

## PREDIKSI PRODUKTIVITAS KAKAO KABUPATEN MAMUJU DENGAN ALGORITMA *K-NEAREST NEIGHBOR*

Samsari<sup>1)</sup>, Irfan A.P<sup>2)</sup>, Nuralamsah Zulkarnaim<sup>3)</sup>

<sup>1,2,3</sup>Fakultas Teknik, Universitas Sulawesi Barat

Email : <sup>1</sup>samsari.sf7@gmail.com, <sup>2</sup>irfan@palalloi.web.id, <sup>3</sup>nuralamsah@unsulbar.ac.id

### Abstrak

Penelitian ini mengolah data dengan menggunakan alur proses *Knowledge Discovery in Database* (KDD). Sampel pengujian yang digunakan adalah data statistik kakao kabupaten mamuju dari tahun 2016-2019. Alur proses KDD itu sendiri terdiri dari *data selection, preprocessing, transformation, data mining* dan *evaluation*. Dalam proses *data mining* menentukan pola dari data yang terpilih menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN), sementara evaluasi menggunakan metode *Root Mean Square Error* (RMSE). RMSE digunakan untuk mengukur tingkat akurasi prediksi dari nilai eror yang diperoleh. Bila nilai eror yang dihasilkan rendah berarti menunjukkan prediksi mendekati nilai aktualnya. Hasil penelitian menunjukkan dengan menggunakan metode K-NN dapat digunakan untuk prediksi produktivitas kakao, hal ini dibuktikan berdasarkan evaluasi RMSE niai eror yang diperoleh perkecamatan rendah, dengan rata-rata eror 6,395.

**Kata Kunci :** Prediksi, Produktivitas Kakao, K-NN

### Abstract

*This study processes data using the Knowledge Discovery in Database (KDD) process flow. The test sample used was cocoa statistical data in Mamuju district from 2016-2019. The KDD process flow itself consists of data selection, preprocessing, transformation, data mining and evaluation. In the data mining process, determining the pattern of the selected data uses the K-Nearest Neighbor (K-NN) method, while the evaluation uses the Root Mean Square Error (RMSE) method. RMSE is used to measure the level of predictive accuracy of the error value obtained. If the resulting error value is low, it means that the prediction is close to its actual value. The results showed that using the K-NN method can be used to predict cocoa productivity, this is evidenced by the RMSE evaluation of the error value obtained in low districts, with an average error of 6,395.*

**Keywords :** Prediction, Cocoa Productivity, K-NN

## 1. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang Masalah

Indonesia sebagai negara agraris memiliki kekayaan alam dan masyarakatnya yang mayoritas sebagai petani yang perekonomiannya dihasilkan dari sektor pertanian. Sektor pertanian berpengaruh besar dalam perekonomian Indonesia. mampu bertahan di era krisis ekonomi dan dapat membantu memulihkan kondisi perekonomian negara dari situasi krisis [4].

Sebagai negara agraris, Indonesia memiliki keunggulan dari segi produsen komoditas pertanian, yakni sektor perkebunan berpotensi besar dan salah satu komoditas berpengaruh cukup penting dalam perekonomian negara yakni kakao, yang mampu

membuka lapangan pekerjaan dan sumber pendapatan serta mampu menunjang devisa negara. Dari hal positif tersebut Indonesia menduduki posisi ketiga dunia dalam hal penghasil kakao terluas [2].

Disektor pertanian, situasi resiko dan ketidakpastian selalu dihadapi petani dengan situasi seperti ini. Salah satu sumber ketidakpastian pada sektor pertanian adalah ketidakpastian hasil produktivitas. Hal ini dapat mempengaruhi hasil pendapatan para petani serta mempengaruhi investor dalam menanam modal pada sektor ini, khususnya untuk usaha tani kakao yang masih memiliki kendala di berbagai aspek, terutama dari aspek pemeliharaan yang masih secara tradisional, panen/pasca panen, cuaca hingga sulitnya

menanggulangi hama dan penyakit tanaman kakao. Dari permasalahan tersebut dapat diketahui bahwa produksi kakao akan terus mengalami penurunan produksi jika terus menerus dibiarkan, petani kakao akan mengalami penurunan pendapatan petani. Salah satu upaya untuk mengantisipasi terjadinya ketidakpastian hasil pertanian tersebut dengan melakukan peramalan hasil produktivitas. Peralaman hasil produktivitas dimaksud untuk melakukan prakiraan/prediksi hasil produktivitas tanaman kakao pada masa yang akan datang dengan rentang waktu yang ditentukan [7].

Dalam melakukan proses peramalan, faktor utama yang mempengaruhi adalah pemilihan metode karena pemilihan metode dapat berpengaruh terhadap hasil peramalan nantinya dengan *K-Nearest Neighbor* (K-NN). Algoritma ini ialah algoritma dalam *Machine Learning* (ML) yang dikenal secara simpel untuk proses data analis. Algoritma ini memang simpel tapi, algoritma tersebut terdapat perbedaan dengan algoritma lainnya, yang dimana dapat menggeneralisasikan kumpulan data latih yang cukup kecil dan juga algoritma K-NN terdapat kelebihan diantaranya ialah tetap dapat digunakan untuk *training* yang tidak jelas serta akan baik hasilnya diterapkan bila *trainingnya* banyak [5].

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah diatas yang telah diuraikan, maka permasalahan yang dihadapi adalah “Seberapa akurat algoritma *K-Nearest Neighbor* dalam memprediksi produktivitas kakao?”.

## 1.3 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui tingkat akurasi algoritma K-NN dalam memprediksi produktivitas hasil kakao, sebagai upaya untuk mengantisipasi ketidakpastian hasil panen kakao dalam kurun waktu yang ditentukan.

## 2. KAJIAN PUSTAKA

### 2.1 Kakao

Kakao merupakan salah satu produksi perkebunan terbaik di Indonesia yang mempunyai peran penting dalam perekonomian Indonesia dalam membuka menyediakan pekerjaan, sumber penghasilan dan pemasukan negara. Hal ini mendorong petani untuk melakukan usahatani kakao guna kebutuhan pasar dalam maupun luar

negeri dapat terpenuhi, karena di dukung oleh area lahan yang luas, subur dan banyaknya masyarakat yang menanam kakao [2].

### 2.2 Produktivitas Kakao

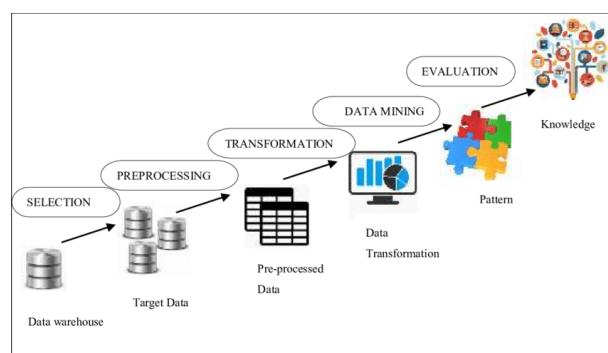
Produktivitas merupakan proses tanah dalam menghasilkan produksi tanaman tertentu dalam teknis pengolahan yang khusus. Produktivitas tanaman kakao sendiri sangat beragam antar daerah dan wilayah provinsi di Indonesia. Tingkat produktivitas kakao dipengaruhi oleh serangan hama serta kondisi perawatan dan pemeliharaan kebun yang tidak maksimal karena lahan yang produktif ialah lahan yang dapat memproduksi hasil tanaman dengan baik serta menguntungkan bagi para petani yang mengolahnya. Namun jika hasil dari lahan tidak sesuai dengan target berarti lahan tersebut memiliki tingkat produktivitas yang rendah dan perlu pengolahan yang lebih baik lagi [15].

### 2.3 Forcasting/Prediksi

Konsep data mining adalah sebuah proses melakukan pengolahan data histori kejadian-kejadian terdahulu dan dipergunakan sebagai dasar untuk membangun sebuah pengetahuan. Dalam kasus penelitian ini pengetahuan yang dibangkitkan adalah sebuah prediksi dari sebuah kasus [11].

Prediksi merupakan suatu proses meramalkan tentang kemungkinan yang akan terjadi di masa selanjutnya serta hasilnya mengacu pada informasi masa lalu dan membandingkan informasi sekarang yang dimiliki, agar hasil selisih data dari hasil yang diperkirakan dengan yang terjadi memiliki selisih yang kecil. Dalam proses prediksi, informasi yang dihasilkan tidak harus memberikan sesuatu hasil yang pasti akan kejadian, namun berusaha untuk memberikan informasi sedekat mungkin dengan apa yang akan terjadi [9].

### 2.4 Knowledge Discovery in Database



Gambar 1. Alur KDD

*Knowledge Discovery in Database* (KDD) adalah alur untuk mencari informasi dari kumpulan beberapa data. Informasi ini tersimpan dalam jumlah basis data yang berukuran besar yang sebelumnya tidak diketahui potensi manfaatnya dan *data mining* merupakan salah satu dari serangkaian proses KDD [3].

## 2.5 K-Nearest Neighbor

*K-Nearest Neighbor* (K-NN) ialah konsep klarifikasi data yang cukup baik, namun dalam beberapa penelitian, algoritma K-NN juga digunakan dalam hal proses peramalan. Algoritma K-NN didasarkan pada konsep yaitu dengan membandingkan data tes dengan contoh data pelatihan yang mirip. Data pelatihan dijelaskan oleh atribut n, setiap contoh data pelatihan merupakan titik dalam ruang n-dimensi. Ketika diberikan data latih yang belum diketahui, algoritma K-NN mengidentifikasi k sampel dalam data latih yang membandingkan variabel x mirip dengan variabel y. Ketika kita membahas tentang *Neighbor*, diisyaratkan adanya jarak untuk mengukur perbedaan yang dapat kita hitung antar sampel data berdasarkan variabel serta mendefenisikan rentang nilai antar variabel x dan y [1]. Rumus *Euclidian Distance* ialah sebagai berikut :

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (X_{training} - Y_{testing})^2} \quad (1)$$

Keterangan :

D(x,y) : Jarak antara data latih dengan data uji  
x : data latih,  
y : data uji

## 2.6 Root Mean Square Error

*Root Mean Square Error* (RMSE) ialah metode guna mengevaluasi hasil dari nilai pengolahan terhadap nilai aktualnya dan dianggap benar bila mendekati data aktualnya yang dimana proses RMSE ini akan terapkan setelah proses pengolahan. Dengan menerapkan metode ini, setiap kesalahan yang muncul menandakan rentang perbedaan nilai prediksi terhadap data aslinya. Semakin rendah rentang nilai prediksi yang didapatkan, maka hasil prediksi yang dihasilkan semakin baik [6]. Adapun persamaan yang digunakan sebagai berikut

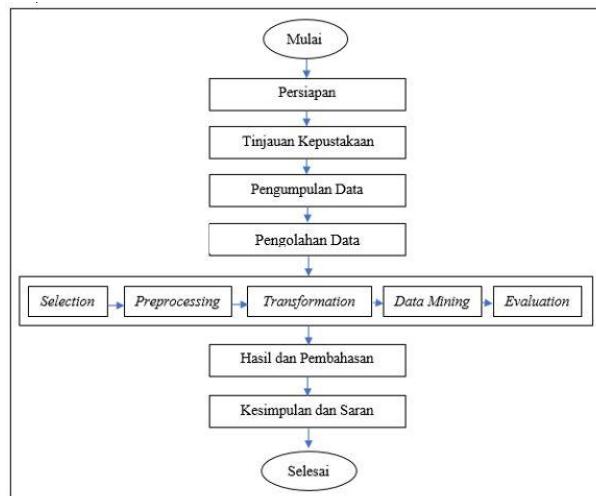
$$RSME = \sqrt{\frac{\sum(y_t - \hat{y}_t)^2}{n}} \quad (2)$$

Keterangan :

RMSE = Root Mean Square Error  
y = data aktual  
 $\hat{y}$  = hasil prediksi  
t = urutan data  
n = jumlah data

## 3. METODE PENELITIAN

Adapun tahapan penelitian yang akan dilakukan seperti dipaparkan pada gambar berikut.



Gambar 2. Tahapan Penelitian

### 3.1 Persiapan

Tahap ini melakukan identifikasi masalah, Adapun objek yang dilibatkan adalah kakao. batasan masalah serta menyusun tujuan dari penelitian.

### 3.2 Tinjauan Kepustakaan

Dalam tahapan ini dilakukan studi literatur yang mengenai dan berhubungan dengan prediksi produktivitas kakao.

### 3.3 Pengumpulan Data

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan data berdasarkan pada parameter yang mempengaruhi produktivitas kakao, sehingga parameter tersebut dapat digunakan sebagai sampel data dalam melakukan proses prediksi untuk produktivitas kakao, kemudian akan dicocokkan dengan kejadian

yang sebenarnya dalam hasil panen kakao nantinya. Pada penelitian ini penulis mengambil sampel data kakao di Dinas Pertanian Kabupaten Mamuju.

### 3.4 Pengolahan Data

Tahap ini, data dipersiapkan lalu diproses berdasarkan alur pengolahan KDD (*Knowledge Discovery in Database*).

### 3.5 Hasil dan Pembahasan

Bagian ini merupakan penjelasan dari hasil proses data yang diolah dengan KDD dengan menggunakan algoritma K-NN.

### 3.6 Kesimpulan dan Saran

Menyimpulkan hasil dari penelitian serta masukan untuk Dinas Pertanian Kabupaten Mamuju guna dalam membantu menentukan kabijakan yang berhubungan dengan produksi kakao.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini dilakukan pengamatan di wilayah Kabupaten Mamuju. Data dikumpulkan dalam 4 tahun terakhir yakni 2016, 2017, 2018 dan 2019 berdasarkan kecamatan, yang diperoleh dari Kantor Dinas Perekebunan Kabupaten Mamuju. Sampel tabel data yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 1. Data statistik kakao tahun 2016

No	Kecamatan	Luas Areal (ha)			Produksi (ton)	Produktifitas (kg/ha)
		TBM	TM	TR/TT		
1	Tapalang	552	1.047,00	975	2.574,00	775,04
	Tapalang					740
2	Barat	375,62	1.006,08	144,9	1.526,60	745
3	Simboro	805,25	3.721,68	1.406,71	5.933,64	2.774,51
4	Mamuju	306,82	1.176,99	296,46	1.780,27	877,45
5	Kalukku	429,4	6.174,03	1.900,97	8.504,40	4.848,47
6	Bonehau	551,15	952,48	16,52	1.520,15	714,36
7	Kalumpang	471	2.042,57	284,34	2.797,91	1.521,71
8	Papalang	559,38	3.237,35	1.996,24	5.792,97	2.496,00
9	Sampaga	353,41	5.549,56	1.894,12	7.797,09	4.456,30
10	Tommo	416,43	2.164,15	298,64	2.879,22	1.614,46
						746

Tabel 2. Data statistik kakao tahun 2017

No	Kecamatan	Luas Areal (ha)			Produksi (ton)	Produktifitas (kg/ha)
		TBM	TM	TR/TT		
1	Tapalang	611,9	1.074,60	887,5	2.574,00	580,65
	Tapalang					540,34
2	Barat	409,34	1.024,86	92,4	1.526,60	465,2
3	Simboro	886,06	3.761,87	1.284,21	5.932,14	2.683,60
4	Mamuju	334,29	1.191,82	243,96	1.770,07	592,57
5	Kalukku	465,2	6.194,83	1.830,97	8.491,00	4.686,49
6	Bonehau	563,59	955,04	26,52	1.545,15	639,95
7	Kalumpang	464,95	2.066,12	266,84	2.797,91	1.429,04
8	Papalang	560,2	3.538,20	1.994,15	6.092,55	2.353,00
9	Sampaga	349,12	2.469,37	2.023,25	4.841,74	4.813,58
10	Tommo	451,36	2.184,22	243,64	2.879,22	1.827,16
						836,53

Tabel 3. Data statistik kakao tahun 2018

No	Kecamatan	Luas Areal (ha)			Produksi (ton)	Produktifitas (kg/ha)
		TBM	TM	TR/TT		
1	Tapalang	710,2	1.110,50	896	2716,7	585,50
2	Tapalang	580,2	1.098,90	94,2	1773,3	590,5
3	Simboro	885,02	3.765	1.228,10	5878,29	2.688,50
4	Mamuju	335,1	1.195,50	245,9	1776,5	877,8
5	Kalukku	425,7	6.220,35	1.850,20	8496,25	4.688,80
6	Bonehau	570,5	960,2	27,62	1558,32	675,1
7	Kalumpang	465,8	1.995,10	288,48	2749,38	1.517,25
8	Papalang	351,25	3.555,75	1.395,00	5.302,00	3.150,50
9	Sampaga	582,5	2.510,92	1.271,50	4.364,92	4.440,43
10	Tommo	445,1	2.188,05	244,55	2.877,70	1.820,22
						831,89

Tabel 4. Data statistik kakao tahun 2019

Dengan Keterangan :

TBM = Tanaman Belum Menghasilkan

TM = Tanaman Menghasilkan

TR/TT = Tanaman Rusak / Tanaman Tua

Berikut proses KDD yang digunakan untuk menguji data statistik kakao pada setiap kecamatan :

### 4.1 Data Selection

Analisis dari data statistik kakao tersebut kemudian dilakukan tahap seleksi dan akan diolah dalam memprediksi produktivitas kakao. Dari pola data produksi kakao tersebut dapat diketahui hal-hal yang mempengaruhi produktivitas tanaman kakao adalah sebagai berikut. :

4.1.1 Luas Lahan (ha) yang terdiri dari TBM, TM, dan TR/TT

4.1.2 Produksi (ton)

### 4.2 Preprocessing

Tahap *preprocessing* merupakan operasi dasar seperti membuang data yang tidak dibutuhkan, penghapusan data yang *noise*, dan membuang duplikasi data. Proses itu semua dilakukan pada data yang menjadi fokus proses KDD. Adapun variabel data yang tidak dibutuhkan pada data set kakao yakni, variabel “Nama Kecamatan” dan “variabel total” dari 4 tahun data statistik kakao. Sehingga menghasilkan variabel parameter data dalam pengolahan. Variabel pengolahan *preprocessing* yang digunakan adalah seperti yang dipaparkan pada tabel berikut :

Tabel 5. Variabel pengolahan *Preprocessing*

Luas Area (ha)	Produksi	Produktifitas		
TBM	TM	TR/TT	(ton)	(kg/ha)

### 4.3 Transformation

Tahap ini hasil dari proses *preprocessing* kemudian digunakan untuk data latih dan data uji

Pembentukan data latih berdasarkan kedua faktor tersebut dari hasil proses *data selection*, yang dimana data yang digunakan berupa variabel luas lahan (ha) yang terdiri TBM, TM, TR/TT, Produksi (ton) dan Produktifitas (kg/ha). Pengolahan data dengan menggabungkan data dari tahun 2016 hingga 2018 yang digunakan sebagai data latih dengan tujuan untuk menemukan hasil prediksi yang akurat. Adapun model data latih yang digunakan dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 6. Data latih

	Luas Area (ha)			Produksi (ton)	Produktifitas (kg/ha)
	TBM	TM	TR/TT		
552	1.047,00	975	775,04	740	
375,62	1.006,08	144,9	745	740,50	
805,25	3.721,68	1.406,71	2.774,51	745,49	
306,82	1.176,99	296,46	877,45	745,50	
429,4	6.174,03	1.900,97	4.848,47	785,30	
551,15	952,48	16,52	714,36	750	
471	2.042,57	284,34	1.521,71	744,99	
559,38	3.237,35	1.996,24	2.496,00	771	
353,41	5.549,56	1.894,12	4.456,30	803	
416,43	2.164,15	298,64	1.614,46	746	
611,9	1.074,60	887,5	580,65	540,34	
409,34	1.024,86	92,4	465,2	453,92	
886,06	3.761,87	1.284,21	2.683,60	713,37	
334,29	1.191,82	243,96	592,57	497,20	
465,2	6.194,83	1.830,97	4.686,49	756,52	
563,59	955,04	26,52	639,95	670,08	
464,95	2.066,12	266,84	1.429,04	691,65	
560,2	3.538,20	1.994,15	2.353,00	665,03	
349,12	2.469,37	2.023,25	4.813,58	1.949,32	
451,36	2.184,22	243,64	1.827,16	836,53	
610,9	1.075,60	886	575,6	535,14	
408,3	1.025,84	93,5	470,5	458,65	
885,06	3.762,80	1.285,20	2.684,61	713,46	
305,8	1.177,04	297,4	877,2	745,46	
427,2	6.175,06	1.901,90	4.848,25	785,13	
562	956,10	27,5	640,09	669,48	
466,09	2.076,09	268,48	1.522,50	733,35	
617,87	3.849,19	1.992,11	3.255,80	845,84	
557	2.510,92	1.271,50	4.410,47	1.756,50	
449,12	2.186,02	244,50	1.827,46	835,98	

Kemudian adapun data uji yang digunakan yakni data statistik kakao tahun 2019 yang terdiri dari sepuluh kecamatan. Data uji berfungsi sebagai data yang akan dibandingkan dengan data latih. Berikut model data uji yang digunakan :

Tabel 7. Data uji

#### 4.4 Data Mining

No	Kecamatan	Luas Areal (ha)			Produksi (ton)	Produktifitas (kg/ha)
		TBM	TM	TR/TT		
1	Tapalang	710,2	1.110,50	896	585,50	?
2	Tapalang					?
3	Barat	580,2	1.098,90	94,2	590,5	?
3	Simboro	885,02	3.765	1.228,10	2.688,50	?
4	Mamuju	335,1	1.195,50	245,9	877,8	?
5	Kalukku	425,7	6.220,35	1.850,20	4.688,80	?
6	Bonehau	570,5	960,2	27,62	675,1	?
7	Kalumpang	465,8	1.995,10	288,48	1.517,25	?
8	Papalang	351,25	3.555,75	1.395,00	3.150,50	?
9	Sampaga	582,5	2.510,92	1.271,50	4.440,43	?
10	Tommo	445,1	2.188,05	244,55	1.820,22	?

Adapun metode yang digunakan yakni *K-Nearest Neighbor* karena metode ini mampu beroperasi meskipun data latih yang digunakan memiliki *noise*. Berdasarkan proses *data mining* dengan metode *K-NN*, kemudian masing-masing data uji di lakukan pengujian nilai ‘K’ sebanyak 30 (tiga puluh) kali berdasarkan jumlah data latih yang sama, agar dapat diketahui pengaruh hasil prediksi dari masing-masing data uji.

Berikut proses data mining yang digunakan dalam memprediksi produktivitas kakao :

- 4.4.1 Menggunakan rumus *Euclidian Distance* untuk menemukan nilai jarak antara data uji dan data latih.
- 4.4.2 Lalu mengurutkan data hasil perhitungan rumus *Euclidian Distance* dengan cara mengurutkan secara *ascending* berdasarkan nilai K yang digunakan. Serta juga menandakan bahwa nilai yang terkecil merupakan jarak terdekat
- 4.4.3 Selanjutnya menghitung nilai rata-rata variabel produktivitas dari data latih berdasarkan jarak dari nilai K yang ditentukan.

Dari tahapan tersebut dapat dilihat hasil prediksi proses data mining untuk tiap kecamatan, dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 8. hasil prediksi proses data mining

Kecamatan	K	Prediksi (Produktivitas)
Papalang	7	887,241
Sampaga	1	1756,5
Tommo	1	835,98
Tapalang	2	537,74
Tapalang Barat	4	563,03
Simboro	2	713,415
Mamuju	2	713,415
Kalukku	1	756,52
Bonehau	4	707,515
Kalumpang	8	759,93

#### 4.5 Evaluation

Berdasarkan dari tahapan *Evaluation*, penulis menggunakan bantuan bahasa metode RMSE. Yang dimana RMSE digunakan untuk mengevaluasi hasil peramalan yang digunakan untuk mengukur tingkat akurasi hasil prediksi dari proses data mining. Berikut hasil proses *evaluation* dapat dilihat pada Tabel berikut.

Tabel 9. Hasil pengujian masing-masing kecamatan

Kecamatan	K	Prediksi (Produktivitas)	Aktual (Produktivitas)	Nilai RMSE (error)
Papalang	7	887,241	886	1,241
Sampaga	1	1756,5	1.768,45	11,95
Tommo	1	835,98	831,89	4,09
Tapalang	2	537,74	527,23	14,501
Tapalang Barat	4	563,03	537,35	25,675
Simboro	2	713,415	714,04	0,625
Mamuju	2	713,415	734,25	0,625
Kalukku	1	756,52	753,78	2,74
Bonehau	4	707,515	703,08	4,435
Kalumpang	8	759,93	760,48	0,55
<b>RATA-RATA</b>		<b>823,1286</b>	<b>821,655</b>	<b>6,395</b>

Pada tabel hasil RMSE, rata-rata dari jumlah selisih nilai yang dipengaruhi oleh nilai K (jumlah tetangga terdekat) dapat juga dinyatakan ukuran rentang kesalahan yang dihasilkan dari metode K-NN. Apabila nilai yang dihasilkan dari proses RMSE rendah maka nilai yang dihasilkan oleh metode K-NN mendekati nilai observasinya.

## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, analisis dari metode K-NN dapat digunakan untuk prediksi produktivitas kakao, adapun tujuannya untuk mengetahui tingkat akurasi serta implementasi algoritma K-NN dalam memprediksi produktivitas kakao, sebagai upaya untuk mengantisipasi ketidakpastian hasil panen kakao dalam kurun waktu yang ditentukan. Yang dimana hasil RMSE yang dihasilkan dari ujicoba dengan algoritma K-NN terhadap masing-masing kecamatan menghasilkan RMSE atau nilai *error* yang cukup baik dengan nilai rata-rata RMSE = 6,395. bahwa variasi nilai yang dihasilkan oleh suatu model prakiraan mendekati variasi nilai aktualnya. Dengan adanya metode ini diharapkan dapat membantu Dinas Pertanian dalam kebijakan pengelolaan kakao di Kabupaten Mamuju untuk mendukung petani dalam hal budidaya kakao seperti melalui pendistribusian pupuk organik, pelatihan budidaya serta bantuan lainnya.

## 6. REFERENSI

- [1] Panjaitan, W. T., Utami, E., & Fatta, H. A. (2018). PREDIKSI PANEN PADI MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOUR. 621-628.
- [2] Azhar, L. F., Fibrianto, K., Widoyotomo , S., & Harijono. (2018). PENGARUH ASAL BIJI KAKAO DAN LAMA CONCHING TERHADAP KARAKTERISTIK SENSORI COKELAT HITAM DENGAN PENDEKATAN DISCRETE TIME INTENSITY. *Jurnal Teknologi Pertanian* , 1-14.
- [3] Budiman, I., Muliadi, & Ramadina, R. (2015). Penerapan Fungsi Data Mining Klasifikasi untuk Prediksi Masa Studi Mahasiswa Tepat Waktu pada Sistem Informasi Akademik Perguruan Tinggi . *Jurnal Jupiter*, 39-50.
- [4] Jauda, R. L., Laoh, O., Baroleh, J., & Timban, J. F. (2016). ANALISIS PENDAPATAN USAHATANI KAKAO DI DESA TIKONG, KECAMATAN TALIABU UTARA,KABUPATEN KEPULAUAN SULA. *Agri-sosioekonomi*, 33-40.
- [5] Liklikwatil, R. D., Noersasongko, E., & Supriyanto, C. (2018). Optimasi K-Nearest Neighbor Dengan Particle Swarm

- Optimization Untuk Memprediksi Harga Komoditi Karet. *JURNAL SISTEM INFORMASI DAN TEKNOLOGI INFORMASI*.
- [6] Saputra, A. Y., & Primadasa, Y. (2018). Penerapan Teknik Klasifikasi Untuk Prediksi Kelulusan Penerapan Teknik Klasifikasi Untuk Prediksi Kelulusan. *Techno.COM*, 395-403.
- [7] Yani, D., Kasimin, S., & Indra. (2017). ANALISIS EFESIENSI DAN FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI PRODUKSI KAKAO DI KECAMATAN BANDAR BARU KABUPATEN PIDIE JAYA. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Pertanian Unsyiah*, 67-76.
- [8] Aji, B. P., & Wibisono, M. A. (2018). Strategi Pengambilan Keputusan Penjualan Dalam Rangka Optimasi Profit Industri Ritel Berbasis Unsupervised Machine Learning Algoritma (Studi Kasus Modern Minimarket-X). *SEMINAR NASIONAL TEKNIK INDUSTRI UNIVERSITAS GADJAH MADA 2018*, 1-10.
- [9] Andrean, P. (2019). PENERAPAN METODE K-NN UNTUK MEMPREDIKSI HASIL PERTANIAN DI KABUPATEN MALANG. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 235-242.
- [10] Hermawan, F., & Agung, H. (2017). Implementasi Metode K-Nearest Neighbor Pada Aplikasi Data Penjualan PT. Multitek Mitra Sejati. *KALBIS SCIENTIA Jurnal Sains dan Teknologi*, 103-109.
- [11] Maesaroh, S., & Kusrini. (2017). Sistem Prediksi Produktifitas Pertanian Padi Menggunakan Data Mining. 25-30.
- [12] Mutrofin, S., Izzah, A., Kurniawardhani, A., & Masrur, M. (2014). OPTIMASI TEKNIK KLASIFIKASI MODIFIED K NEAREST NEIGHBOR MENGGUNAKAN ALGORITMA GENETIKA. *JURNAL GAMMA*, 130-134.
- [13] Nuari, R., Apriliyani, A., Juwari, & kusrini. (2018). IMPLEMENTASI METODE K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) UNTUK MEMPREDIKSI VARIETAS PADI YANG COCOK UNTUK LAHAN PERTANIAN. *Jurnal INFORMA Politeknik Indonusa Surakarta*, 28-48.
- [14] Riskiawan, H. Y., Puspitasari, D. T., & Hasanah, F. I. (2018). Identifying Cocoa ripeness Using K-Nearest Neighbor (KNN) Method. *International Conference on Applied Science and Technology (ICAST)*, 354-357.
- [15] Sapar, & Butami, L. n. (2017). FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI KINERJA PENYULUH PERTANIAN DALAM PENINGKATAN PRODUKTIVITAS KAKAO DI KOTA PALOPO. *Jurnal Ekonomi Pembangunan*, 35-42.
- [16] Widodo, M. R., Zainuddin, M., & Nusantara, L. S. (2016). SISTEM INFORMASI DAN PENGOLAHAN DATA KURSUS MOBIL BERBASIS WEB DENGAN SMS GATEWAY DI ARMADA PASURUAN. *Jurnal Informatika Merdeka Pasuruan*, 85-104.
- [17] Yani, D., Kasimin, S., & Indra. (2017). ANALISIS EFESIENSI DAN FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI PRODUKSI KAKAO DI KECAMATAN BANDAR BARU KABUPATEN PIDIE JAYA. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Pertanian Unsyiah*, 67-76.
- [18] Yunus, A., Akbar, M., & Andri. (2019). DATA MINING UNTUK MEMPREDIKSI HASIL PRODUKSI BUAH SAWIT PADA PT BUMI SAWIT SUKSES (BSS) MENGGUNAKAN METODE K-NEAREST NEIGHBOR. *Bina Darma Conference on Computer Science, Fakultas Ilmu Komputer Universitas Bina Darma*, 198-207.