

ESTIMASI JUMLAH PENGHUNI RUANGAN BERDASARKAN KONSENTRASI CO₂ DENGAN METODE BAYESIAN MCMC

Haolia Rahman

Tenaga Pengajar (Dosen)
Jurusan Teknik Mesin
Politeknik Negeri Jakarta
haolia.rahman@mesin.pnj.ac.id

Devi Handaya

Tenaga Pengajar (Dosen)
Jurusan Teknik Mesin
Politeknik Negeri Jakarta
devi.handaya@mesin.pnj.ac.id

Teguh Budianto

Pranata Laboratorium Pendidikan
Jurusan Teknik Mesin
Politeknik Negeri Jakarta
teguh.budianto@mesin.pnj.ac.id

The number of occupants in the building is important information for building management because it is related to security issues, evacuation, and energy saving. This article focuses on estimating the number of occupants using the Bayesian Monte Carlo Markov chain (MCMC) method based on indoor CO₂ levels. Probability theory underlies the Bayesian MCMC principle, where the mass balance equation of indoor CO₂ is used as a physical model of estimation calculations. Determination of the variables in the mass balance equation is investigated to obtain the effect on the accuracy of the estimated number of occupants. It found that the higher the standard deviation of the input variable on the physical model, the higher the error estimation produced. In addition, the Bayesian MCMC algorithm is tested in a real-time scheme of test-chamber. The result shows an estimated error of 39%. Rapid changes influence estimation errors in actual occupants relative to the sample interval and the time delay of the estimation.

Keywords: Carbon dioxide, Number of Occupants, Bayesian MCMC, Occupancy Estimation.

1. PENDAHULUAN

Informasi jumlah penghuni sebuah gedung sangat diperlukan oleh manajemen gedung karena berkaitan langsung dengan masalah keamanan [1], evakuasi [2] [2] dan penghematan energi [3]. Khusus untuk masalah penghematan energi, manajemen gedung dapat mematikan sistem HVAC maupun pencahayaan jika ruangan tidak berpenghuni tanpa harus datang ke setiap ruangan. Untuk itu, beberapa metode telah diupayakan untuk mengkuantifikasi jumlah penghuni secara real-time diantaranya menggunakan sensor RFID [4], kamera video [5], sensor PIR [6], akses Wifi [7], dan sensor lingkungan (CO₂, humiditas, dan temperatur).

Sensor lingkungan mempunyai kelebihan dibanding dengan sensor-sensor lainnya dalam mengkuantifikasi jumlah penghuni, diantaranya tidak mengganggu privasi dan aktifitas penghuni, serta relatif lebih murah. Diantara sensor-sensor lingkungan sendiri, profil CO₂ mempunyai korelasi yang sangat kuat dengan jumlah penghuni di dalam gedung jika sumber CO₂ lainnya dapat dikontrol sehingga sensor CO₂ lebih umum digunakan untuk melakukan estimasi jumlah penghuni. Namun demikian, merubah data CO₂ menjadi profil penghuni tidaklah mudah. Kenaikan dan penurunan kadar CO₂ di dalam ruangan merupakan perubahan eksponensial sedangkan perubahan penghuni merupakan perubahan bertahap. Metode mengkuantifikasi jumlah penghuni menggunakan konsentrasi CO₂ yang telah banyak dilakukan diantaranya adalah menggunakan *neural network* (NN) [8]. Tetapi, penyelesaian estimasi jumlah penghuni dengan metode NN memerlukan data training yang harus dikumpulkan dalam periode tertentu. Metode lainnya yang dapat digunakan dalam mengestimasi jumlah penghuni adalah menggunakan kesetimbangan masa CO₂ [9], [10]. Kesulitan terbesar yang dihadapi metode kesetimbangan masa adalah ketidakpastian pengukuran CO₂. Model fisik yang digunakan pada kesetimbangan masa mempertimbangkan selisih perubahan CO₂ tiap interval sampel. Hal ini tidak dapat mencakup sensor dengan *error* yang cukup tinggi (misal: sensor CO₂ dengan pembacaan fluktuasi yang tinggi dan waktu respon yang rendah). Penelitian sebelumnya menggunakan metode kesetimbangan masa terbatas pada aplikasi ruangan besar dengan estimasi jumlah penghuni puluhan [11] dan masih belum ada metode estimasi menggunakan metode kesetimbangan massa pada ruangan kecil.

Berdasarkan keterbatasan penggunaan metode kesetimbangan masa CO₂, diusulkan metode Bayesian dimana penyelesaian ketidakpastian dapat diatasi oleh metode ini dengan menggunakan teori probabilitas. Hal

ini didukung oleh salah satu penelitian yang menggunakan teori probabilitasnya untuk melakukan estimasi pembicara berbahasa Indonesia dengan akurasi mencapai 90% [12]. Teori probabilitas yang digunakan pada penelitian tersebut menggunakan Markov Chain dengan tujuan untuk melakukan sebuah estimasi, sedangkan tujuan dari penelitian ini, memvalidasi algoritma Bayesian MCMC dalam mengestimasi jumlah penghuni menggunakan data pengujian level CO₂ secara eksperimental, dengan jumlah penghuni di dalam ruang secara aktual.

2. METODE DAN BAHAN

2.1 Bayesian Monte Carlo Markov Chain

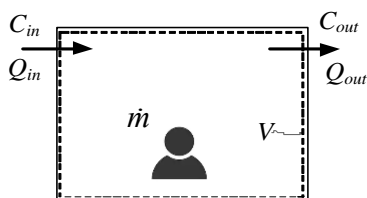
Bayesian merupakan metode stokastik menggunakan model statistik yang banyak digunakan untuk memprediksi probabilitas suatu kejadian. Metode ini dapat digunakan untuk mengatasi ketidakpastian pada variabel-variabel pengukuran. Pada teorema Bayes, probabilitas *posterior* dihitung dari probabilitas *prior* dan fungsi *likelihood*. Pada studi ini, probabilitas *posterior* merupakan estimasi dari jumlah penghuni (N) atau dinyatakan dalam $\pi(N|C)$ yang dihitung berdasarkan konsentrasi CO₂ yang diobservasi (C). Probabilitas *prior* penghuni, $\pi(N)$, merupakan asumsi-asumsi penilaian terhadap penghuni. Sedangkan fungsi *likelihood* $f(C|N)$ merupakan kemungkinan CO₂ dari asumsi N . Probabilitas posterior dapat diformulasikan sebagai berikut :

$$\pi(N|C) = \frac{\pi(N)f(C|N)}{\int \pi(N)f(C|N)dN} \tag{1}$$

Model fisik berupa kesetimbangan masa CO₂ digunakan sebagai fungsi *likelihood*. Kesetimbangan masa CO₂ di dalam sebuah ruangan diilustrasikan pada Gambar 1. Perubahan konsentrasi pada waktu tertentu ($dC(t)/dt$) merupakan total konsentrasi CO₂ yang dihasilkan penghuni ditambahkan selisih dari konsentrasi masuk dan keluar melalui ventilasi pada volum (V) yang telah ditentukan seperti dinyatakan dalam persamaan 2.

$$V \frac{dC(t)}{dt} = \dot{m}N + Q(C_{in} - C_{out}), \tag{2}$$

dimana \dot{m} adalah laju produksi CO₂ per orang, C_{in} dan Q_{in} adalah konsentrasi dan laju ventilasi masuk, dan C_{out} dan Q_{out} adalah konsentrasi dan laju ventilasi keluar. Konsentrasi yang terukur di dalam ruangan saat ini (C_t) diasumsikan seragam sehingga $C_t=C_{out}$.



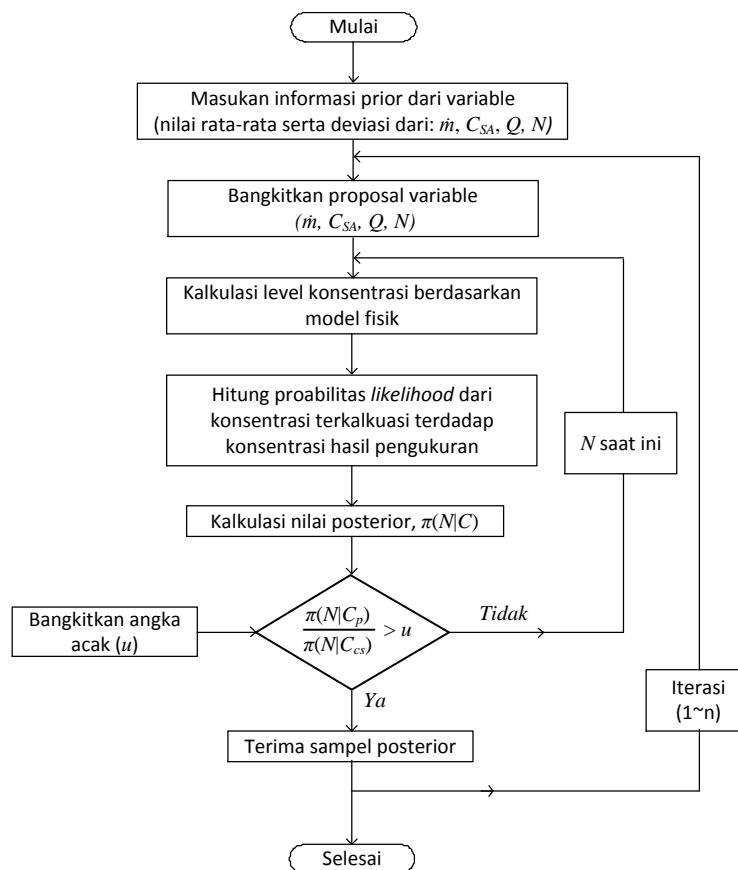
Gambar 1: Ilustrasi kesetimbangan masa pada sebuah bangunan.

Solusi dari persamaan diferensial melalui Persamaan 3 yang dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$C_t = \alpha C_{t-\Delta t} + (1 - \alpha)C_{\infty}, \tag{3}$$

dimana konsentrasi saat ini, C_t ditentukan oleh konsentrasi pada sampling interval sebelumnya, C_{t-1} , dan konsentrasi keadaan tunak, $C_{\infty} = (C_{in} + (\dot{m}N/Q))$. Faktor bobot yang disimbolkan $\alpha = e^{(-I\Delta t)}$ tergantung pada laju pertukaran udara I dan waktu interval pengambilan sampling Δt .

Secara umum, tahapan dari proses estimasi penghuni tiap waktu interval menggunakan metode Bayesian MCMC mengacu pada [13] dapat terlihat pada Gambar 2. Proses estimasi penghuni ini dilakukan dengan sebanyak 10.000 kali iterasi dimana hanya 5.000 iterasi terakhir yang diterima sebagai *posterior N*. Untuk menyelesaikan iterasi, algoritma Bayesian MCMC dibuat menggunakan platform R-programing.



Gambar 2: Diagram alir dari proses Bayesian MCMC.

Variabel proposal dibangkitkan mengacu pada teori Monte Carlo dimana angka acak yang dibuat menyerupai variasi nilai variabel-variabel pada model fisik. Variabel proposal ini diasumsikan mempunyai distribusi Normal seperti dirumuskan pada persamaan berikut:

$$X \sim \mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} e^{-\frac{(X-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}}, \tag{4}$$

dimana X adalah nilai proposal, μ and σ adalah nilai rata-rata dan standar deviasi dari variabel dimana i mengacu pada variabel \dot{m} , Q , C_{in} , dan N . Perlu diperhatikan bahwa μ dan σ diperoleh berdasarkan hasil observasi dan pengukuran yang tentunya keakuratan observasi diawal akan menentukan hasil estimasi. Nilai $\mu_{\dot{m}}$ diperoleh berdasarkan kondisi penghuni di dalam ruangan yang mencakup beberapa faktor diantaranya aktivitas, jenis kelamin, usia, dan berat badan. Secara umum, aktivitas penghuni merupakan faktor yang paling menentukan nilai $\mu_{\dot{m}}$ yang mana diwakili oleh tingkat metabolik (Met). Hubungan antara produksi CO_2 per orang terhadap tingkat metabolik diformulasikan pada persamaan 5.

$$\dot{m} = \frac{0,0276A_D Met RQ}{(0,23 RQ + 0,07)}, \tag{5}$$

Nilai Met untuk beberapa jenis aktivitas berdasarkan Compendium dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1: Nilai aktivitas fisik (Met) berdasarkan Compendium[14].

AKTIVITAS	MET (Met)	\dot{M} (g/m^3 per orang)
Tidur	0,95	4,06
Berbaring atau duduk dengan tenang	1-1,3	4,28- 5,56

Duduk membaca, menulis, mengetik	1,3	5,56
Duduk mendengarkan	1,3	5,56
Berdiri dengan tenang	1,3	5,56
Tugas duduk, usaha ringan (misalnya: pekerjaan kantor)	1,5	6,42
Berjalan perlahan kurang dari 2 km/jam pada permukaan datar	2	8,56
Pekerjaan membersihkan (ringan)	2,3	9,84
Merawat anak	2,6-3	11,12- 12,83
Senam (ringan)	2,8	11,98
Tugas berdiri, dengan aktivitas ringan (misalnya: petugas toko, pengarsipan)	3	12,84
Aktivitas dapur (pekerjaan sedang)	3,3	14,12
Berjalan dengan kecepatan sedang, 2,8-3,2 km/jam pada permukaan datar	3,5	14,98
Senam (menengah)	3,8	16,26
Membersihkan, menyapu (aktivitas sedang)	3,8	16,26
Kelas latihan di klub kesehatan (umum)	5	21,39
Menari (umum)	7,8	33,37
Senam (berat)	8	34,23

Respiratory quotient (RQ), adalah rasio volumetrik CO₂ dikeluarkan penghuni dengan laju konsumsi oksigennya, dan nilainya tergantung terutama pada pola makan [15] dimana nilai *RQ* untuk orang dewasa mempunyai rata-rata 0,85. A_D merupakan luasan badan DuBois yang dihitung berdasarkan tinggi badan (H) dan berat badan (W) sebagai berikut:

$$A_D = 0,202H^{0,725}W^{0,425}, \quad (6)$$

Sebagai contoh, ASTM D6245 memberikan gambaran orang dewasa rata-rata mempunyai nilai $A_D=1,8$ m³, dan duduk di kantor mempunyai nilai metabolik sebesar 1,2 met. Dengan asumsi tersebut maka besarnya konsentrasi CO₂ yang dikeluarkan sebesar 0,0052 L/s.

Standar deviasi (σ_m) merupakan hasil observasi sebaran kegiatan di dalam ruangan. Nilai rata-rata laju ventilasi (σ_Q) di atur berdasarkan pengukuran secara *real-time*. Jika fasilitas pengukur laju ventilasi tidak terpasang seperti ruangan tanpa *ducting*, atau tanpa alat ukur laju ventilasi, maka asumsi dapat dilakukan dengan pengukuran nilai laju ventilasi tunggal. Nilai Q tunggal ini dapat diperoleh dengan metode sederhana seperti ditampilkan pada [16]. Standar deviasi dari pengukuran laju ventilasi (μ_Q) diperoleh berdasarkan *error* alat ukur maupun deviasi dari pengambilan nilai Q tunggal.

Informasi variabel *prior* dari konsentrasi CO₂ di lingkungan ($\mu_{C_{in}}$) diperoleh dari hasil pengukuran konsentrasi udara luar. Hal ini akan sangat mudah jika sensor CO₂ terpasang pada saluran udara masuk (misal *Outdoor Air ducting*) dan dapat mengukur konsentrasi CO₂ luar secara *real-time*. Namun demikian jika sensor CO₂ tidak dapat diukur secara *real-time*, maka pengukuran dapat dilakukan secara mandiri. Waktu pengukuran disesuaikan dengan waktu estimasi penghuni, misalnya pada gedung perkantoran, pengukuran konsentrasi udara luar dimulai sejak pukul 08.00-16.00.

Pergerakan acak dari angka acak (Monte Carlo) mengadopsi prinsip Markov Chain dimana titik pergerakan mendatang dipengaruhi oleh posisi saat ini. Prinsip Markov Chain berfungsi untuk menjaga proposal N tetap menghasilkan usulan nilai N yang baru meskipun pergerakan nilai N yang diajukan tidak diketahui (mendekati atau menjauhi nilai N aktual). Nilai usulan N dapat diterima atau tidaknya mengacu pada pendekatan Metropolis-Hasting (MH) seperti pada Gambar 2 dengan algoritma sebagai berikut:

$$\frac{\pi(N|C_p)}{\pi(N|C_{cs})} > u, \quad (7)$$

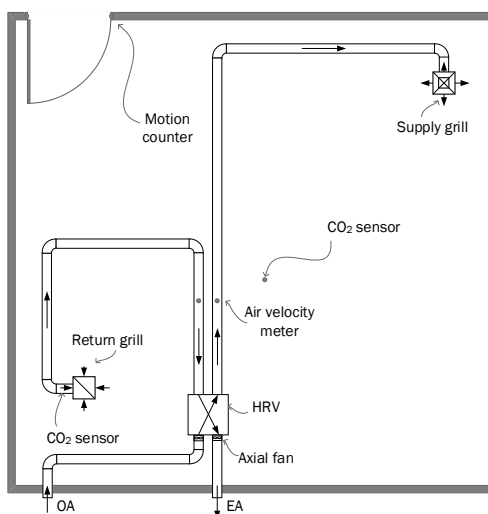
dimana u adalah bilangan acak yang dibangkitkan, $\pi(N|C_p)$ posterior proposal dan $\pi(N|C_{cs})$ adalah proposal saat ini.

2.2 Ruang Pengujian

Pengujian dilakukan untuk memvalidasi algoritma menggunakan metode Bayesian MCMC. Sebuah ruangan dengan volume 96,7 m³ digunakan sebagai ruang pengujian. Ruang observasi merupakan sebuah ruangan

kantor laboratorium yang berlokasi di Universitas Kookmin, Seoul, Korea Selatan. Udara masuk dan keluar diasumsikan hanya melewati *ducting* dimana sensor kecepatan dipasang pada saluran masuk. Sensor CO₂ ditempatkan di tengah ruangan dan saluran keluar udara dimana pembacaan nilai akhir konsentrasi CO₂ adalah rata-rata nilai kedua sensor. Sensor CO₂ yang digunakan adalah KIMO C310 dengan akurasi $\pm 3\%$ pada 0-5.000 ppm ketelitian 0,1 ppm. Sensor kecepatan (*hot-wire anemometer* Kanomax 0965-00 Omni Probe) digunakan untuk mendeteksi laju ventilasi dengan mengadopsi metode Log-Tchebycheff [17]. Pengujian dilakukan pada kondisi laju ventilasi konstan pada 115 m³/h yang mengacu pada standard ASHRAE 62.1-2007 [18] untuk jumlah penghuni sebanyak 6 orang. Sensor counter (*Infrared*) dipasang antara jalur masuk yang bertujuan memvalidasi jumlah penghuni yang datang dan meninggalkan ruangan seperti terilustrasikan pada Gambar 3. Validasi antara jumlah penghuni aktual dan terestimasi dapat terukur melalui perhitungan persentase *error* berikut:

$$error = \sqrt{\frac{\sum(N_{est}-N_{akt})^2}{n-1}} \times 100, \quad (8)$$

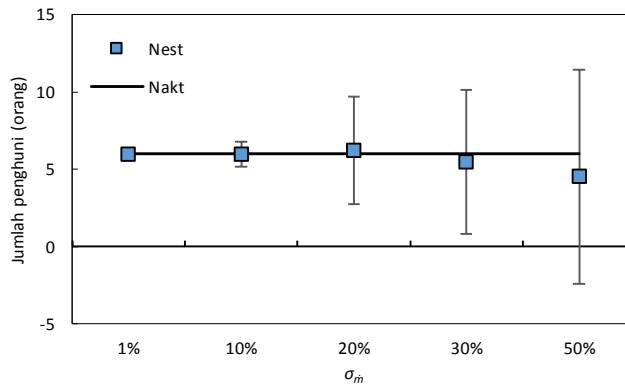


Gambar 3: Layout ruangan pengujian serta sistem *ducting*.

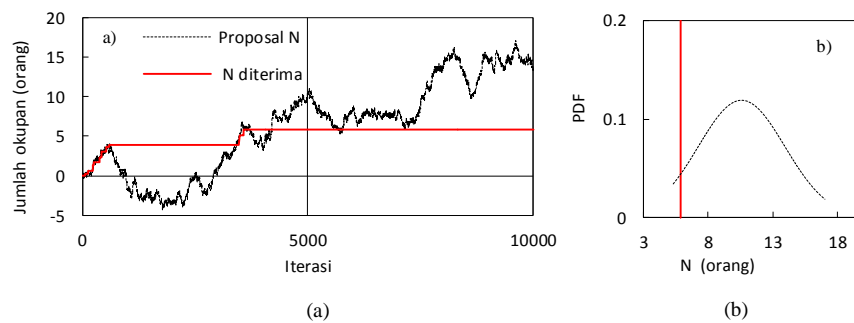
3. HASIL DAN ANALISA

3.1 Penentuan nilai rata-rata dan standar deviasi dari variabel pada model fisik

Gambar 4 menunjukkan nilai estimasi jumlah penghuni dengan variasi standar deviasi ($\sigma_{\dot{m}}$). Dengan konsentrasi yang diset untuk jumlah penghuni aktual (N_{akt}) sebesar 6 orang, variasi dibuat dalam komposisi 1%, 10%, 20%, 30% dan 50%. Berdasarkan gambar terlihat bahwa semakin tinggi standar deviasi semakin jauh nilai jumlah penghuni estimasi (N_{est}) dari nilai aktual. *Error* bar pada $\sigma_{\dot{m}}$ menggambarkan sebaran dari beberapa pengambilan sampel dan menunjukkan semakin luas nilai $\sigma_{\dot{m}}$. Dengan demikian dapat digambarkan pula bahwa semakin besar $\sigma_{\dot{m}}$ yang diatur, maka semakin besar *error* yang mungkin dapat terjadi. Untuk itu, observasi rata-rata aktivitas penghuni dalam ruangan sangat penting untuk menentukan interval $\sigma_{\dot{m}}$. Sebagai contoh, jika objek penghuni ruangan adalah karyawan kantor dengan aktivitas rata-rata duduk ($\dot{m}=6,42 \text{ g/m}^3$ per orang), mengetik ($\dot{m}=4,28 \text{ g/m}^3$ per orang) atau berdiri dengan tenang ($\dot{m}=5,56 \text{ g/m}^3$ per orang) maka $\sigma_{\dot{m}}$ dapat diatur sebesar 14%. Ilustrasi nilai $\sigma_{\dot{m}}=14\%$ pada pergerakan nilai acak proposal N dan nilai posterior N yang diterima terlihat pada Gambar 5. Gambar 5 (a) menunjukkan proses Bayesian MCMC dengan 10.000 iterasi. Arah pergerakan proposal N sebagai pergerakan acak dari proposal konsentrasi CO₂ tidak dapat diprediksi, tetapi proposal N yang diterima merupakan nilai yang mendekati dengan nilai N yang berasal dari pengukuran kadar CO₂ melalui variabel model fisik. Pada Gambar 5(b) terlihat *Probability Density Function* (PDF) dari proposal N dan nilai N yang diterima. Meskipun nilai PDF pada proposal N terletak pada 10 orang, namun nilai N yang diterima menunjukkan nilai 5,8 orang (nilai integer 6 orang).

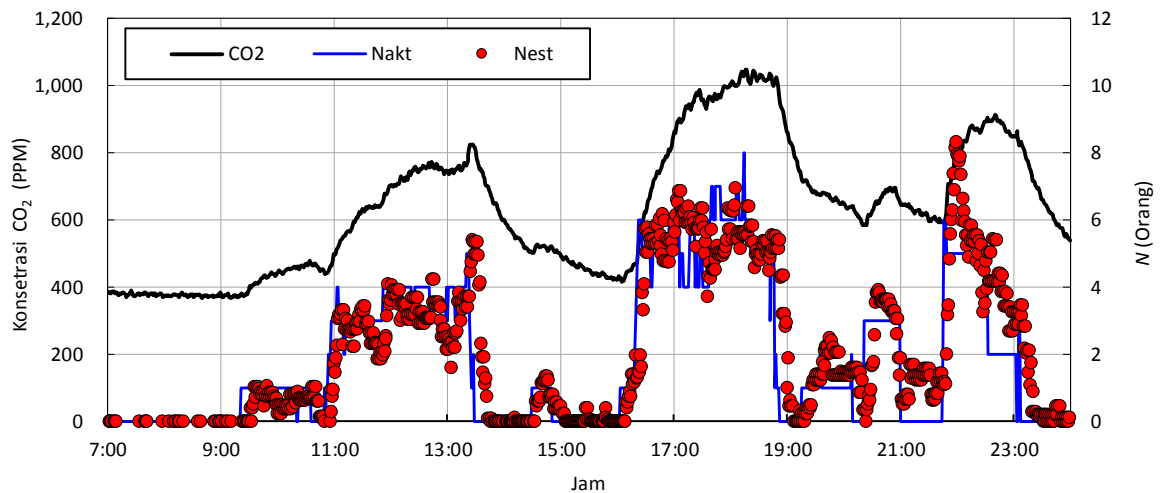


Gambar 4: Estimasi iumlah penghuni pada dengan variasi standar deviasi dari laju produksi CO₂ oleh penghuni.



Gambar 5: Ilustrasi proposal N dan yang diterima pada $\sigma_m = 14\%$, (a). Iterasi 0-10.000, (b). Distribusi PDF pada 5.000-10.000 iterasi.

3.2 Estimasi jumlah penghuni pada ruang pengujian

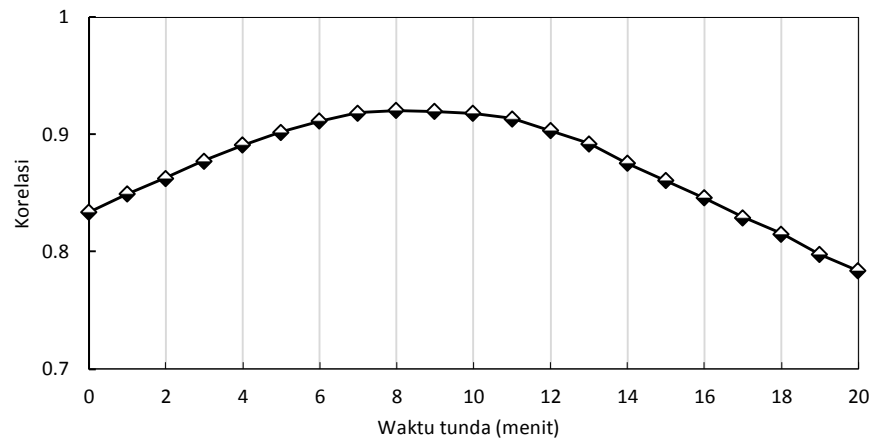


Gambar 6: Profil CO₂, jumlah penghuni aktual dan estimasi pada ruang pengujian.

Gambar 6 adalah hasil pengujian yang menggambarkan profil CO₂, jumlah penghuni aktual dan estimasi dalam satu hari pengujian. Pada gambar tersebut, konsentrasi CO₂ naik dan turun secara eksponensial saat penghuni (N_{akt}) masuk dan meninggalkan ruangan. Titik merah pada gambar menunjukkan estimasi penghuni (N_{est}) yang secara garis besar dapat mengikuti tren penghuni aktual. Persentase *error* estimasi dari pengujian yang telah dilakukan adalah 39%. Nilai *error* yang cukup besar ini dapat dilihat dari perubahan penghuni yang cepat mengakibatkan perubahan CO₂ tidak dapat terdeteksi. Selain itu, adanya waktu tunda dari estimasi

berkontribusi terhadap tingginya persentase *error*. Hal yang menarik dari Gambar 6 terutama pada jumlah estimasi 0 atau ketika ruangan tidak berpenghuni mempunyai ketepatan estimasi yang cukup baik. Hal ini dapat dijadikan dasar untuk aplikasi penghematan energi di dalam gedung, dimana manajemen gedung dapat mengatur konsumsi energi listrik ketika ruangan tidak berpenghuni.

Untuk menganalisa besarnya waktu tunda pada pengujian ini, maka analisa korelasi antara jumlah penghuni aktual dengan terestimasi dilakukan. Gambar 7 menunjukkan korelasi antara jumlah penghuni aktual dan estimasi dengan waktu tunda dimana menunjukkan bahwa korelasi tertinggi waktu tunda adalah 8 menit. Hal ini menunjukkan bahwa metode Bayesian MCMC pada fasilitas pengujian ini memiliki keterlambatan dalam estimasi jumlah penghuni sekitar 8 menit. Melalui analisa waktu tunda pada kondisi korelasi tertinggi, maka perhitungan persentase *error* tidak mencakup waktu tunda sehingga persentase *error* diperoleh adalah sebesar 28%.



Gambar 7: Korelasi antara jumlah penghuni aktual dan estimasi dengan waktu tunda.

4. KESIMPULAN

Metode Bayesian MCMC digunakan untuk mengestimasi jumlah penghuni yang mengacu pada model kesetimbangan masa CO₂. Variabel-variabel pada model kesetimbangan masa CO₂ sangat mempengaruhi tingkat keakuratan. Penentuan nilai variabel laju produksi CO₂ per penghuni dapat dilakukan melalui observasi, sedangkan variabel laju ventilasi dan kadar CO₂ dari lingkungan diperoleh dari pengukuran. Nilai standar deviasi pada variabel berbanding lurus dengan nilai *error* estimasi. Semakin besar standar deviasi yang dimasukkan, maka semakin besar pula *error* estimasi yang diperoleh. Untuk itu, penentuan nilai variabel serta standar deviasi-nya sangat diperhatikan pada metode Bayesian MCMC.

Estimasi jumlah penghuni menggunakan metode Bayesian MCMC berdasarkan level CO₂ telah berhasil divalidasi pada ruangan pengujian. Adapun *Error* yang terjadi pada estimasi dikarenakan fluktuasi perubahan penghuni aktual yang terlalu cepat dan waktu tunda estimasi. Waktu tunda estimasi merupakan sifat fisik dari gas CO₂ yang pembacaannya pada sensor dipengaruhi oleh difusi gas dan aliran udara di dalam ruangan. Untuk mengetahui waktu tunda estimasi, analisa korelasi dilakukan antara profil penghuni aktual dan penghuni estimasi tiap waktu tunda. Nilai *error* estimasi dihitung mengacu pada jumlah penghuni estimasi pada waktu tunda maksimal yang menghasilkan penurunan *error* estimasi.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. MUKHSIN, "Rancang Bangun Prototype Monitoring Keamanan Rumah Berbasis Closed Circuit Television (CCTV) Dengan Detektor Gerak Closed Circuit Television (CCTV)," vol. 22, no. 1, pp. 7–13, 2014.
- [2] P. DEVI and A. RAHMAN, "Perancangan Sistem Deteksi Posisi Penghuni Pada Proses Evakuasi Gedung Bertingkat Dengan Teknologi RFID," no. January, pp. 1–11, 2011.
- [3] K. U. AHN and C. S. PARK, "Correlation between occupants and energy consumption," *Energy Build.*, 2016.
- [4] O. C. DANIEL, V. RAMSURREUN, and A. K. SEEAM, "Smart Library Seat, Occupant and Occupancy Information System, using Pressure and RFID Sensors," in 2nd International Conference on Next Generation Computing Applications 2019, NextComp 2019 - Proceedings, 2019.

- [5] S. H. N. XUVHO et al., “Video Content Analysis-Based Detection of Occupant Presence for Building Energy Modelling,” in *CIB W78 – Information Technology for Construction*, 2019, pp. 974–985.
- [6] E. SAMANI et al., “Anomaly Detection in IoT-Based PIR Occupancy Sensor” 2020.
- [7] L. S. SHEN and D. SUI, “Wi-Fi Location-Based Services (LBS) for Occupancy Sensing in Buildings: A Technical Overview,” 2020.
- [8] A. G. ALAM, H. RAHMAN, J. K. KIM, and H. HAN, “Uncertainties in neural network model based on carbon dioxide concentration for occupancy estimation,” *J. Mech. Sci. Technol.*, 2017.
- [9] D. CALÌ, P. MATTHES, K. HUCHTEMANN, R. STREBLOW, and D. MÜLLER, “CO₂ based occupancy detection algorithm: Experimental analysis and validation for office and residential buildings,” *Build. Environ.*, vol. 86, pp. 39–49, 2015.
- [10] T. M. LAWRENCE and J. E. BRAUN, “A methodology for estimating occupant CO₂ source generation rates from measurements in small commercial buildings,” *Build. Environ.*, vol. 42, no. 2, pp. 623–639, 2007.
- [11] S. ZHONGWEI, S. WANG, and Z. MA. “In-Situ Implementation and Validation of a CO₂-Based Adaptive Demand-Controlled Ventilation Strategy in a Multi-Zone Office Building,” *Build. Environ.*, vol. 46, no. 1, pp.124–33, 2011.
- [12] D. HANDAYA, H. FAKHRUROJA, E. M. I. HIDAYAT, and C. MACHBUB, “Comparison of Indonesian speaker recognition using vector quantization and Hidden Markov Model for unclear pronunciation problem,” in *Proceedings of the 2016 6th International Conference on System Engineering and Technology, ICSET 2016*, 2017.
- [13] SHIN C, HAN H (2015). Occupancy estimation in a subway station using bayesian simulation based on carbon dioxide and particle concentrations. *International Journal of Mechanical Systems Engineering*, 1(2): 1–9
- [14] B. E. AINSWORTH et al., “2011 compendium of physical activities: A second update of codes and MET values,” *Medicine and Science in Sports and Exercise*. 2011, doi: 10.1249/MSS.0b013e31821ece12.
- [15] A. E. BLACK, A. M. PRENTICE, and W. A. COWARD, “Use of food quotients to predict respiratory quotients for the double-labelled water method of measuring energy expenditure,” *Hum. Nutr. Clin. Nutr.*, vol. 40C:, pp. 381–391, 1986.
- [16] R. CLAUDE-ALAIN and F. FORADINI, “Simple and Cheap Air Change Rate Measurement Using CO₂ Concentration Decays,” *Int. J. Vent.*, vol. 1, no. 1, pp. 39–44, 2002.
- [17] ISO 3966, “Measurement of fluid flow in closed conduits-velocity area method for regular flows using Pitot static tubes,” 2008.
- [18] ASHRAE Standard 62.1-2007, “Ventilation for acceptable indoor air quality, User’s manual,” 2007.