

КОМПАНИЙН ДАМПУУРЛЫГ ОНОШЛОХ ЗАГВАР БОЛОВСРУУЛАХАД АШИГЛАЖ БУЙ ТҮГЭЭМЭЛ АРГУУД

С.Цолмон*, Д.Моломжамц**

Хураангуй: Энэхүү өгүүлэлд компанийн дампуурлыг оношлох загвар боловсруулахад ашиглаж буй орчин үеийн болон уламжлалт аргуудын хэрэглээ, үр дүн болон тэдгээр аргуудын онол арга зүйн онцлог, давуу талыг харьцуулан судалж дүгнэлт өгсөн болно.

Түлхүүр үгс: дампуурлын загвар, дискриминант шинжилгээ, ложит загвар, пробит загвар, хиймэл оюун ухааны сүлжээ

METHODS USED IN DEVELOPING MODELS FOR DIAGNOSING BANKRUPTCY

Abstract: This article compares and concludes the applications and results of modern and traditional methods used in the development of company bankruptcy diagnosis models, as well as the theoretical and methodological features' strengths and advantages.

Keywords: bankruptcy model, discriminant analysis, logit model, probit model, artificial neural networks

* МИС-ийн АТС, tsolmon@mandakh.edu.mn

** МУИС, Бизнесийн сургууль, (E-mail): molomjamts0112@yahoo.co.jp

Оршил

1930-аад оны эхэн үеэс өнөөг хүртэлх хугацаанд дампуурлын загвар БОЛОВСРУУЛАХАД дискриминант шинжилгээ, ложит загвар болон хиймэл оюун ухааны сүлжээ зэрэг дараах арга, загварууд хамгийн түгээмэл хэрэглэгдсэн байдаг. Үүнд:

1. Дискриминант шинжилгээ (*Discriminant Analysis* буюу *DA*)
2. Ложит загвар (*Logit model* буюу *LM*)
3. Пробит загвар (*Probit model* буюу *PM*)
4. Хиймэл оюун ухааны сүлжээ (*Artificial Neural Networks* буюу *ANN*)
5. Шийдвэрийн модны арга (*Decision tree* буюу *DT*)
6. Аз туршилтын загвар (*Hazard model* буюу *HM*)
7. К-хамгийн ойр хөршүүд (*k-nearest neighbours* буюу *kNN*)
8. Ангиллын дүрмүүд (*Rule based classification* буюу *RBC*)
9. Бэйсийн сүлжээ (*Bayesian network* буюу *BN*)
10. Тулгуур вектор машин (*Support vector machine* буюу *SVM*)
11. Амьдрах чадварын шинжилгээ (*Survival analysis* буюу *SA*)
12. Опционы үнийн загвар (*Option pricing model* буюу *OPM*)
13. Генетик програмчлалын загварууд (*Genetic Programming models*)

Ж.Беловарий, Д.Гиацино болон М.Экерс нарын судалгаанд 2004 оноос өмнөх үеийн дампуурлын загваруудад ашиглагдаж байсан статистик, эконометрик аргуудад харьцуулсан судалгаа хийсэн байна. (Bellovary, Giacomino, & Akers, 2007).

Хүснэгт 1. Дампуурлын загвар боловсруулахад ашиглагдаж буй статистик аргууд

Хамрах хугацаа	Дискриминант шинжилгээ	Ложит загвар	Пробит загвар	Хиймэл оюун ухааны сүлжээ	Бусад загвар	Нийт дүн
1960-аад он	2	0	0	0	1	3
1970-аад он	22	1	1	0	4	28
1980-аад он	28	16	3	1	7	55
1990-ээд он	9	16	3	35	11	74
2000-с хойш	2	3	0	4	3	12
Нийт дүн	63	36	7	40	26	172

Тэдний судалгаанд хамрагдсан 165 судалгааны ажилд нийт 172 арга ашиглагдсан ба хамгийн өргөн ашиглагдаж байсан арга нь дискриминант шинжилгээний арга (36.6 хувь), хиймэл оюун ухааны сүлжээ загвар (23.3 хувь) байсан бол ложит загварыг нийт 36 судалгааны ажилд ашигласан байна. Харин бидний олж тогтоосноор олон улсын нэр хүнд бүхий сэтгүүлд 1966-аас 2015 онуудад нийтлэгдсэн 296 эрдэм шинжилгээний өгүүлэл дэх дампуурлыг таамаглах 510 загварт 65 орчим статистик шинжилгээний арга ашигласнаас дискриминант шинжилгээ (28.4 хувь), ложит (21.6 хувь) болон хиймэл оюуны сүлжээ (18 хувь) зэрэг загварыг түлхүү ашигласан байна (Цолмон, Энхбаяр, & Моломжамц, 2016).

Дискриминант шинжилгээ нь 1980-аад оноос өмнө түгээмэл ашиглагдаж байсан бол ложит Ж.А.Оолсон (Ohlson, 1980) болон пробит М.Змижевский (Zmijewski, 1984) загваруудыг 1980-аад оны эхэн үеэс анх дампуурлын шинжилгээнд ашиглах болсон байна. Үүний дараа үеийн арга зүй болох хиймэл оюун ухааны сүлжээ загварыг анх Т.Бэл, Г.Рибар болон Ж.Верчэ нар хэрэглэж эхэлснээс хойш сүүлийн үед хийгдэж буй дийлэнх судлаачид уг арга зүйг түлхүү ашиглах болсон байна (Bell, Ribar, & Verchio, 1990).

• **Дискриминантын шинжилгээ (Discriminant analysis)**

Дискриминантын шинжилгээний (DA) арга нь хэд хэдэн төрөлтэй хэдий ч статистикийн функц ашигласан таамаглалаас хамаараад ГОЛЧЛОН хэрэглэгч нь шугаман дискриминант функц юм. Фишерийн загварыг нэрлэсэн үр дүнг тайлбарлах, β параметрийг үнэлэхэд ашигладаг (Цолмон, Моломжамц, & Энхбаяр, Bankruptcy Prediction Models: Artificial Neural Networks versus Discriminant Analysis and Logit Model, 2017). Энэ аргын нэг онцлог нь хамаарах хувьсагч нь магадлал бус шууд оноо байдлаар тодорхойлогддог явдал юм. Дампуурлын эрсдэлийн загвар боловсруулахад 1930-аад оны эхэн үеэс 1968 он хүртэл нэг хэмжээст дискриминантын шинжилгээний (Univariate DA) арга хэрэглэгдэж байсан ба гол төлөөлөгч нь В.Х.Бивэр юм (Beaver, 1966). Харин 1968 оноос олон хэмжээст дискриминантын шинжилгээний арга (Multivariate DA) зүйг анх Э.Альтман 5 хүчин зүйлийн Z индексээ боловсруулахад ашиглаж эхэлсэн Э.Альтман (Altman, 1968) бол М.Блум (Blum, 1974), Э.Б.Дикин (Deakin, 1972), М.Бейнон болон М.Пил (Beynon & Peel, 2001), К.Чанг, С.Тан болон Д.Холдсворт (Chung, Tan & Holdsworth, 2008) зэрэг олон арван судлаачид тус арга зүйд тулгуурлан дампуурлын загвар боловсруулах болсон байна.

Дискриминант шинжилгээнд хамааран хувьсагч нь гол төлөв цусны даралт хэвийн болон өндөр, эрсдэлтэй болон эрсдэлгүй зээл гэх мэт хоёр бүлэгт ангилагддаг. Бүлэг тус бүрийн хамааран хувьсагчдын дунд хамгийн үр дүнтэй ялгаварлалт тогтоох үл хамааран хувьсагчдын шугаман хослолын тэгшитгэл дискриминант шинжилгээний үр дүнд боловсруулагддаг. Энэхүү шугаман хослолыг дискриминант функц гэж ойлгоно. Бүх хувьсагчид хоорондын хамаарал (inter-relationship)-аас үүдэн үл хамааран хувьсагч бүрийн хувийн жин засварлагддаг. Эдгээр хувийн жинг дискриминант коэффициент байдлаар илэрхийлнэ. Дискриминант тэгшитгэл нь дараах хэлбэртэй бичигддэг. Үүнд:

$$F = b_0 + b_1 * X_1 + b_2 * X_2 + + \dots b_n * X_n + e \quad [1]$$

Энд F нь хамааран хувьсагчдын шугаман хослолоос тооцоологдсон хувьсагч,

X_1, X_2, \dots, X_n нь p -дүгээр үл хамааран хувьсагч, e нь алдааг илтгэх хувьсагч

бол $b_0, b_1, b_2, \dots, b_n$ нь дискриминант коэффициентууд. Дискриминант

шинжилгээгээр Y хувьсагчийн бүлгийн ангилал хамгийн багадаа X_i -ийн нэг хувьсагчаас хамаарч байгаа эсэхийг шинжилдэг ба дараах таамаглалыг дэвшүүлнэ. (Tabachnick & Fidell, 2006)

H_0 : Y хувьсагч X_i -ийн ямар ч хувьсагчаас хамаарахгүй

H_1 : Y хувьсагч X_i -ийн хамгийн багадаа нэг хувьсагчаас хамаарна

Эдгээрийг эмхтгэн бичвэл

H_0 : $b_i = 0$, бол $i=1, 2, \dots, p$ байх

H_1 : $b_i \neq 0$ бол хамгийн багадаа нэг i .

Дискриминант шинжилгээний зорилгууд:

- Бүлэг тус бүрийн ялгааг шинжлэх
- Бүлгүүдийг ялгах хамгийн оновчтой аргыг тодорхойлох
- Бүлэг тус бүрийн ялгааг илэрхийлж чадахгүй байгаа хувьсагчдыг хасах
- Учир шалтгаануудыг бүлгүүдэд ангилах
- Учир шалтгаанууд таамагласантай нийцтэй байгаа эсэхийг дүгнэх замаар онолын үндсийг тестлэх

Хэрэв олон тооны үл хамааран хувьсагч цуглуулж, хамааран хувьсагчийг ангилах бүлэг хувьсагчдыг сонгож байгаа бол олон хэмжээст дискриминант шинжилгээг (MDA) сонголтын арга хэрэгслүүдтэй хавсран ашиглах нь зохистой.

Дискриминант функц

Дискриминант функцийг тоо нь хамааран хувьсагчийн бүлгийн тооноос нэгээр бага байна. Хэрэв хоёр функц тодорхойлогдсон нөхцөлд эхний функц хамааран хувьсагчдын бүлэг хоорондын зөрүүг хамгийн их болгоно. Харин хоёр дахь функц нь эхний функцтэй адил хамааран хувьсагчдын бүлэг хоорондох зөрүүг хамгийн их байлгахад гадна эхний функцийг хянана. Математикийн хувьд ялгаатай ч дискриминант функц бүр үл хамааран хувьсагчдын үнэлгээнд үндэслэн хамааран хувьсагчдын бүлгүүдэд учир шалтгааныг ялгах хэмжүүрийг илтгэдэг. Дискриминант шинжилгээнд эхний функцийг ялгаварлах чадвар хамгийн өндөр байдаг.

Дискриминант коэффициент

Дискриминант функцийг коэффициент нь хамааран хувьсагчийн бүлгийн ангилалд хувьсагч бүрийн оруулах хувь нэмрийг тусгах коэффициент юм. Стандартчиллагдсан дискриминантын коэффициент (*регрессийн тэгшитгэлийн хувьд жинлэгдсэн бетта*) нь үл хамааран хувьсагчдын ач холбогдлыг үнэлэхэд ашиглагддаг. Харин бүтцийн коэффициент (*structure coefficients*) нь дискриминант үнэлгээ болон тухайн үл хамааран хувьсагчдын хоорондох хамаарлыг илтгэнэ. Хэрэв өндөр гарвал дискриминант үнэлгээ болон үл хамааран хувьсагчдын хоорондох хамаарал мөн өндөр байна. Тухайн функцийг бүтцийн коэффициентууд бидэнд үл хамааран хувьсагчдын хоорондох хамаарлыг хэмжих боломж олгоно.

Хувийн утга (eigen value)

Хувийн утга буюу характеристик язгуур (*characteristic roots*) нь үл тайлбарлагдах болон тайлбарлагдах вариацийн харьцаагаар илэрхийлэгдэнэ. Сайн боловсруулагдсан загварын хувийн утга нэгээс их байдаг. Дискриминант шинжилгээнд функц бүрд нэг хувийн утга байх ба тус утга өндөр байх тусам функцийг ялгаварлах чадвар илүү сайн байна. Гурван бүлэг бүхий шинжилгээний хувьд хоёр хувийн утгын харьцаа нь нэг дискриминант функцийг нөгөө функцээсээ харьцангуй ангилах чадварыг илтгэдэг. Жишээлбэл, хэрэв хувийн утгын үнэлгээний харьцаа 1.6 бол хоёр дахь функцтэй харьцуулахад

эхний дискриминант функц хамааран хувьсагчдын гурван бүлгийн хоорондох вариацийг 60%-иас илүү тайлбарлана гэж үзнэ. Загвар дахь дискриминант функцүүдийн хувийн утгын нийлбэрт тухайн функцийн хувийн утгыг хувааснаар функцийн харьцангуй хувь хэмжээг тогтоодог. Энэ нь өгөгдсөн дискриминант функцтэй холбоотой загварын ангилах чадварын хувийг илтгэнэ. Ихэвчлэн, эхний функцийн харьцангуй хувь өндөр байдаг. Хэрэв дараагийн функцүүдийн утга бага бол нэг функц нь хоёр болон түүнээс олон функцтэй адил тайлбарлах чадвартай байна.

Каноник корреляц (canonical correlation)

Каноник корреляц нь дискриминант функц болон хамааран хувьсагчийн бүлэг хоорондох хамаарлын хэмжүүр юм. Тус үзүүлэлт өндөр байх тусам дискриминант функц болон хамааран хувьсагчдын хооронд хүчтэй хамааралтай байна.

Вилксийн Лямбда (Wilks's lambda)

Дискриминантын шинжилгээнд тус үзүүлэлт нь функцийн ач холбогдолтой эсэхийг тогтооход ашиглана. Математик тооцооллын хувьд уг үнэлгээ нь нэгээс тайлбарласан вариацийг хасах бөгөөд тэгээс нэгийн хооронд байна. Шугаман регрессийн F статистикаас ялгаатай нь уг үнэлгээний утга бага байх тусам функц ач холбогдолтой байдаг. Үүнээс гадна статистик ач холбогдолтой эсэхийг илэрхийлэх таамаглалыг шалгахдаа хи квадрат тархалтыг ашигладаг.

Боксийн M (Box's M)

Бусад олон хэмжээст (multivariate) өгөгдлийн шинжилгээний нэгэн адилаар Боксийн M үнэлгээ нь бүлгүүдийн вариаци, ковариацийн матрицын тэнцвэртэй байдлын таамаглалыг шинжилдэг. ρ -ийн бага утга бүхий Боксийн M-ийн өндөр утга нь таамаглал хазайлттай байгааг илтгэнэ. Гэсэн хэдий ч түүврийн хэмжээ хангалттай үед Боксийн M утга ихэвчлэн өндөр байдаг. Энэ нөхцөлд бүлгүүдийн вариаци болон ковариацийн матрицын натурал логрифмаар харьцуулна.

Түцвэрийн хэмжээ

Онолын хувьд хамгийн бага бүлгийн түүврийн хэмжээ үл хамааран хувьсагчдын тооноос их байх ёстой. Үл хамааран хувьсагч тус бүрд хамгийн багадаа 5 учир шалтгаан (cases) байх шаардлагатай гэсэн нийтлэг үзэл

баримтлал байдаг ч хамгийн багадаа 20 учир шалтгаан байх нь загварт хамгийн тохиромжтой байдаг.

Ложит загвар (Logit model)

Дискриминантын шинжилгээнд тулгуурлан дампуурлын загвар боловсруулах явдлыг Ж.А.Оолсон (1980) өөрчилсөн бөгөөд тэрээр хамааран хувьсагч нь дамми (*чанарын*) хувьсагч бүхий шугаман магадлалын загварын нэг болох ложит загварыг (LM) анх хэрэглэсэн байна. Ложит загварт тулгуурлан загвар боловсруулсан маш олон арга байдаг бөгөөд хамгийн алдартай загвар нь Ж.А.Оолсон-ны боловсруулсан О индекс юм. Үүний дараа Я.М.Менсах (Mensah, 1984), Ц.Зевгрэн (Zavgren, 1985), А.Азиз, Д.Эммануэль болон Г.Лоусон (Aziz, Emmanuel & Lawson, 1988), Д.Бюргстаглер, Ж.Жямбалво болон Э.Норин (Burgstahler, Jiambalvo & Noreen, 1989), Ж.Флаг, Г.Гироукс болон Ц.Виггинс (Flagg, Giroux & Wiggins, 1991), И.Премачандра, Г.Бхебр болон Т.Сююший (Premachandra, Bhabra & Sueyoshi, 2009) зэрэг судлаачид ложит загварыг дампуурлын загвар боловсруулахад ашигласан байна (Энхбаяр & Цолмон, 2016).

Ложит загвар нь $Y_i = f(\beta, X_i) + u_i$ байдлаар тодорхойлогдох ба Y_i нь 0 эсвэл 1 гэсэн утга авна. Өөрөөр хэлбэл тухайн компани дампуурсан, эсвэл дампуураагүй гэсэн утгыг илэрхийлнэ. Мөн $Y_i = 1$ утга авах магадлал нь P_i , $Y_i = 0$ утга авах магадлал нь $(1 - P_i)$ болно.

$E(Y_i) = 0 * (1 - P_i) + 1 * P_i = P_i$ нь Y_i -ын хүлээлтийн утга байх болно. Ложит загварын хувьд P_i магадлалын ложистик тархалтын хуульд захирагдана гэж үздэг ба ложит загварын тэгшитгэлийн тавил нь

$$P_i = E\left(\frac{Y_i}{X_i}\right) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_k X_{k,i})}}$$
 байна.

Y_i нь хамааран хувьсагч, $X_{k,i}$ нь үл хамааран хувьсагч байна. Энд бид

$M_i = (\beta_0 + \beta_k X_{k,i})$ гэж орлуулбал функц маань $P_i = E\left(\frac{Y_i}{X_i}\right) = \frac{1}{1 + e^{-M_i}}$ болох ба үүнийг ложистик тархалтын функц гэнэ. Тус функцийг тэнцүүгийн тэмдгийн хоёр талыг сөрөг тэмдгээр үржүүлсний дараа нэгийг нэмбэл

$$1 - P_i = 1 - \frac{1}{1 + e^{-M_i}} = \frac{e^{-M_i}}{1 + e^{-M_i}} \text{ болно. (Hosmer \& Lemeshow, 2000).}$$

Мөн тэнцүүгийн тэмдгийн хоёр талыг P_i -д хувааж продорцын чанарыг ашиглавал $\frac{P_i}{1 - P_i} = \frac{\frac{1}{1 + e^{-M_i}}}{\frac{e^{-M_i}}{1 + e^{-M_i}}} = \frac{1}{e^{-M_i}} = e^{M_i}$ болох ба хоёр талаас натурал логарифм авч эмхтгэвэл $\ln\left(\frac{P_i}{1 - P_i}\right) = M_i = (\beta_0 + \beta_k X_{k,i})$ гарна. Энэ нь

ложит загварын хувьд параметр үнэлэх үндсэн тэгшитгэл байх болно. Ложит загвараар үнэлгээ хийхэд хамааран хувьсагч нь $(0,1)$ утга авна гэж үзвэл $\ln\left(\frac{0}{1}\right)$ эсвэл $\ln\left(\frac{0}{1}\right)$ гэсэн тодорхойгүй байдалд хүрнэ. Тиймээс энэ хүндрэлээс гарахын тулд хамааралгүй хувьсагчийн утгын хувьд тодорхой бүлэглэл хийж бүлэг тус бүрд харгалзах P_i магадлалын үнэлгээг олдог.

Параметруудийн сонголтын хувьд ямар ч байдлаар авч болох бөгөөд бидний судалгааны ажлын хүрээнд компаниудын санхүүгийн шинжилгээний ерөнхий үзүүлэлтүүд нь мөн нэгэн экзоген хувьсагч болно. Магадлалын шугаман загвар болох ложит загварын хувьд олон сонголттой хэлбэрт шилжүүлэх ажлуудыг 1965-1975 онуудад эрчимтэйгээр судалж байсныг дурдах нь зүйтэй. Олон сонголттой загварыг дараах байдлаар тодорхойлно. Бидэнд i сонголт байгаа гэвэл $j = \{1, 2, 3, \dots, n\}$ гэсэн n ширхэг боломжоос бүрдэнэ. Харин эдгээр сонголтуудыг тус бүрийг сонгох магадлал нь P_{ij} ($P_{i1} + P_{i2} + P_{i3} \dots P_{in} = 1$) байна.

$$\text{Энд } \begin{cases} P_{i,1} = \alpha_1 + \beta_1 * X_i \\ P_{i,2} = \alpha_2 + \beta_2 * X_i \\ \dots \\ \dots \\ P_{i,n} = \alpha_n + \beta_n * X_i \end{cases} \text{ бүхий систем тэгшитгэлд бичиж болох ба}$$

$(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \dots, \alpha_n)$ болон $(\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_n)$ бүхий $2n$ параметрууд үнэлэх болж байна. Магадлалын чанар ёсоор параметруудийн үнэлгээний хувьд дараах шаардлага тавина. Өөрөөр хэлбэл дээрх $2n$ параметруудийн хувьд тэдгээрийн холбоосыг илэрхийлсэн тодорхой нөхцөлүүд байх ёстой. Хэрэв дээрх нөхцөл

биелж байвал параметруудийн үнэлгээг хийж болно. Энгийн хамгийн бага квадратын аргаар үнэлсэн ТОХИОЛДОЛД дараах нөхцөл **БИЕЛЖ** байгааг шалгах хэрэгтэй болно. Үүнд:

$$\begin{cases} \alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \dots + \alpha_n = 1 \\ \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \dots + \beta_n = 0 \end{cases}$$

Үүнээс гадна $\overline{P_{i,1}}, \overline{P_{i,2}}, \overline{P_{i,3}}, \dots, \overline{P_{i,n}}$ гэсэн бүх сонголтуудын хувьд дундаж нь P байна гэж үзээд дараах энгийн хувиргалтыг хийе.

$$p_{i,1} = (\overline{P_{i,1}} - P), \quad p_{i,2} = (\overline{P_{i,2}} - P), \quad p_{i,3} = (\overline{P_{i,3}} - P), \dots$$

$$p_{i,n} = (\overline{P_{i,n}} - P) \text{ буюу } p_{i,1} + p_{i,2} + p_{i,3} + \dots + p_{i,n} = 0 \text{ гэж олдоно.}$$

Харин $x_i = (X_i - \bar{X})$ байна гэвэл

$$P_{i,1} - \bar{P}_1 = (\alpha_1 + \beta_1 * X_i) - (\alpha_1 + \beta_1 * \bar{X}) = \beta_1 (X_i - \bar{X}) = \beta_1 x_i \quad \text{гэж}$$

олдоно. Үгийн бид
$$\begin{cases} P_{i,1} = \alpha_1 + \beta_1 * X_i \\ P_{i,2} = \alpha_2 + \beta_2 * X_i \\ \dots \\ \dots \\ P_{i,n} = \alpha_n + \beta_n * X_i \end{cases} \text{ систем тэгшитгэлд орлуулбал}$$

$$\begin{cases} P_{i,1} = \beta_1 * x_i \\ P_{i,2} = \beta_2 * x_i \\ \dots \\ \dots \\ P_{i,n} = \beta_n * x_i \end{cases} \text{ болох бөгөөд } \beta_i \text{ бүхий } n \text{ ширхэг параметрийг хамгийн бага квадратын аргаар ҮНЭЛБЭЛ}$$

$$\beta_1^{\wedge} = \frac{\sum_{i=1}^n P_{i,1} x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2}, \quad \beta_2^{\wedge} = \frac{\sum_{i=1}^n P_{i,2} x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2}, \quad \beta_3^{\wedge} = \frac{\sum_{i=1}^n P_{i,3} x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2}, \quad \dots$$

$$\beta_n^{\wedge} = \frac{\sum_{i=1}^n P_{i,n} x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \text{ болно.}$$

• **Хиймэл оюун ухааны сүлжээ загвар (Artificial Neural Network)**

Хиймэл оюун ухааны сүлжээ (ANN) загвар нь хүний мэдрэлийн эсийн мэдээлэл хүлээн авч боловсруулах, сурах процессыг математик аргаар томъёолсон мэдээлэл боловсруулах загвар юм. Гол зорилго нь тэнцүү тооны орц бүхий бүлгүүдийн гарцыг ангилахдаа н хэмжээст огторгуйд н хэмжээст гипер муруй байгуулах явдал юм. Хүний сая сая мэдрэлийн эс (нейрон) нь маш нарийн зохион байгуулалттай хоорондын уялдаа холбоотойгоор ажиллаж мэдээлэл хүлээн авч, боловсруулснаар сурах болон туршлага хуримтлуулдаг. Энэхүү мэдлэг, туршлагад тулгуурлан аливаа асуудалд нийцэх оновчтой шийдвэр гаргадаг. Хиймэл оюун ухааны загвар нь үүнтэй яг адилхан зарчмаар хэрэгждэг. Өөрөөр хэлбэл, их хэмжээний ажиглалтын утга буюу өгөгдөл дээр хиймэл оюун ухааны загварын параметруудийг сүлжээний бүтэцтэй уялдуулан сургаснаар уг загвар нь үзэгдэл, процесс, ирээдүйн чиг хандлагыг таамаглах хүчирхэг зэвсэг болдог.

Анх 1940-өөд оны үед Канадын сэтгэл зүйч, мэдрэлийн эмч Дональд Олдинг Хебб хүний мэдрэлийн эсийн сурах процессыг математик загвартай холбон тайлбарлах боломжтой талаар санал дэвшүүлсэн (Hebb, 1949). Энэхүү санаа нь удалгүй биеллээ олж 1943 онд АНУ-ын мэдрэлийн системийн физиологич В.С.МакКалох болон логик судлаач В.Х.Питц нар хиймэл оюун ухааныг анхны математик загварыг гаргасан боловч тухайн үеийн ТЕХНИКИЙН НӨХЦӨЛ БОЛОМЖООС ШАЛТГААЛАН ПРАКТИКТ БҮРЭН АШИГЛАХ БОЛОМЖГҮЙ БАЙЖЭЭ (McCulloch & Pitts, 1943).

Орчин үед дүрс, дуу таних, роботын өөрөө удирдах систем болон нисгэгчгүй онгоцны удирдлагын систем гэх мэт шинжлэх ухаан, технологийн хамгийн өндөр зэрэгт хүрсэн салбаруудад уг загварчлалын арга өргөн ашиглагдаж байна. Тухайлбал, анагаах ухаан (*элэгний црэвсэл, шар өвчний онош*), харилцаа холбоо (*дуу хоолойг таних*), физик электроник (*програм хангамжийн алдаанаас үүдэлтэй цахилгаан холбооны алдааг засах*), хэл шинжлэл (*Хятад ханзны олон утгатай үгийн тайлал хийх, гараар бичсэн бичвэрийг таних*), аж үйлдвэр (*усан доорх ордын нөөцийг тогтоох*) зэрэг олон салбарт ашиглаж байгаагаас Bank of America, Boston consulting group, J.P.Morgan, КРМГ зэрэг байгууллагууд бизнесийн салбарт ашиглаж байна.

Хүснэгт 2. Бизнесийн салбар дахь хиймэл оюун ухааны сүлжээ
загварын хэрэглээ

Банк санхүү	Нягтлан бодох бүртгэл
- Компанийн дампуурлыг таамаглах;	- Буруу илэрхийлэлтэй санхүү, татварын тайлан илрүүлэх;
- Гарын үсэг, зээлийн баримт шалгах;	- Аудит, хяналт шалгалт хийх;
- Эрсдэлийн шинжилгээ хийх;	Маркетинг
- Валютын ханшийн таамаглал;	- Хэрэглэгчийн худалдан авалт болон хэрэглээг сегментчилэх;
- Хувьцааны үнийг таамаглах;	- Шинэ бүтээгдэхүүний шинжилгээ хийх;
- Зээлдэгчийн зээлийн зэрэглэл тогтоох;	- Борлуулалтын таамаглал хийх;
- Зээлийн картын баталгаа болон залилан;	- Хэрэглэгчийн зан төлөвийг тодорхойлох;
- Бизнесийн мөчлөгийн цэг тодорхойлох;	Менежмент
- Бондын зэрэглэл болон худалдаа;	- Ажилчдын үр бүтээлтэй ажлын гүйцэтгэл, ажиллах чадвар, бүтээмж болон зан төлөвийг таамаглах;
- Зээлийн баталгааг тодорхойлох;	- Хүний нөөцийн хэрэгцээ тодорхойлох;
- Эдийн засаг, санхүүгийн таамаглал;	
- Хөрөнгө оруулалтын шийдвэр гаргах;	
- Даатгуулагчийн нас барах магадлал;	

Эх сурвалж: Yashpal Singh and Alok Singh Chauhan (2009). Neural Networks in Data Mining. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, JATIT 37, www.jatit.org.

Харин хиймэл оюун ухааны сүлжээ загварын ашиглан дампуурлын загвар боловсруулах явдал анх 1990 оноос эхэлсэн ба гол төлөөлөгчид нь Т.Бэл, Г.Рибар болон Ж.Верчө (Bell, Ribar & Verchio, 1990), К.Тэм болон М.Киан (Tam & Kiang, 1992), Р.Уилсон болон Р.Шэрда (Wilson & Sharda, 1994), П.Коац болон Л.Фант (Coats & Fant, 1992), Д.Флетчер болон Э.Госс (Fletcher & Goss, 1993), Э.Альтман, Г.Марко болон Ф.Варето (Altman, Marco & Varetto, 1994) зэрэг судлаачид юм.

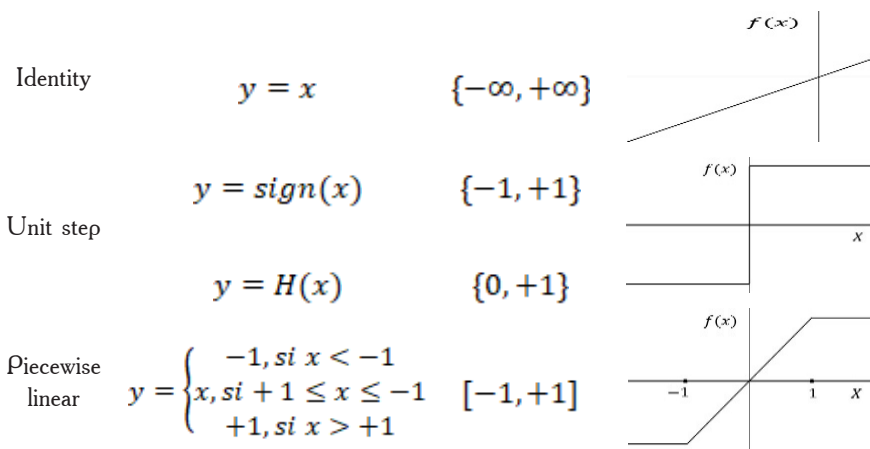
Хүний тархинд мэдээлэл ирэхэд энэ нь синапс (*synapse*) буюу мэдрэлийн эсүүдийн холбоосоор дамжуулан бүх мэдрэлийн эсүүдэд мэдээллийг хүргэнэ. Энэ үед синапс болгоны хувьд өөр өөр хууль үйлчилнэ. Ингэж дамжсаар гол эсийн хэсэгтээ очих ба энд мэдээллийг хүлээж авч боловсруулаад дахин гаргаж

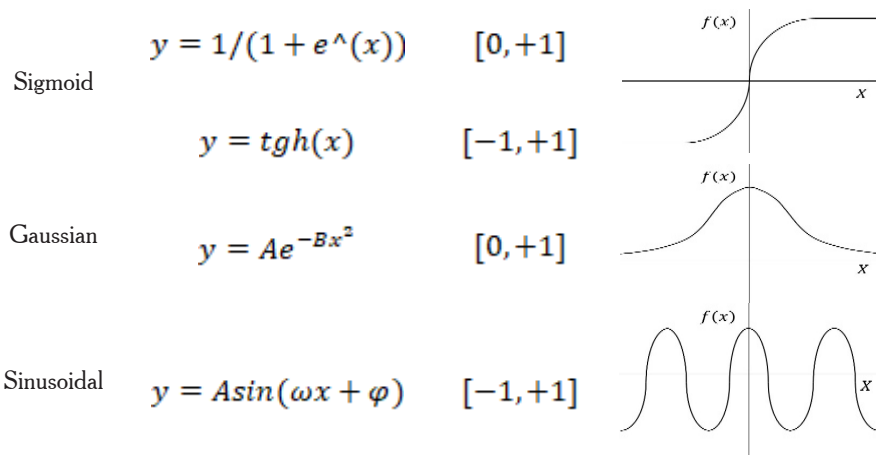
синапсаар дамжуулан шийдвэр гаргах эс дээр очно. Судлаачдын бий болгосон хиймэл оюун ухааны сүлжээ загвар нь дээрхийн адил хуулиар явагдана.

Орц буюу өгөгдөл өгөхөд эдгээр өгөгдөл нь боловсруулах шатанд орох бөгөөд боловсруулалтад орох үед орц болгоны хувьд өөр өөр байдлаар боловсруулалтад нөлөөлнө. Боловсруулалтаас гарсан үр дүн нь дахин мэдрэлийн эс буюу синапсуудаар дамжиж эцсийн шийдвэрийг гаргана. ANN нь асуудлыг шийдэхийн тулд бүх параметрүүдээ өөрчилдөг дасан зохицох шаталсан систем юм. Энэхүү үе шатыг сургах (*Training*) үе шат гэх бөгөөд загвар өөрийн төлөвлөө олж, судалж байгаа үзэгдэл процессын хамгийн чухал ааш авирыг параметрүүдээ сургах замаар тусган авч оновчтой шийдэл гаргах дараагийн алхамд бэлтгэнэ. Хамгийн оновчтой загварыг боловсруулахад орц ба гарцын өгөгдлүүд хамгийн чухал бөгөөд шугаман бус хэлбэр нь уг системийг маш уян хатан болгодог байна.

Үндсэндээ ANN бол маш нарийн зохион байгуулалттай шаталсан систем бөгөөд орцыг хүлээн авч боловсруулаад гарц нь юу болохыг тодорхойлж өгдөг. Орцыг өгч үнэлээд гарсан утгыг зорилтот буюу хүссэн үр дүнтэй харьцуулах замаар алдааг тооцдог. Уг алдааны тухай мэдээлэл нь тухайн системд хариу үйлдэл үзүүлэх замаар системт загварын бүх параметрүүдийг засварладаг. Уг үйл явц гарцын алдааг хамгийн бага болтол үргэлжилнэ. Үүнийг сурах процесс (*Learning Process*) гэнэ.

Зураг 1. Хиймэл оюун ухааны сүлжээ загварын шилжүүлэх функц (*Transfer function*)

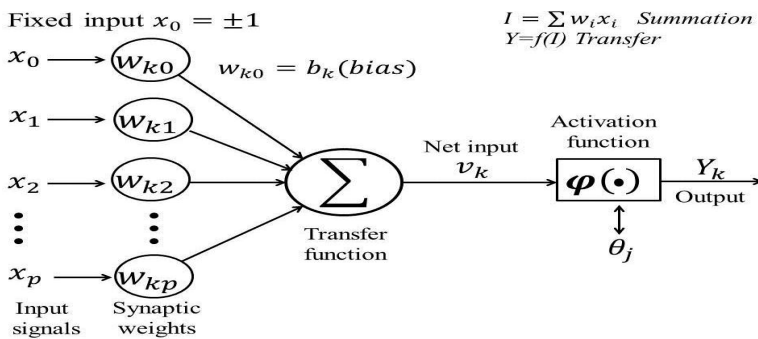




Эх сурвалж: Funes.E, Allouche.Y, Beltran.C, Jimenez.A (2015), A Review: Artificial Neural Networks as Tool for Control Food Industry Process, Journal of Sensor Technology, vol.5.

Энд байгаа x_1, x_2, \dots, x_n буюу орц нь харгалзах хувийн жин $w_{i,j}$ -р үржигдэн мэдрэлийн эсэд очих ба түүнээсээ дамжуулах функц (Transfer function) дээр очно. Энэ функцийг хэлбэрээс хамааран гарц тодорхойлогдоно. Үүнээс үзвэл дамжуулах функц нь бидэнд өгөх утгыг тодорхойлдог. ANN-ыг ажиллуулахдаа мэдрэлийн эсүүд нь хоорондоо хэрхэн холбогдсон болон тэдгээрийн холбоосны хувийн жин $w_{i,j}$ -г сонгох хэрэгтэй. Холбоосууд нь мэдрэлийн эсүүд нэг нэгэндээ нөлөөлөх боломжийг илэрхийлэх ба хир хүчтэй нөлөөлөх вэ гэдэг нь $w_{i,j}$ -аас шалтгаална.

Зураг 2. Дан давхарга бүхий хиймэл оюун ухааны сүлжээ загвар



Эх сурвалж: A.NagaBhushana Rao and K.Eswara Rao (2014), Estimate Bull speed using Back propagation, International Journal of Modern Engineering Research, vol.4, iss.11.

Энд x_p -орц (input), $w_{k,j}$ -жин (weight), $I = \sum w_i x_i$ бүх орцуудаас ирсэн жинлэгдсэн утгуудын нийлбэр, v_k -цэвэр орц (net input), Y_k -гарц (output), θ_k -зааглалтын цэг (threshold), $\varphi(\cdot)$ -идэвхжүүлэх функц (activation function), Σ -дамжуулах функц (transfer function) бөгөөд тухайн бодлого болон өгөгдлийн хэлбэрээс хамаарна.

ANN загварын оновчтой шийдэл гаргах математик үндэслэл

Бүх орцуудаас ирсэн жинлэгдсэн утгуудын нийлбэр дамжуулах функц-д очих ба томъёогоор илэрхийлбэл:

$$v_k = \sum_{j=1}^n x_j w_{kj} \quad [1]$$

Y_k нь дамжуулах функцээс хамаарсан утга буюу

$$Y_k = \varphi\left(\sum_{j=1}^n x_j w_{kj}\right) = \varphi(v_k)$$

$$h_w(x) = \varphi\left(\sum_{j=1}^n x_j w_{kj}\right) \quad [2]$$

[2] тэгшитгэл нь үнэлэгдсэн утгын томъёо ба эндээс алдааг дараах байдлаар томъёолно:

$$E = \frac{1}{2} * E_{tt}^2 = \frac{1}{2} (y_k - h_w(x))^2 \quad [3]$$

[3] тэгшитгэлээс w_j -аар уламжлал авах замаар w_j -н өөрчлөлт алдааг хэр хэмжээгээр бууруулж байгааг тооцно:

$$\frac{\partial E}{\partial w_j} = \frac{\partial\left(\frac{1}{2} * E_{tt}^2\right)}{\partial w_j} = E_{tt} * \left(\frac{\partial \varphi\left(\sum_{j=1}^n x_j w_{kj}\right)}{\partial w_j}\right) = -E_{tt} * \varphi'\left(\sum w_{kj} * x_j\right) * x_j \quad [4]$$

Энд [4] томъёог сурах түвшнээр үржиж, засварлах хэмжээг олж, хуучин w_j дээр нэмэн засварлах юм. Ингэж засварласнаар [5] тэгшитгэл гарна. (Krose & Smagt, 1996)

$$w_{kj}(\text{шинэ}) = w_{kj}(\text{хуучин}) + \alpha * E_{tt} * \varphi'\left(\sum w_{kj} * x_j\right) * x_j \quad [5]$$

[5] тэгшитгэл нь нэг удаагийн засварлагдсан жин болно. α – learning rate

Олон давхаргатай үед гарц болон далд давхарга хоорондын $w_{j,i}$ -г өмнөхтэй адил буюу дараах дүрмээр засна:

$$w_{ii} = w_{ii} + \alpha * a_i * \Delta_i \quad [6]$$

Энд: $\Delta_i = E_{tt} * g'(\sum w_{ji} * a_j)$ бөгөөд бичлэг хялбарчлах үүднээс дараах орлуулгыг хийвэл $\vartheta = \sum w_{ji} * a_j$ болно. Үүний дараа далд давхаргын өөрчлөлтийг олох ёстой ба үүнийг [7] томъёогоор олно. Үүнд:

$$\Delta_i = g'(\vartheta) * \sum_i w_{j,i} * \Delta_i \quad [7]$$

Далд давхарга ба орцыг холбосон $w_{j,i}$ -г дараах дүрмээр олно:

$$w_{kj} = w_{kj} + \alpha * a_k * \Delta_j$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} &= -\sum_i (y_i - a_i) * \frac{\partial a_i}{\partial w_{kj}} = -\sum_i (y_i - a_i) * \frac{\partial g(\vartheta_i)}{\partial w_{kj}} = -\sum_i (y_i - a_i) * g'(\vartheta_i) * \frac{\partial(\vartheta_i)}{\partial w_{kj}} = \\ &= -\sum_i \Delta_i * \frac{\partial(\sum w_{ji} * a_j)}{\partial w_{kj}} = \sum_i \Delta_i * w_{ji} * \frac{\partial a_j}{\partial w_{kj}} \end{aligned}$$

[8]

Энд: $a_j = g(\vartheta_j)$ бөгөөд [8] тэгшитгэлээс a_i -р уламжлал авбал:

$$-\sum_i \Delta_i * w_{ji} * g'(\vartheta) * \frac{\partial(\vartheta_i)}{\partial w_{kj}} = -\sum_i \Delta_i * w_{ji} * g'(\vartheta) * \frac{\partial(\sum w_{kj} * a_k)}{\partial w_{kj}} = -\sum_i \Delta_i * w_{ji} * g'(\vartheta) * a_k = -a_k * \Delta_i$$

[9]

Тэгшитгэл [9] нь $w_{j,i}$ өөрчлөлтийн хэмжээ бөгөөд үүнийг мөн сурах түвшингээр үржин өмнөх $w_{j,i}$ дээр нэмж засварлавал $w_{kj} = w_{kj} + \alpha * a_k * \Delta_j$ гарах бөгөөд энэхүү засварлах ажиллагааг дахин дахин давтсанаар хамгийн сайн (хамгийн бага хазайлттай) загвар бий болно.

Компанийн дампуурлыг дотор нь хуурамч буюу зохиомол, азгүй тохиолдлын болон болгоомжгүй байдлаас үүссэн дампуурал гэсэн үндсэн 3 төрөлд хувааж үздэг. Гэвч дээрх статистик шинжилгээний аргуудад суурилсан компанийн

дампуурлыг таамаглах загварууд нь ямар шалтгаанаас үүдсэн, аль төрлийн дампуурал болохыг бүрэн тайлбарлах боломжгүй (Цолмон & Моломжамц, 2023). Өөрөөр хэлбэл, дээрх статистик шинжилгээний аргуудаар үнэлсэн компанийн дампуурлыг таамаглах загварууд нь зөвхөн тухайн компанийн ирээдүйд дампуурах магадлал хэдэн хувь байгааг харуулахаас биш ямар шалтгаас үүдэн дампуурах эсэхийг нь бүрэн таамаглах боломжгүй гэдгээрээ учир дутагдалтай юм.

Дүгнэлт

Сүүлийн үед манай эрдэмтэд, судлаачид өөрийн орны онцлогт тохирсон дампуурлыг оношлох арга зүй, загварыг боловсруулах явдал нэмэгдэж байна. Тиймээс энэхүү өгүүлэлд компанийн дампуурлыг оношлох загвар боловсруулахад ашиглаж буй орчин үеийн болон уламжлалт аргуудын хэрэглээ, үр дүн болон тэдгээр аргуудын онол арга зүйн онцлог, давуу талыг харьцуулан судалж дүгнэлт өгсөн болно. Аж ахуйн нэгжийн өрсөлдөөн хийгээд дампуурал нь зах зээлийн харилцаанд зайлшгүй байх нийгмийн үзэгдэл боловч байх ёстой хэмээн төрөөс зөнд нь орхиж болохгүй. Өндөр хөгжилтэй зарим улсад дампуурлын тухай асуудалд төрөөс илүү их анхаарал хандуулах болсныг харгалзан үзэх шаардлагатай. Компани дампуурч болзошгүй байдлаа урьдчилсан таамаглах боломжтой бөгөөд үүний үр дүнд тухайн компани учирч болзошгүй эрсдэлээс сэргийлэх, түүний хор хөнөөлийн эсрэг компанийн дархлааг удирдах боломжтойгоос гадна энэ нь хөрөнгө оруулагчид, зээлдүүлэгчид, засгийн газар зэрэг санхүүгийн тайлангийн хэрэглэгчдэд чухал ач холбогдолтой асуудлын нэг болсон байна. Компанийн дампууралд нөлөөлөгч дотоод орчны үзүүлэлтэд удирдлагын ур чадвар сул, өрсөлдөөн, засаглал, хяналт шалгалт, төлөвлөлт зэрэг тухайн компаниас шалтгаалах хүчин зүйлс байгаа тул удирдлагын зүгээс компанийн дампуурлыг урьдчилан таамаглаж, оновчтой шийдвэр гаргах замаар санхүүгийн эрсдэлээс сэргийлэх бүрэн боломжтой. Бид өөрийн орны онцлогийг харгалзсан дампуурлыг оношлох загвар, арга зүйг боловсруулахдаа бизнесийн гадаад болон дотоод орчин, нөхцлийг харгалзан үзэхийн зэрэгцээ энэ салбарт гарч буй орчин үеийн судалгааны арга аргачлалыг нягт нямбай судалж өмчийн бүх хэлбэрийн аж ахуйн нэгжийн олон жилийн тоо мэдээнд тулгуурлах нь судалгааны практик ач холбогдлыг нэмэгдүүлнэ гэж үзэж байна.

Ашигласан материал

- Altman, E. (1968). Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, pp. 589-609.
- Altman, E. I., Marco, G., & Varetto, F. (1994). Corporate Distress Diagnosis: Comparisons Using Linear Discriminate Analysis and Neural Networks. *Journal of Banking and Finance*, 18, 505–529.
- Aziz, A., Emmanuel, D., & Lawson, G. (1988). Bankruptcy prediction: An investigation of cash flow based models. *Journal of Management Studies*, 25(5), 419–437.
- Bell, T., Ribar, G., & Verchio, J. (1990). Neural Nets Versus Logistic Regression: a Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures, In *Proceeding of the 1990 Deloitte Touche/Univ. . Kansas Symp. On Auditing Problems*, 29–53.
- Bellovary, J., Giacomino, D., & Akers, M. (2007). A Review Of Going Concern Prediction Studies: 1976 To Present. . *Journal of Business & Economics Research – May 2007* , Volume, Number 5.
- Beynon, M., & Peel, M. (2001). Variable precision rough set theory and data discretisation: An application to corporate failure prediction. . *Omega*, 29, 561-576.
- Blum, M. (1974). Failing Company Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Research. Vol. 12. No. 1.*, pp. 1-25.
- Burgstahler, D., Jiambalvo, J., & Noreen, E. (1989). Changes in the probability of bankruptcy, & equity value. . *Journal of Accounting, & Economics*, 11, 207–22.
- Chung, K., Tan, S., & Holdsworth, D. (2008). Insolvency prediction model using multivariate discriminant analysis and artificial neural network for the finance industry in New Zealand. . *International Journal of Business and Management*, 3(1), 19-29.
- Coats, P., & Fant, L. (1992). A Neural Network Approach to Forecasting Financial Distress, *Journal of Business Forecasting*, 10(4), 9-12.
- Deakin, E. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research. Vol. 10. No. 1*, pp. 167-179.
- Fletcher, D., & Goss, E. (1993). Forecasting with neural networks: an application using bankruptcy data. *Information and Management*, 24 (3), 159–167.

- McCulloch, W., & Pitts, W. (1943). A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115-133.
- Mensah, Y. M. (1984). An examination of the stationarity of multivariate bankruptcy prediction models: A methodological study. *Journal of Accounting Research*, 22(1), 380–395.
- Ohlson, J. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research (spring)*, 109-131.
- Premachandra, I. M., Bhabra, G. S., & Sueyoshi, T. (2009). DEA as a tool for bankruptcy assessment: A comparative study with logistic regression technique. *European Journal of Operational Research*, 193(2).
- Tam, K., & Kiang, M. (1992). Managerial Applications of the Neural Networks: the Case of Bank Failure Predictions. *Management Science*, 38, 416–430.
- Wilson, R. L., & Sharda, R. (1994). Bankruptcy Prediction Using Neural Networks, . *Decision Support Systems*, 11(5), 545–557.
- Zavgren, C. (1985). Assessing the vulnerability of failure of American industrial firms: a logistic analysis. . *Journal of Business Finance, & Accounting*, 12(1), 19–45.
- Цолмон, С., & Моломжамц, Д. (2023). Компанийн дампуурлын онол, арга зүйн асуудал. *Journal of Business and Innovation*, 9 (1), 111-125.
- Цолмон, С., Моломжамц, Д., & Энхбаяр, Ч. (2017). Bankruptcy Prediction Models: Artificial Neural Networks versus Discriminant Analysis and Logit Model. *Нягтлан бодох бүртгэлийн онол, практик*, 1 (1), 55-67.
- Цолмон, С., Энхбаяр, Ч., & Моломжамц, Д. (2016). Компанийн дампуурлыг таамаглах загварын харьцуулсан судалгаа. *Journal of Business and Innovation*, 2 (1), 77-94.
- Энхбаяр, Ч., & Цолмон, С. (2016). Проблемы моделирования рисков банкротства в условиях Монголии. *Символ науки*, 248-252.