

Improving Smart Lighting with Activity Recognition Using Hierarchical Hidden Markov Model

Nur Ghaniaviyanto R ^{#1}, Aji Gautama Putrada ^{#2}, Maman Abdurohman ^{#3}

Department of Informatics, Telkom University
Bandung, Jawa Barat, Indonesia

¹ ghaniavi@student.telkomuniversity.ac.id

² ajigps@telkomuniversity.ac.id

³ abdurohman@telkomuniversity.ac.id

Abstract

This paper has a purpose, namely to improve the performance of smart lighting with activity recognition using the hierarchical hidden markov model. This goal will answer the problems that occur, namely smart lights only light if humans are right under the lights so that it requires a smart light which is able to read the movement of people when approaching the lamp or not. Secondly, there are also smart lights, but when humans are under the lights, it only lights up for a few seconds, which should light up if there is a human below or a radius around the lamp so that a smart light is needed when someone is underneath and off if the human it is outside the radius around the lamp. The model used is the hierarchical hidden markov model which is an extension of the hidden markov model that can solve evaluation problems, draw conclusions and learning using the algorithm used, namely the viterbi algorithm. The results obtained using HHMM are 93% accuracy, 92% recall, and 86% precision, these results are obtained from calculations through the confusion matrix where confusion matrix is obtained from the results of tests performed.

Keywords: Activity Recognition, Algoritma Viterbi, HHMM, Smart Lighting Systems

Abstrak

Paper ini memiliki tujuan yaitu untuk meningkatkan kinerja *smart lighting* dengan *activity recognition* menggunakan *hierarchical hidden markov model*. Tujuan tersebut akan menjawab permasalahan yang terjadi yaitu lampu pintar hanya menyala jika manusia tepat berada dibawah lampunya sehingga diperlukannya lampu pintar yang di mana mampu membaca pergerakan orang saat mendekat ke lampu tersebut atau tidak. Kedua, ada juga lampu pintar tetapi saat manusia berada di bawah lampunya hanya menyala beberapa detik saja yang seharusnya menyala terus jika ada manusia di bawah atau daerah radius sekitar lampu sehingga diperlukannya lampu pintar yang mampu menyala saat ada orang di bawahnya dan akan *off* lampunya jika manusia tersebut berada di luar radius sekitar lampu. Model yang digunakan yaitu *hierarchical hidden markov model* yang merupakan perpanjangan dari *hidden markov model* yang dapat menyelesaikan masalah evaluasi, penarikan kesimpulan dan pembelajaran dengan algoritma yang digunakan yaitu algoritma viterbi. Hasil yang didapatkan menggunakan HHMM adalah akurasi 93%, *recall* 92% dan *precision* 86%, hasil tersebut didapatkan dari perhitungan melalui *confusion matrix* yang dimana *confusion matrix* diperoleh dari hasil pengujian yang dilakukan.

Kata Kunci: Activity Recognition, Algoritma Viterbi, HHMM, Smart Lighting Systems

I. INTRODUCTION

PADA zaman sekarang istilah *Internet of Things* (IoT) sudah sering didengar dimana saja. *Internet of Things* sendiri dapat memudahkan segala kegiatan manusia dalam sehari-hari. Manusia juga dapat dengan cepat beraktivitas dengan adanya IoT. Pengertian *Internet of Things* atau yang biasa disebut dengan IoT sekarang ini yaitu menandai fase transisi dalam evolusi internet yang dibedakan oleh konektivitas besar dan interaksi dengan dunia fisik [1]. *Internet of Things* menembus lebih banyak domain aplikasi serta banyak sistem berbasis IoT yang semakin menjadi kompleks, serbaguna, dan kaya sumber daya. IoT juga perlu melayani satu atau lebih aplikasi dengan beragam tujuan dan perubahan [2].

Internet of Things dapat juga digunakan pada permasalahan lampu pintar atau *smart lighting*. IoT pada *smart lighting* dapat digunakan untuk mengatur nyala lampu secara otomatis. *Paper* ini memiliki tujuan yaitu untuk implementasi sistem *smart lighting* yang mampu menganalisa aktifitas pergerakan sehari-hari, analisis performansi *hierarchical hidden markov model* sebagai prediksi, dan analisis kinerja *smart lighting* dengan *activity recognition* menggunakan *hierarchical hidden markov model*. Tujuan tersebut diambil berdasarkan permasalahan yang ada saat ini yaitu *smart lighting* berkonsep IoT yang hanya menyala jika manusia tepat berada di bawah lampu dan *smart lighting* yang hanya menyala beberapa detik saat ada manusia di bawahnya.

Kegiatan manusia membentuk suatu pola. Pola tersebut sangat baik digunakan untuk prediksi. Hal ini dibuktikan oleh *paper* [3]. *Paper* tersebut menerapkan strategi evolusi untuk mendeteksi anomali dalam pemantauan kehidupan sehari-hari, pola kehidupan sehari-hari oleh fungsi keanggotaan *gaussian* dalam pemantauan kehidupan sehari-hari. Pola kehidupan sehari-hari diambil dari rangkaian waktu data *log* kehidupan sebagai tahap pembelajaran pola. Setiap aktivitas dalam pola kehidupan sehari-hari diwakili oleh himpunan fungsi keanggotaan *gaussian*. *Paper* [3] ini menerapkan model jaringan syaraf tiruan atau bisa disebut dengan model ANN ke aktivitas kehidupan sehari-hari berdasarkan lokasi manusia dan juga menerapkan pemodelan *fuzzy* untuk menghasilkan pola kehidupan sehari-hari melalui pemantauan kehidupan sehari-hari. Sehingga dapat disimpulkan pengertian dari *activity recognition* atau merekam aktivitas yaitu proses memantau atau mengamati kegiatan sehari-hari yang terjadi pada suatu tempat dalam waktu tertentu.

Selain ANN metode HHMM juga baik digunakan dalam memprediksi aktivitas. Untuk metode yang digunakan pada *paper* ini adalah *Hierarchical Hidden Markov Model* (HHMM) yang dimana model ini mampu menganalisa lebih dalam terkait *activity recognition*. Dalam metode HHMM ini pengamatan terdiri dari dua proses *learning* dengan *learning* yang pertama untuk melatih *learning* yang tingkat kedua [4]. HHMM ini merupakan perpanjangan dari *hidden markov model* yang dapat menyelesaikan masalah evaluasi, penarikan kesimpulan dan pembelajaran [5]. Algoritma yang digunakan pada HHMM yaitu algoritma viterbi. Untuk *paper* ini dalam menghitung hasil pengujian berupa akurasi, *recall*, *precision*, dan F-Measure menggunakan *confusion matrix* yang berfungsi untuk mengukur kinerja dari suatu metode yang digunakan.

II. LITERATURE REVIEW

Paper [3] menerapkan strategi evolusi untuk mendeteksi anomali dalam pemantauan kehidupan sehari-hari, pola kehidupan sehari-hari oleh fungsi keanggotaan *gaussian* dalam pemantauan kehidupan sehari-hari. Pola kehidupan sehari-hari diambil dari rangkaian waktu data *log* kehidupan sebagai tahap pembelajaran pola. Setiap aktivitas dalam pola kehidupan sehari-hari diwakili oleh himpunan fungsi keanggotaan *gaussian*. *Paper* [3] ini menerapkan model jaringan syaraf tiruan atau model ANN ke aktivitas kehidupan sehari-hari berdasarkan lokasi manusia dan juga menerapkan pemodelan *fuzzy* untuk menghasilkan pola kehidupan sehari-hari melalui pemantauan kehidupan sehari-hari. *Paper* [3] ini juga menerapkan strategi evolusi untuk pencocokan pola untuk mendeteksi pergerakan anomali. Metode ini dapat secara fleksibel menangani masalah permutasi dalam pola yang cocok antara catatan harian dengan kehidupan sehari-hari. Kelemahan dari *fuzzy* yaitu dalam satu keadaan *state* bisa saja memiliki dua nilai kemungkinan.

Pada *paper* [6] menceritakan tentang pemodelan dan peramalan perkiraan terhadap terjadinya gempa bumi. Data yang digunakan yaitu amplitudo gempa sebagai proses observasi, dan dengan demikian waktu kedatangan dan besaran gempa bumi dapat dimodelkan secara bersamaan. Model yang diusulkan adalah *hidden markov model* karena memungkinkan prediksi status tersembunyi di masa mendatang, dan dengan demikian frekuensi dan kekuatan gempa bumi di masa depan. *Paper* [6] memprediksi dan memodelkan aktivitas data gempa dengan cara membandingkan dua model yaitu ETAS model dengan *hidden markov model* yang pada akhir hasil pengujian *hidden markov model* yang mampu memprediksi dengan tepat karena pada HMM (*Hidden Markov Model*) memprediksi sampai ke *state* yang tersembunyi.

Paper [7] menceritakan tentang menginvestigasi reliabilitas dan penerapan menggunakan perilaku sensor gerak untuk autentikasi smartphone aktif dan kontinu di berbagai skenario operasional dan menyajikan evaluasi sistematis. Teknik pengumpulan data yang digunakan pada *paper* [7] yaitu penggunaan data sensorik dari sensor gerak *smartphone* yang mengukur perilaku interaksi pengguna dan perubahan postur *smartphone* saat menyentuh *smartphone*. Model yang digunakan yaitu HMM (*hidden markov model*) yang digunakan untuk mengamati dan meniru gerakan berdasarkan pada kombinasi data dari sensor layar sentuh, giroskop, dan akselerometer. Serta model HMM berguna untuk memodelkan kepadatan distribusi urutan data sensor untuk otentikasi dan menggunakan metode *one-class learning* untuk membangun model otentikasi, sehingga model dapat dilatih hanya pada sampel dari pengguna yang sah.

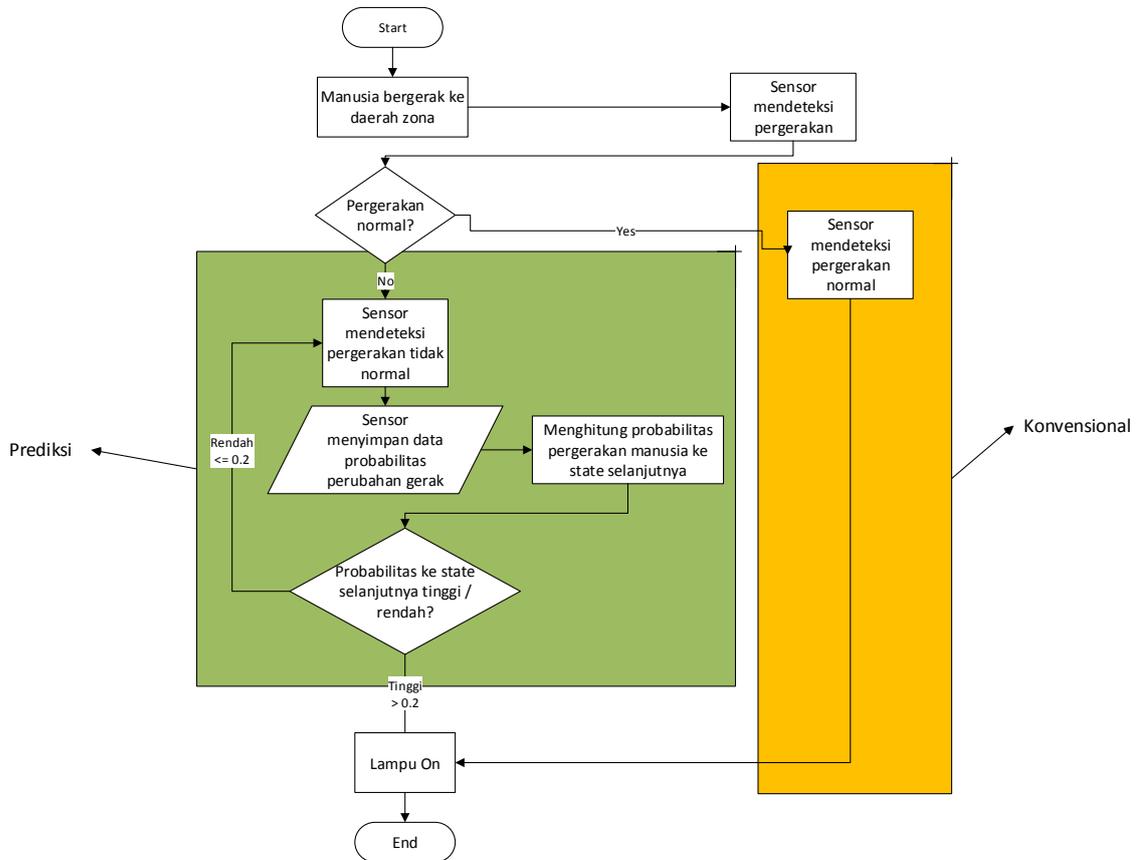
Hasil dari *paper* [8] menghadirkan jaringan sensor visual resolusi rendah (30×30 piksel) yang dipasang di flat layanan warga senior sebagai alternatif dari sensor PIR dan kamera resolusi tinggi. Makalah ini telah mengusulkan kerangka kerja untuk memperkirakan lokasi dan melakukan analisis perilaku di bawah kendala resolusi rendah. Kerangka kerja makalah ini terdiri dari tiga lapisan pemrosesan. pertama, pada lapisan pemrosesan tingkat rendah, level gerak di setiap sensor visual dihitung untuk membentuk vektor fitur. kedua, di lapisan pemrosesan tingkat menengah, HMM digunakan untuk memperkirakan lokasi warga senior tanpa kalibrasi. ketiga, pendekatan penemuan aktivitas diusulkan untuk mengidentifikasi 13 parameter ADL berdasarkan konteks spasial dan temporal. Perbandingan menunjukkan bahwa HMM mengungguli klasifikasi tradisional kNN. Hasil dari makalah ini mendeteksi aktivitas di luar rumah telah mencapai 87,5% presisi dan penarikan 70,0% untuk akurasi keseluruhan yaitu 78,38%.

Berdasarkan *Paper* [9] mengusulkan *hierarchical hidden markov model* (HHMM) untuk mengekstrak konteks laten dari data. Konteks laten terdiri dari pola konteks tersembunyi yang tidak diawasi yang menjadi model dalam pendekatan yang diusulkan. Konteks laten dipelajari dengan menerapkan teknik *hidden markov model*. Dalam *paper* ini item yang dipilih pengguna dianggap sebagai urutan dalam periode waktu tertentu. Makalah ini juga mengasumsikan bahwa konteks pengguna tidak tersedia oleh faktor langsung, dan faktor-faktor ini dinamis dan harus disimpulkan dari interaksi pengguna dengan sistem. Sistem pemberi rekomendasi yang menggunakan kedua pilihan pengguna dalam konteks saat ini dan preferensi pengguna sebelumnya dapat memberikan rekomendasi minat bagi pengguna. Hasil percobaan menunjukkan bahwa menggunakan konteks yang diprediksi dapat meningkatkan keragaman rekomendasi.

III. RESEARCH METHOD

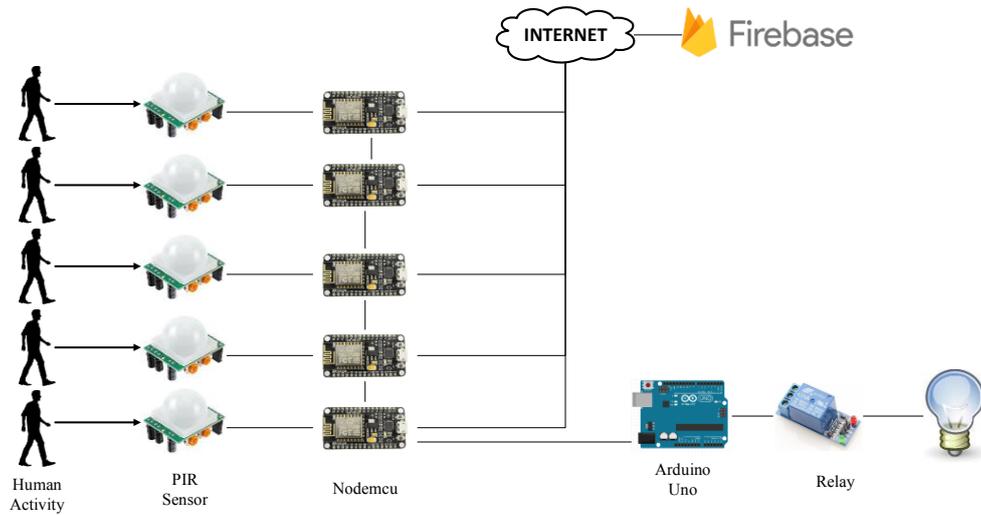
A. General Proses Sistem

Pada gambar 1 merupakan alur proses sistem yang berjalan. Untuk proses yang berjalan secara konvensional atau umum adalah dimulai dari manusia bergerak menuju zona lalu sensor mendeteksi pergerakan dan sensor membaca pergerakan tersebut adalah normal maka lampu akan langsung menyala. Sedangkan, proses prediksi dimulai dari manusia bergerak menuju zona lalu sensor mendeteksi pergerakan dan sensor membaca pergerakan tersebut tidak normal maka sensor akan menyimpan data pergerakan tersebut lalu, menghitung probabilitas pergerakan manusia ke *state* selanjutnya. Setelah dihitung probabilitas pergerakan perpindahan manusia dari zona satu ke zona lainnya maka akan dihasilkan nilainya tinggi atau rendah. Jika nilai yang dihasilkan tinggi sebesar (> 0.2) maka lampu akan menyala dan sebaliknya jika nilai yang dihasilkan rendah sebesar (≤ 0.2) maka lampu tidak menyala. Proses pergerakan perpindahan manusia pada sistem disebut sebagai aktivitas atau jalur.



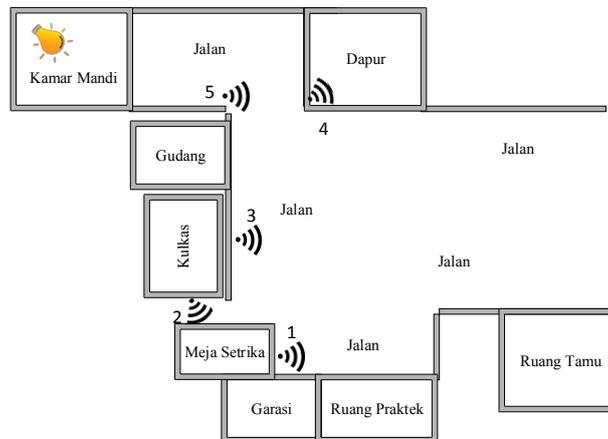
Gambar 1. Alur Proses Sistem

Gambar 2 merupakan sistem yang dibangun menggunakan 5 sensor pir, 5 *node*, 1 arduino, 1 relay, dan 1 lampu. Sesama *node* dapat berkomunikasi menggunakan *wireless sensor network*. Pengertian *wireless sensor network* (WSN) menurut *paper* [10] merupakan teknologi yang terdiri dari beberapa *node* sensor, yang ditempatkan di atas bidang pengindraan yang ditentukan untuk merasakan informasi tentang lingkungan sekitar dan mengirim data ke *node sink*. Jaringan sensor nirkabel (WSN) menggunakan banyak *node* sensor memiliki kemampuan penginderaan, pemrosesan, dan komunikasi nirkabel untuk memonitor bidang pengindraan yang ditentukan. Untuk kegunaan dari masing-masing alat adalah sebagai berikut, sensor pir berguna untuk menangkap data pergerakan manusia, *node* digunakan untuk komunikasi *wireless* dan mengirimkan data ke *cloud* atau *firebase*, arduino digunakan untuk mengambil tegangan 5v guna untuk *on* atau *off* relay yang dimana relay tersebut yang akan mengatur nyala lampu berdasarkan nilai yang didapatkan dari pergerakan manusia.



Gambar 2. Model Sistem yang Digunakan

Denah yang digunakan pada penelitian ini berada pada area belakang atau dapur sebuah rumah. Pada gambar 3 merupakan denah yang digunakan yaitu pemasangan zona 1, zona 2, zona 3, zona 4, dan zona 5 dengan jarak yang berbeda. Pada masing-masing zona dipasangkan sensor pir dan *node*, untuk zona 5 yang terletak di kamar mandi khusus dipasangkan arduino, relay, dan lampu.

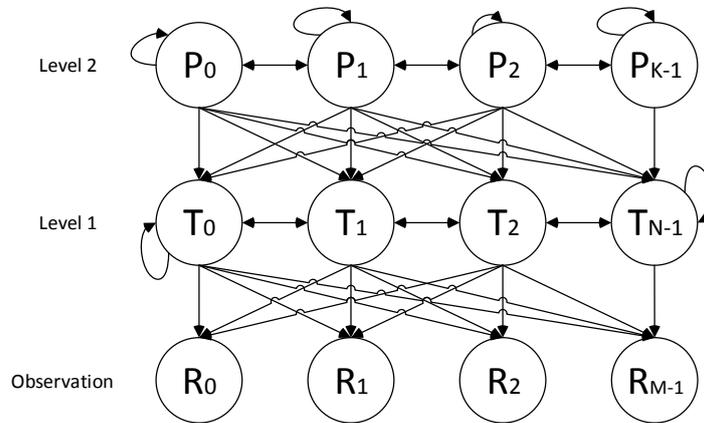


Gambar 3. Denah Pengujian

B. Model yang Digunakan

Model yang digunakan dalam *paper* ini adalah *hierarchical hidden markov model* (HHMM), HHMM yang diusulkan adalah semacam proses hirarki stokastik. HHMM adalah perpanjangan dari *hidden markov model* (HMM), yang terdiri dari dua tingkat variabel tersembunyi. Variabel tersembunyi di tingkat pertama digunakan sebagai pengamatan untuk melatih tingkat kedua [9]. Dalam HHMM urutan umpan balik positif dari pengguna pada item digunakan sebagai satu set pengamatan untuk melatih variabel tersembunyi di tingkat pertama. Variabel tersembunyi tingkat kedua mengidentifikasi pola umum antara keadaan kontekstual yang berbeda. Variabel tingkat kedua setara dengan kepentingan tersembunyi pengguna dalam model yang diusulkan [9]. Berikut ini adalah deskripsi terperinci dari gambar 4 [9]. T adalah keadaan tersembunyi tingkat pertama, N

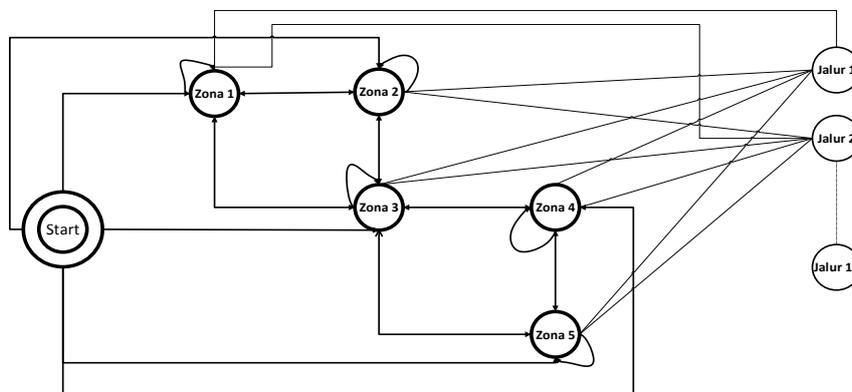
adalah sejumlah negara di tingkat pertama, R adalah keadaan observasi, M adalah sejumlah simbol observasi (item), P adalah keadaan tersembunyi dua tingkat, K adalah angka negara di dua tingkat. Transisi antar negara dihitung sebagai probabilitas.



Gambar 4. Hierarchical Hidden Markov Model [9]

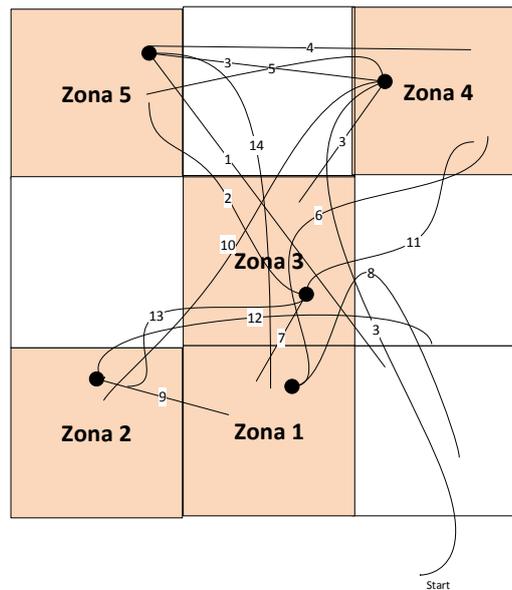
Untuk pengertian *hidden markov model* menurut [5] yaitu merupakan model statistic dimana suatu sistem yang dimodelkan diasumsikan sebagai markov proses dengan kondisi yang tidak dapat diamati secara langsung. Perbedaan mendasar dari *markov chain* dengan *hidden markov model* adalah *markov chain* bermanfaat untuk menghitung probabilitas urutan kejadian yang dapat diamati, sedangkan *hidden markov model* merupakan pengembangan model yang berfungsi pada masalah yang ingin diketahui tetapi tidak dapat diamati. *Hidden markov model* dapat digunakan untuk aplikasi dibidang temporal *pattern recognition* (pengenalan pola temporal) seperti pengenalan suara, tulisan, gestur tubuh, bionformatika, kompresi kalimat, *computer vision*, ekonomi dan finansial. Masalah yang dapat diselesaikan menggunakan HMM termasuk evaluasi, penarikan kesimpulan dan pembelajaran.

Pada gambar 5 merupakan state HHMM yang digunakan dengan nilai probabilitas awal, probabilitas antar zona, probabilitas zona ke jalur, dan probabilitas antar jalur. Zona yang digunakan ada lima zona, jalur atau aktivitas yang digunakan ada empat belas. Probabilitas awal didapatkan dari nilai masing-masing zona saat awal dimulai. Probabilitas antar zona didapatkan dari nilai perpindahan zona yang dilakukan oleh pergerakan manusia. Probabilitas antar jalur didapatkan dari nilai perpindahan aktivitas yang dilakukan selama pengujian dilakukan. Probabilitas zona ke jalur didapatkan dari apakah zona 1 yang dilakukan termasuk ke jalur 1, jalur 2 atau jalur lainnya dan seterusnya. Probabilitas jalur ke zona didapatkan dari apakah jalur 1 yang dilakukan termasuk ke zona 1, zona 2 atau zona lainnya dan seterusnya.



Gambar 5. Model Pada Sistem

Gambar 6 merupakan empat belas aktivitas atau jalur yang digunakan dengan rincian sebagai berikut: Jalur 1 merupakan aktivitas menuju kamar mandi dari ruang tamu, jalur 2 aktivitas masuk ke ruang tamu dari kamar mandi, jalur 3 aktivitas masuk kamar mandi dari zona 3, jalur 4 aktivitas masuk kamar mandi dari zona 4, jalur 5 aktivitas keluar dari kamar mandi menuju dapur, jalur 6 aktivitas dari dapur menuju ke garasi / praktek, jalur 7 aktivitas membuka kulkas dan mencari minuman/makanan, jalur 8 aktivitas membuka pintu garasi / praktek, jalur 9 aktivitas duduk di zona 2, jalur 10 aktivitas masuk ke dapur setelah dari zona 2, jalur 11 aktivitas mengambil bahan makanan, jalur 12 aktivitas duduk di kursi setrikaan atau menyetrikan, jalur 13 aktivitas menyapu, jalur 14 aktivitas dari garasi atau praktek menuju kamar mandi.



Gambar 6. Empat Belas Aktivitas

Algoritma pada HHMM yang digunakan pada *paper* ini yaitu algoritma viterbi. Algoritma Viterbi adalah algoritma *dynamic programming* untuk menemukan kemungkinan rangkaian status yang tersembunyi (biasa disebut viterbi path) yang dihasilkan pada rangkaian pengamatan kejadian, terutama dalam lingkup HHMM [11]. Untuk menemukan sebuah rangkaian status terbaik, $q = (q(1), q(2), \dots, q(r))$, untuk rangkaian observasi $O = (o(1), o(2), \dots, o(r))$, perlu didefinisikan kuantitas sebagai berikut [11]:

$$\delta_t(i) = \max_{\substack{q(1), q(2), \dots, q(t-1) \\ o(2), \dots, o(t) | \lambda}} P[q(1), q(2), \dots, q(t-1), q(t) = i, o_1, o(2), \dots, o(t) | \lambda] \tag{1}$$

$\delta_t(i)$ adalah rangkaian terbaik, yaitu dengan kemungkinan terbesar, pada waktu t dimana perhitungan untuk pengamatan t pertama dan berakhir pada status i . Untuk nilai $q(1)$ adalah status terbaik pada status pertama sedangkan $o(1)$ merupakan rangkaian pertama pada state observasi. Setelah hasil didapatkan maka akan diambil nilai *max* nya sebagai nilai yang optimal.

Langkah-langkah lengkap untuk menemukan jalur terbaik dapat dirumuskan sebagai berikut [11].

1. Inisialisasi

$$\begin{aligned} \delta_1(i) &= \Pi_i b_i(o_1), 1 \leq i \leq N \\ A_r(1) &= 0. \end{aligned} \tag{2}$$

Pada tahap inisialisasi dilakukan inisialisasi proses yang akan digunakan. Berikut penjelasan rincinya, Π_i merupakan *start* probabilitas dari masing-masing *state*, $b_i(o_1)$ yaitu *output probability* dari *element* pertama

observasi *state*. $1 \leq i \leq N$ merupakan persamaan dengan i adalah *state* ke $-i$ dan N adalah jumlah *state*, $A_t(1)$ merupakan nilai probabilitas transisi untuk pertama kalinya.

2. Rekursif

$$\begin{aligned} \delta_t(i) &= \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_{t-1}(i) a_{ij}] b_j(o_t) \\ 2 \leq t \leq T, 1 \leq j \leq N \\ Ar(j) &= \arg \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_{t-1}(i) a_{ij}] \\ 2 \leq t \leq T, 1 \leq j \leq N \end{aligned} \quad (3)$$

Pada tahap rekursif dilakukan proses perulangan terhadap proses diri sendiri. Berikut penjelasan variabel secara rinci $\delta_{t-1}(i)$ merupakan rangkaian waktu dikurang 1 dengan keadaan pada *state* i , a_{ij} merupakan nilai peluang perpindahan dari *state* i ke j sedangkan b_j merupakan probabilitas kepadatan *state*. $2 \leq t \leq T$ merupakan persamaan untuk waktu ke t dari total waktu, $1 \leq j \leq N$ yaitu persamaan untuk *state* ke j dari jumlah *state*. $Ar(j)$ nilai peluang j dicari dengan mencari nilai maksimalnya.

3. Terminasi

$$\begin{aligned} P^* &= \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)] \\ q_T^* &= \arg \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)] \end{aligned} \quad (4)$$

Pada tahap terminasi dilakukan tahap keputusan dengan P^* yaitu dengan mengambil nilai maksimalnya dari masing-masing urutan observasi dan di generate jalur terbaiknya. $\delta_T(i)$ merupakan rangkaian waktu T dari *state* i yang terbaik. $1 \leq i \leq N$ merupakan persamaan dengan i adalah *state* ke $-i$ dan N adalah jumlah *state*. q_T^* merupakan nilai argumen max yang didapatkan berdasarkan total waktu T yang terbaik.

4. Path status

$$\begin{aligned} q_t^* &= Ar(t+1)(q_{t+1}^*) \\ t &= T-1, T-2, \dots, 1 \end{aligned} \quad (5)$$

Pada tahap *path* status dihasilkan *path* atau jalur terbaik dengan waktu t nya. Nilai t di dapatkan dari total T dikurangnya dari *state* ke berapanya.

IV. RESULTS AND DISCUSSION

Untuk menguji sistem ini maka 5 *node* beserta 5 sensor PIR akan disebar ke beberapa titik sesuai pada denah pengujian. Setelah masing-masing perangkat disebar maka sensor akan mengambil data untuk di training dan disimpan pada cloud atau firebase. Data yang didapatkan dari sensor PIR tersebut akan diolah menggunakan algoritma viterbi pada *hierarchical hidden markov model* (HHMM) sehingga akan menghasilkan jalur yang optimal dan jalur tersebut akan digunakan untuk menyalakan lampu, untuk komunikasi antar *node* nya menggunakan *wireless sensor network*. Pengujian dilakukan selama dua puluh lima menit mulai jam 06.10 sampai 06.35 selama 3 hari.

A. Hasil Pengujian Activity Recognition

Pada gambar 7 adalah *matrix* masing-masing zona berdasarkan hasil pengujian perpindahan masing-masing zona dengan total lima zona. Matrix ini merupakan nilai probabilitas dari perpindahan zona, misalnya perpindahan dari zona 1 ke zona 2 memiliki nilai 0.15 dan seterusnya.

0.52	0.15	0.33	0	0
0	0.6	0.4	0	0
0.17	0.1	0.43	0.2	0.1
0	0	0.3	0.6	0.1
0	0	0.2	0.4	0.4

Gambar 7. Matrix Pengujian Zona

Gambar 8 adalah *matrix* dari setiap aktivitas atau jalur berdasarkan hasil pengujian aktivitas dengan jumlah total empat belas aktivitas. Nilai pada matrix merupakan nilai probabilitas dari perpindahan aktivitas. Sebagai contoh, nilai probabilitas dari aktivitas 1 ke aktivitas 2 memiliki nilai 0.3 dan seterusnya.

0.5	0.3	0	0	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0.5	0	0	0	0	0.1	0	0	0	0	0	0.4	0
0	0	0.5	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0.5	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0.5	0.3	0	0.2	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0.5	0	0	0	0
0	0.2	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0.3	0	0	0
0.4	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0.1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0.5	0	0	0	0
0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0
0.18	0.02	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0.5	0	0
0	0	0.47	0	0	0	0	0	0	0	0.03	0	0.5	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0.5

Gambar 8. Matrix Pengujian Aktivitas

Dari *matrix* zona dan *matrix* jalur pada gambar 7 dan gambar 8 yang digunakan, maka akan dicari jalur atau aktivitas optimal menggunakan *hierarchical hidden markov model* dengan algoritma viterbi. Kemudian setelah menggunakan algoritma viterbi maka akan menghasilkan jalur optimal pada tabel I. Dari tabel I, dapat dianalisis jalur mana yang masih terdeteksi sesuai dengan jalur dan zona pada awalnya. Untuk kasus ini, semua jalur yang dihasilkan dalam prediksi HHMM terdeteksi dari setiap zona atau tidak ada jalur yang tidak dilintasi dari zona tersebut.

TABEL I
Hasil Prediksi Menggunakan HHMM

Zona	Jalur
Zona 1	Jalur 9
Zona 2	Jalur 9
Zona 3	Jalur 1
Zona 4	Jalur 5
Zona 5	Jalur 5

B. Hasil Pengujian Lampu Berdasarkan Activity Recognition

Tabel II dapat dianalisa kesesuaian nyala lampu berdasarkan zona dan aktivitasnya. pada zona 1 dihasilkan prediksi jalur 9 yang dimana jalur 9 merupakan aktivitas duduk di zona 2 sehingga lampu tidak menyala, pada zona 2 dihasilkan prediksi jalur 9 yang dimana jalur 9 merupakan aktivitas duduk di zona 2 sehingga lampu tidak menyala, pada zona 3 dihasilkan prediksi jalur 1 yang dimana jalur 1 merupakan aktivitas menuju kamar mandi sehingga lampu akan menyala, pada zona 4 dihasilkan prediksi jalur 5 yang dimana jalur 5 merupakan aktivitas keluar dari kamar mandi sehingga lampu tidak menyala, pada zona 5 dihasilkan prediksi jalur 5 yang dimana jalur 5 merupakan aktivitas keluar dari kamar mandi sehingga lampu tidak menyala.

TABEL II
Hasil Pengujian Lampu

Zona	Jalur	Lampu
Zona 1	Jalur 9	Off
Zona 2	Jalur 9	Off
Zona 3	Jalur 1	On
Zona 4	Jalur 5	Off
Zona 5	Jalur 5	Off

Berikut pada tabel III merupakan *confusion matrix* yang didapatkan berdasarkan pengujian lampu. Dihilkan *confusion matrix* dengan rincian nilai 12 pada *predicted true* dan *actual true* adalah TP, nilai 2 pada *predicted true* dan *actual false* adalah FP, nilai 1 pada *predicted true* dan *actual false* adalah FN, nilai 30 pada *predicted false* dan *actual false* adalah TN.

TABEL III
Confusion Matrix

		<i>Actual</i>	
		<i>True</i>	<i>False</i>
<i>Predicted</i>	<i>True</i>	12	2
	<i>False</i>	1	30

Dibawah ini merupakan rumus *recall*, *precision* dan *F-Measure* [13].

$$\text{Recall} = (\text{TP} / (\text{TP} + \text{FN})) \tag{6}$$

$$\text{Accuracy} = (\text{TP} + \text{TN} / (\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN})) \tag{7}$$

$$\text{Precision} = (\text{TP} / (\text{TP} + \text{FP})) \tag{8}$$

$$\text{F-Measure} = ((2 * (\text{precision} * \text{recall})) / (\text{precision} + \text{recall})) \tag{9}$$

TP (*True Positif*) didapatkan dari jumlah data prediksi lampu *on* dan aktualnya lampu *on*, FP (*False Positif*) didapatkan dari jumlah data prediksi lampu *on* tetapi aktualnya lampu *off*, FN (*False Negatif*) didapatkan dari jumlah data prediksi lampu *off* tetapi faktanya lampu *on* dan TN (*True Negatif*) didapatkan dari jumlah data prediksi lampu *off* dan faktanya lampu *off*. Berdasarkan rumus di atas maka diperoleh nilai *recall* sebesar 92% yang berarti mampu menunjukkan banyak data lampu *on* maupun *off* yang berhasil ditebak dari seluruh data percobaan lampu, nilai *precision* 86% yang berarti mampu menunjukkan banyak data lampu *on* maupun *off* yang berhasil ditebak dari seluruh data lampu yang ditebak dan nilai *F-Measure* 88,88% yang berarti rata-rata dari nilai *recall* maupun *precision*. Untuk akurasi yang dihasilkan yaitu 93% yang berarti nilai kedekatan dari hasil data prediksi dengan data aktualnya cukup baik dibandingkan dengan HMM tetapi tidak hierarkis.

V. CONCLUSION

Berdasarkan hasil pengujian yang dihasilkan pada kasus *smart lighting* menggunakan *activity recognition* maka dapat disimpulkan metode *hierarchical hidden markov model* (HHMM) menggunakan algoritma viterbi mampu menghasilkan akurasi yang tepat sebesar 93%. Jadi dengan akurasi yang dihasilkan maka HHMM merupakan model yang lebih baik daripada model dari hasil penelitian sebelumnya. Bahkan dalam *paper* ini dengan menggunakan HMM dan data yang sama hanya mampu menghasilkan akurasi sebesar 90% karena pada HMM tidak dilakukan *high level learning* yaitu tidak ada *learning* pada level berikutnya. Untuk *recall* dan *precision* menggunakan HHMM yang dihasilkan dari hasil *testing* yang dilakukan menghasilkan *recall* sebesar 92%, *precision* 86% dan *F-Measure* 88,88%. Sehingga dengan hasil yang diperoleh maka lampu dapat menyala dengan memprediksi pergerakan manusia dan lampu menyala selama ada manusia di daerah radius lampu. Untuk kedepannya dapat dilakukan penelitian terkait dengan model prediksi yang *unsupervised* sehingga dapat diterapkan pada lingkungan baru tanpa memerlukan data *training*.

ACKNOWLEDGMENT

Terima kasih kepada tuhan yang maha esa, *hardware and embedded system studio*, PPM Tel-U pendanaan skema PDT Penelitian Dasar dan Terapan.

REFERENCES

- [1] Roca, Damian, et al. "Tackling IoT Ultra Large Scale Systems: fog computing in support of hierarchical emergent behaviors." *Fog Computing in the Internet of Things*. Springer, Cham, 33-48. 2018.
- [2] Jantsch, Axel, et al. "Hierarchical dynamic goal management for IoT systems." *Proc. of the IEEE int. symp. on quality electronic design, USA*. Google Scholar. 2018.
- [3] Tang, Dalai, et al. "Evolution strategy for anomaly detection in daily life monitoring of elderly people." *Society of Instrument and Control Engineers of Japan (SICE), 2016 55th Annual Conference of the. IEEE, 2016*.
- [4] Aghdam, Mehdi Hosseinzadeh. "Context-aware recommender systems using hierarchical hidden Markov model." *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 518 (2019): 89-98.
- [5] Prasetyo, Muhammad Eko Budi. "Teori Dasar Hidden Markov Model." *Makalah I12092 Probabilitas dan Statistik*. 2010.
- [6] Yip, Cheuk Fung, Wai Leong Ng, and Chun Yip Yau. "A hidden Markov model for earthquake prediction." *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* 32.5 (2018): 1415-1434.
- [7] Shen, Chao, et al. "Performance analysis of multi-motion sensor behavior for active smartphone authentication." *IEEE Transactions on Information Forensics and Security* 13.1 (2018): 48-62.
- [8] Eldib, Mohamed, et al. "Behavior analysis for elderly care using a network of low-resolution visual sensors." *Journal of Electronic Imaging* 25.4 (2016): 041003.
- [9] Aghdam, Mehdi Hosseinzadeh. "Context-aware recommender systems using hierarchical hidden Markov model." *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 518 (2019): 89-98.
- [10] Biswas, Swagata, Ria Das, and Punyasha Chatterjee. "Energy-efficient connected target coverage in multi-hop wireless sensor networks." *Industry Interactive Innovations in Science, Engineering and Technology*. Springer, Singapore, 411-421. 2018.
- [11] Irfani, Angela, Ratih Amelia, and Dyah Saptanti. "Algoritma Viterbi dalam Metode Hidden Markov Models pada Teknologi Speech Recognition." *Laboratorium Ilmu dan Rekayasa Komputasi*. Departemen Teknik Informatika, Institut Teknologi Bandung (2006).

