Төхөөрөмжийн хэвийн бус байдлын оношилгоо

Далд Марков загварын параметрүүдийг Байесийн вариацлах аргаар оновчилох холимог алгоритм ашиглан төхөөрөмжийн хэвийн бус байдлыг илрүүлэх нь

Д.Энхжаргал, А.Эрдэнэбаатар
Шинжлэх Ухаан Технологийн Их Сургууль,
Компьютерийн Техник Менежментийн Сургууль,
Компьютерийн ухааны салбар
enkhjargal@csms.edu.mn

***Хураангуй*-Төхөөрөмж дэх хэвийн бус байдлыг ашиглалтын явцад илрүүлсэнээр техникийн аюулгүй байдлыг хангах, хариу арга хэмжээг цаг алдалгүй авах замаар засвар үйлчилгээний зардал бууруулах боломжтой. Далд Марков загварын мөн чанар нь ажиглах/хэмжих боломжтой сигналуудынх нь тусламжтай төхөөрөмжид явагдаж байгаа далд үзэглүүдийн талаар таамаглан, магадлал тооцох замаар төхөөрөмжийг оношилох боломжийг олгодог. Энэхүү өгүүлэлээр бид далд Марков загварын параметрүүдийг Байесийн вариацлах аргаар оновчилох холимог алгоритмд суурилсан төхөөрөмжийн хэвийн бус байдлыг илрүүлэх аргачилалыг танилцуулна. Бид боловсруулсан холимог алгоритмд суурилсан аргачлалаа лабораторийн аргаар гаргаж авсан Insulated Gate Bipolar Transistors-ийн өгөгдөл дээр туршиж, цахилгаан төхөөрөмжийн хэвийн бус байдлыг илрүүлэх хэрэглээнд үр дүнтэй болохыг туршилтаар нотлон харуулав.**

Түлхүүр үгс- Хэвийн бус байдал; далд Марков загвар; IGBT; хосмог тархалт;

I. УДИРТГАЛ

Системийн хэвийн бус байдал нь параметрийн ба параметрийн бус өөрчлөлтөөс улбаалан систем хэвийн ажиллагаанаасаа хазайх хазайлтаар тодорхойлогдоно [1]. Цахилгаан төхөөрөмжийн хэвийн бус байдлыг эрт илрүүлсэнээр инженер техникийн ажилтанд дохиолол өгөх замаар техникийн аюулгүй байдлыг хангах боломж бүрдэнэ. Мөн төхөөрөмжийн хэвийн бус байдлыг илрүүлэх нь тухайн төхөөрөмжийн эвдрэлийг зөв оношлох, тухайн төхөөрөмжийн ашиглалтын үлдсэн хугацааг зөв таамаглахын үндэс суурь болно. Ийнхүү төхөөрөмжийг цаг алдалгүй зөв оношилж, хэтийн төлвийг нь прогноз хийснээр засвар үйлчилгээний зөв зохистой бодлого, шийдвэрийг хэрэгжүүлэх боломжтой бөгөөд энэ нь эдийн засгийн хэмнэлт, үр ашигаас гадна системд сүйрлийн нөхцөл байдал үүсэхээс урьдчилан сэргийлэх ач холбогдолтой.

Энэ өгүүлэлд далд Марков загварын параметрүүдийг Байесийн вариацлах аргаар оновчилох холимог алгоритмд суурилсан төхөөрөмжийн хэвийн бус байдлыг илрүүлэх аргачлалыг танилцуулна. Сургалтын үе шатанд системийн хэвийн ба хэвийн бус байдлыг тодорхойлж чадах ДМЗ-уудыг сургах бөгөөд танилтын үе шатанд тестийн ажиглалтын дарааллыг дээрх сургагдсан ДМЗ-уудын тусламжтай ангилна. Энэ судалгаанд Байесийн онолын хүрээнд ДМЗ-ын гиперпараметрүүдийг үнэлэх замаар загварын параметрүүдийг тодорхойлох боломжтой гэж үзсэн. Бид боловсруулсан холимог алгоритмд суурилсан аргачилалаа лабораторийн аргаар гаргаж авсан Insulated Gate Bipolar Transistor (IGBT)-ийн өгөгдөл дээр туршсан. IGBT нь бага хүчдэлээр их гүйдлийг удирдах 2 туйлт транзистор бөгөөд цахилгаан хөдөлгүүр бүхий hybrid машин, хурдан галт тэрэг гэх мэт тээврийн хэрэгслүүдэд ашиглагдахын зэрэгцээ гэр ахуйн цахилгаан хэрэгслүүдэд өргөн ашиглагдаж байна. Хоёрдугаар хэсэгт ДМЗ-ын параметрүүдийг Байесийн вариацлах аргаар оновчилох холимог алгоритмын математик үндэслэлийг танилцуулна. Гуравдугаар хэсэгт бидний боловсруулсан холимог алгоритмд суурилсан цахилгаан төхөөрөмжийн хэвийн бус байдлыг илрүүлэх аргачилалыг боловсруулж, дөрөвдүгээр хэсэгт IGBT-ийн хэвийн бус байдлыг илрүүлэх жишээ туршилт, түүний үр дүнг танилцуулж, эцэст нь дүгнэлт хийсэн.

II. ХОЛИМОГ АЛГОРИТМЫН МАТЕМАТИК ҮНДЭСЛЭЛ

ДМЗ нь далд төлвүүд бүхий Марков процесст тооцогдох статистик загвар юм. ДМЗ-т төлвүүд нь ажиглах боломжгүй далд, харин тэдгээр далд төлвүүдээс хамаарах гаралтууд нь ил буюу ажиглах боломжтой байдаг. Далд Марковын загварын хураангуйлсан томъёог дараах байдлаар тодорхойлно.

$$\theta = \{A, B, \pi\} \tag{1}$$

Өнгөрсөн хугацаанд далд Марков загварын параметрүүдийг Байесийн зарчмаар оновчилох зарим оролдлогуудыг эх хэлний боловсруулалтанд зарим судлаачид хийсэн байдаг. Тухайлбал, MacKay [2] анх Байесийн вариацлах аргыг ажиглалтын дараалал нь дискрет байх ДМЗ-т хэрэглэх санааг дэвшүүлсэн. Ji [3] болон бусад судлаачид Байесийн вариацлах аргаар тасралтгүй ДМЗ-ын параметрүүдийг оновчилох оролдлого хийсэн. McGrory ба Titterington [4] Гауссын шуугианд тохирох ДМЗ-ыг сургах сургалтанд Байесийн вариацлах аргыг хэрэглэсэнээр загварын адармааг автоматаар зохицуулах боломжийг эрэлхийлсэн. Төхөөрөмжийн оношилгооны чиглэлээр далд Марков загварын параметрүүдийг Байесийн вариацлах аргаар оновчилох судалгаа, шинжилгээний ажил хараахан хийгдэж амжаагүй байна. Бид Байесийн вариацлах аргатай хослуулсан ДМЗ-ыг тодорхойлохдоо загварынхаа $\theta = \{A, B, \pi\}$ параметрүүдийг $\omega = \{\omega^{(A)}, \omega^{(B)}, \omega^{(\pi)}\}$ гиперпараметрүүд бүхий Dirichlet тархалттай санамсаргүй хэмжигдэхүүнүүд гэж үзсэн.

Байесийн статистик шинжилгээнд Dirichlet тархалтыг категоричилсан, хосмог тархалт гэж үздэг. Хосмог тархалтууд нь Байесийн онолын хүрээнд шийдэл боловсруулахад учирдаг математик хүндрэлийг хялбарчилдаг. Загвар дахь өгөгдлийн олонлогууд нь үл мэдэгдэх θ векторууд бүхий параметрүүдээр тодорхойлогдох категоричилсан тархалт бөгөөд K тооны катергори байдаг гэж үзье. Нэг ёсондоо бид загварынхаа параметрүүдийг хосмог тархалтын санамсаргүй хэмжигдэхүүн гэж үзэн түүний нөхцөлт бус магадлал болох $P(\theta|\omega)$-ийг ω параметр бүхий Dirichlet тархалт ашиглан тодорхойлсон [5][6][7]:

$$P(\theta|\omega) \propto Dir(\omega) = \frac{1}{Z(\omega)} \prod_{i=1}^{K} \theta_i^{\omega_i - 1} \tag{2}$$

Үүнд, K нь категорийн тоо ба $\omega = \sum \omega_i$, $\omega_i > 0$, $Z(\omega) = \frac{\prod_{i=1}^{K} \Gamma(\omega_i)}{\Gamma(\omega)}$ гэсэн нөхцлийг хангана. Магадлалын онол математик статистикт категоричлсон тархалт буюу полиномиаль тархалт нь үр дүн нь боломжит K гаралтын утгуудаас аль нэгийг нь гаргах санамсаргүй үзэгдлээр үүсэх тархалтын хууль юм. Иймд өгөгдлийн магадлалыг дараах байдлаар тодорхойлно [4][5]:

$$P(O|\theta) \sim Categorical(\theta) = \prod_{i=1}^{K} \theta_i^{C_i} \tag{3}$$

үүнд $O = (O_1, \dots, O_T)$ ажиглалтын дараалал, C_i нь тухайн ажиглалтын дараалалд i-р категорийн үзэгдэл явагдах давтамж юм. Байесийн зарчим ёсоор,

$$P(\theta|O) \propto P(O|\theta)P(\theta|\omega) \tag{4}$$

Томъёо (2) ба (3)-ийг нэгтгэвэл ажиглалтын дараах нөхцөлт параметрүүдийг (5) томъёогоор тодорхойлно:

$$P(\theta|O) \propto = \prod_{i=1}^{K} \theta_i^{C_i + \omega_i - 1} \tag{5}$$

Эндээс үзэхэд нөхцөлт бус хосмогийн арга ёсоор хэрэв ажиглалт явагдахын өмнөх нөхцөлт бус магадлал нь ω параметр бүхий Dirichlet тархалтын хуулиар өгөгдсөн бол O ажиглалтын дараах нөхцөлт магадлал нь $(C + \omega)$ параметр бүхий Dirichlet тархалтын хуульд захирагдана [3][4][5].

$$P(\theta|O) \propto Dir(C + \omega) \tag{6}$$

ДМЗ-ын параметрүүд нь Dirichlet тархалттай санамсаргүй хэмжигдэхүүнүүд гэж үзсэн тул ажиглалтын өмнөх нөхцөлт бус параметрүүдийн дараах байдлаар утга олгоно:

$$p(A) = P\left(A|\omega^{(A)}\right) = \prod_{i=1}^{K} Dir\left(\omega_i^{(A)}\right) \tag{7}$$

$$p(B) = P\left(B|\omega^{(B)}\right) = \prod_{i=1}^{K} Dir\left(\omega_i^{(B)}\right) \tag{8}$$

$$p(\pi) = P\left(\pi|\omega^{(\pi)}\right) = Dir\left(\omega_i^{(\pi)}\right) \tag{9}$$

Үүнд, $\omega_i^{(A)} = \{\omega_{i1}^{(A)} \dots \omega_{iK}^{(A)}\}$ бол A параметрийн i-р мөрийг тодорхойлох гиперпараметрүүдийн вектор, $\omega_i^{(B)} = \{\omega_{i1}^{(B)} \dots \omega_{iM}^{(B)}\}$ нь B параметрийн i-р мөрийг тодорхойлох гиперпараметрүүдийн вектор юм. Харин ажиглалтын дараалал дахь A параметрийн i-р мөрөөс (төлвөөс) баганууд руу холбогдох (дараагийн төлвүүд рүү шилжих) шилжилтийн векторыг $C_i^{(A)} = \{c_{i1}^{(A)} \dots c_{iK}^{(A)}\}$ гэсэн тэмдэглэгээгээр дүрсэлсэн бөгөөд үүнд, K нь систем дэх далд төлвийн тоо, $c_{ij}^{(A)}$ нь ажиглалтын дараалал дахь i-р төлвөөс j-р төлөв рүү шилжих шилжилтийн дундаж давтамж юм.

B параметрийн i-р мөрийг $C_i^{(B)} = \{c_{i1}^{(B)} \dots c_{iM}^{(B)}\}$ вектороор дүрсэлсэн бөгөөд M нь системийн гаргаж чадах гаралтын тэмдэгтийн тоо, $c_{im}^{(B)}$ нь өгөгдсөн ажиглалтын дараалал O нь систем i-р төлвөөс v_m гаралтын тэмдэгтийг гаргах давтамж юм. Харин π параметрийн дундаж давтамж нь $C^{(\pi)} = \{c_1^{(\pi)} \dots c_K^{(\pi)}\}$ гэсэн вектороор тодорхойлогдох бөгөөд, үүнд K нь систем дэх далд төлвийн тоо бөгөөд $c_i^{(\pi)}$ нь ажиглалтатын дараалал O -аас $t = 1$ буюу хугацааны эхний эгшинд систем i-р төлөвт байх дундаж давтамж юм.

Ийнхүү нөхцөлт бус хосмогийн арга ёсоор манай ДМЗ-ын параметрүүд болох A, B, болон π –ийн нөхцөлт магадлалыг дараах байдлаар томъёолно:

$$g(A) = P(A|O) = \prod_{i=1}^{K} Dir\left(C_{ij}^{(A)} + \omega_i^{(A)}\right) \tag{10}$$

$$g(B) = P(B|O) = \prod_{i=1}^{K} Dir\left(C_{im}^{(B)} + \omega_i^{(B)}\right) \tag{11}$$

$$g(\pi) = P(\pi|O) = Dir\left(C_i^{(\pi)} + \omega_i^{(\pi)}\right) \tag{12}$$

Иймд ажиглалт явагдсаны дараах нөхцөлт параметрүүдийг тооцож олохын тулд $C^{(A)}, C^{(B)}, C^{(\pi)}$ гэсэн давтамжууд болон $\omega^{(A)}, \omega^{(B)}, \omega^{(\pi)}$ ажиглалтын өмнөх prior гиперпараметрүүдийн векторуудыг эхлээд тооцож олсон байх шаардлагатай. Дундаж давтамжууд болон өгөгдлийн магадлалыг давших-ухрах алгоритмоор үнэлэх боломжтой.

A. Ажиглалтын дарааллын магадлал

Давших-ухрах алгоритмд тодорхойлогдох давших хувьсагч $\alpha_t(i)$ болон ухрах хувьсагч $\beta_t(i)$-ийг ашиглан загварын параметр нөхцөлт магадлал болон ажиглалтын дараалал дахь санамсаргүй үзэгдлүүд явагдах дундаж давтамжууд болох $C^{(A)}, C^{(B)}$, $C^{(\pi)}$-ийг тооцно. Давших хувьсагч $\alpha_t(i)$ -ийг (13) томъёогоор тооцож олно [8]:

$$\alpha\_1\,(i) = \pi\_i\, b\_i\,(O\_1\,), \quad 1 \le i \le K \tag{13}$$

Хугацааны $t + 1$ агшинд давших хувьсагч $\alpha_{t+1}(j)$ нь (14) томъёогоор тодорхойлогдоно.

$$\alpha_{t+1}(j) = b_j(o_{t+1}) \sum_{i=1}^{K} \alpha_t(i)\, a_{ij}\ , \quad 1 \le j \le K,\ 1 \le t \le T-1 \qquad (14)$$

Ажиглалтын дарааллын магадлал $P(O|\theta)$ нь томъёо (15) ёсоор төгсгөлийн давших хувьсагчид $\alpha_T(i)$-ын нийлбэр юм.

$$P(O|\theta) = \sum_{i=1}^{K} \alpha_T(i) \qquad (15)$$

Ухрах хувьсагч $\beta_t(i)$-ийг томъёо (16)-д үзүүлсэн [8]:

$$\beta_T(i) = 1, \qquad 1 \le i \le K \qquad (16)$$

Хугацааны t агшинд ухрах хувьсагч $\beta_t(i)$-ийг дараах томъёогоор тооцох боломжтой [8]:

$$\beta_t(i) = \sum_{i=1}^{K} a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j), \qquad 1 \le i \le K,\ t = T-1, T-2, \dots, 1 \qquad (17)$$

B. Ажиглалтын дараалал дахь давтамжууд

Баум-Вэлч алгоритм нь сургалтын дараалан дөхөх алгоритм тул ажиглалтын дараах нөхцөлт гиперпараметрүүдийг ДМЗ-ын сургалтын алхам бүрт дахин үнэлэх шаардлагатай. Ийнхүү ажиглалтын дараах нөхцөлт гиперпараметрүүдийг шинэчлэхийн тулд $\xi_t(i,j)$ болон $\gamma_t(i)$ хувьсагчдыг давших болон ухрах хувьсагчаар (18)-(19) томъёо ёсоор үнэлнэ [8]:

$$\xi_t(i,j) = \frac{\alpha_t(i)\, a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^{K} \sum_{j=1}^{K} \alpha_t(i) \cdot a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j)} \qquad (18)$$

$$\gamma_t(i) = \frac{\alpha_t(i) \beta_t(i)}{\sum_{i=1}^{K} \alpha_t(i) \beta_t(i)} \qquad (19)$$

S_i төлвөөс S_j төлөвт шилжих давтамжийг $c_{ij}^{(A)}$ гэж тэмдэглэн, дараах томъёогоор үнэлнэ:

$$c_{ij}^{(A)} = \sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i,j) \qquad (20)$$

Ажиглалтын дараалал O өгөгдсөн үед систем S_i төлвөөс v_m гаралтын тэмдэгтийг гаргах давтамжийг $c_{im}^{(B)}$ гэж тэмдэглэсэн бөгөөд дараах томъёогоор тодорхойлно:

$$c_{im}^{(B)} = \sum_{t=1\ s.t\ O_t = v_m}^{T} \gamma_t(i) \qquad (21)$$

Хугацааны $t = 1$ агшинд систем S_i төлөвт байх магадлалыг $c_i^{(\pi)}$ гэж тэмдэглэсэн:

$$c_i^{(\pi)} = \gamma_1(i) \qquad (22)$$

Дээрх байдлаар давтамжуудыг үнэлж олсоноор ажиглалтын дараах нөхцөлт A, B, $\boldsymbol{\pi}$ параметрүүдийн утгыг томъёо (10)-(12) –д үзүүлсэн ёсоор тодорхойлох боломжтой.

C. Сургалтын процессын нийлэх шинжүүр

Байесийн онолын хүрээнд ажиглалтын дараах нөхцөлт параметрүүдийн үнэн утгуудыг тооцоолоход хүндрэл учирдаг. Иймд Байесийн хувьсгах аргаар сөрөг утгат чөлөөт энерги хэмээх хэмжигдэхүүнийг максумумчилах замаар хувьсах (хугацааны эгшин бүрд өөрчлөгдөх) нөхцөлт параметрүүдийг оновчилдог. Сургалтын дараалан дөхөх итераци бүрийн хувьд сөрөг утгат чөлөөт энергийн утга үл буурах ба сургалтын тухайн итераци дахь сөрөг утгат чөлөөт энергийн утга өмнөх итерацийн утга хоорондын зөрүү маш бага буюу тодорхой нарийвчлалд хүрэх үед сургалтын процессын нийлэх шинжүүр биелэгдэнэ. Сөрөг утгат чөлөөт энерги дараах томъёогоор тодорхойлогдоно (23) [8][5][6]:

$$F(\theta) = \int g(\theta) \log p(O|\theta) d\theta - KL[g(\theta)||p(\theta)] \qquad (23)$$

Үүнд, ялгаврын эхний хэсэг нь өгөгдлийн магадлалын дундаж, харин хоёр дахь хэсэг $KL[g||p]$ нь Kullback–Leibler (KL) дивергенц буюу posterior g болон prior p –ийн дөхөлтийн зөрөөг дүрслэх Кулбаэк-Лэйблэрийн зөрөө юм. Кулбаэк-Лэйблэрийн зөрөөг дараах томъёогоор тодорхойлно [4][6].

$$KL[g||p] = \int g(\theta) \log \frac{g(\theta)}{p(\theta)}\, d\theta \qquad (24)$$

KL нь эерэг утга авах хэмжигдэхүүн бөгөөд KL нь тэгээс эрс их үед F нь загварын логарифм-магадлалын доод хязгаарыг тодорхойлно. Харин $g(\theta)$ болон $p(\theta)$ –ийн утгууд нь хоорондоо тэнцэх үед (KL нь тэгтэй тэнцэх үед) лог-магадлал нь максимум утгаа авах бөгөөд сургалтын нийлэх шинжүүр биелэгдэнэ.

III. ХОЛИМОГ АЛГОРИТМД СУУРИЛСАН ТӨХӨӨРӨМЖИЙН ХЭВИЙН БУС БАЙДЛЫГ ИЛРҮҮЛЭХ АРГАЧИЛАЛ

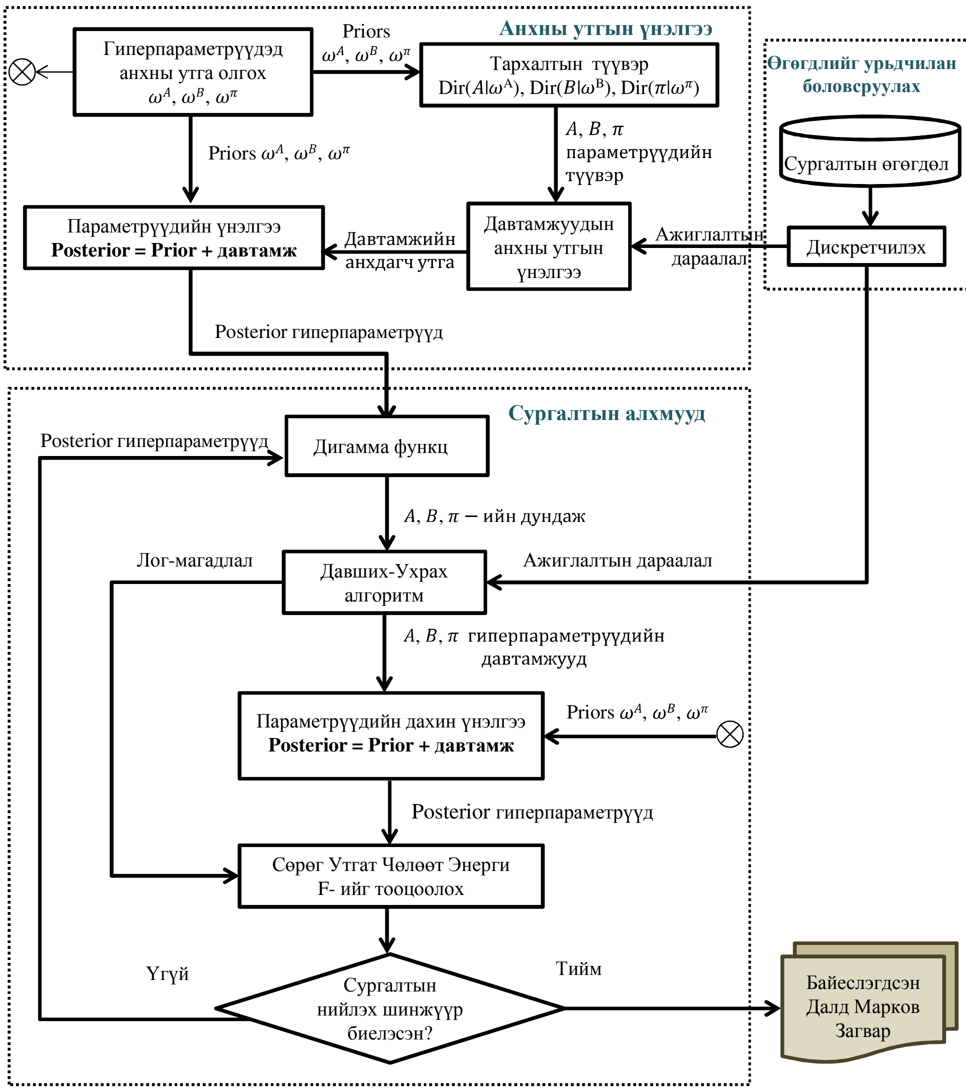
Энэ хэсэгт бид боловсруулсан холимог алгоритмд суурилсан төхөөрөмжийн хэвийн бус байдлыг илрүүлэх аргачлалыг танилцуулна. Өгөгдлийг хэрхэн урьдчилан боловсруулж, ажиглалтын дараалал бэлтгэсэн болон түүнийг сургалтын алгоритмын тусламжтай төхөөрөмжийн хэвийн бус ажиллагааг илрүүлэхэд хэрхэн ашигласан талаар тайлбарлана.

A. Өгөгдлийг урьдчилан боловсруулах

Өгөгдлийг боловсруулж, бэлтгэх шатанд бид эхлээд үйл ажиллагааны ижил циклд харъяалагдах өгөгдлүүдийг дунджилсан. Дунджилах арга нь их хэмжээний өгөгдлийн хэмжээг хамгийн бага мэдээллийн алдагдалтайгаар багасгах арга зам юм [9]. Poritz, Richter [10] нар өөрсдийн судалгаандаа дунджилах аргаар тооцооллын ачааллыг багасгасан. Өгөгдлийн хэмжээг бид дунджилах аргаар багасгасны дараа тэдгээрийг тэнцүү хуваалтын аргаар дискретчилсэн. Тэнцүү хуваалтаар өгөгдлийг дискретчилэх арга нь өгөгдлийн хамгийн их ба хамгийн бага утгын хоорондох хэрчмийг тэнцүү хэмжээтэй хуваан хуваалт бүрт харгалзах гаралтын тэмдэгт оноох замаар ажиглалтын дарааллыг сургалтанд бэлтгэсэн.

B. Байеслэгдсэн Далд Марков загварыг сургах алгоритм

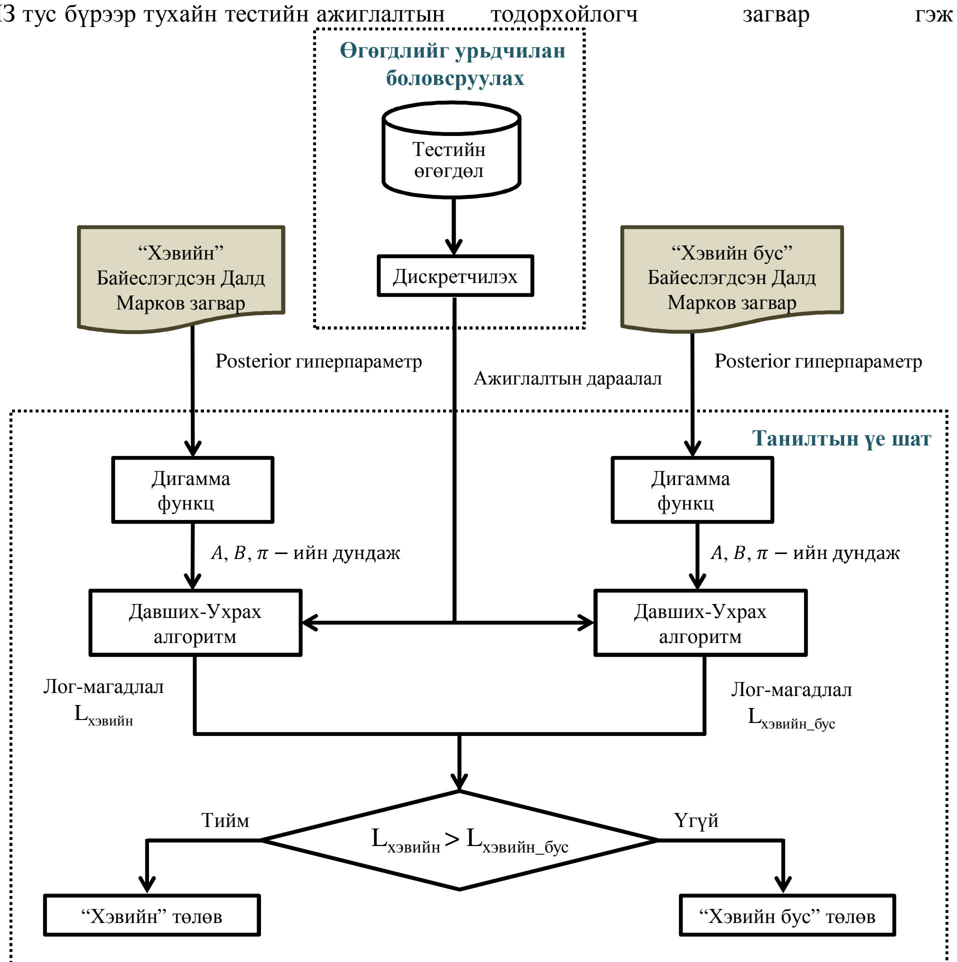
Байесийн вариацлах аргаар ДМЗ-ын параметрүүдийг оновчилох сургалтын холимог алгоритмыг зураг 1-д үзүүлэв. Системийн элэгдлийн төлөв бүрийн хувьд Байесийн вариацлах аргаар оновчилогдох Dirichlet тархалттай санамсаргүй хэмжигдэхүүнээр тодорхойлогдох параметрүүд бүхий ДМЗ-уудыг тодорхойлсон. Параметрүүдийн анхны утгыг бид тэнцүү гарааны нөхцөлтэй тодорхойлсон. Байесийн онолын хүрээнд нөхцөлт бус хосмогийн арга ашиглан ажиглалт явагдсаны дараах нөхцөлт гиперпараметрүүдийг хувьсгах замаар жинхэнэ нөхцөлт гиперпараметрүүдийг ойролцоолж бодох боломжийг олгоно. Хэрэв сургалтын дараалсан итерациуд дахь Сөрөг Утгат Чөлөөт Энерги (СУЧЭ)-ийн утга хоорондоо тэнцүү буюу эсвэл зөрөө нь заасан нарийвчлалд хүрэх үед сургалтын нийлэх шинжүүр биелэлээ гэж үзнэ. Бидний боловсруулсан холимог алгоритм нь Байесийн хувьсах зарчимд үндэслэгдсэн тул, загварын ажиглалтын дараах нөхцөлт параметрүүдийн жинхэнэ утгуудыг СУЧЭ-ийг максимумчилах замаар ойролцоолон тооцож олдог.



Зураг.1. Байесийн вариацлах аргаар ДМЗ-ын параметрүүдийг оновчилох сургалтын холимог алгоритм

C. Танилтын үе шат

Танилтын шатанд сургалтын өгөгдлийг боловсруулахад ашигласан өгөгдлийг дунджилах болон дискретчилэх аргыг хэрэглэсэн. Элэгдлийн төлөв нь үл мэдэгдэх системийн ажиглалтын дараалал тестийн өгөгдлөөр орж ирэхэд элэгдлийн төлвийг нь оношлох процессыг зураг 2-т үзүүлсэн. Тестийн шатанд сургалтын үр дүнд боловсруулсан “хэвийн” байдлыг тодорхойлох Байеслэгдсэн ДМЗ ба “хэвийн бус” байдлыг тодорхойлох Байеслэгдсэн ДМЗ тус бүрээр тухайн тестийн ажиглалтын дараалын магадлалыг давших-ухрах алгоритмоор тооцож олсон бөгөөд тэдгээрээс өгөгдлийн магадлал нь максимум байх загварыг тухайн ажиглалтын дараалын ангиллыг тодорхойлогч загвар гэж үзсэн.



Зураг.2. Холимог алгоритмоор сургасан загваруудыг ашиглан тестийн өгөгдлийг ангилах

IV. ТУРШИЛТЫН ҮР ДҮН

Далд Марков загварын параметрүүдийг Байесийн вариацлах аргаар оновчилох холимог алгоримд суурилсан аргачилалаа лабораторийн аргаар гаргаж авсан IGBT-ийн өгөгдөл ашиглан, түүний хэвийн бус байдлыг илрүүлэр туршилт хийсэн. IGBT нь цахилгаан системүүдэд түгээмэл ашиглагдаж буй, бага хүчдэлээр их гүйдлийг удирдах 2 туйлт транзистор юм. Бид аргачилалдаа цахилгаан системийн элэгдлийн хэвийн ба хэвийн бус нөхцөлд үзүүлэх зан төлвийг хянахыг чухалчилсан тул тэдгээр 2 төлөв байдлыг таниж илрүүлэх “хэвийн” БДМЗ ба “хэвийн бус” БДМЗ-уудын параметрүүдийг нөхцөлт бус хосмогийн аргаар сургалтын явцад үнэлсэн.

Хүснэгт 1. Сургалтын өгөгдөл

Сургалтын түүврүүд	Үйл ажиллагааны нөхцөл	Тэмдэглэгдсэн сургалтын өгөгдлүүд	
Сургалтын түүвэр 1 (8953x1), Цикл: 646	Үйл ажиллагааны нөхцөл№ 1	Хэвийн (475x1)	Хэвийн бус (171x1)
Сургалтын түүвэр 2 (8187x1), Цикл: 482	Үйл ажиллагааны нөхцөл№ 2	Хэвийн (121x1)	Хэвийн бус (361x1)
Сургалтын түүвэр 3 (15130x1), Цикл:1178	Үйл ажиллагааны нөхцөл№ 2	Хэвийн (103x1)	Хэвийн бус (1075x1)
Сургалтын түүвэр 4 (32867x1), Цикл: 4425	Үйл ажиллагааны нөхцөл№ 3	Хэвийн (859x1)	Хэвийн бус (3566x1)

Сургалтын үе шатанд сургасан “хэвийн” ба “хэвийн бус” загваруудыг ашиглан танилтын үе шатанд 9 ажиглалтын дараалыг тестийн өгөгдлөөр ашигласан үр дүнг Хүснэгт 2-т үзүүлэв. Эхний 7 тестийн өгөгдлийг сургалтанд ашигласан үйл ажиллагааны нөхцлүүдтэй ижил нөхцөлд хэмжиж авсан. Харин тестийн өгөгдөл 8 болон 9 нь сургалтанд авч үзээгүй үйл ажиллагааны нөхцөлд цуглуулж авсан ажиглалтын дараалууд юм. Хамгийн их өгөгдлийн магадлал бүхий загвар нь тухайн тестийн ажиглалтын дараалын элэгдлийн төлөв байдлыг тодорхойлно. Санал болгож буй холимог алгоритмд суурилсан аргачиллын танилтын нарийвчлалыг Хүснэгт 2-

ийн төгсгөлийн 2 багана дахь системийн бодит болон таньж илрүүлсэн төлөв байдлуудыг харьцуулах замаар тодорхойлсон. Хүснэгт 2-т үзүүлсэн ёсоор бидний боловсруулсан БДМЗ-ийг суурилсан аргачилал нь 88.9% гэсэн танилтын хувийг үзүүлж байв.

Хүснэгт 2. Боловсруулсан холимог аргачилалаар IGBT-ийн элэгдлийн төлөв байдлыг ангилах нь

Тест кэйсүүд	**Үйл ажиллааны нөхцөл**	**Тестийн өгөгдлийг үнэлэх загварууд**	**Лог-магадлал**	**Илрүүлсэн төлөв**	**Бодит төлөв**
Тестийн өгөгдөл 1 724 хэмжилтийн утгуудтай	1 kHz switching, 50% duty cycle, 100C swing	Хэвийн-БМДЗ	**-297.2707**	Хэвийн	Хэвийн
		Хэвийн бус-БМДЗ	-495.5026		
Тестийн өгөгдөл 2 166 хэмжилтийн утгуудтай	1 kHz switching, 50% duty cycle, 100C swing	Хэвийн-БМДЗ	-703.4825	Хэвийн бус	Хэвийн бус
		Хэвийн бус-БМДЗ	**-87.5229**		
Тестийн өгөгдөл 3 1101 хэмжилтийн утгуудтай	5 kHz switching, 50% duty cycle, 100C swing	Хэвийн-БМДЗ	**-205.4411**	Хэвийн	Хэвийн
		Хэвийн бус-БМДЗ	-462.9955		
Тестийн өгөгдөл 4 1758 хэмжилтийн утгуудтай	5 kHz switching, 50% duty cycle, 100C swing	Хэвийн-БМДЗ	**-802.2153**	Хэвийн	Хэвийн
		Хэвийн бус-БМДЗ	-1306.7748		
Тестийн өгөгдөл 5 73 хэмжилтийн утгуудтай	5 kHz switching, 50% duty cycle, 100C swing	Хэвийн-БМДЗ	-618.0505	Хэвийн бус	Хэвийн бус
		Хэвийн бус-БМДЗ	**-43.2043**		
Тестийн өгөгдөл 6 1727 хэмжилтийн утгуудтай	5 kHz switching, 60% duty cycle, 50C swing	Хэвийн-БМДЗ	-1799.4304	Хэвийн бус	**Хэвийн**
		Хэвийн бус-БМДЗ	**-1380.8795**		
Тестийн өгөгдөл 7 3994 хэмжилтийн утгуудтай	5 kHz switching, 60% duty cycle, 50C swing	Хэвийн-БМДЗ	-106207.1074	Хэвийн бус	Хэвийн бус
		Хэвийн бус-БМДЗ	**-231.0027**		
Тестийн өгөгдөл 8 6972 хэмжилтийн утгуудтай	1 kHz switching, 50% duty cycle, 50C swing	Хэвийн-БМДЗ	**-290.6502**	Хэвийн	Хэвийн
		Хэвийн бус-БМДЗ	-297.3739		
Тестийн өгөгдөл 9 1277 хэмжилтийн утгуудтай	1 kHz switching, 50% duty cycle, 50C swing	Хэвийн-БМДЗ	-3485.4529	Хэвийн бус	Хэвийн бус
		Хэвийн бус-БМДЗ	**-256.6022**		

V. Дүгнэлт

Энэ өгүүлэлд далд Марков загварын параметрүүдийг Байесийн вариацлах аргаар оновчилох холимог алгоритмд суурилсан системийн хэвийн бус байдлыг илрүүлэх аргачлалыг боловсруулж, үр дүнтэй аргачилал болохыг туршилтаар нотлон харууллаа. Байесийн вариацлах аргын онолын хүрээнд ДМЗ-ын параметрүүдийг Dirichlet тархалттай санамсаргүй хэмжигдэхүүн гэж үзэн нөхцөлт бус хосмогийн аргаар загварын гиперпараметрүүдийг сургалтын итераци бүрийн хувьд дахин үнэлэх замаар Байеслэгдсэн далд Марков загваруудыг сургасан.

Боловсруулсан холимог аргачилалаа лабораторийн аргаар гаргаж авсан IGBT-ийн өгөгдөл дээр туршив. Лабораторийн аргаар үйл ажиллагааны 3 өөр нөхцөлд хэмжиж авсан хэвийн ба хэвийн бус ангиллын нийт 8 ажиглалтын дарааллыг сургалтын өгөгдлөөр ашигласан. Тестийн өгөгдөл болох үйл ажиллагааны 4 өөр нөхцөлд цуглуулсан 9 ажиглалтын дарааллыг сургасан загваруудын тусламжтай ангилах туршилт хийлээ. Туршилтаар бидний боловсруулсан аргачилал нь цахилгаан төхөөрөмж дэх хэвийн ба хэвийн бус байдлыг 88.9%-тай таньж ангилсан. Цаашид танилтын хувийг нэмэгдүүлэхийн тулд бусад арга замаар тооцож олсон бодитой prior параметрүүдийг ашиглах нь зүйтэй. Бидний боловсруулсан холимог аргачилал нь сайн чанарын шинэ өгөгдлөөр загварын параметрүүдийг сайжруулах шаталсан хөгжүүлэлтийг дэмжинэ.

Ном зүй

[1] A. Ray, "Symbolic dynamic analysis of complex systems for anomaly detection," *Signal Processing*, vol. 84, no. 7, pp. 1115-1130, 2004.

[2] D. MacKay, "Ensemble Learning for Hidden Markov Models," 1997, Available online at www.inference.phy.cam.ac.uk/mackay/ensemblePaper.pdf

[3] S. Ji, B. Krishnapuram, and L. Carin, "Variational Bayes for continuous hidden Markov models and its application to active learning," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 4, pp. 522-532, 2006.

[4] C. A. McGrory, and D. M. Titterington, "Variational Bayesian analysis for hidden Markov models," *Australian & New Zealand Journal of Statistics*, vol. 51, no. 2, pp. 227–244, 2009.

[5] M.J. Beal, "Variational algorithms for approximate Bayesian inference," *PhD Thesis*, Gatsby Computational Neuroscience Unit, University College London, 2003.

[6] C.M. Bishop, "Variational Inference," Chapter 10 In M.Jordan, J Kleinberg, and B. Scholkorf, Editors, *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer, New York, 2006.

[7] Z. Ghahramani, "An introduction to hidden Markov models and Bayesian networks," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 15, no. 1, pp. 9-42, 2001.

[8] L.R. Rabiner, "A tutorial of hidden Markov models and selected applications in speech recognition," *Proceedings of the IEEE*, vol. 77, no. 2, pp. 257-286, 1989.

[9] G. Foster, "Data reduction by averaging," *The Journal of the American Association of Variable Star Observers*, vol. 24, no. 2, pp. 117-121, 1996.

[10] A. Poritz and A. Richter, "On hidden Markov models in isolated word recognition," *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Tokyo, Japan, 1986.