Рекурсив Хамгийн бага Квадратын аргаар MIMO сувгийг дагах алгоритм

Б.Золбоо, А.Мөнхбаясгалан, М.Баярпүрэв

МУИС, Хэрэглээний Шинжлэх Ухаан, Инженерчлэлийн Сургууль
Электроник, Холбооны Инженерчлэлийн Тэнхим
Цахим шуудан: zolboo@seas.num.edu.mn

***Хураангуй*—Өнөө үеийн утасгүй холбооны технологийн гол төлөөлөгч болсон MIMO системийн хөгжүүлэлт одоог хүртэл идэвхтэй хийгдсээр байна. MIMO системийн хүлээн авагчийн эквалайзер зөв ажиллахын тулд сувгаа урьдчилан үнэлсэн байх шаардлагатай байдаг. Энэхүү судалгааны ажлаар рекурсив хамгийн бага квадратын (RLS) алгоримтыг ашиглан MIMO сувгийг үнэлсэн. Ингэхдээ өмнө нь хийж гүйцэтгэсэн хөдөлгөөнт MIMO сувгийн загварчлал болон MIMO хүлээн авагчийн эквалайзер зэрэг МАТЛАБ платформуудыг ашигласан. RLS ашигласны гол давуу тал нь сувгийн талаар ямар нэг статистик мэдээллийг урьдчилан мэдэхгүйгээр үнэлэхэд оршино.**

***Түлхүүр үгс*—FPGA, MIMO, OFDM, ZF, MMSE, V-Blast, QRM-MLD.**

I. Удиртгал

Утасгүй холбооны технологи нь хүн төрөлхтний хамгийн чухал нээлтүүдийн нэг билээ. Өдөр бүр өсөн нэмэгдэх мултимедиа контент, техник технологийн дэвшил нь утасгүй холбооны мэдээлэл дамжуулах хурд, радио спектрын ашиглалтыг (*spectral efficiency*) тогтмол сайжруулахыг шаардаж байна . Орчин үеийн өндөр хурдны холбооны системууд нь физик төвшиндээ олон антеннтай MIMO (*Multiple-Input Multiple-Output*) технологи дээр суурилагдах боллоо. MIMO систем нь өндөр хурдтайгаас гадна өнөөдрийн байдлаар сувгийн ашиглалт хамгийн ихтэй технологи юм. MIMO технологи нь хэдийгээр зах зээлд нэвтэрч эхэлсэн ч судалгаа хөгжүүлэлт хийх олон асуудлууд нээлттэй байдаг. Судалгаа хөгжүүлэлтийнхээ үр дүнг бүтээгдэхүүн (алгоритм, VLSI IP core г.м.) болгож цаашид ч улам хөгжин тэлэх энэхүү зах зээлд нийлүүлэх бүрэн боломж Монгол улсад бий. Үүний тулд нэн тэргүүнд тэдгээр судалгааны үр дүн, алгоритмуудаа турших үзэх хардвар болон софтвар платформтой болох нэн шаардлагатай. Өмнө нь манай судалгааны баг MIMO системийг судалж, үндсэн бүрэлдэхүүн хэсгүүд болох MIMO-OFDM нэвтрүүлэгч, хүлээн авагчийн шугаман, шугаман бус болон *(VBLAST, maximum-likelihood, QRM maximum likelihood)* холимог бүтэцтэй төрөл бүрийн эквалайзерүүдын МАТЛАБ програм дээр хэрэгжүүлж платформ хөгжүүлсэн. MIMO эквалайзерууд нь сувгийн төлвийн мэдээллийг хэрэглэдэг. Иймд хугацааны хувьд хувьсдаг сувгийг үнэлэх асуудал нь нэн тулгамдсан асуудлын нэг билээ. Энэхүү судалгааны ажлаар хөдөлгөөнт MIMO сувгийг рекурсив хамгийн бага квадратын аргаар үнэлэх алгоритмыг санал болгоно. Түүнчлэн, энэхүү сувгийн үнэлгээний алдаа болон үнэлгээний алдаа нь эквалайзерийн гаралтанд яаж нөлөөхийг тооцонгийн аргаар судална.

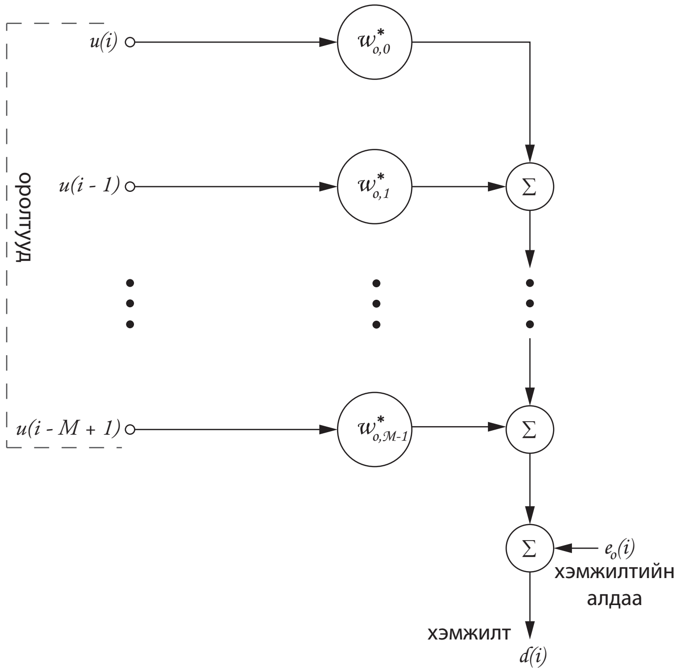
II. Хамгийн бага квадратын арга (LS)

Энэхүү хэсэгт оролтын дохионы статистик мэдээллийг ашиглахгүйгээр хамгийн бага квадратын аргаар шугаман шүүлтүүрийг хийнэ. Хамгийн бага квадратын аргыг энгийн санаагаар тайлбарлавал, бид $t_1, t_2, ..., t_N$ хугацааны агшнуудад хийгдсэн хэмжилтүүд болох $u(1), u(2), ..., u(N)$ бодит утгуудтай бөгөөд эдгээр цэгүүдийг тодорхой хэлбэр бүхий муруйтай адилхан болгох шаардлагатай гэж үзээ. Хугацаанаас хамаарсан муруйг $f(t_i)$ гэж тэмдэглэв. $f(t_i)$ болон $u(i)$ хоорондын ялгаврын квадратуудын нийлбэрийг минимумчилснаар хамгийн сайн тохирох функцийг олно.

Хамгийн бага квадратын аргыг өөрөөр *Wiener* шүүлтүүр гэж хэлж болно. Үндсэндээ, *Wiener* шүүлтүүр нь *ensemble дундажийг* ашигладаг ба үр дүнд нь үйлдлийн орчин дах бүх шинж чанараас үүсэх шүүлтүүр нь статистикийн мэдрэмжид оптимал байдаг. Ийм орчинг *wide-sense stationary* гэж нэрлэнэ. Нөгөө талаас, хамгийн бага квадратын арга нь *deterministic* арга барил юм. Өөрөөр хэлбэл энэ нь хугацааны дундажийг ашиглах ба тооцооллын түүврийн тооноос хамаарсан үр дүнтэй шүүлтүүр үүсдэг. Тооцооллын хувьд хамгийн бага квадратын шүүлтүүр нь оролтын өгөгдлийн багцаар нь боловсруулдаг. Энэ шүүлтүүр нь тогтвортой биш өгөгдөлд тохирсон ба багц багцаар боловсруулалт хийдэг нь энэхүү алгоритмыг рекурсив болгох шаардлагатай нь харагдаж байна. Гэсэн хэдий ч, өмнөх үеүдийнх шиг тооцооллын хүчин чадал төвөг болохгүй болсон болохоор багц боловсруулалтын аргын хэрэглээ илүү ихсэж байна.

$d(i)$ болон $u(i)$ хувьсагчидтай физикийн үзэгдэл байг. $u(i)$ хувьсагчийн дэд олонлог болох $u(i), u(i-1), ..., u(i-M+1)$ оролтын хариуд i хугацаан дахь $d(i)$ ажиглагддаг. Энэ нь $d(i)$ бол $u(i), u(i-1), ..., u(i-M+1)$ оролттой функц юм. Ийм хамаарлыг шугаман хамаарал гэх бөгөөд $d(i)$ нь доорх байдлаар загварчлагдна.

$$d(i) = \sum_{k=0}^{M-1} w_{ok}^{*} u(i-k) + e_o(i) \quad (1)$$



Зураг 1. Шугаман загвар

үүнд w_{ok} бол загварын үл-мэдэгдэх параметрүүд ба $e_o(i)$ бол тодорхойлогдсон үзэгдлийн статистик шинж чанар болох хэмжилтийн алдаа бөгөөд (1)-д харуулсан нийлбэрийн нэмэгдэхүүн бүр скаляр дотоод үржвэрээр бичигдсэн болно. (1)-н загварт үзүүлснээр хувьсагч $d(i)$ нь оролтын $u(i), u(i-1), ..., u(i-M+1)$ утгуудын шугаман комбинацаар тодорхойлогдож байна. Хэмжилтийн алдаа $e_0(i)$ нь үл-ажиглагдам санамсаргүй хувьсагч бөгөөд үүнийг тэг дундажтай σ^2 вариацтай цагаан процесс гэж үзээ. Дээрх нөхцлийг авч үзэн (1)-г *ensemble* дунджаар дахин бичвэл:

$$E[d(i)] = \sum_{k=0}^{M-1} w_{ok}^{*} u(i-k) \quad (2)$$

энд, $u(i), u(i-1), ..., u(i-M+1)$ утгууд тодорхойлогдсон болно. Тиймээс онолын хувьд $d(i)$ утгуудын дундаж нь цор ганц утгатай тодорхойлогдно. Бодлого бол 2 ажиглагдам $u(i)$ болон $d(i)$, $i = 1, 2, ..., N$ хувьсагчууд өгөгдсөн үл-мэдэгдэх w_{ok} параметрүүдийг ойролцоолох явдал юм. Оролтын $u(i), u(i-1), ..., u(i-M+1)$ болон харгалзах $w_0, w_1, ..., w_{M-1}$ утгуудтай дотоод скаляр үржвэр хийх ба энэхүү шүүлтүүрийн гаралт $y(i)$-г хүсч буй хариу дохио болох $d(i)$-тай ялгаврыг бодож үүнийг $e(i)$ буюу ойролцооллын алдаа гэнэ.

$$e(i) = d(i) - y(i), \quad (3)$$

буюу

$$e(i) = d(i) - \sum_{k=0}^{M-1} w_k^{*} u(i-k). \quad (4)$$

Хамгийн бага квадратын аргад, алдааны квадратуудын нийлбэрийг минимумчилан w_k жингүүдийг сонгож авдаг.

$$\varepsilon(w_0, ..., w_{M-1}) = \sum_{i=i_1}^{i_2} |e(i)|^2, \quad (5)$$

үүнд i_1 ба i_2 нь алдааны минимум хийх хязгаарыг тодорхойлно; нөгөө талаас энэхүү нийлбэр нь алдааны энерги юм. Үндсэндээ (4)-г (5)-д орлуулан жингүүдийг өөрчлөн $\varepsilon(w_0, ..., w_{M-1})$ функцийг минимумчилах шаардлагатай болно. Энэ минимумчилалд жингүүд болох $w_0, w_1, ..., w_{M-1}$ утгууд нь $i_1 \leqslant i \leqslant i_2$ мужд тогтмол байна. Ийм минимумчилаас үүсэх шүүлтүүрийг шугаман хамгийн бага шүүлтүүр гэж нэрлэнэ.

III. Рекурсив хамгийн бага квадратлаг (RLS) адаптив шүүлтүүр

Энэхүү хэсэгт хамгийн бага квадратын аргыг өргөтгөн рекурсив алгоритм болгон ашиглана. Бидэнд $n-1$ агшны шүүлтүүрийн хамгийн бага квадратаар ойролцоолсон жингүүд мэдэгдэх ба n агшны шинэ өгөгдөл ирэхэд ойролоооллоо дахин тооцоолох шаардлагатай болно. Энэ алгоритмыг рекурсив хамгийн бага квадратлаг алгоритм гэнэ. RLS шүүлтүүр бэлдэхээс эхлэх ба энэ нь хамгийн бага квадратын аргатай ямар холбоотой талаар үзнэ. Энэхүү шүүлтүүрийн гол давуу тал нь *дундаж хамгийн бага квадратлаг* (LMS) шүүлтүүрээс илүү хурдан нийлдэгт оршино. Учир нь RLS шүүлтүүр нь урвуу корреляцын матриц ашиглан оролтыг цагаарууллдаг ба үүний дундаж нь тэг байдаг. Хэдийгээр чадамжийн хувьд илүү байх боловч RLS-н төвөгтэй байдал ихэснэ.

A. Зарим бэлтгэл

Хамгийн бага квадратын аргыг рекурсив болгон хэрэгжүүлэхэд, Бид урьдчилан тогтоосон анхны нөхцлөөс эхлэх ба оролтын шинэ өгөгдөлд агуулагдаж буй мэдээллийг ашиглан хуучин ойролцоолсноо шинэчилнэ. Тиймээс бид хэмжилтийн өгөгдлийн уртыг хувьсагчаар авч үзнэ. Үүнтэй холбоотойгоор $\varepsilon(n)$ функцийг минимумчилах ба n бол ажиглагдам өгөгдлийн урт. Мөн $\varepsilon(n)$ функцийн тодорхойлолтонд жингийн коэффициент оруулан бичвэл:

$$\varepsilon(n) = \sum_{i=1}^{n} \beta(n,i) |e(i)|^2, \quad (6)$$

үүнд, $e(i)$ бол i агшин буюу оролтын $u(i), u(i-1), ..., u(i-M+1)$ дохионоос хамааран шүүлтүүрийн гаралтанд гарах $y(i)$ дохио болон хүсч буй хариу дохио болох $d(i)$ хоёрын ялгавар юм. Энэ нь,

$$e(i) = d(i) - y(i)$$

$$e(i) = d(i) - \mathbf{w}^H(n)\mathbf{u}(i), \tag{7}$$

үүнд $\mathbf{u}$(i) бол i хугацаан дахь оролтын вектор бөгөөд доорх байдлаар тодорхойлогдно.

$$\mathbf{u}(i) = [u(i), u(i-1), ..., u(i-M+1)]^T, \tag{8}$$

мөн $\mathbf{w}$(n) бол n хугацааны ашгин дахь жингийн вектор юм.

$$\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n), ..., w_{M-1}(n)]^T. \tag{9}$$

$\varepsilon(n)$ функцэд тодорхойлсноор $1 \leqslant i \leqslant n$ мужид шүүлтүүрийн жингүүд нь бэхлэгдсэн байна. (6)-д харуулсан $\beta(n,i)$ жингийн коэффициент нь доорх байдлаар тодорхойлогдно.

$$0 < \beta(n,i) \leqslant 1, \quad i = 1, 2, ..., n, \tag{10}$$

IV. RLS алгоритм ашиглан MIMO сувгийг үнэлэх

A. Системийн загварчлал

MIMO системийн нэвртүүлэгч M тооны антеннтай байна. Оролтын өгөгдлийг M тооны дэд блокуудад сэлгэн тус тусад нь антеннуудаар нэвтрүүлнэ. Хүлээн авагчид эдгээр нэвтрүүлсэн дэд блокуудын шугаман комбинац нь хугацаанаас хамаарч өөрчлөгдөх Рэлейн замхралттай болон Гауссын цагаан шуугиант сувгаар гажин ирнэ. i дүгээр хүлээн авагчийн антенны k дахь хугацааны агшны дохиог бичвэл:

$$r_k^i = \sum_{j=1}^{M} h_k^{i,j} s_k^j + w_k^i \tag{11}$$

үүнд, $(i = 1, ..., N)$ байх ба s_k^j бол k хугацааны агшин дахь j-р антеннаар нэвтрүүлж буй тэмдэгт, w_k^i бол i-р хүлээн авагч дахь Гауссын цагаан шуугианы нийлбэр ба $h_k^{i,j}$ бол MIMO сувгийн j-р оролт болон i дэх гаралтын тархалтын сулралын хэмжээ юм. Тиймээс хугацааны агшин бүрд MN сувгийн параметрийг үнэлэх шаардлагатай ба сувгийн автокорреляц нь доорх байдлаар тодорхойлогдоно.

$h_k^{i,j}$ процессыг төгсгөлөг урттай *autoregressive (AR)* загвараар загварчлах боломжгүй. Сувгийн үнэлэх алгоритмыг хэрэгжүүлэхэд $h_k^{i,j}$ коэффициентүүдийг L эрэмбийн доор AR процессоор ойролцоолно.

$$h_k^{i,j} = \sum_{l=1}^{L} \alpha_{i,j,l} h_{k-l}^{i,j} + v_{i,j,k} \tag{12}$$

үүнд $\alpha_{i,j,l}$ бол i-р хүлээн авагч болон j-р нэвтрүүлэгч хоорондын l дэх коэффициент, $v_{i,j,k}$ бол тэг дундажтай үл-хамааралтай ижил түгэлттэй (i.i.d.) комплекс Гауссын процесс бөгөөд вариац нь доорх байдлаар тодорхойлогно.

$$E(v_{i,j,k}[v_{i,j,k}]^*) = \sigma_{v_{i,j,k}}^2 \tag{13}$$

Корреляцийн функцээс AR загварын параметрүүдийг хамгийн оптимал байхаар олохын тулд L *Wiener* тэгшитгэлийг бодно. Ингэснээр:

$$J_0(2\pi f_D^{i,j} T|k-t|) = \sum_{l=1}^{L} J_0(2\pi f_D^{i,j} T|k-l-t|)\alpha_{i,j,l}, \tag{14}$$

$$t = k-L, k-L+1, ..., k-1.$$

Давтамжийн $|f| < f_D^{i,j,m} T$ мужд сувгийн коэффициент бүрийн энергийн спектрийн хамгийн багадаа 90% нь оршиж байхаар сувгийн загварчлалын уртыг сонгоно. Тэгшитгэл (11)-г матриц хэлбэрээр бичвэл:

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{s}_k + \mathbf{w}_k \tag{15}$$

үүнд $\mathbf{r}_k$ бол хүлээн авсан вектор, $\mathbf{H}_k$ бол сувгийн матриц бөгөөд $\mathbf{s}_k$ бол нэвтрүүлсэн тэмдэгтүүд, хугацааны бүх k агшинд $\mathbf{w}_k$ вектор нь $\sigma_{\mathbf{w}}^2$ вариацтай i.i.d. AWGN элемент байна. Сувгийн өөрчлөлтийн хурд нь Доплерийн шилжилтээс хамаарна. Өөрөөр хэлбэл хүлээн авагч болон нэвтрүүлэгч хоорондын хурднаас хамааралтай байна. Тодорхой шалтгааны улмаас болон ихэнх орчинд Доплерийн шилжилтийг $f_D^{i,j} = f_D$ гэж үзсэнээр алгоритмуудыг хэрэглэх боломжтой болгож өгнө. Энэ нөхцөлд AR загварын матрицуудын коэффициентуудыг скаляр гэж үзнэ. Сувгийн матрицын хугацаанаас хамаарч өөрчлөгдөж буй шинж чанарыг 1-р эрэмбийн Марковын загвараар илэрхийлбэл:

$$\mathbf{H}_k = \alpha \mathbf{H}_{k-1} + \mathbf{V}_k \tag{16}$$

үүнд $\mathbf{V}_k$ бол $\sigma_{\mathbf{V}}^2$ вариацтай i.i.d. Рэлейн элемент, тогтмол коэффициент α доорх байдлаар тодорхойлогдно.

$$\alpha = J_0(2\pi f_D T). \tag{17}$$

Доплерийн хурд их үед α бага байх ба энэ нь суваг хурдтай өөрчлөгдөхөд хүргэнэ.

B. Сувгийн RLS алгоритмаар үнэлэх

Энэ хэсэгт LS MIMO дурьдагдна. LS алгоритмын хувьд эхлэж *cost* функц нь алдааны квадруутыг жинтэйгээр дундажлан тодорхойлогдох шаардлагатай байна. Хугацааны n агшны *cost* функц доорх байдлаар тодорхойлогдно.

$$C_n = \sum_{k=1}^{n} \lambda^{n-k} ||(\mathbf{r}_k - \mathbf{H}_n \mathbf{s}_k)||^2$$

$$C_n = \sum_{k=1}^{n} \lambda^{n-k} [(\mathbf{r}_k - \mathbf{H}_n \mathbf{s}_k)^H (\mathbf{r}_k - \mathbf{H}_n \mathbf{s}_k)] \tag{18}$$

үүнд $\mathbf{r}_k$ болон $\mathbf{s}_k$ бол хугацааны k агшны хүлээн авсан болон нэвтрүүлсэн вектор дохионууд, λ бол мартуулах коэффициент бөгөөд $\mathbf{H}_n$ бол n дэх хугацааны сувгийн матриц юм. *cost* функцийг минимумчилахын тулд сувгийн матрицтай *cost* функцийн градиентийг тэгтэй тэнцүүлж бодно.

$$-\frac{1}{2}\nabla_{\mathbf{H}_n} C_n = \sum_{k=1}^{n} \lambda^{n-k}[(\mathbf{r}_k - \mathbf{H}_n\mathbf{s}_k)\mathbf{s}_k^H] \tag{19}$$

үүнд $\nabla_{\mathbf{H}_n}$ бол $\mathbf{H}_n$ харьцуулсан градиент оператор юм. Үргэлжлүүлэн доорх тэнцэтгэлийг бодсоноор хугацааны n агшинд дахь сувгийг үнэлэнэ.

$$\sum_{k=1}^{n} \lambda^{n-k}[(\mathbf{r}_k - \hat{\mathbf{H}}_n\mathbf{s}_k)\mathbf{s}_k^H] = \mathbf{0}_{N\times M} \tag{20}$$

үүнд $\hat{\mathbf{H}}_n$ бол үнэлсэн $\mathbf{H}_n$ бөгөөд $\mathbf{0}_{N\times M}$ бол $N\times M$ хэмжээст тэг матриц. Тэгшитгэл (20) хялбархан бодогдно.

$$\hat{\mathbf{H}}_n = \left(\sum_{k=1}^{n} \lambda^{n-k}\mathbf{r}_k\mathbf{s}_k^H\right)\left(\sum_{k=1}^{n} \lambda^{n-k}\mathbf{s}_k\mathbf{s}_k^H\right)^{-1}. \tag{21}$$

Тэгшитгэл (21)-д байгаа гол асуудал бол матрицийн урвуу бөгөөд үүнийг хялбарчилахын тулд доорх байдлаар авч үзээ.

$$\mathbf{P}_n = \left(\sum_{k=1}^{n} \lambda^{n-k}\mathbf{s}_k\mathbf{s}_k^H\right) \tag{22}$$

$$\mathbf{Q}_n = \mathbf{P}_n^{-1} \tag{23}$$

$$\mathbf{R}_n = \left(\sum_{k=1}^{n} \lambda^{n-k}\mathbf{r}_k\mathbf{s}_k^H\right) \tag{24}$$

үүнд $\mathbf{P}_n$ болон $\mathbf{R}_n$ нь доорх байдлаар давталтаар бодогдох боломжтой.

$$\mathbf{P}_n = \lambda\mathbf{P}_{n-1} + \mathbf{s}_n\mathbf{s}_n^H \tag{25}$$

$$\mathbf{R}_n = \lambda\mathbf{R}_{n-1} + \mathbf{r}_n\mathbf{s}_n^H \tag{26}$$

Матрицийн урвуу олох теоремоор $\mathbf{Q}_n$-г мөн давталтаар бодох боломжтой.

$$\mathbf{Q}_n = \lambda^{-1}\mathbf{Q}_{n-1} - \frac{\lambda^{-2}\mathbf{Q}_{n-1}\mathbf{s}_n\mathbf{s}_n^H\mathbf{Q}_{n-1}}{1+\lambda^{-1}\mathbf{s}_n^H\mathbf{Q}_{n-1}\mathbf{s}_n} \tag{27}$$

Тиймээс MIMO сувгийг үнэлэх алгоритмийг нэгтгэн бичвэл дараах байдлаар бичнэ.

1) Анхны утгыг оноох

$$\mathbf{R}_0 = \mathbf{0}_{N\times M} \tag{28}$$

$$\mathbf{Q}_0 = \delta\mathbf{I}_M \tag{29}$$

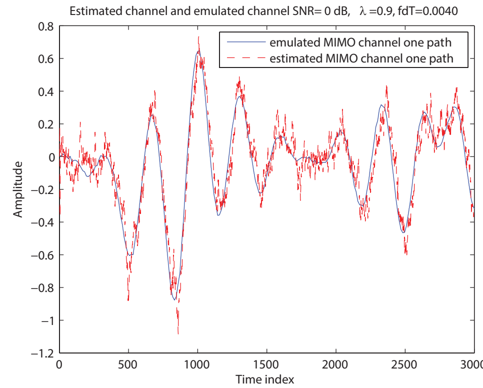
үүнд δ бол дурын том тоо бөгөөд $\mathbf{I}_M$ бол $M\times M$ хэмжээстэй нэгж матриц байна.

2) Давталтын тэгшитгэлүүд болох (26) болон (27)-г ашиглан хэмжилт болгонд $\mathbf{R}_n$, $\mathbf{Q}_n$ утгуудыг шинэчилнэ.

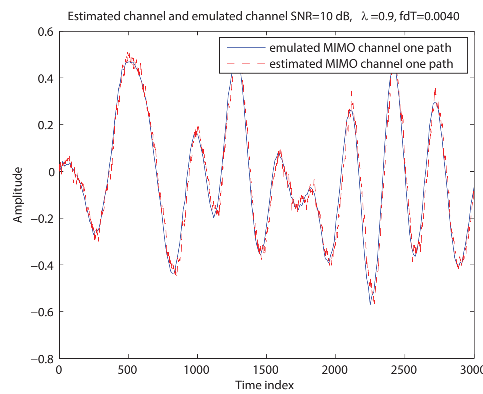
3) Доор үзүүдсэн байдлаар MIMO сувгийг үнэлнэ.

$$\hat{\mathbf{H}}_n = \mathbf{R}_n\mathbf{Q}_n \tag{30}$$

Үүний дараа 2-р алхамруу буцна.



Зураг 2. 100км/ц-н хурдтай, $N = 360$ ба 2x2 MIMO сувгийн зөвхөн нэг сувгийн бодит хэсгийг хугацаанаас хамааруулан хэрхэн дагаж байгааг харууллаа (SNR=0 dB).



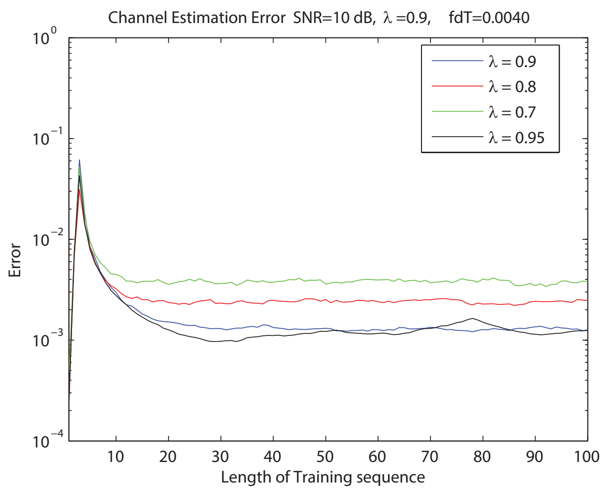
Зураг 3. 100км/ц-н хурдтай $N = 360$ ба 2x2 MIMO сувгийн зөвхөн нэг сувгийн бодит хэсгийг хугацаанаас хамааруулан хэрхэн дагаж байгааг харууллаа (SNR=10 dB).

V. Туршилт үр дүн

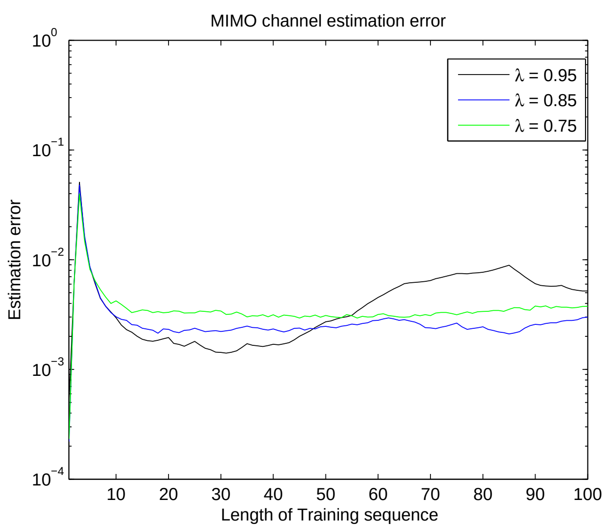
Боловсруулсан алгоритмийн дагуу туршилтыг МАТЛАБ програм ашиглан хийж үр дүнг Зураг(2)-с Зураг(8)-д харууллаа.

VI. Дүгнэлт

Энэхүү судалгааны ажлаар MIMO системийн хүлээн авагчийн амин чухал хэсэг болох суваг үнэлэх/дагадаг хэлхээг МАТЛАБ програм дээр хэрэгжүүллээ. Ингэхдээ хамгийн бага квадратын аргын өргөтгөл болох рекурсив хамгийн бага квадратын аргыг ашигласан. Ингэснээр сувгийн статистик мэдээллийг урьдчилан мэдэх шаардлагагүйгээс гадна рекурсив байдал нь тооцооллын хувьд хялбар хялбар болгож байна. Хүлээн авагч хурдтай хөдөлж байх үед суваг хурдтай хувьсах ба энэ үед RLS шүүлтүүрийн *forgetting factor* коэффициентыг багасгах шаардлагатай нь симуляцийн үр дүнгээс харагдаж байна. Өөрөөр хэлбэл сувгийн хурдтай өөрчлөлтийн үед сувгийн өмнөх хэмжилтийн мэдээллийг хурдан мартах шаардлагатай юм. Харин



Зураг 4. 100км/ц-н хурдтай $N = 360$ ба *forgetting factor* буюу мартуулалтын коэффициент λ-н утгаас суваг үнэлэлтийн алдаа хэрхэн хамаарч байгааг харуулж байна.



Зураг 5. 150км/ц-н хурдтай $N = 360$ ба *forgetting factor* буюу мартуулалтын коэффициент λ-н утгаас суваг үнэлэлтийн алдаа хэрхэн хамаарч байгааг харуулж байна.

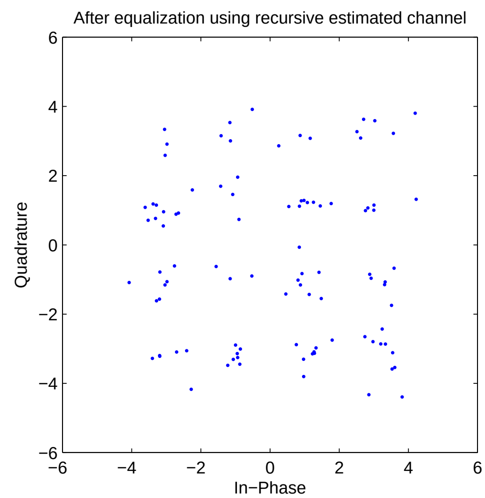
суваг хангалттай удаан хувьсаж байгаа үед үнэлгээ хийх зайг ихэсгэж болно. Цаашид энэхүү алгоритмыг симуляцийн түвшинд сайтар судалснаар бодит систем болгож хэрэгжүүлэхэд нэг алхам ойртох болно.

Ном зүй

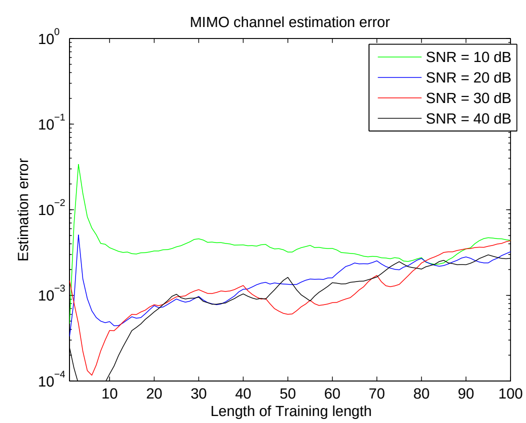
[1] Simon Haykin, "Adaptive Filter Theory,"Prentice-Hall, New Jersey, 2002.

[2] E. Biglieri, R.Calderbank, A.Constantinides, A.Goldsmith, A.Paulraj, and H. Vincent Poor, "MIMO Wireless Communications,"Cambridge University Press, New York, 2007.

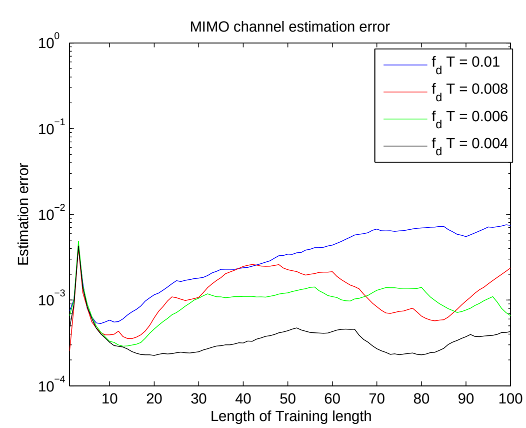
[3] Ebrahim Karami, "Tracking Performance of Least Squares MIMO Channel Estimation Algorithm,"IEEE transactions, VOL.55, NO. 11, 2007



Зураг 6. Хүлээн авсан өгөгдлийг RLS ашиглан үнэлсэн сувгийн мэдээллийг ашиглан эквалайзераар оруулсан дохионы одон диаграмыг харуулав. v=100км/ц N=360



Зураг 7. Дохио шуугианы харьцаанаас хамаарсан алдааны график



Зураг 8. Хүлээн авагчийн хурднаас хамаарсан алдаа ($v = 100$км/ц, $v = 80$км/ц, $v = 60$км/ц, $v = 40$км/ц), $N = 900$