

- [1] <https://www.itproportal.com/features/ai-digital-skills-and-data-growth-dominate-the-analytics-agenda-in-2020/>
- [2] Лукин, В.Н. Введение в проектирование баз данных / В.Н. Лукин. - М.: Вузовская книга, 2015. - 144 с.
- [3] Стружкин, Н.П. Базы данных: проектирование: Учебник для академического бакалавриата / Н.П. Стружкин, В.В. Годин. - Люберцы: Юрайт, 2016. - 477 с.
- [4] Сардаров Я.Б., Аскерова Б.Г., Алиева Е.М., Алмамедова М.Г. ОБ АРХИТЕКТУРЕ BIG DATA COMPUTING. НАУКА, ОБРАЗОВАНИЕ, ОБЩЕСТВО: АКТУАЛЬНЫЕ ВОПРОСЫ, ДОСТИЖЕНИЯ И ИННОВАЦИИ: СБОРНИК СТАТЕЙ III МЕЖДУНАРОДНОЙ НАУЧНО-ПРАКТИЧЕСКОЙ КОНФЕРЕНЦИИ. – ПЕНЗА: МЦНС «НАУКА И ПРОСВЕЩЕНИЕ». – 2021. – С. 20-24.
- [5] Сардаров Я.Б., Иманова З.Б. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ БОЛЬШИХ ДАННЫХ И ИНСТРУМЕНТОВ В УПРАВЛЕНИИ ЧЕЛОВЕЧЕСКИМИ РЕСУРСАМИ. АКТУАЛЬНЫЕ ВОПРОСЫ СОВРЕМЕННОЙ НАУКИ И ОБРАЗОВАНИЯ: сборник статей XII Международной научно-практической конференции. В 2 ч. Ч. 1. Пенза: МЦНС «Наука и Просвещение». - 2021. - с. 77-79.
- [6] Kim G.-H., Trimi S., Chung J.-H. Big-Data Applications in the Government Sector // Communications of the ACM. 2014. Vol. 57. N. 3. P. 78–85.

QEYRİ-MÜƏYYƏN MÜHİTDƏ MOBİL ROBOTLARIN MANEƏLƏRDƏN YAYINMA ALQORİTMİ

Əliyeva Aytən

Azərbaycan Dövlət Neft və Sənaye Universiteti

Abstrakt

Bu məqalə qeyri-müəyyən mühitlərdə mobil robotlar üçün maneələrin qarşısının alınmasının vacibliyini tam olaraq nəzərdən keçirir və təkmilləşdirilmiş qeyri-səlis neyron şəbəkəsinin avtonom öyrənilməsinə əsaslanan mobil robotlar üçün ağıllı maneələrdən yayınma alqoritmini təklif edir. Birincisi, qeyri-səlis alqoritmın yüksək mürəkkəbliyi və real vaxtda zəif performansını nəzərə alaraq, təsvirin əvvəlcədən işlənməsi və maneələrin kobud yerləşdirilməsi üçün qeyri-səlis neyron şəbəkəsinin zəruri sadələşdirilməsi həyata keçirilir. İkincisi, öz-özünə öyrənmə qabiliyyətinə malik neyron şəbəkə qeyri-səlis mənsubiyyət funksiyasının parametrlərini avtomatik və dinamik şəkildə tənzimləyir, qeyri-səlis idarəetmə qaydalarının ətraf mühitə uyğunlaşma qabiliyyətini artırır. Bundan əlavə, avtonom maneələrdən yayınmada dinamik maneələri həll etmək üçün çərçivələr təqdim olunur. Aşkarlama operatoru mobil robotun dinamik maneələrdən yayınma strategiyasını həyata keçirir.

Açar sözlər: mobil dinamik obyekt, maneədən yayınma, qeyri-səlis alqoritm, neyron şəbəkə.

Giriş. Mobil robot müəyyən iş funksiyalarını yerinə yetirən robot sistemidir. O, sensorlar vasitəsilə xarici mühiti və öz vəziyyətini hiss edə və maneələr olan mühitdə öz avtonom hərəkətini həyata keçirə bilər. Mobil robotlar kənd təsərrüfatı, sənaye, aerokosmik, tibb və insan həyatının müxtəlif aspektlərində getdikcə daha geniş tətbiq perspektivlərini göstərdiyinə görə robototexnika sahəsində tədqiqatın qaynar nöqtəsinə çevrilmişdir [1].

Son tədqiqatlar zamanı qeyri-müəyyən mühitlərdə mobil robotların naviqasiya idarəetməsi ilə bağlı nəzəriyyə və alqoritmlərdə əhəmiyyətli irəliləyişlər müşahidə edilmişdir. [2]-də qeyd edilmişdir ki, qlobal trayektoriyanın planlaşdırılmasına əsaslanaraq, naviqasiya və maneələrdən yayınma planlaşdırılmış trayektoriya metoduna əsasən həyata keçirilir. [3]-də mobil robotların hədəf naviqasiyasında qeyri-səlis məntiq və şəbəkə qrafikini birləşdirərək, trayektoriyanın planlaşdırılmasının effektivini yaxşılaşdırmaq üçün qiymətləndirmə funksiyası kimi minimum risk meyarından istifadə

edilmişdir. [4]-də qeyri-səlis məntiq sisteminin mənsubiyyət funksiyasının parametrlərini tənzimləmək, mobil robotların trayektoriyasının hamarlığını yaxşılaşdırmaq üçün neyron şəbəkə xətasının geri yayılmasına əsaslanan öyrənmə alqoritmini təklif edilmişdir. [5]-də alqoritmin səmərəliliyini artıraraq, mobil robot trayektoriyasının planlaşdırılmasına təkmil neyron şəbəkə alqoritmini tətbiq edilmişdir. [6]-də Çen D. mobil robot naviqasiyasında daha yaxşı yaxınlaşma sürətinə nail olmaq üçün öyrənmə alqoritmindəki qalıqlardan istifadə edən qeyri-səlis neyron şəbəkə sisteminə əsaslanan gücləndirici öyrənmə mexanizmini təklif edilmişdir.

Bu məqalədə qeyri-müəyyən bir mühitdə, ilk növbədə, öz-özünə öyrənmə ilə təkmilləşdirilmiş qeyri-səlis neyron şəbəkəyə əsaslanan mobil robotlar üçün maneələrdən yayınma alqoritmə təklif olunur ki, bu da mobil robotların çevikliyini, avtonomluğunu və sabitliyini yaxşılaşdırır. Bu məqalədə təsvirin emalı sahəsində təkmilləşdirilmiş qeyri-səlis neyron şəbəkəsi alqoritmindən istifadə olunur. Alqoritm görünən diapazonda neyronları sayaraq maneələri aşkar etmək üçün təsviri təhlil edir. Əlavə olaraq, aşkarlama nəticələrini çevirmək üçün məsafə təsviri biliklərindən istifadə edir və nəticədə maneələrin dəqiq yerini müəyyənləşdirir.

Təsvirin ilkin işlənməsi və maneələrin dağınıq yerləşdirilməsi

Təsvirin ilkin işlənməsi təsvirləri boz rəngə çevirmək, təsvirləri denoizə etmək və effektiv təsvir bölgələrini seçməkdən ibarətdir. Boz rəngləmə rəngdən boz rəngə çevrilməni tamamlayır. Sistemdə video görüntü formatının çevrilməsi kameranın əldə edilməsi yolu ilə həyata keçirilir [7-9]. Təsvirin RGB modelində üç rəng komponentinin (Red (qırmızı), Green (yaşıl), Blue (mavi)) dəyərləri saxlanılır və boz rəngə aşağıdakı qanunauyğunluqlardan istifadə etməklə nail olmaq olar:

$$Boz = 0.5 \times Qırmızı + 0.23 \times Yaşıl + 0.27 \times Mavi \quad (1)$$

İfrat ölçü məlumatda hər bir əsas elementin baş vermə ehtimalı ilə bağlıdır. Bu əlaqə aşağıdakı kimi ifadə edilə bilər:

$$M(X) = E[\log q(ai) \times 10] = \sum_{i=0}^n qi(ai) \log qi(ai) \quad (2)$$

Onların arasında ai , X seçmə kütləsindəki hadisədir. Əvvəlki düstur onu göstərir ki, hər bir nümunə hadisəsinin baş vermə sayı nə qədər orta olarsa, X seçmə toplusunda müxtəlif hadisələrin sayı bir o qədər çox olar.

Təsvirdə maneələrin dəqiq yerləşdirilməsi. Eksperimental mühit nisbətən sadə olduğundan, nisbətən sadə “Roberts edge” aşkarlama operatoru sistemin real vaxt performansını effektiv şəkildə yaxşılaşdırma bilən kənar nöqtə məlumatını əldə etmək üçün aşkarlama üçün istifadə edilə bilər. Təsvirin piksel massivindəki Roberts operatoru belədir [1,3]:

$$k(a, b) = \sqrt{[t(a, b) + t(a + 1, b + 1)]^2 - [t(a, b + 1) + t(a + 1, b)]^2} \quad (5)$$

Roberts operatoru 2×2 yaxınlığında hesablanan diaqonal törəmədir. Praktiki tətbiqlərdə əvvəllər qeyd olunan düstur aşağıdakı kimi ifadə olunan sadələşdirilmiş hesablama forması ilə əvəz edilə bilər; yəni Roberts mütəlak dəyəri dəyişdirilir.

$$k(a, b) = |t(a, b) + t(a + 1, b + 1)| + |t(a, b + 1) + t(a + 1, b)| \quad (6)$$

Təsvirdə maneənin məsafəli yerləşdirilməsi. Diapazon təsviri kameradan müşahidə edilən səhnənin ilk fokusuna qədər olan məsafəni əks etdirən hər bir piksel üçün dərinlik məlumatını ehtiva edir. İnterpolasiya konsepsiyasını tətbiq və kamera təsvirinin həndəsi prinsiplərindən istifadə etməklə, üç ölçülü məsafə funksiyasını qurmaq üçün Manlius teoremindən istifadə edə bilərik. Bu funksiya bizə monitoring edilən ərazidə istənilən mövqedən kameraya qədər olan məsafəni hesablamağa imkan verir. Nəticə etibarilə biz monitoring edilən ərazidə istənilən nöqtə ilə kamera arasındakı məsafəni əks etdirən məsafə təsviri yarada bilərik.

2. Məsələnin qoyuluşu

İntellektual maneələrdən yayınma sisteminin qurulması və simulyasiyası. Mobil robotların çox mühüm sahəsi naviqasiyadır ki, bu da bütün maneələrin ətrafında toqquşmadan təhlükəsiz hərəkət edə bilməsi üçün marşrutu tapmaqdan ibarətdir [4-7]. Maneələrdən avtonom şəkildə qaça bilən və tapşırıqları yerinə yetirə bilən bu planlaşdırma texnologiyası ağıllı mobil robotlar üçün avtonom davranış idarəetməsinə

nail olmaq üçün qabaqcıl texnologiyadır. Buna görə də, təkmilləşdirilmiş qeyri-səlis neyron şəbəkəsi alqoritmini mobil robotların intellektual maneələrdən yayınma sistemində tətbiq etmək ən əsas problemdir. Bu işdə hazırlanmış mobil robotun intellektual maneələrdən yayınma sistemi sistemdə müxtəlif funksiyaları birləşdirir.

Maneələrin qarşısının alınmasının idarəetmə prosesi. Robot hərəkətinin planlaşdırılmasında robotun özündən və onun mühitindən əldə edilən müxtəlif məlumatlar sintez edilir, bu da robotun öz mühitini başa düşməsinə və idarəedici emal vasitəsilə qərarlar qəbul etməsinə şərait yaradır. Maneələrdən qaçmaq üçün optimal yolu tapır və avtonom şəkildə hərəkət edir [7].

Problemin həlli üsulu. Mobil robot, mobil robotun qlobal mövqeyini və istiqamətini aşkar edə bilən yerləşdirmə sistemi ilə təchiz olunub. Yerli maneə məlumatlarını aşkar etmək üçün altı ultrasəs sensoru istifadə olunur. Mobil robot aşkarlamayı hər 1 saniyədən bir həyata keçirir və əldə edilən sensor məlumatları idarəetmənin girişi kimi birləşdirilir. Əvvəllər qeyd olunan təkmilləşdirilmiş qeyri-səlis neyron şəbəkəsi alqoritminin effektivliyini yoxlayaraq, **“Simulation” ilə Matlab programında** sistemin simulyasiya modeli qurulur, idarəetmə qaydaları simulyasiya edilir və neyron şəbəkə alqoritmini simulyasiya etmək üçün qeyri-səlis məntiq alətlər qutusu proqram təminatından istifadə edilir. Bu simulyasiya sistemində trayektoriya planlaşdırma simulyasiyasının addımları aşağıdakı kimidir.

1. Ətraf mühit haqqında məlumatın yaradılması: ətraf mühit haqqında məlumat robotun koordinatlarını, ölçülərini və başlanğıc nöqtəsini və hədəf nöqtəsini təyin etməkdir.

2. Robot ölçüsü və hərəkət sürəti kimi bəzi parametrlər daxil olmaqla, simulyasiya edilmiş robotun qurulması: Robotun faktiki sistemdəki kinematik modelinə əsasən, mobil robotun hərəkət sürətinin 0,6 m/s olduğu və yerində 360° dönməni reallaşdırma biləcəyi güman edilir.

3. Simulyasiya edilmiş sensorun qurulması: simulyasiya edilmiş ətraf mühit məlumatını qəbul etmək üçün, yəni maneə məsafəsi məlumatının dəyərini və hədəf istiqamət bucağını əldə etmək üçün istifadə olunur.

4. Robot idarəetmə sistemi təkmilləşdirilmiş qeyri-səlis neyron şəbəkəsi alqoritmı ilə dizayn edilib və sensor tərəfindən əldə edilən maneə və hədəf məlumatlarının təhlili ilə robotun hərəkət təlimatları əldə edilir.

5. İdarəetmə təlimatlarının ötürülməsi: idarəetmə təlimatları imitasiya edilmiş robota ötürülür, mobil robot təlimatlara uyğun olaraq hərəkət edir və sonra idarəetmə təlimatlarını yerinə yetirdikdən sonra robotun xəritə koordinatları hesablanır; robot əvvəlcədən müəyyən edilmiş hədəf nöqtəsinə çatana qədər (3) - (5) addımlarını təkrarlayır.

3. İntellektual maneələrdən yayınma alqoritminin nəticələri və təhlili. Alqoritmın dəqiqlik analizi. Bu təcrübədə, təkmilləşdirmədən əvvəl və sonra iki şəbəkə modeli müvafiq olaraq təlim üçün istifadə edilmiş və təcrübə nəticələri 300 dəfə effektiv təlimdən sonra müqayisə edilmişdir. Təlimdən əvvəl, saxlanmış şəbəkə modeli məlumatlarını əvvəlcədən göndərməli və təkmilləşdirmədən əvvəl şəbəkə modelinin təlimini davam etdirmək üçün təlim məlumat dəstindən istifadə etməlisiniz. Eyni zamanda, Şəkil 1-də göstərildiyi kimi, itki dəyəri və dəqiqlik əldə edilir, həmçinin, sınaq dəstinin dəqiqlik əyrisi də alınır.

Şəkil 1-dən görünür ki, təlimdən sonra tərs gradient öyrənmə prosesində itki dəyəri davamlı olaraq azaldılmış və dəqiqlik davamlı olaraq təkmilləşdirilmişdir. Bu idarə edilən öyrənmə prosesidir. 1 * 1 təsis qatını əlavə etməzdən əvvəl, çoxsaylı gərginlikdən sonra, son test dəstinin dəqiqlik dərəcəsi təxminən 95% səviyyəsində sabit idi. 1 * 1 təsis qatını əlavə etdikdən sonra şəbəkə yenidən hazırlanır, test dəstinin dəqiqlik dərəcəsi 98% sabitdir və itki funksiyasının dəyəri də orijinal 0,79-dan 10 dəfə kiçik olan cari 0,08-ə endirilir. Əlavə edilmiş 1 * 1 təsis qatı qeyri-xətti vahidləri əks etdirdiyi üçün modelin qeyri-xətti ifadə qabiliyyəti təkmilləşdirilir. İki fərqli əyriyə 1 * 1 əlavə etdikdən sonra dəyişmə əvvəlki əyri ilə müqayisədə açıq şəkildə azalır və nisbətən sabitləşir.

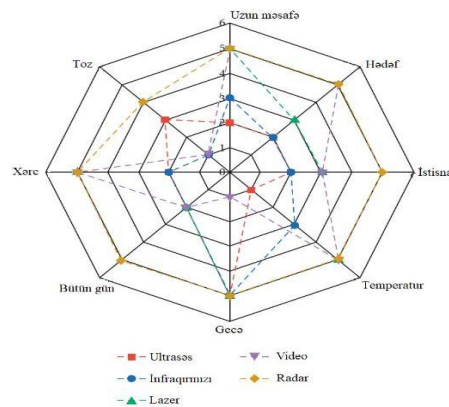
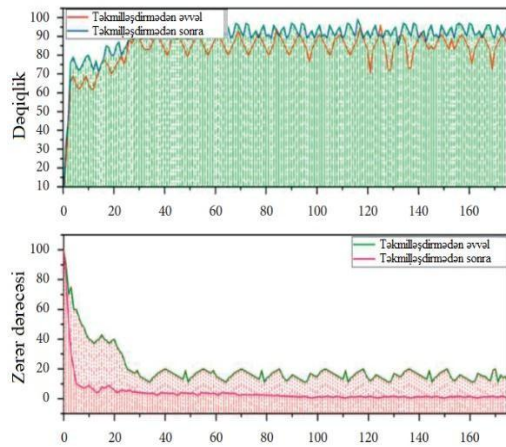
Sensorun xüsusi indeksinin təhlili. Sensorun idarəetmə sistemi və məlumat emal sistemi robotun maneələrdən yayınma sistemini təşkil edir. Sensor idarəetmə sistemi ətraf mühit haqqında məlumat əldə

edən sensorlar və mikroprosessorlardan ibarətdir. O, əsasən naməlum mühitlərdən məlumat toplayır ki, bu da robotların ətraf mühit haqqında məlumatı anlamasının yeganə yoludur. Buna görə də sensorun ağlabatan konfigurasiyası sistemin xarici mühiti mənimsəməsinin düzgünlüyünü müəyyən edir.

Şəkil 2-dən görüldüyü kimi, radar ən yaxşı performans indeksinə və yüksək qiymətə malikdir. Ultrasəs və infraqırmızı metod ən aşağı qiymətə malikdir. Sensorun qiyməti, toplanmış məlumatın performans indeksi, cihaza tətbiqetmə sxemi, həcmi və digər hərtərəfli amillərlə birlikdə maneələrin qarşısının alınması ehtiyacını nəzərə alaraq, bu məqalədəki sensor idarəetmə sistemi hədəf obyekti əldə etmək üçün xarici mühitin maneə məsafəsini və elektron kompası əldə etmək üçün əsasən ultrasəs və infraqırmızı sensorlardan istifadə edir. Xarici mühitin naməlum cəhətləri və mürəkkəbliyi nəzərə alınaraq, mobil robotun maneələrdən yayınma sisteminə çoxməqsədli texnologiya tətbiq edilir və robotun intellektini artırmaq üçün cihaz və alqoritmlər buna uyğun işlənir.

Trayektoriya maneələrinin aradan qaldırılmasının optimallaşdırılmasının təhlili. Maneələrin olduğu mürəkkəb mühitdə trayektoriyanın planlaşdırılmasının əsas məqsədi robotun sərbəst hərəkət etməsi və toqquşmadan bütün maneələrdən yayınması üçün optimal marşrutu həll etməkdir [2,6]. Praktiki təbirlərdə ətraf mühit mobil robota məlum deyil. Naməlum mühit, maneə detektorunun aşkarlama dəqiqliyi və trayektoriyanı planlaşdırma alqoritmindəki fərq trayektoriyanın planlaşdırılmasının uğurla həyata keçirilə biləcəyinə böyük təsir göstərir. Bu məqalə BUG alqoritminin və təkmilləşdirilmiş qeyri-səlis neyron şəbəkəsi alqoritminin eksperimental yollarını müqayisə və təhlil edir.

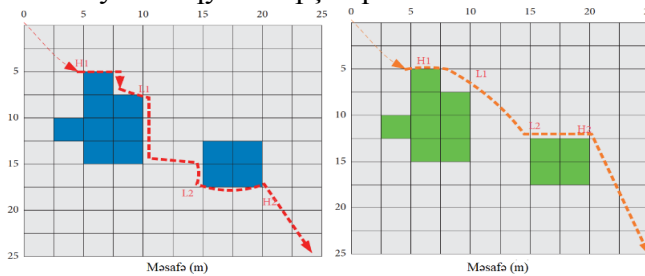
Şəkil 3-dən görünür ki, BUG alqoritmindən istifadə edildikdə robot maneənin kənar konturu boyunca hərəkət edir. O, birbaşa hədəf nöqtəsinə doğru hərəkət edə bilənə qədər maneənin kənar konturunu izləyir, bu zaman maneə ilə hədəf arasındakı məsafəni nəzərə almadan konturu tərk edərək hədəfdən kənara çıxır. H1 və H2 gəliş nöqtələrini, L1 və L2 isə ayırma nöqtələrini göstərir. Bunun əksinə olaraq, intellektual alqoritm robotun başlanğıc və hədəf nöqtələrini birləşdirən xətt boyunca hərəkət etməsinə səbəb olur. Bir maneə ilə qarşılaşdıqda, yol aydın olana qədər tangensial hərəkət edir, sonra hədəf nöqtəsinə uyğun mövqeyini yeniləyir. Bu proses hədəfə çatana qədər yenilənmiş əsas xətti uzatmaqla davam edir.



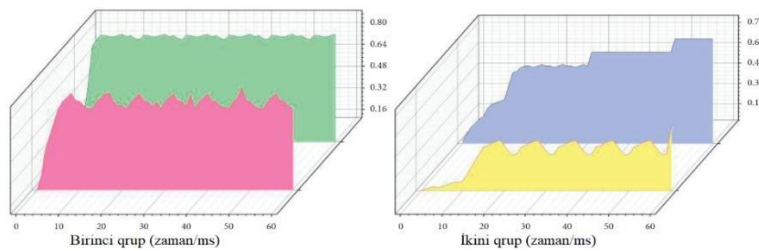
4. Maneələrdən yayınma alqoritminin simulyasiyası

Alqoritm performansını yoxlamaq üçün bu məqalədə çoxlu simulyasiya tədqiqatları aparılmışdır. N və M dəyərləri müvafiq olaraq 4, 10, 30 və 60 qəbul edilir, seçim ehtimalı 0,1, çarpaz mutasiya ehtimalı 0,08, α və β qiymətləri hər ikisi 1-ə bərabər olduqda, populyasiyanın təkamülü isə 200-də və ya 1000-də dayanır. Tədqiqat, konvergensiya zamanı təkamül cəbrinə və təkamül hesablanması ilə sərf olunan icra müddətinə diqqət yetirərək, bu parametrlər altında alqoritm yaxınlaşma performansını araşdırır. Hər bir təcrübə qrupunun təkamülü zamanı maksimum uyğunluq dəyərinin dəyişməsi Şəkil 4-də göstərilmişdir. Şəkildən görünür ki, N : M -in artması ilə metod axtarışın səmərəliliyini tədricən artıracaq.

$N: M$ nə qədər böyükdürsə, həll məkanı bir o qədər böyükdür, lakin yaxınlaşma sürəti dəyişmir, bu da dəyər artdıqca bu metodun axtarış səmərəliliyinin yüksək olduğunu göstərir. Məsələnin həll sahəsi böyük olduqda, yaxınlaşma sürəti açıq şəkildə yavaşlayır, yaxınlaşma cəbri təkmilləşir və yaxınlaşma vaxtı uzanır. Bu, metodun orta və böyük miqyaslı problem sahələri üçün uyğun olduğunu daha da təsdiqləyir. Nəticə olaraq, alqoritm orta və böyük miqyaslı tapşırıqların müxtəlif formalarını idarə etməyə qadirdir.



Şəkil 3. Trayektoriya maneələrinin qarşısının alınmasının optimallaşdırılmasının müqayisəsi və təhlili diaqramı



Şəkil 4. Maneələrdən qaçma alqoritminin simulyasiya əyrisi

Nəticə

Maneələrdən avtonom şəkildə qaçmaq qabiliyyəti mobil robotların intellektini ölçmək üçün əsas göstəricidir və eyni zamanda ağıllı robotların təhlükəsiz idarə etməsi üçün vacib şərtidir [10]. Bu məqalə adaptiv öyrənmə vasitəsilə dəqiq yerləşdirməyə nail olan təkmil qeyri-səlis neyron şəbəkəsinə əsaslanan mobil robotlar üçün maneələrdən yayınma alqoritmini təqdim edir. İntellektual idarəetmə sisteminin dizaynının əsas prinsiplərinə riayət etməklə, cavab və müzakirə təbəqələrinin üzərinə monitoring təbəqəsi daxil edilir. Bu təbəqə naməlum mühitlərdə adaptiv davranışları öyrənmək üçün məsləhətçi təbəqədə davranışların icrasına nəzarət edir və əlaqələndirir. Təlim üçün nümunə məlumatları toplamaqla sistem dinamik maneələrdən qaçmaq üçün proqnozlaşdırıcı modellər qurmağı öyrənir. Maneələrin qarşısının alınması üzrə simulyasiya təcrübələri vasitəsilə sistemin dəqiqliyi və real vaxt performansı daha da təsdiqlənir və nəticədə maneələrdən effektiv qaçmağa nail olur.

Ədəbiyyat

- [1] B. K. Patle, A. Pandey, A. Jagadeesh, and D. R. Parhi, "Path planning in uncertain environment by using firefly algo- rithm," *Defence technology*, vol. 14, no. 6, pp. 691–701, 2018.
- [2] M. Radmanesh, M. Kumar, and P. H. Guentert, "Overview of path-planning and obstacle avoidance algorithms for UAVs: a comparative study," *Unmanned Systems*, vol. 6, no. 12, pp. 95–118, 2018.
- [3] A. Nasrinahar and J. H. Chuah, "Intelligent motion planning of a mobile robot with dynamic obstacle avoidance," *Journal on Vehicle Routing Algorithms*, vol. 1, no. 2, pp. 89–104, 2018.
- [4] A. Adib and B. Masoumi, "Mobile robots navigation in un- known environments by using fuzzy logic and learning automata," *Artificial Intelligence and Robotics*, vol. 56, no. 15, pp. 111–123, 2017.
- [5] Q. Wu, H. Lin, Y. Jin, Z. Chen, S. Li, and D. Chen, "A new fallback beetle antennae search algorithm for path planning of mobile robots with collision-free capability," *Soft Computing*, vol. 24, no. 3, pp. 2369–2380, 2020.
- [6] L. Zhang, J. Wang, and Z. Lin, "Distributed cooperative obstacle avoidance for mobile robots using independent virtual centre points," *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 98, no. 9, pp.

791–805, 2020.

- [7] J. Y. Jhang, C. J. Lin, and C. T. Lin, “Navigation control of mobile robots using an interval type-2 fuzzy controller based on dynamic-group particle swarm optimization,” *International Journal of Control, Automation and Systems*, vol. 16, no. 10, pp. 2446–2457, 2018.
- [8] F. Shamsfakhr and B. Sadeghibigham, “A neural network approach to navigation of a mobile robot and obstacle avoidance in dynamic and unknown environments,” *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, vol. 25, no. 23, pp. 1629–1642, 2017.
- [9] S. Muthukumaran and R. Sivaramakrishnan, “Optimal path planning for an autonomous mobile robot using dragonfly algorithm,” *International Journal of Simulation Modelling*, vol. 18, no. 4, pp. 397–407, 2019.
- [10] R. Zhao and H. K. Lee, “Fuzzy-based path planning for multiple mobile robots in unknown dynamic environment,”

APPLICATION OF NEURAL NETWORKS IN GIS

Seyidova Irada, Elgun Gamzaev

Azerbaijan University of Oil and Industry

Abstract

A geographic information system is a very powerful tool for managing and analyzing land use data. The integration of geographic information systems and artificial neural networks offers a mechanism to reduce the cost of landscape change analysis by reducing the amount of time spent interpreting data. Artificial neural networks (ANNs) have been proven to be useful in interpreting natural resource information. Backpropagation neural networks are one of the most common and widely used architectures. Many ANN architectures and types have been developed, many of them PC-based. Prediction of changes is based on Markov chain analysis. This process determines the state of a system based on its previous state and the likelihood of changes occurring in between. Change models serve as useful tools for studying the different mechanisms by which land use changes occur, actual design and potential future environmental impacts, and impact assessments.

Keywords: Land use change, Artificial neural networks, Geographic information systems.

Introduction: Land use change is the result of a complex interaction of many factors, including politics, governance, economics, culture, human behavior and the environment [5], [11]. Understanding how land use change occurs is critical because these anthropogenic processes can have widespread impacts on the environment, changing hydrological cycles and biogeochemical dynamics, the size and location of natural habitats such as forests [5] and species diversity [4]. Changes in land use can also affect local and regional economies [3]. A geographic information system (GIS) is a powerful tool for working with landscape data and modeling. ANNs are powerful tools that use a machine learning approach to quantify and model complex behaviors and patterns. ANNs are used for pattern recognition in various disciplines such as landscape classification [11], image analysis and pattern classification [13], climate forecasting [6], mechanical engineering and remote sensing [1]. The use of neural networks has increased significantly over the past few years due to advances in computational performance [14] and the increasing availability of powerful and flexible ANN software.

2. Artificial neural networks. An artificial neural network (ANN) is a computational model based on the behavior of neural networks of living organisms [9]. An artificial neural network differs from other forms of computer intelligence in that it is not rule-based like an expert system. An ANN is trained to recognize and generalize the relationship between a set of inputs and outputs. Early artificial neural networks were based on ideas about how the human brain works. In recent years, developments in ANN technology have turned it into more of an applied mathematical method, with some similarities to the human brain. Artificial neural networks retain two characteristics of the brain as their main characteristics: the ability to “learn” and generalize limited information [10]. Neural networks, both biological and artificial, use massive, interconnected simple processing elements, or neurons. In simple