**1. ОЮУТНЫ УРГИЙН ОВОГ, ЭЦЭГ/ЭХИЙН НЭР, ӨРИЙН НЭР:** Тугчин овогтой Отгонбаярын Лхагвасүрэн

**2. ДИПЛОМЫН НЭР:** *Эдийн засгийн таамаглалд машин сургалтын аргазүйг ашиглан нь*

**3. ТОВЧ ТАНИЛЦУУЛГА:** Эдийн засгийн таамаглалд загвар сонголтын асуудал хүнд сорилтуудын нэг байсаар ирсэн. Үүнийг дагаад маш олон төрлийн судалгаа хийгдсэн байдаг ба энэ судалгааны ажлаар симуляцийн аргаар загваруудыг үнэлж, гүйцэтгэлийг харьцуулах болно. Уламжлалт таамаглалын аргууд нь тухайн тохиолдолд сайн ажиллаж болох ч ерөнхий тохиолдолд сайн гүйцэтгэлтэй байдаггүй. Судалгааны үр дүнд баггинг аргазүйн ачаар тухайн нэг хугацааны цуваанд тохирохгүй загвараар таамагласан тохиолдлуудын чадал сайжирсан байна. Баггинг буюу бүүтстрап агригэйшн хэмээх машин сургалтын алгоритм нь бусад сургалтын аргуудын суурь болж өгдөг, мөн сүүлийн жилүүдэд эдийн засгийн таамаглалд ашиглах талаар судалгааны ажлууд гарч байгаа нь энэхүү судалгааны ач холбогдлыг харуулж байгаа юм.

**4. ЭДИЙН ЗАСГИЙН БҮТЭЭЛИЙН СЭТГҮҮЛИЙН АНГИЛЛЫН ИНДЕКС:** *F1, F140*

**5. ТҮЛХҮҮР ҮГС:** *Хугацаан цуваан таамаглал, Загвар сонголт , Баггинг аргазүй, Монте Карло симуляци*

**6. ГАРЧИГ:**

[УДИРТГАЛ i](#_Toc42419363)

[ОРШИЛ 1](#_Toc42419364)

[I БҮЛЭГ. СУДЛАГДСАН БАЙДАЛ 4](#_Toc42419365)

[1.1 Хугацааны цувааны таамаглалын загваруудын товч түүх 4](#_Toc42419366)

[1.1.1 Экспоненциал гөлийлгөлт 4](#_Toc42419367)

[1.1.2 ARIMA загварууд 5](#_Toc42419368)

[1.1.3 Улирлын нөлөө 7](#_Toc42419369)

[1.2 Баггинг аргазүйг эдийн засгийн таамаглалд ашигласан судалгааны ажлууд 7](#_Toc42419370)

[1.3 Машин сургалтын алгоритм түүний хэрэглээ 9](#_Toc42419371)

[1.3.1 Шинэ өгөгдөл 9](#_Toc42419372)

[1.3.2 Бодлогын шинжилгээ 11](#_Toc42419373)

[1.3.3 Онолыг шалгах 12](#_Toc42419374)

[II БҮЛЭГ. ОНОЛЫН УХАГДАХУУН БА ЗАГВАР 13](#_Toc42419375)

[2.1 Шийдвэрийн модны арга зүй 13](#_Toc42419376)

[2.1.1 Регрессийн мод 13](#_Toc42419377)

[2.1.2 Мод тайрах 14](#_Toc42419378)

[2.1.3 Ангиллын мод 15](#_Toc42419379)

[2.1.4 Шийдвэрийн модны давуу ба сул тал 16](#_Toc42419380)

[2.2 Баггинг 16](#_Toc42419381)

[III БҮЛЭГ. Монте Карло симуляци 18](#_Toc42419382)

[IV БҮЛЭГ. Симуляцийн үр дүн 22](#_Toc42419383)

[4.1 Үндсэн шинжилгээ 22](#_Toc42419387)

[4.2 Тархалтын шинжилгээ 23](#_Toc42419388)

[4.3 Процессын шинжилгээ 23](#_Toc42419389)

[ДҮГНЭЛТ, САНАЛ 24](#_Toc42419390)

[АШИГЛАСАН МАТЕРИАЛЫН ЖАГСААЛТ i](#_Toc42419391)

[ХАВСРАЛТ v](#_Toc42419392)

**7**. **СУДАЛГААНЫ АЖЛЫН ЗОРИЛГО:** Энэхүү судалгааны гол зорилго нь таамаглалын загваруудыг симуляцийн аргаар шинжлэн, харьцуулах билээ. Ингэхдээ гурван төрлийн өгөгдөл үүсгэх процессыг (ӨҮП) ашиглан симуляцийн цувааг үүсгэж Авторегрессив (АR) загвараар таамаглал хийсэн үр дүнг баггинг ашиглан таамаглалтай харьцуулж тодорхой үр дүнд хүрэх болно.

**8. СУДАЛГААНЫ АЖЛЫН ЗОРИЛТ:** Дээрх зорилгод хүрэхийн тулд дараах зорилтууд дэвшигдэнэ. Үүнд:

* Сүүлийн 30 жилийн хугацааны цуваан таамаглалын загваруудын хөгжлийн түүхийг хураангуйлах, мөн баггинг аргазүйтэй холбоотой судалгааны ажлуудын үр дүнг дурдах
* Баггинг аргазүйг тоймлон аргазүйн талаас судлах
* Симуляцийн судалгааг төлөвлөх
* Монте-Карло симулцийн үр дүнг харуулах
* Шинжилгээний үр дүнд үндэслэн дүгнэлт санал боловсруулах зэрэг багтана.

**9. СУДАЛГААНЫ АЖЛЫН ТААМАГЛАЛ:** Судалгааны үр дүнд баггинг аргазүйн ачаар тухайн нэг хугацааны цуваанд тохирохгүй загвараар таамагласан тохиолдлуудын чадал сайжирсан байна. Өөрөөр хэлбэл таамаглалын тодорхой бус байдлыг баггинг аргазүйн тусламжтай шийдэх боломжтой гэсэн таамаглал тавьж байна.

**10. НЭГДҮГЭЭР БҮЛЭГ: СУДЛАГДСАН БАЙДАЛ**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Д/д** | **Судлаачийн болон судалгааны ажлын нэр** | **Он** | **Судалгааны зорилго, таамаглал** | **Судалгаанд хэрэглэсэн арга аргазүй** | **Гол үр дүн** |
| 1 | Браймэн:  Баггинг үнэлэгчид. (1996) | 1996 | Машин сургалтын шийдвэрийн мод хэмээх аргазүйн таамаглалын өндөр хэлбэлзлийг бууруулах зорилготой судалгаа. | Монте-Карло симуляцийн аргазүйн тусламжтай баггинг аргазүйг | Энэхүү аргын тусламжтай гажуудлыг нэмэгдүүлэхгүйгээр таамаглалын нарийвчлалыг сайжруулсан буюу хэлбэлзлийг бууруулах боломжтой. |
| 2 | Хиндман, Бэргмэр болон Петропаулас: Тодорхой бус байдал: Яагаад баггинг хугацааны цуваан өгөгдөл дээр ажилладаг вэ? | 2018 | Австралийн макро эдийн засгийн өгөгдөл дээр маш олон тооны хувьсагчдыг хамруулан таамаглал хийж баггинг аргазүйн гүйцэтгэлийг хэмжих зорилготой. | Баггинг хийсэн LARS-ийг ДНБ-ий өсөлт, ХҮИ-ийн инфляц, IBR (АНУ дахь Холбооны сангийн ханштай дүйцэх банк хоорондын бэлэн мөнгөний ханш) -ын динамик хүчин зүйлийн загвар, Ridge регресс, LARS, Бэйсийн VAR зэрэгтэй харьцуулсан | Өгөгдлийн тодорхой бус байдал, загварын тодорхой бус байдал болон параметрийн тодорхой бус байдалд баггинг илүү нарийвчлалтай үр дүнд хүргэж байна |
| 3 | Иноуе, Килиан - Эдийн засгийн таамаглал хийхэд баггинг хэр зэрэг ашигтай вэ? АНУ-ын ХҮИ-ийн жишээн дээр. | 2004 | Инфляцыг таамаглахдаа динамик шугаман регрессэд баггинг тохирч болох талаар судалж үзсэн. | Хэд хэдэн загваруудыг баггингтай болон баггинггүй харьцуулж үзсэн бөгөөд үүнд регрессийн загварууд, фактор загвар болон агшаасан регрессийн загварууд (ЛАССО-той) хамаарна. | Шинжилгээний үр дүнд АНУ-ын инфляцын таамаглалын загварын MSE бусад загваруудтай харьцуулахад үнэмлэхүй багассан байна. |

**11. ХОЁРДУГААР БҮЛЭГ: СУДАЛГААНЫ АРГА, АРГАЗҮЙ:**

Аргазүйн хэсэг нь бүхэлдээ Монте-Карло симуляцийн агуулга, үйл явцыг хамарна. Нэгдүгээрт, гурван өөр ӨҮП-аас хугацаан цувааны өгөгдлийг хэрхэн үүсгэх талаар авч үзэх болно. Хоёрдугаарт, бид эдгээр таамаглалын гүйцэтгэлд хугацааны цувааны таамаглалын урт, үлдэгдэл санамсаргүй хэмжигдэхүүний вариац болон баггинг аргазүйн бүүтстрап хийх тоо хэрхэн таамаглалын нарийвчлалд нөлөөлөхийг тооцно. Гуравдугаарт, бид ашиглах баггинг машин сурах алгоритмыг хэрхэн ашиглах талаар нарийвчлан авч үзэх болно.

**Өгөгдөл үүсгэх процесс (ӨҮП)**

Бид судалгаандаа практикт хамгийн түгээмэл ашиглагддаг, хэвийн тархсан үлдэгдэл санамсаргүй хэмжигдэхүүн бүхий авторегрессив (АR), threshold авторегрессив загвар (TAR) болон Ерөнхийлсөн авторегрессив нөхцөлт хетероскедастик (GARCH) процессуудыг авч үзэх болно. ӨҮП нэг бүрийн хувьд N=100 урттай хугацааны цувааг үүсгэх (сургалтын өгөгдөл) бөгөөд түүврээс гаднах таамаглалын алдааг хэмжихдээ дараагийн 1, 6 болон 12 дахь бодит утгатай (тестийн өгөгдөл) харьцуулах болно. Бидний ӨҮП-ийн ерөнхий хэлбэр тэгшитгэл хэлбэрээр харагдаж байна.

1. Авторегрессив (АR) загвар
2. Threshold autoregressive (TAR(2)) загвар
3. GARCH (2,2) загвар

Дээрх ерөнхий хэлбэрийн тавил дээр үндэслэн бүүтстрапын тооны өөрчлөлт таамаглалын гажуудал болон MSE -д хэрхэн нөлөөлөхийг авч үзэхдээ 100 удаагийн бүүтстрап дахин түүвэрлэлтийг ашиглана. Үлдэгдэл санамсаргүй хэмжигдэхүүний хувьд стандарт хэвийн тархалт болон 20,40 чөлөөний зэрэгтэй хувилбаруудыг туршиж үзнэ. Коэффициэнтүүдийг нэгж язгууртай ойрхон эсвэл цагаан шуугиантай ойр гэх байдлаар өргөтгөх болно.

**Үлдэгдэл санамсаргүй хэмжигдэхүүний тархалтын шинжилгээ.**

Үлдэгдэл санамсаргүй хэмжигдэхүүний вариац болон тархалтын шинж чанар нь таамаглалын гүйцэтгэлд хэрхэн нөлөөлөх нь сонирхолтой юм. Энгийн AR загварын хувьд бага вариацтай хэвийн тархалттай загвар нь таамаглалын бага гажуудалтай байна гэсэн хүлээлттэй байна. Харин бага чөлөөний зэрэгтэй стьюдент тархалт нь энгийн таамаглалын алдааг нэмэгдүүлэх хандлагатай харин баггинг аргазүйн хувьд энэ асуудлыг хэрхэн шийдэхийг уг шинжилгээгээр авч үзнэ. Дараах зурагт хэвийн тархалт болон стьюдент тархалтын нягтын дүрслэлийг харуулав.

**Процессын шинжилгээ.**

Тухайн процессын хувьд нэгж язгууртай ойрхон, цагаан шуугиантай ойрхон байх асуудлыг авч үзнэ. AR(2) процессын хувьд дараах гурван нөхцөлийн уулзвар дээр тогтвортой байх нөхцөлийг авч үзэх боломжтой. (Зураг)

Тогтвортой байх нөхцөлийн хүрээнд бид дараах коэффициэнтүүдийг ашиглах болно.

**Бүүтстрап дахин түүвэрлэлтийн шинжилгээ.**

Симуляцийн дахин түүвэрлэлтийн хувьд аль болох их хэмжээний бүүтстрап хийхийг шаарддаг билээ. Практикт бүүтстрапын тоог 500, 1000 болон түүнээс дээш байхыг илүүд үздэг. Харин бид энэхүү судалгаанд 100 удаагийн дахин түүвэрлэлтийн үр дүнг авч үзнэ. Жишээлбэл нэг цувааны хувьд 250 удаа бүүтстрап хийж таамаглалд дүрсэлбэл дараах дүр зураг харагдана. Дараах AR(2) ӨҮП бүхий симуляцийн цувааны хувьд таамаглалын замуудыг зурагт харууллаа.

Үндсэн алгоритмыг дараах байдлаар тодорхойлж болох юм.

1. Харгалзах ӨҮП бүрд 100 урттай симуляцийн цуваа үүсгэх
2. Тухайн цувааг АР(2) загвараар загварчилж, дараагийн h үеийн таамаглалыг хийх замаар гаргаж авах
3. Тухайн цувааг блок бүүтстрап хийх замаар B ширхэг цуваа гарган авч АР(2) загвараар таамаглал хийж үр дүнг дундажлах
4. Гуравдугаар алхмын үр дүн бодит утгатай харьцуулах
5. 1-4 дэх алхмыг 100 удаа давтах
6. Нэгдсэн MSE болон гажуудлыг хэмжих

Шинжилгээний хэсгийг нэгтгэн нэг хүснэгтэд багтаавал :

Хүснэгт ‑. Шинжилгээний хувилбар

|  |  |
| --- | --- |
| Шинжилгээний төрөл | Хувилбар |
| Таамаглалын уртын шинжилгээ | 1 |
| 6 |
| 12 |
| Тархалтын шинжилгээ | N (1,0) |
| T (df=15) |
| T (df=30) |
| Процессын шинжилгээ | Нэгж язгууртай ойрхон |
| Цагаан шуугиантай ойрхон |
| Бүтцийн өөрчлөлттэй |

**12. ГУРАВДУГААР БҮЛЭГ: ЭМПИРИК СУДАЛГАА:**

**Үндсэн шинжилгээний** хувьд үлдэгдэл санамсаргүй хэмжигдэхүүн стандарт хэвийн тархалттай, бүүтстрап дахин түүвэрлэлтийн тоо 40 бөгөөд дараах гурван ӨҮП-ийг дагах симуляцийн цувааг ашиглах болно. Үндсэн шинжилгээний гол зорилго нь AR загварын болон баггинг ашиглаж нэгтгэн дундажласан таамаглалын утга бодит утгаасаа хэр ялгаатай байгааг шинжлэх өөрөөр хэлбэл MSE -ийн тусламжтай баггинг аргазүй таамаглалын нарийвчлалд хэрхэн нөлөөлж буйг хэмжих.

AR ӨҮП – харгалзах MSE ийн утга h буюу таамаглах үеийн уртын хэмжээ нэмэгдэх тусам AR загварын хувьд ихэсч, баггинг загварын хувьд тогтвортой харагдаж байна. Баггинг аргазүйн MSE нь TAR болон GARCH ӨҮП-ийн хувьд сайн гүйцэтгэлийг өгч байна. Энэ нь загвараа буруу тодорхойлсон тохиолдолд баггинг аргазүй нь сайн сонголт байж болно гэдгийг харуулж байна.

Хүснэгт ‑. Үндсэн шинжилгээний үр дүн

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Загвар | h = 1 | | h = 6 | | | h = 12 | |
| АR | Баггинг | AR | Баггинг | AR | | Баггинг |
| AR | 1.05625 | 6.79293 | 3.03006 | 7.60872 | 5.33877 | | 8.01010 |
| TAR | 1.02132 | 1.00763 | 0.87752 | 0.87366 | 0.97734 | | 0.97772 |
| GARCH | 3.73005 | 3.60248 | 3.47399 | 3.47395 | 3.18152 | | 3.17648 |

**Тархалтын шинжилгээний** үр дүнд 20 чөлөөний зэрэг бүхий T тархалтын хувьд таамаглалын алдаа хэвийн тархалттай харьцангуй өссөн байгааг харж болно. Чухамдаа энэ байдалд баггинг аргазүйн үр ашиг хэр байгаа нь сонирхолтой. TAR ӨҮП -ийн хувьд баггинг аргазүйн гүйцэтгэл харьцангуй сайжирсан харагдаж байна. Тухайлбал тохиолдолд хоёр аргазүйн таамаглалын зөрүү хамгийн их байна. Энэ нь загвар буруу тодорхойлогдсон бөгөөд үлдэгдэл санамсаргүй хэмжигдэхүүний тархалт хэвийн бус хуульд захирагддаг тохиолдолд баггинг аргазүй үр ашигтай байх хандлагатайг илтгэж байгаа юм.

Хүснэгт ‑. Тархалтын шинжилгээний үр дүн

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Загвар |  | |  | | |  | |
| AR | Баггинг | AR | Баггинг | AR | | Баггинг |
| AR | 1.05625 | 6.79293 | 1.22117 | 6.76804 | 1.11804 | | 7.29705 |
| TAR | 1.02132 | 1.00763 | 1.26151 | 1.24028 | 1.04342 | | 1.03679 |

**Процессын шинжилгээний** үр дүнд тухайн ӨҮП нь цагаан шуугиантай ойр үед баггинг аргазүйн таамаглалын гүйцэтгэл харьцангуй сайн байна. Гэвч энд нэг зүйлийг анхаарах ёстой нь ӨҮП маань өөрөө AR бөгөөд таамаглалыг AR загвараар хийж байгаа бөгөөд ийм нөхцөлд баггингийн үр дүн сайн гарахгүй нь мэдээж. Мөн нэгж язгууртай ойр болон бүтцийн өөрчлөлттэй үед блок бүүтстрап хийх нь тохиромжгүй гэдгийг харуулж байна.

Хүснэгт ‑. Процессын шинжилгээний үр дүн

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Загвар | Цагаан шуугиантай ойр | | Нэгж язгууртай ойрхон | | Бүтцийн өөрчлөлттэй | |
| AR | Баггинг | AR | Баггинг | AR | Баггинг |
| AR | 1.0675352 | 1.0483674 | 1.056252 | 6.792932 | 1.107217 | 4.611568 |

**13. ДҮГНЭЛТ, САНАЛ, ЗӨВЛӨМЖ**

Энэхүү судалгааны ажлаар загварын тодорхой бус асуудлыг шийдэх машин сургалтын баггинг аргазүйн талаар авч үзлээ. Таамаглалын загварын тодорхой бус байдал гэдэг нь тухайн цувааг яг ямар загвараар загварчлах талаар мэдэхгүй, өөрөөр хэлбэл жинхэнэ загварыг мэдэхгүй байгаа нөхцөлийг үзэж болно. Судлагдсан байдлаар бид таамаглалын загваруудын хөгжлийн талаар товч дурдсан бөгөөд бидний өргөнөөр ашигладаг Бокс-Жинкинсийн загварын давуу болон сул талын талаар авч үзсэн. Эдгээр загварууд нь тухайн нэг асуудлыг сайн шийдэж болох ч ерөнхий тохиолдолд таамаглалын муу үр дүн өгөх хандлагатай байдаг бөгөөд нэгтгэх, дундажлах гэх мэт олон төрлийн арга техникийг ашигладаг.

Хугацааны цуваан таамаглалд сүүлийн жилүүдэд ашиглагдах болсон баггинг буюу бүүтстрап нэгтгэл хэмээх аргазүйн гүйцэтгэлийг симуляцийн аргаар үнэлж, харьцуулах нь энэ судалгааны гол зорилго байсан юм. Симуляцийн судалгаанд өгөгдөл үүсгэх AR, TAR болон GARCH гэсэн гурван төрлийн процессыг авч үзсэн ба таамаглалын уртын (үндсэн) шинжилгээ, тархалтын (үлдэгдэл санамсаргүй хэмжигдэх) болон процессын шинжилгээг хийсэн. Үр дүнд нь TAR, GARCH загвараар үүсгэсэн симуляцийн хувьд баггинг аргазүй таамаглалын гүйцэтгэлийг сайжруулах боломжтойг харуулсан. Тухайлбал тухайн хугацааны цуваа цагаан шуугиантай ойролцоо, үлдэгдэл санамсаргүй хэмжигдэхүүн нь хэвийн тархалтад захирагддаггүй үед баггинг аргазүй эерэг үр дүнг өгч байна. Энэ нь таамаглалын загвар илүү нарийн, нүсэр болох тусам баггинг аргазүйн гүйцэтгэл сайжирна гэж үзсэн бусад судалгааны ажлуудтай тохирч байгаа юм.

Дипломын ажилд үндэслэн дараах санал зөвлөмжүүдийг дэвшүүлж байна:

1. Бодит өгөгдөл дээр хийгдсэн эмпирик судалгаа хийх нь ач холбогдолтой
2. Баггинг аргазүйг илүү нарийвчилсан, илүү том загварууд дээр ашиглах хэрэгтэй.
3. Мөн бүүтстрап дахин түүвэрлэлтийн тоог нэмэгдүүлэх нь таамаглалын гүйцэтгэлд эерэгээр нөлөөлдөг боловч тооцооллын хувьд бэрхшээлтэй байдаг. Иймд энэ төрлийн программ хангамжийг хөгжүүлэх нь ач холбогдолтой юм.

**14. АШИГЛАСАН МАТЕРИАЛ**

Audrino, F., & Medeiros, M. C. (2011). Modeling and forecasting short-term interest rates: The benefits of smooth regimes, macroeconomic variables, and Bagging. *Journal of Applied Econometrics, 26*(6), 999–1022.

Bartolomei, S. M., & Sweet, A. L. (1989). A note on a comparison of exponential smoothing methods for forecasting seasonal series. *International Journal of Forecasting, 5*, 111-116.

Bernheim, Douglas, Daniel Bjorkegren, Jeffrey Naecker, and Anatonio Rangel. (2013). Non-Choice Evaluations Predict Behavioral Responses to Changes in Economic Conditions. *NBER Working paper*.

Blumenstock, Joshua E., Gabriel Cadamuro. (2015). Predicting Poverty and Wealth from Mobile Phone Metadata. *Science, 350*(6264), 1073–76.

Blumenstock, Joshua Evan. (2016). Fighting Poverty with Data. *Science, 353*(6301), 753–54.

Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1970). *Time series analysis:Forecasting and control.* San Francisco: Holden Day.

Box, G. E., & Draper, N. R. (1987). *Empirical model-building and response surfaces.* New York: John Wiley & Sons.

Breiman, L. (1996). Bagging predictors. *Machine learning, 26*(2), 123-140.

Brown, R. G. (1959). *Statistical forecasting for inventory control.* New York: McGraw-Hill.

Brown, R. G. (1963). *Smoothing, forecasting and prediction of discrete time series.* Englewood Cliffs: Prentice-Hall.

Cholette, P. A., & Lamy, R. (1986). Multivariate ARIMA forecasting of irregular time series. *International Journal of Forecasting, 2*, 201– 216.

Dietvorst, Berkeley J., Joseph P Simmons, and Cade Massey. (2015). Algorithm Aversion: People Erroneously Avoid Algorithms after Seeing Them Err. *Journal of Experimental Psychology: General*, 114–126.

Engle, R. F., & Granger, C. W. J. (1987). Co-integration and error correction: Representation, estimation, and testing. *Econometrica, 55*, 1057– 1072.

Franses, P. H., & Romijn, G. (1993). Periodic integration in quarterly UK macroeconomic variables. *International Journal of Forecasting, 9*, 467– 476.

Gardner Jr., E. S. (1985). Exponential smoothing: The state of the art. *Journal of Forecasting, 4*, 1-38.

Glaeser, Edward L., Scott Duke Kominers,Michael Luca, and Nakhil Naik. (2016). Big Data and Big Cities: The Promises and Limitations of Improved Measures of Urban Life. *Economic Inquiry*