**TUGAS**

**METODOLOGI PENELITIAN LANJUTAN**



Dibuat oleh:

Annastya Bagas Dewantara (2306185574)

**FACULTY OF ENGINEERING**

**DEPARTMENT OF ELECTRICAL ENGINEERING**

**UNIVERSITAS INDONESIA**

**DEPOK**

Topic dissertation:

**Optimalisasi Protokol Routing LEACH Dengan Algoritma *Deep Reinforcement Learnin*g Untuk Meningkatkan Efisiensi Energi pada WSN**

**Introduction**

Wireless Sensor Network (WSN) telah menjadi salah satu teknologi penting yang telah digunakan masa modern ini karena kemampuannya dalam melakukan monitoring dan melakukan pengumpulan data dari berbagai bidang-bidang berbeda, seperti kesehatan [1], militer [2], agrikultur [3], industri [4], dan pencegahan bencana alam [5]. Network ini terdiri atas sensor-sensor otonom yang tersebar secara spatial untuk melakukan pengumpulan data dan melakukan pengiriman ke base station. Sensor tersebut harus memiliki efisiensi tinggi, konsumsi daya yang rendah serta jangkauan komunikasi yang jauh. Tidak hanya itu, sensor harus memiliki akurasi yang tinggi dalam melakukan pembacaan parameter serta reabilitas dalam melakukan pengiriman data secara real-time.

Salah satu faktor yang mempengaruhi tingkat reabilitas, skalabilitas dan efisiensi dari WSN adalah protokol routing yang digunakan. Kamal dan Al-Karaki membagi traditional network structure berdasarkan flat-based, hierarhical-based, dan location-based yang dapat terbagi kembali berdasarkan protocol routing seperti multi-path-based, query-based, negotion-based, quality-of-service (QoS) dan coherent-based [6]. Pada hierarhical-based routing seperti Low Energy Adaptive Cluster Hierarchy (LEACH) memiliki kekurangan bahwa pemilihan cluster head (CH) dan pembentukan cluster dipilih secara acak, flat-based routing protocol seperti Sensor Protocols for Information via Negotiation (SPIN) memiliki permasalahan pada skalabilitas, overhead dan redundancy, sedangkan pada location-based routing protocol seperti Greedy Perimeter Stateless Routing (GSPR) memiliki permasalahan pada void handling dan konsumsi energy yang disebabkan akibat greedy forwarding. Masing-masing permasalahan tersebut dapat disebabkan akibat peraturan terhadap routing table maupun jalur pengiriman data bersifat statis sehingga WSN tidak adaptif dalam menghadapi dinamika topologi WSN.

Meningkatnya perkembangan artificial intelligence (AI) telah merevolusi cara manusia dalam melakukan pengambilan keputusan. Algoritma AI dibagi atas tiga kategori yakni; supervised, unsupervised serta reinforcement learning. Algoritman reinforcement learning (RL) merupakan salah satu teknik AI yang melakukan pembelajaran melalui interaksi terhadap lingkungannya. Algoritma RL telah banyak digunakan di berbagai bidang atas kemampuannya dalam melakukan pengenalan pola berdasarkan informasi data yang diberikan. Salah satu implementasi dari algoritma RL tersebut adalah pada peningkatan efisiensi energi melalui optimasi protokol routing WSN [7], [8], [9], [10], [11]. Algoritma RL bekerja menggunakan informasi jaringan sebagai input masukan dalam melakukan pengambilan keputusan dari protokol routing yang digunakan. Informasi jaringan tersebut dapat berupa energy node, pola mobilitas, densitas traffic, topologi network, channel atau jangkauan pembacaan. Sehingga, memungkinkan WSN dalam melakukan perubahan secara real-time dan adaptif dalam menghadapi perubahan jaringan yang dinamis sebagai upaya dalam meningkatkan lifespan maupun throughput dari WSN.

Meskipun pertumbuhan dan perkembangan aplikasi dari algoritma RL pada WSN terus meningkat, akan tetapi review komprehensive pada topik ini masih belum banyak dilakukan. Komprehensif review pada penerapan algoritma RL pada protokol routing yang tersedia masih terfokus pada titik penerapan tertentu seperti pada flying adhoc network [12], underwater wireless sensor network (UWSN) [13] dan distributed wireless network [14]. Literatur review ini bertujuan untuk menyediakan scoping review dalam menyediakan pemetaan sistematis dan sintesis dari literature yang ada terkait penggunaan algoritma reinforcement learning pada WSN. Melalui hasil dari sintesis dan pemetaan tersebut, review ini bertujuan untuk melakukan identifikasi terkait trend, gaps dan tantangan sebagai arah dan panduan dalam melakukan penelitian kedepannya. Dalam mencapai hal tersebut penelitian ini menggunakan systematic mapping untuk mengkategorikan dan memvisualisasikan distribusi penelitian yang ada serta pendekatan yang digunakan berdasarkan parameter yang ditentukan. The Prefered Reporting Items for Systematic Review and Meta-Analyses (PRISMA) framework digunakan sebagai panduan dalam melakukan identifikasi, screening serta inclusion dan ekslusi dari penelitian relevan. Tidak hanya itu, teknik natural language processing (NLP) juga digunakan dalam mengekstrak teks data serta informasi untuk mendapatkan insight serta informasi baru dari literatur yang dikumpulkan dengan jumlah besar. **Tujuan dari literatur review ini adalah untuk menghimpun artikel-artikel untuk mengetahui tren, gap, serta keterbaharuan dari penelitian yang dilakukan yang menunjuang penelitian disertasi yang berfokus pada pengembangan Deep reinforcement learning pada protokol routing untuk meningkatkan efisinesi energi** pada WSN.

**Methodology**

Proses pencarian serta scanning literature dilakukan secara otonom menggunakan teknik NLP untuk memungkinkan pengumpulan data dalam jumlah besar melalui input parameter sebagai search terms untuk mengidentifikasi artikel yang memiliki relevansi. Proses pencarian menggunakan beberapa properti tersebut seperti keyword, properties, property synonyms, property groups, start and end year [15]. Literature dikumpulkan dari beberapa sumber seperti IEEE, ACM, Elsevier, Springer, and Wiley. Dalam mendeterminasi initial pool dari artikel yang nantinya dievaluasi untuk elegibilitas, pencarian dilakukan menggunakan beberapa search query yakni (“reinforcement learning” OR “RL”) AND (“protocol routing” OR “routing strategy” OR “routing algorithm”) AND (“Wireless Sensor Network” OR “WSN” OR “Sensor Network”) AND “energy”. Tidak hanya itu, proses pencarian juga dilakukan menggunakan properties yang ditunjukkan pada Table. 1 yang mengandung sinonim atau akronim dari search query untuk menghindari adanya ekslusi dini pada proses pencarian. Properties tersebut dikategorikan berdasarkan suatu group secara thematically dan sematically pada Table. 1 NLP Toolkit digunakan dalam mencari artikel berdasarkan boolean condition dari search query berdasarkan informasi title dan abstrak yang di dapatkan dari masing-masing artikel. Artikel yang memenuhi boolean condition tersebut kemudian di lakukan pengecekan oleh human reader untuk mengetahui konteks serta relevansi dari artikel.

Table. 1 Acronym and property groups

|  |  |
| --- | --- |
| **Acronym** | **Property groups** |
| SARSA | Data Aggregation |
| TD | Sleep/Wake-up |
| Q-learning | Collision Avoidance |
| DQN | Multi-hop |
| PG | Multi-path |
| PPO | CH Selection |
| A3C | Discovery Neighbour |
| A2C | Cluster Formation |
| Dyna-Q | Fault Tolerance |
| DDQN | Energy Consumption |
| MARL | Energy Balancing |
| DDPG |  |

.

* **Research Questions**

Research question utama yang diajukan dari review ini ditunjukkan sebagai berikut :

RQ1: What are the prominent research topics and publication trends in literature?

RQ2: In which way reinforcement learning can improve efficiency energy using routing protocol in WSN?

RQ3: What are future research directions for reinforcement learning algorithm in protocol routing for WSN?

* **Search Strategy**

Artikel yang telah terkumpul dilakukan seleksi serta processing menggunakan PRISMA framework. Proses seleksi ini dilakukan untuk mencegah terjadinya duplikasi, artikel yang tidak relevan, diluar jangka waktu, parsing error serta alasan lainnya. Seleksi dan processing ini dilakukan untuk mengurangi proses seleksi manual yang dilakukan oleh manusia. Hasil dari seleksi tersebut akan diubah ke dalam bentuk spreadsheet yang mencakup informasi: title, link, number of citation, article\_type, publisher, keyword, abstract, publish date, publication title, authors, affiliations, number of affiliations, countries, number of countries, number of found property group, number of found properties

Traditional systematic review dilakukan dengan menyajikan analisis komprehensif dari artikel relevan yang telah dikumpulkan, Tiap dari artikel tersebut akan dicek satu per satu untuk dilanjutkan sebagai potensial inclusive in the qualitative and quantitaive synthesis.Tiap dari artikel tersebut diuji berdasarkan relevansi, quality dan impact yang dibuat setelah melalui proses elihibility criteria tersebut.

* **Inclussion and Exclussion Criteria**

Pada fase screening artikel yang telah di seleksi manual maupun diseleksi melalui NLP toolkit, di eliminasi menggunakan inclussion dan exclussion criteria yang ditetapkan. Inklusi serta ekslusi yang ditetapkan sebagai berikut:

IC1 Artikel tersebut ditulis dalam bahasa inggris dan terpublished pada rentang tahun antara Januari 2019 hingga Agustus 2024.

IC2 Artikel tersebut setidak-tidaknya mengandung 3 huruf dari propoerties atau search query pada abstrak maupun judulnya.

IC3 Artikel yang dikumpulkan merupakan artikel yang telah melalui peer-reviewed serta bukan secondary manuscript seperti survey, systematic review maupun mapping, atau jenis reveiw lainnya

**Methodology**

Dalam proses pencarian literatur, total 3.770 artikel diidentifikasi dari beberapa basis data, termasuk Springer (n=1116), Elsevier (n=564), IEEE (n=282), ACM (n=1334), dan Wiley (n=474). Setelah menghapus 939 artikel yang terduplikasi, sebanyak 2.831 artikel disaring lebih lanjut. Dari hasil penyaringan ini, 2.226 artikel dinilai kelayakannya untuk masuk dalam tinjauan. Namun, 2.033 artikel dikeluarkan karena tidak memenuhi kriteria yang ditentukan. Pada akhirnya, sebanyak 193 studi dipilih untuk dimasukkan dalam tinjauan akhir.

|  |
| --- |
| A screenshot of a computer  Description automatically generated |
| Fig.1 Flowchart PRISMA |

Dari total 3.770 artikel yang diidentifikasi, proses seleksi awal menghapus 939 artikel yang merupakan duplikasi, sehingga menyisakan 2.831 artikel untuk disaring. Penyaringan ini dilakukan untuk menilai relevansi setiap artikel terhadap topik penelitian, terutama dalam hal penggunaan algoritma pembelajaran penguatan (reinforcement learning) dalam protokol routing hierarkis seperti LEACH. Dari artikel yang disaring, sebanyak 2.226 artikel dipertimbangkan untuk kelayakan lebih lanjut berdasarkan kriteria spesifik, seperti relevansi dengan protokol LEACH dan penerapan algoritma DQN untuk routing jaringan. Namun, setelah dilakukan evaluasi mendalam terhadap metodologi, hasil, dan kontribusi ilmiah, sebanyak 2.033 artikel dikeluarkan karena tidak memenuhi standar atau relevansi yang diperlukan untuk kajian ini. Pada akhirnya, 193 studi dipilih sebagai bahan utama untuk tinjauan literatur ini, yang mencakup penelitian tentang algoritma pembelajaran penguatan, optimasi energi dalam WSN, dan penerapan protokol routing hierarkis seperti LEACH yang ditampilkan dalam taksonomi yang diilustrasikan pada Fig. 2 dan Fig. 3.

|  |
| --- |
|  |
| Fig. 2 Taxonomy Reinforcement Learning |
|  |
| Fig. 3 Taxonomy Energy Efficient Routing |

Pengambilan artikel dari masing-masing publisher dilakukan dengan menggunakan teknik web scraping yang terstruktur dan sistematis. Proses ini melibatkan pengumpulan data dari berbagai basis data seperti Springer, Elsevier, IEEE, ACM, dan Wiley. Setiap artikel yang sesuai dengan search query yang diinputkan diambil secara otomatis dengan teknik scraping, di mana informasi penting dari setiap artikel diekstraksi secara langsung dari halaman web masing-masing publisher. Setiap elemen ini diperoleh dengan cara mengambil tampilan atau struktur HTML dari masing-masing halaman artikel yang dicari melalui search query. Pendekatan ini memungkinkan pengumpulan data yang lebih cepat dan akurat dari basis data yang berbeda, sekaligus mempermudah analisis dan penyaringan artikel yang relevan dengan penelitian. Teknik web scraping yang digunakan memanfaatkan berbagai pustaka Python seperti BeautifulSoup dan Selenium untuk mempermudah navigasi dan ekstraksi data dari situs web, di mana struktur HTML dari setiap halaman diproses secara otomatis untuk menghasilkan dataset yang kaya dan siap digunakan untuk analisis literatur lebih lanjut yang digerakkan secara massive dan otomatis menggunakan bot seperti yang ditunjukkan pada Fig. 4.

|  |
| --- |
|  |
| Fig. 4 Program untuk scrapping data artikel pada setiap website |

**Result and Discussion**

Dalam mengidentifikasi trend dan gap pada literatur dari topik tersebut, visualisasi melalui grafik dilakukan menggunakan data artikel sebelum dan setelah terfilter menggunakan PRISMA pada lima tahun terakhir. Pada tahun 2019, Springer mendominasi dengan 39 artikel, diikuti oleh Scopus dengan 19 artikel. ACM menyumbang 12 artikel, sementara Wiley hanya memiliki 9 artikel, dan tidak ada artikel yang diambil dari ScienceDirect dan IEEE. Tahun 2020 menunjukkan peningkatan signifikan untuk Springer dengan 44 artikel, sementara ACM menambah kontribusinya menjadi 67 artikel, menyalip Scopus yang tetap stabil pada 19 artikel. Pada tahun ini, terdapat juga kontribusi kecil dari ScienceDirect dan IEEE, masing-masing dengan 1 dan 2 artikel. Pada tahun 2021, kontribusi dari Springer melonjak menjadi 124 artikel, sementara ACM menyumbang 48 artikel, diikuti oleh Scopus dengan 21 artikel. Kontribusi dari Wiley meningkat menjadi 26 artikel, namun IEEE dan ScienceDirect menunjukkan penurunan drastis dengan hanya 2 dan 0 artikel masing-masing. Tren ini berlanjut hingga 2022, di mana Springer dan ACM terus mendominasi dengan 156 dan 135 artikel, masing-masing. Wiley juga menunjukkan peningkatan signifikan menjadi 57 artikel, sementara Scopus dan IEEE masih tetap rendah dengan kontribusi masing-masing 33 dan 4 artikel. Tahun 2023 dan 2024 menunjukkan tren serupa, dengan ACM mengambil alih posisi teratas dari Springer pada 2024 dengan 191 artikel, sedangkan Springer menyumbang 131 artikel pada 2023 dan 171 artikel pada 2024. ACM juga mengalami lonjakan pada 2024 dengan 97 artikel, diikuti oleh Scopus dan ScienceDirect yang masing-masing menyumbang 38 dan 10 artikel.

|  |
| --- |
|  |
| (a) |
|  |
| (b) |
| Fig. 5 Publikasi artikel tiap tahun (a) sebelum terfilter (b) setelah terfilter |

Pada tahapan pengumpulan data, artikel yang terkumpul didominasi oleh research article dan review paper. Dalam mengidentifikasi gap dan tren penelitian yang lebih mendalam memerlukan penelitian primer, yang umumnya berbentuk research article. Penelitian primer menyediakan temuan dan data orisinal yang diperlukan untuk mengeksplorasi area penelitian yang masih belum tersentuh, serta mengidentifikasi tantangan dan peluang baru. Sebaliknya, review paper umumnya bersifat sekunder, yaitu memberikan rangkuman dan analisis terhadap penelitian yang sudah ada tanpa menyajikan data baru. Oleh karena itu, untuk mencapai tujuan penelitian ini, artikel yang berfokus pada review paper dieliminasi dari proses inklusi yang terlihat terjadi pengurangan signifikan pada Fig 6(a) dan 6(b).

|  |
| --- |
|  |
| (a) |
|  |
| (b) |
| Fig. 6 Jenis artikel yang terkumpul (a) sebelum terfilter (b) setelah terfilter |

Ditunjukkan pafa Fig. 7. data ini, terlihat bahwa sebagian besar publisher memiliki tantangan dalam hal duplikasi, tahun tidak valid, dan artikel yang tidak lengkap, terutama untuk Wiley dan ACM, yang menunjukkan jumlah artikel tidak lengkap yang signifikan. Adapun ScienceDirect tampak paling bersih dari masalah seperti tahun tidak valid dan duplikasi, namun dengan jumlah artikel relevan yang signifikan. Proses filterisasi ini mengungkapkan bahwa meskipun banyak artikel yang relevan berhasil dikumpulkan, masih ada sejumlah besar artikel yang harus dieliminasi karena duplikasi, kekurangan informasi, atau tahun publikasi yang tidak sesuai. Hal ini menunjukkan pentingnya prosedur filter dalam memastikan kualitas literatur yang digunakan dalam penelitian, sehingga hanya artikel yang relevan dan berkualitas yang dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut.

|  |
| --- |
|  |
| Fig. 7 Jenis artikel yang ekslusi melalui PRISMA |

Melalui penelitian yang di lakukan, dari 193 artikel yang telah tersaring menggunakan framework PRISMA, di dapatkan beberapa judul publikasi yang paling banyak memiliki publikasi pada topik yang diajukan. Judul publikasi tersebut adalah Wireless Personal Communication, IEEE Internet of Things dan International Journal of Communication Network yang ditunjukkan pada Fig. 8. Hal ini menunjukkan distribusi atau representasi visual dari jumlah publikasi yang terdapat dalam judul-judul tersebut, menekankan pentingnya sumber-sumber ini dalam penelitian yang sedang dilakukan. Keberadaan beberapa publikasi ini mencerminkan fokus komunitas ilmiah terhadap isu-isu yang berkaitan dengan komunikasi nirkabel dan jaringan, serta dapat digunakan sebagai acuan dalam melakukan eksplorasi lebih lanjut dalam penelitian di bidang ini.

|  |
| --- |
| **A graph with red rectangular bars  Description automatically generated** |
| Fig. 8. Judul publikasi yang memiliki frekuensi terbanyak |

Berdasarkan property yang ditunjukkan pada table 1., 193 artikel tersebut di identifikasi untuk mengetahui metode mana yang memiliki trend tertinggi pada implementasi RL di protocol routing WSN untuk meningkatkan efisiensi energi. Ditunjukkan pada Fig. 9(a), metode Q-learning, Proximal Policy Optimization (PPO) dan Deep Q-Network (DQN) memiliki nilai tertinggi dari property lainnya. Pada Fig 9(b) menunjukkan implementasi algoritma reinforcement learning dalam meningkatkan efisiensi energi masih terfokus pada penurunan konsumsi energi, optimalisasi agragasi data dan teknik multi-hop yang digunakan.

|  |
| --- |
|  |
| (a) |
|  |
| (b) |
| Fig. 9. Frekuensi property pada tiap artikel (a) akronim (b) property groups |

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Ref.** | **Author** | **Metode** | **Parameter yang digunakan** | **Keunggulan** | **Kerugian** |
| [16] | Yadav et.al | Q-learning | 1. Jumlah hop | Kompleksitas yang rendah untuk network rendah trafik. | Pergerakan transmisi data hanya di dasarkan pada empat aksi. |
| [17] | Maivizhi et.al | Q-learning | 1. Jarak 2. Residual energi 3. Link strength | Memiliki isu dalam hal skalabilitas dan overhead yang tinggi | Mampu bekerja secara adaptive pada topologi dinamik yang meningkatkan network lifetime dan mengurangi redundansi data |
| [18] | Sharma et.al | Q-learning | 1. Status node 2. Coverage | Memiliki permasalahan dalam hal skalabilitas, karena lama waktu yang dibutuhkan untuk training berbanding lurus dengan jumlah node | Meningkatkan coverage dan menjaga konektivitas dengan base station. |
| [19] | Abraham et.al | 1. Q-learning 2. Flamingo Search Algorithm | 1. Jarak terhadap CH, 2. Pembentukan cluster 3. Status nodes 4. Residual energi | Hyperparameter tuning yang digunakan dalam menentukan flamingo technique sangat sulit untuk di dapatkan | Meningkatkan network lifetime dari penggabungan cluster head selection menggunakan flamingo search dan multi path routing dengan Q-learning |
| [20] | Jatti et.al | Q-learning | 1. Jumlah hop 2. Residual energi 3. Jumlah node, | Penentuan multi-path ditentukan dari jumlah hop dan residual energi tanpa memerhatikan jarak dari node ke cluster head maupun base station | Meningkatkan efisiensi energi dan network lifetime |
| [21] | Yadawad et.al | Q-learning | 1. Status node, 2. Residual energi 3. Pemilihan CH | Hyperparameter tuning diperlukan untuk mencapai akurasi tinggi dan memerlukan energi overhead yang tinggi | Meningkatkan efisiensi energi melalui dynamic clustering dan distributed scheduling. |
| [22] | Ranadeep et.al | Q-learning | 1. Packet transmission status 2. Residual energi | Kebergantungan dengan informasi level dari baterai dan hyperparameter tuning dari greedy algorithm | Meningkatkan skalabilitas dan efisiensi energi dari penentuan optimum path berdasarkan informasi level baterai. |
| [23] | Gong et.al | Q-learning | 1. Status node, 2. Network congestion 3. Routing path | Kesulitan dalam hyperparameter tuning dari greedy algorithm dan kebergantungan terhadap informasi dari Lokasi node satelit | Mampu diterapkan pada remote area dan daiterapkan pada area geographic coverage yang luas. |
| [24] | Xia et.al | Q-learning | 1. Schedulling parameter 2. Status node 3. data traffic | Pada jumlah node yang besar akan terjadi overhead serta ketergantungan terhadap informasi SINR lingkunan akan mempengaruhi proses scheduling. | Meningkatkan skalabilitas dan network lifetime melalui sleep scheduling dan data agregasi |
| [25] | Chaukiyal et.al | Q-learning | 1. Network traffic 2. Residual energi, 3. Jumlah hop | Jarak yang dipertimbangkan hanya jarak terhadap sink dan tidak jarak terhadap base station. | Mencegah terjadinya energy hole pada node sehingga balancing pada network tetap terjaga |
| [26] | Saritha et.al | 1. Q-learning 2. Adaptive Ball k-Means 3. Parallel Dual Module Deep Q-learning 4. Bi-LSTM 5. Archerfish Hunting Optimization | 1. Network traffic 2. Residual energi,   Jumlah hop | Memiliki kompleksitas algoritma yang tinggi karena menggabungkan beberapa algoritma dengan komputasi besar pada masing-masing layer. | Meningkatkan energy balancing dari *k-*Means clustering dan adaptive sleep scheduling OFDM. Menurunkan network congestion melalui perubahan konfigurasi routing adaptif dari Parallel Dual Module Deep Q-learning dan Archerfish Hunting Optimization |
| [27] | Sathyamoorthy et.al | 1. Q-learning 2. *k*-Means | 1. Residual energi, 2. Jumlah hop | Meningkatkan efisiensi energi dan network lifetime melalui load balancing dari dynamic CH election. | Nilai dari energi threshold merupakan predetermined value sehingga bersifat statis dan tidak adaptif apabila terjadi energy hole pada node |
| [28] | Zahedy et.al | Q-learning | 1. Total of packets 2. Residual energi 3. Jumlah hop | Meningkatkan efisiensi energi, throughput dan mengunrangi end-to-end delay | Protokol routing di dasarkan atas informasi energi residual dan konsumsi dari masing-masing node dan tidak mempertimbangkan energi rata-rata dari node lainnya, sehingga terdapat kemungkinan perbedaan densitas traffic dari node. |
| [29] | Sivakumar et.al | 1. Crossover-based Golden Jackal Optimization (GJ) 2. Fuzzy c-means Clustering 3. Ensemble Q-learning | 1. Network traffic 2. Residual energi,   Jumlah hop |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |

**References**

[1] P. Barsocchi *et al.*, ‘Wireless Sensor Networks for Continuous Structural Health Monitoring of Historic Masonry Towers’, *International Journal of Architectural Heritage*, vol. 15, no. 1, pp. 22–44, Jan. 2021, doi: 10.1080/15583058.2020.1719229.

[2] I. S. Igboanusi, C. I. Nwakanma, J. M. Lee, and D. S. Kim, ‘VLC-UWB Hybrid (VUH) Network for Indoor Industrial Robots at Military Warehouses / Distribution Centers’, *ICTC 2019 - 10th International Conference on ICT Convergence: ICT Convergence Leading the Autonomous Future*, pp. 762–766, Oct. 2019, doi: 10.1109/ICTC46691.2019.8939766.

[3] P. Sanjeevi, S. Prasanna, B. Siva Kumar, G. Gunasekaran, I. Alagiri, and R. Vijay Anand, ‘Precision agriculture and farming using Internet of Things based on wireless sensor network’, *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, vol. 31, no. 12, p. e3978, Dec. 2020, doi: 10.1002/ETT.3978.

[4] X. Tian, Y. H. Zhu, K. Chi, J. Liu, and D. Zhang, ‘Reliable and energy-efficient data forwarding in industrial wireless sensor networks’, *IEEE Syst J*, vol. 11, no. 3, pp. 1424–1434, Sep. 2017, doi: 10.1109/JSYST.2015.2466696.

[5] A. Jadon, Mohd. Omama, A. Varshney, M. S. Ansari, and R. Sharma, ‘FireNet: A Specialized Lightweight Fire & Smoke Detection Model for Real-Time IoT Applications’, May 2019, doi: https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.11922.

[6] J. N. Al-Karaki and A. E. Kamal, ‘Routing techniques in wireless sensor networks: A survey’, *IEEE Wirel Commun*, vol. 11, no. 6, pp. 6–27, Dec. 2004, doi: 10.1109/MWC.2004.1368893.

[7] V. K. Mutombo, S. Y. Shin, and J. Hong, ‘EBR-RL: Energy balancing routing protocol based on reinforcement learning for WSN’, *Proceedings of the ACM Symposium on Applied Computing*, pp. 1915–1920, Mar. 2021, doi: 10.1145/3412841.3442063.

[8] A. F. E. Abadi, S. A. Asghari, M. B. Marvasti, G. Abaei, M. Nabavi, and Y. Savaria, ‘RLBEEP: Reinforcement-Learning-Based Energy Efficient Control and Routing Protocol for Wireless Sensor Networks’, *IEEE Access*, vol. 10, pp. 44123–44135, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3167058.

[9] T. Hu and Y. Fei, ‘QELAR: A Machine-Learning-Based Adaptive Routing Protocol for Energy-Efficient and Lifetime-Extended Underwater Sensor Networks’, *IEEE Trans Mob Comput*, vol. 9, no. 6, pp. 796–809, Jun. 2010, doi: 10.1109/TMC.2010.28.

[10] T. N. Tran, T. Van Nguyen, K. Shim, D. B. Da Costa, and B. An, ‘A Deep Reinforcement Learning-Based QoS Routing Protocol Exploiting Cross-Layer Design in Cognitive Radio Mobile Ad Hoc Networks’, *IEEE Trans Veh Technol*, vol. 71, no. 12, pp. 13165–13181, Dec. 2022, doi: 10.1109/TVT.2022.3196046.

[11] Y. Zhou, T. Cao, and W. Xiang, ‘Anypath Routing Protocol Design via Q-Learning for Underwater Sensor Networks’, *IEEE Internet Things J*, vol. 8, no. 10, pp. 8173–8190, May 2021, doi: 10.1109/JIOT.2020.3042901.

[12] J. ; Lansky *et al.*, ‘Reinforcement Learning-Based Routing Protocols in Flying Ad Hoc Networks (FANET): A Review’, *Mathematics 2022, Vol. 10, Page 3017*, vol. 10, no. 16, p. 3017, Aug. 2022, doi: 10.3390/MATH10163017.

[13] R. T. Rodoshi, Y. Song, and W. Choi, ‘Reinforcement Learning-Based Routing Protocol for Underwater Wireless Sensor Networks: A Comparative Survey’, *IEEE Access*, vol. 9, pp. 154578–154599, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3128516.

[14] H. A. A. Al-Rawi, M. A. Ng, and K. L. A. Yau, ‘Application of reinforcement learning to routing in distributed wireless networks: a review’, *Artif Intell Rev*, vol. 43, no. 3, pp. 381–416, Mar. 2015, doi: 10.1007/S10462-012-9383-6/METRICS.

[15] E. Zdravevski *et al.*, ‘Automation in systematic, scoping and rapid reviews by an NLP toolkit: A case study in enhanced living environments’, *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, vol. 11369 LNCS, pp. 1–18, 2019, doi: 10.1007/978-3-030-10752-9\_1/FIGURES/14.

[16] A. K. Yadav, P. Sharma, and R. K. Yadav, ‘A novel algorithm for wireless sensor network routing protocols based on reinforcement learning’, *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, vol. 13, no. 3, pp. 1198–1204, Jun. 2022, doi: 10.1007/S13198-021-01414-2/FIGURES/3.

[17] R. Maivizhi and P. Yogesh, ‘Q-learning based routing for in-network aggregation in wireless sensor networks’, *Wireless Networks*, vol. 27, no. 3, pp. 2231–2250, Apr. 2021, doi: 10.1007/S11276-021-02564-8/TABLES/5.

[18] A. Sharma and S. Chauhan, ‘A distributed reinforcement learning based sensor node scheduling algorithm for coverage and connectivity maintenance in wireless sensor network’, *Wireless Networks*, vol. 26, no. 6, pp. 4411–4429, Aug. 2020, doi: 10.1007/S11276-020-02350-Y/FIGURES/18.

[19] R. Abraham and M. Vadivel, ‘An Energy Efficient Wireless Sensor Network with Flamingo Search Algorithm Based Cluster Head Selection’, *Wirel Pers Commun*, vol. 130, no. 3, pp. 1503–1525, Jun. 2023, doi: 10.1007/S11277-023-10342-2/FIGURES/10.

[20] A. V. Jatti and V. J. K. K. Sonti, ‘Optimizing optical network longevity via Q-learning-based routing protocol for energy efficiency and throughput enhancement’, *Opt Quantum Electron*, vol. 56, no. 1, pp. 1–24, Jan. 2024, doi: 10.1007/S11082-023-05658-Z/FIGURES/12.

[21] S. Yadawad and S. M. Joshi, ‘Efficient energy consumption and fault tolerant method for clustering and reliable routing in wireless sensor network’, *Peer Peer Netw Appl*, vol. 17, no. 3, pp. 1552–1568, May 2024, doi: 10.1007/S12083-024-01664-4/FIGURES/16.

[22] R. Dey, P. Kumar, and G. Thakurta, ‘Energy aware Multi-chain PEGASIS in WSN: A Q-Learning Approach’, pp. 107–118, 2022, doi: 10.1007/978-981-16-7088-6\_9.

[23] X. Gong, L. Sun, J. Zhou, J. Wang, and F. Xiao, ‘Adaptive Routing Strategy Based on Improved Q-learning for Satellite Internet of Things’, *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, vol. 12383 LNCS, pp. 161–172, 2021, doi: 10.1007/978-3-030-68884-4\_13.

[24] Z. Xia and J. Li, ‘A Distributed Cross-Layer Protocol for Sleep Scheduling and Data Aggregation in Wireless Sensor Networks’, *Communications in Computer and Information Science*, vol. 2012, pp. 317–332, 2024, doi: 10.1007/978-981-99-9637-7\_24.

[25] A. Chaukiyal, ‘Improving performance of WSNs in IoT applications by transmission power control and adaptive learning rates in reinforcement learning’, *Telecommun Syst*, pp. 1–17, Jul. 2024, doi: 10.1007/S11235-024-01191-W/FIGURES/10.

[26] K. Saritha and V. Sarasvathi, ‘An Energy-Efficient and QoS-Preserving Hybrid Cross-Layer Protocol Design for Deep Learning-Based Air Quality Monitoring and Prediction’, *SN Comput Sci*, vol. 5, no. 3, pp. 1–19, Mar. 2024, doi: 10.1007/S42979-023-02525-2/TABLES/6.

[27] M. Sathyamoorthy, S. Kuppusamy, R. K. Dhanaraj, and V. Ravi, ‘Improved K-Means Based Q Learning Algorithm for Optimal Clustering and Node Balancing in WSN’, *Wirel Pers Commun*, vol. 122, no. 3, pp. 2745–2766, Feb. 2022, doi: 10.1007/S11277-021-09028-4/TABLES/6.

[28] N. Zahedy, B. Barekatain, and A. A. Quintana, ‘RI-RPL: a new high-quality RPL-based routing protocol using Q-learning algorithm’, *Journal of Supercomputing*, vol. 80, no. 6, pp. 7691–7749, Apr. 2024, doi: 10.1007/S11227-023-05724-Z/TABLES/7.

[29] S. Sivakumar, B. Yamini, S. Palaniswamy, and N. Vadivelan, ‘Efficient data routing for agricultural landscapes: ensemble fuzzy crossover based golden jackal approach’, *Signal Image Video Process*, vol. 18, no. 8–9, pp. 6273–6283, Sep. 2024, doi: 10.1007/S11760-024-03313-Y/FIGURES/9.