0.0%	0.1%					0.94%
T+6	2.0%	1.2%	0.7%	0.0%	0.0%						0.77%
T+7	1.0%	0.1%	0.0%	0.0%							0.29%
T+8	0.1%	0.0%	0.2%								0.09%
Нийт											4.30%

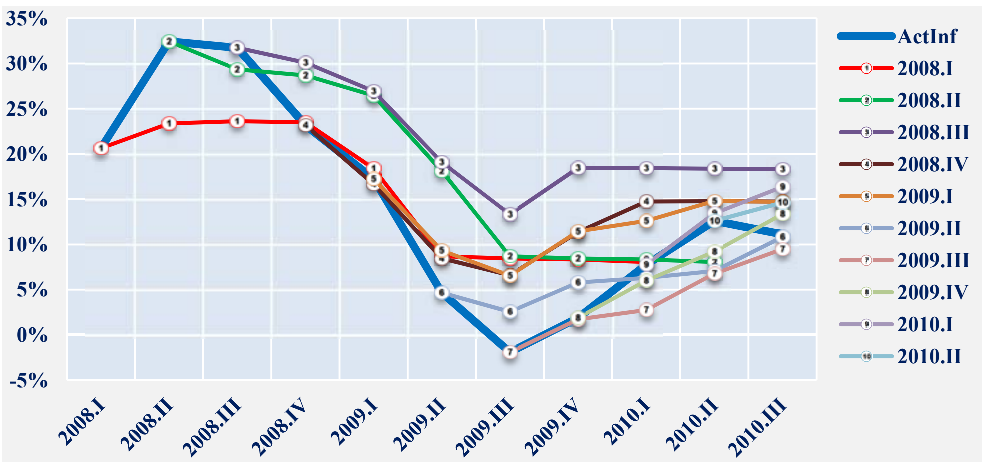
4.2.3 Хувьсах хувийн жинтэйгээр оновчлох арга

Энэ аргаар таамаглалыг дундажлахдаа таамаглалуудын хувийн жингүүдийн нийлбэр нэгтэй тэнцүү бөгөөд алдаануудын квадратуудын дундаж (MSE)-ийг хамгийн бага байх оновчлолын бодлогыг боддог. Загварын таамаглалын хувийн жинг таамаглал хийж буй хугацааны интервал бүрт хувьсах байдлаар тодорхойлох боломжтой боловч түүврийн хэмжээ харьцангуй бага байгаа тул оновчлолыг хийхдээ эхний дөрвөн улиралд (жил бүр) ижил, дараагийн дөрвөн улиралд мөн ижил гэж үзсэн.

Хувийн жин	T+1	T+2	T+3	T+4	T+5	T+6	T+7	T+8
SIMOM	0.49	0.49	0.49	0.49	0.00	0.00	0.00	0.00
SVAR	0.22	0.22	0.22	0.22	0.00	0.00	0.00	0.00
SARIMA	0.29	0.29	0.29	0.29	1.00	1.00	1.00	1.00

Нэг жилийн хугацаанд хувьсах жин нь тогтмол байхаар оновчлох тохиолдолд SIMOM загвар нь хамгийн өндөр жинтэй буюу 49 хувьтай байгаа бол 2 дугаар жилд харин сонирхолтой зөвхөн SARIMA загваруудын таамаглалыг дангаар авах нь хамгийн бага таамаглалын алдаатай байхаар тодорхойлогдож байна. Мөн энэ тохиолдолд дундаж квадрат алдаануудын нийлбэр өмнөх хоёр тохиолдлоос бага гарсан байна (Хүснэгт 4.1, 4.2, 4.3).

Зураг 4.5: Хувьсах жинтэй оновчлох арга



Хүснэгт 4.3: Дундаж квадрат алдаа (MSE)

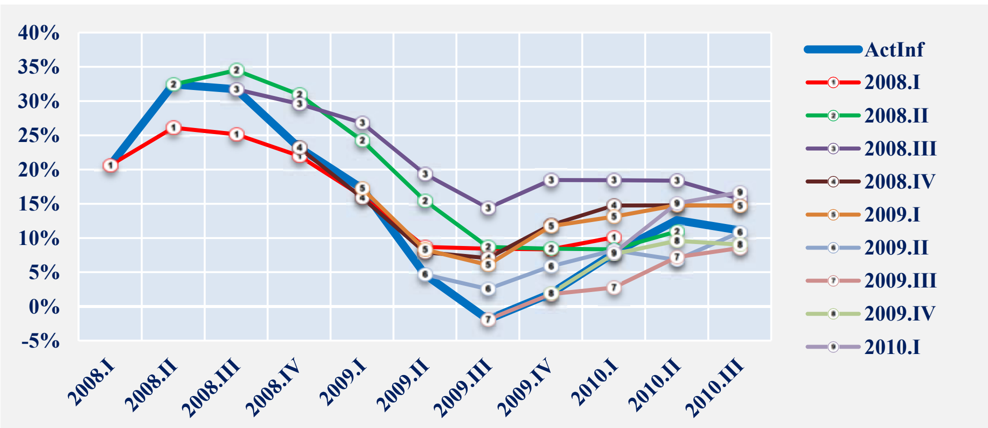
	2008.I	2008.II	2008.III	2008.IV	2009.I	2009.II	2009.III	2009.IV	2010.I	2010.II	Нийт
T+1	0.8%	0.1%	0.5%	0.0%	0.2%	0.2%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	**0.19%**
T+2	0.7%	0.3%	0.9%	0.1%	0.7%	0.2%	0.3%	0.1%	0.3%		**0.40%**
T+3	0.0%	0.8%	2.1%	0.7%	0.9%	0.0%	0.3%	0.1%			**0.62%**
T+4	0.0%	1.8%	2.3%	0.9%	0.2%	0.3%	0.0%				**0.80%**
T+5	0.2%	1.1%	2.7%	0.5%	0.0%	0.0%					**0.76%**
T+6	1.1%	0.4%	1.1%	0.0%	0.1%						**0.56%**
T+7	0.4%	0.0%	0.3%	0.1%							**0.22%**
T+8	0.0%	0.2%	0.5%								**0.24%**
Нийт											3.80%

Харин загваруудын таамаглалд харгалзах хувийн жинг таамаглал хийж буй улирал бүрт хувьсах байдлаар тодорхойлсон тохиолдолд дараах үр дүн гарч байна.

Хувийн жин	T+1	T+2	T+3	T+4	T+5	T+6	T+7	T+8
SIMOM	0.79	0.57	0.00	0.15	0.00	0.00	0.00	0.41
SVAR	0.21	0.25	0.62	0.42	0.00	0.00	0.00	0.00
SARIMA	0.00	0.19	0.38	0.43	1.00	1.00	1.00	0.59

Улирал бүрт хувьсах жинтэй байхаар тодорхойлоход эхний 2 улиралын таамаглалын хувьд SIMOM болон SVAR загваруудын таамаглал өндөр жинтэй, дараагийн 2 улирлын хувьд SVAR болон SARIMA загваруудын таамаглал өндөр жинтэй, удаах 3 улирлын хувьд зөвхөн SARIMA загварын таамаглалаар дангаар байхаар тодорхойлогдож байна. Тодруулбал, үе бүрийн оновчтой жингүүдээс харахад SIMOM загвар эхний хоёр улиралд сайн таамаглаж, өндөр жинтэй байсан боловч таамаглалын алдаа нь ихэссээр хоёр дахь жилээс жин нь буурсан байна. Харин SARIMA таамаглал эхний улирлуудад муу байсан боловч сүүлийн улирлуудад сайн тайлбарлах болсон байна. Хувьсах жингийн арга нь таамаглалын үе тутамд оновчлол хийдэг учир өмнөх оновчтой хувийн жингийн аргатай харьцуулахад бодит инфляцийн түвшнийг илүү сайн таамаглаж байгаа бөгөөд дундаж квадрат алдаануудын нийлбэр өмнөх аргуудаас бага гарсан байна (Хүснэгт 4.1- 4.4).

Зураг 4.6: Хувьсах жинтэй оновчлох арга



Хүснэгт 4.4: Дундаж квадрат алдаа (MSE)

	2008.I	2008.II	2008.III	2008.IV	2009.I	2009.II	2009.III	2009.IV	2010.I	2010.II	Нийт
T+1	0.4%	0.1%	0.4%	0.0%	0.1%	0.2%	0.0%	0.0%	0.1%	0.1%	**0.14%**
T+2	0.4%	0.6%	0.9%	0.1%	0.6%	0.2%	0.3%	0.1%	0.3%		**0.39%**
T+3	0.0%	0.5%	2.2%	0.8%	1.0%	0.0%	0.3%	0.0%			**0.60%**
T+4	0.0%	1.2%	2.7%	1.0%	0.3%	0.3%	0.1%				**0.79%**
T+5	0.2%	1.1%	2.7%	0.5%	0.0%	0.0%					**0.76%**
T+6	1.1%	0.4%	1.1%	0.0%	0.1%						**0.56%**
T+7	0.4%	0.0%	0.3%	0.1%							**0.22%**
T+8	0.1%	0.0%	0.2%								**0.10%**
Нийт											**3.56%**

4.2.. Регрессийн арга

Энэ аргын хувьд бодит инфляцийн түвшнийг SIMOM, SVAR, SARIMA загваруудын таамаглалуудаас хамааруулан регрессийн үнэлгээ хийж, мэдрэмжийн коэффициентуудыг хувийн жингээр сонгон авдаг бөгөөд дамми хувьсагчтай болон хувьсагчгүй гэсэн хоёр төрлөөр үнэлсэн. Эхлээд ямар нэгэн хязгаарлалтгүй регрессийн загварыг авч үзье. Бодит инфляцийн утгыг загварын таамаглалуудаас хамааруулан үнэлж харгалзах хувийн жинг тодорхойлоход SVAR хамгийн өндөр жинтэй, SARIMA хамгийн бага жинтэй байна. Гурван загварын хувьд харгалзах хувийн жингүүдийн нийлбэр нь ямар нэгэн хязгаарлалтгүй үед 54% буюу 1-ээс бага байгааг доорх хүснэгтээс харж болно.

Регрессийн аргаар дундажласан таамаглал нь хувьсах жингийн аргатай харьцуулахад эхний үеүдэд алдаатай боловч дараагийн үеүдэд алдаа нь багассан байна. Мөн дундаж квадрат алдааны нийлбэр нь хувьсах жингээр оновчлох аргатай ойролцоо гарсан байна.

Хувийн жин	T+1	T+2	T+3	T+4	T+5	T+6	T+7	T+8
SIMOM	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25
SVAR	0.41	0.41	0.41	0.41	0.41	0.41	0.41	0.41
SARIMA	-0.13	-0.13	-0.13	-0.13	-0.13	-0.13	-0.13	-0.13

Хүснэгт 4.5: Дундаж квадрат алдаа (MSE)

	2008.I	2008.II	2008.III	2008.IV	2009.I	2009.II	2009.III	2009.IV	2010.I	2010.II	Нийт
T+1	2.9%	1.2%	0.5%	0.8%	0.0%	0.2%	0.0%	0.2%	0.5%	0.1%	0.64%
T+2	2.1%	0.0%	0.1%	0.0%	0.2%	0.1%	0.4%	0.6%	0.1%		0.41%
T+3	0.3%	0.1%	0.2%	0.2%	0.1%	0.1%	0.7%	0.2%			0.24%
T+4	0.1%	0.9%	0.5%	0.1%	0.0%	1.1%	0.4%				0.45%
T+5	0.6%	1.8%	0.2%	0.0%	0.6%	0.8%					0.65%
T+6	1.4%	0.9%	0.0%	0.5%	0.4%						0.64%
T+7	0.6%	0.0%	0.6%	0.5%							0.44%
T+8	0.0%	0.2%	0.3%								0.15%
Нийт											3.63%

Үнэлгээнд улирал бүрт харгалзах дамми хувьсагч оруулж ирэх замаар харгалзах коэффициентуудыг ялгаатай байдлаар үнэлэх боломжтой боловч түүврийн хэмжээ харьцангуй бага байгаа тул зөвхөн 1 жилийн болон 2 жилийн гэсэн дамми оруулан, эхний болон хоёр дахь жилд ялгаатай хувийн жингүүдтэй байхаар үнэлгээг дахин хийв.

Хувийн жин	T+1	T+2	T+3	T+4	T+5	T+6	T+7	T+8
SIMOM	0.21	0.21	0.21	0.21	-0.22	-0.22	-0.22	-0.22
SVAR	0.64	0.64	0.64	0.64	0.20	0.20	0.20	0.20
SARIMA	-0.21	-0.21	-0.21	-0.21	0.33	0.33	0.33	0.33

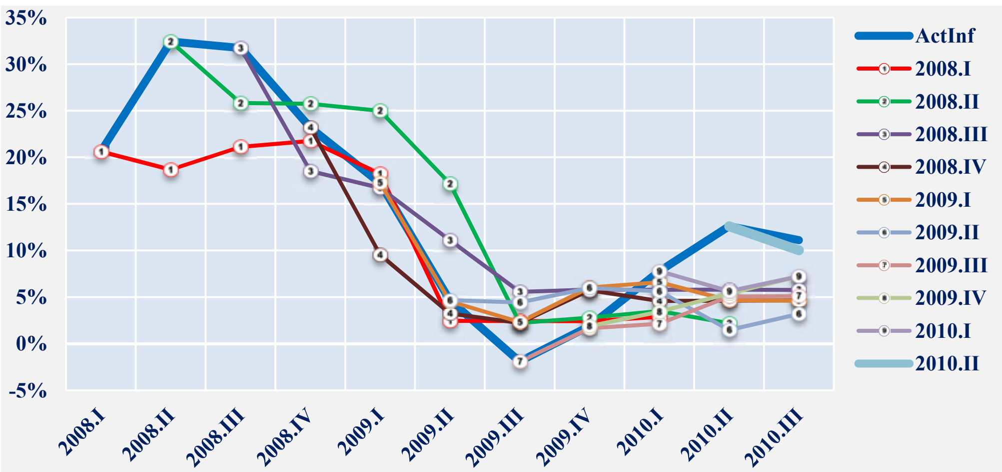
Нэг ба хоёрдугаар жилд жингүүд ялгаатай гэсэн дамми хувьсагч оруулснаар эхний жилд SVAR-ын жин өндөр, SIMOM-ынх бага, SARIMA-ынх сөрөг байсан бол хоёр дахь жилээс SVAR-ын жин буурч, SIMOM-ын жин сөрөг, SARIMA-ын жин өндөр болсон байна.

Хүснэгт 4.6: Дундаж квадрат алдаа (MSE)

	2008.I	2008.II	2008.III	2008.IV	2009.I	2009.II	2009.III	2009.IV	2010.I	2010.II	Нийт
T+1	1.9%	0.3%	0.2%	0.6%	0.0%	0.4%	0.0%	0.2%	0.5%	0.0%	0.41%
T+2	1.1%	0.1%	0.0%	0.0%	0.2%	0.2%	0.3%	0.5%	0.2%		0.28%
T+3	0.0%	0.6%	0.4%	0.2%	0.2%	0.0%	0.6%	0.1%			0.27%
T+4	0.0%	1.6%	0.6%	0.1%	0.0%	1.2%	0.4%				0.56%
T+5	0.0%	0.2%	0.2%	0.1%	0.6%	0.6%					0.29%
T+6	0.2%	0.0%	0.0%	0.6%	0.4%						0.26%
T+7	0.0%	0.2%	0.5%	0.4%							0.27%
T+8	0.2%	1.1%	0.3%								0.54%
Нийт											2.87%

Дамми хувьсагчтай регрессийн арга нь дамми хувьсагчгүй регрессийн аргатай харьцуулахад хугацааны өөрчлөлтийг оруулснаар үе бүрийн таамаглал бага зэрэг өөрчлөгдснөөс гадна нийт таамаглалын алдаа мөн буурсан байна.

Зураг 4.7: Хязгаарлалтгүй регрессийн арга



Мөн энэхүү аргын хувьд жингүүдийн хувьд аль ч улиралд хувийн жингүүдийн нийлбэр нэгтэй тэнцүү гэсэн хязгаарлалтыг тавьдаг. Дамми хувьсагчаасаа хамаарсан ялгаатай хувийн жин бүхий хоёр төрлийн үнэлгээ хийлээ.

Хувийн жин	T+1	T+2	T+3	T+4	T+5	T+6	T+7	T+8
SIMOM	-0.09	-0.09	-0.09	-0.09	-0.09	-0.09	-0.09	-0.09
SVAR	0.76	0.76	0.76	0.76	0.76	0.76	0.76	0.76
SARIMA	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33

Өмнөх регрессийн арга дээр хувийн жингүүдийн нийлбэр нэгтэй тэнцүү байх хязгаарлалт тавьснаар SVAR-ын жин өндөр, SARIMA-ынх дундаж, SIMOM-ынх маш бага байна. Хязгаарлалттай регрессийн бодит утгаас хазайх хазайлт нь хязгаарлалтгүй регрессийн аргатай харьцуулахад өндөр байна.

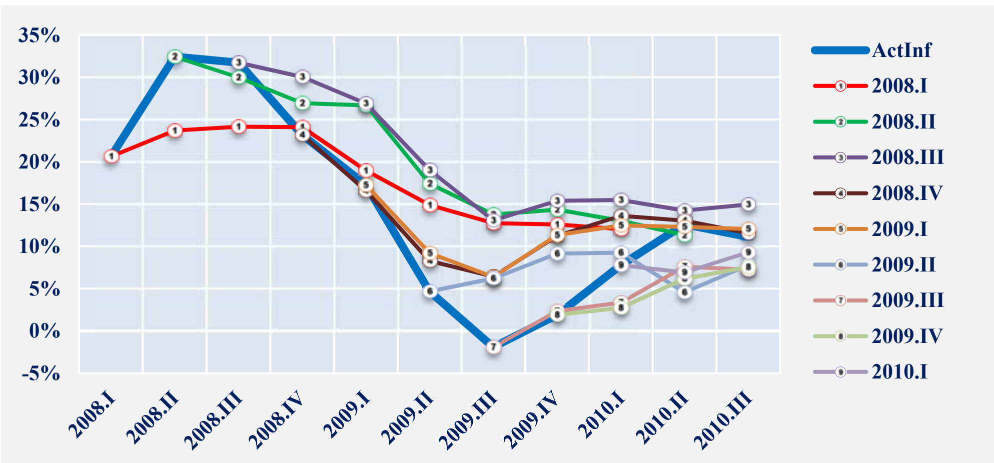
Хязгаарлалтгүй регрессийн загварт авч үзсэн шиг хугацааны дамми хувьсагч болон хувийн жингийн хязгаарлалт оруулснаар эхний жилд SVAR загварын жин өндөр, SARIMA, SIMOM-ынх бага байсан бол хоёр дахь жилд SVAR, SARIMA-ын жин бараг ижил, SIMOM нөлөөлөлгүй болсон байна. Хязгаарлалт нэмснээр дундаж таамаглалын алдаа бараг хоёр дахин нэмэгдсэн байна. (Хүснэгт 4.6, 4.7)

Хувийн жин	T+1	T+2	T+3	T+4	T+5	T+6	T+7	T+8
SIMOM	-0.15	-0.15	-0.15	-0.15	0.00	0.00	0.00	0.00
SVAR	0.90	0.90	0.90	0.90	0.54	0.54	0.54	0.54
SARIMA	0.25	0.25	0.25	0.25	0.47	0.47	0.47	0.47

Хүснэгт 4.7: Дундаж квадрат алдаа (MSE)

	2008.I	2008.II	2008.III	2008.IV	2009.I	2009.II	2009.III	2009.IV	2010.I	2010.II	Нийт
T+1	0.8%	0.0%	0.5%	0.0%	0.2%	0.7%	0.0%	0.3%	0.3%	0.3%	0.30%
T+2	0.6%	0.1%	0.9%	0.1%	0.7%	0.5%	0.2%	0.4%	0.0%		0.40%
T+3	0.0%	0.9%	2.1%	0.7%	0.9%	0.0%	0.3%	0.1%			0.62%
T+4	0.0%	1.6%	2.2%	0.9%	0.2%	0.6%	0.1%				0.83%
T+5	1.0%	2.5%	1.8%	0.3%	0.0%	0.1%					0.96%
T+6	2.1%	1.6%	0.6%	0.0%	0.0%						0.86%
T+7	1.1%	0.3%	0.0%	0.0%							0.36%
T+8	0.2%	0.0%	0.1%								0.12%
Нийт											4.45%

Зураг 4.8: Хязгаарлалттай регрессийн арга



Өөрөөр хэлбэл, үнэлгээнд коэффициентүүдийн нийлбэр нэг байхаар хязгаарлалт оруулж өгснөөр регрессийн үнэлгээ бүхий дундажлах аргын илэрхийлэх чадвар нь буурч байна. Иймд хэрэв регрессийн аргыг ашиглаж байгаа тохиолдолд коэффициентүүдийн нийлбэрт хязгаарлалт тавихгүйгээр харин улирлын дамми хувьсагч оруулж ирснээр дундаж таамаглалын илэрхийлэх чадварыг нэмэгдүүлэх боломжтой юм.

5. ДҮГНЭЛТ

- Сүүлийн жилүүдэд эрсдлийн шинжилгээний улам хөгжиж байгаа нь тархалтын үнэлгээнд тулгуурласан таамаглалыг илүү нарийн, үнэн зөв тодорхойлох шаардлагуудыг тавьсаар байгаа юм. Таамаглалуудыг дундажлах нь таамаглалын бодит утгыг илэрхийлэх чадварыг нэмэгдүүлж, илүү олон төрлийн мэдээлэл авах, өгөгдлийн нөөцийг тооцох боломжийг олгодог хэдий ч чухам ямар арга нь хамгийн сайн болох тал дээр судлаачид одоог хүртэл нэгдсэн дүгнэлтэнд хүрээгүй байна.
- Таамаглалыгдундажлах аргуудад хамгийн түгээмэл ашиглагддаг шалгуур үзүүлэлт нь дундаж квадрат алдаа (MSE) бөгөөд түүнд суурилсан оновчлох аргыг судлаачид илүү түлхүү ашиглаж байна.
- Энэхүү судалгааны ажлаар таамаглалыг дундажлах үндсэн 6 төрлийн аргуудыг ашиглан Монголбанкны инфляцийг таамаглахад ашигладаг загварууд болох SIMOM, SVAR, SARIMA загваруудын таамаглалуудыг нэгтгэн дундажлав. Эдгээр аргуудаас таамаглалын дундаж квадрат алдааны нийлбэрийг хамгийн бага байхаар хувийн жинг тодорхойлж буй нь хувьсах жингийн арга болон хязгаарлалтгүй, хувьсах коэффициенттай регрессийн аргууд байна. Гэвч эдгээр аргууд нь ямагт хамгийн сайн арга гэсэн үг биш бөгөөд тухайн үеийн гадаад, дотоод эдийн засгийн шокуудаас хамааран тохиромжтой аргууд нь тодорхойлогдож байх боломжтой юм.
- Дундажлалд ашиглагдаж буй инфляцийн таамаглалын загваруудын алдаа өндөр байгаа нь инфляцийн түвшинд гаднаас нөлөөлж буй шокын нөлөөлөл их байгаатай холбоотой юм. Мөн судалгаанд ашиглагдаж буй түүврийн хэмжээ харьцангуй бага байсан тул зарим аргуудыг ашиглах боломжгүй байв.
- Цаашид таамаглалыг тогтмол хийж, таамаглалын интервалыг уртасгах шаардлагатай юм. Ингэснээр илүү урт хугацааны, тогтвортой дундаж таамаглал дэвшүүлж, таамаглалын алдаануудын илүү нарийвчилсан шинжилгээг хийх боломжтой болох юм. Нөгөө талаар таамаглалыг нэгтгэх, дундажлах илүү боловсронгуй аргуудыг ашиглах боломж бүрдэх бөгөөд таамаглалын бодит байдлыг илэрхийлэх чадвар нэмэгдэх давуу талтай юм.
- Дундажлалд ашиглагдаж буй таамаглалын загварыг өөрчлөх, экзоген хувьсагчдыг өөрөөр сонгох таамаглалын эх сурвалж өөрчлөгдөх зэрэг загварын алдааг нэмэгдүүлж, таамаглалуудыг нэгтгэх аргыг сонгох, статистик шинжилгээний үр дүнг гажуудуулж байгаа тул загваруудыг илүү сайжруулах, экзоген хувьсагчдын таамаглалыг сайжруулах, тогтвортой, найдвартай эх үүсвэр ашиглаж байх нь дундажласан таамаглалын бодит утгыг илэрхийлэх инфляцийг таамаглах чадварыг нэмэгдүүлнэ.

АШИГЛАСАН МАТЕРИАЛ

Bates J. M and Granger C. W. J (1969) *The Combination of forecasts.*Operations Research Quarterly, 20 451-468

Newbold, P., Granger, C.W.J., (1974) *Experience with forecasting univariate time series and the combination of forecasts (with discussion)*. Journal of the Royal Statistical Society Series A 137, 131-149.

Bunn, D.W(1975) A *Bayesian approach to the linear combination of forecasts*. Operational Research Quarterly 26, 325-329.

Granger, C.W.J, Ramanathan. R (1984) *Improved methods offorecasting*. Journal of Forecasting 3, 197-204.

Clemen, R.T (1989) *Combining forecasts: A review and annotated bibliography*. International Journal of Forecasting 5, 559-583.

Lilian M. de Menezes, Derek W. Bunn, James W. Taylor (1998) *Theory and Methodology Review of guidelines for the use of combined forecasts*

Stock Watson (2003) *Combination forecasts of output growth: In seven country data set*

Bruce E. Hansen (2006) *Least Squares Model Averaging*

Д. Батням, Д. Ган-Очир, Tomasz Lyziak (2008) *Монголын инфляцийг таамаглах хураангуй загвар*

Dickinson, J, P (1975) *Some statistical results in the combination of forecasts*. Operational Research Quarterly,24, 253-260

Granger, C, W, J, and Newbold, P (1976) 'F*orecasting transformed series*, J. Royal Stat. Soc. B,38 189-203,

Engle, R, F, Granger, C, W, J, and Kraft, D (1982) *'Combining competing forecasts of inflation using a bivariate ARCH model*'. UCSD Economics Dept,

Engle, R.F., Granger, C.W.J (1987) *Cointegration and error correction: Representation, estimation and testing*. Econometrica 55, 251-276.

Diebold, F.X(1988). *Serial correlation and the combination of forecasts*. Journal of Business and Economic Statistics 6, 105-111.

Хавсралт: Загварын таамаглалуудын хооронд корреляци

Гурван загварын хувьд SIMOM болон SVAR загваруудын таамаглалууд хоорондоо эерэг хамааралтай байгаа бөгөөд хугацаа өнгөрөх тусам хамаарлын хүч нь нэмэгдэж байна. SIMOM SVAR загваруудын таамаглалуудын хооронд маш хүчтэй хамаарал байгаа бол SARIMA-ийн бусдаасаа хамаарах хамаарал харьцангуй бага байна.

	CORREL	SIMOM	SVAR	SARIMA
T+1	SIMOM	1.00	0.60	0.62
	SVAR	0.52	1.00	0.52
	SARIMA	0.62	0.52	1.00
T+2	SIMOM	1.00	0.89	0.40
	SVAR	0.55	1.00	0.55
	SARIMA	0.40	0.55	1.00
T+3	SIMOM	1.00	0.98	0.40
	SVAR	0.43	1.00	0.43
	SARIMA	0.40	0.43	1.00
T+4	SIMOM	1.00	0.99	0.38
	SVAR	0.42	1.00	0.42
	SARIMA	0.38	0.42	1.00
T+5	SIMOM	1.00	1.00	0.43
	SVAR	0.44	1.00	0.44
	SARIMA	0.43	0.44	1.00
T+6	SIMOM	1.00	1.00	0.57
	SVAR	0.53	1.00	0.53
	SARIMA	0.57	0.53	1.00
T+7	SIMOM	1.00	0.94	0.24
	SVAR	-0.11	1.00	-0.11
	SARIMA	0.24	-0.11	1.00
T+8	SIMOM	1.00	1.00	1.00
	SVAR	1.00	1.00	1.00
	SARIMA	1.00	1.00	1.00

AR 1	SIMOM	SVAR	SARIMA
SIMOM	-0.30	0.60	0.62
SVAR	0.52	1.00	0.52
SARIMA	0.62	0.52	1.00
SIMOM	1.00	0.89	0.40
SVAR	0.55	1.00	0.55
SARIMA	0.40	0.55	1.00
SIMOM	1.00	0.98	0.40
SVAR	0.43	1.00	0.43
SARIMA	0.40	0.43	1.00
SIMOM	1.00	0.99	0.38
SVAR	0.42	1.00	0.42
SARIMA	0.38	0.42	1.00
SIMOM	1.00	1.00	0.43
SVAR	0.44	1.00	0.44
SARIMA	0.43	0.44	1.00
SIMOM	1.00	1.00	0.57
SVAR	0.53	1.00	0.53
SARIMA	0.57	0.53	1.00
SIMOM	1.00	0.94	0.24
SVAR	-0.11	1.00	-0.11
SARIMA	0.24	-0.11	1.00
SIMOM	1.00	1.00	1.00
SVAR	1.00	1.00	1.00
SARIMA	1.00	1.00	1.00