

САНХҮҮГИЙН ХУВЬСАГЧДИЙН ХОЛБОО ХАМААРЛЫГ ТОДОРХОЙЛОХ НЕЙРОНЫ ХИЙСВЭР СҮЛЖЭЭНД МЭДРЭМЖИЙН ШИНЖИЛГЭЭГ АШИГЛАХ НЬ

Я. Лутбат

Шинжлэх ухаан, технологийн их сургууль

Хэрэглээний шинжлэх ухааны сургууль

lutubatu@must.edu.mn

Хураангуй. Энэ өгүүлэлд Монгол улсын нөлөө бүхий том компаниудын санхүүгийн хувьсагчдийн бондын үнэлгээ (зэрэглэл) хоорондын нөлөөллийг тодорхойлоход хиймэл оюуны арга тухайлбал нейроны хийсвэр сүлжээг хэрхэн ашиглах тухай авч үзэх болно. Зарим санхүүгийн хувьсагчид өндөр корреляци хамааралтай байсан учраас нейроны сүлжээ дэх харгалзах оролтууд гол компонентуудыг үүсгэх ба мэдрэмжийн хязгаарлагдмал дүр зураг ажиглагдаж байв.

Түлхүүр үгс. нейроны сүлжээ; санхүүгийн хувьсагчид; гол компонентууд; суралцах түвшин

I. УДИРТГАЛ

Монгол улсын томоохон компаниуд хэмжээ, орлого, ашиг, өр төлбөр, хөрөнгө гэх мэт зүйлээсээ хамааруулан бондын үнэлгээ хийдэг. Өнөөг хүртэл олон тооны судалгаа компанийн бондын зэрэглэл ба санхүүгийн хувьсагчдын хоорондын хамаарлыг тодорхойлох чиглэлд хийгдсэн байдаг бөгөөд эдгээр судалгаануудад тухайлбал логистик регресс аргыг түлхүү ашигладаг. Тэдгээр судалгаануудын нийтлэг чанар нь бондын үнэлгээ ба санхүүгийн хувьсагчдын хамаарлыг судлахад чиглэгдсэн өгөгдсөн тодорхой загварууд дээр тулгуурлан хийгдэх явдал юм.

Ийм төрлийн судалгаанд нейроны хийсвэр сүлжээг ашиглах нь урьдчилан тодорхой загвар шаарддаггүйгээрээ бондын зэрэглэл тогтооход доминант үүрэг гүйцэтгэх хувьсагчдыг ялган авахад илүү үр дүнтэй юм. Учир нь оновчтой загварыг сонгох асуудал өөрөө хангалттай хүнд бөгөөд зорьж буй асуудлыг шийдвэрлэхээс илүүтэй бэрхшээлтэй байх нь нийтлэг.

Нейроны хийсвэр сүлжээний бусад хандлагуудын адилаар машин сургалтын удирдлагатай зарчмын дагуу өгөгдлийг санамсаргүй байдлаар (I) урьдчилан таамаглах, (II) баталгаажуулах, (III) сургалтын гэсэн гурван өгөгдлийн багц болгон хуваасан.

Сургалтын үеэр ерөнхийллийн болон нийлэлтийн шалгууруудыг хангаж байгаа эсэхийг харуулахын тулд сургалтын алдаа ба баталгаажуулалтын алдааг тус бүрт шалгаж байсан [1] болно. Язгуур бүхий

дундаж квадрат алдааны аргыг сургалтын багц болон баталгаажуулалтын багцад ашигласан бөгөөд буцах-гархалтын загварыг (дасан зохицох сургалтын түвшний хувилбар) сигмоид буюу S хэлбэрийн дамжуулах функцтэй холбоосуудад ашигласан [2].

Сүлжээ тогтвортой болохыг харуулахын тулд анхны жингийн ялгаатай сонголтууд, мөн ялгаатай тооны далд зангилаа бүхий сүлжээнүүд дээр туршилтыг явуулсан. Үүнээс гадна, туршилтыг урьдчилсан таамаглал, баталгаажуулалт ба сургалтын янз бүрийн багцуудын хувьд олон тооны удаа давтсан болно.

Нейроны сүлжээний нэг сул тал бол сургалт дууссаны дараагаар хамааралтай хувьсагч ба тайлбарлагч хувьсагчийн хоорондох функциональ холбоог гаргаж ирж чадахгүй явдал юм. Гэсэн хэдий ч олонхи тохиолдолд функциональ хамаарлыг тодорхойлох нь судлаачийн гол зорилго биш, харин үүний оронд судлаачид хамаарах хувьсагчийг тодорхойлоход хамгийн их нөлөө үзүүлэх тайлбарлагч хувьсагчид, тэдгээрийн харьцангуй нөлөөллийн хэмжээ зэргийг сонирхож байдаг. Санхүүгийн хувьсагчдын харьцангуй ач холбогдлыг мэдрэмжийн шинжилгээг ашиглан үнэлэх нь тохиоромжтой бөгөөд бондын үнэлгээг хийхэд илүү үр дүнтэй юм.

II хэсэгт судалгаанд ашигласан мэдрэмжийн шинжилгээний аргын талаар товч мэдээлэл өгсөн. Үүний дараа III хэсэгт нейроны хийсвэр сүлжээг ашиглахад зайлшгүй шаардлагатай өгөгдлийг урьдчилан боловсруулах аргын талаар дэлгэрэнгүй оруулав. IV хэсэгт дасан зохицох сургалтын түвшний аргыг танилцуулсан болно; уламжлал аргууд өгөөжийн түвшин харьцангуй өндөр үед үр дүнтэй байсан бол өгөөжийн түвшин огцом буурах үед энэхүү арга илүү үр дүнтэй юм. Өгөгдлийн шинжилгээг V хэсэгт хийсэн болно.

II. ОНОЛ, АРГА ЗҮЙН ХЭСЭГ

Мэдрэмжийн шинжилгээнд ашигласан нейроны сүлжээ нь бүрэн холбоост ба дараах гурван үеүүдээс бүрдэнэ:

(i) $E + 1$ зангилаанаас бүрдэх оролтын үе, энд E нь тайлбарлагч хувьсагчдын тоо юм

(дараа нь гол компонент болгон бууруулсан);

(ii) тодорхой тооны далд зангилаанаас бүрдэх далд үе;

(iii) нэг зангилаанаас бүрдэх гаднах үе (бондын урьдчилсан үнэлгээ өгөгдөнө).

Далд зангилаа j -ын оролтыг

$$u_j = a_{0j} + \sum a_{ij}x_i \quad (2)$$

гэж бичиж болно. Энд a_{0j} нь хазайх жин (буюу жингийн хазайлт), x_i нь харгалзах a_{ij} жин бүхий тайлбарлагч хувьсагч юм.

Сигмоид функц g нь далд үеийн оролт дээр үйлчилсний дараа нэг гаралт бүхий үерүү гарч буй далд зангилаа j -ийн гаралтыг $y_j = g(u_j)$ гэж бичиж болох юм. Далд зангилаа тус бүрийн гаралтыг ялгаатай жинтэйгээр нэг v гаралтруу нэгтгэж гаралтын үерүү өгнө. Энэ гаралтыг $v = b_0 + \sum b_j y_j$ гэж бичиж болно. Энд b_0 нь хазайх жин ба b_j нь далд зангилааны харгалзах жин юм. Иймд эцсийн үеээс гарах утга $z = g(v)$ байна.

Гаралт z -ийн тайлбарлагч хувьсагч x_j -д харгалзах мэдрэмжийг dz/dx_i гэж авсан. Гинжийн дүрэм ёсоор мэдрэмж нь гаралт (буюу z), далд зангилаа тус бүрийн гаралтууд, a_{ij} ба b_j жингүүдээр дараахь байдлаар илэрхийлэгдэж болно:

$$\begin{aligned} dz/dx_i &= (dz/dv)(dv/dy_j)(dy_j \\ &\quad /du_j)(du_j/dx_i) \quad (1) \\ &= z(1-z) \sum b_j y_j (1-y_j) a_{ij} \end{aligned}$$

Өгөгдлийн урьдчилсан боловсруулах: Тайлбарлагч хувьсагчдыг нейроны сүлжээны оролт дээр хэрэглэх үед тохиолдох нэг гол асуудал бол тайлбарлагч хувьсагчдын хоорондох корреляци хамаарал юм. Харилцан хамааралтай оролт нь тухайн загварыг түүврийн тодорхой статистик шинж чанарт илүү мэдрэмтгий болгох ба улмаар “хэт их тохирсон” загварыг бий болгож ерөнхийллийн ач холбогдлыг бууруулдаг. Өөрөөр хэлбэл ерөнхий тохиолдолд загварыг ашиглах боломжийг хязгаарлана.

Иймээс хамааралтай хувьсах хэмжигдэхүүнийг (бондын үнэлгээ) урьдчилан таамаглаж, хоорондоо харилцан хамааралгүй байх хувьсагчдыг загварт ашиглана. Үүний дагуу 5 дугаар хэсэгт яригдсан тайлбарлагч зургаан хувьсагч дээр гол компонентийн шинжилгээг хэрэглэсэн. Зургаан тайлбарлагч хувьсагчийг корреляцийн матрицын хувийн утга болох дөрвөн гол компонентуудаар сольсон бөгөөд тав, зургаа дах компонентууд үл мэдэгдэм бага байлаа. Сургалтын нэг тухайн багцын хувьд хувийн утгууд

Хувийн утга:	3.21	1.01	0.93	0.5	0.25	0.06
Эзлэх хувь:	0.56	0.18	0.16	0.07	0.05	0.01

байв. Эдгээр хувийн утгууд нь сургалтын өөр бусад багцын хувийн утгуудын төлөв байдлыг тодорхой дүрслэн харуулж байна.

Дасан зохицох сургалтын түвшин: Дундаж квадрат алдаа (MSE) нь загвар өгөгдөлд хэр тохирч буйг хэмжих уламжлалт арга бөгөөд үүнийг дараах байдлаар

$$\phi = \sum (z_i - t_i)^2 / 2n \quad (3)$$

бичиж болно. Энд n ($=300$) бол сургалтын багц дахь жишээний тоо, z_i нь i дүгээр жишээний бодит гаралт, t_i нь i дүгээр жишээний зорилтот гаралт юм. Сургалтын багц нейроны сүлжээгээр бүрэн дамжин өнгөрөхөд бүх зангилаа жингээ “хамгийн огцом буух” хэмжээгээр өөрчилдөг. Ингэснээр алдаа (буюу ϕ) хамгийн хурдан буурах чиглэлийн дагуу жингийн өөрчлөлт болно.

Уламжлалуудыг сургалтын жишээнүүдийн бүрэн багцын дагуу нийлбэрчлэхэд алдааны гадаргуу дээрх алдаа хамгийн огцом буух чиглэлийг алдааны уламжлал зааж өгөх болно. Иймээс алдааг огцом буулгах аргыг хэрэглэхдээ зайлшгүй жингийн өөрчлөлтийг хийх ёстой. Үүний тулд бүрэн түүврээр уламжлалуудыг нийлбэрчлэх ба алдааны уламжлал дээр тулгуурлан жингийн өөрчлөлтийг хийнэ. Гэсэн хэдий ч жишээ бүрийн эцэст жинг өөрчлөх боломжтой бөгөөд зөвхөн тухайн жишээний алдааны уламжлал дээр үндэслэнэ. Энэхүү аргыг хэрэглэхэд сургалтын өгөгдөлд буй алдаа үеүүдийн эхэнд хурдтай буурдаг учир нейроны сүлжээ бүх үеүүдийг сургалт эхлэхээс өмнө туулах шаардлагагүй. Энэ нь уг аргын давуутай тал болдог. Хэдий тийм боловч үе бүрийн эцэст жин өөрчлөгдөх бол нэг жишээнээс нейроны сүлжээний сурсан мэдлэг заримдаа дараагийн жишээнээс олдохгүй.

Минимум алдаа бүхий жингүүдийн олонлог дээр нийлэлттэй болох нь математикийн хувьд батлагдсан цорын ганц сургалтын хууль бол хамгийн огцом буух арга бөгөөд жингийн өөрчлөлт бүр нь жишээ болгоны хувьд хийгдэх ёстой. Харин дасан зохицох сургалтын түвшний арга хувьд гол давуутай тал нь хурд бөгөөд алдааны гадаргуу дээрх гуу жалгаас шалтгаалан локаль минимум дээр түгжигдэх аюулгүй байдаг.

Дасан зохицох сургалтын түвшний аргад нейроны сүлжээнд буй жин i бүрт ялгаатай сургалтын түвшингүүд бий. Өгөгдсөн жингийн өөрчлөлтөнд алдаа буурах чиглэл нь сая буурсан чиглэлтэй давхцах бол сургалт (буюу e) илүү байх ба урвуу нь үнэн байна.

m үе дэх жингээр авсан алдааны уламжлалын (буюу d_m) тэмдгээр алдаа буурах чиглэл тодорхойлогдоно. Энд d -ийн илтгэгч дунджийг [3] ашиглах ба

$$D_{m+1} = \alpha D_m + (1 - \alpha)d_m \quad (4)$$

гэж өгөгдөх бөгөөд α нь өмнөх үед олдсон тухайн уламжлалын жин юм. Иймд e -ийн өөрчлөлтийг илэрхийлэх тэгшитгэлийг илүү тодорхойл байдлаар

$$e_m = \begin{cases} e_{m-1} + \beta, & d_m D_m > 0 \\ e_{m-1} \gamma, & d_m D_m \leq 0 \end{cases} \quad (5)$$

гэж бичиж болох бөгөөд энд β ба γ нь тогтмолууд байна.

Энд тэмдэглэхэд үр дүнгүүд α , β ба γ тогтмолуудын хувьд хангалттай мэдрэмжтэй байж чадаагүй бөгөөд α , β ба γ тогтмолуудын харгалзах утгууд $\alpha = 0.6$, $\beta = 0.1$ ба $\gamma = 0.4$ байв. Сүлжээн дэх жин тус бүрт дасан зохицох

сургалтын түвшинг ашиглах нь суралцах цаг хугацааг эрс бууруулдаг болох нь тогтоогдсон.

Өгөгдлийн шинжилгээ: Статистикийн мэдээллийн нэгдсэн сангаас авсан мэдээлэлд Монгол улсын 25-н томоохон компанийн санхүүгийн долоон хувьсагч багтсан болно. Үүнд,

- (i) бондын үнэлгээ (0, 1 эсвэл 2);
- (ii) ажилчдын тоо;
- (iii) нийт борлуулалт сая төгрөгөөр;
- (iv) борлуулалтын зардал сая төгрөгөөр;
- (v) эргэлтийн хөрөнгө;
- (vi) богино хугацаат өр;
- (vii) нийт хөрөнгө эсвэл өр.

Зорилтот хувьсагчийг бондын үнэлгээ, бусад хувьсагчуудыг тайлбарлагч хувьсагч болгон авсан. 25 компанийг санамсаргүй байдлаар урьдчилан таамаглах, баталгаажуулах, сургалтын гэсэн гурван бүлэгт хуваасан. Жишээ болгон сургалтын нэг багц өгөгдлийн хувьд үндсэн статистик мэдээллийг Хүснэгт 1-д үзүүлээ.

Тодорхой бүлгийн хувьд дасан зохицох сургалтын алгоритмийг ашиглан нейроны сүлжээг (тодорхой тооны далд зангилааны хувьд) нийлэлтэнд сургаж, сургасан сүлжээг 30 бондын ханшийг урьдчилан таамаглах багцад ашигласан болно. Туршилтыг ялгаатай тооны далд зангилаанууд дээр давтан хийв. Далд зангилааны оновчтой тоог олсны дараа, санамсаргүй сонголтын техникийг ашиглан 25 компанийг гурван ялгаатай бүлэгт хуваасан, цаашид уг процессийг давтана. Тухайн бүлэг бүрийн хувьд далд зангилааны оновчтой тоо ижил хэвээр хадгалагдаж байгааг олж тогтоосон. Энэ тоо дөрөв байсан бөгөөд Вапник-Червоненкисийн [4] шалгууртай тохирч байлаа. Дундаж квадрат алдаа (MSE) хамгийн бага утгандаа хүрэх далд зангилааны тоог илэрхийлэхдээ энд “оновчтой” гэсэн үгийг ашиглаж байгаа бөгөөд үеүүдийн тооны дээд зааг 250 байв.

	<i>Хүснэгт 1</i>			
	Mean	St.dev.	Min.	Max.
Ажилчдын тоо	279	66	5	876
Нийт борлуулалт	3420	10396	17	1.03(+05)
Борлуулалтын зардал	4186	26560	27	4.00(+05)
Эргэлтийн хөрөнгө	1272	4420	93	60060
Богино хугацаат өр	699	2098	50	48100
Нийт хөр./ өр	5212	33110	176	4.01(+05)

Мэдрэмж 150 орчим үеийн дараа хязгаартаа хүрч байгаа нь тогтоогдсон. Ийм дүр зураг бусад сургалтын багцад мөн давтагдаж байв.

Хувийн дөрвөн утганд харгалзах хувийн функцүүдэд хийсэн шинжилгээг Хүснэгт 2-оос үзнэ үү.

	<i>Хүснэгт 2</i>			
Хувьсагч	<i>PC1</i>	<i>PC2</i>	<i>PC3</i>	<i>PC4</i>
Ажилчид	0.449	0.246	0.358	-0.487
Борлуулалт	0.530	-0.106	0.047	0.157
Борлуулатын зардал	0.416	-0.560	-0.527	-0.542
Хөрөнгө	0.272	-0.242	-0.193	0.660
Өр	0.439	0.208	0.250	-0.134
Нийт	0.11	0.631	-0.67	0.041

Эхний гол компонентийн хувьд нийт хөрөнгө болон борлуулалтын зардал бага хэмжээтэй, харин бусад тайлбарлагч хувьсагчдын оролцоо бараг адил, тус бүр нийт өөрчлөлтийнхөө хагастай ойролцоогоор тэнцүү хувийг эзэлж байна.

Үүнтэй ижил тооцооллыг бусад гурван оролт буюу гол компонентууд дээр хийж болох бөгөөд үеүүдийн тоо дээд хязгаар 250-д хүрэхэд мэдрэмж хязгаартаа хүрэх ба хангалттай үр дүн гарч ирэхгүй байв.

Энэ нь ялангуяа дөрөв дэх гол компонентод хамаатай бөгөөд уг компонент өөрчлөлтийн 10 орчим хувийг хамгийн ихдээ бүрдүүлж байлаа.

Мэдрэмж хязгаартаа ойролцоогоор 1/1000 -т дөхөх бөгөөд ажиллагсдын тоо, борлуулалт, хөрөнгө, өр төлбөр нь эн мэдрэмжид бараг тэнцүү хувьтай оролцсон бол харин борлуулалтын зардал илүү бага, нийт хөрөнгө бүр ч бага үүрэгтэй оролцдог болох нь харагдаж байв. Мэдрэмжийг хүсэн хүлээж байснаар нарийн тайлбарлах боломжгүй байгаа нь эхний гол компонент тайлбарлагч зургаан хувьсагчийн дөрвөөр ижил жинтэй, мөн уг компонент нийт өөрчлөлтийн дөнгөж хагасаар тооцогдож байгаатай холбоотой юм. Эхний компонент нь нийт өөрчлөлтийн дийлэнхийг эзэлдэг бөгөөд (эсвэл) цөөн хэдэн тайлбарлагч хувьсагчийн жин их байсан бол илүү сэтгэл ханамжтай байх байлаа. Илүү сэтгэл ханамжид хүрэх нэг боломж бол шугаман бус компонентуудын зохицол байж болох юм.

Урьдчилан таамаглах өгөгдлийн багц дээр ажиллах нейроны сургасан сүлжээний хувьд ерөнхий тохиолдолд таамаглалын дундаж квадрат алдаа сургалтын мөн баталгаажуулах багцаас хийсэн санамсаргүй сонголт бүрийн хувьд өөрчлөгдөхгүй байгаа нь тогтоогдсон. Энэ үед нейроны сүлжээн дэх далд зангилааны тоо дөрөв байх ёстой.

Ш. ДҮГНЭЛТ

Нейроны хийсвэр сүлжээг ашиглан Монгол улсын 25 компанийн бондын үнэлгээтэй холбоотой хувьсагчуудад мэдрэмжийн шинжилгээг хийсэн.

Тайлбарлагч зарим хувьсагчдын хоорондох өндөр хамаарлын улмаас нейроны сүлжээн дэх оролтуудыг гол компонент хэлбэртэй авлаа.

Мэдрэмжийн хязгаарыг олохдоо үеийн дээд хязгаарыг ашиглах ба уг хязгаарыг тогтоохдоо нэгдүгээр гол компонентийн үеийн дээд заагийг сонгосон болно. Гэвч бусад компонентуудын хувьд үүнийг давтан хийх боломжгүй байгаа нь харагдсан бөгөөд өөр техник тухайлбал, шугаман бус компонентын аргыг ашиглахыг санал болгож байна. Ингэснээр эхний компонентийн өөрчлөлтийн хувийг нэмэгдлүүлэх эсвэл компонентийн тайлбарлагч хувьсагчийн тоог цөөрүүлж түүний илтгэх чадварыг нэмэгдүүлэх боломжтой болно. Одоогоор энэ арга яг судлагааны шатандаа явж байна.

НОМ ЗҮЙ

- [1] С.Геман, Э.Биенениток ба Р.Дурсат, “Нейрон сүлжээ ба хазайлт/дисперсийн дилемма”, *Neural Computation*, 4, 1-58 (1992).
- [2] R. A. Jacobs, “Сургалтын түвшинд дасан зохицох аргаар нийлэлтийн хувийг нэмэгдүүлэх”, *Neural Networks*, 1, 295-308 (1988).
- [3] Э.Б.Баум, Д.Хаусслер, ‘what size net gives valid generalisation?’, *Neural Computation*, 1, 151—160 (1989).
- [4] Д.Р. Андерсон, Д.Ж. Суини, Т.А. Уильямс, *Статистикийн танилцуулга: Үзэл баримтлал ба хэрэглээ, хх 5-9 (1994). West Group. ISBN 978-0-314-03309-3*