

BAB 5. PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan merancang dan mengevaluasi algoritma *Q-learning* sebagai mekanisme *routing* adaptif pada simulasi komunikasi darurat jaringan LoRa *Mesh* antarkapal nelayan, dibandingkan dengan *Greedy geographic routing* sebagai metode konvensional. Berdasarkan hasil simulasi dan pengujian hipotesis yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

5.1.1. Kesimpulan Utama

1. *Q-learning* Berhasil Dirumuskan sebagai Kebijakan *Routing* Adaptif

Q-learning berhasil diimplementasikan sebagai kebijakan *routing* adaptif menggunakan *state space* 28 dimensi yang merepresentasikan kombinasi tujuh kategori RSSI dan empat zona jarak ke *shore station*, serta empat aksi semantik pemilihan *relay*. Fungsi reward dirancang untuk memaksimalkan kualitas jalur komunikasi sekaligus menghindari *routing loop*, dengan parameter $\alpha = 0,5$, $\gamma = 0,95$, dan ϵ yang menurun secara bertahap dari 0,90 hingga 0,05. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa *Q-table* berhasil berkonvergensi dan mempertahankan performa yang stabil pada seluruh skenario kepadatan kapal, sehingga kebijakan yang dipelajari mampu melakukan generalisasi terhadap berbagai kondisi jaringan.

2. Komunikasi Darurat LoRa *Mesh* Berhasil Dirancang dan Diterapkan

Sistem komunikasi darurat berhasil dirancang sebagai jaringan LoRa *Mesh multi-hop* unicast tanpa infrastruktur terpusat, di mana setiap *node* berperan sebagai *end-device* sekaligus *relay*. Mekanisme *retry* maksimum dua kali pada setiap *hop* meningkatkan peluang keberhasilan transmisi pada kondisi kanal yang kurang baik tanpa melanggar batas *duty cycle* 1% sesuai regulasi Ditjen SDPPI. Kombinasi *state space* berbasis RSSI, fungsi reward, dan mekanisme pembelajaran memungkinkan *agent* memilih jalur komunikasi yang lebih andal menuju *shore station* dibandingkan pendekatan berbasis kedekatan geografis.

3. *Q-learning* Terbukti Unggul secara Statistik dibanding *Greedy geographic routing*

Q-learning menghasilkan *Packet Delivery Ratio* (PDR) sebesar 79,88%, lebih tinggi dibandingkan *Greedy geographic routing* sebesar 45,06%, dengan peningkatan 34,82 poin persentase (77,28%) dan ukuran efek yang sangat besar (Cohen's $d = 1,3698$). Selain itu, *Path Reliability* meningkat dari 0,4512 menjadi 0,8947 dengan ukuran efek yang sama (Cohen's $d = 2,3942$), menunjukkan

peningkatan keandalan jalur komunikasi secara signifikan. Keunggulan tersebut konsisten pada seluruh 14 kondisi operasional yang diuji ($p < 0,001$).

Sebagai konsekuensi dari pemilihan jalur yang lebih andal, *Q-learning* menghasilkan peningkatan *hop count* sebesar 82,52%, latensi sebesar 32,60%, *Time on air* (ToA) sebesar 32,60%, dan konsumsi energi total sebesar 32,60% dibandingkan *Greedy geographic routing*. Meskipun demikian, konsumsi energi per paket yang berhasil mencapai *shore station* justru 52,36% lebih rendah (168,70 mJ dibandingkan 354,11 mJ), sedangkan kualitas sinyal juga meningkat dengan kenaikan RSSI sebesar 1,4873 dBm dan SNR sebesar 14,41%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa peningkatan penggunaan sumber daya merupakan *trade-off* yang sebanding dengan peningkatan keandalan komunikasi yang diperoleh.

5.1.2. Kesimpulan Umum

Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa algoritma *Q-learning* yang dirancang menggunakan *state space* berbasis RSSI, empat aksi semantik pemilihan *relay*, dan mekanisme *retry* per *hop* mampu menjadi solusi *routing* yang secara signifikan lebih unggul dibandingkan *Greedy geographic routing* sebagai metode konvensional, dalam meningkatkan keandalan komunikasi darurat pada jaringan LoRa Mesh antarkapal nelayan. Meskipun menghasilkan peningkatan *hop count*, latensi, *Time on air* (ToA), dan konsumsi energi total sebagai bentuk *trade-off* dibandingkan *Greedy geographic routing*, *Q-learning* mampu meningkatkan *Packet Delivery Ratio*, *Path Reliability*, kualitas sinyal (RSSI dan SNR), serta efisiensi energi per paket yang berhasil dikirim menuju *shore station*. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis *Reinforcement Learning* layak diterapkan sebagai alternatif mekanisme *routing* adaptif yang lebih unggul dibandingkan pendekatan konvensional berbasis jarak geografis semata, pada sistem komunikasi keselamatan maritim yang tidak bergantung pada infrastruktur terpusat dan mampu beroperasi pada kondisi jaringan yang dinamis. Peningkatan keandalan komunikasi darurat tersebut diharapkan dapat mendukung upaya peningkatan keselamatan aktivitas pelayaran nelayan, memperkuat ketahanan maritim nasional melalui pemanfaatan teknologi komunikasi yang mandiri dan adaptif, serta sejalan dengan nilai-nilai Bela Negara dalam menjaga keselamatan masyarakat dan mendukung ketahanan nasional melalui penguasaan serta pengembangan teknologi dalam negeri.

5.2. Saran

Berdasarkan temuan penelitian dan keterbatasan yang diidentifikasi, berikut adalah saran yang diajukan untuk penelitian dan pengembangan selanjutnya, dibagi ke dalam dua kategori utama yakni saran untuk penelitian lanjutan dan saran untuk implementasi praktis.

5.2.1. Saran untuk Penelitian Lanjutan

1. *Deep Q-Network* (DQN)

Penelitian ini menggunakan *Q-table tabular* dengan 28 *state* yang bersifat diskrit. Penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi *Deep Q-Network* (DQN) atau *Double DQN* yang menggunakan jaringan saraf tiruan sebagai fungsi aproksimasi nilai *Q*. Pendekatan ini memungkinkan representasi *state* yang lebih kaya dan kontinu, termasuk mengintegrasikan faktor seperti kecepatan kapal, arah angin, dan estimasi posisi GPS secara langsung sebagai fitur masukan, sehingga kebijakan *routing* dapat lebih adaptif terhadap dinamika lingkungan laut.

2. Model Kanal Lebih Realistis

Simulasi ini menggunakan model propagasi *Log-Distance* kombinasi Nakagami yang merupakan aproksimasi kondisi laut terbuka. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan model kanal yang lebih detail seperti *Two-Ray Ground* yang memperhitungkan pemantulan permukaan laut, efek *multipath* akibat gelombang, serta variasi *Path loss Exponent* berdasarkan kondisi cuaca (tenang, bergelombang, badai) untuk merepresentasikan kondisi perairan Indonesia secara lebih akurat.

3. Integrasi MAC LoRaWAN Penuh

Penelitian ini menyederhanakan lapisan MAC dengan menerapkan *Duty cycle* sebagai parameter konfigurasi statis. Penelitian lanjutan dapat mengintegrasikan mekanisme MAC LoRaWAN secara penuh termasuk algoritma *Listen Before Talk* (LBT), manajemen *collision* antarkapal yang berdekatan, serta protokol sinkronisasi waktu untuk *Time-Slotted Channel Hopping* (TSCH) guna mensimulasikan skenario jaringan yang lebih padat dan realistis.

4. *Multi-Path Routing* Adaptif

Penelitian ini mengimplementasikan *unicast single-path routing* di mana paket diteruskan melalui satu jalur tunggal. Arah pengembangan yang menjanjikan adalah *multi-path routing* adaptif berbasis *Q-learning*, yaitu mengirimkan salinan paket melalui beberapa jalur redundan secara bersamaan untuk lebih meningkatkan keandalan pada kondisi kanal yang sangat buruk, dengan mekanisme eliminasi duplikasi di *shore station*.

5. Validasi Lapangan Nyata

Sebagai langkah validasi eksternal, penelitian lanjutan disarankan melakukan uji lapangan menggunakan modul LoRa fisik seperti SX1276/SX1278 yang dipasang pada kapal nelayan nyata di perairan Indonesia. Pengujian lapangan ini akan memverifikasi apakah parameter simulasi ini konsisten dengan kondisi perairan aktual, serta mengidentifikasi faktor-faktor lingkungan yang belum tercakup dalam model simulasi.

6. Optimasi *Hyperparameter* Otomatis

Nilai *hyperparameter Q-learning* dalam penelitian ini ($\alpha = 0,5$; $\gamma = 0,95$; $\varepsilon = 0,9$; $decay = 0,997$) ditetapkan berdasarkan literatur dan percobaan awal. Penelitian selanjutnya dapat menerapkan metode optimasi *hyperparameter* otomatis seperti *Bayesian Optimization* atau *Grid Search* untuk menemukan kombinasi parameter yang secara sistematis optimal pada berbagai skenario kepadatan kapal dan kondisi kanal.

5.2.2. Saran untuk Implementasi Praktis

1. Armada Minimal 20 Kapal

Berdasarkan hasil uji *robustness*, semakin tinggi kepadatan kapal dalam armada, semakin besar keunggulan *Q-learning* (PDR +36,14% pada 20 kapal dan +40,75% pada 25 kapal). Oleh karena itu, implementasi *Q-learning* paling direkomendasikan untuk armada nelayan dengan 20 kapal atau lebih dalam satu kelompok area operasi, guna memanfaatkan kepadatan jaringan secara optimal sebagai sumber redundansi jalur komunikasi.

2. Latih *Q-table* di Darat

Q-table memerlukan fase pelatihan awal sebelum dapat digunakan di lapangan. Berdasarkan hasil simulasi, pelatihan sebanyak minimal 2.000 episode (dengan konvergensi ε pada sekitar episode ke-932) sudah cukup untuk menghasilkan kebijakan yang stabil. Pelatihan ini dapat dilakukan secara terpusat di darat menggunakan data historis kondisi kanal perairan setempat, kemudian *Q-table* yang sudah terlatih didistribusikan ke setiap modul LoRa kapal sebelum kapal berlayar.

3. Pertahankan *Retry* per *hop*

Mekanisme *retry* per *hop* maksimum dua kali terbukti menjadi salah satu faktor kunci keunggulan *Q-learning*. Pada implementasi perangkat keras,

mekanisme ini relatif mudah diimplementasikan pada lapisan aplikasi LoRa dan tidak melanggar batasan *Duty cycle* 1% selama jeda antarpercobaan ulang memenuhi regulasi Ditjen SDPPI. Disarankan untuk mempertahankan batas maksimum dua *retry* (tiga percobaan total) sebagaimana digunakan dalam penelitian ini.

4. SF Adaptif Berbasis Jarak

Implementasi nyata sebaiknya mempertahankan pemilihan *Spreading factor* (SF) secara adaptif berdasarkan estimasi jarak antar *node* yakni SF7 untuk jarak di bawah 1 km, hingga SF12 untuk jarak di atas 8 km. Pemilihan SF adaptif ini memastikan keseimbangan antara jangkauan, ToA, dan konsumsi energi, serta merupakan salah satu mekanisme yang berkontribusi pada efisiensi energi per *hop Q-learning*.

5. Integrasi Infrastruktur Darurat

Sistem komunikasi yang dikembangkan dalam penelitian ini dirancang untuk berjalan secara mandiri tanpa infrastruktur terpusat. Pada implementasi praktis, sistem ini disarankan untuk diintegrasikan dengan sistem pelaporan darurat maritim yang sudah ada seperti SBNP (Sarana Bantu Navigasi Pelayaran) yang dikelola Kementerian Perhubungan, atau dihubungkan ke jaringan *Emergency Position Indicating Radio Beacon* (EPIRB) sebagai lapisan komunikasi cadangan yang tidak bergantung pada satelit maupun infrastruktur seluler.

5.3. Penutup

Penelitian ini disusun sebagai alternatif solusi *routing* adaptif bagi sistem komunikasi darurat maritim berbasis LoRa Mesh untuk nelayan Indonesia yang beroperasi tanpa infrastruktur komunikasi terpusat. Penulis berharap penelitian ini dapat memberikan kontribusi bagi akademisi, pengembang sistem komunikasi maritim, dan pemangku kebijakan dalam mendukung keselamatan nelayan dan ketahanan maritim nasional, sejalan dengan nilai-nilai Bela Negara.