JOMTA
Journal of Mathematics: Theory and Applications
Vol. 6, No. 1, 2024, pp. 67 – 74

p-ISSN: 2685-9653 e-ISSN: 2722-2705
DOI: 10.31605/jomta.v6i1.3594

Estimasi Bayes Empirik pada Model Rantai Markov untuk Menggambarkan Karakteristik Curah Hujan di Kota Makassar

Wahidah Sanusi[1*]

[1] Jurusan Matematika, Universitas Negeri Makassar, Makassar, Indonesia

Corresponding Email: wahidah.sanusi@unm.ac.id*

Abstrak

Peristiwa banjir dan kekeringan merupakan dua peristiwa yang masih menjadi topik menarik bagi para peneliti karena kedua peristiwa tersebut merugikan kelangsungan hidup manusia, baik secara langsung maupun tidak langsung. Kedua fenomena tersebut juga tidak dapat dipastikan kapan mulai atau berakhirnya, sehingga diperlukan suatu model probabilistik seperti model rantai Markov. Model ini dapat menggambarkan karakteristik curah hujan, seperti nilai peluang, durasi dan periode ulang kejadian basah dan kering. Penentuan peluang transisi suatu model rantai Markov dapat dilakukan dengan menggunakan pendekatan klasik maupun pendekatan Bayes. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan peluang transisi model rantai Markov menggunakan pendekatan Bayes empirik, dan untuk memperoleh gambaran karakteristik curah hujan Kota Makassar. Penelitian ini menggunakan data curah hujan bulanan dari empat stasiun curah hujan di Kota Makassar untuk periode tahun 1988 sampai 2017. Data diperoleh dari Dinas Pengelolaan Sumber Daya Air dan Balai Besar Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika Wilayah IV Provinsi Sulawesi Selatan. Berdasarkan estimasi Bayes empirik peluang transisi model Rantai Markov, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kota Makassar akan mengalami keadaan basah dua bulan berturut-turut, begitupun dengan keadaan kering. Selain itu, hasil penelitian ini juga menunjukkan bahwa pada umumnya kota Makassar akan lebih sering mengalami keadaan basah dibanding keadaan lainnya.

Kata Kunci:Bayes, empirik, model, rantai Markov, transisi

Abstract

Floods and droughts are still interesting topics for researchers because they pose a direct and indirect threat to human survival. Moreover, it is impossible to predict the exact timing of these events. Thus, researchers require a probabilistic model like the Markov chain model to analyze and understand these phenomena. This model can describe rainfall characteristics, such as the probability value, duration, and return period of wet and dry events. The transition probability of the Markov chain model can be determined using the classical or the Bayes approaches. This research aims to determine the transition probability of the Markov chain model using an empirical Bayes approach and to obtain an overview of the rainfall characteristics of Makassar City. This research utilizes the monthly rainfall data from 1988 to 2017 from four rainfall stations in Makassar City. The data was obtained from the Water Resources Management Service and the Center for Meteorology, Climatology and Geophysics Region IV, South Sulawesi Province. Based on the estimation empirical Bayes of the Markov Chain model transition probability, the results of this research show that the city of Makassar will experience wet conditions for two consecutive months, as well as dry conditions. The findings indicate that, on average, Makassar City is likely to encounter wet conditions more frequently than other conditions.

Keywords: *Bayes, empirical, Markov chain, model, transition probability*

Received :06-02-2024, Revised :29-03-2024, Accepted :31-03-2024

1. Pendahuluan

Curah hujan merupakan sumber air yang penting bagi kehidupan manusia dan makhluk hidup lainnya. Meskipun curah hujan sangat banyak manfaatnya, tetapi curah hujan yang berlebihan dapat menimbulkan masalah bagi manusia, seperti banjir, atau pun longsor. Begitupun dengan curah hujan yang sedikit, bahkan mungkin tidak ada, juga dapat menimbulkan masalah kekeringan [1]. Saat ini, penelitian mengenai peristiwa banjir maupun kekeringan masih terus dilakukan karena dampak negatifnya terhadap kehidupan manusia dan lingkungan. Permulaan (awal) dan akhir kedua peristiwa tersebut merupakan fenomena alam yang sulit dipastikan. Karena itu, beberapa peneliti telah menggunakan pendekatan probabilistik untuk mengidentifikasi kedua fenomena tersebut, seperti penggunaan model rantai Markov ([2] – [4]). Model rantai Markov pertama kali digunakan oleh Gabriel pada tahun 1962 [5] untuk mengetahui kejadian curah hujan harian. Hasilnya menunjukkan bahwa model rantai Markov orde pertama lebih cocok untuk data curah hujan harian di Tel Aviv.

Selanjutnya Sanusi [6] juga telah menggunakan model rantai Markov homogen orde pertama untuk menganalisis karakteristik perilaku kekeringan di Semenanjung Malaysia berdasarkan Indeks Presipitasi Terstandarisasi. Selain penggunaannya dalam data curah hujan, model rantai Markov juga telah digunakan untuk mengetahui dan memprediksi polusi udara di Klang Malaysia [7]. Model rantai Markov juga telah digunakan untuk menganalisis tingkat kenyamanan di kota Majene berdasarkan *Temperature Humidity Index* (THI) [8].

Pemodelan rantai Markov tentunya melibatkan perhitungan peluang transisi dari satu keadaan ke keadaan lainnya. Pada umumnya, model rantai Markov menggunakan pendekatan klasik untuk menentukan peluang transisi suatu keadaan (*state*) melalui penggunaan metode Kemungkinan Maksimum (*Maximum Likelihood Estimator*). Kelemahannya ketika menggunakan metode ini adalah nilai frekuensi baris tertentu dari matriks transisi suatu keadaan dimana semua elemennya bernilai nol, maka peluang transisi tidak dapat ditentukan. Untuk mengatasi hal tersebut, Meskhani dan Billard [9] telah memperkenalkan pendekatan Bayes Empirik. Mereka telah menggunakan pendekatan ini untuk menentukan peluang transisi model rantai Markov terhadap perilaku merokok di empat wilayah. Pendekatan Bayes Empirik juga telah digunakan oleh Meskhani dan Billard [9] dalam pemodelan rantai Markov polusi udara. Pendekatan ini juga telah digunakan dalam pemodelan rantai Markov peristiwa kemarau di Semenanjung Malaysia [10].

Frekuensi transisi pada matriks transisi dari suatu kategori curah hujan ke kategori lainnya juga memungkinkan menghasilkan frekuensi yang bernilai nol, seperti pada pengkategorian peristiwa kemarau [10]. Berdasarkan uraian tersebut, maka dalam penelitian ini pendekatan empiris Bayes digunakan untuk menentukan peluang transisi setiap stasiun curah hujan di kota Makassar, dan juga untuk mengidentifikasi karakteristik curah hujan Kota Makassar. Sedangkan karakteristik curah hujan yang dimaksud dalam penelitian ini adalah durasi dan periode ulang kategori curah hujan yang digunakan.

2. Landasan Teori

2.1 Rantai Markov

Rantai Markov merupakan proses acak yang mempunyai sifat bahwa informasi mengenai keadaan (*state*) sekarang hanya bergantung pada keadaan satu periode sebelumnya, yaitu untuk setiap waktu t ($t = 1, 2, \cdots$) dan semua keadaan $s_1, \dots, s_t$ berlaku,

$$Prob(X_t = s_t | X_{t-1} = s_{t-1}, \cdots, X_1 = s_1) = Prob(X_t = s_t | X_{t-1} = s_{t-1}). \quad (1)$$

dengan nilai X_t, yaitu s_t disebut keadaan pada waktu t. Misalkan $prob(X_t = j | X_{t-1} = i) = p_{ij}$, merupakan peluang transisi dari keadaan *i* pada saat (*t-1*) ke keadaan *j* pada saat *t*, maka p_{ij} $(i, j = 1, 2, 3)$ dapat dinyatakan dalam bentuk matriks peluang transisi [10], yaitu

$$\boldsymbol{P} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} \end{bmatrix}, 0 \le p_{ij} \le 1 \text{ dan } \sum_{j=1}^{3} p_{ij} = 1. \quad (2)$$

2.2 Pendekatan Bayes Empirik

Berbeda dengan pendekatan klasik, pendekatan Bayes memperlakukan parameter fungsi *likelihood* sebagai variabel acak, dimana distribusi parameter tersebut dikenal sebagai distribusi prior. Penggabungan antara informasi *likelihood* (sampel) dan informasi prior melalui aturan Bayes menghasilkan distribusi posterior. Distribusi posterior ini memberi ringkasan semua informasi yang ada tentang parameter dan dapat digunakan untuk menyelesaikan estimasi titik, seperti estimasi bagi peluang transisi. Jika parameter untuk distribusi prior atau posterior tersebut diestimasi dengan menggunakan informasi data observasi, maka pendekatan Bayes ini dikenal sebagai pendekatan Bayes empirik.

Distribusi prior merupakan hal penting yang perlu dipertimbangkan dalam pendekatan Bayes. Penentuan distribusi prior ini tidaklah mudah, biasanya distribusi tersebut berdasarkan pada informasi dari kajian sebelumnya atau dari pendapat pakar untuk bidang ilmu bersesuaian [11]. Namun demikian, kebanyakan peneliti lebih berminat menggunakan distribusi prior yang berasal dari sebuah keluarga distribusi yang dikenal sebagai prior konjugat. Kelebihan prior konjugat ini adalah bahwa distribusi posterior akan mempunyai keluarga yang sama, dan juga lebih mudah perhitungannya dalam praktik, karena distribusi posterior yang diperoleh, biasanya berasal dari distribusi tertentu yang dikenal [11].

Penggabungan antara informasi di dalam data/sampel ($f\left(n_j \middle| p_j\right)$) dan informasi prior ($g\left(p_j \middle| \alpha_{jk}\right)$) menghasilkan distribusi posterior ($h\left(p_j \middle| n_j\right)$), yaitu gabungan distribusi frekuensi transisi dengan distribusi peluang transisi untuk *state*-1, *state-2*, dan *state-3*. Estimasi distribusi posterior diperoleh menggunakan Persamaan (3) [9],

$$\begin{aligned} h\left(p_j \middle| n_j\right) &= f\left(n_j \middle| p_j\right) g\left(p_j \middle| \alpha_{jk}\right) \\ &\propto \prod_{k=1}^{3} {p_{jk}}^{n_{jk}} \prod_{k=1}^{3} {p_{jk}}^{\alpha_{jk}-1} \\ &\propto \prod_{k=1}^{3} {p_{jk}}^{n_{jk}+\alpha_{jk}-1} \end{aligned} \tag{3}$$

n_{jk} : frekuensi transisi dari keadaan *j* ke keadaan *k* (*j*,*k* = 1, 2, 3)

p_{jk} : peluang transisi dari keadaan *j* ke keadaan *k*, $p_{jk} > 0$ dan $\sum_{j=1}^{3} p_{jk} = 1$

$n_j = [n_{j1}\ n_{j2}\ n_{j3}]^t$

$p_j = [p_{j1}\ p_{j2}\ p_{j3}]^t$

α_{jk} : parameter distribusi *Dirichlet*, $\alpha_{jk} > 0$

Fungsi $f\left(n_j \middle| p_j\right)$ merupakan distribusi Multinomial dengan nilai mean dan variansi, masing-masing adalah $E\left(n_j\right) = \left(\sum_{\mathrm{k}=1}^{3} n_{jk}\right)p_j$ dan $var(n_j) = \left(\sum_{\mathrm{k}=1}^{3} n_{jk}\right)p_j(1-p_j)$. Fungsi $g\left(p_j \middle| \alpha_{jk}\right)$ merupakan distribusi *Dirichlet* dengan nilai mean dan variansi, masing-masing adalah $E(p_{jk}) = \frac{\alpha_{jk}}{\sum_{\mathrm{k}=1}^{3} \alpha_{jk}}$ dan $var(p_{jk}) = \frac{\alpha_{jk}\left(\sum_{\mathrm{k}=1}^{3} \alpha_{jk} - \alpha_{jk}\right)}{\sum_{\mathrm{k}=1}^{4} {\alpha_{jk}}^{2}\left(\sum_{\mathrm{k}=1}^{3} \alpha_{jk}+1\right)}$. Fungsi $h\left(p_j \middle| n_j\right)$ pada Persamaan (3) merupakan distribusi *Dirichlet* dengan parameter $(n_{jk} + \alpha_{jk})$. Nilai estimasi untuk p_{jk} diperoleh dari ekspektasi distribusi posterior, yaitu

$$p_{jk}^{EB} = E\left[h\left(p_j \middle| n_j\right)\right] = \frac{(n_{jk}+\alpha_{jk})}{(n_{j+}+\alpha_{j+})} \tag{4}$$

dengan $n_{j+} = \sum_{k=1}^{3} n_{jk}$ dan $\alpha_{j+} = \sum_{\mathrm{k}=1}^{3} \alpha_{jk}$. Untuk mendapatkan nilai estimasi bagi p_{jk}^{EB} pada Persamaan (4), maka parameter α_{jk} yang tidak diketahui, harus diestimasi terlebih dahulu. Estimator parameter α_{jk} dapat diperoleh melalui metode momen, yaitu

$$\hat{\alpha}_{jk;r} = \frac{\bar{X}_{jk;\,r}\bar{Y}_{jk;\,r}}{\{\bar{X}_{jk;\,r}(1-\bar{X}_{jk;\,r})\}-\bar{Y}_{jk;\,r}}. \tag{5}$$

dimana

$X_{jk} = \left(\dfrac{n_{jk}}{n_{j+}}\right),$

$Y_{jk} = X_{jk}(1 - X_{jk})$,

$\bar{X}_{jk;\,r} = \frac{1}{m-1}\sum_{\substack{i=1 \\ i\neq r}}^{m} X_{jk;\,i}$, *m, r =1, 2, 3, 4*. (*m, r,* menyatakan banyaknya stasiun curah hujan yang diteliti) [9].

2.3 Durasi Kategori Curah hujan

Waktu tinggal sebarang keadaan di suatu wilayah merupakan durasi bagi wilayah itu berada dalam keadaan tersebut. Misalkan $T_j, j = 1, 2, 3$ mewakili durasi sebarang kategori j pada sebuah wilayah, maka $T_j = n$ berarti bahwa wilayah tersebut berada dalam kategori j selama n bulan tanpa beralih ke kategori lain. Estimasi nilai harapan waktu tinggal ($T_j^* = E[T_j]$) atau biasa dikenal dengan nilai durasi untuk sebarang kategori j [6] adalah

$$T_j^* = \frac{1}{(1-p_{jj})};\;\; p_{jj} \neq 1. \tag{6}$$

dimana p_{jj} merupakan nilai peluang transisi dari kategori *j* ke kategori *j*.

2.4 Periode Ulang Kategori Curah hujan

Misalkan U_{jk} adalah jumlah bulan yang diperlukan oleh proses untuk beralih kali pertama dari sebarang kategori j ke kategori k dengan $j, k = 1, 2, 3$. Untuk $U_{jk} = t$, berarti bahwa proses berpindah dari kategori j ke kategori k untuk kali pertama setelah t bulan. Nilai harapan U_{jk} [6] dapat dihitung sebagai berikut:

$$U_{jk}^* = 1 + \sum_{\substack{l=1 \\ l\neq j}}^{s} p_{jl}\, U_{lk}^* \tag{7}$$

dimana $U_{lk}^* = E[U_{lk}]$ merupakan rata-rata jumlah bulan yang diperlukan untuk beralih kali pertama dari kategori l ke kategori k untuk $l, k = 1, 2, 3$. U_{jj}^* merupakan rata-rata jumlah bulan yang diperlukan untuk berpindah kali pertama kepada kategori yang sama. Nilai U_{jj}^* biasa juga dikenal dengan nilai periode ulang kategori j [6].

3. Metode

3.1 Data

Penelitian ini menggunakan data jumlah curah hujan bulanan (mm) dari empat stasiun curah hujan di kota Makassar selama 30 tahun (1988 – 2017). Keempat nama stasiun curah hujan tersebut diperlihatkan pada Tabel 1. Data tersebut diperoleh dari Dinas Sumber Daya Air, Cipta Karya, dan Tata Ruang Provinsi Sulawesi Selatan, dan Balai Besar BMKG Wilayah IV Provinsi Sulawesi Selatan. Data yang tidak lengkap diestimasi menggunakan metode Rasio Normal termodifikasi [12].

Tabel 1. Nama stasiun dan persentase data tidak lengkap

Nama stasiun	Inisial	Data tidak lengkap (%)
Biring Romang	BR	4.72
Paotere	Paotere	0
Balai Besar BMKG	BBMKG	3.33
Ujung Pandang	UP	0.28

3.2 Kriteria Curah Hujan

Kriteria curah hujan bulanan disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Kriteria curah hujan bulanan

State	Jumlah curah hujan (mm)	Kategori
1	<60	Kering (K)
2	60-100	Lembab (L)
3	>100	Basah (B)

Sumber: Ihsan, dkk.[13]

3.3 Penentuan Karakteristik Curah Hujan

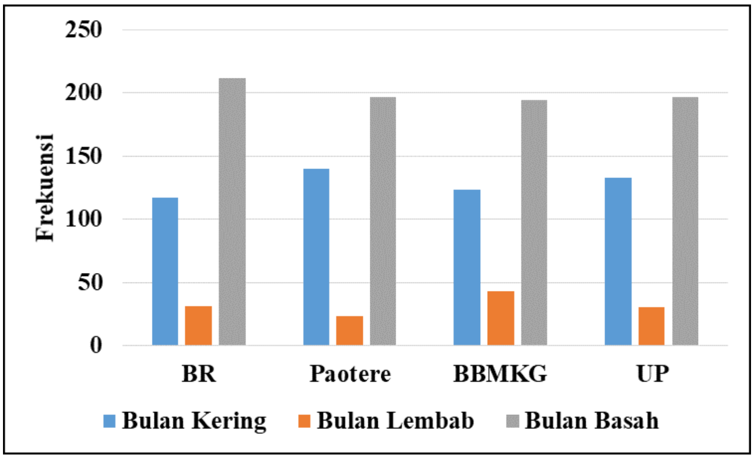
Penelitian ini menggunakan model rantai Markov. Kata “keadaan (*state*)” di dalam model rantai Markov merujuk kepada kategori pada Tabel 1.

Langkah-langkah yang dilakukan dalam pemodelan Rantai Markov, sebagai berikut:

a. Menyusun matriks frekuensi transisi kategori bulan kering, bulan lembab, dan bulan basah ke setiap kategori untuk setiap stasiun.
b. Mengestimasi matriks peluang transisi kategori bulan kering, bulan lembab, dan bulan basah menggunakan metode Bayes empirik pada Persamaan (4) untuk setiap stasiun.
c. Mengestimasi nilai durasi keadaan kering, lembab, dan basah menggunakan Persamaan (6).
d. Mengestimasi nilai periode ulang keadaan kering, lembab dan basah menggunakan Persamaan (7).
e. Menginterpretasikan hasil yang diperoleh.

4. Hasil dan Pembahasan

Pada penelitian ini menggunakan data jumlah hujan bulanan dari empat stasiun hujan di Makassar, yaitu stasiun Biring Romang (BR), stasiun Paotere, stasiun Balai Besar BMKG (BBMKG), dan stasiun Ujung Pandang (UP). Data tersebut diambil dari Januari 1988 sampai Desember 2017. Gambar 1 memperlihatkan bahwa semua stasiun mempunyai frekuensi yang lebih tinggi untuk kategori bulan basah, kemudian diikuti oleh bulan kering, dan frekuensi terendah untuk kategori bulan lembab.



Gambar 1. Frekuensi kategori hujan bulanan

Penelitian ini menggunakan model rantai Markov homogen orde satu dengan tiga state, yaitu bulan kering, bulan lembab, dan bulan basah. Berdasarkan tiga kategori hujan bulanan tersebut, kemudian ditentukan frekuensi transisi suatu kategori ke kategori lainnya, seperti yang diperlihatkan dalam matriks dalam Persamaan (9). Matriks-matriks tersebut memperlihatkan bahwa transisi dari kategori basah ke kategori basah mempunyai frekuensi tertinggi, kemudian disusul oleh kategori kering ke kategori kering. Setiap stasiun memperlihatkan bahwa frekuensi dari kategori kering ke kategori basah lebih tinggi dibanding dari kategori kering ke kategori lembab, begitu pun sebaliknya. Demikian pula dari kategori lembab ke kategori basah mempunyai frekuensi yang lebih tinggi dibanding dengan dari kategori lembab ke kategori kering, kecuali di stasiun Paotere.

$$\boldsymbol{F}_{BR} = \begin{array}{c} \\ K \\ L \\ B \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{ccc} K & L & B \end{array} \\ \begin{bmatrix} 84 & 11 & 22 \\ 10 & 6 & 15 \\ 23 & 14 & 174 \end{bmatrix} \end{array} \qquad \boldsymbol{F}_{Paotere} = \begin{bmatrix} 99 & 11 & 30 \\ 13 & 2 & 8 \\ 28 & 10 & 158 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{F}_{BBMKG} = \begin{bmatrix} 80 & 21 & 22 \\ 15 & 7 & 21 \\ 28 & 15 & 150 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{F}_{UP} = \begin{bmatrix} 94 & 11 & 28 \\ 11 & 7 & 12 \\ 28 & 12 & 156 \end{bmatrix} \tag{9}$$

Persamaan (10) memperlihatkan matriks estimasi nilai peluang transisi setiap kategori menggunakan pendekatan Bayes empirik. Matriks-matriks ini menunjukkan bahwa transisi dari kategori basah ke kategori basah mempunyai nilai peluang yang lebih besar dibanding dengan transisi kategori lainnya. Semua stasiun menunjukkan bahwa nilai peluang transisi dari kering ke basah lebih tinggi dari transisi kategori kering ke lembab. Hal yang sama, transisi dari kategori lembab ke kategori basah, kecuali di stasiun Paotere, dimana nilai peluang dari kategori lembab ke kering lebih tinggi dari lembab ke basah.

$$\boldsymbol{P}_{BR} = \begin{array}{c} \\ K \\ L \\ B \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{ccc} K & L & B \end{array} \\ \begin{bmatrix} 0.636 & 0.037 & 0.327 \\ 0.267 & 0.156 & 0.578 \\ 0.063 & 0.003 & 0.935 \end{bmatrix} \end{array} \qquad \boldsymbol{P}_{Paotere} = \begin{bmatrix} 0.551 & 0.038 & 0.410 \\ 0.686 & 0.106 & 0.208 \\ 0.123 & 0.150 & 0.727 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{P}_{BBMKG} = \begin{bmatrix} 0.925 & 0.030 & 0.045 \\ 0.266 & 0.148 & 0.586 \\ 0.071 & 0.080 & 0.849 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{P}_{UP} = \begin{bmatrix} 0.592 & 0.041 & 0.367 \\ 0.264 & 0.223 & 0.513 \\ 0.135 & 0.073 & 0.792 \end{bmatrix} \tag{10}$$

Persamaan (11) memberikan vektor estimasi nilai harapan periode ulang setiap kategori. Vektor-vektor ini menunjukkan bahwa semua stasiun mempunyai nilai periode ulang yang tinggi untuk kategori lembab dan mempunyai nilai periode ulang yang rendah untuk kategori basah, kecuali di stasiun BBMKG. Sementara itu, Persamaan (12) memperlihatkan bahwa semua stasiun mempunyai durasi yang tinggi dalam keadaan basah dibanding keadaan lainnya, kecuali di stasiun BBMKG. Sementara keadaan lembab mempunyai durasi yang singkat dibanding keadaan lainnya.

$$\boldsymbol{PU}_{BR} = \begin{array}{c} K \\ L \\ B \end{array} \begin{bmatrix} 6.61 \\ 10.77 \\ 1.19 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{PU}_{Paotere} = \begin{bmatrix} 3.10 \\ 9.16 \\ 1.76 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{PU}_{BBMKG} = \begin{bmatrix} 1.78 \\ 17.94 \\ 2.61 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{PU}_{UP} = \begin{bmatrix} 3.75 \\ 13.18 \\ 1.52 \end{bmatrix} \tag{11}$$

$$\boldsymbol{D}_{BR} = \begin{array}{c} K \\ L \\ B \end{array} \begin{bmatrix} 2.75 \\ 1.18 \\ 15.38 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{D}_{Paotere} = \begin{bmatrix} 2.23 \\ 1.12 \\ 3.66 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{D}_{BBMKG} = \begin{bmatrix} 13.33 \\ 1.17 \\ 6.62 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{D}_{UP} = \begin{bmatrix} 2.45 \\ 1.29 \\ 4.81 \end{bmatrix} \tag{12}$$

Berdasarkan data frekuensi dan estimasi nilai peluang transisi setiap kategori menunjukan bahwa jika bulan ini kota Makassar mengalami keadaan basah, maka satu bulan ke depan mempunyai peluang yang tinggi untuk mengalami keadaan basah juga. Demikian pula jika bulan ini berada dalam keadaan kering, maka satu bulan ke depan akan mempunyai peluang yang tinggi untuk mengalami keadaan kering juga. Hasil yang diperoleh ini juga sejalan dengan hasil penelitian oleh Ihsan, dkk. [13] bahwa kota Makassar lebih sering mengalami keadaan basah dibanding keadaan kering maupun lembab.

Berdasarkan estimasi nilai peluang, nilai harapan periode ulang dan nilai harapan durasi setiap kategori menunjukkan bahwa kota Makassar lebih sering mengalami keadaan basah dibanding keadaan lainnya, kecuali di wilayah stasiun BBMKG lebih sering mengalami keadaan kering dibanding keadaan lainnya. Keadaan kering yang dimaksud di sini adalah di wilayah tersebut pada umumnya mempunyai rata-rata jumalah curah hujan bulanan kurang dari 60 mm. Kota Makassar juga lebih lama berada dalam keadaan basah dibanding dengan keadaan lainnya.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil estimasi peluang transisi model rantai Markov menggunakan pendekatan Bayes Empirik, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kota Makassar akan mengalami keadaan basah dua bulan berturut-turut, begitupun dengan keadaan kering. Selain itu, hasil penelitian ini juga menunjukkan bahwa pada umumnya kota Makassar akan lebih sering dan lama mengalami keadaan basah dibanding keadaan lainnya. Gambaran karakteristik curah hujan kota Makassar ini dapat dijadikan informasi untuk mengantisipasi terjadinya banjir atau pun longsor, ketika terjadi hujan lebat dengan intensitas yang tinggi dan durasi yang lama. Selain itu, kelebihan air ini juga diusahakan dapat meresap ke dalam tanah atau tertampung, sehingga dapat dipergunakan pada musim kering/kemarau.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada staf Dinas Sumber Daya Air, Cipta Karya, dan Tata Ruang Provinsi Sulawesi Selatan, dan Balai Besar BMKG Regional IV Provinsi Sulawesi Selatan, yang telah membantu penulis dalam pengumpulan data curah hujan.

Referensi

[1] S.A. Hanawi, W.Z. Wan Zin, A. A. Jemain, R. R. Ahmad. “Fenomena Kehujanan di Semenanjung Malaysia Berdasarkan Indeks Kerpasan Piawai,” *Sains Malaysiana*, vol. 40(11), p. 1277-1284, 2011.

[2] M. Tettey, F. T. Oduro, D. Adedia, and D. A. Abaye, “Markov Chain Analysis of the Rainfall Patterns of Five Geographical Locations in the South Eastern Coast Of Ghana,” *Earth Perspectives*, vol. 4(6), p. 1-11, 2017. doi: 10.1186/s40322-017-0042-6.

[3] S. M. Deni, A. A. Jemain, and K. Ibrahim. "Fitting Optimum Order of Markov Chain Models for Daily Rainfall Occurrences in Peninsular Malaysia," *Theor. Appl Climatol*, vol. 97, p. 109-121, 2009. doi: 10.1007/s00704-008-0051-3

[4] A. Azizah, R. Welastika, A. N. Falah, B. N. Ruchjana, and A. S. Abdullah, “An Application of Markov Chain for Predicting Rainfall Data at West Java Using Data Mining Approach,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 303, no. 1, p. 012026, 2019. doi: 10.35940/ijeat.F1116.0986S319

[5] C. V. Doto, D. Niang, M. Zorom, and H. Yacouba, "Statistical Study of Dry Spells and their Impact on Rainfed Corn in the Burkinabe Sahel," *American Journal of Water Resources*. vol. 8(1), p. 31-37, 2020. doi: 10.12691/ajwr-8-1-4

[6] W. Sanusi, A. A. Jemain, W. Z. Wan Zin, and M. Zahari, "The Drought Characteristics Using the First-Order Homogeneous Markov Chain of Monthly Rainfall Data in Peninsular Malaysia," *Water Resources Management*, vol. 29(5), p. 1523-1539, 2015. doi: 10.1007/s11269-014-0892-8

[7] N. N. Zakaria, R. Sokkalingam, H. Daud, and M. Othman, "Forecasting Air Pollution Index in Klang by Markov Chain Model," *International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT)*, vol. 8(6S3), p. 635-639, September 2019. doi: 10.35940/ijeat.F1116.0986S319

[8] M. Abdy, W. Sanusi, and Rahmawati, "The Application of Markov Chain Model to Analyze the Comfortable Level in Majene City based on the Temperature Humidity Index (THI)," *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, Vol. 15(1), p. 009–014, March 2021. doi: https://doi.org/10.30598/barekengvol15iss1pp009-014

[9] Y. Alyousifi, K. Ibrahim, W. Kang, and W. Z. Wan Zawiah, "Robust Empirical Bayes Approach for Markov Chain Modeling of Air Pollution Index," *Journal of Environmental Health Science and Engineering*, Vol. 19, p. 343–356, 2021. doi: https://doi.org/10.1007/s40201-020-00607-4

[10] W. Sanusi, A. A. Jemain, and W. Z. Wan Zin, "Empirical Bayes Estimation for Markov Chain Models of Drought Events in Peninsular Malaysia," *AIP Conf Proc*. vol. 157, p. 1082–9, 2013. doi: 10.1063/1.4858797

[11] B. P. Carlin, and T. A. Louis, "*Bayes and Empirical Bayes Methods for Data Analysis*," Second Edition. New York: Chapman & Hall/CRC, 2000.

[12] W. Sanusi, W.Z.W, Zin, U. Mulbar, M. Danial, and S. Side, "Comparison of the Methods to Estimate Missing Values in Monthly Precipitation Data," *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*, vol. 7 (6), p. 2168-2174, 2017. doi: 10.18517/ijaseit.7.6.2637

[13] H. Ihsan, W. Sanusi, and Hasriani, "Peramalan Pola Curah Hujan di Kota Makassar Menggunakan Model Rantai Markov," *Journal of Mathematics, Computations, and Statistics*, vol. 2(1), p. 19-30, 2019. http://dx.doi.org/10.35580/jmathcos.v2i1.12448.