

Тэтгэвэрт гарах насны өөрчлөлт ба өндөр настны цалингийн түвшин

Ганжаргал Мөнхсүлд*

Дамдинсүрэн Эрдэнэбулган[†], Бямбадалай Ундрал[‡]

Хураангуй: Энэхүү судалгаа нь Монгол Улсад нас ахихын хэрээр тэтгэвэр бодох цалингийн түвшин хэрхэн өөрчлөгдөж байгааг болон 2018 оноос хэрэгжсэн тэтгэвэрт гарахад шаардагдах ажилласан хугацааг жил бүр 3 сараар нэмэгдүүлэх бодлогын нөлөөг микро өгөгдөлд тулгуурлан судалсан. Тодруулбал, залуу насанд ажиглагдах дундаж цалинтай харьцах түвшинг давуу байдал нас ахихын хэрээр буурч, тэтгэвэрт гарах үеийн цалин сулрах хандлагатай эсэхийг тодорхойлно. i) state-space APC загварыг ашиглан цалингийн насны, хугацааны, үеийн бүрэлдэхүүнийг ялган үнэлж, тэтгэвэрт гарах насны орчимд ажиглагдах цалингийн бууралт нь голчлон насны нөлөөгөөр тайлбарлагддаг болохыг тогтоосон. Загвараар хэтийн таамаглал хийхэд 65 насанд дундаж цалингаас 25%-иар бага цалин авахаар таамаглал гарсан. ii), бодлогын нөлөөний дагуу тодорхойлогдох кохорт түвшний нэмэгдсэн ажилласан хугацааны шаардлагыг хэрэгсэлүүр хувьсагч болгон ашигласан хоёр шатлалт загвараар тэтгэвэрт гарах магадлалын бодлогоор өөрчлөгдсөн өөрчлөлт нь цалинд хэрхэн нөлөөлж буйг үнэлэхэд эмэгтэйчүүдийн тэтгэвэрт гарах шийдвэр бодлогод хоёр дахин илүү мэдрэмтгий байгаа ба бодлогын нэг сарын нэмэгдсэн тэтгэвэрт гарах магадлалыг бууруулах замаар цалинд сөрөг дам нөлөө үзүүлдэг болохыг харуулав.

Түлхүүр үг: тэтгэврийн даатгал, state-space APC загвар

JEL ангилал: H55, J26, C32, J11.

*МУИС-ШУС-НУС, Эдийн засаг, Магистр. Цахим шуудан: 24m1num0479@stud.num.edu.mn, Утас: 95777123

[†]Удирдагч багш: МУИС-ШУС-НУС дэд профессор

[‡]Удирдагч багш: МУИС-ШУС-НУС дэд профессор

1 Удиртгал

Энэхүү судалгааны гол таамаглал нь өрхийн орлогын динамикийг гурван үндсэн бүрэлдэхүүнээр тайлбарлах боломжтой гэсэн үзэл дээр суурилна. Үүнд: насны нөлөө (age effect) буюу хувь хүний амьдралын мөчлөгийн дагуух орлогын өөрчлөлт, үеийн нөлөө (cohort effect) буюу тодорхой онд төрсөн бүлгийн боловсрол, хөдөлмөрийн зах зээлийн нөхцөл, институцийн орчноос шалтгаалсан ялгаа, мөн хугацааны нөлөө (period effect) буюу тухайн цаг үеийн макро эдийн засгийн нөхцөл байдлыг тусгах нийтлэг хүчин зүйл юм.

Ийнхүү задлах хандлага нь тэтгэврийн тогтолцоог судлахад онцгой ач холбогдолтой. Тэтгэврийн тогтолцооны санхүүгийн тогтвортой байдал нь даатгалын сангийн орлого-зарлагын тэнцвэр, дундаж наслалтын өөрчлөлт, хүн ам зүйн бүтцийн шилжилт зэрэгтэй шууд холбоотой бөгөөд эдгээрийг ойлгохын тулд насжилт, үе хоорондын ялгаа, макро эдийн засгийн хэлбэлзлийг тус тусад нь ялган таних шаардлагатай. Тухайлбал, тэтгэвэрт ойр насны бүлэгт ажиглагдах цалингийн бууралт нь насжилтын шууд үр дагавар уу, эсвэл тухайн кохортын онцлогоос шалтгаалсан уу гэдгийг ялгахгүйгээр тэтгэврийн сангийн ирээдүйн дарамтыг зөв үнэлэх боломжгүй.

Дээрх гурван бүрэлдэхүүнээр тайлбарлагдахгүй үлдэх хэсгийг загварын үлдэгдэл гэж үзэх бөгөөд энэ нь хэд хэдэн эх сурвалжтай. Нэгд, түүвэр судалгааны өгөгдөлд суурилсан үнэлгээнд хэмжилтийн алдаа зайлшгүй оршдог — цалингийн мэдээллэд тулгуурлан мэдэгдэх, албан бус орлогыг бүрэн тусгахгүй байх зэрэг нь үүний жишээ юм. Хоёрт, хувь хүний түвшинд хөдөлмөр эрхлэлтийн тогтворгүй байдал, орлогын тасалдал, албан бус салбар дахь оролцоо, өрхийн дотоод бүтцийн өөрчлөлт зэрэг ажиглагдаагүй хүчин зүйлс нь нэлээд хэсгийг эзлэх боломжтой. Эдгээр нь тэтгэврийн даатгалын хамрагдалт, шимтгэл төлөлтийн тасралтгүй байдалд шууд нөлөөлдөг тул тэтгэврийн хүрэлцээний асуудалтай салшгүй холбоотой юм.

Энэхүү загварчлалын хүрээ нь бодит байдлыг бүрэн тусгахгүй байж болох ч судалгааны асуултыг шийдвэрлэхэд тодорхой давуу талтай. Нэгдүгээрт, АРС задаргаа нь тэтгэвэрт ойр насны цалингийн бууралтыг насны нөлөө, кохортын нөлөө, макро орчны нөлөөг ялгах боломж олгодог — энэ нь тэтгэвэр бодох орлогын суурь яагаад буурч байгааг тайлбарлах суурь шинжилгээ болно. Хоёрдугаарт, АРС-ийн үр дүн дээр тулгуурлан хоёр шатлалт хэрэгсэлүүр хувьсагчийн загвараар бодлогын нөлөөг тэтгэвэрт гарах магадлалын суваг болон насны сувгаар задлан үнэлэх боломж нээгдэж байна. Иймээс загварын үлдэгдлийг дан ганц тайлбарлагдаагүй хэсэг гэж бус, харин өгөгдлийн хязгаарлалт болон далд шинжийн нийлмэл илэрхийлэл гэж үзэх нь үнэлгээний үр дүнг тайлбарлахад илүү оновчтой юм.

1.1 Судлагдсан байдал

Монгол Улсад тэтгэвэртэй холбоотой судалгаануудыг ерөнхийд нь авч үзвэл, гол төлөв тэтгэврийн тогтолцооны санхүүгийн тогтвортой байдал, бодлогын шинэчлэл, тэтгэврийн босго нас, мөн ахмад настны орлогын хүрэлцээ гэсэн үндсэн чиглэлүүдэд төвлөрсөн байна. Ялангуяа олон улсын байгууллагын болон бодлогын түвшний тайлангууд Монголын тэтгэврийн даатгалын тогтолцооны бүтэц, сангийн алдагдал, шимтгэлийн дарамт, тэтгэврийн нас болон нийгмийн халамжийн шинжтэй

хамгааллын хэлбэрүүдийг системийн түвшинд авч үзсэн байдаг [World Bank \(2011\)](#); [Dorfman \(2020\)](#); [Neuland et al. \(2016\)](#).

Энэ хүрээнд Дэлхийн банкны Mongolia Policy Options for Pension Reform тайланд Монголын тэтгэврийн тогтолцооны бүтэц, албан бус салбарын ажиллагчид болон малчдын хамралт, нийгмийн халамжийн өндөр насны тэтгэмж, мөн сангийн урт хугацааны тогтвортой байдлыг авч үзсэн бол [World Bank \(2011\)](#), Марк Дорфманы тайланд тэтгэврийн тогтолцооны хүрэлцээ) ба тогтвортой байдалыг актуар тооцоололд тулгуурлан үнэлж, бодлогын өөр хувилбаруудын үр нөлөөг харьцуулан шинжилсэн байна [Dorfman \(2020\)](#). Мөн ILO-гийн судалгаанд Монголын өндөр насны тэтгэврийн хамралтыг даатгалын болон халамжийн хөтөлбөрийн хослолоор тайлбарлаж, ахмад настнуудын бараг бүгд хамрагдсан байсан гэх онцлогтой хэмээн нэлээн тодхон тэмдэглэсэн байдаг [Neuland et al. \(2016\)](#).

Дотоодын академик судалгаануудын хувьд тэтгэврийн тогтолцооны шинэчлэлийг институцийн зохион байгуулалт болон реформын хувилбар талаас нь түлхүү авч үзсэн байна. Тухайлбал, Бурмаа, Мөнгөнтуяа нарын судалгаанд Монгол Улсад олон давхаргат тэтгэврийн тогтолцоо хэрэгжүүлэх асуудлыг авч үзэж, суурь тэтгэвэр болон хувийн нэмэлт тэтгэврийн сангийн асуудлыг реформын хэлэлцүүлэгтэй холбон тайлбарласан [Бурмаа and Мөнгөнтуяа \(2020\)](#). Мөн Тунгалаг, Дагвадорж нар Монгол хүний тэтгэврийн насны төлөв, хүн амын өсөлт, олон нийтийн асуудлыг судалж, тэтгэвэр тогтоолгох насны зохистой түвшний талаар санал дэвшүүлсэн байна [Тунгалаг and Дагвадорж \(2006\)](#).

Сүүлийн үеийн судалгаанд хүн ам зүйн хүчин зүйлийн оролцоо илүү тодорч эхэлсэн байна. Мөнхжаргалын судалгаанд перспектив насны аргыг ашиглан Монголын тэтгэврийн босго насыг дундаж наслалтын өөрчлөлттэй уялдуулан үнэлж, хүн ам зүйн шилжилт нь тэтгэврийн бодлогын зохицуулалттай нягт холбоотой болохыг харуулжээ [Мөнхжаргал \(2024\)](#). Энэ нь тэтгэврийн насыг зөвхөн хууль, институцийн хүрээнд бус, хүн ам зүйн динамиктай холбон авч үзсэн чухал ажил юм.

Нөгөө талаас, ахмад настны орлогын хүрэлцээ болон эмзэг бүлгийн хамгаалалтай холбоотой судалгаанууд ч нэмэгдэж байна. Удирдлагын академийн “Өндөр насны тэтгэврийн тогтолцооны өнөөгийн байдал” судалгаа нь бодлого, үйлчилгээ, үр дүнгийн уялдаа холбоонд тулгуурлан өнөөгийн байдлыг үнэлсэн бол [Нарантулга et al. \(2019\)](#), Хөдөлмөр, нийгмийн хамгааллын сургалт, үнэлгээ, судалгааны институтын судалгаа нь ганц бие ахмад настнуудын тэтгэврийн зарцуулалт, хүртээмж, хүрэлцээний асуудлыг тусгайлан авч үзсэнээрээ онцлогтой [Хөдөлмөр, нийгмийн хамгааллын сургалт, үнэлгээ, судалгааны институт \(2023\)](#). Үүнээс гадна Gombodorj, van Ophem, Nyam-Ochir нарын судалгаа Монголын малчдын санхүүгийн боловсрол, тэтгэврийн төлөвлөлт, шимтгэл төлөлтийн зан төлөвийг шинжилж, албан бус хөдөлмөр эрхлэлт бүхий бүлгүүдийн хамралтын асуудлыг хөндсөн байна [Gombodorj et al. \(2019\)](#).

Дээрх судалгаануудаас дүгнэвэл, Монголын тэтгэврийн талаарх судлагдсан байдал нь харьцангуй өргөн боловч голчлон бодлогын үнэлгээ, институцийн шинэчлэл, сангийн тогтвортой байдал, демографийн дарамт, ахмад настны орлогын хүрэлцээ зэрэг сэдвүүдэд төвлөрчээ. Харин өрхийн зан төлөв, насны бүтэц, төрсөн үеийн ялгаа, макро эдийн засгийн шок болон тэтгэврийн тогтолцооны урт

хугацааны харилцан хамаарлыг нэгтгэсэн динамик бүтэцчилсэн загварчлалын судалгаа харьцангуй хомс байгаа нь энэхүү судалгааны гол завсар орон зай болж байна.

APC загварыг эдийн засагт өрхийн нийт үзүүлэлтийг хувь хүний түвшиний нас болон үеэр салгахад хэрэглэж ирсэн байдаг. Анх [Deaton and Paxson \(1994\)](#) Тайваны өрхийн орлого, зарлагын 15 дараалсан түүврийг ашиглан хэрэглээ, хадгаламжийн нас ба кохортын нөлөөг судалж, life-cycle онолын зарим таамаглалтай нийцтэй боловч хэрэглээ орлоготой хамт хөдөлж хандлагатай байгааг харуулсан. Үүний дараа [Deaton and Paxson \(2000\)](#) давталттай cross-sections дээр кохорт ашиглан хэрэглээ, хадгаламжийн хоорондын хамаарлыг мөн авч үзэж, өрхийн түвшний хэрэглээ-хадгаламжийн динамикийг нас болон кохортоор тайлбарлах боломжтойг харуулсан.

APC болон үүсмэл динамик үүсгэх аргыг өрхийн хэрэглээнд орлого, хадгаламжтай нь хамт хэрэглэсэн судалгаанууд байдаг. Жишээлбэл, [Gibson and Scobie \(2001\)](#) Шинэ Зеландын Household Economic Survey-ийн давталттай cross-sections-оос кохортууд байгуулж, өрхийн орлого, хэрэглээ, хадгаламжийн түвшин дэх нас, төрсөн үе, survey year-ийн нөлөөг салган үнэлсэн. Мөн [Lim and Zeng \(2016\)](#) АНУ-ын Consumer Expenditure Survey өгөгдөл дээр хэрэглээ, орлого, орон сууцны болон санхүүгийн хөрөнгийн хоорондын хамаарлыг нас-кохорт-хугацаа гурван хэмжээст хэлбэрээр үнэлж, үеүүдийн ялгаа чухал болохыг харуулсан. Мөн [Mäki-Fränti \(2022\)](#) Финландын хиймэл панел өгөгдөл дээр өрхийн орлого, хэрэглээ, хадгаламжийн түвшинд нас-кохорт-хугацаа загвар үнэлж, амьдралын мөчлөгийн дагуух хадгаламжийн динамикийг судалсан.

Тэтгэврийн насны шинэчлэлийн хөдөлмөрийн зах зээлд үзүүлэх нөлөөг үнэлсэн судалгаанд төрсөн үед ногдсон бодлогын өөрчлөлтийг танилтын эх сурвалж болгон ашигласан. Тухайлбал, [Staubli and Zweimüller \(2013\)](#) Австрийн 2000 болон 2003 оны тэтгэврийн шинэчлэлийг ашиглан эрт тэтгэвэрт гарах нас нэмэгдэхэд өндөр настай ажилчдын хөдөлмөр эрхлэлт өсөж, үүний зэрэгцээ ажилгүйдлийн даатгал руу дамжих нөлөө үүсэж байгааг харуулсан. Тэдний үр дүнгээр тэтгэврийн насны өсөлт нь ахимаг насныхны хөдөлмөр эрхлэлтийг дэмжих боловч хөдөлмөрийн зах зээлийн сул байр суурьтай хэсэг нь шинэ босго хүрэх хугацааг ажилгүйдлээр дамжих хандлагатай байж болохыг онцолсон.

Үүнтэй төстэй судалгаа болон [Frimmel \(2021\)](#) нь Австрийн тэтгэврийн шинэчлэлийн төрсөн улирлын бүлгээр шаталсан өөрчлөлтийг ашиглан өндөр настай ажилгүй иргэдийн хөдөлмөрийн зах зээлд оруулах үйл явцыг судалсан. Тус судалгаанд эрт тэтгэвэрт гарах нэмэгдэхэд, ялангуяа эрэгтэйчүүдийн хувьд дахин ажилд орох магадлал, ажилд орсны дараах хөдөлмөрийн орлого, мөн хөдөлмөрийн зах зээлийн оролцоо нэмэгдэх боломжтойг харуулсан. Иймээс бодлогын өөрчлөлт нь зөвхөн тэтгэвэрт гарах хугацааг бус, хөдөлмөрийн зах зээлд дахин оролцох боломж болон орлогыг хамтад нь өөрчилж болзошгүйг дээрх судалгаанууд харуулж байна.

1.2 Судалгааны шинэлэг тал

Энэхүү судалгаа нь Монгол Улсад хийгдсэн өмнөх тэтгэврийн судалгаануудаас хэд хэдэн талаараа ялгаатай. (i), өмнөх ажлууд гол төлөв тэтгэврийн тогтолцооны санхүүгийн тогтвортой байдал, бодлогын өөрчлөлт, эсвэл ахмад настны орлогын хүрэлцээний асуудалд төвлөрч байсан бол энэхүү

судалгаа нь илүү хувь хүмүүсийн орлогын ялгаатай байдлыг судална.

(ii), Энэхүү судалгаа нь микро түвшний өгөгдөл ашиглан тэтгэврийн тогтолцоог судлахдаа ямар хэмжээний тэтгэвэр авдаг бус энэ тэтгэврийг үүсгэж буй тухайн хүний цалинг гол хамааран хувьсагч болгон судална.

(iii), Судалгаанд нас, үе, хугацааны нөлөөг ялгах Нас–Хугацаа–Кохорт загварыг ашиглаж байгаа нь шинэлэг тал болно. Монголын нөхцөлд хүн амын насны бүтцийг ихэвчлэн нийт түвшинд авч үздэг бол энэхүү загвар нь насны бүтэц өөрөө орлого, хэрэглээ, хуримтлал, улмаар тэтгэврийн тогтолцооны дарамтад хэрхэн нөлөөлж байгааг илүү нарийвчлалтай судлах боломжтой.

(iv), Уг судалгаа нь зөвхөн “ямар бодлого зөв бэ” гэдэг асуултаас гадна “ямар механизмаар бодлого нөлөөлж байна вэ?”, “аль үеийхэн илүү эмзэг байна вэ?”, “ямар сувгаар хүчтэй цалинд нөлөөлж байна?” гэсэн илүү гүнзгий авч үзнэ.

2 Эконометрик загвар

Энэхүү судалгаанд ашигласан загварууд нь хоорондоо өрсөлдөх бус, харин нэг ижил судалгааны асуултыг өөр өөр түвшинд шинжлэх харилцан нөхөх үүрэгтэй. Нэгдүгээрт, state-space APC загвар нь өндөр насанд ажиглагдах цалингийн өөрчлөлт нь насны нөлөө, макро хугацааны нөлөө, эсвэл төрсөн үеийн ялгаанаас аль нь давамгайлан шалтгаалж байгааг ялган таних зорилготой. Иймээс APC загвар нь тэтгэвэр бодох орлого буурах боломжит механизмыг тайлбарлах суурь шинжилгээ болно. Хоёрдугаарт, кохорт түвшний магадлалд суурилсан хоёр шатлалт загвар нь бодлогын нөлөө үүссэн тэтгэвэрт гарах магадлалын өөрчлөлтийг ашиглан цалинд үзүүлэх нөлөөг үнэлэх зорилготой. Иймээс APC загвар нь суурь механизм ба насжилтын хамааралыг тогтоож, хоёр шатлалт загвар нь бодлогоор өөрчлөгдсөн тэтгэвэрт гарах магадлалын цалинд үзүүлэх хамаарлыг үнэлнэ.

2.1 Цалингийн APC загвар

Орлогын state-space APC загвар дараах хэлбэртэй:

$$\ln Y_n^L = \mu + \sum_{a=a_{\min}}^{a_{\max}} \theta_a^{(\omega)} d_{n,a}^a + \sum_{t=t_{\min}}^{t_{\max}} \theta_t^{(q)} \mathbf{1}\{Time_n = t\} + \sum_{b=b_{\min}}^{b_{\max}} \theta_b^{(\psi)} d_{n,b}^b + \nu_n, \quad \nu_n \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\nu^2), \quad (1)$$

$$\theta_k^{(j)} = z_k^{(j)}, \quad (2)$$

$$a_k^{(j)} = z_{k-1}^{(j)} + g_{k-1}^{(j)}, \quad (3)$$

$$z_k^{(j)} = a_k^{(j)} + \tilde{e}_k^{(j)}, \quad (4)$$

$$g_k^{(j)} = \phi_j g_{k-1}^{(j)} + \kappa_j \tilde{e}_k^{(j)}, \quad j \in \{\omega, q, \psi\}. \quad (5)$$

Энд n нь тухайн хүний индекс, $\ln(Y^L)_n$ нь n -р тухайн бодит цалингийн логарифм, μ нь нийтлэг тогтмол, $\theta_a^{(\omega)}$ нь a насны далд нөлөө, $d_{n,a}^a$ нь насны дамми хувьсагч ($age_n = a$ бол 1, бусад тохиолдолд 0), $\theta_t^{(q)}$ нь t хугацааны далд макро нөлөө, $\theta_b^{(\psi)}$ нь b төрсөн үеийн далд кохорт нөлөө, $d_{n,b}^b$ нь кохортын

дамми хувьсагч ($\text{birth}_n = b$ бол 1, бусад тохиолдолд 0), $\nu_n \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\nu^2)$ нь санамсаргүй алдаа, $j \in \{\omega, q, \psi\}$ нь нас, хугацаа, кохорт гурван бүрэлдэхүүний ерөнхий индекс юм.

Цалин нь насны, хугацааны, төрсөн үеийн нөлөө тус бүр локал тренд хэлбэрийн тус тусын динамиктай бөгөөд тухайн төлөвт ногдох жинлэсэн үнэлгээний алдаагаар постериор шинэчлэлт авч дасан зохицох байдлаар параметрийг шинэчлэнэ. Энэ нь APC бүтцийн латент бүрэлдэхүүнүүдийг тогтмол параметр эсвэл зөвхөн санамсаргүй алхалт гэж үзэхээс илүүтэйгээр, өгөгдлийн мэдээллийн хэмжээ болон вариацийн харьцаар шинэчлэгдэх хэлбэрээр загварчилж байгаагаар давуу талтай.

2.2 Танилтын хязгаарлалт

APC задаргаа нас, хугацаа, төрсөн үеийн хооронд

$$t = a + c \quad (6)$$

гэсэн төгс шугаман хамаарал орших тул нас, хугацаа, кохорт нөлөөнүүдийг нэмэлт хязгаарлалтгүйгээр үнэлэхэд танигдахгүй байх эрсдэл үүснэ.

2.2.1 Тогтмол хязгаарлалт

Энэхүү хэсэгт APC загварын танилтыг сайжруулахын тулд Deaton–Paxson-ы танилтын аргатай нийцсэн хязгаарлалт тавив. Энэ хязгаарлалт нь далд төлөвүүдийн тайлбарыг мөн хялбарчилна.

Насны болон кохорт нөлөөнөөс шугаман трендийг хасч, урт хугацааны шугаман хөдөлгөөнийг хугацаа төлөвт үлдээв. Өөрөөр хэлбэл, нас болон кохорт нөлөөнүүдийг тухайн факторын шугаман трендээс цэвэрлэсэн үлдэгдэл хэлбэрээр тодорхойлсон. Иймээс нас болон кохорт бүрэлдэхүүнүүд нь түвшин ба шугаман трендгүй, харин хугацаа бүрэлдэхүүн нь макро эдийн засгийн нийтлэг урт хугацааны трендийг өөр дээрээ агуулна.

Нас, хугацаа, кохорт нөлөөнүүд тус бүрийг дундажийг тэгтэй тэнцүү байхаар хязгаарлав.

$$\sum_a c_a = 0, \quad \sum_t m_t = 0, \quad \sum_b \chi_b = 0 \quad (7)$$

Хугацаа төлөв дахь улирлын бүрэлдэхүүнд

$$\sum_{q=1}^4 s_{q,t} = 0 \quad (8)$$

гэсэн нөхцөл тавьж, улирлын нөлөөг тэг дундажтай гэх хязгаарлалттай байна.

2.2.2 Prior хязгаарлалт

Нас, хугацаа, кохортийн динамикийг төлөв хэлбэрт бичиж гауссын приор өгснөөр тухайн төлөвийн гаралтууд нь хөрш утгуудтайгаа илүү хамааралтай, smooth хэлбэртэй болно. Ийм приор нь тухайн төлөвийн өөрийн дотоод бүтэцийн хамаарлыг чангалж, харин бусад төлөвүүдээс хамаарах хамаарлыг

харьцангуй сулруулдаг тул APC-ийн танилтад чухал хязгаарлалт болдог. Өөрөөр хэлбэл, танилт нь зөвхөн нормчлолоор бус, харин динамик бүтэц, smooth, болон постериорын градиент-аас ирэх чиглэлээр тодорхойлогдоно.

Хэрэв приор хүчтэй бол далд төлөв нь өмнөх таамагласан утгатайгаа ойролцоо үлдэнэ. Харин likelihood хүчтэй, өөрөөр хэлбэл хэмжилтийн алдаа бага эсвэл тухайн бүрэлдэхүүнд хамаарах ажиглалтын тоо их байвал постериор шинэчлэлт нь тухайн бүлгийн түүврийн дундаж үлдэгдэл рүү илүү дөхөж, OLS үр дүнтэй ойролцоо болно. Мөн приор-ийн нөлөөг κ болон ϕ hyperparameter-уудаар удирдах, эсвэл загвараас үнэлэх боломжтой.

$$g_m = \phi g_{m-1} + \kappa \tilde{e}_m \quad (9)$$

Энд ϕ нь өмнөх налалтын хадгалагдах түвшин буюу инерц, эсвэл intuition-оор хэлбэл тухайн динамикийн ой санамжийг илэрхийлнэ. ϕ нь 1 бол тухайн төлөв илүү удаан хөдөлгөөнтэй байна. Харин 0-тэй ойр байх тусам ойролцоо бүлгээс бага хамаарч, төлөв илүү хурдан хувьсана.

Мөн κ нь шинэ мэдээллээс суралцах хурдыг илэрхийлнэ. κ өндөр байх тусам постериор шинэчлэлт $\tilde{e}_m$ -ийн нөлөө хүчтэй орж ирж, төлөв шинэ мэдээлэлд хурдан хариу үзүүлнэ. Харин κ бага байх тусам шинэчлэлт бага орж, динамик илүү smooth хадгалагдана.

Иймээс ϕ ба κ нь хоёулаа smooth-д нөлөөлөх боловч өөр өөр үүрэгтэй ϕ нь өнгөрсөн чиг хандлагыг хэр удаан санах, κ нь шинэ мэдээллээс хэр хурдан сурахыг тус тус удирдана.

2.3 Кохорт-IV загвар

2.3.1 Загварын үндэслэл

Энэхүү загварын гол зорилго нь бодлогын нөлөө үүссэн кохорт түвшний өөрчлөлтийг ашиглан тэтгэвэрт гарах магадлалын бодлогоор өөрчлөгдсөн хэсгийг том түүвэр дээр тогтвортой үнэлж, улмаар тодорхой өртсөн бүлэг дотор цалинд үзүүлэх нөлөөг тооцоолоход оршино. Энэхүү хандлага нь босго орчмын локал RDD загвартай харьцуулахад танилтын хувьд арай өргөн таамаглал шаарддаг хэдий ч түүврийн хэмжээ, нэгдүгээр шатны түүврийн хүч, мөн үнэлгээний тогтвортой байдлаар давуу талтай. Энэхүү загварыг дараах шалтгаантай сонгов. i), Бодлого сарын давтамжтай өөрчлөгдөж байгаа тул түүний нөлөөг тэтгэвэрт гарах магадлалаар дамжуулан хэмжих нь шууд босго орчмын харьцуулалтаас илүү бага стандарт алдаатай байх боломжтой. ii), Өндөр насны бүлэгт, ялангуяа эрэгтэйчүүдийн хувьд нас баралтаас шалтгаалсан сонгогдлын гажилт үүсэх эрсдэлтэй тул илүү их түүврийг ашиглах нь үнэлгээний тогтвортой байдлыг сайжруулна. iii), Түүнчлэн ашиглаж буй хувьсагч нь тэтгэвэрт гарах хүртэл амьд үлдэх магадлалын мэдээллийг тодорхой хэмжээнд шингээж байх боломжтой тул энэхүү хандлага нь судалгааны зорилготой илүү нийцэж байна.

Бодлогын нөлөөний дагуу c -р кохортод ногдох нэмэгдсэн ажилласан хугацааны нэмэгдэх шаард-

лагыг дараах байдлаар тодорхойлно:

$$d_c = \begin{cases} 0 & \text{хэрэв } c \leq c^*, \\ 3(c - c^*) & \text{хэрэв } c > c^*, \quad d_c \leq \bar{d}. \end{cases} \quad (10)$$

Энд c^* нь хүйс тус бүрийн бодлогын эхлэл (эрэгтэйд 1957, эмэгтэйд 1962), $\bar{d}$ нь дээд хязгаар (эрэгтэйд 60 сар, эмэгтэйд 120 сар) юм. Ийнхүү d_c нь хувь хүний сонголтоос биш, бодлогын урьдчилан тогтоосон кохорт-түвшний нөлөөг шууд тодорхойлно.

2.3.2 Нэгдүгээр шат: тэтгэвэрт гарах магадлалын бодлогын хэсэг

Нэгдүгээр шатанд бүх боломжит кохортийн өгөгдлийг ашиглан тэтгэвэрт гарах магадлалыг дараах тэгшитгэлээр үнэлнэ:

$$R_{ict} = \pi_0 + \pi_1 d_c + X'_{ict} \Gamma + u_{ict}. \quad (11)$$

Энд R_{ict} нь хувь хүн i , кохорт c , хугацаа t -д тэтгэвэрт гарсан эсэхийг илэрхийлэх хувьсагч; X_{ict} нь боловсрол зэрэг ажиглагдах хувь хүний шинжүүд; u_{ict} нь санамсаргүй алдаа болно.

Үндсэн загварын хувилбарт насыг нэгдүгээр шатанд оруулаагүй. Учир нь $c + a = t$ гэх тэнцэтгэл хангагдаж танилт муудах эрсдэлтэй мөн энэ шатны зорилго нь цалингийн насны ердийн нөлөөг тайлбарлах бус, бодлогоос шалтгаалсан тэтгэвэрт гарах магадлалын бодлогоор өөрчлөгдсөн тэтгэвэрт гарах магадлал нь том түүвэр дээр тогтвортой тооцоолоход оршино. Насны шууд нөлөөг хоёрдугаар шатанд тусад нь оруулснаар тэтгэвэрт гарах магадлалын суваг болон насны шууд сувгийг бие биенээс нь ялгаж үнэлнэ. Бүс нутгийн хувьсагчийг үндсэн загварт оруулаагүй бөгөөд шаардлагатай тохиолдолд робаст байдлын шалгалтын хэлбэрээр нэмж болно.

Энэ шатнаас гарсан таамагласан утгыг $\hat{R}_{ict}$ гэж тэмдэглэнэ.

2.3.3 Яагаад $\hat{R}_{ict}$ хүн бүрт өөр гардаг вэ?

Нэгдүгээр шатны таамагласан утга нь

$$\hat{R}_{ict} = \hat{\pi}_0 + \hat{\pi}_1 d_c + X'_{ict} \hat{\Gamma} \quad (12)$$

хэлбэртэй байна. Тиймээс нэг зорилтот төрсөн үеийн бүлэг дотор d_c тогтмол байсан ч $\hat{R}_{ict}$ нь хувь хүний боловсрол болон бусад ажиглагдах шинжүүдийн дагуу ялгаатай утга авна. Өөрөөр хэлбэл, тухайн кохортийн бүх гишүүнд бодлогоос үүдэлтэй нийтлэг шилжилт адил байх боловч тэтгэвэрт гарах таамагласан магадлал нь хувь хүний ажиглагдах шинжүүдээс шалтгаалан өөр өөр байна.

Хэрэв IV хувьсагчийг шууд II шатанд оруулсан бол нэг кохорт дээр ижил утгууд гүйх ба өөрөөр кохортын тогтмол нөлөө болно. Мөн өөр нэг асуудал $c + a = t$ тэнцэтгэл хангагдаж, IV болон нас нь шугаман хамаарал өндөр болж танилт эрс муудах эрсдэлтэй.

2.3.4 Хоёрдугаар шат: зорилтот төрсөн үеийн бүлэг доторх цалингийн үнэлгээ

Хоёрдугаар шатанд бодлогод өртсөн зорилтот төрсөн үеийн бүлэг $\tilde{c}$ дотор, зөвхөн цалинтай ажиллаж буй ($\text{paid_worker} = 1$) хүмүүсийн дэд түүвэр дээр дараах тэгшитгэлийг үнэлнэ энэ нь судалгааны асуулттай нийцэж байна:

$$y_{i\tilde{c}t} = \beta_0 + \beta_1 \hat{R}_{i\tilde{c}t} + \alpha_1 \text{age}_{i\tilde{c}t} + \alpha_2 \text{age}_{i\tilde{c}t}^2 + Z'_{i\tilde{c}t} \Delta + \varepsilon_{i\tilde{c}t}. \quad (13)$$

Энд

$$y_{i\tilde{c}t} = \ln \left(\frac{w_{i\tilde{c}t}}{\bar{w}_t} \right)$$

нь тухайн үеийн дундаж цалинтай харьцуулсан цалингийн логарифм; $Z_{i\tilde{c}t}$ нь хоёрдугаар шатны нэмэлт хяналтын хувьсагчид; $\varepsilon_{i\tilde{c}t}$ нь алдааны гишүүн болно.

Нас болон насны квадрат гишүүнийг хоёрдугаар шатанд оруулсан нь цалингийн насны шууд нөлөөг тусад нь барих зорилготой. Ийнхүү $\hat{R}_{i\tilde{c}t}$ нь тэтгэвэрт гарах бодлогоор өөрчлөгдсөн магадлал-ийн хэсгийг, харин age болон age^2 нь насны шууд нөлөөг тус тус дүрслэнэ.

2.3.5 Танилтын нөхцөлүүд

Энэхүү үнэлгээг хатуу локал дизайн гэхээсээ квази-шалтгаан нөлөө хоёр шатлалт дизайн гэж тодорхойлно. Шалтгаан-үр дагаврын тайлбар нь дараах дөрвөн нөхцөлд тулгуурлана.

i), (Relevance): бодлогын нөлөөг үүссэн d_c нь тэтгэвэрт гарах магадлалд хүчтэй нөлөөлдөг байх ёстой. Өөрөөр хэлбэл, $\pi_1 \neq 0$ байж, нэгдүгээр шат статистикийн хувьд хангалттай хүчтэй байх шаардлагатай.

ii), (Predetermined policy schedule): d_c нь хувь хүний одоогийн хөдөлмөрийн зах зээлийн сонголтоос биш, төрсөн оны бүлэгт ногдсон бодлогын нөлөөний шалтгаалан тогтоогдоно. Энэ нь урвуу шалтгааллын эрсдэлийг мэдэгдэхүйц бууруулна. Гэхдээ энэ нөхцөл нь кохорт хоорондын бүх ялгааг автоматаар арилгахгүй тул үнэлгээг квази-шалтгаан нөлөө хүрээнд тайлбарлах нь тохиромжтой.

iii), (Exclusion-like restriction): насны шууд нөлөө, ажиглагдах хувь хүний шинжүүд, мөн цалингийн тодорхойлолтоор шүүгдсэн макро трендийг хянасны дараа d_c -ийн цалинд үзүүлэх үлдсэн нөлөө голчлон тэтгэвэрт гарах магадлалаар дамжин илэрнэ гэж үзнэ. Өөрөөр хэлбэл, бодлогын нөлөө нь цалинд үзүүлэх нөлөөгөө тэтгэвэрт гарах магадлалын өөрчлөлтөөр дамжуулан илэрхийлнэ гэсэн таамаглал хэрэглэнэ.

iv) (Power motivation): локал RDD дизайн нь босго орчимд илүү цэвэр танилт өгөх боловч дээж жижиг, нэгдүгээр шатны хүч чадал сул байх эрсдэлтэй. Хоёр шатлалт арга нь харин илүү өргөн кохорт түвшний өөрчлөлтийг ашиглан нэгдүгээр шатыг тогтвортой болгодоогоороо давуу талтай.

2.3.6 Бодлогын нөлөөний задаргаа

Бодлогын кохорт түвшний өөрчлөлт d_c нь тэтгэвэрт гарах магадлалд нөлөөлөхөөс гадна ажил дээр үлдэх насыг нэмэгдүүлдэг. Иймд бодлогын цалинд үзүүлэх нөлөөг тэтгэвэрт гарах магадлалын

суваг болон насны суваг гэж хоёр хэсэгт задална.

Chain rule-ийн дагуу бодлогын тэтгэвэрт гарах магадлалаар дамжих дам нөлөө нь доорх байдалтай байна.

$$\frac{\partial \mathbb{E}[y]}{\partial d_c} = \frac{\partial \mathbb{E}[y]}{\partial \hat{R}} \cdot \frac{\partial \mathbb{E}[\hat{R}]}{\partial d_c} = \beta_1 \pi_1 \quad (14)$$

Нийт нөлөө. Хоёр сувгийг нэгтгэвэл, бодлого x сараар нэмэгдэх үеийн цалингийн хүлээгдэж буй өөрчлөлт

$$\Delta \mathbb{E}[y] = \underbrace{\beta_1 \pi_1 x}_{\text{тэтгэвэрт гарах магадлал дам нөлөө}} + \underbrace{(\alpha_1 + 2\alpha_2 \text{ age}) \frac{x}{12}}_{\text{насны суваг шууд нөлөө}} \quad (15)$$

болно. Нэгдүгээр гишүүн нь $d_c \rightarrow \hat{R} \rightarrow y$ гэсэн замаар дамжсан дам нөлөө, хоёрдугаар гишүүн нь $d_c \rightarrow \text{age} \rightarrow y$ гэсэн шууд нөлөө юм.

Бодлогын нөлөө зөвхөн эдгээр хоёр сувгаар бүрэн дамжина гэж үзэх боломжгүй. Тухайлбал, ажил олгогчоос хамаарах албан тушаал, ажлын байрны шатлалын өөрчлөлт, салбар болон ажил мэргэжлийн шилжилт, албан бус салбар, орлогын тасалдал, ажилласан цаг ба хөдөлмөрийн ачааллын өөрчлөлт, эрүүл мэнд болон хөдөлмөрийн бүтээмжийн сулрал, мөн өрхийн дотоод бүтцийн өөрчлөлт зэрэг сувгууд цалинд нөлөөлөх боломжтой боловч эдгээрийн тус бүрийн ахиу нөлөөг энэхүү судалгаанд тусад нь таньж, хэмжээгүй. Иймээс үндсэн үнэлгээнээс үлдэх тайлбарлагдаагүй хэсгийг бодлогын нөлөө огт байхгүй гэсэн утгаар бус, харин өгөгдлийн хязгаарлалт болон ажиглагдаагүй, шууд хэмжигдээгүй механизмуудын нийлмэл илэрхийлэл гэж ойлгох нь зүйтэй.

Мөн зарим боломжит сувгуудыг загварт хэсэгчлэн шингэсэн байх боломжтой. Тухайлбал, боловсрол зэрэг ажиглагдах хувь хүний шинжүүд мөн амьд үлдэх магадлал зэрэг далд шинжүүд нь нэгдүгээр шатны тэтгэвэрт гарах магадлалын индексэд орсон ба орсон байх боломжтой тул эдгээр хүчин зүйлийн тодорхой хэсэг R_b -д шингэсэн байж болно. Үүний нэгэн адил, макро орчны нийтлэг өөрчлөлтийг АРС загварын хугацааны бүрэлдэхүүн болон цалингийн тодорхойлолтоор тодорхой хэмжээнд шүүсэн, харин зөвхөн цалинтай ажиллагчдыг сонгосноос үүдэх сонгогдлын асуудлыг робаст шалгалтуудаар хэсэгчлэн хянасан. Гэсэн хэдий ч эдгээр сувгийг тус бүрээр нь цэвэрлэн ялгаж үнэлээгүй тул энэхүү судалгааны үндсэн параметрууд нь бүх механизмыг бүрэн задласан цэвэр шалтгаант нөлөө гэж бус, харин хоёр гол суваг давамгайлсан нөхцөл дэх куаси шалтгаант нөлөөний үнэлгээ болно.

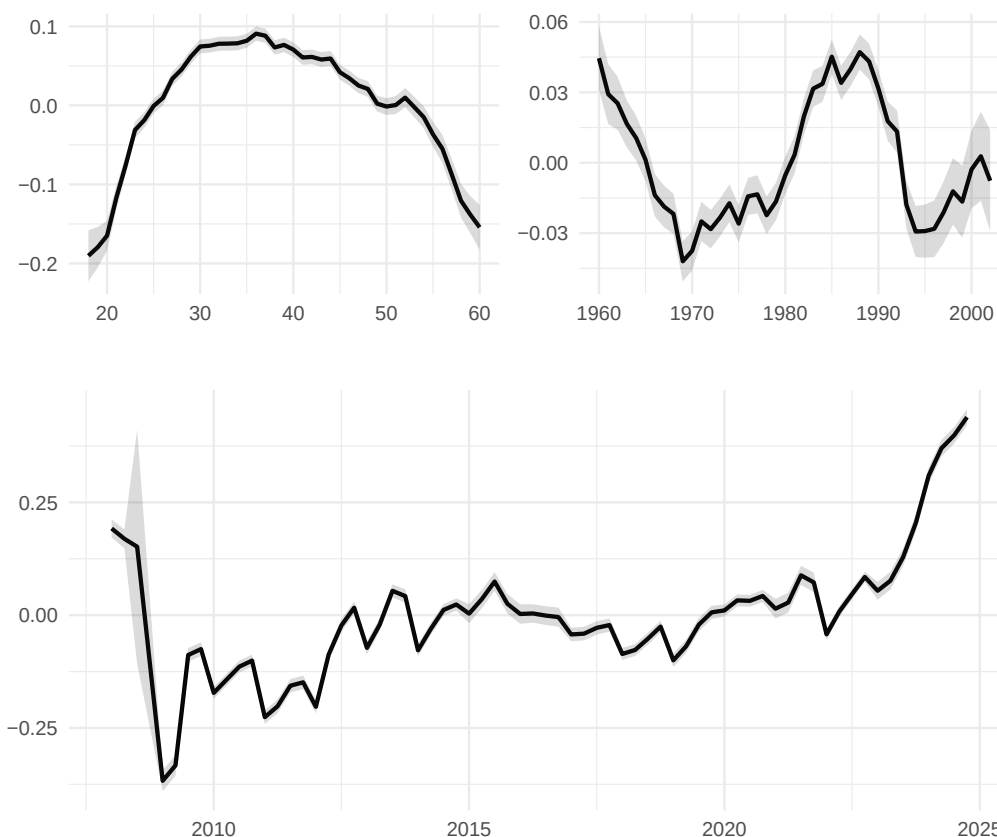
2.3.7 Стандарт алдаа тооцох

Нэгдүгээр шатны параметрийн тодорхойгүй байдал нь $\hat{R}_{ict}$ -ээр дамжин хоёрдугаар шатанд нэвтэрдэг тул ердийн стандарт алдаа дутуу үнэлэгдэх эрсдэлтэй. Энэ асуудлыг шийдвэрлэхийн тулд хоёр шатыг бүхэлд нь хамарсан bootstrap хэрэглэнэ. Тодруулбал, нэгдүгээр шатны тооцоо, таамагласан $\hat{R}_{ict}$, мөн хоёрдугаар шатны β_1 -ийг bootstrap давталт бүрд шинээр тооцож, үүний үр дүнд гарсан тархалтын стандарт хазайлтыг стандарт алдаа болгон ашиглана (Efron, 1979).

3 Үнэлгээ

3.1 APC загварын үнэлгээний үр дүн

Өрхийн нийгэм, эдийн засгийн судалгааны 2009–2023 оны, мөн ажиллах хүчний судалгааны 2008–2024 оны түүврийг нэгтгэн pooled өгөгдөл бүрдүүлж, 18–60 насны ажиглалтуудыг хамруулсан нийт 241,792 түүвэр дээр цалингийн APC загварыг үнэлэв. Нас-хугацаа-кохорт задаргаа нь дундаж бодит цалингийн динамикийн нийт вариацийн 87.84 хувийг тайлбарласан. Үүнээс хугацааны улирлын бүрэлдэхүүн 2.55 хувийг, харин насны нөлөө, хугацааны тренд, үеийн нөлөөний нийлбэр 85.28 хувийг тус тус тайлбарлав. Shapley (хувьсагчийг оруулж гаргах олон давтамжтай үнэлэлтийн дундаж R^2 -ын өөрчлөлт) задаргаагаар задлан үзвэл хугацааны тренд хамгийн өндөр хувь нэмэртэй бөгөөд нийт вариацийн 64.25 хувийг тайлбарлаж байна. Харин насны нөлөө 16.7 хувь, үеийн нөлөө 4.3 хувийг тус тус тайлбарлав. Иймээс бодит цалингийн динамикийн үндсэн хөдөлгөгч хүчин зүйл нь улирлын богино хугацааны хэлбэлзэл бус, харин макро орчны нийтлэг өөрчлөлтийг шингээсэн хугацааны тренд гэж үзэж болно.



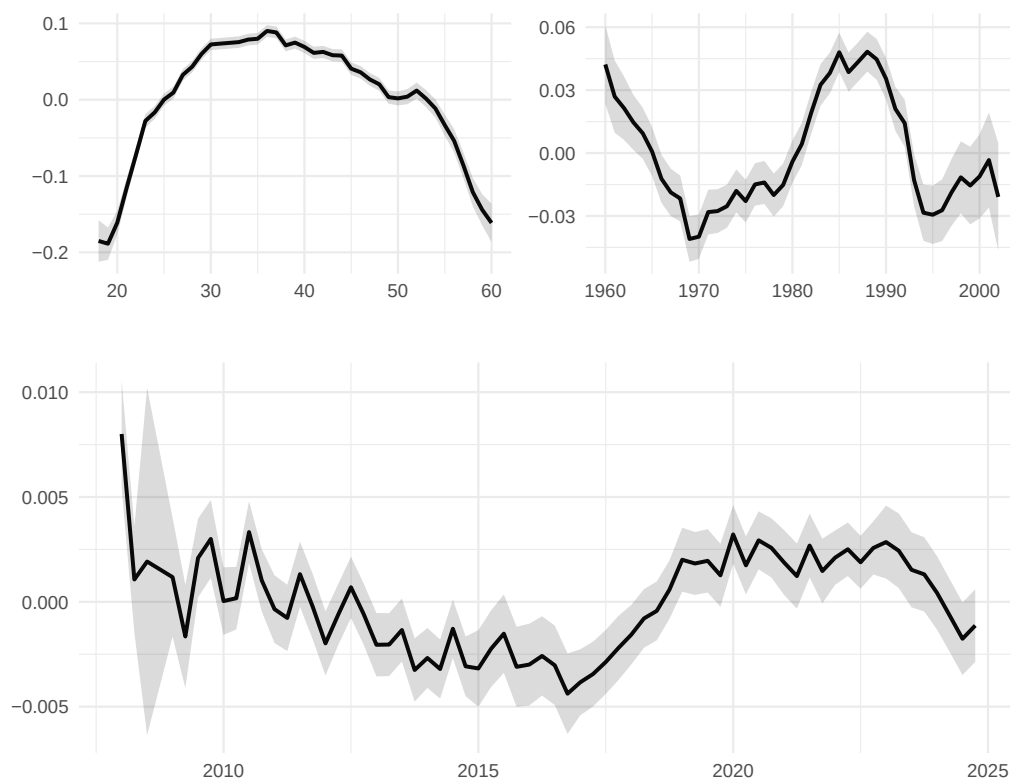
Зураг 1: Цалингийн APC үр дүн $Y = realwage$ (CI 95%)

Хүйсийн ялгаа нас болон үеийн нөлөөнд байна уу гэдгийг шинжлэхдээ тус тусын загваруудыг үнэлсэн. Тухайн хүн нь макро трендээс хамаараад сүүлийн 5 жилийн дундаж цалингаар тэтгэвэрээ бодуулах сонирхолтой байдаг наснаас хамаарсан 50-аас 54 насны дундаж нөлөө нь 0.24% ($SE =$

0.0067) ба энэ нь статистикийн хувьд дундаж цалингаас ялгаагүй харагдаж байна. Харин эрэгтэй хүн 20-иос дээш жил ажилласан бол 60 нас байдаг наснаас хамаарсан 55-аас 59 насны дундаж нь -9.07% ($SE = 0.012$) буюу тэтгэвэрт гарах үедээ дундаж цалингаас дундажаар 9 орчим хувиар бага цалин авахаар APC-ийн үр дүнгээс харагдаж байна.

Хүйсээс хамаарах орлогын ялгаа нь харьцангуй ялгаа багатай харагдаж байна статистикийн хувь ач холбогдолтой зөрүү нь 36-аас 40 насны хооронд эрэгтэй хүн илүү цалин авах хандлагатай харин 22-иос 26 насны хооронд эмэгтэй хүн илүү цалин авах хандлага ажиглагдаж байна. Харин тэтгэвэрт гарах насны орчимд хүйсийн ялгаа статистикийн хувьд ажиглагдахгүй байна.

$Y = w_{i,q}/w_q$ байх APC-ийн үнэлгээ хийгээд вариацийн задаргааг насны бүлгээр доорх байдлаар хийв. Үр дүн 50–54 насны бүлэгт төрсөн үеийн нөлөө харьцангуй өндөр харин 55–64 насанд насны нөлөө илүү дундаж цалингаас тухайн хүний цалин ялгаатай байгааг тайлбарлаж байна.



Зураг 2: Цалингийн APC үр дүн $Y = w_{i,q}/w_q$ (CI 95%)

Насны бүлэг	Бүрэлдэхүүн	Signal share	y share	Var(APC)	Var(y)	n
50–54	Age	5.84%	1.35%	0.000666	0.288	20774
	Period	0.955%	0.221%	0.000666	0.288	20774
	Cohort	93.2%	21.5%	0.000666	0.288	20774
55–59	Age	98.4%	33.7%	0.00129	0.378	6690
	Period	-2.72%	-0.93%	0.00129	0.378	6690
	Cohort	4.28%	1.46%	0.00129	0.378	6690
60–64	Age	97.0%	11.0%	0.000408	0.360	801
	Period	-0.985%	-1.12%	0.000408	0.360	801
	Cohort	3.95%	0.448%	0.000408	0.360	801

Хүснэгт 1: Shapley ашигласан вариацийн задаргаа: насны бүлгээр

Бодит цалин $\ln w_{it}$ -ийн APC задаргаанд хугацааны нөлөө маш хүчтэй гарч байгаа нь цалингийн өөрчлөлтийн ихээхэн хэсэг aggregate макро хөдөлгөөнтэй холбоотойг харуулна. Харин тухайн улирлын дундаж лог бодит цалингаас зөрөх зөрүү гэх хувьсагч ашиглахад хугацааны нөлөө нь бараг 0 ба CI нь -0.5%-аас -0.5% хооронд байна, нас болон кохорт бараг өөрчлөгдсөнгүй. Энэ нь мөчлөг болон кохортын бүтэц нь нийт эдийн засгийн нийтлэг цалингийн түвшний хөдөлгөөний нөлөө биш болохыг илтгэж байна. Иймээс тухайн параметрийн үнэлгээ нь мэдрэг биш, харин харьцангуй тогтвортой бөгөөд робаст шинжтэй болохыг харуулж байна.

Үе хооронд ялгаа нь хүйсийн хувьд 1984-өөс 1990 оны хооронд статистикийн хувьд ач холбогдолтой эрэгтэй хүн дундажаар 2 орчим хувиар илүү цалин авч байна. Цаашид 2039 оноос эхлэн тэтгэвэрт гарах иргэдийн хувьд хэрэв энэхүү зөрүү боловсрол, ур чадвар болон хөдөлмөрийн бүтээмжийн ялгаатай холбоотой тогтвортой шинжтэй хэвээр хадгалагдвал ирээдүйд тэтгэврийн зардлын дарамтад тодорхой хэмжээгээр нөлөөлөх боломжтой гэж үзэж байна.

3.2 Тэтгэвэр хойшлуулах хэтийн таамаглал ба симуляци

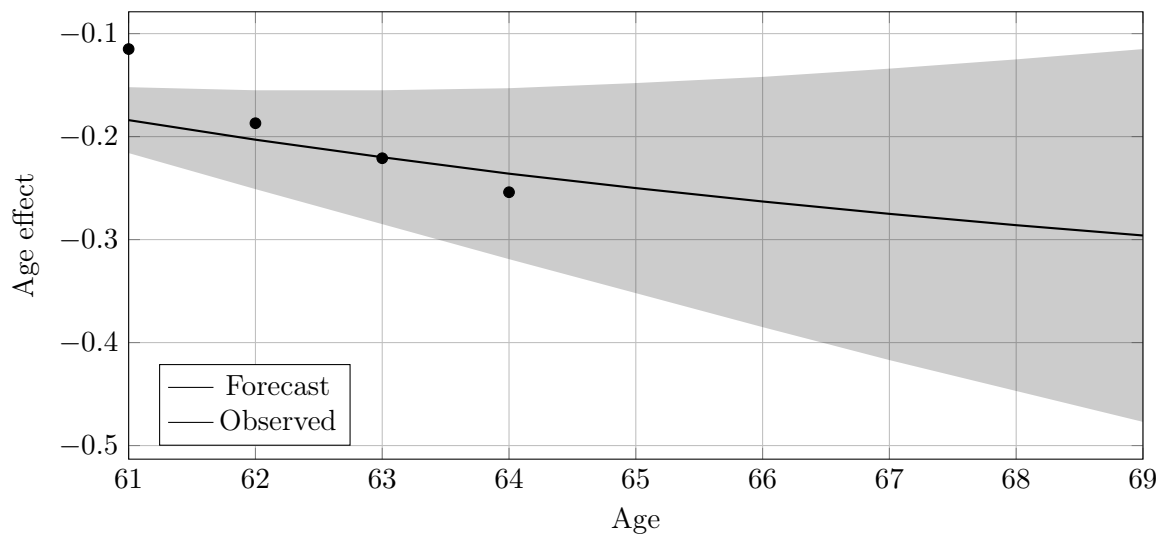
Энэ бүлэгт өмнөх хэсэгт үнэлсэн насны нөлөөний динамик дээр тулгуурлан тэтгэвэр хойшлох нөхцөлд өндөр насны нөлөө хэрхэн өөрчлөгдөхийг таамаглав. Гол зорилго нь тэтгэврийн нас нэмэгдэх үед тэтгэвэр бодох орлого, ялангуяа дундаж цалинтай харьцуулахад, өндөр насны бүлэгт хэрхэн хувьсаж болохыг үнэлэхэд оршино.

60 хүртэлх ажиглагдсан өгөгдлөөр үнэлсэн APC/state-space загвараас насны нөлөөний out-of-sample хэтийн таамаглал 61–69 нас хүртэл гаргав. Үүний дараа 61–64 насанд бодитоор ажиглагдсан насны нөлөөний хэтийн таамаглалтай харьцуулж, моделин tail-ийг шалгав. Харьцуулалтын үр дүнгээс харахад хэтийн таамаглалд өндөр насны нөлөө ерөнхий түвшинг боломжийн барьж байсан боловч бууралтын хурдыг бага зэрэг зөөлрүүлэн үнэлэх хандлагатай байв. Мөн, 62–64 насанд ажиглагдсан насны нөлөө нь хэтийн таамаглалын 95 хувийн итгэх завсарт байна.

Энэ үр дүн нь тэтгэврийн нас өсөх нь тэтгэврийн сангийн орлогыг өсгөнө гэсэн үг биш болохыг харуулж байна. Дундаж цалингаас харьцангуй бага буй бүлгүүдийн хувьд тэтгэвэр хойшлуулах бодлого нь шимтгэл төлөлтийн хугацааг уртасгах боловч тэтгэвэр бодох орлогын түвшинг сайжруулахгүй байх магадлалтай.

Age	Forecast	Forecast slope	Forecast SE	Lo95	Hi95	Obs.F	Obs.F slope	<i>n</i>
61	-0.184	-0.0188	0.0164	-0.216	-0.152	-0.115	-0.0247	185
62	-0.203	-0.0172	0.0243	-0.251	-0.155	-0.187	-0.0389	140
63	-0.220	-0.0157	0.0331	-0.285	-0.155	-0.221	-0.0370	57
64	-0.236	-0.0143	0.0425	-0.319	-0.153	-0.254	-0.0354	27
65	-0.250	-0.0130	0.0521	-0.352	-0.148	-0.290	-0.0372	0
66	-0.263	-0.0119	0.0621	-0.385	-0.142	-0.327	-0.0358	0
67	-0.275	-0.0108	0.0721	-0.417	-0.134	-0.363	-0.0345	0
68	-0.286	-0.0099	0.0823	-0.447	-0.125	-0.398	-0.0332	0
69	-0.296	-0.0090	0.0925	-0.477	-0.115	-0.431	-0.0320	0

Хүснэгт 2: Тэтгэвэр хойшлуулах хэтийн таамаглал



Зураг 3: Тэтгэвэр хойшлуулах хэтийн таамаглал (CI 95%)

61-ээс дээш насны ажиглагдсан цалин нь нийт түүврийн төлөөлөхөөр өндөр биш тул найдвартай биш байх боломжтой. Гэсэн хэдий ч ажиглагдсан 61–64 насны tail-тай харьцуулсан үнэлгээ нь хэтийн таамаглалын ерөнхий чиглэл, холдоогүй тогтвортой болохыг харуулж байна.

3.3 Хэрэгсэлүүр хувьсагчтай үнэлгээний үр дүн

3.3.1 Нэгдүгээр шатны үнэлгээ

Хүснэгт 3-д бодлогын нөлөөний дагуу тодорхойлогдох d_c хувьсагчийн тэтгэвэрт гарах магадлалд үзүүлэх нөлөөг харуулав. Бүх тохиолдолд $\hat{\pi}_1$ нь статистикийн хувьд маш өндөр ач холбогдолтой ($p < 0.001$) бөгөөд сөрөг тэмдэгтэй байна. Тухайлбал эрэгтэйд $\hat{\pi}_1 = -0.023$, эмэгтэйд $\hat{\pi}_1 = -0.041$ гэж тооцогдсон нь бодлогын нэмэгдсэн ажилласан хугацааны шаардлага нэг сараар өсөхөд тэтгэвэрт гарах магадлал буурч байна. Энэ нь онолын хувьд нийцтэй бодлого нь тэтгэвэрт гарах насыг хойшлуулдаг тул тэтгэвэрт гарах магадлал буурна. Нэгдүгээр шатны F -статистик бүх тохиолдолд 120–170 хооронд байгаа нь [Stock and Yogo \(2005\)](#)-ийн 10-ийн дээд хязгаараас хавьгүй дээгүүр тул сул хэрэгсэлүүр хувьсагчийн асуудал байхгүй. Проху баганад тэтгэвэрт гарсан эсэхийг олон асуултын хүрээнд тодорхойлсон болно.

Хүйс	Proxy	$\hat{\pi}_1$	SE	t	F	N
Эрэгтэй	retired_strict	-0.023***	(0.002)	-11.48	132	11,281
Эрэгтэй	retired_broad	-0.022***	(0.002)	-12.91	167	13,373
Эмэгтэй	retired_strict	-0.041***	(0.004)	-11.07	122	17,677
Эмэгтэй	retired_broad	-0.035***	(0.003)	-12.15	148	20,917

Тайлбар: Загвар: $R_{ict} = \pi_0 + \pi_1 d_c + PC'_{1-K}\Gamma + u_{ict}$. Нас оруулаагүй боловч тухайн хүйсээр ялгаатай 50 (4+ хүүхэд өсгөсөн эмэгтэйд 50 нас байдаг тул) ба 60 гэж насаар тасалсан дэд түүвэр. SE нь birth_year кластераар тооцогдсон. F нь Kleibergen F -статистик. * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Хүснэгт 3: Нэгдүгээр шат: d_c нь тэтгэвэрт гарах магадлалд үзүүлэх нөлөө

Хавсралт Ё-д үзүүлсэн нэгдүгээр шатны локал RDD шалгалтаар бодлогын эхлэл орчимд тэтгэвэрт гарах магадлалд сөрөг тасралт ажиглагдсан нь эхний шатын нөлөөний хэмжээ болон тэмдэгийг локал түвшинд дэмжсэн.

3.3.2 Хоёрдугаар шатны үнэлгээ

Хүйс	Proxy	Outcome	$\hat{\beta}_1$	SE (boot)	95% CI	N_{FS}	N_{SS}
Эрэгтэй	strict	y_{all}	0.111**	(0.030)	[0.063, 0.164]	11,281	9,858
Эрэгтэй	strict	y_{sex}	0.137***	(0.031)	[0.084, 0.190]	11,281	9,858
Эрэгтэй	broad	y_{all}	0.120**	(0.032)	[0.070, 0.176]	13,373	9,858
Эрэгтэй	broad	y_{sex}	0.148***	(0.032)	[0.095, 0.206]	13,373	9,858
Эмэгтэй	strict	y_{all}	0.110***	(0.019)	[0.064, 0.149]	17,677	8,625
Эмэгтэй	strict	y_{sex}	0.085***	(0.022)	[0.037, 0.119]	17,677	8,625
Эмэгтэй	broad	y_{all}	0.129***	(0.023)	[0.076, 0.176]	20,917	8,625
Эмэгтэй	broad	y_{sex}	0.100***	(0.026)	[0.044, 0.142]	20,917	8,625

Тайлбар: Загвар: $y_{ict} = \beta_0 + \beta_1 \hat{R}_{ict} + \alpha_1 age + \alpha_2 age^2 + PC'_{1-K}\Delta + \varepsilon_{ict}$. SE нь кохорт кластер bootstrap ($B = 300$). * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Хүснэгт 4: Хоёрдугаар шат: тэтгэвэрт гарах магадлалын цалинд үзүүлэх нөлөө ($\hat{\beta}_1$)

Хүснэгт 4-д зорилтот кохорт бүлэг дотор, зөвхөн цалинтай ажиллаж байгаа хүмүүсийн дэд түүвэр дээр үнэлэгдсэн. Дэд түүвэр сонгосон шалтгаан нь өндөр насны тэтгэвэр нь тухайн хүний

ажилласан хугацаанаас бүрдсэн, тэтгэврийн хэмжээ нь хамаарах цалингийн мэдээлэлд тулгуурлан тогтоогдохгоос бус, ажиллахгүй үеийн орлогоор шууд бодогдохгүй юм. Гэвч сонгогдсон түүврийн асуудал үүсгэх боломжтой гэхдээ уг судалгааны сэдэв уг дэд түүврийг хамрах тайлбар гаргах зорилготой. Мөн Хекмантай төстэй, хоёр шаттай бүтэц нь эхний шатны өргөн түүврийн мэдээллийг ашиглан хоёрдугаар шатны дэд түүвэртэй холбоотой гажуудлыг хэсэгчлэн бууруулахыг зорьсон хоёр шаттай ойролцоо логиктой гэж ойлгож болно. Хекман засварлсан үнэлгээ хийхэд сонголтын асуудлаас болж параметрийн үнэлгээ гажихгүй байгаа гэсэн үр дүн гарсан.

$\hat{\beta}_1 > 0$ -ийн тайлбар нь дараах байдалтай. Бодлогын нөлөөний дагуу тодорхойлогдох $\hat{R}_{ict}$ нь ажиллаж байгаа хүмүүсийн дунд тэтгэвэрт гарах магадлалаар хэмжинэ. Тэтгэвэрт гарах таамагласан магадлал өндөртэй хүмүүс нь дунджаар илүү туршлагатай, өндөр мэргэшилтэй байх тул харьцангуй өндөр цалинтай ажиглагдаж болно. Үүнээс гадна тэтгэвэр тогтоолгох үеийн орлогыг нэмэгдүүлэх зорилгоор байгууллагаас тэтгэвэрт ойртсон ажилтны цалинг түр хугацаанд өсгөх, нэмэгдэл олгох, эсвэл урамшууллын хэлбэрээр дэмжих хандлага байж болно. Ийм нөлөө нь $\hat{\beta}_1 > 0$ гарахад нөлөөлж болно. Гэвч бодлогын нөлөөгөөр $\hat{R}_{ict}$ буурдаг ($\hat{\pi}_1 < 0$) тул нөлөө нь $\hat{\beta}_1 \cdot \hat{\pi}_1 < 0$ буюу дам нөлөө нь цалинг бууруулдаг болж байна.

3.3.3 Бодлогын нөлөөний задаргаа

Хүснэгт 5-д бодлогын нэг сарын нэмэгдлийн цалинд үзүүлэх нийт нөлөөг тэтгэвэрт гарах магадлалын суваг болон насны суваг гэж задалсан үр дүнг харуулав.

Хүйс	Outcome	Retirement channel	Age channel	Нийт нөлөө	% Ret	% Age
Эрэгтэй	y_{all}	-0.003	-0.002	-0.004	61.2	38.8
Эрэгтэй	y_{sex}	-0.003	-0.002	-0.005	65.4	34.6
Эмэгтэй	y_{all}	-0.005	-0.001	-0.006	77.0	23.0
Эмэгтэй	y_{sex}	-0.004	-0.001	-0.005	78.2	21.8

Тайлбар: Тэтгэвэрт гарах магадлалын суваг $= \hat{\beta}_1 \hat{\pi}_1 x$, насны суваг $= (\hat{\alpha}_1 + 2\hat{\alpha}_2 age)/12 \cdot x$, Нийт $=$ хоёрын нийлбэр. **retired_strict** проху, y_{all} болон y_{sex} хамааран хувьсагч ашигласан.

Хүснэгт 5: Тэтгэвэрт гарах хугацаа нэг сараар нэмэгдсэн ($x = 1$)-ийн нийт нөлөөний задаргаа

Хүснэгт 5-аас харахад бодлогын нийт нөлөө нь сөрөг бөгөөд тэтгэвэрт гарах магадлалын суваг нь насны сувгаас өндөр нөлөөтэй. Тодруулбал, эрэгтэйд нийт сөрөг нөлөөний 61–65 хувь нь тэтгэвэрт гарах магадлалын сувгаар, үлдсэн 35–39 хувь нь насны шууд сувгаар тайлбарлагдана. Эмэгтэйд энэ харьцаа илүү тодорхой бөгөөд 77–78 хувь нь тэтгэвэрт гарах магадлалын сувгаар дамждаг. Эдгээр үр дүн нь тэтгэврийн насыг хойшлуулах бодлогын харьцангуй цалинд үзүүлэх сөрөг нөлөө голчлон тэтгэвэрт гарах магадлалын өөрчлөлтөөр дамжиж байгааг харуулна.

Нөлөөний задаргааны тайлбарыг шалгах робаст хийхэд тэтгэвэрт гарах магадлалын индекс нь насны хувьсагчтай статистикийн хувьд хамааралтай боловч тайлбарлах чадвар бага байсан нь энэхүү суваг насны шууд нөлөөг дангаар орлож буй хэмжүүр биш байна.

3.3.4 Үр дүн

Дээрх үнэлгээнүүд нь хэд хэдэн чухал дүгнэлтийг агуулаж байна.

i), бодлогын нэмэгдсэн ажилласан хугацааны шаардлага нь тэтгэвэрт гарах магадлалыг статистикийн хувьд өндөр ач холбогдолтойгоор бууруулдаг. Эмэгтэйд буурах хэмжээ ($\hat{\pi}_1 = -0.041$) нь эрэгтэйхээс ($\hat{\pi}_1 = -0.023$) ойролцоогоор хоёр дахин их байна. Энэ нь эмэгтэй ажилтнуудын тэтгэвэрт гарах шийдвэр бодлогод илүү мэдрэмтгий болохыг илтгэнэ.

ii), хоёрдугаар шатны $\hat{\beta}_1 > 0$ нь тэтгэвэрт гарах Магадлал болон харьцангуй цалин хооронд эерэг хамаарал байгааг харуулна. Энэ нь туршлагатай, дундаас дээш мэргэжлийн ажилтнууд нь тэтгэвэрт гарах насаа хойшлуулах хандлагатай байхын зэрэгцээ харьцангуй өндөр цалин авдаг мөн байгууллагаас тэтгэвэрт гарах үед цалингаар дэмждэг гэсэн тайлбартай байж болно.

iii), задаргааны үр дүн нь тэтгэвэр гарах магадлалын суваг нь насны сувгаас өндөр нөлөөтэй байгааг харуулж байна. Ялангуяа эмэгтэйд нийт сөрөг нөлөөний 77–78 хувь нь тэтгэвэрт гарах магадлалын сувгаар дамждаг. Энэ нь бодлогын нөлөөний тайлбарт тэтгэвэрт гарах шийдвэрийн өөрчлөлт нь насны шууд нөлөөнөөс илүү чухал үүрэг гүйцэтгэж байгааг илэрхийлнэ.

iv), y_{sex} хамааран хувьсагчид ($\hat{\beta}_1 = 0.137$, эрэгтэй) болон y_{all} хамааран хувьсагчид ($\hat{\beta}_1 = 0.111$, эрэгтэй) ялгаа байгаа нь хүйс дотрын цалингийн харьцааг хэмжих нь нийт дунджаас хэмжихтэй харьцуулахад ялгаатай дундаж гаргадагтай холбоотой.

v), хавсралтаар оруулсан робаст үнэлгээ болох RDD нь нийцтэй үр дүн өгч байна. Тухайлбал, эмэгтэйчүүдийн хувьд хамгийн эхний бодлогын босго дээрх RDD үнэлгээнүүд -0.068-аас -0.071 орчим сөрөг утгатай гарч, үндсэн дүгнэлттэй нийцсэн. Харин placebo cutoff тест дээр статистикийн хувьд ач холбогдолтой тасралт илрээгүй нь үндсэн үр дүнг зүгээр үе хоорондын санамсаргүй ялгаа биш байх боломжтой гэж гарсан. Ийм учраас эмэгтэйчүүдийн хувьд нөлөө нь илүү бодиттой байна.

4 Дүгнэлт

Энэхүү судалгаанд Монгол Улсын ажиллах хүчний судалгааны 2010–2024 оны болон өрхийн нийгэм, эдийн засгийн судалгааны 2009–2023 оны нийт 241,792 ажиглалтад тулгуурлан тэтгэвэрт гарах насны хойшлол нь тэтгэвэр бодох харьцангуй цалингийн түвшинд хэрхэн нөлөөлж байгааг өөр өөр аргазүйн хүрээнд судаллаа. Загвар тус бүрийн үндсэн дүгнэлтийг дор нэгтгэн тайлбарлав.

i), state-space APC загварын үр дүнгээс дундаж бодит цалингийн динамикийн вариацийн 87.84 хувь нь нас, хугацаа, төрсөн үеийн нөлөөгөөр тайлбарлагдаж байна. Shapley задаргааны дагуу хугацааны нөлөө 64.25 хувь, насны нөлөө 16.7 хувь, үеийн нөлөө 4.3 хувийг тус тус тайлбарлав. Харьцангуй цалин $y_{ict} = \ln(w_{ict}/\bar{w}_t)$ ашиглахад хугацааны нөлөө бараг тэгт ойртдог нь макро тренд нь $\bar{w}_t$ -ээр нөлөө нь маш бага байна. Насны нөлөөллийн үнэлгээнд эрэгтэйчүүдийн 55–59 насны дундаж харьцангуй цалин нь дундажаас -9.07% ($SE = 0.012$) доогуур байгаа нь тэтгэвэрт гарах үеийн орлого буурч буйг илтгэж байна. Вариацийн задаргаанаас 50–54 насанд кохорт нөлөө хүчтэй бол нас ахих тусам насны нөлөө хүчтэй болдог гэж үр дүн гарсан. Мөн APC загвараар хэтийн таамаглал хийхэд 65 насанд дундаж цалингаас 25%-иар бага цалин авахаар таамаглал гарсан.

ii), Кохорт IV загварын нэгдүгээр шатны F -статистик бүх тохиолдолд 120–170 хооронд байгаа нь хүчтэй хэрэгсэлүүр хувьсагч болохыг харуулж байна мөн хавсралт дахь I шатны RDD үнэлгээгээр тасралтын хэмжээ болон тэмдэг ойролцоо гарсан байгаа нь мөн нийцэж байна. II шатны үнэлгээгээр бодлогоор нэмэгдсэн ажилласан хугацааны шаардлага нэг сараар өсөхөд тэтгэвэрт гарах магадлал эрэгтэйд -0.023 , эмэгтэйд -0.041 нэгжээр буурч байгаа ба уг үнэлгээг RDD-аар робаст хийхэд эмэгтэйчүүдэд цалингийн бууралт ажиглагдсан болно. II шатны $\hat{\beta}_1 > 0$ нь тэтгэвэрт гарах магадлал өндөртэй хүмүүс харьцангуй өндөр цалинтай байдаг ба нийт нөлөө $\hat{\beta}_1 \hat{\pi}_1 < 0$ байгаа нь бодлогын дам нөлөө нь цалинд сөргөөр нөлөөлсөн гэж дүгнэж байна. Гэвч Хекман үнэлхэд параметрийн гажилт бага гэж гарсан ба иймээс үндсэн дүгнэлтийг параметрийн таамаглалын хүрээнд робаст гэж тайлбарлах боловч сонголтын асуудалгүй гэж баталгаа байхгүй. Нөлөөний задаргааны үр дүнгээс эрэгтэйд нийт сөрөг нөлөөний 61–65%, эмэгтэйд 77–78% нь тэтгэвэрт гарах магадлалын сувгаар дамжиж байгаа нь дам нөлөө насны сувгаас өндөр нөлөөтэй болохыг харуулав. Ялангуяа эмэгтэйчүүдийн тэтгэвэрт гарах шийдвэр бодлогод эрэгтэйчүүдээс ойролцоогоор хоёр дахин илүү мэдрэмтгий болохыг нэгдүгээр шатны параметрийн харьцуулалт илтгэв. Иймээс эмэгтэйчүүдийн хөдөлмөрийн зах зээлийн болон тэтгэвэрт гарах шийдвэрүүд бодлогын параметрийн өөрчлөлтөнд илүү мэдрэмтгий байж болзошгүй гэсэн тайлбар [U.Dulamsuren \(2025\)](#) судалгаатай нийцтэй байна. Сануулахад, бодлогын хувьсагч нь кохорт түвшинд тодорхойлогдож байгаа тул тэтгэвэрт гарах магадлалын суваг болон насны сувгаас өөр нэмэлт сувгийг тусад нь танихад кохортын нөлөөтэй холигдох эрсдэл өндөр иймээс бид онолын хувьд хамгийн шууд тайлбарлагдах хоёр сувгийг задалж, үлдэх хэсгийг куази шалтгаан нөлөө хүрээнд болгоомжтой тайлбарлаж байгаа.

Бодлогын зөвлөмжийн хувьд тэтгэвэрт гарах насыг нэмэгдүүлэх нь шимтгэл төлөлтийн хугацааг уртасгах боловч тэтгэвэр бодох цалингийн харьцангуй түвшинг сайжруулахгүй байх, харин ч бууруулж болзошгүй. APC-ийн симуляцийн үр дүнд тэтгэвэрт гарах насыг нэг жилээр хойшлуулах бүрт тэтгэвэр бодох орлогын дундажтай харьцах алдагдлыг нөхөхийн тулд жил тутмын нэмэгдэл тэтгэврийг насаар ялгаатай тооцох ба одоогийн 1.5%-ийг тогтмол бус хувьсах байдлаар тогтоох шаардлагатайг харуулж байна. Мөн IV-ийн үр дүнгээс эмэгтэйчүүдийн тэтгэвэрт гарах шийдвэрт бодлого илүү мэдрэмтгий байж болзошгүй тул эмэгтэйчүүдэд чиглэсэн ялгаатай нэмэгдлийн бодлогын боломжийг тусад нь судлах нь зүйтэй.

Ашигласан ном

- Deaton, A. and Paxson, C. (2000). Growth and saving among individuals and households. *The Review of Economics and Statistics*, 82(2):212–225.
- Deaton, A. S. and Paxson, C. H. (1994). Saving, growth, and aging in taiwan. In Wise, D. A., editor, *Studies in the Economics of Aging*, pages 331–357. University of Chicago Press, Chicago.
- Dorfman, M. C. (2020). Mongolia: Policy options for pension reform. Technical report, World Bank. Open Knowledge Repository lists publication date 2018-05-01 and date 2020-07-24; accessed 2026-02-28.
- Efron, B. (1979). Bootstrap methods: Another look at the jackknife. *The Annals of Statistics*, 7(1):1–26.
- Frimmel, W. (2021). Later retirement and the labor market re-integration of elderly unemployed workers. *The Journal of the Economics of Ageing*, 19:100310.
- Gibson, J. and Scobie, G. (2001). A cohort analysis of household income, consumption and saving. *New Zealand Economic Papers*, 35(2):196–216.
- Gombodorj, G., van Ophem, J., and Nyam-Ochir, G. (2019). Financial literacy and pension planning of mongolian herders. *Annals of the University of Oradea: Economic Science*, 28(2):137–149. DOAJ metadata entry accessed 2026-02-28.
- Lim, G. C. and Zeng, Q. (2016). Consumption, income, and wealth: Evidence from age, cohort, and period elasticities. *Review of Income and Wealth*, 62(3):489–508.
- Mäki-Fränki, P. (2022). The effects of age and cohort on household saving. Technical Report 6/2022, Bank of Finland.
- Neuland, S., Ortiz, I., Peyron Bista, C., Amgalan, L., and De, L. (2016). Universal old-age pensions in mongolia. ILO brief; accessed 2026-02-28.
- Staubli, S. and Zweimüller, J. (2013). Does raising the early retirement age increase employment of older workers? *Journal of Public Economics*, 108:17–32.
- Stock, J. H. and Yogo, M. (2005). Testing for weak instruments in linear iv regression. In Andrews, D. W. K. and Stock, J. H., editors, *Identification and Inference for Econometric Models: Essays in Honor of Thomas Rothenberg*, pages 80–108. Cambridge University Press.
- U.Dulamsuren (2025). Does the transition of the social insurance system have an impact on labor supply? empirical evidence from mongolia. *Economics: Theory and Practice*, (38). Issue labeled as 2024; published on 2025-04-02.
- World Bank (2011). Mongolia policy options for pension reform. Policy note, World Bank. Open Knowledge Repository entry indicates publication date 2011-01-20; accessed 2026-02-28.

- Бурмаа, and Мөнгөнтуяа, (2020). Монгол Улсад “Олон давхаргат тэтгэврийн тогтолцоо”-г хэрэгжүүлэх асуудалд. *Journal of Business and Innovation (Бизнес & Инноваци)*, 6(2):4–15. Journal page also shows online publication date 2023-02-07; issue labeled Vol. 6 No. 2 (2020). Accessed 2026-02-28.
- Мөнхжаргал, (2024). Тэтгэврийн босго нас тогтооход хүн ам зүйн хүчин зүйлийг харгалзах нь. *Mongolian Journal of Population*, 34(1):33–50. Published June 10, 2024; accessed 2026-02-28.
- Нарантулга, , Эрдэнэчимэг, , Ариунаа, , Ганзориг, , and Наранцэцэг, (2019). Өндөр насны тэтгэврийн тогтолцооны өнөөгийн байдал. Commissioned study; national platform entry uploaded 2023-04-05. Accessed 2026-02-28.
- Тунгалаг, and Дагвадорж, (2006). Монгол хүний тэтгэврийн насны судалгаа, прогноз. *Mongolian Journal of Population*, 15(2). Issue labeled Vol. 15 No. 2 (2006); archive page shows online publication date 2023-04-24. Accessed 2026-02-28.
- Хөдөлмөр, нийгмийн хамгааллын сургалт, үнэлгээ, судалгааны институт (2023). Ганц бие ахмад настны тэтгэврийн зарцуулалт, хүртээмжийн судалгаа. Platform entry indicates study conducted in 2023 and uploaded 2023-12-26; accessed 2026-02-28.

Хавсралт А. АРС-ийн онол ба робаст

А.1. state-space АРС загвар

state-space АРС загварт нас, хугацаа, мөн төрсөн үеийн аль нэг нөлөөг ерөнхийд нь ξ_m гэж тэмдэглэе. Эдийн засгийн утгаараа энэ нь тухайн хэмжээсийн дагуу ажиглагдахгүй, харин өгөгдлөөс гарч ирэх далд хувьсагч юм. Тухайлбал, нас тохиолдолд насны мөчлөгтэй холбоотой орлого, хугацаа тохиолдолд макро орчин болон нийтлэг хугацааны нөлөө, кохорт тохиолдолд боловсролын чанар, хөдөлмөрийн зах зээл, институцийн орчин, соёл, тэтгэврийн хүлээлт, эрсдэлийн ялгаа зэрэг тухайн үеийн онцгой шинжийг шингээсэн далд хувьсагч гэж ойлгож болно. Ийм нөлөөг тогтмол параметрээр загварчилахын оронд далд локал тренд бүтэцтэйгээр

$$\xi_m = z_m, \quad (16)$$

$$z_m = z_{m-1} + g_{m-1} + e_m, \quad e_m \sim \mathcal{N}(0, \sigma_e^2), \quad (17)$$

гэж загварчилна. Энд z_m нь тухайн далд бүрэлдэхүүний түвшин, g_m нь түүний тухайн орчимын налалтыг (локал тренд) илэрхийлнэ. Нэг алхмын өмнөх таамагласан түвшинг

$$a_m = z_{m-1} + g_{m-1} \quad (18)$$

гэж тэмдэглэе.

Одоо y_i нь ажиглагдах хамаарагч хувьсагч байг. m -р далд бүрэлдэхүүнд хамаарах ажиглалтуудын индексийн олонлогийг $\mathcal{I}_m$ гээ. Хэмжилтийн тэгшитгэлийн тухайн бүрэлдэхүүнээс бусад бүх хэсгийг

$$\mu_i^{(-m)} \quad (19)$$

гэж тэмдэглэвэл хэмжилтийн хэсэг

$$y_i = \mu_i^{(-m)} + z_m + \nu_i, \quad \nu_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma_u^2), \quad i \in \mathcal{I}_m \quad (20)$$

болно.

Ингэвэл Bayes-ийн томъёогоор,

$$p(z_m \mid y_{\mathcal{I}_m}, a_m) = \frac{p(y_{\mathcal{I}_m} \mid z_m) p(z_m \mid a_m)}{\int p(y_{\mathcal{I}_m} \mid z_m) p(z_m \mid a_m) dz_m} \quad (21)$$

Үүнээс логарифм авсан постериор кернел нь

$$\ell_m(z_m) = \log p(y_{\mathcal{I}_m} \mid z_m) + \log p(z_m \mid a_m) + C \quad (22)$$

$$= -\frac{1}{2\sigma_u^2} \sum_{i \in \mathcal{I}_m} (y_i - \mu_i^{(-m)} - z_m)^2 - \frac{1}{2\sigma_e^2} (z_m - a_m)^2 + C \quad (23)$$

гэж бичигдэнэ. Эндээс постериор градиент нь

$$\frac{\partial \ell_m(z_m)}{\partial z_m} = \frac{1}{\sigma_u^2} \sum_{i \in \mathcal{I}_m} (y_i - \mu_i^{(-m)} - z_m) - \frac{z_m - a_m}{\sigma_e^2} \quad (24)$$

болно. Харин постериор Хессиан матриц нь

$$\frac{\partial^2 \ell_m(z_m)}{\partial z_m^2} = -\frac{N_m}{\sigma_u^2} - \frac{1}{\sigma_e^2}, \quad N_m = |\mathcal{I}_m| \quad (25)$$

байна.

Иймээс a_m -г эхний утга гэж авч, тухайн далд түвшний шинэчлэлтийг нэг алхмын Ньютон–Рафсон шинэчлэлт байдлаар,

$$z_m^{(1)} = a_m - \left(\frac{\partial^2 \ell_m(z_m)}{\partial z_m^2} \right)^{-1}_{z_m=a_m} \frac{\partial \ell_m(z_m)}{\partial z_m} \Big|_{z_m=a_m} \quad (26)$$

гэж тодорхойлъя. Тэгвэл шинэчлэлт нь

$$\tilde{e}_m = z_m^{(1)} - a_m \quad (27)$$

болно. Гауссын тохиолдолд энэхүү Ньютон–Рафсон шинэчлэлт нь постериор моодтой ижил, өөрөөр хэлбэл $z_m^{(1)} = \hat{z}_m$.

Тэгвэл шинэчлэлт нь

$$\tilde{e}_m = \frac{\sigma_e^2}{\sigma_u^2 + N_m \sigma_e^2} \sum_{i \in \mathcal{I}_m} (y_i - \mu_i^{(-m)} - a_m) \quad (28)$$

гэж бичигдэнэ. Тухайн бүрэлдэхүүний дундаж үнэлгээний алдааг

$$\bar{r}_m = \frac{1}{N_m} \sum_{i \in \mathcal{I}_m} (y_i - \mu_i^{(-m)} - a_m) \quad (29)$$

гэж тэмдэглэвэл

$$\tilde{e}_m = \frac{N_m \sigma_e^2}{\sigma_u^2 + N_m \sigma_e^2} \bar{r}_m = \frac{\sigma_e^2}{\frac{\sigma_u^2}{N_m} + \sigma_e^2} \bar{r}_m \quad (30)$$

болно.

Ингэснээр локал налалтын шинэчлэлтийг

$$g_m = \phi g_{m-1} + \kappa \tilde{e}_m \quad (31)$$

гэж бичиж болно. Энд $\tilde{e}_m$ нь тухайн далд бүрэлдэхүүний ажиглагдсан үнэлгээний алдааг постериор-аар жинлэсэн Newton шинэчлэлт, κ нь энэхүү шинэчлэлтийг налалтын state-д оруулах суралцах хурд юм. Хэмжилтийн алдаа σ_u^2 бага, эсвэл тухайн бүрэлдэхүүнд хамаарах ажиглалтын тоо N_m их байх тусам энэ шинэчлэлт хүчтэй болж, далд нөлөө өгөгдөлд илүү хүчтэй шинэчлэгдэнэ. Харин state uncertainty σ_e^2 бага байвал приор үнэлгээ илүү хүчтэй тул шинэчлэлт агшиж, динамик илүү smooth

хадгалагдана. Иймээс энэхүү бүтэц нь нас, хугацаа, кохортийн аль ч нөлөөг онолоор урьдчилан тогтоох бус, өгөгдлийн үнэлгээний алдаагаас Ньютон төрлийн постериор шинэчлэлт ашиглан цаг хугацаанаар хувьсах параметр (TVР) байдлаар загварчилав.

А.2. Робаст

АРС вариацийн задаргаа нь бодит өгөгдөл дээр шууд ажиглагддаггүй тул танилтын чанарыг зөвхөн бодит түүврээс дүгнэх боломжгүй. Иймээс энэхүү судалгаанд Monte Carlo буюу хийсвэр өгөгдөл дээр туршилт хийж state-space АРС үнэлэгч далд бүрэлдэхүүнүүдийг бодит түүвэртэй төсөөтэй эсвэл илүү хүнд сүүлтэй алдаатай үед хэр сайн таниж байгааг шалгав.

Симуляци бүрд суурь үнэлгээнээс гарсан АРС дээр хуурмаг динамик үүсгэж энэ дээр санамсаргүй шок нэмж хийсвэр ажиглалтууд үүсгэсэн. Дараа нь эдгээр хиймэл өгөгдөл дээр загварыг дахин үнэлж, үнэлэгдсэн нас, хугацаа, төрсөн үеийн нөлөөг бодит далд бүрэлдэхүүнүүдтэй харьцуулав. Санамсаргүй алдааг хоёр өөр арга болон тархалтаар авч үзэв. i), бодит микро өгөгдлийн алдааг ялган хиймэл өгөгдөл дээр оруулан буцаан танихыг шалгах. ii), Хүнд сүүлтэй тархалтын нөлөөг шалгах зорилгоор $\nu = 5$ чөлөөний зэрэгтэй Student- t шок ашиглав.

Хүснэгт 6-оос харахад далд АРС бүрэлдэхүүнүүдийн сэргээх чадвар маш өндөр гарсан. Ялгасан шоктой үед нас, кохорт, хугацаа бүрэлдэхүүнүүдийн танилтын хувь нь харгалзан 0.990, 0.966, 0.998 байгаа бөгөөд дундаж RMSE нь бүх тохиолдолд 0.009-аас бага байсан. Student- t санамсаргүй алдааны хувилбарт үр дүн нэг их өөрчлөгдөөгүй бөгөөд нас, кохорт, хугацаа бүрэлдэхүүнүүдийн вариацийн танилтын хувь нь 0.990, 0.969, 0.998 байв. Энэ state-space АРС үнэлэгч нэлээд тогтвортой, хүнд сүүлтэй алдаанд ч мэдрэг биш байгааг харуулж байна.

Шок ын төрөл	Бүрэлдэхүүн	n_{ok}	RMSE	MAE	Bias	Iden%	95% Coverage
Өгөгдлөөс ялгасан	Age	99	0.00831	0.00669	-0.00221	0.990	0.814
	Cohort	99	0.00732	0.00587	0.00108	0.966	0.697
	Period	99	0.00877	0.00684	0.00053	0.998	0.708
Student- t ($\nu = 5$)	Age	97	0.00810	0.00648	-0.00230	0.990	0.816
	Cohort	97	0.00693	0.00554	0.00108	0.969	0.798
	Period	97	0.00878	0.00686	0.00058	0.998	0.697

Хүснэгт 6: Monte Carlo симуляци

Дээрх state-space загвар нь далд нас, хугацаа, кохорт бүрэлдэхүүнүүдийг параметрийн үнэлгээний хувьд сайн таамаглаж байна. Ялангуяа нас болон хугацаа бүрэлдэхүүнүүд илүү сайн таниж, кохорт бүрэлдэхүүн ч өндөр робаст байна. Гэвч параметрийн итгэх түвшний танилт нь статистикийн итгэх түвшнээс доогуур байна үүний шалтгаан нь параметрийн танилт ба стандарт алдааны танилт хооронд trade-off байж болох юм. Уг робаст-ын үр дүнд state space АРС загварын танилт хүчтэй болохыг харуулж байна.

Хавсралт Б. Бусад загварын үнэлгээ

Б.1. RDD загварын үнэлгээний үр дүн

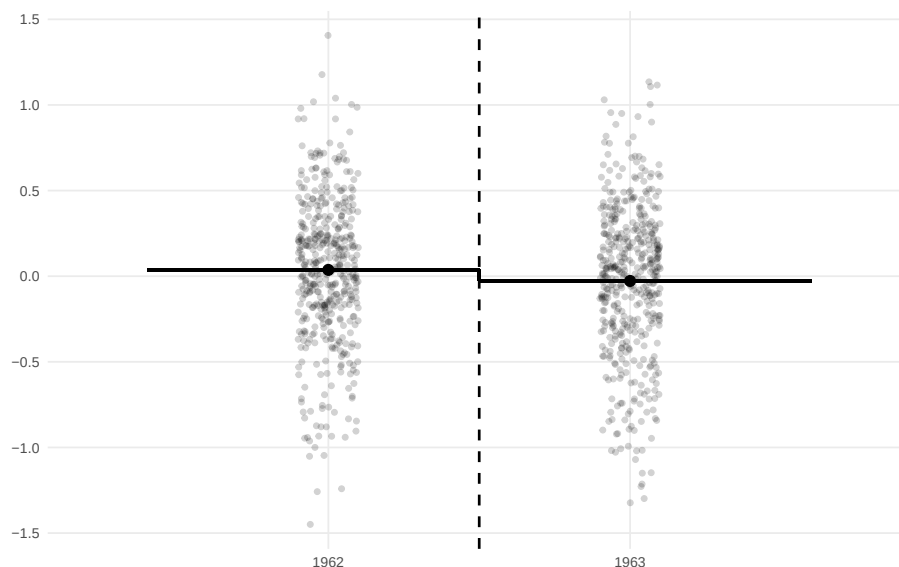
RDD загвараар өмнөх тогтолцоогоор тэтгэвэрт гарсан шинэ тогтолцоогоор тэтгэвэр гарсан гэж тайрах бус илүү локал 1962, 1963 төрсөн үеээр зааглах ба эдгээр бүлгүүдийн 54 болон 55 настай дэд бүлэг хамаарах байдлаар хийнээ. Энэхүү нөхцөлд RDD аргаар үнэлгээ хийх нь боломжтой гэж үзэв. Учир нь бодлогын хамрагдалт нь төрсөн он, төрсөн хугацаанд суурилсан хатуу босгоор тодорхойлогдож байгаа бөгөөд хувь хүн өөрийн төрсөн он, төрсөн хугацааг бодлогын шилжилтэд нийцүүлэн сонгох боломжгүй. Иймээс тайралт орчим нь үндсэндээ экзоген гэж үзэх үндэстэй. Үүнээс гадна APC-ийн үнэлгээгээр 1962 ба 1963 оны төрсөн cohort-уудын хоорондох цалингийн ялгаа ердөө -0.2% байгаа нь үе хоорондын ялгаа бараг байхгүй байгааг харуулж байна.

Outcome	Estimate	Std. Error	p -value	n_{left}	n_{right}
Panel A. Female					
Quarter all workers	-0.0706	0.0356	0.0476	905	463
Quarter same sex	-0.0699	0.0356	0.0497		
Month all workers	-0.0676	0.0355	0.0572		
Month same sex	-0.0688	0.0353	0.0518		
Panel B. Male					
Quarter all workers	-0.0018	0.0773	0.9815	394	209
Quarter same sex	-0.0005	0.0774	0.9948		
Month all workers	-0.0212	0.0813	0.7942		
Month same sex	-0.0281	0.0816	0.7312		

Хүснэгт 7: Өмнөх бодлогод хамгийн сүүлд хамрагдсан ба шинэ бодлогод хамгийн анх хамрагдсан бүлгийн ялгаа (RDD)

RDD үнэлгээ нь босго тус бүрийн хоёр талд хангалттай ажиглалттай үед хамгийн мэдээлэлтэй байдаг. Манай өгөгдөлд эхний шатны буюу 0 ба 3 сарын өсөлтийн хоорондох харьцуулалт нь босгын орчимд хангалттай түүврийг хадгалж байгаа тул харьцангуй найдвартай, илүү нарийн үнэлгээ өгч байна. Харин дараагийн шатны харьцуулалтууд дээр тухайн босгын хоёр тал дахь локал орчинд ажиглалтын тоо эрс багасаж, стандарт алдаа өсч, статистикийн хүч сул болж байна.

Үр дүнд эмэгтэйчүүдийн хувьд босгын орчимд сөрөг тасралт ажиглагдаж байна. Үнэлгээнүүдэд параметрууд -0.068 -аас -0.071 хооронд гарч, p -value нь 0.048 - 0.057 интервалд байна. Өөрөөр хэлбэл, бодлогод өртсөн эмэгтэйчүүдийн харьцангуй цалингийн түвшин босгын дараах бүлэгт өмнөх бүлгээс ойролцоогоор 6.8 - 7.1 хувь бага байх хандлага ажиглагдаж байна. Мөн өөр өөр хувилбаруудад үнэлгээ бараг өөрчлөгдөөгүй нь сөрөг нөлөө нэлээд тогтвортой байгааг харуулж байна. Эрэгтэйчүүдийн хувьд бүх үнэлгээ маш жижиг, тогтворгүй, мөн статистикийн хувьд ач холбогдолгүй гарсан. Параметрууд -0.028 -ээс 0 хооронд хэлбэлзэж, бүх p -value нь 0.73 - 0.99 интервалд байгаа нь эрэгтэйчүүдийн хувьд бодлогын босгын орчимд харьцангуй цалинд мэдэгдэхүйц локал нөлөө илрээгүйг харуулж байна. Мөн нэмж дурдахад эрэгтэй ач холбогдолгүй байгаа шалтгаан түүвэр нь хэт гажсан үүнийг шалтгаан нь эрэгтэй дундаж наслалт 68 байдагтай холбоотой ийм учраас уг түүвэр нь бүрэн төлөөлөхгүй байх магадлал өндөр ба харин эмэгтэйчүүдийн дундаж наслалт 11



Зураг 4: Бодлогын өөрчлөлт, $\ln(w_i/w_q)$ -ийн хамаарал (Эмэгтэй)

насаар илүү мөн тэтгэвэрт гарах нь нь 5 насаар бага тул уг гажилт багатай.

Б.2. RDD робаст

Placebo тест нь treatment-ийг өөрчлөхгүй хуурамч босгон дээр дискрет үсрэлт илэрч байгаа эсэхийг шалгаж, үндсэн RDD үнэлгээ нь бодлогын бодит нөлөөнөөс үүдэлтэй юу эсвэл зүгээр үе хоорондын хиймэл ялгаа юу гэдгийг ялгахад ашиглагддаг. Эмэгтэйчүүдийн placebo тайралт (1961, 1962) дээр treatment дахь дамми нь статистикийн ач холбогдолгүй байв ($\hat{\beta} = 0.037$, $SE = 0.035$, $p = 0.281$). Мөн 95%-ийн итгэх интервал нь тэгийг агуулж $[-0.031, 0.105]$, хуурамч босгон дээр статистикийн хувьд discontinuity илрээгүйг харуулав. Иймээс 1962 ба 1963 тайралт дээрх үр дүн санамсаргүй үеийн ялгаа гэхээс илүү бодлогын босготой холбоотой байх таамаглалыг placebo тест дэмжиж байна.

Хавсралт В. РСА-д ашигласан хувьсагчид

Энэ судалгааны хувьд түүврийг хасах нь ноцтой асуудал үүсгэх байсан. NA нь санамсаргүй биш байх эрсдэл өндөр, тодорхой бүлэгт төвлөрсөн байх магадлалтай — жишээ нь хөдөө орон нутгийнхан боловсролын мэдээллээ бүрэн бөглөөгүй, албан бус салбарынхан өрхийн мэдээлэл дутуу гэх мэт. Мөн РСА хийсэнээр хяналтын хувьсагчийн тоог бууруулах, өндөр хамааралтай хувьсагчийг хасахгүйгээр мэдээлэлийг нь авч үлдэх давуу талуудтай.

Хувьсагч	2010–2018	2019–2024	Боловсруулалт
Боловсрол	I17 / I18	A28	Dummy (one-hot); NA байвал тусдаа <code>educ_miss</code> категори нэмж түүврийн бүрэн байдлыг хадгалав.
Гэрлэлтийн байдал	I10	A23	Бинар (1=гэрлэсэн, 0=бусад); NA байвал <code>mar_miss</code> категори.
Өрхийн хэмжээ	HHSIZE	hhsz	Тасралтгүй; winsorize 1–12; NA байвал сарын медианаар орлуулж <code>hh_imputed</code> нэмэв.
Өрхийн тэргүүлэгч	I2	A02	Бинар (1=тэргүүлэгч); NA байвал <code>head_miss</code> категори.
Бүс нутаг	AD	AXCAIMAGCODE / axcaimagcode	Аймгийн кодоор dummy (one-hot); NA болон тодорхойгүй кодыг <code>region_miss</code> категорид оруулав.

PCA тохиргоо

`prcomp(center=TRUE, scale=TRUE)`; зөвхөн бүрэн ажиглалт (`complete.cases`) дээр PCA үнэлсэн.

NA бүхий ажиглалтуудад PC score-г `predict()` ашиглан тооцож, хамрагдалтыг нэмэгдүүлэв.

Хүйс тус бүрд тусдаа PCA; нийт вариацийн 80%-г үлдээх тооны PC авсан ($K \approx 30$ –39).

Хүснэгт 8: PCA-д оруулсан хувьсагчид ба өгөгдөлийн цэвэрлэлт

Хавсралт Г. TSLS үнэлгээ

	Эрэгтэй								Эмэгтэй							
	Yall				Ysex				Yall				Ysex			
	strict		broad		strict		broad		strict		broad		strict		broad	
	base	full	base	full	base	full	base	full	base	full	base	full	base	full	base	full
(Intercept)	−0.49	−1.36*	−0.49	−1.35*	−0.52	−1.40*	−0.53	−1.39*	−0.84	−0.57	−0.85	−0.59	−0.69	−0.42	−0.70	−0.43
R	0.056*	0.111***	0.060*	0.120***	0.081**	0.137***	0.088**	0.148***	0.058***	0.110***	0.069***	0.129***	0.033*	0.085***	0.038*	0.100***
age	0.029	0.061*	0.029	0.061*	0.028	0.060*	0.028	0.060*	0.030	0.022	0.030	0.022	0.025	0.017	0.025	0.017
age ²	−0.000	−0.001***	−0.000	−0.001***	−0.000	−0.001***	−0.000	−0.001***	−0.000	−0.000	−0.000	−0.000	−0.000	−0.000	−0.000	−0.000
PC1	—	−0.186***	—	−0.180***	—	−0.185***	—	−0.178***	—	0.139***	—	0.140***	—	0.139***	—	0.140***
PC2	—	−0.055***	—	−0.063***	—	−0.053***	—	−0.062***	—	0.038***	—	0.033***	—	0.037***	—	0.033***
PC3	—	0.024***	—	0.024***	—	0.024***	—	0.024***	—	0.031***	—	0.028***	—	0.031***	—	0.029***
PC4	—	−0.035***	—	−0.044***	—	−0.031***	—	−0.043***	—	0.092***	—	0.088***	—	0.092***	—	0.089***
PC5	—	−0.067***	—	−0.068***	—	−0.066***	—	−0.067***	—	−0.011	—	−0.008	—	−0.009	—	−0.007
PC6	—	−0.001	—	0.001	—	−0.002	—	0.001	—	0.039***	—	0.040***	—	0.041***	—	0.041***
PC7	—	−0.024***	—	−0.015***	—	−0.027***	—	−0.015***	—	−0.041***	—	−0.055***	—	−0.044***	—	−0.056***
PC8	—	0.096***	—	0.058***	—	0.104***	—	0.057***	—	−0.032***	—	−0.041***	—	−0.034***	—	−0.041***
PC9	—	−0.013*	—	−0.026***	—	−0.009	—	−0.025***	—	0.065***	—	0.054***	—	0.064***	—	0.056***
PC10	—	0.052***	—	0.062***	—	0.048***	—	0.060***	—	−0.003	—	0.003	—	−0.003	—	0.001
PC11	—	0.016***	—	0.020***	—	0.015***	—	0.020***	—	−0.000	—	−0.022***	—	−0.003	—	−0.020***
PC12	—	0.048***	—	0.026***	—	0.054***	—	0.027***	—	−0.012***	—	0.002	—	−0.010*	—	−0.000
PC13	—	0.009	—	−0.008	—	0.014	—	−0.007	—	0.000	—	−0.002	—	−0.001	—	−0.003
PC14	—	0.003	—	0.014***	—	0.001	—	0.013***	—	0.011***	—	0.004	—	0.010***	—	0.005
PC15	—	0.031***	—	0.030***	—	0.032***	—	0.031***	—	−0.003	—	−0.004	—	−0.003	—	−0.005
PC16–PC39					Baseline: —				Full: (...)							
N	9,858	9,858	9,858	9,858	9,858	9,858	9,858	9,858	8,625	8,625	8,625	8,625	8,625	8,625	8,625	8,625
R ² _{adj}	0.006	0.254	0.006	0.254	0.007	0.254	0.007	0.254	0.002	0.280	0.002	0.280	0.000	0.279	0.000	0.279

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Хүснэгт 9: Хоёрдугаар шат: $\hat{R}_{ict} \rightarrow y_{ict}$ (`paid_worker`= 1, treated cohort)

Base болон full хувилбарын параметрийн зөрүү нь omitted хувьсагчийн асуудал байсан байж болно гэдгийг R^2 -ын ялгаа харуулж байна. Гэхдээ full загварт хяналтууд нэмэгдсэнээр үнэлгээ илүү нарийвчлалтай болж, стандарт алдаа буурсан. Хувилбар бүрд статистикийн хувьд ач холбогдолтой эерэг тэмдэгтэй байгаа нь бодлого нь цалинд сөргөөр нөлөөлж байгаад робаст байна.

	Эрэгтэй				Эмэгтэй			
	strict		broad		strict		broad	
	base	full	base	full	base	full	base	full
(Intercept)	0.797***	0.882***	0.795***	0.764***	0.865***	0.827***	0.861***	0.877***
d_c	-0.024***	-0.023***	-0.022***	-0.022***	-0.042***	-0.041***	-0.036***	-0.035***
PC1	—	0.004	—	-0.047***	—	0.028***	—	0.013***
PC2	—	-0.103***	—	-0.034***	—	-0.022***	—	0.014***
PC3	—	-0.007	—	-0.006	—	0.011***	—	0.032***
PC4	—	-0.132***	—	-0.045***	—	0.012***	—	0.038***
PC5	—	-0.007	—	0.002	—	0.040***	—	0.010***
PC6	—	0.046***	—	0.024***	—	0.020***	—	0.012***
PC7	—	0.071***	—	-0.009	—	-0.095***	—	0.033***
PC8	—	-0.329***	—	0.010	—	-0.107***	—	-0.021***
PC9	—	-0.161***	—	-0.037***	—	-0.021***	—	0.064***
PC10	—	0.121***	—	0.033***	—	0.012***	—	-0.035***
PC11	—	0.036***	—	0.002	—	-0.090***	—	0.093***
PC12	—	-0.220***	—	-0.021	—	0.040***	—	-0.067***
PC13	—	-0.191***	—	-0.034**	—	-0.010***	—	0.006***
PC14	—	0.113***	—	0.018	—	-0.015*	—	0.038***
PC15	—	-0.034***	—	-0.025***	—	-0.014***	—	0.001
PC16	—	-0.048***	—	-0.002	—	-0.010***	—	0.018***
PC17	—	-0.050***	—	-0.002	—	0.028***	—	-0.019***
PC18	—	0.114***	—	0.014	—	0.000	—	-0.040***
PC19	—	-0.019	—	-0.000	—	0.019***	—	-0.015***
PC20	—	-0.069***	—	-0.016***	—	0.028***	—	-0.010***
PC21	—	0.070***	—	0.019***	—	-0.033***	—	0.034***
PC22	—	-0.068***	—	-0.014***	—	-0.024***	—	0.010***
PC23	—	-0.042***	—	-0.039***	—	0.005*	—	-0.050***
PC24	—	-0.221***	—	-0.003	—	-0.032***	—	-0.032***
PC25	—	-0.407***	—	-0.075***	—	0.007	—	-0.065***
PC26	—	-0.071***	—	0.023***	—	-0.013***	—	-0.000
PC27	—	-0.113***	—	-0.063***	—	0.110***	—	-0.298***
PC28	—	-0.193***	—	-0.065***	—	-0.008	—	0.314***
PC29	—	0.934***	—	-0.015	—	-0.127***	—	-0.380***
PC30	—	-3.303***	—	0.593***	—	-0.315***	—	0.634***
PC31	—	—	—	-2.369***	—	—	—	2.790***
PC33	—	—	—	—	—	—	—	3.562***
N	11,281	11,281	13,373	13,373	17,677	17,677	20,917	20,917
R^2_{adj}	0.409	0.433	0.390	0.416	0.447	0.456	0.397	0.409
F_{KP}	—	132	—	167	—	122	—	148

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Хүснэгт 10: Нэгдүгээр шат: $d_c \rightarrow R_{ict}$

I-шатанд base болон full хувилбарын бодлогын хувьсагчийн параметрын ялгаа маш бага байна энэ нь чухал робаст болно.

Хавсралт Д. Бодлогын задаргааны робаст

Д.1. Тэтгэвэрт гарах магадлалын суваг ба насны хамаарал

	(1) Quadratic	(2) Linear
Intercept	-10.1234** (3.3422)	-2.7235*** (0.3353)
Age	0.3530* (0.1284)	0.0594*** (0.0065)
Age ²	-0.0029* (0.0012)	
Female	0.1289** (0.0415)	0.1362** (0.0416)
Observations	18,483	18,483
RMSE	1.4391	1.4398
Adj. R^2	0.0194	0.0186

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Хүснэгт 11: Pooled OLS: `fit_broad` on age and sex

Энэ хүснэгтэд тэтгэвэрт гарах магадлалын суваг нь насны хувьсагчтай хэр зэрэг хамаарч байгааг шалгасан нэмэлт OLS үнэлгээг үзүүлэв. Age статистикийн хувьд ач холбогдолтой боловч загварын тайлбарлах чадвар бага $\text{Adj. } R^2 = 0.0166$ (хүйс оруулаагүй) байгаа нь үнэлэгдсэн утгад насны нөлөө байх болох ч хэмжээний хувьд хүчтэй биш байж болзошгүй илэрхийлж байна. Том түүвэртэй $N=18,483$ болохоор маш жижиг хамаарал ч статистикийн ач холбогдолтой гарч болно. Ийм учраас шугаман хувилбар дээр 1 хувийн түвшинд ач холбогдолтой гарсан байж болно. Харин квадрат хувилбар дээр 10 хувийн түвшинд ач холбогдолтой байгаа нь насны нөлөө маш бага гэж үзэж болно. Үүнээс харахад $c + a = t$ тэнцэтгэлийн шугаман хамааралыг бууруулж байна.

Д.2. Нэгдүгээр шатанд насыг оруулсан робаст

	Эрэгтэй		Эмэгтэй	
	strict	broad	strict	broad
d_c	-0.003 (0.003)	-0.003* (0.001)	0.000 (0.004)	-0.000 (0.002)
Age	0.009 (0.058)	0.021 (0.041)	0.411*** (0.052)	0.407*** (0.034)
Age ²	0.000 (0.0005)	0.000 (0.0004)	-0.003*** (0.0004)	-0.003*** (0.0003)
Const.	-0.983 (2.074)	-1.405 (1.201)	-14.816*** (1.884)	-13.436*** (1.108)
Obs.	11,281	13,373	17,677	20,917
Adj. R^2	0.537	0.538	0.601	0.599
Age ctrls	Yes	Yes	Yes	Yes
PC ctrls	Yes	Yes	Yes	Yes

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Хүснэгт 12: Нэгдүгээр шат нас оруулсан байдлаар

	Эрэгтэй				Эмэгтэй			
	y_{all}		y_{sex}		y_{all}		y_{sex}	
	strict	broad	strict	broad	strict	broad	strict	broad
$\hat{R}_{ict}$	0.766*** (0.204)	1.010*** (0.269)	0.943*** (0.200)	1.244*** (0.264)	-34.462*** (6.037)	19.443*** (3.406)	-26.671*** (6.150)	15.047*** (3.470)
Age	0.054* (0.030)	0.039 (0.032)	0.052 (0.031)	0.034 (0.033)	14.189*** (2.480)	-7.887*** (1.389)	10.981*** (2.525)	-6.104*** (1.416)
Age ²	-0.001*** (0.0003)	-0.001*** (0.0003)	-0.001*** (0.0003)	-0.001*** (0.0003)	-0.109*** (0.019)	0.060*** (0.011)	-0.084*** (0.019)	0.047*** (0.011)
Constant	-0.507 (0.874)	0.159 (0.992)	-0.351 (0.891)	0.468 (1.007)	-511.069*** (89.360)	260.747*** (45.865)	-395.505*** (91.004)	201.822*** (46.762)
Observations	9,858	9,858	9,858	9,858	8,625	8,625	8,625	8,625
Adj. R^2	0.254	0.254	0.254	0.254	0.280	0.280	0.279	0.279
Age controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
PC controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Clustered SE	Birth year							

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Хүснэгт 13: Хоёрдугаар шат нэгдүгээр шатанд нас оруулсан байдлаар

Робаст шалгалтаар нэгдүгээр шатанд насыг нэмэхэд хоёрдугаар шатны β_1 -ийн тэмдэг сөрөг болж, age болон age²-ын статистикийн ач холбогдол буурсан. Энэ нь нэгдүгээр шатны магадлал нь насны нөлөөг шингэснээр хоёрдугаар шатанд магадлал ба насны суваг хоорондын ялгарал сулран, $\hat{R}$ ба age (age²)-ын хоорондын коллинеар байдал нэмэгдэж мөн $c + a = t$ тэнцэтгэл хангагдаж байгааг илтгэнэ. Иймээс үндсэн үзүүлэлтэд насыг нэгдүгээр шатанд оруулахгүй, харин хоёрдугаар шатанд насны шууд нөлөөг тусад нь хянах хувилбар нь сувгуудыг ялган таних зорилтын хувьд илүү тохиромжтой.

Хавсралт Е. Сонгогдлын гажилтын робаст

Үндсэн үнэлгээнд ажиглалтыг `paid_worker = 1` гэж шүүж авч байгаа тул хөдөлмөр эрхлэлтийн сонголт нь эндоген байх магадлалтай. Иймээс робаст шалгалтын хүрээнд Хекманы хоёр шатлалт засвар болон inverse probability weighting (IPW) мэдрэмжийн шинжилгээ хийв.

Эхний шатанд дараах пробит сонголтын тэгшитгэлийг үнэлэв:

$$paid_worker_{ict} = \mathbf{1}(\gamma_0 + \gamma_1 age_{ict} + \gamma_2 age_{ict}^2 + \gamma_3 delay_months_c + \Gamma' Z_{ict} + \mu_t + u_{ict} > 0), \quad (32)$$

энд Z_{ict} нь боловсрол (`educ_f`) болон бүсийн (`region_f`) хяналтын хувьсагчдыг, μ_t нь жилийн тогтмол нөлөөг илэрхийлнэ. Үүнээс гарсан inverse Mills ratio (λ_{ict})-г хоёр дахь шатны цалингийн тэгшитгэлд нэмж:

$$y_{ict} = \beta_0 + \beta_1 \hat{R}_{ict} + \alpha_1 age_{ict} + \alpha_2 age_{ict}^2 + \Pi' X_{ict} + \rho \lambda_{ict} + \varepsilon_{ict} \quad (33)$$

хэлбэрээр үнэлэв. Мөн сонголтын магадлалын урвуу жингээр IPW хувилбарыг давхар тооцов.

Хүснэгт 14-ээс харахад Хекман засварлалт оруулсны дараах параметрууд суурь үнэлгээтэй

Хүйс	Хувилбар	Main	Хекман	IPW	λ	SE(λ)	p -утга
Male	fit_strict, y_all	0.0959	0.0961	0.0748	-0.1320	0.0788	0.0939
Male	fit_strict, y_sex	0.1216	0.1218	0.1015	-0.1064	0.0787	0.1763
Male	fit_broad, y_all	0.1034	0.1036	0.0806	-0.1320	0.0788	0.0939
Male	fit_broad, y_sex	0.1310	0.1312	0.1094	-0.1064	0.0787	0.1763
Female	fit_strict, y_all	0.1104	0.1127	0.0696	-0.1016	0.0961	0.2909
Female	fit_strict, y_sex	0.0855	0.0876	0.0448	-0.0911	0.0963	0.3441
Female	fit_broad, y_all	0.1293	0.1320	0.0815	-0.1016	0.0961	0.2909
Female	fit_broad, y_sex	0.1001	0.1026	0.0524	-0.0911	0.0963	0.3441

Тайлбар: “Main” нь **paid_worker = 1** сонголттой үндсэн үнэлгээ, “Хекман” нь λ -г хоёр дахь шатанд нэмсэн хувилбар, “IPW” нь сонгогдох магадлалын урвуу жингээр тооцсон үнэлгээ болно.

λ -гийн параметр нь сонгогдлын гажилтын хэмжих гол параметр юм.

Хүснэгт 14: Хекман засварлалт ба IPW мэдрэмжийн шинжилгээ

бараг ижил хэвээр байна. Жишээлбэл, эрэгтэйчүүдийн **fit_strict-y_all** хувилбарт параметр 0.0959-өөс 0.0961 болж, эмэгтэйчүүдийн **fit_broad-y_all** хувилбарт 0.1293-аас 0.1320 болж өчүүхэн хэмжээгээр өөрчлөгджээ. Харин IPW хувилбарт үнэлгээний хэмжээ тодорхой хэмжээгээр буурсан боловч бүх тохиолдолд тэмдэг эерэг хэвээр хадгалагдсан байна.

Мөн λ -гийн параметр бүх хувилбарт сөрөг тэмдэгтэй боловч ихэнх тохиолдолд статистикийн ач холбогдолгүй байна ($p > 0.10$); зөвхөн эрэгтэйчүүдийн **y_all** хувилбарт 10 хувийн түвшинд зааг дээр байна ($p = 0.0939$). Иймээс параметрчилсэн Хекман засварын хүрээнд **paid_worker = 1** сонголтоос үүдэх сонгогдлын гажилтын нотолгоо хүчтэй биш бөгөөд үндсэн үнэлгээний утга нэлээд тогтвортой байна гэж үзэж болно.

5 Хавсралт Ё. Нэгдүгээр шатны локал RDD робаст

Бодлогын эхний босго болох 0-ээс 3 сар руу шилжих cutoff дээр тэтгэвэрт гарах магадлалд локал тасралт үүсэж буй эсэхийг шалгахын тулд adjacent-cutoff RDD үнэлгээ хийв. Үр дүнгээс харахад эмэгтэй, эрэгтэй аль алинд, мөн **retired_broad** болон **retired_strict** хоёр проху-ийн хувьд тасралтын коэффициент $\hat{\tau}$ бүх bandwidth-д сөрөг бөгөөд статистикийн хувьд ач холбогдолтой байна. Энэ нь бодлогын дагуу нэмэгдсэн 3 сарын ажилласан хугацааны шаардлага нь босго орчимд тэтгэвэрт гарах магадлалыг бууруулж байгааг илтгэнэ.

Эмэгтэйчүүдийн хувьд **retired_broad** проху ашиглахад $\hat{\tau}$ нь $h = 1$ үед -0.023 , $h = 2$ үед -0.057 , $h = 3$ үед -0.073 , харин **retired_strict** проху-ийн хувьд -0.022 , -0.061 , -0.080 байна. Өөрөөр хэлбэл bandwidth-ийг өргөтгөхөд үнэлгээний абсолют хэмжээ өсөж байгаа нь эхний босго орчимд сөрөг нөлөө тогтвортой байгааг харуулж байна.

Эрэгтэйчүүдийн хувьд ч мөн ижил ажиглагдаж байна. **retired_broad** проху-ийн үед $\hat{\tau}$ нь -0.059 , -0.053 , -0.064 ; **retired_strict** проху-ийн үед -0.067 , -0.057 , -0.069 гэж үнэлэгдэв. Иймээс policy onset буюу эхний 0 vs 3 сарын cutoff дээр тэтгэвэрт гарах магадлалд сөрөг локал discontinuity байгаа гэсэн дүгнэлт эмэгтэй, эрэгтэй болон проху-ийн өөр тодорхойлолтуудын хувьд робаст байна.

Эдгээр үр дүн нь үндсэн cohort-IV загварын нэгдүгээр шатанд ашиглаж буй бодлогын schedule нь зүгээр нэг smooth cohort trend биш, харин бодлогын эхний босго орчимд тэтгэвэрт гарах магадлалыг

бодитоор өөрчилж буйг харуулах локал баталгаа болж өгнө. Иймээс 0 vs 3 сарын cutoff дээрх RDD-ийн үр дүн нь үндсэн first-stage relevance нөхцөлийг дэмжсэн нэмэлт робаст нотолгоо гэж үзэж болно.

Хүйс	Proxy	h	$\hat{\tau}$	SE	p -утга	N
Эмэгтэй	broad	1	-0.0233	0.0062	0.0322	3738
Эмэгтэй	broad	2	-0.0574	0.0182	0.0253	5686
Эмэгтэй	broad	3	-0.0733	0.0262	0.0264	7471
Эмэгтэй	strict	1	-0.0217	0.0064	0.0427	2965
Эмэгтэй	strict	2	-0.0609	0.0202	0.0297	4545
Эмэгтэй	strict	3	-0.0797	0.0302	0.0337	6033
Эрэгтэй	broad	1	-0.0593	0.0071	0.0035	2413
Эрэгтэй	broad	2	-0.0526	0.0025	0.0000	3655
Эрэгтэй	broad	3	-0.0635	0.0093	0.0002	4772
Эрэгтэй	strict	1	-0.0674	0.0077	0.0032	2035
Эрэгтэй	strict	2	-0.0573	0.0010	0.0000	3063
Эрэгтэй	strict	3	-0.0685	0.0084	0.0001	3986

Хүснэгт 15: 0 vs 3 сарын cutoff дээрх first-stage RDD: тэтгэвэрт гарах магадлал

Хавсралт Ж. Shapley задаргаа

Энэхүү судалгаанд APC бүрэлдэхүүнүүдийн нийт хэлбэлзэлд оруулах хувь нэмрийг Shapley decomposition аргаар үнэлнэ. Shapley арга нь тоглоомын онолоос гаралтай бөгөөд нийт үр дүнг оролцогч бүрийн ахиу хувь нэмэрт тулгуурлан шударгаар хуваарилах зорилготой. Эмпирик судалгаанд энэхүү аргыг хэд хэдэн тайлбарлагч хүчин зүйлсийн хамтын тайлбарлах чадварыг задлан, тус бүрийн хувь нэмрийг тооцоход өргөн ашигладаг.

Манай нөхцөлд нийт тайлбарлагдсан хэлбэлзэл хэмжээг насны нөлөө (age effect), хугацааны нөлөө (period effect), үеийн нөлөө (cohort effect) гэсэн гурван бүрэлдэхүүнд хуваарилах шаардлага үүснэ. Гэвч эдгээр бүрэлдэхүүнүүдийн нөлөө нь хоорондоо тодорхой хэмжээнд давхцаж болох тул энгийн дараалсан задаргаа хийхэд үр дүн нь хувьсагчдыг ямар дарааллаар оруулснаас ихээхэн хамаардаг. Тухайлбал, хугацааны нөлөөг эхэлж оруулбал тайлбарлах чадварын том хэсгийг авч болох бол насны нөлөө дараа нь ороход зөвхөн үлдэгдэл тайлбарлах чадварыг авах тул түүний хувь нэмэр бага үнэлэгдэх магадлалтай. Иймээс дарааллын сонголтоос үл хамаарах задаргаа шаардлагатай бөгөөд үүнийг Shapley арга хэрэглэнэ.

Shapley аргын үндсэн санаа нь тухайн бүрэлдэхүүн загварт нэмэгдэх үеийн ахиу хувь нэмэрийг бүх боломжит дарааллаар авч үзэн дундажлах явдал юм. Хэрэв тайлбарлагч бүрэлдэхүүнүүдийн олонлогийг N , харин тэдгээрийн дурын дэд олонлог $S \subseteq N$ -ийн тайлбарлах чадварыг $v(S)$ гэж тэмдэглэвэл $i \in N$ бүрэлдэхүүний Shapley утга нь дараах байдлаар өгөгдөнө:

$$\phi_i = \sum_{S \subseteq N \setminus \{i\}} \frac{|S|!(|N| - |S| - 1)!}{|N|!} [v(S \cup \{i\}) - v(S)]. \quad (34)$$

Энд $v(S \cup \{i\}) - v(S)$ нь i бүрэлдэхүүнийг тухайн S олонлог дээр нэмэхэд тайлбарлах чадвар хэдээр өсөж байгааг илэрхийлнэ. Харин $\frac{|S|!(|N|-|S|-1)!}{|N|!}$ гэсэн жин нь тухайн дэд олонлог S нь бүх боломжит дарааллууд дотор хэдэн удаа i -ийн өмнө байрлахыг харгалзсан жин юм. Иймээс ϕ_i нь тухайн бүрэлдэхүүний бүх боломжит байрлал дахь ахиу хувь нэмрийн дундаж утга болно.

Shapley задаргаа нь дараах дөрвөн үндсэн аксиом дээр тулгуурладаг. Нэгдүгээрт, нийт хувь нэмрүүдийн нийлбэр нь нийт тайлбарлагдсан хэмжээнд тэнцүү байна:

$$\sum_{i \in N} \phi_i = v(N). \quad (35)$$

Хоёрдугаарт, хэрэв хоёр бүрэлдэхүүн бүх боломжит дэд олонлог дээр ижил ахиу хувь нэмэр оруулж байвал тэдгээрийн Shapley утга ижил байна. Гуравдугаарт, хэрэв ямар нэг бүрэлдэхүүн аль ч нөхцөлд тайлбарлах чадварыг нэмэгдүүлэхгүй бол түүний Shapley утга тэгтэй тэнцүү байна. Дөрөвдүгээрт, хоёр тусдаа задаргааны асуудлыг нэгтгэвэл тус бүрийн Shapley утгууд мөн адил нийлэмжийн шинжтэй байна. Эдгээр шинжүүдийн улмаас Shapley задаргаа нь давхцсан тайлбарлах хэсгийг онолын хувьд хамгийн зохистой байдлаар хуваарилдаг арга гэж үздэг.