

**ITS SUB'EKTLARI DOIMIY RAVISHDA AVTOMASHINADAN  
AVTOMASHINAGA (V2V), TRANSPORT VOSITASIDAN  
AVTOMASHINAGA V2X ALOQA TEXNOLOGIYALARI UCHUN  
KO'LAMNI BERUVCHI KOOPERATIV ITS (C-ITS) USULLARIDAN  
FOYDALANGAN HOLDA TEGISHLI MA'LUMOTLARNI INTENSIV  
ALMASHSHISH ALGORITMLARI**

*Djurayev Sherzod Sobirjonovich*

*Namangan muhandislik-texnologiya instituti*

*Namangan, O'zbekiston*

*Madaliyev Xushnid Baxromjon o'g'li*

*Namangan muhandislik-texnologiya instituti*

*Namangan, O'zbekiston*

*Asqarov Azizbek Anvarovich*

*Namangan muhandislik-texnologiya instituti*

*Namangan, O'zbekiston*

**Annotatsiya**

Ushbu maqola Kooperativ Intelligent Transport Systems (C-ITS) muhitida qaror qabul qilish jarayonlarini optimallashtirish uchun taklif etilgan O'zini-O'rganuvchi Tizim Algoritmi (SLSA) ning murakkab matematik modelini taqdim etadi. SLSA dinamik va stoxastik tarmoqlarda ma'lumot almashish samaradorligini oshirish uchun mashinaviy o'rganish (reinforcement learning) tamoyillariga asoslangan. Algoritm yangi teorema va matematik isbot bilan qo'llab-quvvatlanadi, bu esa optimal siyosatni (optimal policy) topish uchun penalizatsiya qilingan entropiya (penalized entropy) yondashuvini o'z ichiga oladi. SLSA ning samaradorligi Matlab muhitida o'tkazilgan simulyatsiya yordamida baholanadi, bu yerda tarmoq sharoitlari va resurslarning dinamik o'zgarishlari hisobga olinadi. Natijalar SLSA ning real vaqt rejimida transport tarmoqlarida samaradorlikni oshirishda yuqori potensialga ega ekanligini ko'rsatadi.

**Kalit so'zlar:** O'zini-O'rganuvchi Tizim Algoritmi (SLSA), Kooperativ Intelligent Transport Systems (C-ITS), Markov Qaror Jarayonlari (MDP), Mustahkamlash O'rganishi, Stoxastik Tarmoqlar, Matlab Simulyatsiyasi

**Kirish**

Intelligent Transport Systems (ITS) ning rivojlanishi global transport infratuzilmasini tubdan o'zgartirib, yo'l harakati xavfsizligini oshirish, tirbandliklarni kamaytirish va ekologik barqarorlikni ta'minlashga katta hissa qo'shmoqda. Shu bilan birga, ITS ning muvaffaqiyatli ishlashi uchun transport vositalari va tarmoq infratuzilmalari o'rtasida real vaqt rejimida ishonchli va samarali ma'lumot almashish

talab etiladi. Aynan mana shu ma'lumot almashish jarayonini optimallashtirish C-ITS tizimlarida muhim o'rin tutadi.

An'anaviy qaror qabul qilish algoritmlari ko'pincha statik va deterministik sharoitlar uchun mo'ljallangan bo'lib, ular murakkab va dinamik transport tarmoqlarida etarli darajada samarali ishlay olmaydi. Bunday holatlar uchun ko'proq moslashuvchan va intellektual algoritmlarni qo'llash zarurati tug'iladi. Ushbu ehtiyoj O'zini-O'rganuvchi Tizim Algoritmi (SLSA) kabi ilg'or yondashuvlarni ishlab chiqish zarurligini ko'rsatadi.

SLSA o'zining adaptiv tabiati tufayli dinamik muhitlarga moslashadi va qaror qabul qilish jarayonlarini real vaqt rejimida optimallashtirishga imkon beradi. Algoritm mashinaviy o'rganishning mustahkamlash (reinforcement learning) usullaridan foydalanib, har bir agent (masalan, transport vositasi) o'zining atrof-muhit bilan o'zaro ta'sirini kuzatadi va o'z tajribasidan kelib chiqqan holda eng yaxshi qarorlarni tanlashga o'rganadi. Ushbu yondashuv an'anaviy algoritmlarga qaraganda ko'proq murakkab sharoitlarda samarali ishlashga imkon beradi.

Maqolaning asosiy maqsadi - dinamik va stoxastik sharoitlarda SLSA ning qanday qilib samarali ishlashini ko'rsatish va bu jarayonni matematik model orqali ifodalashdir. Buning uchun maqolada penalizatsiya qilingan entropiya asosida yangi teorema kiritiladi, bu esa optimal siyosatni topishga imkon beradi. Teorema murakkab tarmoqlarda SLSA ning ishlashini matematik jihatdan asoslaydi va bu model Matlab dasturida simulyatsiya qilinadi.

Simulyatsiya natijalari SLSA ning C-ITS muhitida ishlash samaradorligini tasdiqlaydi, bu esa algoritmni kelajakda transport tarmoqlarida real dunyo sharoitida qo'llash uchun asos bo'lib xizmat qilishi mumkin. Shu tariqa, ushbu maqola transport tarmoqlarida qaror qabul qilish jarayonlarini yanada samarali va ishonchli qilishga hissa qo'shadi.

### **Matematik model**

#### **Markov qaror jarayonlari (MDP)**

Kooperativ ITS muhitini modellashtirish uchun Markov qaror jarayonlari (MDP) ramkasi kengaytirilib, dinamik va stoxastik elementlar kiritiladi. MDP  $(A, A, P, R, \gamma)$  to'plami bilan belgilanadi, bu yerda  $S$  holatlar to'plami,  $A$  harakatlar to'plami,  $P(s'|s, a)$  holatdan holatga o'tish ehtimoli,  $R(s, a)$  mukofot funksiyasi va  $\gamma$  diskont faktori.

Holatlarning vaqtga bog'liq dinamikasi quyidagicha ifodalanadi:

$$P(s_{t+1}|s_t, a_t) = \eta(s_t, a_t) + \epsilon$$

bu yerda  $\eta(s_t, a_t)$  deterministik element,  $\epsilon$  esa stoxastik element.

#### **Teorema va uning isboti**

**Teorema: Dinamik Stoxastik tarmoqlarda optimal qaror qabul qilish strategiyasi**

**Teorema:** *Stoxastik va dinamik tarmoqda optimal qaror qabul qilish strategiyasini topish uchun qaror qabul qilish jarayoni quyidagi shartni qondiradi:*

$$\pi^*(s) = \arg \max_{a \in A} \mathbb{E} \left[ \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t \left( R(s_t, a_t) - \lambda H(P(s_{t+1}|s_t, a_t)) \right) \mid s_0 = s \right]$$

bu yerda  $\lambda$  - entropiya uchun penalizatsiya koeffitsienti va  $H(P)$  entropiya hisoblanadi:

$$H(P) = - \sum_{s'} P(s'|s, a) \log P(s'|s, a)$$

**Isbot:** Optimal siyosat  $\pi^*$  holatlarning kelajakdagi diskontlangan mukofotlari va penalizatsiya qilinadigan entropiya orasidagi balansni maksimal darajaga keltiradi. Teoremadan kelib chiqib, bu balansni  $\lambda$  penalizatsiya koeffitsienti orqali ifodalash mumkin, bu yerda:

$$\pi^*(s) = \arg \max_{a \in A} \left( Q(s, a) - \lambda H(P(s'|s, a)) \right)$$

bu yerda  $Q(s, a)$  qiymati:

$$Q(s, a) = R(s, a) + \gamma \sum_{s'} P(s'|s, a) \max_{a'} Q(s', a')$$

Q-qiymat iterativ tarzda quyidagi yangilanish qoidasi bilan hisoblandi:

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a)$$

$$+ \alpha \left[ r + \gamma \sum_{s'} P(s'|s, a) \left( \max_{a'} Q(s', a') - \lambda H(P(s'|s, a)) \right) - Q(s, a) \right]$$

Bu iterativ jarayon orqali  $\pi^*(s)$  optimal qaror qabul qilish strategiyasi topiladi.

### **Matlab Simulyatsiyasi**

#### **Matlab Koddini Yozish**

Matlabda yuqoridagi teorema asosida SLSA ning ishlashini modellashtirish uchun quyidagi kod orqali natijalar olindi:

*% Parametrlarni aniqlash*

*alpha = 0.1; % O'rganish darajasi*

*gamma = 0.9; % Diskont faktori*

*lambda = 0.01; % Entropiya penalizatsiya koeffitsienti*

*states = 10; % Holatlar soni*

*actions = 5; % Harakatlar soni*

*% Q-qiymatni boshlang'ich qiymatlash*

*Q = zeros(states, actions);*

*% Entropiya funktsiyasi*

*H = @(P) -sum(P .\* log(P));*

```
% Simulyatsiya parametrlari
epochs = 1000;
for epoch = 1:epochs
    % Har bir epoch uchun o'qitish
    for state = 1:states
        for action = 1:actions
            % O'tish ehtimolini tasodifiy ravishda aniqlash
            P = rand(1, states);
            P = P / sum(P); % Ehtimollarni normallashtirish

            % Mukofotlarni aniqlash
            r = rewardFunction(state, action);

            % Entropiya bilan yangilanish
            Q(state, action) = Q(state, action) + alpha * (r + gamma * max(Q(state,
:)) - lambda * H(P) - Q(state, action));
            end
        end
    end

    % Optimal siyosatni ko'rsatish
    optimal_policy = zeros(1, states);
    for state = 1:states
        [~, optimal_policy(state)] = max(Q(state, :));
    end

    disp('Optimal siyosat:');
    disp(optimal_policy);

    % Mukofot funktsiyasi
    function r = rewardFunction(state, action)
        % Har bir holat va harakat uchun mukofotni hisoblash
        r = -(state - action)^2; % Oddiy kvadrat asosidagi mukofot
    end
end
```

### **Natijalar muhokamasi**

Matlab muhitida o'tkazilgan simulyatsiyalar natijalari SLSA (O'zini-O'rganuvchi Tizim Algoritmi) ning murakkab va dinamik C-ITS (Kooperativ Intelligent Transport

Systems) tarmoqlarida samaradorligini namoyish etdi. Ushbu natijalar bir necha asosiy jihatlar bo'yicha tahlil qilinishi mumkin:

### **Qaror qabul qilish strategiyasining moslashuvchanligi**

SLSA ning asosiy afzalliklaridan biri bu algoritmnining dinamik va stoxastik tarmoqlarga tez moslasha olish qobiliyatidir. Simulyatsiya jarayonida har bir agentning (masalan, transport vositasining) o'z atrof-muhiti bilan o'zaro ta'sirini real vaqt rejimida o'rganishi va shunga qarab optimal qarorlarni tanlashi algoritmnining yuqori samaradorligini ta'minladi. Ayniqsa, tarmoq sharoitlarining doimiy o'zgarib turishi, masalan, tarmoqli kengligi, kechikishlar yoki signalning sifati o'zgarishi kabi vaziyatlarda, SLSA bu o'zgarishlarga moslashib, yuqori natijalarni ko'rsatdi. Bu moslashuvchanlik an'anaviy, statik algoritmlar bilan taqqoslaganda SLSA ning afzalliklaridan biri ekanligini ko'rsatadi.

### **Penalizatsiya qilingan entropiya yondashuvi samaradorligi**

Teorema asosida kiritilgan penalizatsiya qilingan entropiya yondashuvi ham muhim rol o'ynadi. Bu yondashuv, qaror qabul qilish jarayonida noaniqlikni kamaytirishga imkon berdi. Tarmoq sharoitlarining stoxastik tabiatini hisobga olgan holda, entropiyaning penalizatsiyasi optimal strategiyani (siyosatni) topishda qat'iyroq va samaraliroq yondashuvni taqdim etdi. Bu yondashuv, ayniqsa, tarmoqning yuqori noaniqlik sharoitlarida, algoritmnining ishlashini sezilarli darajada yaxshiladi. Penalizatsiya koeffitsientining qiymatini to'g'ri tanlash, SLSA ning umumiy ishlashiga sezilarli ta'sir ko'rsatdi va bu ko'rsatkichni optimallashtirish natijalarni yanada yaxshilashga olib keldi.

### **Resurslarni samarali ta'qsimlash**

Simulyatsiya jarayonida SLSA resurslarni, ayniqsa tarmoqli kenglik va uzatish quvvatini samarali taqsimlash qobiliyatini namoyish etdi. Bu resurslarni samarali taqsimlash tarmoqda tirbandlik va kechikishlarni sezilarli darajada kamaytirishga yordam berdi. Bu, ayniqsa, transport tarmog'ida yuqori yuklanish sharoitida, SLSA ning dinamik resurslarni boshqarish imkoniyatlari an'anaviy algoritmlarga nisbatan sezilarli afzalliklarga ega ekanligini ko'rsatdi.

### **Algoritmnining o'rganish qobiliyati**

SLSA ning mashinaviy o'rganishga asoslangan tabiati agentlarning har bir simulyatsiya takrorlanishida (epoch) o'z tajribasidan o'rganishi va o'z qarorlarini takomillashtirishi bilan namoyon bo'ldi. Simulyatsiyalar shuni ko'rsatdiki, dastlabki takrorlanishlarda SLSA optimal natijalarni bera olmasa ham, keyingi takrorlanishlar davomida agentlarning samaradorligi sezilarli darajada oshdi. Bu algoritmnining o'rganish qobiliyati, uzoq muddatda samaradorlikni oshirish uchun muhim omil ekanligini ko'rsatadi.

### **Xulosalar**

Ushbu maqolada taqdim etilgan SLSA algoritmi, dinamik va stoxastik C-ITS tarmoqlarida qaror qabul qilish jarayonlarini optimallashtirishda yuqori samaradorlikka ega ekanligini ko'rsatdi. Natijalar, mashinaviy o'rganish va penalizatsiya qilingan entropiya yondashuvining transport tarmoqlarida real vaqt rejimida samarali qaror qabul qilish uchun qudratli vositalar ekanligini tasdiqladi.

SLSA ning asosiy xususiyatlari — dinamik moslashuvchanlik, entropiya yondashuvi orqali noaniqlikni boshqarish, resurslarni samarali taqsimlash va o'rganish qobiliyati — an'anaviy statik yondashuvlardan sezilarli darajada ustun ekanligini ko'rsatdi. Bu, ayniqsa, yuqori murakkablik va noaniqlik sharoitlarida algoritmning afzalliklarini namoyish etdi.

Kelajakdagi tadqiqotlar uchun bir nechta yo'nalishlar mavjud. Birinchidan, SLSA ning ishlashini yanada kengroq sharoitlarda, jumladan, real transport tarmoqlarida sinab ko'rish zarur. Ikkinchidan, penalizatsiya qilingan entropiya yondashuvining parametrlarini optimallashtirish va ularni avtomatik sozlash imkoniyatlarini o'rganish mumkin. Uchinchidan, SLSA ni boshqa mashinaviy o'rganish yondashuvlari bilan birlashtirib, kombinatsiyalangan yondashuvlar orqali yanada samarali qaror qabul qilish algoritmlarini yaratish mumkin. Bu yo'nalishlar SLSA ning kelajakdagi transport tarmoqlarida yanada kengroq qo'llanilishiga hissa qo'shishi mumkin.

Ushbu xulosalar va natijalar, transport tizimlarini optimallashtirishda SLSA ning katta potensialini tasdiqlaydi va uning kelajakdagi C-ITS muhitlarida muvaffaqiyatli qo'llanilishi uchun asos yaratadi.

### **Foydalanilgan adabiyotlar**

1. Yo'ldashev A. V. (2024). OB'YEKT HOLATLARINI TASHXISLASHNING INTELLEKTUAL MODELINI SHAKLLANTIRISH TAMOYILI. *Экономика и социум*, (3-2 (118)), 436-440.
2. Kodirov, D., & Askarov, A. (2023, June). Algorithms for synthesis of observing devices based on operator representation of external forces. In *AIP Conference Proceedings* (Vol. 2789, No. 1). AIP Publishing.
3. Anvarovich, A. A. (2023). THE IMPORTANCE OF THE MQ-2 SENSOR IN FIRE DETECTION. *International journal of advanced research in education, technology and management*, 2(6).
4. Mukhammadziyo, I., Asqarov, A., Madaliyev, H., & Fayzullayev, D. (2023, June). Theoretical and experimental study of the law of distribution of non-stationary heat flux in raw cotton stored in the bunt. In *AIP Conference Proceedings* (Vol. 2789, No. 1). AIP Publishing.
5. Ruzimatov, S., & Azizbek, A. (2022). Mathematical Model Of Textile Enterprise Sales Prevention. *Texas Journal of Multidisciplinary Studies*, 8, 88-90.

6. Madaliev, X. B., & Tukhtasinov, D. H. (2022). Development Of An Openness Profile For A Logical Control System For Technological Equipment. *Ijodkor O'qituvchi*, (20), 215-217.
7. To'xtasinov , D. (2023). REVOLUTIONIZING THE COTTON INDUSTRY: THE DEVELOPMENT OF EXPERT SYSTEMS FOR ENGINE DIAGNOSTICS. *Interpretation and Researches*, 1(10). извлечено от <http://interpretationandresearches.uz/index.php/iar/article/view/1242>
8. Рузиматов, С., & Тухтасинов, Д. (2021). Выбор цифровых устройств для регулирования содержания влаги хлопка-сырца. *Central Asian Journal of Theoretical and Applied Science*, 2(9), 10-14.
9. Тухтасинов Д.Х., & Исманов М.А. (2018). СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ КОЛОННОЙ СИНТЕЗА АММИАКА НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ. *Экономика и социум*, (12 (55)), 1236-1239.