

TINJAUAN LITERATUR TENTANG KECERDASAN BUATAN SEBAGAI PENDEKATAN DALAM PENGENDALIAN SISTEM LALU LINTAS

(Literature Review of Artificial Intelligence As An Approach To Traffic System Control)

Jouvan Chandra Pratama Putra¹, Safrilah¹

¹Departemen Teknik Sipil, Universitas Bakrie

E-mail: jouvan.chandra@bakrie.ac.id

Diterima 4 April 2021, Disetujui 22 April 2021

ABSTRAK

Dalam upaya memberikan solusi dari permasalahan lalu lintas di perkotaan, beberapa metode seperti fuzzy logic, Q-learning, neural network, internet of things, dan genetic algorithm banyak diterapkan dalam menjawab hal tersebut. Selain itu, pendekatan-pendekatan tersebut menekankan pada fungsi optimasi yang akan menghasilkan suatu desain kontrol sinyal lalu lintas yang dapat mengoptimalkan jumlah kendaraan pada suatu sistem tersebut yang berimplikasi terhadap penurunan waktu tunggu dan volume jumlah kendaraan pada kondisi tunggu. Dampak selanjutnya dari hal tersebut adalah kemungkinan tercapainya penurunan tingkat kebisingan dan polusi yang disebabkan oleh kendaraan bermotor. Berdasarkan hal-hal tersebut, sejumlah metode yang sudah disebutkan di awal dapat dikategorikan sebagai salah satu pendekatan dalam menyusun suatu rancangan maupun desain yang berorientasi pada lingkungan binaan dan sejalan dengan tujuan pembangunan berkelanjutan. Studi ini merupakan pendekatan untuk mengulas mekanisme-mekanisme yang dapat dikembangkan secara kecerdasan buatan dalam sistem lalu lintas sehingga dapat beradaptasi secara *real time* untuk menyesuaikan dengan kondisi yang ada disekitarnya.

Kata Kunci: Kecerdasan Buatan, Fuzzy Logic, Neural Network, Q-learning

ABSTRACT

In an effort to provide solutions to traffic problems in urban areas, several methods such as fuzzy logic, Q-learning, neural networks, internet of things, and genetic algorithms are widely applied in answering this. In addition, these approaches emphasize the optimization function which will produce a traffic signal control design that can optimize the number of vehicles in a system which has implications for reducing waiting times and the volume of the number of vehicles in waiting conditions. The next impact of this is the possibility of achieving a reduction in the level of noise and pollution caused by motorized vehicles. Based on these things, a number of the methods mentioned earlier can be categorized as an approach in preparing a design or design oriented towards the built environment and in line with the goals of sustainable development. This study is an approach to review the mechanisms that can be developed by artificial intelligence in the traffic system so that it can adapt in real time towards the conditions around it.

Keywords: Artificial Intelligence, Fuzzy Logic, Neural Network, Q-learning

PENDAHULUAN

Peningkatan lalu lintas perkotaan berdampak besar pada kemacetan lalu lintas jalan raya, dan oleh karena itu berdampak besar pada waktu yang dibutuhkan pengguna jalan untuk mencapai tujuan mereka. Memperluas jalan dan menambah kapasitasnya saja tidak cukup, karena persimpangan akan menjadi kemacetan. Kemacetan tidak dapat dihindari, namun masih ada ruang untuk perbaikan dengan cara pengendalian persimpangan (Araghi, Khosravi, and Creighton 2014).

Menurut Motawej dkk (Motawej, Bouyekhf, and Moudni 2011) tujuan utama dalam pengendalian lalu lintas di perkotaan menitikberatkan terhadap aspek keselamatan pengguna jalan. Selain itu, beberapa poin seperti penundaan (*delay*), kemacetan, polusi, kebisingan, dan efek dari peningkatan pelayanan untuk lalu lintas juga termasuk kedalam pertimbangan terhadap aspek kenyamanan. Selanjutnya, Tahilyani dkk (Tahilyani, Darbari, and Kumar 2013) mengungkapkan bahwa, persyaratan utama dari sistem pengendalian yang dikembangkan adalah sinyal tidak boleh membiarkan pergerakan ambigu ke lalu lintas dan harus transparan mengenai cara dan waktu saat sinyal yang ditampilkan diubah. Disamping itu, dua faktor lainnya dalam hal pengendalian system pengendalian yang harus diatasi adalah mengenai keputusan tentang urutan indikasi sinyal agar system dapat dioptimalkan dengan efektif dan pengembangan logika control untuk pembangkitan sinyal.

Pendekatan yang paling umum dalam menangani sinyal pengendalian lalu lintas adalah *fixed time* dan *traffic-response*. Tetapi, menurut Araghi dkk (Araghi, Khosravi, and Creighton 2014), *fixed-time* tidak memiliki fleksibilitas untuk beradaptasi dengan kebutuhan lalu lintas. Oleh karena itu, tujuan paper ini adalah untuk meninjau berbagai literatur yang berkaitan dengan pendekatan kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) dalam pengendalian system sinyal lalu lintas.

METODE

Penelitian ini menggunakan studi literatur dan mengulas penelitian-penelitian sebelumnya mengenai pengembangan kecerdasan buatan dalam pengendalian lalulintas. Selanjutnya dapat ditarik kesimpulan mengenai mekanisme yang dapat diimplementasikan untuk menghasilkan jumlah volume lalulintas.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pendekatan-Pendekatan Terkait dengan Kecerdasan Buatan

Untuk meningkatkan kinerja sistem kendali lalu lintas, *artificial intelligence* dan *machine learning* telah menjadi alat yang efektif. *Q-Learning*, *Neural Network*, dan *Fuzzy Logic Systems* adalah tiga pendekatan yang handal dalam hal peningkatan kinerja system lalu lintas (Araghi, Khosravi, and Creighton 2014).

Q-Learning

Ide dari pendekatan ini adalah untuk memonitor pergerakan di setiap persimpangan agar terjadi proses interaksi dengan lingkungan untuk dapat mempelajari tindakan kontrol yang optimal dalam mengurangi panjang antrian tunggu baik bagi kendaraan maupun pejalan kaki.(Liu, Liu, and Chen 2017). Selanjutnya, hasil pengamatan tersebut dipertukarkan dengan persimpangan tetangganya melalui jaringan secara terdistribusi untuk mencapai jadwal yang optimal dalam skala global untuk seluruh system. Disamping itu, aturan-aturan dalam pengendalian lalu lintas yang sudah ada diintegrasikan ke dalam algoritma pembelajaran dengan maksud untuk dapat memberikan solusi-solusi ketika dilakukan pengujian pada tahap *real condition*.

Disamping itu, Zeng dan Zhang (Zeng et al. 2018) mengembangkan sebuah varian agen pembelajaran penguatan mendalam dengan memanfaatkan data GPS saat *real time* dengan tujuan untuk mempelajari cara mengontrol lampu lalu lintas di persimpangan yang terisolasi. Mereka mengimplementasikan hal tersebut dengan menggunakan perpaduan antara *Recurrent Neural Network* dan *Deep Q-Network*, yaitu *DRQN* dan membandingkan kinerjanya dengan standar *Deep Q-Network* (DQN) pada lingkup lalu lintas yang diamati secara parsial.

Selanjutnya, Genders dan Razavi (Genders and Razavi 2019) mengembangkan sistem transportasi yang efisien dengan mengaplikasikan teknik pembelajaran mendalam dengan fungsi pendekatan untuk melatih sebuah alat control sinyal lalu lintas adaptif (*adaptive traffic signal controller*). Pada tahap pembelajaran digunakan langkah-n asynchronous algoritma *Q-Learning* dengan dua lapisan tersembunyi dari jaringan syaraf tiruan. Dengan pendekatan ini dapat mengurangi 40% rata-rata penundaan total.

Berdasarkan hal-hal tersebut, mekanisme optimasi dengan menggunakan *Q-Learning* merupakan salah satu bentuk dari kecerdasan buatan yang adaptif dalam meningkatkan kinerja system lalu lintas.

Neural Network

Skema ini digunakan sebagai salah satu cara dalam menjawab fenomena peningkatan kendaraan yang menyebabkan kemacetan lalu lintas yang signifikan di perkotaan (N. Slimani et al. 2019). Gagasan dalam pendekatan ini adalah dengan memprediksi lalu lintas yang merupakan komponen kunci untuk manajemen lalu lintas secara optimal. Selain itu, permodelan yang dapat dihasilkan dari jaringan syaraf tiruan ini dapat mengatasi permasalahan yang rumit dan situasi non-linear. Kemudian, permodelan tersebut dijadikan pembanding terhadap set data lalu lintas yang sudah tercatat dari suatu aktivitas pemantauan.

Selain itu, berdasarkan kompleksitas permasalahan dalam optimasi kontrol sistem lalu lintas, Chedjou dan Kyamakya (Chedjou and Kyamakya 2012) menggunakan *Cellular Neural Networks* (CNN) sebagai solusi dari hal tersebut. Mekanisme ini mempunyai keunggulan utama yaitu sangat cepat dalam memberikan pemecahan masalah kompleks bahkan non-linear. Bahkan CNN adaptif dengan platform perangkat keras. Keuntungan lainnya adalah, pemodel dapat mengembangkan model dalam skala penuh dengan mempertimbangkan factor non-linear dan kompleksitasnya. Pada akhirnya pendekatan CNN dalam konteks ini adalah merupakan kontrol lalu lintas area yang terkordinasi dengan banyak persimpangan baik perkotaan maupun di jalan raya.

Selanjutnya, Castro (Castro, Hirakawa, and Martini 2017) dkk mengajukan sebuah jaringan syaraf tiruan yang memiliki perilaku biologis adaptif dalam menerima keadaan system dan mampu dalam mengubah perilaku kontrol.

Fuzzy Logic System

Sistem ini dapat mengatasi permasalahan yang berkaitan dengan linguistic dan data lalu lintas yang sulit diprediksi untuk mengontrol lalu lintas (Mohanaselvi and Shanpriya 2019). Beberapa parameter yang digunakan dalam melakukan estimasi perilaku lalu lintas adalah waktu, hari, musim, cuaca, dan situasi yang tidak terprediksi. Faktor-faktor tersebut dapat mengakibatkan penundaan jika tidak dipertimbangkan secara komprehensif.

Selain itu, pendekatan lainnya dalam mengurangi masalah penundaan dalam lalu lintas adalah

dengan menentukan waktu hijau maksimum secara dinamis dengan menggunakan kontrol fuzzy (Maleki 2016). Keuntungan utama dari skema ini adalah kemampuannya yang responsif terhadap kondisi lalu lintas pada saat *real* di persimpangan yang terisolasi, sehingga terbangun suatu system pengontrol lalu lintas yang efisien.

Implementasi dari *fuzzy logic* ini juga diharapkan dapat menjadi solusi terhadap masalah kemacetan lalu lintas secara efektif dan juga mengetahui penyebab di balik kemacetan lalu lintas (Acharya, Dash, and Chaini 2019)

Pendekatan-Pendekatan Berbasis Pembelajaran

Untuk mengurangi kemacetan lalu lintas, system kontrol sinyal pada lalu lintas dikordinasikan dengan kondisi *real* yang selalu di perbaharui.

Q-Learning

Pendekatan *reinforcement learning* dapat mempelajari pola interaksi tertentu (Richard S. Sutton and Andrew G 2014). Mekanisme ini adalah merupakan metode pembelajaran secara online yang membantu agen dalam melakukan sejumlah tindakan optimal terhadap lingkungan sekitarnya. Selanjutnya, mekanisme tersebut menghasilkan pengetahuan yang cukup bagi agen tersebut dalam mengobservasi atau mempelajari perilaku sekitarnya. Salah satu jenis skema *reinforcement learning* adalah *Q-Learning* yang sering di gunakan dalam *Markov Descision Process* (MDP) dengan 5 komponen utama adalah *State* (S), *Action* (A), *Reward* (R), probabilitas transisi (P), dan faktor diskon (γ). Proses interaksi agen dengan lingkungan akan didapatkan hasil observasi (S_t) yang kemudian pengambilan tindakan (A_t) yang sesuai dengan S_t dalam suatu waktu t. Selanjutnya, lingkungan yang diamati memberikan *feed back* berupa R_t untuk dipelajari secara optimal (π^*) dengan memaksimalkan hasil prediksi di masa depan yang juga didefinisikan dengan sebuah nilai (S). Nilai fungsi tersebut dinotasikan sebagai berikut:

$$v_{\pi}(s) = E_{\pi} [R_{t+1} + \gamma R_{t+2} + \gamma^2 R_{t+3} + \dots | S_t = s] \dots \dots (1)$$

Target dari *reinforcement learning* ini adalah untuk menentukan hasil optimal untuk memaksimalkan nilai fungsi dari $v_{\pi}(s)$.

$$v_{\pi^*}(s) = \max_{\pi} v_{\pi}(s) \dots \dots \dots (2)$$

Fungsi estimasi dalam masa yang akan datang ditunjukkan di dalam fungsi $Q(s,a)$, yang diperkenalkan pada *Q-value* atau fungsi nilai aksi. Untuk pengoptimalan persamaan (2) dapat juga dilakukan dengan mengoptimasi persamaan

berikut:

$$v_{\pi^*}(s) = \max_a Q_{\pi^*}(s,a) \dots\dots\dots(3)$$

Dengan demikian, penentuan target yang optimal dapat di estimasi dengan cara pengambilan Q dengan tepat, sehingga dapat diambil nilai-Q maksimal. Pendekatan tersebut dilakukan dengan proses iterasi yang selalu memperbaharui fungsi nilai Q yang di formulasikan sebagai berikut:

$$Q(s,a) \leftarrow Q(s,a) + \alpha(r + \gamma \max_{a'} Q(s',a') - Q(s,a)) \dots\dots\dots(4)$$

Dimana:

- α = Laju *Q-Learning*
- r = *instant reward*
- s' = *state* pada langkah berikutnya
- a' = *state* pada langkah berikutnya

Keempat parameter tersebut akan berkontribusi dalam pembaharuan secara bertahap terhadap fungsi *Q-value* menuju nilai optimal yang ideal berdasarkan persamaan optimal Bellman (Zeng et al. 2018).

Penerapan agen *Q-Learning* diaplikasikan baik untuk kendaraan maupun pejalan kaki pada setiap persimpangan untuk mengendalikan sistem lampu lalu lintas melalui kamera pengintai ke segala arah untuk mendeteksi panjang antrian pejalan kaki dan kendaraan (Liu, Liu, and Chen 2017). Selain itu, agen *Q-Learning* tidak hanya mengumpulkan data lalu lintas melalui kamera pengintai tetapi juga melalui pertukaran informasi via koneksi jaringan untuk kemudian disimpan dalam bentuk basis data informasi.

Parameter selanjutnya yaitu *State*, dimana komponen yang terkait di dalam parameter ini adalah panjang antrian bagi kendaraan dan pejalan kaki di setiap persimpangan yang dinotasikan dengan persamaan berikut:

$$S_{i,d}^t = \{q_{1i,d}^t, q_{2i,d}^t, \dots, q_{ji,d}^t, m_{1i,d,L}^t, m_{1i,d,R}^t, \dots, m_{ji,d,L}^t, m_{ji,d,R}^t\} \dots\dots\dots(5)$$

Dimana:

- i, j : ID persimpangan
- $j \in N_i$: N_i adalah persimpangan dari i
- $S_{i,d}^t$: kondisi dari persimpangan i , pada hari d dan waktu t
- $q_{ji,d}^t$: Panjang antrian dari persimpangan j ke persimpangan i , pada hari d dan waktu t
- $m_{ji,d,R}^t$: panjang antrian untuk pejalan kaki pada sisi kanan dari persimpangan j ke i pada d dan waktu t .

Disamping itu, untuk tipe persimpangan besar dengan beberapa lajur lurus dan kiri, pendekatan untuk merumuskan perilaku tersebut di untkap dalam persamaan berikut:

$$S_{i,d}^t = \prod_{b \in D} \{q_{r,i,d}^{tb} q_{s,i,d}^{tb} q_{l,i,d}^{tb} m_{i,d}^{tb}\} \dots\dots\dots(6)$$

Dimana:

- Π = pengabungan di dalam $\{\}$
- D = adalah himpunan arah yang berisi semua arah seperti utara, selatan, timur, dan barat.
- r = adalah belok kanan
- s = adalah jalan lurus
- l = adalah belok kiri
- $q_{r,i,d}^{tb}$ dan $q_{s,i,d}^{tb}$ dapat dikominasikan jika tidak ada belok ke kanan dalam lalu lintas.

Selanjutnya, Aksi yang merupakan komponen dari *Q-Learning* dibangun berdasarkan mekanisme aturan lampu lalu lintas yang diamati. Dimana hanya ada satu realisasi dalam setiap slot waktu (Liu, Liu, and Chen 2017). Prosedurnya adalah dengan menghitung dan memilih sejumlah aksi dari agent *Q-Learning* yang bisa memaksimalkan *reward*, dimana sejumlah set ini berbeda untuk setiap persimpangan dan dikonfigurasi berdasarkan praktik umum.

Selain itu, *Reward* dapat mencapai tujuan optimalisasi suatu system dengan pendekatan yang berbeda. Contoh, pemberian nilai negative untuk panjang antrian kendaraan bermotor dan bukan kendaraan bermotor. Pendekatan tersebut diformulasikan sebagai berikut:

$$R_{i,d}^t(a_{i,d}^t, a_{j,d}^t, S_{i,d}^t, S_{j,d}^t, W_{i,d}^t) = -\frac{w_{1,d}^t}{|N_i|} \sum_{j \in N_i} q_{ji,d}^t + \frac{w_{2,d}^t}{|N_i N_j|} \sum_{j \in N_i} \sum_{k \in N_j} q_{kj,d}^t + \frac{w_{3,d}^t}{2|N_i|} \sum_{j \in N_i} (m_{ji,d,L}^t + m_{ji,d,R}^t) \dots\dots\dots(7)$$

Dimana:

- $R_{i,d}^t$ = *Reward* pada persimpangan i pada hari d dan waktu t
- $a_{i,d}^t$ = aksi pada persimpangan i pada hari d dan waktu t
- $w_{i,d}^t$ = berat untuk menunjukkan antrian kendaraan lokal di persimpangan i
- $w_{2,d}^t$ = berat untuk menunjukkan antrian kendaraan lingkungan di persimpangan i .
- $W_d^t = w_{1,d}^t + w_{2,d}^t + w_{3,d}^t + w_{4,d}^t$ sama dengan 1

Persamaan $\sum_{j \in N_i} q_{ji,d}^t$ adalah antrian kendaraan yang masuk dari persimpangan j ke persimpangan i . Selain itu, persamaan $\frac{1}{|N_j|} \sum_{j \in N_i} \sum_{k \in N_j} q_{kj,d}^t$ adalah total antrian kendaraan pada persimpangan terdekat yaitu j_s , termasuk lalu lintas kendaraan yang keluar dari persimpangan i ke persimpangan j . Selain itu, $\sum_{k \in N_j} q_{kj,d}^t$ adalah total antrian pejalan

kaki di persimpangan. Selain itu, persamaan $1/N_j \sum_{k \in N_j} q_{k,j,d}^t$ akan terus memperbaharui data yang didapatkan dari persimpangan berdasarkan pengamatan dan kemudian mendistribusikannya ke persimpangan terdekatnya, dimana bentuk dari persimpangan yang diamati akan diimplementasikan terhadap $|N_j|$. Sebagai contohnya, bentuk "+" merupakan penafsiran terhadap persimpangan yang mempunyai 4 arah. Sedangkan, bentuk "T" adalah interpretasi terhadap persimpangan 3 arah (Liu, Liu, and Chen 2017).

Neural Network

Metode ini adalah sebuah pendekatan kecerdasan buatan yang terinspirasi dari otak manusia yang terdiri dari beberapa neuron (N. Slimani et al. 2019). Disamping itu, beberapa tipe neuron mempunyai tiga fungsi properties yaitu:

- Penerimaan sinyal dari neuron lain atau lingkungan luar
- Informasi tersebut dihasilkan oleh sinyal tersebut
- Output yang dihasilkan adalah berupa transformasi informasi antar neuron

Koneksi antara lapisan input, lapisan tersembunyi, dan lapisan output dikuantifikasi oleh bobot sinaptik. Disamping itu, permasalahan mengenai klasifikasi, optimasi, dan prediksi pada sebuah permodelan dan simulasi dapat diselesaikan dengan pendekatan kecerdasan buatan ini (I. Slimani, El Farissi, and Achchab 2017). Fase pembelajaran mempunyai peranan signifikan karena merupakan indicator terhadap performa jaringan syaraf tiruan. Tahap pembelajaran mempunyai tujuan utama untuk mengurangi total error pada setiap jaringan neuron sehingga dapat meningkatkan kecepatan pembelajaran. Selain itu, parameter penting lainnya yang berpengaruh terhadap kinerja sebuah jaringan syaraf tiruan adalah jumlah neuron di lapisan tersembunyi, penggunaan neuron bias, keberadaan koneksi antara output dan lapisan input, laju pembelajaran, dan fungsi transfer.

Tahap Pembelajaran dan Pengujian

Fase ini bertujuan untuk mengenal pola data yang akan diamati dan dipelajari yang akan dinilai dari hasil total error jaringan yang merupakan perbandingan antara data input dan data output. Selain itu, tahapan ini diharapkan dapat mengurangi error yang terjadi sehingga hasil dari fase ini dapat mendekati target aktual.

Jaringan Saraf Yang Optimum

Berdasarkan pendekatan yang dilakukan oleh Baglietto dkk (Baglietto, Parisini, and Zoppoli 2001) dalam merumuskan permasalahan kontrol sinyal lalu lintas untuk sebuah jaringan lalu lintas, dikategorikan ke dalam sebuah supproblem, dimana setiap supproblem ditangani oleh pendekatan terdistribusi, dan setiap agen akan menghasilkan variable-variabel kontrol masing-masing dengan mengacu kepada informasi lokal yang diterima. Hal-hal tersebut di definisikan sebagai berikut:

$G = (N,L)$, grafik berarah dengan himpunan N dari n nodal dan satu set L dari jaringan I yang menjelaskan jaringan lalu lintas.

A_i = agen yang bekerja pada nodal $i \in N$

T = jumlah total tahapan temporal pada waktu t

$I_i(T)$ = vector informasi input lokal A_i pada tahap T

$C_i(T)$ = vector parameter kontrol A_i pada tahap T

$C_i(T)^o$ = vector optimal dari parameter kontrol A_i pada tahap T

$u_i(T) = F_{\pi}[I_i(T), c_i(T)]$, fungsi kontrol dari A_i pada tahap T

$u_i(T)^o = F_{\pi}^o[I_i(T), c_i(T)^o]$, fungsi kontrol optimal dari A_i pada tahap T

$s(T)$ = kondisi vector dari jaringan lalu lintas pada tahap T

C = Fungsi biaya dari keseluruhan jaringan lalu lintas

Dari nomenklatur tersebut bisa dijelaskan bahwa dengan menemukan himpunan fungsi kontrol $u_i(T)$ untuk setiap A_i , $i \in N$ dengan meminimalkan fungsi biaya C yang mendefinisikan suatu kondisi dari jaringan lalu lintas pada tahapan temporal yang berbeda adalah merupakan kontrol terdistribusi dari jaringan lalu lintas.

Selain itu, pengertian dari distribusi yang terkendali bisa jg didefinisikan sebagai berikut, yaitu suatu perilaku yang sistematis berdasarkan kepada teknik kontrol dan aplikasi domain. Contoh: fungsi $c_i(T)$ akan mewakili berat dan bias vektor untuk jaringan syaraf tiruan dan selanjutnya akan dimodelkan sebuah fungsi kontrol saraf yang diwakili oleh $u_i(T)$. Pendekatan penting dalam mekanisme ini adalah fungsi kontrol optimal untuk jaringan lalu lintas yang dinotasikan dengan $u_i(T)^o$. Misal pada sebuah kondisi dimana semua fungsi kontrol dari A_i s dari jaringan lalu lintas diperuntukan sebagai kontrol sinyal lalu lintas menerus, maka konsekuensi yang terjadi adalah pendekatan pengoptimalan menjadi fungsi yang tak terbatas (Srinivasan, Choy, and Cheu 2006).

Fuzzy Logic

Berdasarkan Archarya dkk (Acharya, Dash, and Chaini 2019), beberapa prinsip dari *Fuzzy Logic* adalah sebagai berikut:

1. Persimpangan lalu lintas adalah pertigaan empat arah di mana kendaraan hanya diperbolehkan bergerak ke arah lurus atau kiri.
2. Saat kendaraan bergerak di timur dan barat (lurus dan belok kiri), pergerakan kendaraan di utara dan selatan akan dibatasi.
3. Tidak ada pergerakan kendaraan di belokan kanan yang diizinkan

Selanjutnya, perancangan model system kendali lalu lintas dengan pendekatan *Fuzzy Logic* adalah sebagai berikut (Acharya, Dash, and Chaini 2019): Ruang lingkup yang dijadikan parameter desain dalam hal ini adalah terbatas pada persimpangan lalu lintas empat arah. Dimana tiga variabel harus dipertimbangkan yaitu, dua variabel yang dijadikan *input* dan satu variabel *output*. Dua variabel tersebut adalah:

1. Jumlah kendaraan di sisi kedatangan
2. Jumlah kendaraan di sisi antrian

Penjabaran dari dua *point* diatas adalah sebagai berikut: kendaraan yang berjalan dari sisi lampu hijau dianggap sebagai parameter kedatangan. Sementara itu, kendaraan yang berada pada posisi menunggu hijau diasumsikan terletak pada posisi antrian. Disamping itu, variabel keluaran mempunyai fungsi waktu yang dihitung berdasarkan masa perpanjangan sinyal hijau untuk sisi kedatangan.

Berdasarkan prioritas *Fuzzy Logic* untuk mengendalikan sinyal lalu lintas akan diputuskan apakah sinyal hijau untuk sisi kedatangan dihentikan atau diperpanjang. Secara umum, logika dalam *Fuzzy Logic* yang diterapkan oleh Acharya dkk (Acharya, Dash, and Chaini 2019) dapat dijelaskan sebagai berikut: Di suatu persimpangan dengan empat lalu lintas harus dioperasikan dengan mekanisme yang sama. Selanjutnya, waktu untuk setiap sinyal dijalankan dengan kisaran waktu dari 10 sampai dengan 100 detik. Namun, harus ada waktu tunggu untuk pergantian antara indikator satu lampu dengan lampu lainnya. Contohnya: jika untuk suatu kontrol pada sisi kedatangan sudah dihentikan, maka sinyal hijau pada 10 detik selanjutnya akan disetel sebagai sinyal merah. Namun, jika ada perpanjangan, hal tersebut dapat diberikan dengan maksimal waktu hingga 100 detik. Hal tersebut bergantung pada variabel input IP 1 dan IP 2.

Menurut Mohanaselvi dan Shanpriya (Mohanaselvi and Shanpriya 2019) ada beberapa asumsi dan batasan dalam menerapkan *fuzzy logic control* sehingga ada beberapa kriteria yang mereka usulkan, antara lain:

1. Lalu lintas diperbolehkan dari arah barat daya utara dan timur di persimpangan lalu lintas empat jalur yang terisolasi
2. Awalnya lalu lintas dari arah utara akan diizinkan bergerak dan kemudian lalu lintas

dari arah timur, arah selatan dan barat akan diizinkan merekam saat perjalanan berlangsung.

3. Jika lalu lintas dari utara dan selatan diperbolehkan bergerak, maka lalu lintas dari timur dan barat diperbolehkan diakhiri dan juga sebaliknya.
4. Tidak ada belokan kiri dan kanan yang dipertimbangkan
5. Tugas utama dari pengontrol *Fuzzy Logic* adalah untuk mengamati lalu lintas dari arah utara dan selatan secara satu arah sisi dan juga arah dari timur dan barat di sisi lain.
6. Jalur utama diasumsikan sebagai arah utara selatan.
7. Waktu maksimum dan minimum masing-masing untuk sinyal lampu hijau adalah 60 detik dan 2 detik.

Selain itu, Shiri dan Maleki (Maleki 2016) dalam mengimplementasikan *Fuzzy Control* menggunakan 3 variabel yang dijadikan input dan satu variabel sebagai output:

1. Panjang antrian maksimal di belakang sinyal merah
2. Panjang antrian maksimal di belakang sinyal hijau
3. Laju aliran kedatangan mendekati sinyal hijau

Ketiga variabel diatas dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. *Fuzzy* yang berfungsi sebagai pengawas ini memantau seluruh kondisi lalu lintas persimpangan untuk mendapatkan data sebagai input yang selanjutnya digunakan untuk menentukan waktu hijau maksimum
2. Selanjutnya, untuk menghindari penundaan lama kendaraan di belakang sinyal merah, input awal digunakan sebagai parameter dalam pertimbangan intensitas lalu lintas di belakang sinyal merah.
3. Untuk penentuan hijau maksimum secara dinamis, panjang antrian yang sesuai dan laju aliran sangat penting untuk membersihkan antrian dan untuk melayani kedatangan di akhir durasi hijau. Atas dasar hal tersebut, input kedua dan ketiga di titik beratkan pada data tersebut.

Disamping itu, system inferensi *Fuzzy* ini dapat diaplikasikan pada fase *single-ring* dan *Multi-ring*. Titik pemantauan dengan skema ini mengandung informasi berupa waktu pada setiap titik pengamatan dengan keterangan bahwa status antrian di belakang sinyal merah disebut antrian menunggu layanan dan keadaan antrian yang menerima sinyal hijau disebut antrian dalam layanan.

AINaser dan Hawas (AINaser and Hawas 2019) menggunakan pendekatan *Fuzzy Logic* dalam mengendalikan sinyal lalu lintas di perempatan.

Beberapa asumsi yang diterapkan adalah sebagai berikut:

1. Variabel input, u_i , fuzzification
2. Verifikasi fungsi parameter pengamatan dari u_i ,
3. Desain percobaan untuk menentukan berbagai tipe pendekatan dari aliran lalu lintas dari aliran bebas sampai jaringan yang terisolasi
4. Penentuan output
5. Fuzifikasi variable output
6. Definisi hubungan input-output
7. Pengembangan dan kalibrasi FLM (*Fuzzy Logic Modelling*)
8. Validasi FLM yang sudah dikembangkan

Selanjutnya, dalam merancang model lalu lintas, variabel yang dipertimbangkan sebagai input utama dalam model yang akan di desain adalah pengumpulan data lapangan. Karena skema ini diterapkan pada persimpangan, maka kombinasi arus seperti timur, barat, utara, dan selatan menjadi variable yang terlibat dalam studi yang dilakukan oleh Alnaser dan Hawas (AlNaser and Hawas 2019). Selain dari keempat parameter yang dijadikan pertimbangan tersebut antara lain:

1. Untuk asumsi aliran saturasi lajur, s_i adalah 1900 (kendaraan/jam/lajur) untuk persimpangan perkotaan
2. Jumlah lajur 3
3. Aliran saturasi dihitung dengan pendekatan yaitu mengkalikan laju aliran saturasi lajur (s_i) dengan jumlah lajur (n). Nilai yang dihitung dengan pendekatan aliran saturasi (s) ditentukan sebesar 5700 (kendaraan/jam)

Pendekatan detail dari *fuzzy logic* yang diaplikasikan oleh Alnaser dan Hawas (AlNaser and Hawas 2019) adalah dalam mendefinisikan hubungan input-output sebagai '*Pure Fuzzy Logic*' dimana hal tersebut didefinisikan atau dikembangkan berdasarkan pada pengalaman dan opini para ahli yang terkait. Selain itu, fase validasi dalam skema ini terkategori sebagai standar praktis yang diperlukan dalam mengembangkan model baru, dimana sejumlah set dari data masukan digunakan untuk tujuan validasi dari model yang dikembangkan. Tujuan selanjutnya dari uji validasi skema ini adalah waktu siklus dan waktu hijau untuk masing-masing persimpangan.

Pendekatan Lainnya Dalam Kontrol Sinyal Lalu Lintas

Selain dari teori yang sudah ditinjau, ada beberapa pendekatan lainnya yang juga di implementasikan ke dalam pengaturan sinyal lalu lintas.

Internet of Things (IoT)

Mekanisme ini bertujuan untuk mengurangi waktu tempuh, emisi kontaminan, lalu lintas, dan mengurangi tingkat stress dalam mengemudi (Kuppusamy et al. 2018). Konsep ini bisa diaplikasikan dengan meletakkan sejumlah sensor untuk mengamati pergerakan kendaraan secara *real-time* di lintasan jalan pada setiap persimpangan. Sensor dipasang di setiap lajur untuk mendeteksi objek 200 m (Kuppusamy et al. 2018) dari sinyal lampu. Perangkat berbasis RFID (*Radio-Frequency Identification*) baik berupa tag RFID maupun pembaca stiker RFID, sensor area parkir, dan sistem kamera digunakan sebagai pendukung sinyal lalu lintas yang dikombinasikan dengan pendekatan IoT. Sehingga diharapkan objek sensor mengamati kendaraan baik dalam intensitas pergerakan yang kecil maupun dalam skala besar dan bahkan dalam kondisi sedang berhenti atau menunggu pada sinyal lalu lintas.

Kemudian lokasi atau objek yang diamati tersebut dikirim ke server pintar lokal (LSS) yang terdiri atas beberapa prosesor dan kuantitas penyimpanan yang lebih banyak dibandingkan dengan sensor. Proses tersebut dilakukan via node terdekat. Dalam mencapai tujuan tersebut, sensor berbasis LSS memfasilitasi sebuah komputasi *real-time context-aware* dan pemrosesan aliran dengan menggunakan Wi-Fi.

Genetic Algorithm

Menurut Tamimi dkk (Tamimi et al. 2019), *Genetic Algorithm* banyak diaplikasikan dalam menangani permasalahan system sinyal lalu lintas. Sistem yang umum digunakan pada lalu lintas mengalami beberapa masalah seperti waktu tunggu yang lama yang berdampak pada penumpukan jumlah kendaraan. Selain itu, *Genetic Algorithm* merupakan salah satu jenis algoritma yang dapat digunakan untuk tujuan optimasi. Skema ini menggunakan pendekatan berdasarkan teori seleksi alam dan biologi secara evolusioner yang dicapai melalui beberapa fase yaitu:

1. Populasi awal
2. Menghitung fungsi kesesuaian untuk setiap solusi
3. Seleksi melalui persilangan dan mutasi
Dari ketiga variable tersebut akan mempengaruhi peningkatan jumlah kendaraan yang melewati system sinyal lalu lintas (Tamimi et al. 2019)

KESIMPULAN

Fuzzy Logic, Q-learning, Neural Network, Internet of Things, dan Genetic Algorithm adalah mekanisme yang dapat diimplementasikan di dalam optimasi sinyal lalu lintas yang bertujuan untuk menghasilkan jumlah volume kendaraan dalam suatu persimpangan sehingga dapat mengurangi waktu tunggu dan penumpukan volume kendaraan. Paper ini mengulas metode-metode yang sudah digunakan dalam meningkatkan fungsi sinyal lalu lintas dalam mengatasi penumpukan volume kendaraan

REFERENSI

- Acharya, Swagatika, Kshitish K. Dash, and Rajeswari Chaini.** (2019). "Fuzzy Logic: An Advanced Approach to Traffic Control." In *International Conference on Robotics and Its Industrial Applications*, 176–86. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-30271-9_17.
- AINaser, Nada B., and Yaser E. Hawas.** (2019). "A Traffic Signal Controller for an Isolated Intersection Using Fuzzy Logic Model." In *VEHITS 2019 - Proceedings of the 5th International Conference on Vehicle Technology and Intelligent Transport Systems*, 396–403. <https://doi.org/10.5220/0007709603960403>.
- Araghi, Sahar, Abbas Khosravi, and Douglas Creighton.** (2014). "Expert Systems with Applications A Review on Machine Learning Methods for Controlling Traffic Signal Timing." *EXPERT SYSTEMS WITH APPLICATIONS*, no. September. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.09.003>.
- Baglietto, Marco, Thomas Parisini, and Riccardo Zoppoli.** (2001). "Distributed-Information Neural Control: The Case of Dynamic Routing in Traffic Networks." *IEEE Transactions on Neural Networks* 12 (3): 485–502. <https://doi.org/10.1109/72.925553>.
- Castro, Guilherme B, André R Hirakawa, and José S C Martini.** (2017). "Adaptive Traffic Signal Control Based on Bio-Neural Network." *Procedia Computer Science* 109 (2016): 1182–87. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.05.394>.
- Chedjou, J C, and K Kyamakya.** (2012). *Cellular Neural Networks Based Local Traffic Signals Control at a Junction / Intersection*. *IFAC Proceedings Volumes*. Vol. 45. IFAC. <https://doi.org/10.3182/20120403-3-DE-3010.00059>.
- Genders, Wade, and Saiedeh Razavi.** (2019). "Asynchronous n -Step Q-Learning Adaptive Traffic Signal Control." *Journal of Intelligent Transportation Systems* 0 (0): 13. <https://doi.org/10.1080/15472450.2018.1491003>.
- Kuppusamy, P., P. Kamarajapandian, M. S. Sabari, and J. Nithya.** (2018). *Design of Smart Traffic Signal System Using Internet of Things and Genetic Algorithm*. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. Vol. 645. Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-10-7200-0_36.
- Liu, Ms Ying, Lei Liu, and Wei-peng Chen.** (2017). "Intelligent Traffic Light Control Using Distributed Multi-Agent Q Learning." In *IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems*.
- Maleki, M J Shirvani Shirir H R.** (2016). "Maximum Green Time Settings for Traffic-Actuated Signal Control at Isolated Intersections Using Fuzzy Logic." *International Journal of Fuzzy Systems*. <https://doi.org/10.1007/s40815-016-0143-7>.
- Mohanaselvi, S, and B Shanpriya.** (2019). "Application of Fuzzy Logic to Control Traffic Signals." In *AIP Conference Proceedings*. Vol. 020045.
- Motawej, Fadi, Rachid Bouyekhf, and Abdellah E L Moudni.** (2011). *A Note on Artificial Intelligence Techniques and Dissipativity-Based Approach in Traffic Signal Control For an Over-Saturated Intersection*. *IFAC Proceedings Volumes*. Vol. 44. IFAC. <https://doi.org/10.3182/20110828-6-IT-1002.01901>.
- Richard S. Sutton and Andrew G, Barto.** (2014). *An Introduction to Reinforcement Learning*. *The MIT Press Cambridge, Massachusetts London, England*. <https://doi.org/10.4018/978-1-60960-165-2.ch004>.
- Slimani, Ilham, Ilhame El Farissi, and Said Achchab.** (2017). "Configuration and Implementation of a Daily Artificial Neural Network-Based Forecasting System Using Real Supermarket Data." *International Journal of Logistics Systems and Management* 28 (2): 144–63. <https://doi.org/10.1504/IJLSM.2017.086345>.
- Slimani, Nadia, Ilham Slimani, Nawal Sbiti, and Mustapha Amghar.** (2019). "Traffic Forecasting in Morocco Using Artificial Neural Networks." *Procedia Computer Science* 151 (2018): 471–76.

- <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.04.064>.
- Srinivasan, Dipti, Min Chee Choy, and Ruey Long Cheu.** (2006). "Neural Networks for Real-Time Traffic Signal Control." *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 7 (3): 261–72. <https://doi.org/10.1109/TITS.2006.874716>.
- Tahilyani, Shailendra, Manuj Darbari, and Praveen Kumar.** (2013). "Soft Computing Approaches in Traffic Control Systems: A Review." *AASRI Procedia* 4: 206–11. <https://doi.org/10.1016/j.aasri.2013.10.032>.
- Tamimi, Abdelfatah, Maha Abunaser, Ayat Atawalbeh, and Kholoud Saleh.** (2019). "Intelligent Traffic Light Based on Genetic Algorithm." *2019 IEEE Jordan International Joint Conference on Electrical Engineering and Information Technology, JEEIT 2019 - Proceedings*, 851–54. <https://doi.org/10.1109/JEEIT.2019.8717401>.
- Zeng, Jinghong, Jianming Hu, Ieee Member, Yi Zhang, and Ieee Member.** (2018). "Adaptive Traffic Signal Control with Deep Recurrent Q-Learning." *2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, no. Iv: 1215–20.