

## Pemodelan Cuaca Menggunakan Model Hidden Markov Untuk Pemanfaatan Energi Surya

Miftahul Fikri<sup>1</sup>; Samsurizal<sup>2</sup>; Christiono<sup>3</sup>; Kartika Tresya M<sup>4</sup>

<sup>1, 2, 3, 4</sup> Teknik Elektro, Institut Teknologi PLN

<sup>1</sup> miftahul@itpln.ac.id

<sup>2</sup> samsurizal@itpln.ac.id

<sup>3</sup> christiono@itpln.ac.id

<sup>4</sup> kartika@itpln.ac.id

### ABSTRACT

Renewable energy is an alternative energy to address problems that arise in conventional energy, which is limited and cause pollution that can damage the environment. On the other hand, Indonesia as a tropical country located in the the Equator area, has the potential of solar energy abundant and shining all year round. LAPAN records the average daily radiation of solar energy is 4.8 KWh/m<sup>2</sup>. Thus, solar power systems (PLTS) have enormous potential as a key source of energy for use in Indonesia in the future. One of the main problems when planning a PLTS is the weather uncertainty, it causes difficulty in planning the needed capacity of PLTS. This problem can be solved if this weather uncertainty can be solved. A reliable method to address this uncertainty is the stochastic modeling, this is because stochastic modeling is a model built using opportunity rules. The Model Hidden Markov (MHM) is one of the most reliable stochastic modeling without having to know the factors causing the problem to be modelled, including the problem in this weather where the factors are difficult to observe. In the middle of the limitation, this modeling uses BMKG daily weather data on the area of Samarinda, East Kalimantan on July 1 to October 31, 2019 (as many as 123 days). The weather Data obtained is grouped into four categories, namely sunny, bright-cloudy, cloudy, rainy. Models are created using weather data of 105 days, of which the remaining 18 days is used to check the accuracy of the model predictions. The results showed that the model had the accuracy as much as 87 from 105 days (82.86%). The accuracy of the model to predict as much as 13 of 18 days (72.67%).

**Keywords:** renewable energy, solar energy, weather, stochastic process, hidden Markov model

### ABSTRAK

Energi terbarukan merupakan energi alternatif untuk mengatasi permasalahan yang timbul pada energi konvensional, yaitu terbatas dan menimbulkan polusi yang dapat merusak lingkungan. Disisi lain, Indonesia sebagai negara tropis yang terletak di kawasan katulistiwa, memiliki potensi energi matahari yang melimpah dan bersinar sepanjang tahun. LAPAN mencatat radiasi harian rata-rata energi surya adalah 4.8 KWh/m<sup>2</sup>. Karenanya, sistem pembangkit listrik tenaga surya (PLTS) memiliki potensi yang sangat besar sebagai sumber energi utama untuk digunakan di Indonesia pada masa depan. Salah satu permasalahan utama saat perencanaan PLTS adalah ketidakpastian cuaca, hal ini menyebabkan kesulitan dalam merencanakan kapasitas PLTS yang dibutuhkan. Permasalahan ini dapat terselesaikan jika ketidakpastian cuaca ini dapat diatasi. Metode yang dapat diandalkan untuk mengatasi ketidakpastian ini adalah pemodelan stokastik, hali ini dikarenakan pemodelan stokastik merupakan suatu model yang dibangun menggunakan aturan-aturan peluang. Model hidden Markov (MHM) merupakan salah satu pemodelan stokastik yang dapat diandalkan tanpa harus mengetahui faktor-faktor penyebab permasalahan yang dimodelkan, termasuk permasalahan pada cuaca ini yang mana faktor-faktor penyebabnya sulit diamati. Ditengah keterbatasan, pemodelan ini menggunakan data cuaca harian BMKG pada wilayah Samarinda, Kalimantan Timur pada tanggal 1 Juli sampai dengan 31 Oktober 2019 (sebanyak 123 hari). Data cuaca yang diperoleh tersebut dikelompokkan menjadi empat kategori, yaitu cerah, cerah-berawan,

*berawan, hujan. Model dibuat menggunakan data cuaca sebanyak 105 hari, yang mana sisa sebanyak 18 hari digunakan untuk mengecek ketepatan prediksi model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model memiliki ketepatan sebanyak 87 dari 105 hari (82,86%). Adapun keatepatan model untuk memprediksi sebanyak 13 dari 18 hari (72,67%).*

**Kata Kunci:** *energi terbarukan, energi surya, cuaca, proses stokastik, model hidden Markov*

## 1. PENDAHULUAN

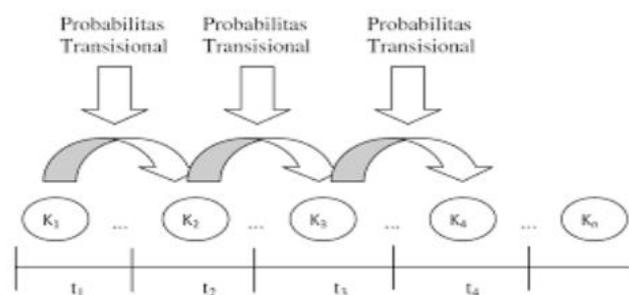
Energi terbarukan merupakan energi alternatif untuk mengatasi permasalahan yang timbul pada energi konvensional, yaitu terbatas dan menimbulkan polusi yang dapat merusak lingkungan. Disisi lain, Indonesia sebagai negara tropis yang terletak di kawasan katulistiwa, memiliki potensi energi matahari yang melimpah dan bersinar sepanjang tahun. Berdasarkan letak astronomisnya, Indonesia berada pada  $6^\circ$  LU (Lintang Utara) –  $11^\circ$  LS (Lintang Selatan) dan  $95^\circ$  BT (Bujur Timur) –  $141^\circ$  BT (Bujur Timur). LAPAN mencatat radiasi harian rata-rata energi surya adalah  $4.8 \text{ KWh/m}^2$  [1]. Karenanya, sistem pembangkit listrik tenaga surya (PLTS) memiliki potensi yang sangat besar sebagai sumber energi utama untuk digunakan di Indonesia pada masa depan.

Pada penelitian berjudul *Characteristics of Temperature Changes Measurement on Photovoltaic Surfaces Against Quality of Output Current on Solar Power Plants*, menghasilkan arus optimal adalah pada 1,92 Ampere, suhu optimum pada  $37,4^\circ \text{ C}$ , dan nilai tukar tertinggi adalah pada 2,08 Ampere sedangkan suhu pada permukaan sel surya adalah pada  $37,4^\circ \text{ C}$ . Sesuai dengan hasil yang telah dilakukan dengan menggunakan persamaan regresi matematis yaitu persamaan statistik regresi kuadrat, dapat diketahui bahwa karakteristik sel surya memiliki tenaga kerja yang efisien adalah sekitar  $37,4^\circ \text{ C}$  [2]. Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS) merupakan pembangkit listrik yang mengubah energi surya menjadi energi listrik. Karena PLTS memanfaatkan energi matahari, tentu memiliki ketergantungan yang sangat erat terhadap cuaca. Salah satu permasalahan utama saat perencanaan PLTS adalah ketidakpastian cuaca, hal ini menyebabkan kesulitan dalam merencanakan kapasitas PLTS yang dibutuhkan. Permasalahan ini dapat terselesaikan jika ketidakpastian cuaca ini dapat diatasi. Metode yang dapat diandalkan untuk mengatasi ketidakpastian ini adalah pemodelan stokastik, hal ini dikarenakan pemodelan stokastik merupakan suatu model yang dibangun menggunakan aturan-aturan peluang. Model hidden Markov (MHM) merupakan salah satu pemodelan stokastik yang dapat diandalkan tanpa harus mengetahui faktor-faktor penyebab permasalahan yang dimodelkan, termasuk permasalahan pada cuaca ini yang mana faktor-faktor penyebabnya sulit diamati [3].

## 2. METODE/PERANCANGAN PENELITIAN

Model *hidden* Markov (MHM) adalah model dengan waktu diskret yang terdiri dari sepasang proses stokastik  $\{K_t, Y_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ .  $\{K_t\}_{t \in \mathbb{N}}$  merupakan penyebab kejadian yang diasumsikan tidak diamati dan membentuk suatu rantai Markov. Sedangkan  $\{Y_t\}_{t \in \mathbb{N}}$  adalah proses observasinya yang hanya bergantung pada  $\{K_t\}_{t \in \mathbb{N}}$ . Kemudian peubah acak  $Y_t$  diketahui  $X_t$  adalah diasumsikan peubah acak untuk setiap  $t \in \mathbb{N}$ . Dalam hal ini  $Y_t$  merupakan data cuaca pada hari ke- $t$  [3].

Proses Markov digunakan untuk mengukur atau mengetimasi pergerakan yang terjadi setiap saat. Proses ini melibatkan penggunaan matriks transisi markov, dimana setiap nilai dalam matriks transisi adalah probabilitas pergerakan dari suatu keadaan ke keadaan lainnya [4] [5].



Gambar 1. Ilustrasi Rantai Markov

Untuk setiap waktu  $t$ , ketika kejadian adalah  $K_t$  dan seluruh kejadian sebelumnya adalah  $K_{t(j)}, \dots, K_{t(j-n)}$  yang terjadi dari proses yang diketahui, probabilitas seluruh kejadian yang datang  $K_{t(j)}$  hanya bergantung pada kejadian  $K_{t(j-1)}$  dan tidak bergantung pada kejadian-kejadian sebelumnya yaitu  $K_{t(j-1)}, K_{t(j-2)}, \dots, K_{t(j-n)}$  [4] [6]. Probabilitas menunjukkan kemungkinan terjadinya suatu peristiwa yang bersifat acak. Suatu peristiwa disebut acak jika terjadi peristiwa tersebut tidak diketahui sebelumnya. Oleh karena itu probabilitas dapat digunakan untuk mengestimasi kejadian yang akan datang.

**Matriks Peluang Transisi** Matriks peluang transisi adalah matriks yang memuat semua informasi yang mengatur perpindahan sistem dari suatu state ke state lainnya [7] [8]. Suatu matriks dikatakan matriks transisi atau matriks stokastik jika semua peluang transisi  $P_{ij}$  adalah tetap, dan tidak bergantung pada waktu  $t$ , dimana  $P_{ij}$  adalah peluang transisi satu langkah yang bergerak dari keadaan  $i$  ke keadaan  $j$ . Penjelasan mengenai matriks peluang transisi diuraikan berikut ini.

Pada penelitian ini diasumsikan  $\{K_t\}_{t \in \mathbb{N}}$  adalah rantai Markov diskret, homogen dan *ergodic* dengan ruang state  $S_X = \{1, 2, \dots, m\}$ . Adapun ciri dari model hidden Markov sebagai berikut [3] [9].

1. Matriks peluang state transisi  $\Gamma = [\gamma_{ij}]$ , di mana  $\Gamma$  matriks berukuran  $m \times m$  dan  $i, j \in S_X$ , memenuhi:

- $\gamma_{ij} = P(K_t = j | K_{t-1} = i) = P(K_2 = j | K_1 = i)$ ,
- $\gamma_{ij} \geq 0$ ,
- $\sum_{j=1}^m \gamma_{ij} = 1$ , untuk setiap  $i = 1, 2, \dots, m$ .

Dalam model *hidden* Markov, Saat  $K_t$  berada pada state  $i$  ( $i \in S_X$ ), maka sebaran bersyarat  $Y_t$  jika diketahui  $K_t = i$  ( $t \in \mathbb{N}$ ) adalah peubah acak dengan parameter  $\lambda_i$  [10][9]. Untuk setiap  $y \in \{0, 1, 2, \dots\}$ , matriks peluang dari proses observasi  $\Pi = [\pi_{yi}]$ , dengan

$$\sum_{y=0}^{\infty} \pi_{yi} = 1.$$

2. Vektor peluang state awal  $\delta = [\delta_i]$ , di mana  $\delta$  merupakan vektor berukuran  $m \times 1$  dan  $i \in S_X$ , dengan

$$\delta_i = P(K_1 = i),$$

$$\sum_{i=1}^m \delta_i = 1.$$

Karena rantai Markov  $\{K_t\}_{t \in \mathbb{N}}$  diasumsikan rantai Markov yang *ergodic*,  $\delta$  merupakan sebaran yang stasioner sehingga memenuhi [3] [11]

$$\Gamma \delta = \delta. \tag{1}$$

3. Untuk setiap  $t \in \mathbb{N}$  dan  $y \in \{0, 1, 2, \dots\}$ , fungsi sebaran marginal dari  $Y_t$ , yaitu

$$P(Y_t = y) = \sum_{i=1}^m P(Y_t = y | K_t = i) P(K_t = i) = \sum_{i=1}^m \delta_i \pi_{yi}.$$

4. Nilai harapan dari  $Y_t$  diberikan oleh

$$E(Y_t) = \sum_{y=0}^{\infty} y P(Y_t = y) = \sum_{i=1}^m \sum_{y=0}^{\infty} y P(Y_t = y | K_t = i) P(K_t = i)$$

$$= \sum_{i=1}^m E(Y_t | K_t = i) P(K_t = i) = \sum_{i=1}^m \lambda_i \delta_i = \delta' \lambda,$$

dengan  $\lambda$  merupakan vektor yang didefinisikan sebagai  $(\lambda_1, \dots, \lambda_m)$ .

Berdasarkan pembahasan karakteristik MHM di atas, model *hidden* Markov  $\{K_t, Y_t\}_{t \in \mathbb{N}}$  dicirikan oleh parameter  $\phi = (\Gamma, \lambda, \delta)$ , dengan

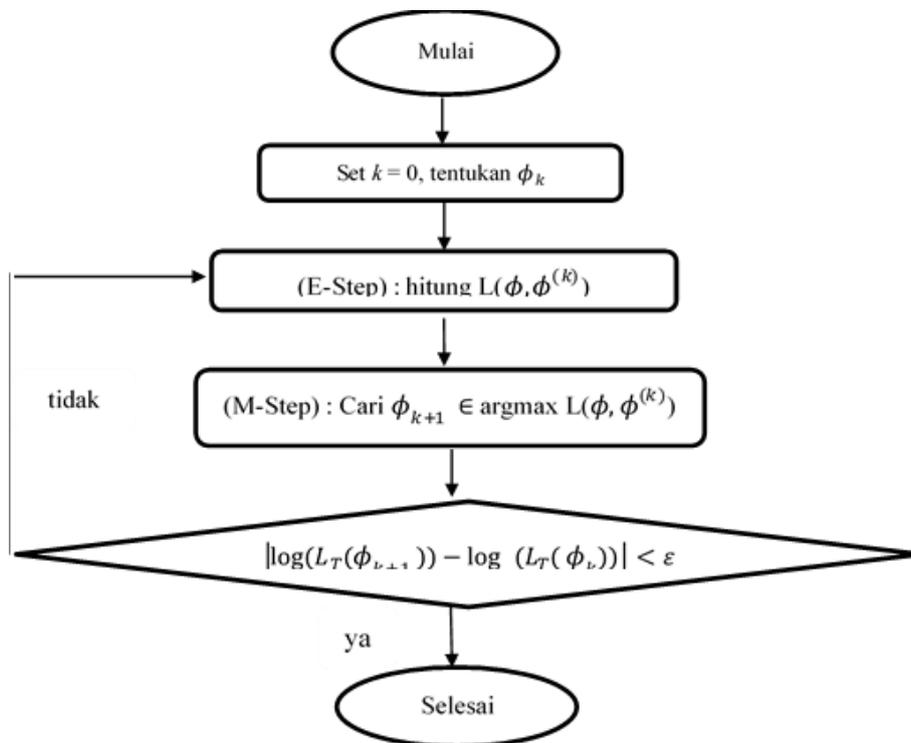
$$\delta = [\delta_i] \quad i \in S_X,$$

$$\Gamma = [\gamma_{ij}] \quad i, j \in S_X,$$

$$\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m)'$$

Hal yang sangat penting pada MHM ialah mengestimasi parameter model. Akan tetapi berdasarkan persamaan (1),  $\delta$  dengan mudah diperoleh ketika  $\Gamma$  diperoleh, sehingga cukup mengestimasi parameter  $\phi = (\Gamma, \lambda)$ . Pada penelitian ini untuk mengestimasi parameter model dilakukan menggunakan metode maksimum *likelihood* [3] [12].

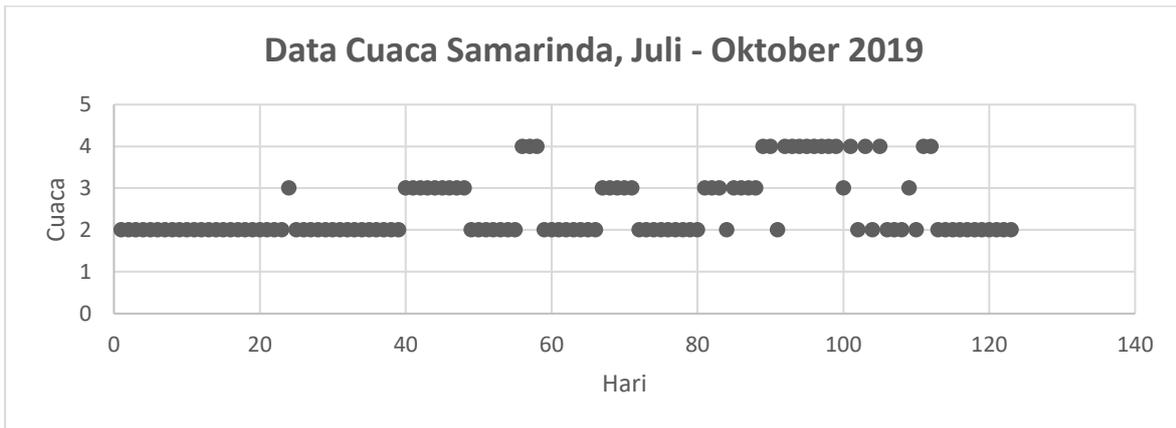
Adapun diagram alir pada penelitian ini ditunjukkan pada gambar berikut:



**Gambar 2.** Diagram Alir proses pendugaan parameter MH dengan Algoritme EM

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Ditengah keterbatasan, penelitian ini menggunakan data cuaca harian BMKG [13] [14] pada wilayah Samarinda, Kalimantan Timur pada tanggal 1 Juli sampai dengan 31 Oktober 2019 (sebanyak 123 hari). Data cuaca yang diperoleh tersebut dikelompokkan menjadi empat kategori, yaitu cerah (1), cerah-berawan (2), berawan (3), hujan(4). Model dibuat menggunakan data cuaca sebanyak 105 hari, yang mana sisa sebanyak 18 hari digunakan untuk mengecek ketepatan prediksi model. Adapun data yang diperoleh sebagai berikut:



Gambar 3. Data Cuaca Wilayah Samarinda Bulan Juli-Oktober 2019

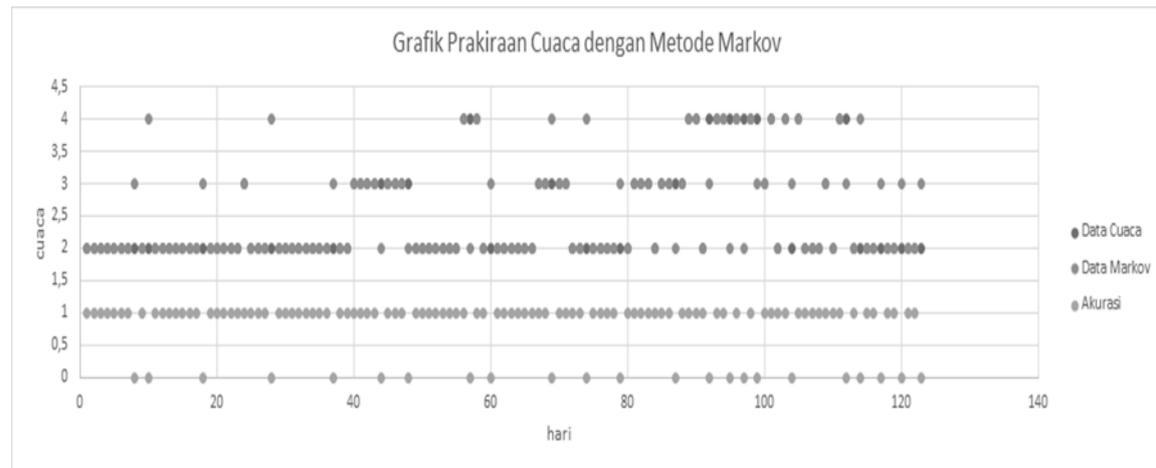
Data di atas digunakan sebagai input untuk membentuk model hidden Markov menggunakan bahasa pemrograman R dengan mengacu [15] [16] sebagai berikut:

```
# Counts
vt = viterbiTrainingRecursion(tempHm, observation)
T = vt$TransitionMatrix
E = vt$EmissionMatrix
# Pseudocounts
T[is.na(hm$transProbs)] = T[is.na(hm$transProbs)] + pseuc
E[is.na(hm$emissionProbs)] = E[is.na(hm$emissionProbs)] + pseuc
# Relative Frequencies
T = (T/apply(T,1,sum))
E = (E/apply(E,1,sum))
d = sqrt(sum((tempHm$transProbs-T)^2)) + sqrt(sum((tempHm$emissionProbs-E)^2))
diff = c(diff, d)
tempHm$transProbs = T
tempHm$emissionProbs = E
if(d < delta)
{
  break
}
tempHm$transProbs[is.na(hm$transProbs)] = NA
tempHm$emissionProbs[is.na(hm$emissionProbs)] = NA
return(list(hm=tempHm,difference=diff))
}

viterbiTrainingRecursion = function(hm, observation)
{
  TransitionMatrix = hm$transProbs
  TransitionMatrix[,] = 0
  EmissionMatrix = hm$emissionProbs
  EmissionMatrix[,] = 0
  v = viterbi(hm, observation)
  for(i in 1:(length(observation)-1))
  {
```

Gambar 4. Program model hidden Markov menggunakan Bahasa R

Dari hasil tersebut, diperoleh model hidden Markov dan kemudian dilakukan prediksi dan diperoleh hasil sebagai berikut:



**Gambar 5.** Data Pemodelan Cuaca Menggunakan model hidden Markov

Data diatas merupakan data prakiraan cuaca menggunakan model *hidden* Markov, yang mana warna biru merupakan data cuaca BMKG, warna orange merupakan data dugaan, serta abu-abu bernilai 1 jika data dugaan sama dengan data BMKG dan bernilai 0 jika data dugaan tidak sama dengan data BMKG. Jika data cuaca sama dengan data markovnya maka akurasi nya 1, sebaliknya apabila data cuaca dengan data markovnya berbeda, maka akurasi nya 0. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model memiliki ketepatan sebanyak 87 dari 105 hari (82,86%). Adapun keatepatan model untuk memprediksi sebanyak 13 dari 18 hari (72,67%).

#### 4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa pemodelan cuaca menggunakan model *hidden* Markov sudah cukup baik dengan akurasi sebesar 82,86% dan prediksi sebesar 72,76%. Hasil ini dapat dijadikan sebagai acuan untuk memprediksi potensi energi matahari sebagai kajian awal untuk pembangunan pembangkit listrik yang memanfaatkan energi surya (PLTS).

Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan model *hidden* Markov, dimana rantai Markov diasumsikan tak-homogen agar model yang diperoleh lebih akurat. Untuk pengembangan PLTS, sebaiknya data yang digunakan pada pemodelan minimal satu siklus periodik cuaca, yaitu satu tahun.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Institut Teknologi PLN melalui LPPM yang telah mendanai dan memberi dukungan yang membantu pelaksanaan penelitian dan atau penulisan artikel ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Separman, *Teknologi Tenaga Surya Pemanfaatan dalam Bentuk Energi Panas*, Malang: UB Press, 2015.
- [2] A. Makkulau, Christiono dan Samsurizal, "Characteristics of Temperature Changes Measurement on Photovoltaic Surfaces Against Quality of Output Current on Solar Power Plants," *International Conference on Technologies and Policies in Electric Power & Energy*, IEEE, vol. doi: 10.1109/IEEECONF48524.2019.9102630., pp. 1-4, 2019.

- [3] B. S. M. Fikri dan I. P. Purnaba, "Pendugaan Parameter dan Kekonvergenan Penduga Parameter Model Poisson Hidden Markov. .," *Jurnal Matematika dan Aplikasinya*, vol. 15, no. 1, pp. 45-54, 2016.
- [4] S. S, I. S dan Sukarna, "Aplikasi Analisis Rantai Markov untuk Memprediksi status Pasien Rumah Sakit Model Poisson Hidden Markov," *Online Jurnal of Natural Science*, no. 3(3), pp. 313-321, 2014.
- [5] Anisa, A. K. Jaya dan Sunarti., "Analisis Hidden Markov Model untuk Segmentasi Barisan DNA.," *Jurnal Matematika, Statistika & Komputasi*, vol. 19, no. 1, pp. 55-65, 2016.
- [6] A. Zaki, W. Sanusi dan S. Bahri, "Model Rantai Markov dan Model ARIMA serta Kombinasinya dalam Memprediksi Curah Hujan di Kota Makassar," *Journal of Mathematics, Computations, and Statistics* , vol. 1, no. 1, 2018.
- [7] B. Rahmawati, D. Prihatni dan Aliek, "Penerapan model FTS-Markov Chain untuk peramalan cuaca di jalur penyeberangan Gresik-Bawean," Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya, Surabaya, 2018..
- [8] G. S. R. R. H. Subekti Yuliananda, "Pengaruh Perubahan Intensitas Matahari Terhadap Daya Keluaran Panel Surya," *Jurnal Pengabdian LPPM Untag Surabaya*, vol. 1, no. 2, 2015.
- [9] Sutikno, R. D. Bekti, P. Susanti dan Istriana, "Prakiraan Cuaca dengan Metode Autoregressive Integrated moving average, neural network, dan adaptive splines threshold Autoregression di Stasiun Juanda Surabaya," *Jurnal Sains Dirgantara*, vol. 8, no. 1, 2010.
- [10] M. N. Andriani dan F. I. Irianingsih, "Reliabilitas Suatu Mesin Menggunakan Rantai Markov (Studi Kasus: Mesin Proofer Di Pabrik Roti Super Jam Banten).," *Jurnal Matematika Integratif*, vol. 13, no. 1, 2017.
- [11] D. Suhartono, *Markov Chain*, School of Computer Science Binus University, 2013.
- [12] K. Ahmad, "Pembangkit Listrik Tenaga Surya dan Penerapannya untuk Daerah Terpencil. *Dinamika Rekayasa*," vol. 1, no. 1, 2005..
- [13] H. S. Tira, A. Natsir dan M. R. Iqbal, "Pengaruh Sudut Surya terhadap Daya Keluaran Sel Surya 10 WP Tipe Polycrystalline," *Jurnal Teknik Mesin*, vol. 7, no. 2, 2018.
- [14] <https://www.bmkg.go.id/cuaca/ikhtisar-cuaca-harian.bmkg>.
- [15] L. R dan Rabiner, "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition," *Proceeding of The IEEE*, vol. 77, pp. 257-286, 1989.
- [16] L. Himmelmman., "Hidden Markov Models," Package HMM, 2015. [Online]. Available: <https://cran.r-project.org/web/packages/HMM/HMM.pdf>.