



JURNAL

Sains Dan Teknologi Atmosfer

Volume 1, Nomor 1 - 2021



STASIUN METEOROLOGI KELAS I JUANDA SIDOARJO

| Vol. 1 | No. 1 | Hal. 1-48 | Sidoarjo, 2021 |

JURNAL SAINS DAN TEKNOLOGI ATMOSFER

Volume 1, Nomor 1, Tahun 2021

Jurnal Sains Dan Teknologi Atmosfer, merupakan jurnal riset yang diterbitkan oleh Stasiun Meteorologi Kelas I Juanda Sidoarjo sebagai sarana untuk mendukung penelitian dan memperluas keilmuan masyarakat di Bidang Meteorologi, Klimatologi, dan Penginderaan Jauh untuk analisa dan pengamatan fenomena atmosfer. Terbit 2 kali dalam setahun dan terbit pertama kali pada tahun 2021.

TIM REDAKSI

PELINDUNG

I Wayan Mustika, S.Si, M.Si

PENASEHAT

Ahmad Bisri, ST
Zem Irianto Padama, SE, S.Si

PENANGGUNGJAWAB

Teguh Tri Susato, S.Si, MT

REDAKTUR

Bambang Hargiyono, S.Si
Fitria Hidayati, S.Si, M.Sc
Jihan Ainul Rohmah, S. Kom
Rendy Irawadi, S.Si
Shanas Septy Prayuda, S.Tr
Oky Sukma Hakim, S.Tr

Alamat Redaksi

Stasiun Meteorologi Kelas I Juanda Sidoarjo
Jalan Bandar Udara Juanda Sidoarjo 61253
Telp. 031-8667540 ; Fax. 031-8675342
Email : meteorjuanda@gmail.com
Website : juanda.jatim.bmkg.go.id

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Tuhan Yang Maha Esa, berkat izin dan karunia –Nya lah Jurnal Sains dan Teknologi Atmosfer dapat diterbitkan dengan baik. Jurnal ilmiah ini diterbitkan guna mendukung penelitian dan memperluas keilmuan msyarakat di bidang Meteorologi, Klimatologi, dan Pengindraan Jauh untuk analisa dan pengamatan fenomena atmofer, Kritik dan saran sangat kami harapkan untuk penyempurnaan pada terbitan selanjutnya. Tak lupa kami ucapkan terimakasih kepada segenap tim yang telah membantu dan mendukung terselenggaranya penerbitan jurnal ilmiah ini. Akhirnya kami mengucapkan selamat membaca dan smeoga bermanfaat.

Sidoarjo, 3 Mei 2021
Kepala Stasiun Meteorologi Kelas I Juanda Sidoarjo

PRAKIRAAN KEJADIAN HUJAN BERDASARKAN K-INDEX, LIFTED INDEX, DAN SHOWALTER INDEX

OKY SUKMA HAKIM^{1,2}

Stasiun Meteorologi Kelas I Juanda Sidoarjo
Institut Teknologi Sepuluh November

Naskah masuk : 13 Maret 2021; Naskah diperbaiki : 15 April 2021 ; Naskah diterima : 27 April 2021

Abstrak

Hujan merupakan merupakan fenomena cuaca yang dapat mengganggu aktivitas penerbangan, sehingga harus diprakirakan sebelum kejadiannya. Salah satu faktor pemicu turunnya hujan adalah labilitas udara. Labilitas udara dapat dinyatakan dengan *K-Index* (KI), *Lifted Index* (LI), dan *Showalter Index* (SI). Teknik klasifikasi *data mining* digunakan untuk mengetahui keterkaitan antara variabel prediktor SI, KI, dan LI terhadap fenomena hujan. Dalam proses melakukan teknik ini dibantu dengan menggunakan aplikasi *machine learning* WEKA. Dipilih tiga algoritma klasifikasi dalam aplikasi ini, yaitu *Simple Logistic*, JRip, dan J48. *Simple Logistic* menghasilkan nilai akurasi yang paling tinggi untuk variabel prediktor hanya KI. J48 menghasilkan nilai akurasi yang tertinggi dengan variabel prediktor hanya LI. JRip menghasilkan nilai akurasi yang terbaik dengan variabel prediktor hanya SI. Kombinasi variabel prediktor menggunakan SI, KI, dan LI, diperoleh metode algoritma klasifikasi *Simple Logistic* dan J48 memiliki nilai akurasi sama-sama paling baik.

Kata kunci : labilitas udara, hujan, data mining, machine learning, prakiraan

Abstract

Rain is a weather phenomenon that can disrupt flight activities, so that forecasts must be made before the occurrence of rain. One of the factors that trigger the rain is air lability. Air lability can be expressed by the K-Index (KI), Lifted Index (LI), and Showalter Index (SI). Data mining classification techniques are used to determine the relationship between the predictor variables of SI, KI, and LI to the rain phenomenon. In the process of carrying out this technique it is assisted by using the WEKA machine learning application. Three classification algorithms were selected in this application, namely Simple Logistics, JRip, and J48. Simple Logistic produces the highest accuracy value with only the KI predictor variable. J48 produces the highest accuracy value with only the LI predictor variable. JRip produces the best accuracy value with only the SI predictor variable. The combination of predictor variables using the SI, KI, and LI, obtained that the Simple Logistic and J48 classification algorithm methods have the best accuracy values.

Keywords : air lability, rain, data mining, machine learning, forecast

Pendahuluan

Demi keselamatan penerbangan, prediksi akan terjadinya cuaca buruk harus diprakirakan secara tepat, cepat dan akurat. Mengetahui potensi terjadinya hujan adalah bekal yang sangat penting sebagai seorang *Aeronautical Meteorological Personel* (AMP). Banyak faktor pemicu turunnya hujan. Salah satu faktor yang akan

dianalisa pada penelitian ini adalah labilitas udara.

Perubahan cuaca dari cerah tanpa awan menjadi berawan atau hujan terjadi bila terdapat gangguan. Udara yang stabil bila mendapat gangguan akan kembali ke kondisi semula, artinya tidak ada perubahan yang signifikan. Sebaliknya bila kondisi udara tidak stabil atau labil, adanya

gangguan akan mengakibatkan perubahan yang cukup berarti. Udara yang labil memungkinkan terbentuknya awan, khususnya awan yang mempunyai ukuran vertikal sangat tinggi, yang biasanya menimbulkan cuaca hujan. Indeks-indeks sebagai indikator yang menunjukkan tingkat labilitas udara, yang biasa digunakan dalam analisis pengamatan udara atas di Indonesia antara lain *Lifted Index*, *K-Index*, dan *Showalter Index*.

K-Index (KI) merupakan indeks yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi proses konvektif dan hujan lebat [4]. KI menghitung distribusi vertikal dari kelembaban dan suhu. Dalam menentukan KI, tidak harus menggunakan diagram *Skew-T*. Perhitungannya cukup sederhana, dihitung dari suhu pada lapisan 850, 700 dan 500 mb dan titik embun pada lapisan 850 dan 700 mb. Semakin tinggi kelembaban dan semakin besar perbedaan suhu antara lapisan 850 - 500 mb, maka semakin besar KI dan potensi terjadinya konveksi.

Lifted Index (LI) merupakan suatu indeks yang digunakan untuk menganalisa tingkat kekuatan labilitas atmosfer [3]. *Lifted Index* (LI) dihitung dari perbedaan antara suhu observasi pada lapisan 500 mb dan suhu parcel udara yang diangkat dari lapisan dekat permukaan sampai lapisan 500 mb. Makin tidak stabil suatu lingkungan, maka nilai LI makin negatif.

Showalter Index (SI) merupakan indeks yang sering digunakan untuk menentukan proses konveksi [8]. *Showalter Index* (SI) hampir sama dengan LI, yang membedakan SI menggunakan parcel udara yang terangkat dari lapisan 850 mb ke lapisan

500 mb. Pada lapisan 500 mb suhu parcel merupakan hasil pengurangan dari suhu lingkungan. Semakin negatif nilai SI mengindikasikan kondisi atmosfer yang semakin tidak stabil.

Teknik klasifikasi data mining menarik digunakan untuk mengolah data ketiga indeks tersebut. Data mining adalah proses penting di mana metode cerdas diterapkan untuk mengekstraksi pola data [6]. Data mining adalah kegiatan yang mencakup pengumpulan, menggunakan data historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam ukuran data yang besar [5]. Klasifikasi adalah pemrosesan untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan dan mengkarakterisasi konsep atau kelas data, untuk tujuan tertentu [7]. Penelitian di 9 stasiun Meteorologi Maritim dilakukan pada tahun 2009 menggunakan beberapa teknik klasifikasi data mining menunjukkan hasil bahwa teknik *Association Rule* yang memiliki tingkat akurasi 60.9 % dan C4.5 memiliki tingkat akurasi 68.5% [5].

Teknologi *machine learning* saat ini populer untuk digunakan dalam proses *data mining*. Salah satunya aplikasi *machine learning* WEKA yang terdapat beberapa paket algoritma pengklasifikasi, antara lain *Support Vector Machine*, *K-Nearest Neighbor*, *Naive Bayes*, *C4.5 Decision Tree*, Regresi Logistik dan *Random Forest*. *Machine learning* mempelajari bagaimana mesin dapat belajar dari pengalaman atau bagaimana memprogram mesin untuk belajar. *Machine learning* membutuhkan data untuk dipelajari sehingga biasanya juga disebut belajar dari data [2]. *Machine learning* terbukti efektif dalam memprediksi

curah hujan bulanan dan membuat analisis perubahan iklim [1].

Diharapkan dari penelitian ini diketahui keterkaitan dan pengaruh labilitas udara terhadap potensi kejadian hujan. Disamping itu diperoleh algoritma untuk memprediksi kejadian hujan berdasarkan analisis labilitas udara menggunakan kombinasi nilai SI, KI, dan LI. Kemudian diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai bahan referensi dalam pembuatan TAFOR (*Terminal Aerodrome Forecast*) khususnya terkait informasi terjadinya fenomena hujan (RA).

2. Metode Penelitian

Dalam merepresentasikan labilitas udara, diberikan batasan hanya menggunakan indikator dari KI, LI, dan SI. Ketiga indeks tersebut dihitung berdasarkan data pengamatan udara atas yang diperoleh dari Radiosonde. Lokasi pengamatan Radiosonde dilakukan di wilayah Bandara Juanda yang terletak di Kecamatan Sedati, Kabupaten Sidoarjo. Pengamatan udara atas menggunakan Radiosonde dilakukan 2 kali dalam sehari, yaitu pada jam 07.00 WIB dan 19.00 WIB. Kurun waktu data yang diolah dimulai pada tanggal 1 Januari 2012 hingga 31 Desember 2018. Pengolahan data hasil pengamatan udara atas Radiosonde dilakukan dengan bantuan aplikasi RAOB, untuk memperoleh nilai KI, LI, dan SI menggunakan persamaan (1), (2), dan (3) sebagai berikut

$$KI = (T_{850} - T_{500}) + (T_{d850} - T_{d700}) \quad (1)$$

$$LI = T_{500} - T_{p500} \quad (2)$$

$$SI = T_{500} - T_{p500*} \quad (3)$$

dimana T_{850} = Suhu lingkungan pada lapisan 850 hPa ($^{\circ}\text{C}$), T_{d850} = Suhu titik embun pada lapisan 850 hPa ($^{\circ}\text{C}$), T_{d700} = Suhu titik embun pada lapisan 700 hPa ($^{\circ}\text{C}$), T_{500} = Suhu lingkungan pada lapisan 500 hPa ($^{\circ}\text{C}$), T_{p500} = Suhu parcel yang terangkat dari permukaan sampai 500 hPa ($^{\circ}\text{C}$), dan T_{p500*} = Suhu parcel yang terangkat dari lapisan 850 hPa sampai 500 hPa ($^{\circ}\text{C}$) [3] [4] [8].

Data pengamatan udara permukaan untuk curah hujan juga diambil pada kurun waktu yang sama dengan data pengamatan udara atas. Pengamatan Curah hujan dilakukan dengan alat Penakar Hujan Hellman. Data curah hujan yang tertakar dalam 1 hari, dibagi dalam 2 periode dengan kurun waktu 12 jam. Periode 12 jam pertama mulai pukul 07.00 WIB hingga 19.00 WIB untuk merepresentasikan periode prakiraan hujan berdasarkan indeks labilitas dari pengamatan pukul 07.00 WIB dan Periode 12 jam kedua mulai pukul 19.00 WIB hingga 07.00 WIB untuk merepresentasikan periode prakiraan hujan berdasarkan indeks labilitas dari pengamatan pukul 19.00 WIB. Olah data pengamatan curah hujan dilakukan dengan mengindekskan 1 untuk adanya hujan dan mengindekskan 0 untuk tanpa adanya hujan dalam kurun waktu 12 jam tersebut.

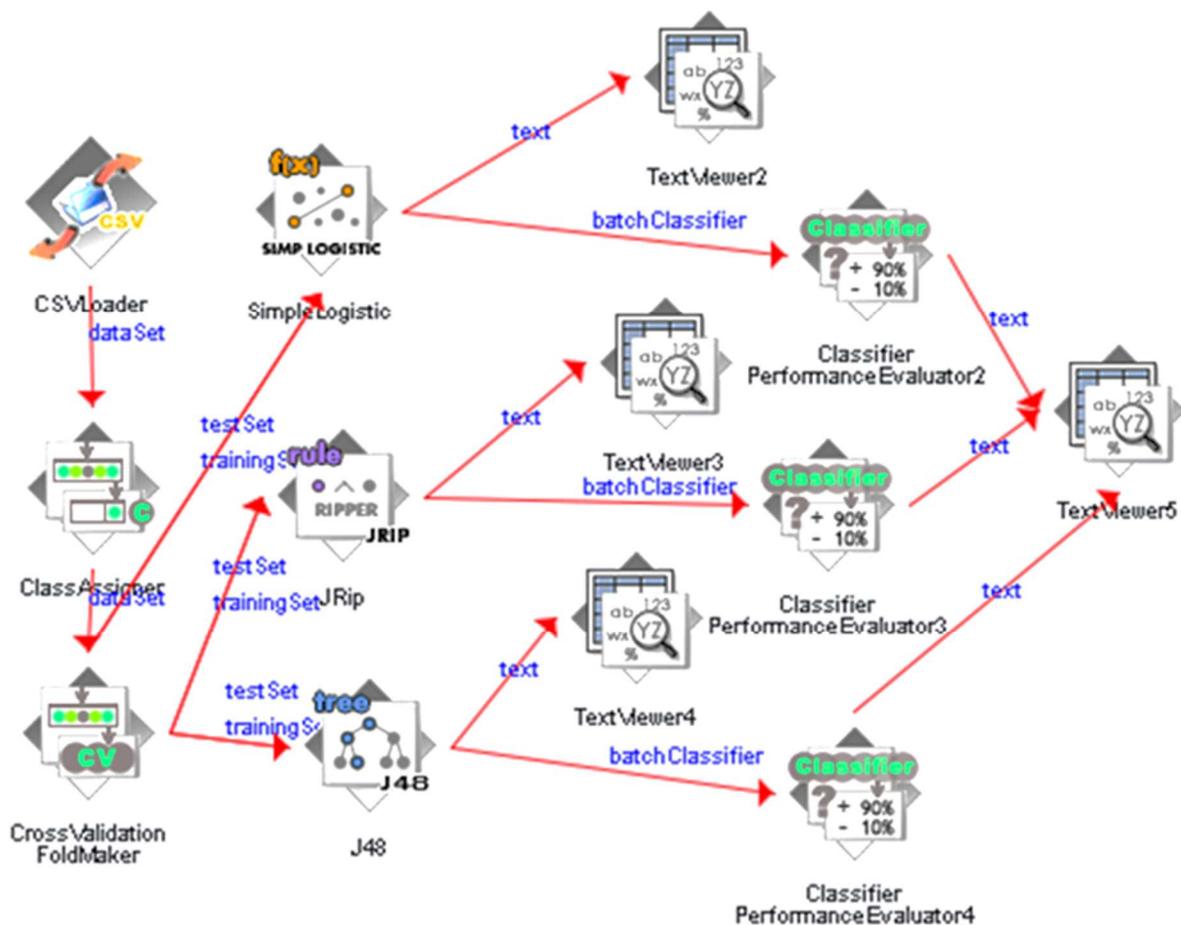
Hubungan variabel prediktor SI, KI, dan LI terhadap fenomena hujan diproses lebih lanjut dengan teknik klasifikasi *data mining*.

Klasifikasi dibantu dengan menggunakan aplikasi *machine learning* WEKA, yang mana proses data mining ditunjukkan dengan *KnowledgeFlow Enviroment* pada Gambar 1. Nilai SI, KI, dan LI digunakan sebagai variabel prediktor dan indeks hujan digunakan sebagai variabel respon, yang diolah ke dalam aplikasi WEKA. Ketiga algoritma klasifikasi yang dipilih terdiri dari *Simple Logistics*, JRip, dan J48. Ketiga algoritma tersebut kemudian divalidasi menggunakan metode *k-fold cross validation* dengan *number of fold* adalah 10. Hasil validasi terbaik di antara 3 algoritma klasifikasi yang dipilih akan digunakan

dalam penentuan nilai ambang batas kejadian hujan berdasarkan nilai SI, KI, dan LI. Nilai akurasi dihitung menggunakan *Percent Correct* (PC), dengan menggunakan persamaan (4)

$$PC = \frac{A+D}{A+B+C+D} \quad (4)$$

dimana A = Jumlah prakiraan hujan dan pengamatan juga hujan, B = Jumlah prakiraan hujan tetapi pengamatan tidak hujan, C = Jumlah prakiraan tidak hujan tetapi pengamatan hujan, dan D = Jumlah prakiraan tidak hujan dan pengamatan juga tidak hujan [9].



Gambar 1. Proses *Data Mining* di *KnowledgeFlow Enviroment* WEKA

3. Hasil dan Pembahasan

Pertama hanya dilakukan klasifikasi *data mining* nilai KI terhadap kejadian hujan. Algoritma klasifikasi menggunakan *Simple Logistic* menghasilkan nilai akurasi yang paling tinggi, yaitu 73.45%, dengan bentuk persamaan algoritma untuk peluang terjadinya hujan (r) adalah

$r = -2.55 + 0.08 KI$ dan peluang terjadinya tidak hujan (n) adalah

$n = 2.55 - 0.08 KI$. Semakin tinggi positif nilai yang dihasilkan, maka peluang untuk terjadinya hujan semakin tinggi juga. Algoritma klasifikasi menggunakan JRip menghasilkan nilai akurasi sedikit lebih rendah dari *Simple Logistic*, yaitu 73.37%, dengan nilai ambang batas terjadinya hujan pada nilai KI ≥ 31.3 . Algoritma klasifikasi menggunakan J48 menghasilkan nilai akurasi yang paling rendah, yaitu 72.97% dengan nilai ambang batas terjadinya hujan pada nilai KI > 31.6 .

Selanjutnya hanya dilakukan klasifikasi data mining nilai LI terhadap kejadian hujan. Algoritma klasifikasi menggunakan *Simple Logistic* menghasilkan nilai akurasi yang paling rendah, yaitu 63.80%, dengan bentuk persamaan algoritma untuk peluang terjadinya hujan (r) adalah

$r = -0.41 - 0.13 LI$ dan untuk peluang tid-

ak hujan (n) adalah $r = 0.41 + 0.13 LI$. Semakin tinggi negatif nilai yang dihasilkan, maka peluang untuk terjadinya hujan semakin tinggi juga. Algoritma klasifikasi

menggunakan JRip menghasilkan nilai akurasi sedikit lebih baik daripada *Simple Logistic*, yaitu 64.27%, dengan nilai ambang batas terjadinya hujan pada nilai LI ≤ -1.94 . Algoritma klasifikasi menggunakan J48 menghasilkan nilai akurasi yang paling tinggi, yaitu 64.75% dengan nilai ambang batas terjadinya hujan pada nilai LI ≤ -1.72 .

Kemudian hanya dilakukan klasifikasi *data mining* nilai SI terhadap kejadian hujan. Algoritma klasifikasi menggunakan *Simple Logistic* menghasilkan nilai akurasi yang paling tinggi kedua, yaitu 68.82%, dengan bentuk persamaan algoritma untuk peluang terjadinya hujan (r) adalah

$r = 0.16 - 0.22 SI$ dan peluang tidak hujan

(n) adalah $n = -0.16 + 0.22 SI$. Semakin tinggi negatif nilai yang dihasilkan, maka peluang untuk terjadinya hujan semakin tinggi juga. Algoritma klasifikasi menggunakan JRip menghasilkan nilai akurasi yang paling baik, yaitu 68.90%, dengan nilai ambang batas terjadinya hujan pada nilai SI ≤ 0.89 . Algoritma klasifikasi menggunakan J48 menghasilkan nilai akurasi yang paling rendah, yaitu 68.26% dengan nilai ambang batas terjadinya hujan pada nilai SI ≤ 1.7 .

Setelah dilakukan uji setiap indeks labilitas terhadap kejadian hujan, kemudian dilakukan kombinasi ketiga indeks labilitas tersebut sebagai data masukan. Algoritma klasifikasi menggunakan *Simple Logistic* menghasilkan nilai akurasi yang paling tinggi, yaitu 72.73%, dengan bentuk persamaan

algoritma untuk peluang terjadinya hujan pada Persamaan (5) dan bentuk persamaan algoritma untuk peluang tidak terjadinya hujan pada Persamaan (6). Semakin tinggi positif nilai yang dihasilkan, maka peluang untuk terjadinya hujan semakin tinggi juga. Sebaliknya, semakin tinggi negatif nilai yang dihasilkan, maka peluang untuk tidak terjadinya hujan semakin tinggi juga. Algoritma klasifikasi menggunakan JRip menghasilkan nilai akurasi lebih rendah dari *Simple Logistic*, yaitu 72.41%, dengan kriteria nilai ambang batas sesuai pada Tabel 1. Algoritma klasifikasi menggunakan J48 ditunjukkan pada Gambar 2 menghasilkan nilai akurasi yang

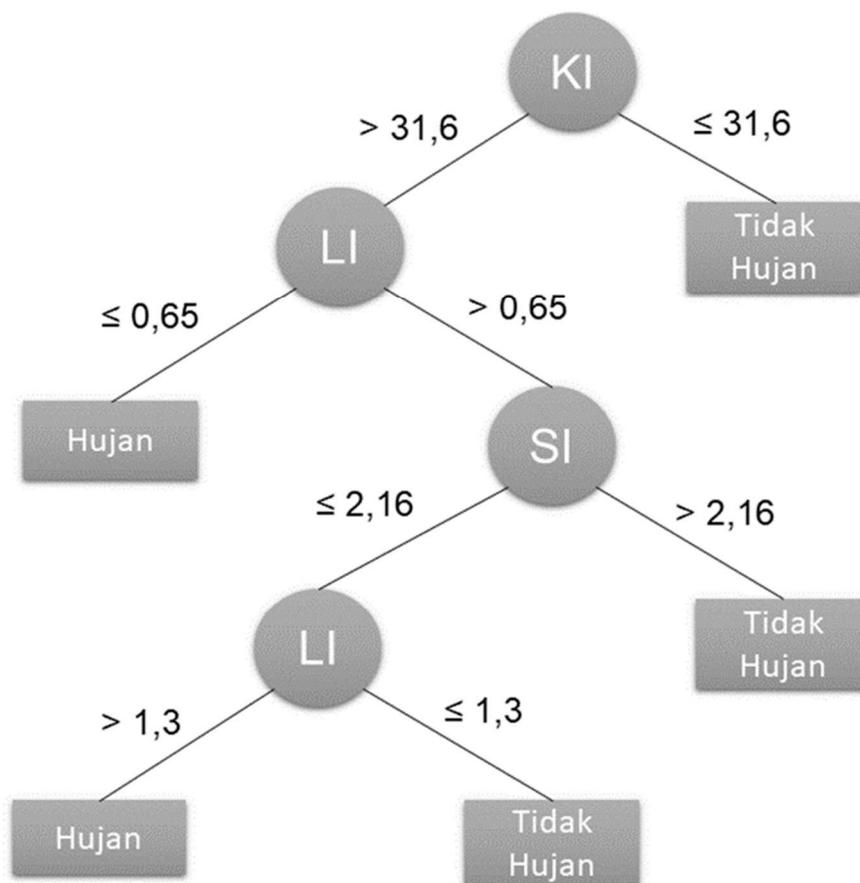
sama dengan *Simple Logistic*, yaitu 72.73%.

$$r = -1.88 + 0.66KI - 0.04LI \quad (5)$$

$$n = 1.88 - 0.66KI + 0.04LI \quad (6)$$

Tabel 1. Kriteria Nilai Ambang Batas Labilitas Udara untuk Prakiraan Hujan

Prediksi	KI	LI	SI
Hujan	≥ 35.7		≤ 0.74
	≥ 30.8	≤ -0.18	
Tidak Hujan	< 35.7		> 0.74
	< 30.8	> -0.18	> 0.74



Gambar 2. Prakiraan Hujan dengan KI, LI, SI menggunakan Algoritma Klasifikasi J48

4. Kesimpulan

Dari hasil percobaan yang telah dilakukan dengan menggunakan masing-masing variabel prediktor, diperoleh nilai akurasi terbaik pada metode algoritma yang berbeda. Metode algoritma klasifikasi *Simple Logistic* paling bagus dalam memprediksi kejadian hujan dengan variabel prediktor hanya indeks KI, dengan bentuk persamaan $r = -2.55 + 0.08 KI$. Sementara itu, metode algoritma klasifikasi J48 paling bagus dalam memprediksi kejadian hujan dengan variabel prediktor hanya indeks LI, dengan nilai ambang batas terjadinya hujan $LI \leq -1.72$. Selanjutnya, untuk metode algoritma klasifikasi JRip paling bagus dalam memprediksi kejadian hujan dengan variabel prediktor hanya indeks SI, dengan nilai ambang batas terjadinya hujan $SI \leq 1.7$. Kemudian untuk variabel prediktor menggunakan kombinasi indeks SI, KI, dan LI, diperoleh metode algoritma klasifikasi *Simple Logistic* dan J48 sama-sama paling bagus dalam memprediksi kejadian hujan.

Ucapan terima kasih

Terimakasih kepada pegawai Stasiun Meteorologi Kelas I Juanda Sidoarjo, khususnya yang pada unit Aerologi yang telah menghasilkan data pengamatan udara atas dan Unit Observasi yang telah menghasilkan data curah hujan. Kedua data tersebut menjadi pokok pembahasan utama dalam penelitian ini.

Daftar Pustaka

1. Abbot, J., dan J. Marohasy, 2017: The Application of Machine Learning for Evaluating Anthropogenic Versus Natural Climate Change. *GeoResJ*, 14, 36–46.
2. Alpaydin, E., 2010: Introduction to Machine Learning. MIT Press, Massachusetts.
3. Galway, J. G., 1956: The Lifted Index as a Predictor of Latent Instability. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 37, 528-529.
4. George, J. J., 1960: Weather Forecasting for Aeronautics. Academic Press, New York-London.
5. Mujiasih, S., 2011: Pemanfaatan Data Mining untuk Prakiraan Cuaca. *Jurnal Meteorologi dan Geofisika*, 12, 189–195.
6. Novandya, A. dan I. Oktaria, 2017: Penerapan Algoritma Klasifikasi Data Mining C4.5 pada Dataset Cuaca Bekasi. *Jurnal Format*, 6, 98-106.
7. Rohmawati, N., S. Defiyanti, dan M. Jajuli, 2015: Implementasi Algoritma K-Means dalam Pengklasteran Mahasiswa Pelamar Beasiswa. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan*, 1, 62–68.
8. Showalter, A. K., 1953: A stability Index for Thunderstorm Forecasting. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 34, 6, 250-252.
9. World Meteorological Organization, 2000: Guidelines on Performance Assessment of Public Weather Services, WMO/TD 1023, Geneva.

PENERAPAN METODE MEAN FIELD BIAS (MFD) SEBAGAI FAKTOR PENGKOREKSI ESTIMASI CURAH HUJAN RADAR CUACA BMKG JUANDA SIDOARJO

SHANAS SEPTY PRAYUDA¹, RENDY IRAWADI¹, HANIFA NUR RAHMADINI², ANISA FITROH RIZKI IMAMI³, MOHAMMAD ANWAR SYAEFUDDIN¹, FIRDA AMALIA MASLAKAH⁴

1. Stasiun Meteorologi Kelas I Juanda Sidoarjo
2. Stasiun Meteorologi Kelas III Susilo Sintang
3. Stasiun Meteorologi Kelas II Minangkabau Padang Pariaman
4. Stasiun Klimatologi Kelas II Malang

Naskah masuk : 28 Feb 2021 ; Naskah diperbaiki : 30 Mar 2021 ; Naskah diterima : 17 April 2021

Abstrak.

Radar cuaca merupakan alat penginderaan jauh yang memiliki tingkat resolusi spasial yang tinggi. Meskipun bukan peralatan pengamatan curah hujan yang sebenarnya, radar cuaca ini memiliki algoritma untuk menghasilkan produk turunan berupa estimasi curah hujan. Dengan adanya radar cuaca, informasi secara cepat dan objektif dapat diperoleh, namun keterbatasan jumlah jaringan pengamatan curah hujan permukaan dan kecepatan akses informasinya masih menjadi kendala dalam mendapatkan estimasi curah hujan yang akurat. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi estimasi curah hujan radar cuaca badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) Juanda Sidoarjo dengan membandingkan hasil estimasi radar dan hasil pengamatan curah hujan. Metode *Mean Field Bias (MFD)* digunakan untuk menentukan faktor koreksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa jarak yang representatif digunakan radar cuaca yaitu kurang dari 100 km, diluar cakupan area tersebut maka radar menghasilkan nilai galat yang tinggi. Pada 0 hingga 100 km dari pusat radar estimasi curah hujan yang dihasilkan memiliki performa cukup baik. Penelitian ini juga menunjukkan bahwa metode *Mean Field Bias* tidak cocok digunakan untuk menentukan faktor pengkoreksi estimasi radar cuaca BMKG Juanda Sidoarjo. Sebaran data dengan variasi tinggi tidak dapat diakomodir oleh metode yang sangat sederhana ini, yaitu hanya dengan memberikan faktor pengkoreksi berupa konstanta.

Kata kunci : radar cuaca, estimasi curah hujan, mean field bias

Abstract.

Weather radar is a remote sensing tool that has a high level of spatial resolution. Even though it is not a true rainfall observation equipment, this weather radar has an algorithm to produce a derivative product in the form of a rainfall estimation. A weather radar provides access to information quickly and objectively. However, limited number of surface rainfall observation nets and the speed of access to information still become challenges in obtaining accurate rainfall estimation using the radar. This study aims to improve the accuracy of rainfall estimation produced by weather radar in Indonesian Agency for Meteorology, Climatology and Geophysics (BMKG) Juanda Sidoarjo by comparing radar estimation and rainfall observation data. The correction factor was determined using Mean Field Bias (MFD) method. This study shows that a representative distance using weather radar is less than 100 km, otherwise a high error value is generated. A distance of 0 to 100 km from the center of the radar yields a fairly good performing rainfall estimation. The study also indicates that the use of the Mean Field Bias method is not suitable for correcting radar estimation in BMKG Juanda Sidoarjo. The data distribution cannot be accommodated by this very simple method by only providing a constant correction factor.

Keywords: weather radar, rainfall estimation, mean field bias

1. Pendahuluan

Informasi curah hujan merupakan parameter yang sangat penting bagi masyarakat dalam proses mitigasi bencana. Adanya informasi curah hujan dengan tingkat resolusi tinggi dan akurasi yang baik akan sangat membantu untuk memprakirakan daerah terdampak bencana hidrometeorologi [10]. Pada dasarnya, pengamatan dengan menggunakan alat penakar hujan di permukaan adalah salah satu pengukuran yang sangat akurat [8]. Akan tetapi, penakar hujan permukaan memiliki kekurangan berupa minimnya frekuensi pengambilan sampel, terbatasnya jumlah alat, serta cakupan spasial yang sempit [6]. Contoh dalam beberapa kasus banjir, kita tidak dapat menganalisis banjir hanya dengan mengukur satu titik lokasi penakar hujan. Perlu adanya pengukuran curah hujan daerah sekitarnya untuk mengetahui penyebab terjadinya banjir [7].

Radar cuaca merupakan alat pengamatan berbasis penginderaan jauh yang dapat mengetahui kondisi partikel yang ada di atmosfer. Prinsip kerja radar cuaca yaitu dengan menembakkan gelombang elektromagnetik yang nantinya akan ditangkap kembali oleh *receiver*. Semakin jauh dari posisi radar, maka akan semakin besar pula nilai galat yang dihasilkan. Beberapa faktor yang mempengaruhi nilai bias estimasi curah hujan radar cuaca seperti atenuasi, *clutter*, blokade, jarak yang terlalu jauh, variabilitas bentuk partikel air serta es, dan lain sebagainya [12][13].

Penerapan koreksi pada produk radar sangat diperlukan untuk mengevaluasi hasil estimasi curah hujan radar. Melalui koreksi

ini, kesesuaian antara estimasi curah hujan radar dan pengamatan penakar hujan akan cukup tinggi [3][11][12]. Penelitian terdahulu telah mengembangkan berbagai metode untuk meningkatkan akurasi estimasi curah hujan radar cuaca [1][5][8]. Salah satunya adalah penelitian yang dilakukan oleh Ali, dkk di mana faktor koreksi ditentukan dengan metode *Mean Field Bias* (MFD). Penelitian tersebut menunjukkan bahwa faktor koreksi tersebut telah menghasilkan peningkatan signifikan estimasi curah hujan radar [1]. Pada penelitian ini, estimasi curah hujan dari radar cuaca Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) Juanda Sidoarjo dibandingkan dengan data hasil pengamatan untuk meningkatkan akurasi estimasi radar cuaca. Penentuan faktor pengkoreksi estimasi radar cuaca dilakukan dengan metode yang sama dengan penelitian Ali dkk (2020) yaitu *Mean Field Bias* (MFB). Kelebihan dari penelitian ini adalah menggunakan data pembandingan penakar hujan yang lebih banyak dan uji coba waktu yang lebih panjang.

Adanya faktor pengoreksi estimasi curah hujan radar cuaca akan membantu mendapatkan nilai curah hujan yang mendekati nilai penakar hujan permukaan. Hal tersebut tentunya akan sangat membantu dalam proses penyediaan informasi peringatan dini dan juga mitigasi bencana hidrometeorologi. Penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan nilai akurasi estimasi curah hujan radar sehingga dapat membantu mengurangi kerugian dalam proses penanganan bencana.

2. Metode Penelitian

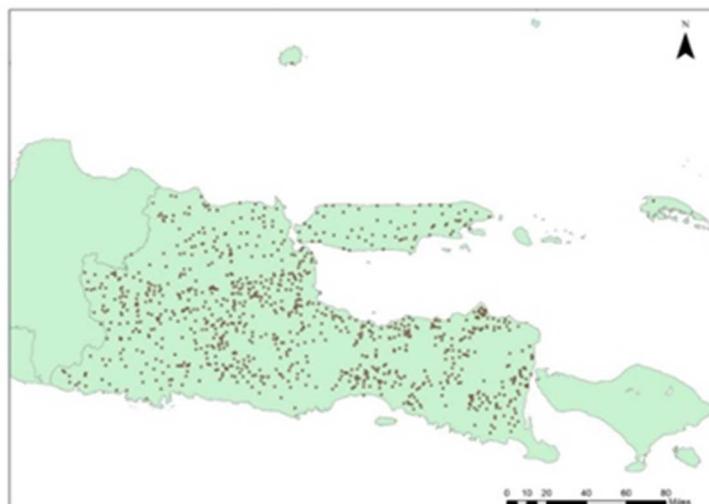
Pada penelitian ini digunakan radar cuaca C – band dengan single polarisasi dan resolusi spasial 500 meter. Lokasi radar cuaca berada di BMKG Juanda Sidoarjo dengan titik koordinat 7.41028°LS dan 112.76056°BT. Posisi radar cuaca tersebut terletak di tengah provinsi Jawa Timur yang mana sebagian besar wilayah akan dapat terpantau dengan baik, kecuali jika ada limitasi seperti yang telah disebutkan sebelumnya.

Nilai estimasi curah hujan radar secara matematis dinyatakan dalam persamaan menggunakan korelasi Z-R, yaitu dengan menggunakan nilai reflektivitas kemudian diolah sehingga mendapatkan nilai curah hujan.

$$Z = aR^b \quad (1)$$

Dimana nilai a mewakili median diameter ukuran droplet dalam satu sampling volume dan b mewakili kondisi ekulibrium (setimbang) perubahan ukuran droplet dalam satu sampel [9]. Penelitian ini menggunakan metode korelasi Z-R

Marshall-Palmer dengan nilai $a=200$ dan $b=1.6$ dengan nilai reflektivitas maksimum [1]. Verifikator estimasi curah hujan radar yang digunakan adalah alat penakar hujan permukaan baik menggunakan alat penakar hujan observatorium, *Automatic Weather Station (AWS)*, ataupun *Automatic Rain Gauge (ARG)* di wilayah Jawa Timur (Gambar 1). Penelitian ini menggunakan data akumulasi curah hujan harian untuk memverifikasi hasil estimasi curah hujan radar cuaca. Terdapat titik 934 pengamatan curah hujan yang tersebar di Jawa Timur (Gambar 1). Estimasi curah hujan radar cuaca digunakan sesuai dengan titik pengamatan permukaan. Terdapat kriteria curah hujan yang digunakan untuk penelitian ini yaitu curah hujan estimasi dan pengamatan permukaan selama satu hari harus lebih dari atau sama dengan 1 mm [1] [4]. Periode waktu yang digunakan untuk data latih faktor pengkoreksi adalah Januari 2019 dan untuk penerapan faktor pengkoreksi Desember 2019. Periode ini diambil karena wilayah Jawa Timur secara normal sudah masuk musim hujan yang berarti hari hujan akan semakin banyak.



Gambar 1. Lokasi penakar hujan permukaan

Metode untuk memperbaiki nilai estimasi curah hujan radar digunakan *Mean Field Bias* (MFB). Metode ini merupakan metode yang paling simpel dan sederhana untuk mengkoreksi kesalahan estimasi curah hujan radar yang diasumsikan serupa [2] [14]. Hasil faktor koreksi diperoleh dengan membandingkan rasio rata-rata spasial alat ukur hujan dengan akumulasi radar di lokasi yang diukur selama periode waktu tertentu.

$$C_{MFB} = \frac{\sum_{i=1}^N G_i}{\sum_{i=1}^N R_i} \quad (2)$$

dimana N adalah jumlah alat ukur hujan yang valid, G_i adalah pengamatan alat ukur hujan, dan R_i adalah nilai estimasi curah hujan radar pada piksel pengukur hujan.

Setelah didapatkan faktor pengkoreksi, maka dihasilkan estimasi curah hujan radar terbaru. Kemudian untuk mengetahui kualitas data yang dihasilkan, digunakan metode verifikasi *Root Mean Squares Error* (RMSE).

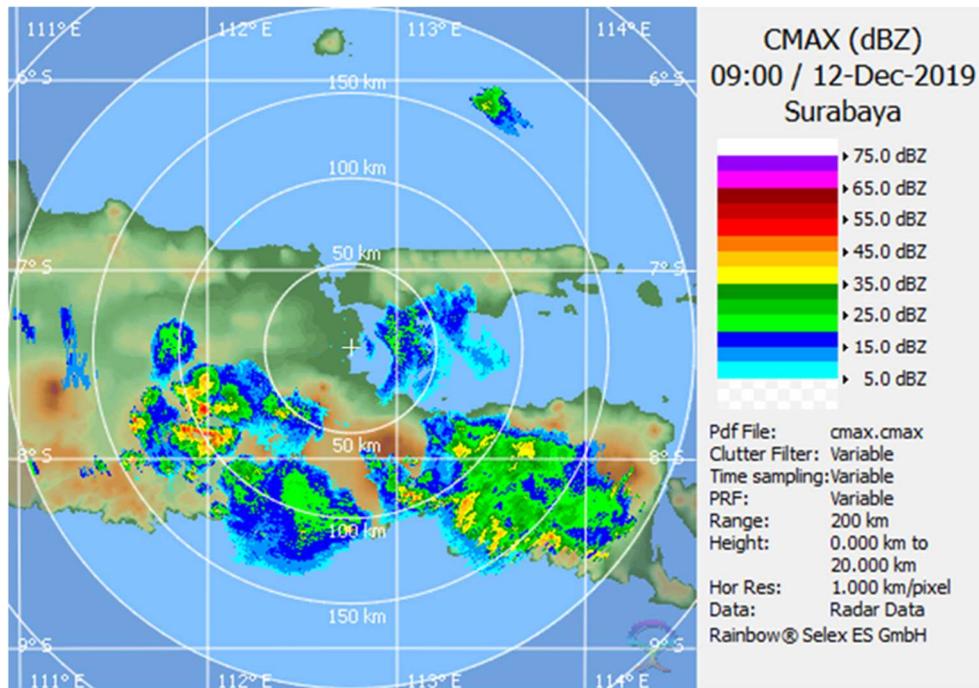
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (R_i - \hat{R}_i)^2} \quad (3)$$

RMSE menggambarkan standar deviasi dari perbedaan antara nilai curah hujan yang diamati dan hasil estimasi yang mana metode ini sudah sangat luas digunakan dalam verifikasi. Untuk menghindari nilai galat yang tinggi. Untuk mengakomodir prinsip kerja radar yang sangat dipengaruhi jarak, maka digunakan pengklasifikasian berdasarkan jarak dari pusat radar.

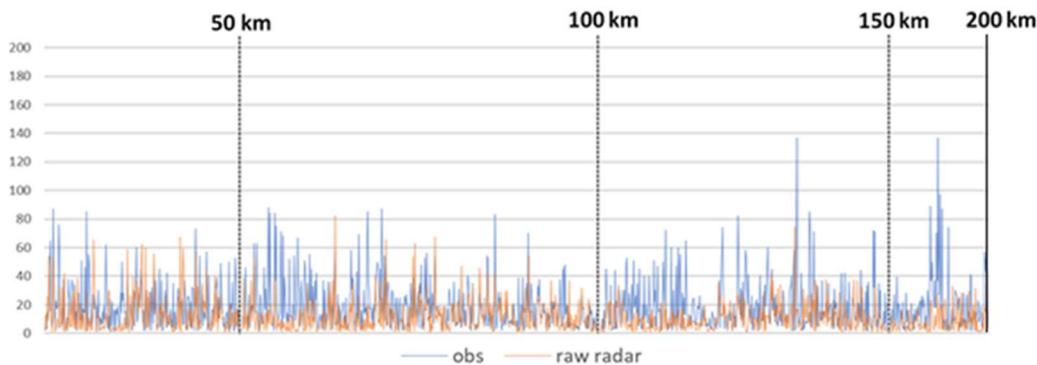
3. Hasil dan Pembahasan

Estimasi curah hujan radar yang merupakan turunan nilai reflektivitas tentunya memiliki nilai bias dari curah hujan observasi permukaan. Nilai reflektivitas yang ditunjukkan Gambar 2 sekilas menunjukkan beberapa daerah mengalami hujan lebat seperti Kabupaten Kediri, Lumajang, dan Jember. Hujan dengan intensitas lebat ditunjukkan dengan warna jingga kemerahan. Nilai reflektivitas ini menggambarkan pantulan gelombang elektromagnetik yang ditembakkan radar oleh partikel yang ada di atmosfer. Semakin tebal dan padat suatu partikel maka akan menghasilkan nilai reflektivitas yang semakin tinggi, begitu pula sebaliknya.

Penggunaan metode MFB dengan mempertimbangkan jarak lokasi dengan pusat radar cuaca dimungkinkan dapat meningkatkan performa. Hal tersebut sesuai dengan prinsip kerja radar yang mana nilai bias dan galat akan semakin besar jika semakin jauh dengan pusat radar. Pengklasifikasian ini berdasarkan pola karakteristik yang ditunjukkan Gambar 3. Perbandingan estimasi curah hujan radar cuaca dengan pengamatan permukaan menunjukkan nilai yang variatif. Pada penelitian ini terdapat ketidaksamaan jumlah sampling pada masing – masing jarak. Radius 50 – 100 km memiliki pos pengamatan curah hujan permukaan yang lebih banyak dan radius 150 – 200 km yang paling sedikit (Gambar 2). Memang pada dasarnya semakin banyak semakin rapat jaringan pengamatan curah hujan, maka akan semakin baik dalam monitoring dan analisa kebencanaan hidrometeorologi.



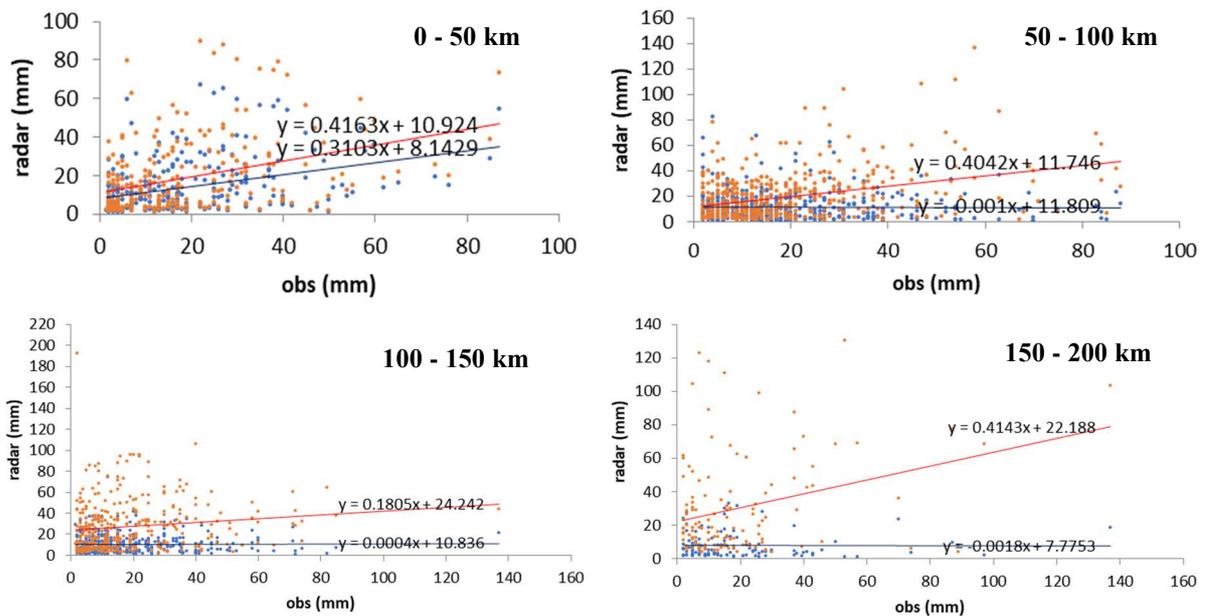
Gambar 2. Nilai Reflektivitas Hasil Pengamatan Radar Cuaca



Gambar 3. Perbandingan curah hujan estimasi radar dan pengamatan permukaan

Nilai galat radar sangat dipengaruhi jarak. Hal tersebut ditunjukkan oleh nilai RMSE sebelum dikoreksi pada jarak 0 – 50 km dan 50 – 100 km masing – masing bernilai 17.96 dan 17.79, yang mana menunjukkan pada jarak hingga radius 100 km dari pusat radar masih memiliki nilai galat yang tidak terlalu berbeda. Sedangkan untuk jarak 100 – 150 km memiliki RMSE sebesar 19.86,

sedikit lebih besar dari pada radius sebelumnya akan tetapi lebih bagus dari pada dibandingkan dengan hasil radius 150 – 200 km yang memiliki RMSE 23.08. Berdasarkan nilai tersebut dapat diketahui bahwa jarak suatu lokasi dari pusat radar memang sangat berpengaruh bagi hasil estimasi curah hujannya.



Gambar 4. Nilai Reflektivitas Hasil Pengamatan Radar Cuaca

Estimasi curah hujan radar cuaca menunjukkan nilai tidak menentu, beberapa kasus bersifat *underestimate* dan *overestimate* untuk kasus lain. Setelah dilakukan perbaikan dengan metode MFB, tidak terjadi perbaikan dalam metode verifikasi RMSE (Gambar 4). Setelah dilakukan koreksi dengan metode MFB didapatkan nilai RMSE pada jarak 0 – 50 km dan 50 – 100 km masing – masing sebesar 20,07 dan 19,89, sedangkan untuk jarak 100 – 150 km dan 150 – 200 km sebesar 28,63 dan 31,96. Jika diamati pada jarak lebih dari 100 km performa radar cuaca dalam mengestimasi curah hujan tidak terlalu baik. Banyak blokade atau halangan berupa topografi di sebelah selatan Jawa Timur, seperti adanya gunung Arjuno, Kelud dan lain sebagainya juga sangat mempengaruhi performa radar. Hasil koreksi menggunakan MFB memiliki kecenderungan nilai RMSE yang lebih besar dibandingkan sebelum dikoreksi. Hal tersebut terjadi dimungkinkan karena sebaran data yang

sangat variatif. Perlu dilakukan *quality control* terhadap data yang ada, baik data radar cuaca ataupun pengamatan permukaan.

4. Kesimpulan

Skema klasifikasi berdasarkan jarak dari pusat radar sudah cukup bagus diterapkan dan dihasilkan bahwa pada jarak kurang dari 100 km dari pusat radar cuaca memiliki performa yang baik dengan nilai RMSE sebesar 17.79, di luar jarak tersebut mencapai nilai lebih dari 19.86. Penelitian ini menunjukkan bahwa metode MFB tidak melakukan perbaikan nilai galat pada estimasi curah hujan radar cuaca. Sebaran data yang variatif tidak dapat diakomodir oleh metode yang sangat sederhana ini, berupa penggunaan faktor konstanta sebagai pengkoreksi. Hal tersebut juga dapat terjadi karena kualitas data radar ataupun pengamatan permukaan dan harus dilakukan pengkajian yang lebih mendalam.

Daftar Pustaka

1. Ali, A; Deranadyan, G; Umam, IH. 2020. An Enhancement To The Quantitative Precipitation Estimation Using Radar-Gauge Merging. International Journal of Remote Sensing and Earth Sciences Vol.17. No.1.
2. Arsenault, R.; Brissette, F. Determining the optimal spatial distribution of weather station networks for hydrological modeling purposes using RCM datasets: An experimental approach. J. Hydrometeorol. 2014, 15,517–526.
3. Germann, U, Galli, G, Boscacci, M & Bolliger, M, 2006. Radar Precipitation Measurement in a Mountainous Region.. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 132(618A), p. 1669–1692.
4. Goudenhoofd, E., & Delobbe, L. (2009). Evaluation of radar-gauge merging methods for quantitative precipitation estimates. Hydrol. Earth Syst. Sci., 13, 2975–3003
5. Hambali, R; Legono, D; Jayadi, R. 2019. Correcting Radar Rainfall Estimates Based on Ground Elevation Function. Journal of the Civil Engineering Forum vol.5 No.3.
6. Hong, Y. dan Gourley, J. J. 2015. *Radar Hydrology: Principles, Models, and Applications*. CRC Press, New York.
7. Nikolopoulos, E.I.; Anagnostou, E.N.; Borga, M.; Vivoni, E.R.; Papadopoulos, A. Sensitivity of a mountain basin flash flood to initial wetness condition and rainfall variability. J. Hydrol. 2011, 402, 165–178.
8. Qiu, Q; , Liu, J; Tian, J; Jiao, Y; Li, C;Wang, W; Yu, F. Evaluation of the Radar QPE and Rain Gauge Data Merging Methods in Northern China. Remote Sens. 2020, 12, 363.
9. Rosenfeld, D and Ulbrich, C, W. 2002. Cloud Microphysical Properties, Processes, and Rainfall Estimation Opportunities.
10. Salvadore, E.; Bronders, J.; Batelaan, O. Hydrological modelling of urbanized catchments: A review and future directions. J. Hydrol. 2015, 529, 62–81.
11. Tabary, P, 2007. The New French Operational Radar Rainfall Product, Part I : Methodology. American Meteorological Society, Volume 22, pp. 393-408.
12. Van De Beek, C.Z, et al., 2010. Performance of High-Resolution X-band Radar for Rainfall Measurement in The Netherlands. Hydrology and Earth System Sciences, 14(2), pp. 205-221.
13. Villarini, G. & Krajewski, W.F, 2010. Review of the Different Sources of Uncertainty in Single Polarization Radar-Based Estimates of Rainfall. Surveys in Geophysics, 31(1), pp. 107-129.
14. Wilson, J.W. Integration of radar and raingage data for improved rainfall measurement. J. Appl. Meteorol. Clim.1970, 9, 489–497.

KONTRIBUSI INDEKS KETIDAKSTABILAN ATMOSFER TERHADAP KEJADIAN HUJAN BULAN JANUARI 2015 DI JUANDA SURABAYA

FIRDA AMALIA MASLAKAH
Stasiun Klimatologi Malang
Email : amaliafirda01@gmail.com

Naskah masuk : 5 Maret 2021 ; Naskah diperbaiki : 13 April 2021 ; Naskah diterima : 20 April 2021

Abstrak

Pengamatan cuaca menggunakan balon radiosonde memberikan informasi mengenai kondisi cuaca di lapisan udara atas terutama ketidakstabilan atmosfer. Kondisi atmosfer yang tidak stabil mendorong terjadinya proses konvektif yang menyebabkan terjadinya hujan. Pada studi ini, dilakukan analisa mengenai kontribusi indeks-indeks ketidakstabilan atmosfer di Stasiun Meteorologi Juanda Surabaya periode bulan Januari 2015 untuk mendapatkan informasi tentang keterkaitannya dengan kejadian hujan. Indeks-indeks yang dianalisis terdiri atas CAPE, BRN, CIN, LFC dan kelembaban relatif pada ketinggian 850 mb hingga 500 mb. Indeks-indeks yang didapatkan dengan software RAOBs diklasifikasikan berdasarkan curah hujan (tidak ada hujan, hujan ringan, hujan sedang dan hujan lebat) Studi ini menunjukkan bahwa sebagian besar kejadian hujan lebat didukung oleh kondisi udara yang lembab dengan nilai kelembaban relatif tinggi pada lapisan 850 mb hingga 500 mb dan kondisi udara yang tidak stabil dengan kriteria nilai CAPE yang tinggi (hingga 2000J/kg), BRN di atas 50, LFC rendah (<3000 m) dan CIN rendah hingga menengah (50-199 J/kg). Nilai CAPE yang tinggi (<2000J/kg) juga masih ditemukan pada kejadian hujan sedang dan hujan ringan, namun beberapa kejadian disertai dengan nilai LFC yang lebih tinggi (hingga >4000 m). Nilai BRN dan CIN juga lebih bervariasi pada kejadian hujan sedang dan ringan. Sementara itu, kondisi atmosfer pada saat tidak terjadi hujan terutama dicirikan dengan nilai CAPE relative rendah (<1000) dan LFC bervariasi antara 0 hingga lebih dari 4000 m.

Kata kunci : hujan, radiosonde, ketidakstabilan atmosfer, Juanda

Abstract

Weather observation using radiosonde provides information on upper atmospheric weather condition particularly atmospheric instability. Unstable atmospheric condition drives convective process leading to rainfall event. In this study, the contribution of upper air instability indices observed at Juanda Meteorology Station during January 2015 was analyzed to obtain information on their relationship with precipitation events. The indices analyzed here consist of CAPE, BRN, CIN, LFC and relative humidity at 850 mb to 500 mb. Upper air instability indices obtained using RAOBs software were classified based on the rainfall amount (no rain, light rain, moderate rain and heavy rain). The study shows that the majority of heavy rainfall events were the result of humid atmospheric condition indicated by high relative humidity average for 850 mb to 500 mb level. This condition is supported by unstable air with high CAPE (up to 2000 J/kg), BRN above 50, low LFC (<3000 m) and low to moderate CIN (50-199 J/kg). High cape values (>2000 J/kg) are also found in moderate to light rainfall events but higher LFC values (>4000m) are detected in some of these events. It is also found that BRN and CIN values are varied in moderate to light rainfall event. At the same time, low CAPE values (<1000 J/kg) and LFC varied between 0 to above 4000 m are found to be the main characteristics of non rainfall events.

Key words : rainfall events, radiosonde, atmospheric instability, Juanda

1. Pendahuluan

Informasi cuaca di lapisan udara atas merupakan hal yang penting karena troposfer merupakan lapisan tempat terjadinya proses cuaca terkait dengan pembentukan awan dan hujan terjadi. Dalam proses pembentukan hujan, udara lembab bergerak ke atas, mendorong kondensasi yang menyebabkan terbentuknya awan dan hujan [4][10]. Informasi tentang profil termodinamika atmosfer diperlukan untuk mengetahui hingga sejauh mana pergerakan parcel udara tersebut. Radiosonde adalah salah satu sarana yang digunakan oleh stasiun pengamat cuaca untuk mengetahui profil termodinamis di lapisan atmosfer bagian atas [5]. Peluncuran radiosonde yang dilakukan pukul 00.00 UTC dan 12.00 UTC menghasilkan data parameter cuaca di lapisan udara atas hingga ketinggian tertentu. Parameter itu berupa temperatur, kelembaban relatif, tekanan, arah dan kecepatan angin.

Data hasil pengamatan udara atas dengan radiosonde memberikan berbagai informasi mengenai kondisi atmosfer, salah satunya adalah mengenai kestabilan/ketidakstabilan atmosfer [6]. Kondisi atmosfer dikatakan stabil apabila udara yang bergerak naik memiliki temperatur lebih rendah daripada udara di sekitarnya sehingga molekul-molekulnya lebih rapat dan akan cenderung turun kembali ke posisinya semula. Apabila udara yang bergerak naik memiliki temperatur lebih hangat dan susunan molekul lebih renggang, sehingga parcel udara akan bergerak terus ke atas hingga mencapai titik di mana temperaturnya sama dengan temperatur lingkungan di sekitarnya, maka dikatakan bahwa atmosfer berada dalam

keadaan tidak stabil [7]. Kondisi atmosfer yang tidak stabil sangat mendukung proses terbentuknya awan-awan konvektif yang merupakan pemicu terjadinya cuaca buruk seperti hujan lebat, petir dan angin kencang [8].

Interpretasi data radiosonde menjadi lebih mudah apabila data diplot menjadi diagram termodinamika. RAOBs merupakan software yang kerap digunakan untuk mendapatkan diagram tersebut. Berdasarkan diagram termodinamika, dapat diketahui profil temperatur dan titik embun yang mewakili temperatur parcel udara beserta kandungan uap airnya. Semakin kecil selisih temperatur udara dan titik embun, berarti bahwa kelembaban relatif semakin besar [7]. Tinggi dasar awan adalah parameter lain yang dapat ditentukan berdasarkan diagram termodinamika, di mana ketinggian *Lifting Condensation Level* (LCL) mewakili ketinggian dasar awan [3]. Berdasarkan diagram termodinamika, arah dan kecepatan angin di setiap lapisan beserta perubahannya juga dapat diamati. Selain beberapa hal tersebut di atas, beberapa indeks yang menentukan ketidakstabilan atmosfer dalam bentuk CAPE, LI, BRN, LCL, LFC dan sebagainya dapat ditentukan.

Pembentukan awan-awan konvektif dan hujan melibatkan suatu proses pergerakan udara yang terkait dengan informasi yang diberikan oleh diagram termodinamika. Pada saat suatu parcel udara terangkat dari permukaan bumi secara adiabatik kering, temperatur parcel tersebut akan berkurang hingga mencapai titik jenuh. Ketinggian ini disebut dengan *Lifted Condensation Level* atau LCL [3][10]. Setelah mencapai LCL, maka parcel udara akan menjadi jenuh

dengan uap air, kemudian akan mengembang secara adiabatik basah. Pada suatu level di mana temperatur parcel lebih hangat daripada temperatur lingkungan, udara menjadi tidak stabil dan akan bergerak ke atas dengan sendirinya. Level ini disebut dengan *Level of Free Convection* atau LFC [9]. Udara ini akan bergerak dengan bebas dan pada ketinggian tertentu temperaturnya akan berkurang secara adiabatik hingga lebih dingin dari lingkungan dan menjadi stabil.

Agar proses pembentukan awan konvektif dapat tercapai, sejumlah energi diperlukan agar parcel udara dapat naik ke atas. Energi ini dinyatakan dalam bentuk CAPE yang besarnya sebanding dengan kecepatan aliran udara ke atas atau *updraft* [1][10]. Aliran udara ini masih dipengaruhi oleh perubahan arah dan kecepatan angin vertikal atau *vertical windshear*. Besaran yang digunakan untuk mewakili perbandingan antara *wind shear* and CAPE adalah Bulk Richardson Number (BRN) yang nilainya menentukan jenis awan konvektif yang akan terbentuk. Pembentukan awan konvektif juga dapat terhambat oleh kondisi-kondisi tertentu yang menghalangi aliran udara ke atas, seperti peningkatan temperatur lingkungan yang menyebabkan parcel udara menjadi stabil. *Convective Inhibition Number* (CIN) merupakan indeks yang dapat digunakan untuk mewakili kondisi tersebut [1].

Untuk dapat memprediksi cuaca dengan tepat menggunakan data radiosonde sebagai salah satu data pendukung, diperlukan pemahaman mengenai kondisi atmosfer di udara atas yang mendukung terbentuknya awan konvektif yang berpotensi

menyebabkan cuaca buruk, terutama hujan lebat. Oleh karenanya, dalam kajian ini dilakukan analisis profil udara atas dan parameter-parameter ketidakstabilan atmosfer di Juanda Surabaya selama periode bulan Januari 2015 untuk mengetahui kondisi atmosfer yang mendukung terbentuknya awan konvektif yang berpotensi menimbulkan hujan lebat.

2. Metode

Pengamatan dilakukan di Stasiun Meteorologi Juanda Surabaya yang berada di sekitar wilayah Bandara Juanda Surabaya dengan koordinat $07^{\circ}23'03''70$ LS ; $112^{\circ}47'02''68$ BT dan ketinggian ± 2.8 m di atas permukaan laut. Temperatur harian rata-rata di wilayah ini berkisar antara $23,8^{\circ}\text{C}$ hingga $32,3^{\circ}\text{C}$. Pada umumnya, musim hujan berlangsung pada bulan November hingga April, sedangkan musim kemarau berlangsung pada bulan Mei hingga Oktober.

Data parameter udara atas di Stasiun Meteorologi Juanda Surabaya didapatkan dari peluncuran balon radiosonde yang menggunakan *receiver* merk *Meisei*. Radiosonde terdiri dari kotak yang dilengkapi dengan pemancar radio dan alat pengindra atau sensor untuk tekanan, temperatur dan kelembaban relatif. Radiosonde dinaikkan dengan sebuah balon yang diisi dengan gas hidrogen. Hasil pengamatan dikirim ke permukaan dalam bentuk sinyal radio. Selain data tekanan, temperatur dan kelembaban, diperoleh informasi tambahan data laju dan arah angin dengan memakai alat rawinsonde. Peluncuran balon radiosonde dilaksanakan dua kali dalam satu hari pada pukul 00.00

UTC (07.00 WIB) dan 12.00 UTC (19.00 WIB).

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data radiosonde harian pukul 00.00 UTC (07.00 WIB). Data diplot menggunakan software RAOBs versi 5.7 menjadi grafik skew T log P. Hasil olahan RAOBs juga meliputi indeks-indeks yang berhubungan dengan kondisi atmosfer udara atas.

Indeks-indeks hasil olahan RAOBs yang dianalisa meliputi:

1. *Convective Available Potential Energy* (CAPE)

Convective Available Potential Energy (CAPE) adalah jumlah energi potensial yang didapatkan oleh sebuah parcel udara dari kondisi lingkungan di sekitarnya. Pada diagram sounding, CAPE adalah area positif di atas *Level of Free Convection* (LFC).

2. *Bulk-Richardson Number* (BRN)

Bulk Richardson Number (BRN) adalah indeks yang menentukan keseimbangan antara ketidakstabilan (CAPE) dan *wind shear*. Nilai BRN yang tinggi mengindikasikan kondisi lingkungan yang tidak stabil, sedangkan nilai BRN yang rendah menunjukkan ketidakstabilan rendah atau *vertical shear* kuat.

3. *Level of Free Convection* (LFC)

Level of Free Convection (LFC) adalah suatu level ketinggian di mana suatu parcel udara yang terangkat secara adiabatic hingga jenuh dan selanjutnya terangkat secara adiabatik lembab untuk pertama kalinya menjadi lebih hangat

dari udara sekitarnya, sehingga parcel udara dapat bergerak ke atas secara bebas hingga menjadi lebih dingin dari lingkungan sekitarnya.

4. *Convective Inhibition Number* (CIN)

Convective Inhibition Number adalah area negatif di mana sejumlah energi diperlukan untuk menggerakkan parcel udara naik atau turun. Area yang berada di antara jalur naik dan turunnya parcel dan temperatur lingkungan pada diagram sounding tersebut sebanding dengan energi yang diperlukan untuk menggerakkan parcel udara.

Selain data yang didapatkan dari hasil olahan RAOBs di atas, parameter lain yang diambil dari data peluncuran radiosonde yang terintegrasi dalam data Sounding Wyoming University juga digunakan. Data tersebut adalah kelembaban udara relatif pada lapisan 850 hingga 500 mb.

Data curah hujan harian diambil dari data pengamatan cuaca permukaan di Stasiun Meteorologi Juanda Surabaya selama puncak musim hujan 2015, yaitu pada bulan Januari 2015. Data hujan dan parameter udara atas dikelompokkan menjadi beberapa kelompok berdasarkan besarnya curah hujan yaitu:

1. Tidak hujan
2. Hujan Ringan dengan curah hujan 0-20 mm per hari
3. Hujan sedang dengan curah hujan 20-50 mm per hari
4. Hujan lebat dengan curah hujan 50-100 mm per hari

Data indeks ketidakstabilan diolah dan diklasifikasikan berdasarkan seberapa besar pengaruhnya terhadap proses pembed-

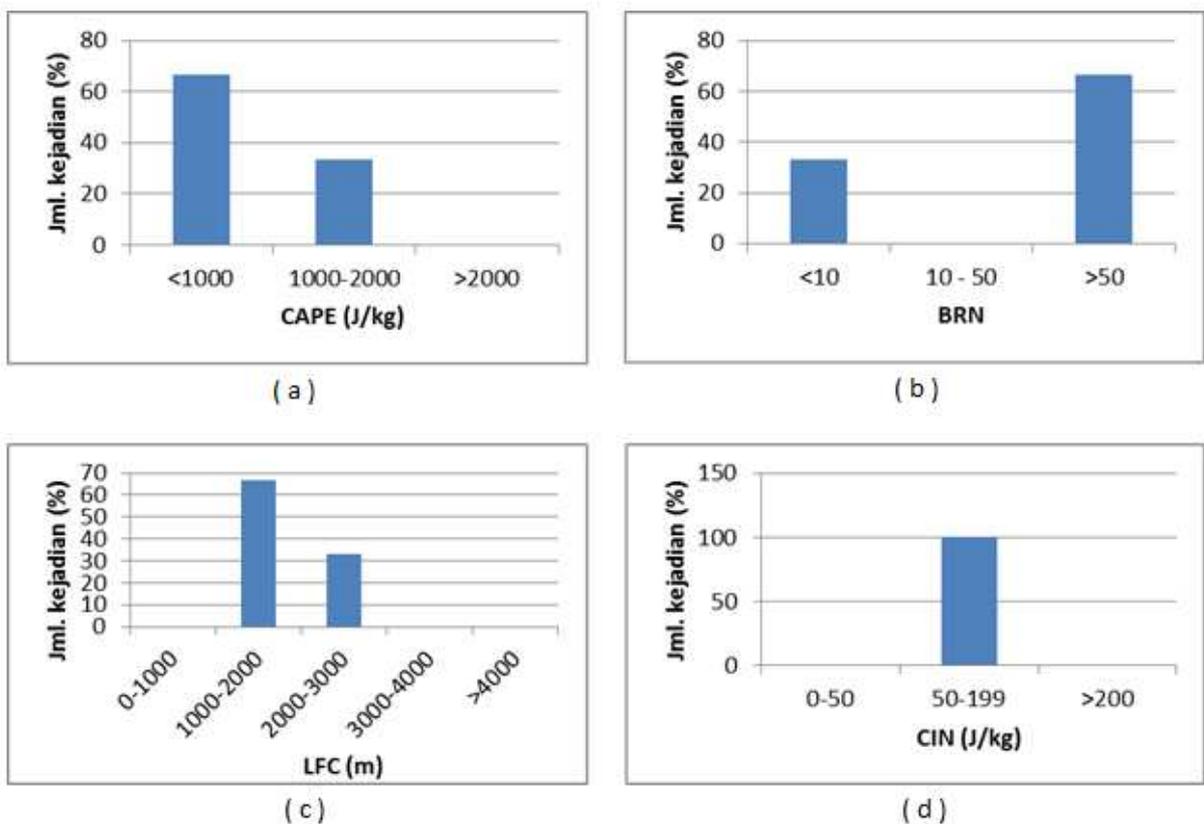
tukan awan-awan konvektif sehingga dapat diketahui kriteria kondisi atmosfer bagian atas yang mempengaruhi proses konvektif.

3. Hasil dan Pembahasan

Salah satu faktor yang mendukung kejadian hujan lebat adalah ketidakstabilan atmosfer yang ditunjukkan dengan nilai CAPE [2][4]. Nilai CAPE kurang dari 1000 memberikan kontribusi pada 66,67% kejadian hujan lebat. Sementara itu pada 33,33% kejadian hujan lebat nilai CAPE berkisar antara 1000-2000 J/kg. Nilai BRN yang mewakili perbandingan antara windshear dan buoyancy juga berpengaruh dalam konvektivitas dan proses hujan lebat. Nilai BRN > 50 tercatat pada 66,67% kejadian hujan lebat, sedangkan nilai BRN di bawah 10 berperan

dalam 33,33% kejadian hujan di atas 50 mm per hari. Berdasarkan nilai LFC didapatkan hasil bahwa sebagian besar kejadian hujan lebat (66,67%) terjadi pada saat nilai LFC berada pada kisaran 1000-2000 J/kg dan hanya 33,33% dengan nilai LFC 2000-3000 J/kg. Apabila dilihat dari data CIN, seluruh kejadian hujan di atas 50 mm memiliki nilai CIN 50 hingga 199.

Pada kejadian hujan sedang, 85,71% kejadian hujan terjadi pada saat nilai CAPE <1000, sementara itu 14,28% kejadian hujan memiliki nilai CAPE pada kisaran 1000-2000 J/kg. Nilai BRN 10-50 tercatat pada 42,86% kejadian hujan sedang. Sementara itu, pada 28,57% kejadian lainnya tercatat nilai BRN di bawah 10, dan 28,57% dengan nilai BRN lebih dari 50. Nilai LFC 1000-

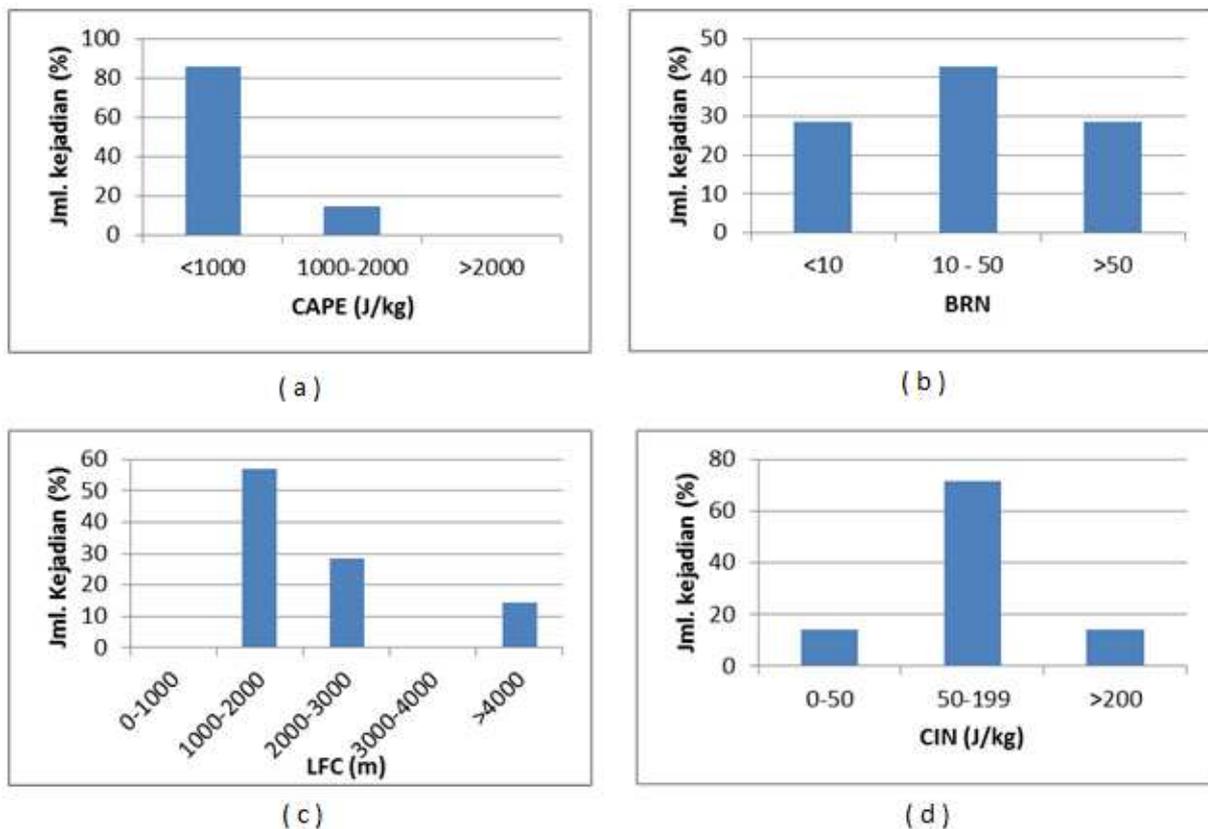


Gambar 1. Indeks ketidakstabilan udara pada kejadian hujan lebat (>50mm) : CAPE (a), BRN (b), LFC (c), CIN (d)

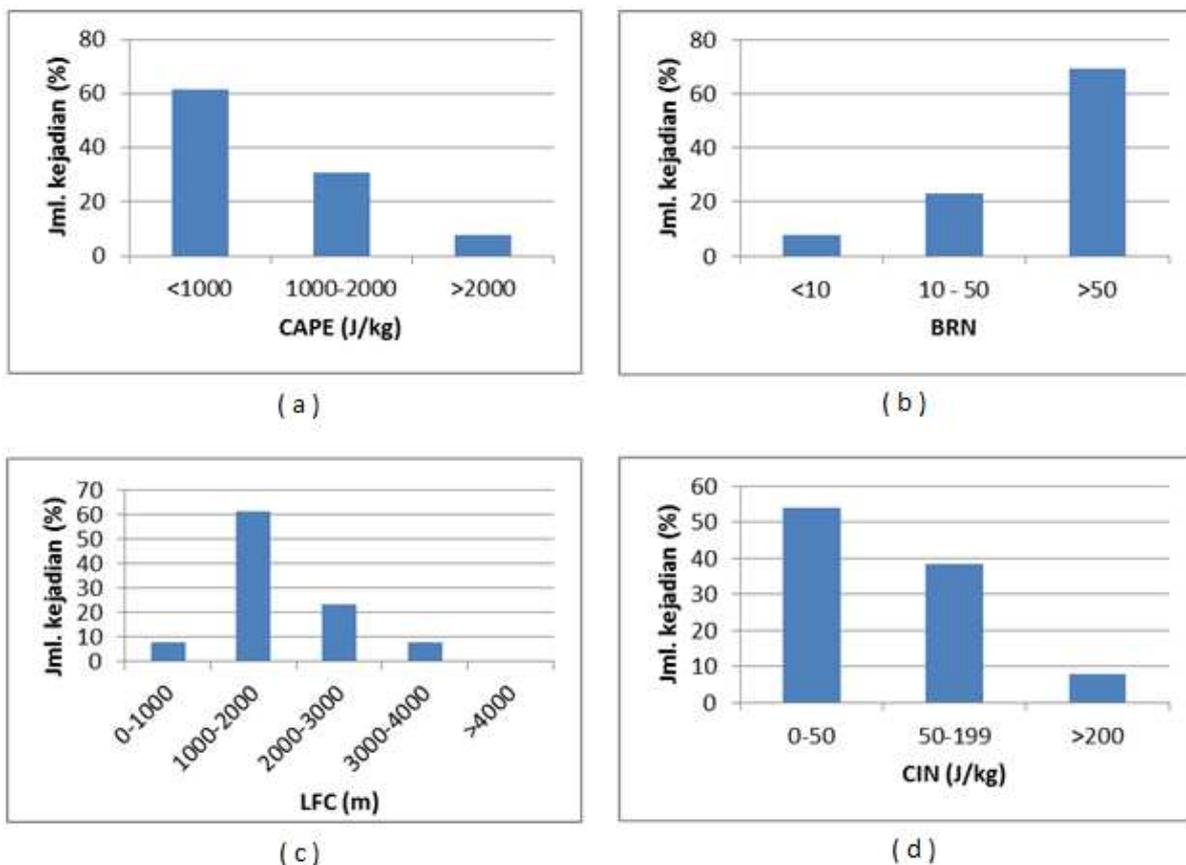
2000 paling banyak ditemui pada kejadian hujan sedang (57,14%), sementara itu nilai LFC 2000-3000 juga tercatat pada 28,57% kejadian hujan sedang. Sebagian kecil kejadian hujan sedang (14,28%) memiliki Nilai LFC lebih dari 4000. Pada kejadian hujan sedang, nilai CIN yang memiliki pengaruh dominan berada pada kisaran 50-199 (71,43%). Pada kondisi tersebut tercatat pula nilai CIN yang tinggi dengan nilai di atas 200 (14,28%).

Pada bulan Januari 2015, kejadian hujan ringan banyak terjadi dengan nilai CAPE kurang dari 1000 J/kg (61,54%); 30,77% kejadian memiliki dengan nilai CAPE 1000-2000 J/kg dan sebesar 7,69% terjadi dengan nilai CAPE lebih dari 2000. Nilai

BRN pada kejadian hujan ringan juga bervariasi dengan BRN pada kisaran 10-50 sebanyak 23,07% ; BRN dengan nilai kurang dari 10 sebesar 7,69% dan lebih dari 50 sebesar 69,23%. Nilai LFC yang memiliki persentase terbesar pada saat terjadi hujan ringan adalah LFC pada kisaran 1000-2000 m dengan persentase 61,53%, diikuti nilai LFC 2000-3000m sebesar 23,07%. Sementara itu LFC dengan ketinggian 0-1000 m dan 3000-4000 m memiliki persentase yang sama pada kejadian hujan ringan yaitu sebesar 7,69%. Berdasarkan data CIN, Nilai CIN yang banyak mempengaruhi kejadian hujan ringan berada pada kisaran 0-50 (53,84%), sedangkan nilai CIN lebih dari 200 memiliki persentase terendah pada kejadian hujan ringan sebesar 7,69%.



Gambar 2. Indeks ketidakstabilan udara pada kejadian hujan sedang (20-50 mm)

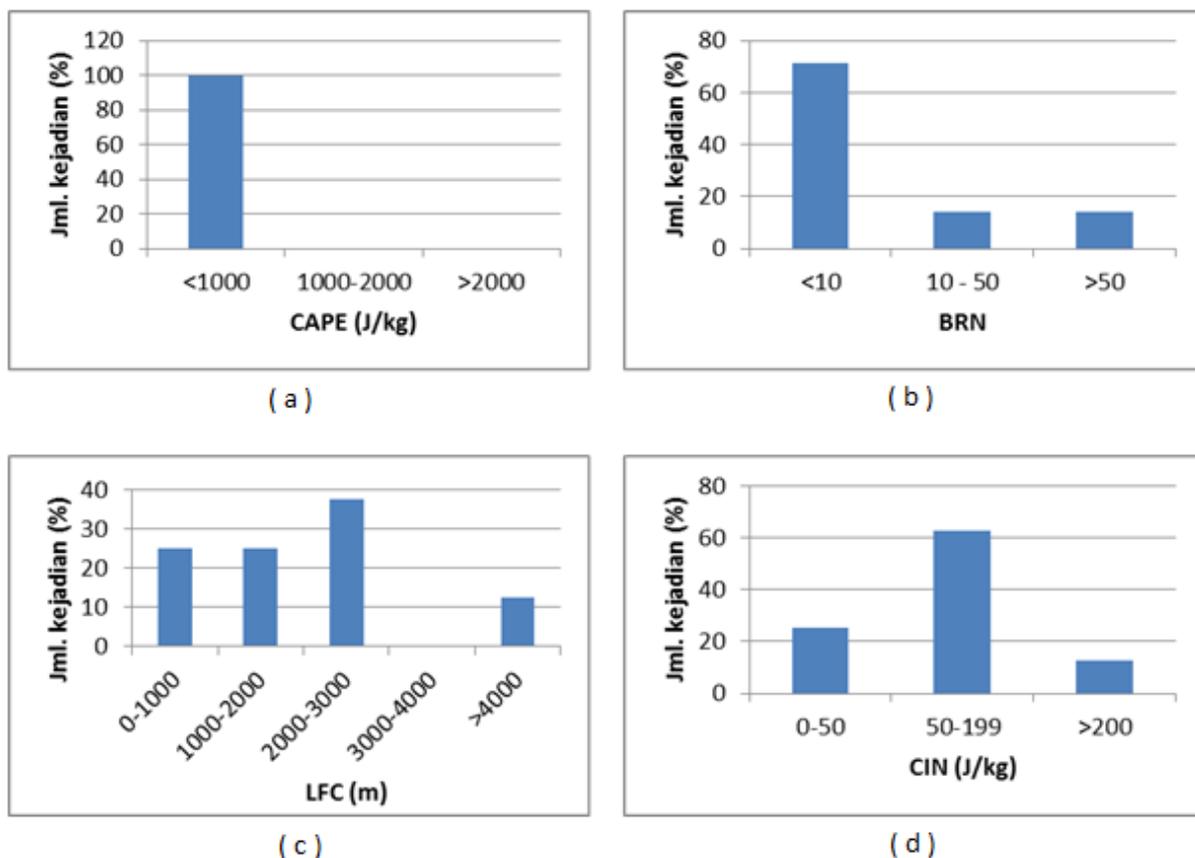


Gambar 3. Indeks ketidakstabilan udara pada kejadian hujan ringan (0-20 mm)

Selama bulan Januari 2015 yang merupakan puncak musim hujan 2014/2015, kondisi atmosfer tertentu menyebabkan tidak turunnya hujan di Stasiun Meteorologi Juanda Surabaya. Pada saat tidak terjadi hujan, CAPE yang didapatkan dari peluncuran balon radiosonde seluruhnya memiliki nilai di bawah 1000 J/kg. BRN yang dominan pada kondisi cuaca tidak hujan bernilai kurang dari 10(71,43%); BRN yang berada pada kisaran 10-50 dan lebih dari 50 masing-masing memiliki persentase 14,28%. Nilai LFC pada kondisi cuaca yang sama memiliki nilai yang bervariasi antara 0 hingga 4000 m dengan persentase terbesar 37,5% LFC berada pada ketinggian 2000-3000 m. Pada kondisi tidak hujan tercatat LFC dengan ketinggian di atas 4000 m yang memiliki persentase terkecil

dibandingkan dengan kondisi cuaca lainnya yaitu 12,5%. Pada kondisi ini, nilai CIN yang dominan berada pada kisaran 50-199 (62,25%). Sementara itu, nilai CIN >200 juga tercatat pada kejadian cuaca tidak hujan (12,5%).

CAPE merupakan energi yang dibutuhkan untuk proses konvektif. Selain itu, CAPE juga merupakan indikator ketidakstabilan atmosfer. Nilai CAPE yang tinggi menandakan bahwa energi yang tersedia untuk proses konvektif cukup besar [2]. Pada saat nilai CAPE besar, tidak dapat dipastikan bahwa proses konveksi akan terjadi secara sempurna dan terbetuk awan cumulonimbus. Pembentukan awan-awan konvektif dapat terhalang oleh keberadaan CIN yang muncul akibat adanya lapisan inversi. Adan-



Gambar 4. Indeks ketidakstabilan udara pada kejadian tidak hujan

ya CIN bernilai tinggi dapat menggagalkan proses pembentukan awan konvektif, namun CIN dengan nilai tertentu dapat menghambat pembentukan awan konvektif dan mendukung pembentukan awan konvektif yang lebih besar dan lebih berpotensi menyebabkan cuaca buruk.

Dalam proses pembentukan awan-awan konvektif, kekuatan aliran udara ke atas yang didukung oleh nilai CAPE juga dipengaruhi oleh *vertical windshear*, yaitu perubahan arah angin secara vertikal. BRN merupakan parameter yang digunakan menyatakan perbandingan antara kekuatan aliran udara naik dan perubahan arah angin vertikal. Besar kecilnya nilai BRN menentukan jenis awan konvektif yang dihasilkan

dari proses konveksi. Data menunjukkan bahwa kejadian hujan lebat banyak terjadi akibat pembentukan awan *multicell* dengan nilai BRN lebih dari 50. Awan *multicell* ini berpotensi menyebabkan hujan yang turun dalam jangka waktu yang lebih lama dibandingkan dengan awan *single cell*. Beberapa kejadian hujan lebat juga disebabkan oleh adanya *ordinary cell* yaitu awan konvektif yang terbentuk pada saat pengaruh *wind shear* lemah sehingga proses aliran udara naik lebih dominan. Hal ini ditunjukkan oleh nilai BRN lebih kecil dari 10.

Dalam proses pembentukan awan konvektif, setelah dicapai *Lifting Condensation Level*, parcel udara harus mencapai *Level*

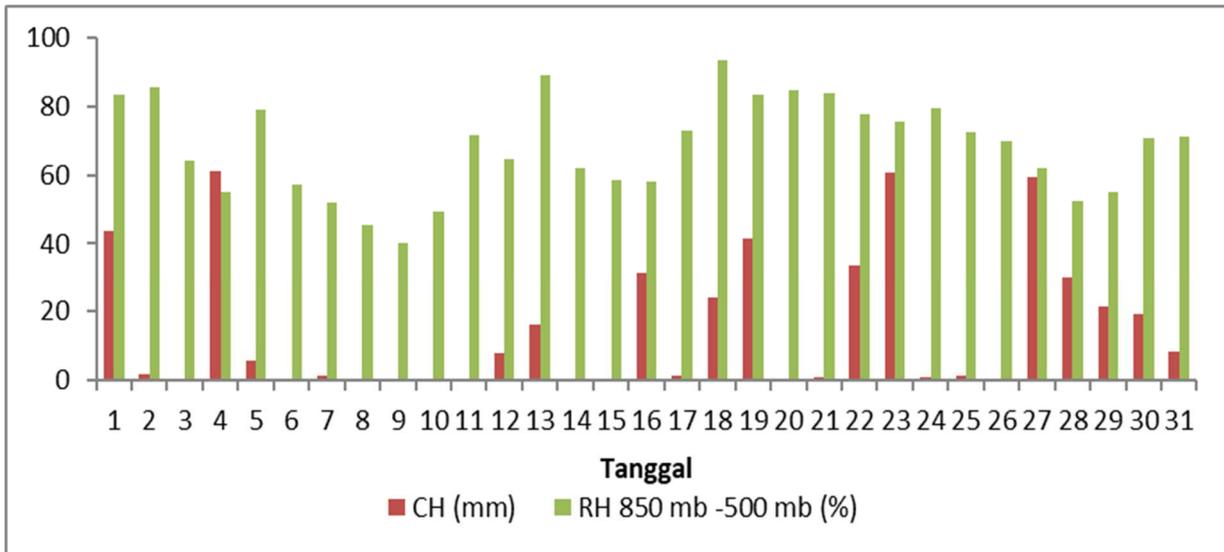
of Free Convection (LFC). LFC adalah suatu lapisan di mana parcel udara menjadi lebih hangat dari lingkungan di sekitarnya sehingga dapat bergerak ke atas secara bebas dan membentuk awan konvektif. Semakin rendah ketinggian LFC, maka parcel akan semakin mudah mencapainya dan semakin besar peluang terbentuknya awan cumulonimbus. Ketinggian LFC di Stasiun Meteorologi Juanda berkisar antara 0 hingga 4000 m. Pada kejadian hujan di Juanda Surabaya selama bulan Januari 2015 mayoritas nilai LFC berada pada kisaran 1000-2000m, sedangkan pada kejadian tidak terdapat hujan, persentase nilai LFC yang terbesar adalah pada ketinggian 2000-3000m (37,5%). Berdasarkan data, beberapa kondisi cuaca tidak hujan terjadi akibat parcel udara tidak dapat mencapai LFC.

Jumlah uap air di udara memainkan peranan penting dalam proses pembentukan awan konvektif dan presipitasi. Salah satu parameter yang dapat digunakan untuk mengetahui jumlah uap air di lapisan udara atas adalah kelembaban relatif yang nilainya bergantung pada besar kecilnya temperatur udara. Beberapa literatur menyebutkan bahwa kelembaban relatif pada lapisan 850 mb hingga 500 mb dapat digunakan sebagai acuan untuk mengetahui peluang terjadinya proses pembentukan awan konvektif dan hujan [4]. Berdasarkan data rata-rata RH pada lapisan 850-500 mb, beberapa kejadian tidak hujan disebabkan oleh rata-rata RH di bawah 50%, seperti yang terjadi pada tanggal 8, 9 dan 10 Januari 2015. Hal ini tidak berarti bahwa hujan selalu terjadi jika rata-rata RH lapisan

850-500 mb tinggi. Salah satu contoh kejadian tersebut adalah pada tanggal 20 Januari 2015 di mana RH tercatat cukup tinggi sebesar 84,6%, namun energi CAPE (325 J/kg) yang rendah, LFC tinggi (2948) tidak mendukung terjadinya hujan pada kondisi tersebut. Selain itu cukup tingginya nilai CIN (147) semakin menghambat proses pembentukan awan konvektif. Grafik rata-rata nilai RH lapisan 850-500 mb disajikan pada gambar 5 berikut ini.

Kejadian cuaca buruk di daerah tropis banyak disebabkan oleh proses konvektif yang didukung oleh ketidakstabilan udara, namun tidak semua kejadian hujan lebat merupakan hasil dari proses konvektif. Hujan dapat juga dihasilkan dari awan-awan stratus (stratiform rain), khususnya awan nimbostratus. Hujan yang berasal dari awan stratus ini dipicu oleh bertemunya dua massa udara yang memiliki densitas berbeda. Massa udara yang hangat dan memiliki susunan molekul lebih renggang akan berada di atas massa udara yang lebih dingin. Udara hangat tersebut akan dipaksa bergerak ke atas dan apabila kondisi mendukung akan menjadi jenuh dengan uap air dan turun sebagai hujan.

Peramalan kondisi cuaca dengan memanfaatkan data radiosonde tidak dapat dilakukan hanya dengan melihat satu parameter saja. Seperti halnya pada kondisi cuaca yang disebabkan oleh proses konvektif, energi dalam bentuk CAPE yang menentukan kekuatan updraft dipengaruhi oleh windshear. Dengan nilai CAPE yang tinggi, proses konvektif belum tentu tercapai



Gambar 5. Curah hujan harian dan rata-rata kelembaban relatif lapisan 850mb -500 mb

apabila terdapat halangan pada lapisan tertentu di mana parcel udara menjadi lebih dingin daripada lingkungan sehingga menjadi stabil. Selain itu, faktor utama yang menentukan proses pembentukan awan dan hujan adalah kadar uap air di udara. Oleh karenanya, peramalan cuaca dengan menggunakan beberapa indeks yang ditentukan dari radiosonde seperti yang disebut di atas dapat dilakukan dengan memperhatikan nilai CAPE, BRN, CIN, LFC dan kelembaban. Berdasarkan data di Juanda Surabaya bulan Januari 2015, proses pembentukan awan konvektif dan hujan didukung oleh CAPE yang cukup tinggi dan BRN lebih dari 10. Selain itu, parcel udara harus mencapai nilai LFC sehingga awan konvektif dapat terbentuk. Ketinggian LFC yang mendukung proses konvektif di Juanda Surabaya berkisar antara 1000-2000m.

Penggunaan data pengamatan udara atas dengan radiosonde berguna untuk men-

dukung pembuatan prakiraan cuaca. Namun cara ini masih memiliki kelemahan yang salah satunya disebabkan oleh frekuensi peluncuran balon radiosonde yang hanya dua kali dalam satu hari yaitu pukul 00 UTC dan 12 UTC, sementara kondisi atmosfer dapat berubah setiap saat. Dengan demikian, terkadang kondisi cuaca yang terjadi pada beberapa jam ke depan tidak sesuai dengan apa yang diramalkan berdasarkan data pengamatan radiosonde.

4. Kesimpulan

1. Data radiosonde dapat dimanfaatkan untuk mengetahui kontribusi indeks-indeks ketidakstabilan atmosfer terhadap potensi kejadian hujan. Informasi ini selanjutnya dapat dimanfaatkan untuk mendukung prakiraan cuaca yang lebih akurat. Karakteristik kondisi udara atas yang dapat diketahui dari unsur-unsur cuaca di lapisan udara atas seperti temperatur, kelembaban relatif, tekanan dan

angin, serta indeks-indeks ketidakstabilan udara yang ditentukan dari profil unsur cuaca tersebut.

2. Hasil studi menunjukkan bahwa kejadian hujan lebat di Juanda Surabaya pada bulan Januari 2015 banyak dipicu oleh kondisi atmosfer yang tidak stabil di mana nilai CAPE tinggi, CIN rendah hingga menengah, ketinggian LFC rendah, dan BRN di atas 50.
3. Tingginya jumlah uap air yang diwakili oleh tingginya kelembaban relatif pada lapisan antara 850 mb hingga 500 mb didukung oleh udara yang tidak stabil merupakan kondisi yang mendukung terjadinya pembentukan awan-awan konvektif yang menyebabkan terjadinya cuaca buruk
4. Untuk mendapatkan informasi yang lebih akurat tentang kondisi udara di lapisan atmosfer bagian atas, diperlukan frekuensi peluncuran balon radiosonde yang lebih tinggi dalam satu hari. Selain itu, karena kejadian hujan tidak hanya dipengaruhi oleh salah satu faktor saja, maka pengaruh indeks-indeks ketidakstabilan atmosfer pada kejadian hujan sangatlah kompleks dan diperlukan kajian lebih lanjut untuk dapat memberikan gambaran yang lebih jelas tentang kontribusinya pada kejadian hujan lebat.

Daftar Pustaka

1. Anonymous, 2015, Atmospheric Instability, https://en.wikipedia.org/wiki/Atmospheric_instability, tanggal akses : 07 Desember 2015.
2. Chakraborty, R., Basha, G. and Ratnam, M.V., 2018. Diurnal and long-term variation of instability indices over a tropical region in India. *Atmospheric Research*, 207, pp.145-154.
3. Campe, K.R., Fraedrich, K., and Lunkeit, F., 2009, Global Climatology of Convective Available Potential Energy (CAPE) and Convective Inhibition (CIN) in ERA-40 reanalysis, *Atmospheric Research* 93: 534-545.
4. Chen, J., Dai, A., Zhang, Y. and Rasmussen, K.L., 2020. Changes in convective available potential energy and convective inhibition under global warming. *Journal of Climate*, 33(6), pp.2025-2050.
5. Dyson, L.L., 2013, Atmospheric thermodynamics and circulation associated with heavy rainfall over the Gauteng Province, South Africa, Dissertation, University of Pretoria.
6. Marinaki, A., Spiliotopoulos, M., and Michalopoulou, H., 2006, Evaluation of atmospheric instability indices in Greece, *Advances in Geosciences*, 7, 131–135

7. Tjasyono, B., 2009, Meteorologi Indonesia 1, Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika, Jakarta.
8. Tajbakhsh, S., Ghafarian, P., and Sahraian, F., 2012, Instability indices and forecasting thunderstorms: the case of 30 April 2009, Nat. Hazards Earth Syst. Sci., 2, 403–413
9. Velde, O.V.D., 2007, Guide to using convective weather map, <http://www.lightningwizard.com/maps/ConvectiveWeatherMaps.pdf>
10. Yin, J., Albertson, J.D., Rigby, J.R. and Porporato, A., 2015. Land and atmospheric controls on initiation and intensity of moist convection: CAPE dynamics and LCL crossings. *Water Resources Research*, 51(10), pp.8476-8493.

VALIDASI DATA PENGAMATAN PARALEL : AUTOMATIC WEATHER STATION (AWS) DAN PENGAMATAN MANUAL DI STASIUN METEOROLOGI JUANDA SURABAYA TAHUN 2019

M. BIYADHIE ADIKUASA¹, HERU TRIBUWONO²

1. Stasiun Meteorologi Maritim Tanjung Perak
2. Pusat Database BMKG

Naskah masuk : 2 Maret 2021 ; Naskah diperbaiki : 10 April 2021 ; Naskah diterima : 15 April 2021

Abstrak

Pengamatan paralel diartikan sebagai dua pengamatan suatu parameter dalam satu periode waktu dengan instrumen yang berbeda, konvensional/manual dan otomatis. WMO menetapkan persyaratan yang jelas bahwa dalam otomatisasi pengamatan meteorologi diperlukan pengamatan paralel dalam jangka waktu tertentu. Software R dipakai untuk melakukan analisis data validasi pengamatan paralel yang menghasilkan informasi grafis untuk dianalisis dan diambil kesimpulan seberapa representatif data AWS sebagai data otomatis terhadap data manual dari pengamatan konvensional. Sebaran data AWS dan manual menunjukkan masih adanya penyimpangan yang signifikan. Data AWS cenderung lebih rendah dari data manual untuk semua parameter kecuali Suhu Minimum dan Curah Hujan data AWS lebih tinggi dari data manual. Selisih nilai data AWS dan manual yang masih relatif besar menggambarkan bahwa data AWS belum dapat merepresentasikan data manual.

Kata Kunci : Validasi, Data, Pengamatan Paralel

Abstract

Parallel observation is defined as two observations of a parameter in one time period with different instruments, conventional / manual and automatic. WMO stipulates a clear requirement that automation of meteorological observations requires parallel observations over a certain period of time. Software R is used to perform data analysis validation parallel observations that produce graphical information to be analyzed and conclusions can be drawn how representative AWS data is as automatic data against manual data from conventional observations. AWS and manual data distribution shows that there are still significant deviations. AWS data tends to be lower than manual data for all parameters except Minimum Temperature and Rainfall, AWS data is higher than manual data. The relatively large difference between the value of AWS and manual data illustrates that AWS data cannot represent manual data yet.

Keywords : Validation, Data, Parallel Observation

1. Pendahuluan

Data meteorologi umumnya diperoleh melalui serangkaian cara dan metode pengukuran baku baik menggunakan alat pengukur maupun pengamatan manual terstandar. Seiring dengan kemajuan teknologi

terjadi peralihan dari sistem manual menuju sistem otomatis.

Pengamatan alat otomatis menurut *World Meteorological Organization* (WMO) adalah pengamatan yang diperoleh dari peralatan yang dapat merekam dan mengirim data

secara otomatis dengan menggunakan *Automatic Weather Station (AWS)*. Sedangkan pengamatan manual adalah pengamatan pada peralatan yang data hasil pengamatannya dicatat secara manual oleh pengamat meteorologi. Salah satu bagian penting dari proses transisi pengamatan atau pengukuran manual ke pengamatan otomatis tersebut adalah adanya dokumentasi dan deskripsi bias antara data pengamatan otomatis dengan data pengamatan manual.

Pengamatan paralel diartikan sebagai dua pengamatan suatu parameter dalam satu periode waktu dengan instrumen yang berbeda, konvensional/manual dan otomatis. WMO menetapkan persyaratan yang jelas untuk stasiun otomatis, bahwa dalam otomatisasi pengamatan meteorologi diperlukan pengamatan paralel dalam jangka waktu tertentu. Ini dimaksudkan sebagai *quality control* untuk memastikan homogenitas data historis. Uji homogenitas dilakukan untuk mengetahui apakah data pada alat otomatis dan konvensional bersifat homogen atau tidak. Selain itu juga untuk mengidentifikasi perbedaan yang terjadi antara data manual dan otomatis. Dengan validasi pengamatan paralel dapat diperoleh informasi suatu data untuk dapat dilakukan koreksi ataupun evaluasi sehingga data tersebut valid atau berkualitas baik.

Pengamatan yang dilakukan hingga saat ini sebagian besarnya masih menggunakan alat-alat manual. Pada proses pengecekan kebenaran data pengamatan (validasi) seringkali ditemukan kesalahan baca (paralaks) dan data kosong akibat kerusakan alat ataupun kelalaian pengamat. Kondisi semacam ini menjadikan hambatan

bagi kegiatan analisis dan prediksi cuaca dan iklim.

Salah satu bagian penting dari proses transisi pengamatan atau pengukuran manual ke pengamatan otomatis tersebut adalah adanya dokumentasi dan deskripsi bias antara data pengamatan otomatis dengan data pengamatan manual. Hal itu sebagaimana disarankan oleh WMO bahwa dalam otomatisasi pengamatan, perlu dilakukan paralelisasi pengamatan pada periode tertentu. Seluruh data harus memenuhi syarat kendali mutu (*quality control/QC*) dengan metode yang seragam dan teruji homogenitasnya.

Informasi dari pengukuran paralel sangat penting dalam menghasilkan dataset yang realistis dan tervalidasi untuk metode homogenisasi dan dengan demikian dapat diperkirakan kontribusi perubahan non-iklim terhadap ketidakpastian pada data. Data historis iklim yang panjang dari pengukuran instrumental biasanya dipengaruhi oleh perubahan non-iklim, misalnya, relokasi dan perubahan instrumentasi, tinggi instrumen atau proses pengumpulan data dan prosedur pengolahan data lanjutan. Ini disebut *inhomogeneity* yang dapat mendistorsi sinyal perubahan iklim dan dapat menghambat penilaian lebih obyektif terhadap tren dan variabilitas iklim pada suatu tempat.

Cara langsung untuk mempelajari pengaruh perubahan non-iklim pada distribusi dan bias data tersebut adalah analisis data pengukuran paralel yaitu perbandingan dua atau lebih deret waktu hasil pengamatan manual dan otomatis

Banyak faktor yang dapat menyebabkan

terjadinya perbedaan, diantaranya cacat instrumen dan metode observasi yang berbeda. Untuk itulah diperlukan validasi. Validasi diartikan sebagai suatu tindakan pembuktian dengan metode yang tepat, dalam hal ini pada suatu data, sehingga data tersebut berkualitas baik. Validasi merupakan bagian penting dari upaya untuk meningkatkan kualitas mutu suatu data.

2. Kajian Pustaka

2.1. Analisis Data Dalam Statistik

Analisis data diartikan sebagai upaya mengolah data menjadi informasi, sehingga karakteristik atau sifat-sifat data tersebut dapat dengan mudah dipahami dan bermanfaat untuk menjawab masalah-masalah yang berkaitan dengan kegiatan penelitian. Dengan demikian, teknik analisis data dapat diartikan sebagai cara melaksanakan analisis terhadap data, dengan tujuan mengolah data tersebut menjadi informasi, sehingga karakteristik atau sifat-sifat datanya dapat dengan mudah dipahami dan bermanfaat untuk menjawab masalah-masalah yang berkaitan dengan kegiatan penelitian, baik berkaitan dengan deskripsi data maupun untuk membuat induksi, atau menarik kesimpulan tentang karakteristik populasi (parameter) berdasarkan data dari sampel (statistik).

Tujuan Analisis Data adalah untuk mendeskripsikan data, biasanya dalam bentuk frekuensi, ukuran tendensi sentral maupun ukuran dispersi, sehingga dapat dipahami karakteristik datanya. Selain itu juga untuk membuat induksi atau menarik kesimpulan tentang karakteristik populasi, atau karakteristik populasi berdasarkan data yang diperoleh dari sampel (statistik).

Kesimpulan yang diambil ini biasanya dibuat berdasarkan pendugaan (estimasi) dan pengujian hipotesis.

Langkah dan Prosedur Analisis Data dapat diuraikan sebagai berikut :

1. Tahap mengumpulkan data, dilakukan melalui instrumen pengumpulan data
2. Tahap editing, yaitu memeriksa kejelasan dan kelengkapan pengisian instrumen pengumpulan data
3. Tahap koding, yaitu proses identifikasi dan klasifikasi dari setiap pertanyaan yang terdapat dalam instrumen pengumpulan data menurut variabel-variabel yang diteliti.
4. Tahap tabulasi data, yaitu mencatat atau entri data ke dalam tabel induk penelitian.
5. Tahap pengujian kualitas data, yaitu menguji validitas dan reliabilitas instrumen pengumpulan data.
6. Tahap mendeskripsikan data, yaitu tabel frekuensi dan/atau diagram, serta berbagai ukuran tendensi sentral, maupun ukuran dispersi. tujuannya memahami karakteristik data sampel penelitian.
7. Tahap pengujian hipotesis, yaitu tahap pengujian terhadap proposisi-proposisi yang dibuat apakah ditolak atau diterima, serta bermakna atau tidak. Atas dasar Pengujian hipotesis inilah selanjutnya keputusan dibuat.

Teknik analisis data dalam penelitian, dibagi menjadi dua, yaitu teknik analisis data

diskriptif dan teknik analisis data inferensial. Teknik analisis data penelitian secara deskriptif dilakukan melalui statistika deskriptif, yaitu statistik yang digunakan untuk menganalisis data dengan cara mendeskripsikan atau menggambarkan data yang telah terkumpul sebagaimana adanya tanpa bermaksud membuat generalisasi hasil penelitian. Termasuk dalam teknik analisis data statistik.

2.2. Software R untuk Analisis Data Statistik

R adalah suatu software untuk menganalisis data statistik, yang hampir sama seperti SPSS, MINITAB, S-plus, SAS, atau Eviews. Namun, R berbeda dengan SPSS, MINITAB, S-plus, SAS, atau Eviews, yang di Indonesia masih menggunakan paket-paket statistik komersil. R termasuk kelompok software statistik open source yang tidak memerlukan lisensi/gratis, atau yang dikenal dengan freeware.

Paket R memiliki fasilitas yang sangat banyak untuk analisis data statistik, mulai dari metode yang klasik sampai dengan yang modern, seperti pengolahan data frekuensi, korelasi, regresi, dan lain sebagainya. Kelebihan dari R adalah:

1. Efektif dalam pengelolaan data dan fasilitas penyimpanan. Ukuran file yang disimpan jauh lebih kecil dibanding software lainnya.
2. Lengkap dalam operator perhitungan array,
3. Lengkap dan terdiri dari koleksi tools statistik yang terintegrasi untuk analisis data, diantaranya, mulai statistik deskriptif, fungsi probabilitas, berbagai

macam uji statistik, hingga time series.

4. Tampilan grafik yang menarik dan fleksibel ataupun costumized.
5. Dapat dikembangkan sesuai keperluan dan sifatnya yang terbuka, setiap orang dapat menambahkan fitur-fitur tambahan dalam bentuk paket ke dalam software R
6. R bersifat multiplatform, yakni dapat diinstall dan digunakan baik pada system operasi Windows , UNIX/LINUX maupun pada Macintosh. Untuk dua system operasi disebutkan terakhir diperlukan sedikit penyesuaian.

3. Metode Penelitian

3.1 Data

BMKG mengoperasikan instrumen observasi otomatis yang biasa disebut Automatic Weather System (AWS) yang berjumlah ± 360 unit dengan beberapa jenis atau sebutannya dan terintegrasi dalam sistem aplikasi database AWSCenter. Dari 360 unit AWS tadi 59 unit diantaranya adalah AWS Digitalisasi terletak di Stasiun/UPT, salah satunya adalah Stasiun Meteorologi Juanda Surabaya.

Data yang digunakan adalah data synoptik dan data AWS per-jam untuk unsur Suhu Bola Kering, Suhu Maksimum, Suhu Minimum, Arah Angin, Kecepatan Angin, Tekanan Udara, dan Kelembapan Udara. Sementara data Curah Hujan menggunakan data per- tiga jam, dalam periode pengamatan Januari – Desember 2019.

Data dari peralatan otomatis dan manual

dipasangkan sesuai bulan, tanggal dan jamnya masing-masing. Setiap parameter data cuaca memiliki ketersediaan data yang berbeda-beda, sehingga hasil dari proses pemasangan data (pairing data) juga menghasilkan ketersediaan data terpasang (paired) berbeda – beda pula.

Berikut ketersediaan data manual, AWS dan yang terpasang (*paired*) (tabel 1)

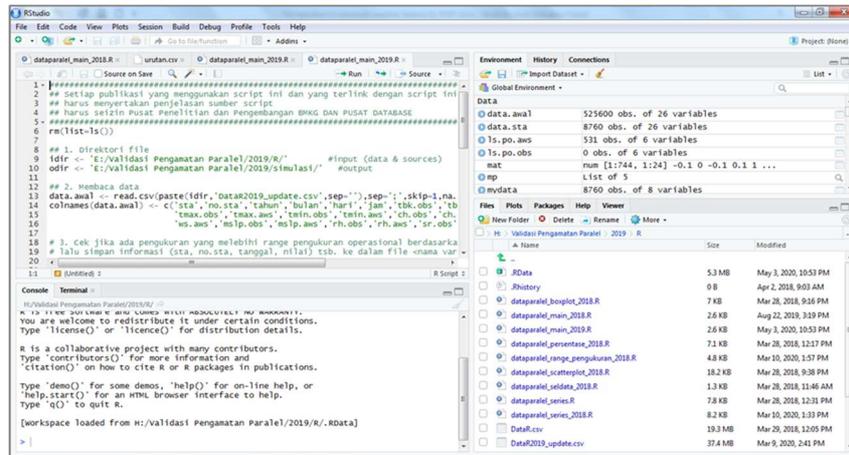
AWS Digitalisasi ini yang kemudian datanya dilakukan validasi dengan data manual/observasi udara permukaan (synoptik) untuk dapat diketahui validitasnya.

3.2. Metode

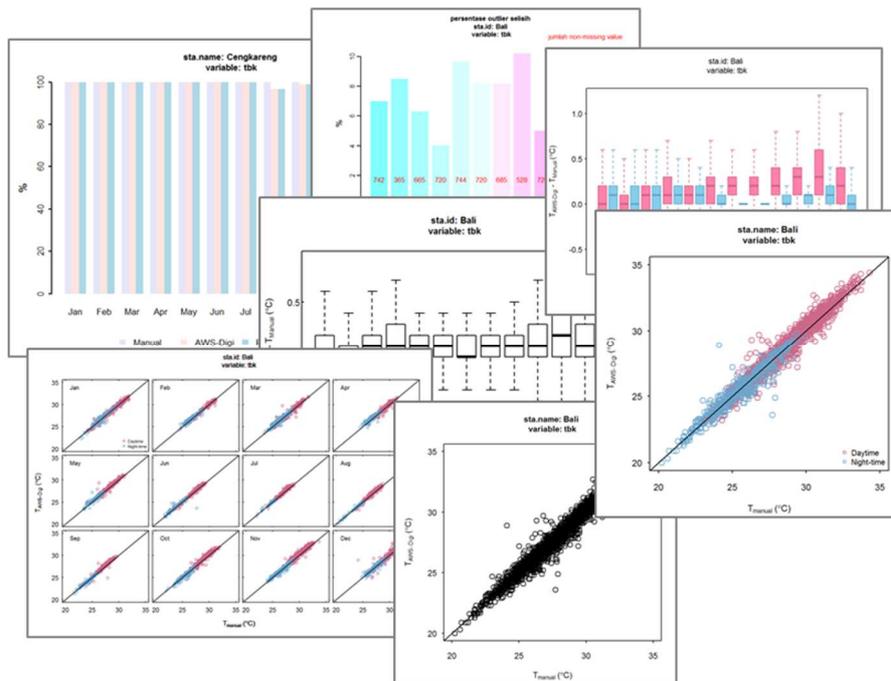
Dalam kajian ini Software R dipakai untuk melakukan analisis data validasi pengamatan paralel yang *script*-nya di *create* oleh tim Pusat Penelitian dan Pengembangan (Puslitbang) BMKG dan digunakan oleh Pusat Database BMKG sebagai bagian software pendukung dalam melakukan validasi data ataupun operasional lainnya. Hasil dari *running* data akan ditampilkan dalam grafik batang untuk ketersediaan data dan data *outlier*, grafik boxplot akan menampilkan selisih nilai data AWS dan data manual, sementara grafik scatterplot akan menampilkan sebaran data AWS dan data manual. Selain itu juga dihitung nilai RMSE yang ditampilkan dalam bentuk grafik. RMSE merupakan parameter yang digunakan untuk mengevaluasi nilai

Tabel 1. Ketersediaan Data Manual, AWS, dan Terpasang (*Paired*) dalam persen (%)

<i>Parameter</i>	<i>Manual</i>	<i>AWS</i>	<i>Paired</i>
<i>Suhu Udara Rata-rata</i>	98	86	85
<i>Suhu Maksimum</i>	97	87	84
<i>Suhu Minimum</i>	96	87	83
<i>Kelembaban Udara</i>	98	86	85
<i>Tekanan Udara</i>	97	87	84
<i>Arah Angin</i>	98	86	85
<i>Kecepatan Angin</i>	98	86	85
<i>Curah Hujan</i>	100	84	84



Gambar 1. R Studio



Gambar 2. Grafik Hasil Program R

hasil pengamatan terhadap nilai sebenarnya. Semua informasi grafis tersebut akan dianalisis untuk dapat diambil kesimpulan seberapa representatif data AWS sebagai data otomatis terhadap data manual dari pengamatan konvensional sebagai observasi utama yang selama ini berjalan.

4. Hasil dan Pembahasan

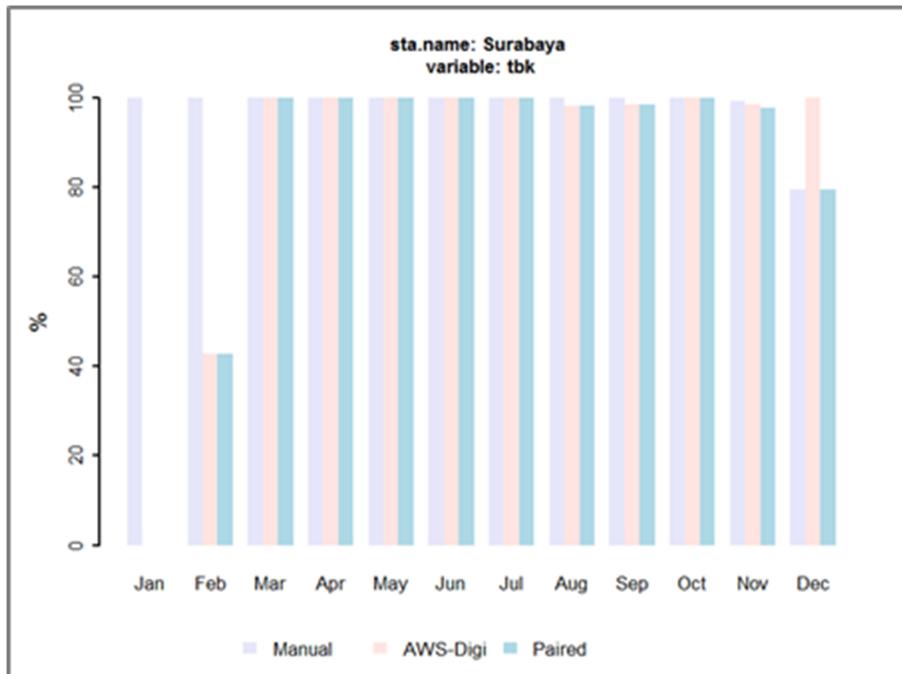
4.1. Suhu Udara Rata-rata/ Bola Kering

Ketersediaan data suhu udara rata-rata/ bola kering secara keseluruhan untuk data manual 98%, AWS 86% dan disandingkan (paired) 85%. Data AWS pada bulan Januari tidak tersedia dan di Februari ketersedi-

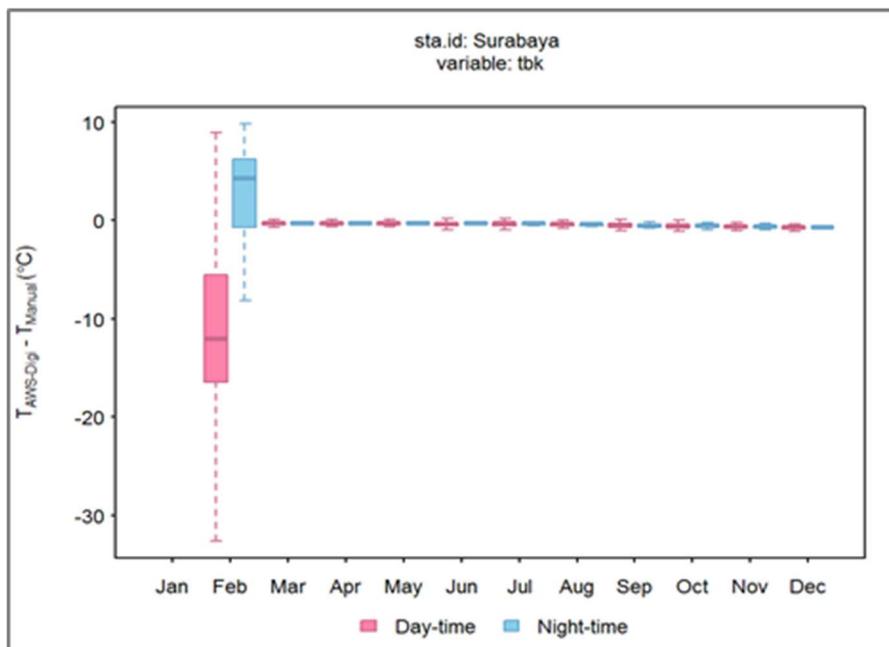
aan datanya hanya $\pm 40\%$.

Rata – rata selisih suhu udara bola kering relatif kecil, kecuali di Februari selisihnya

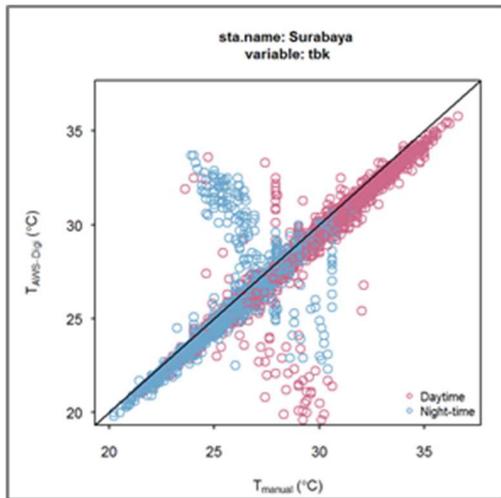
mendekati 10°C di malam hari dan mendekati 20°C di siang hari seperti yang ditunjukkan pada gambar 4.



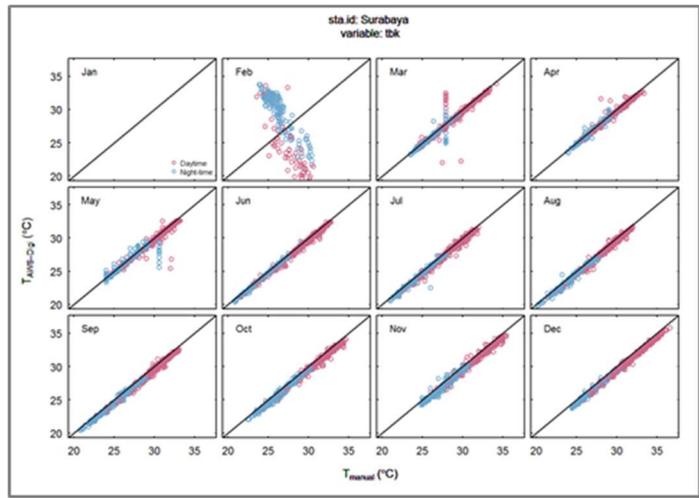
Gambar 3. Ketersediaan Data Suhu Udara Rata-rata/ Bola Kering



Gambar 4. Boxplot selisih data AWS-Manual



Gambar 5. Scatterplot Sebaran data keseluruhan

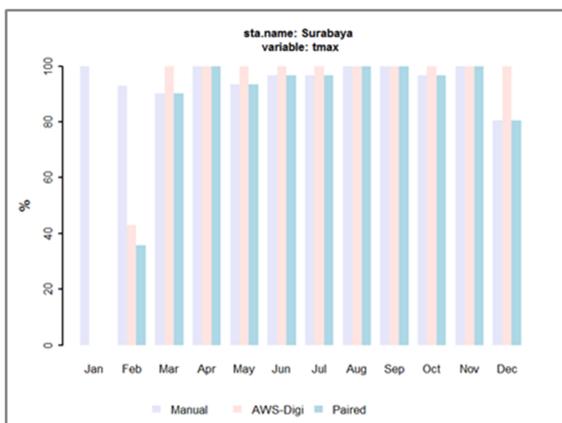


Gambar 6. Scatterplot Sebaran data bulanan

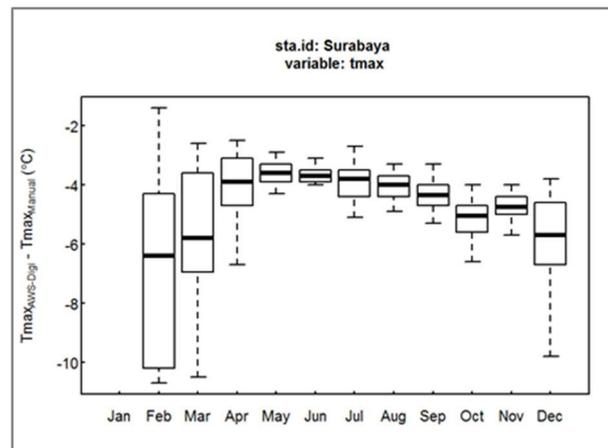
Dari sebaran data dengan scatterplot menunjukkan adanya penyimpangan data di bulan Februari, dan sedikit di Maret dan Mei. Secara umum data AWS cenderung lebih rendah dari data manual.

4.2. Suhu Maksimum

Ketersediaan data secara keseluruhan untuk data manual 97%, AWS 87% dan disandingkan (paired) 84% dengan data AWS tidak tersedia di Januari dan data AWS <40% di Februari.



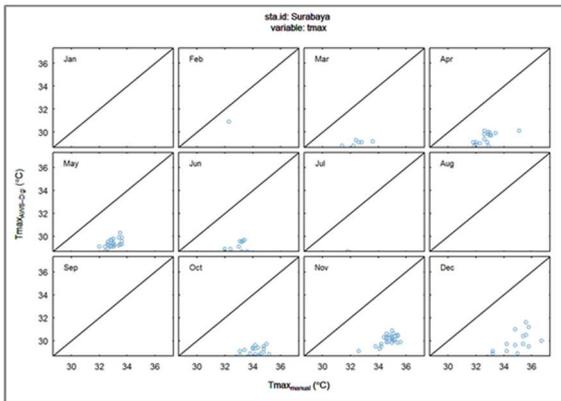
Gambar 7. Ketersediaan Data Suhu Maksimum



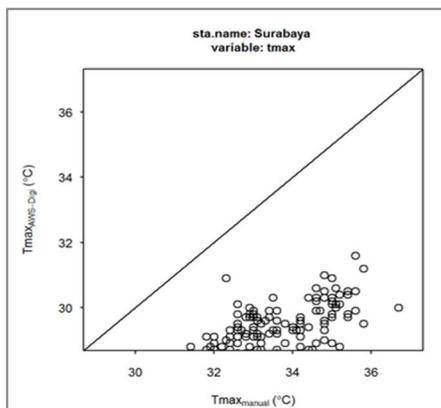
Gambar 8. Boxplot selisih data AWS-Manual

Grafik boxplot selisih data suhu maksimum AWS dan manual menunjukkan selisih yang cukup besar antara -2°C hingga -10°C , dan yang tertinggi di Februari. Kondisi ini menggambarkan tidak adanya kesesuaian antara data AWS dan data manual.

Sementara sebaran data dengan scatterplot di gambar 9 dan 10 menunjukkan bahwa data AWS lebih rendah dari data manual.



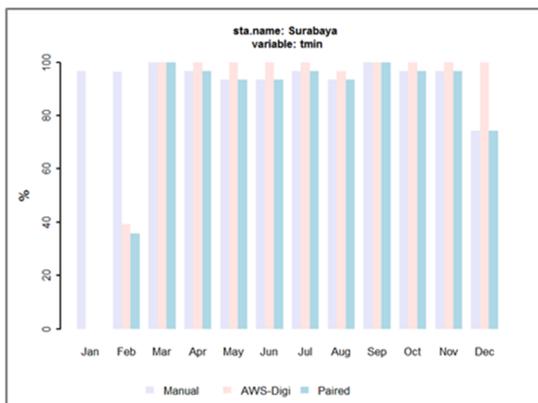
Gambar 9. Scatterplot Sebaran data bulanan



Gambar 10. Scatterplot Sebaran data keseluruhan

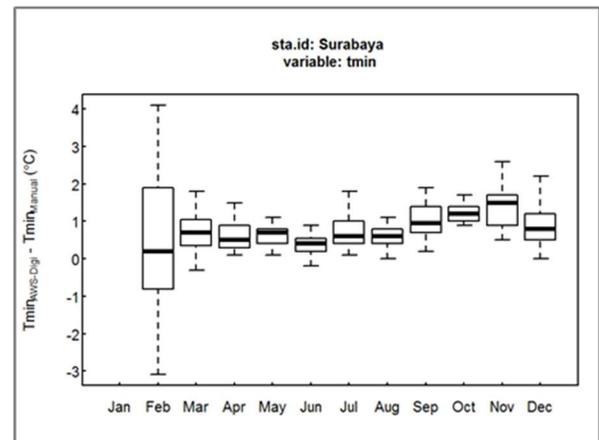
Sementara sebaran data dengan scatterplot di gambar 9 dan 10 menunjukkan bahwa data AWS lebih rendah dari data manual.

4.3. Suhu Minimum

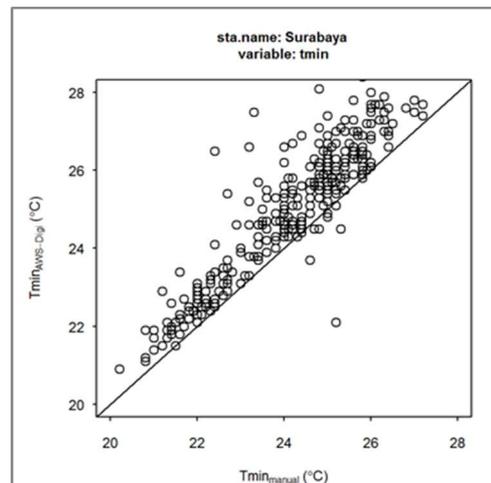


Gambar 11. Ketersediaan Data Suhu Minimum

Ketersediaan data secara keseluruhan untuk data manual 96%, AWS 87% dan disandingkan (paired) 83% dengan data AWS tidak tersedia di Januari dan data AWS <40% di Februari.



Gambar 12. Boxplot selisih data AWS-Manual

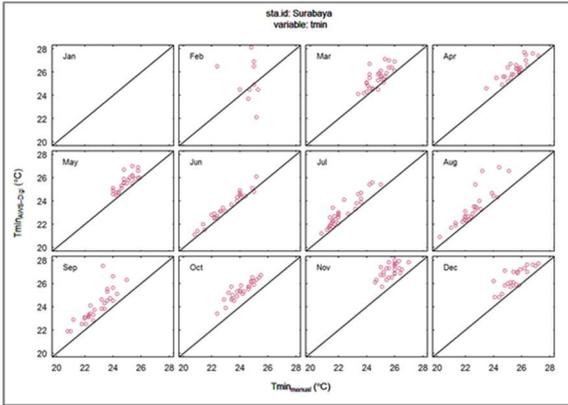


Gambar 13. Scatterplot Sebaran data keseluruhan

Grafik boxplot pada gambar 12, selisih data suhu maksimum AWS dan manual menunjukkan selisih antara -1°C hingga 2°C , dan yang tertinggi di Februari.

Grafik scatterplot pada gambar 13 dan 14 menunjukkan sebaran data AWS memiliki nilai lebih tinggi dari data manual, kecuali di

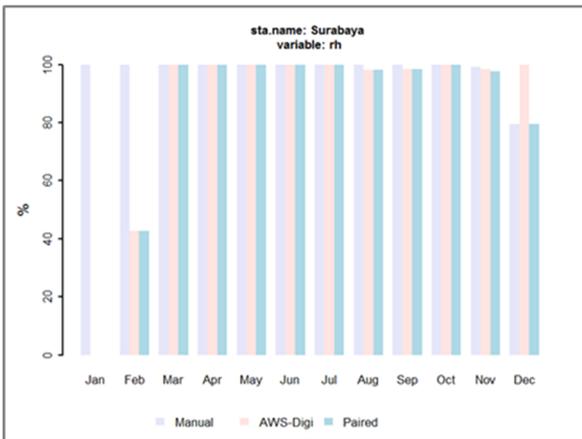
Februari ada penyimpangan beberapa data AWS yang lebih rendah dari data manual.



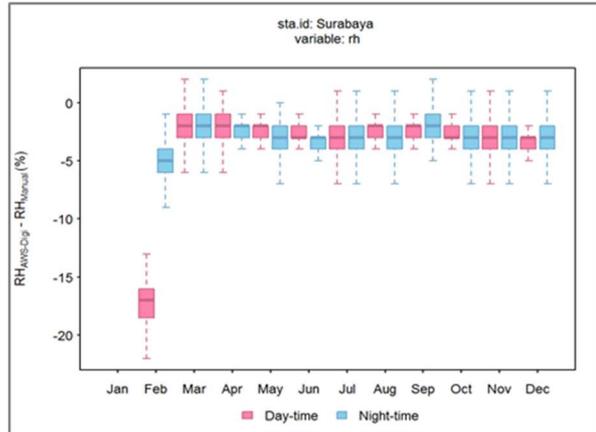
Gambar 14. Scatterplot Sebaran data bulanan

4.4. Kelembaban Udara

Ketersediaan data secara keseluruhan untuk data manual 98%, AWS 86% dan disandingkan (paired) 85% dengan data AWS tidak tersedia di Januari dan data AWS $\pm 40\%$ di Februari.



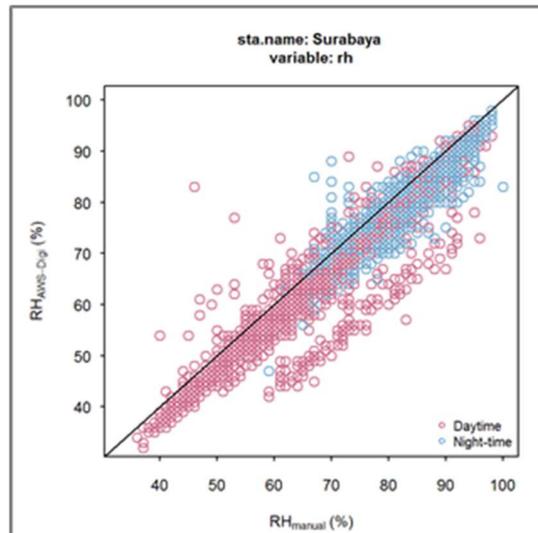
Gambar 15. Ketersediaan Data Kelembaban Udara



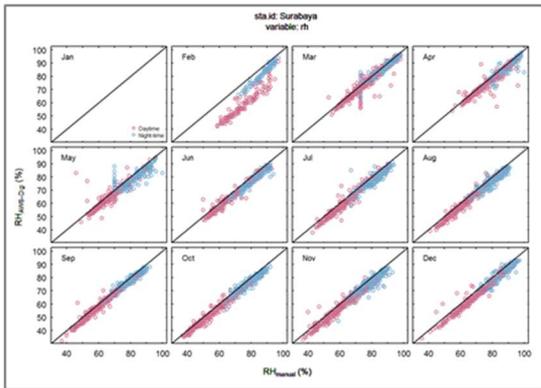
Gambar 16. Boxplot selisih data AWS-Manual

Secara umum grafik boxplot menunjukkan selisih data antara 0-5%, kecuali di Februari terjadi penyimpangan yang signifikan 5% di malam hari dan mendekati 20% di siang hari.

Sementara grafik scatterplot pada gambar 17 dan 18 menunjukkan secara nyata adanya penyimpangan di februari dan sedikit penyimpangan di Maret hingga Mei. Sebaran data memperlihatkan bahwa data AWS lebih rendah dari data manual.



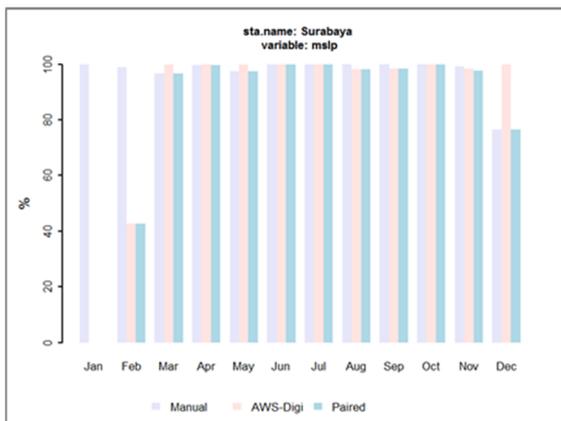
Gambar 17. Scatterplot Sebaran data keseluruhan



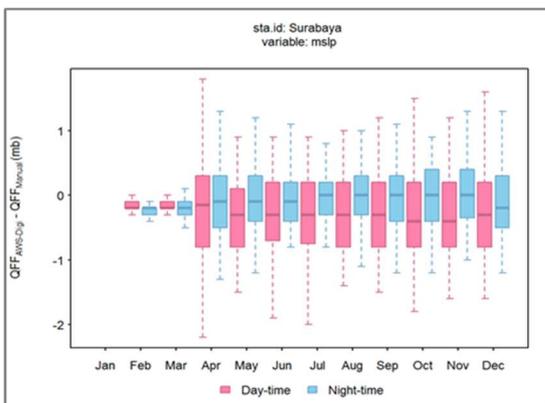
Gambar 18. Scatterplot Sebaran data bu-
lanan

4.5. Tekanan Udara

Ketersediaan data untuk data manual 97%,
AWS 87% dan disandingkan (paired) 84%
dengan data AWS tidak tersedia di Januari
dan $\pm 40\%$ di Februari.



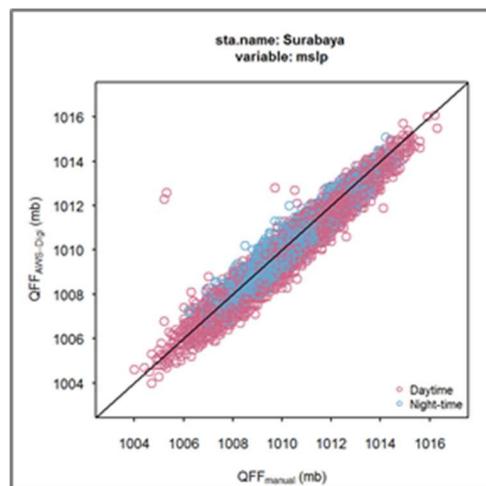
Gambar 19. Ketersediaan Data Tekanan
Udara



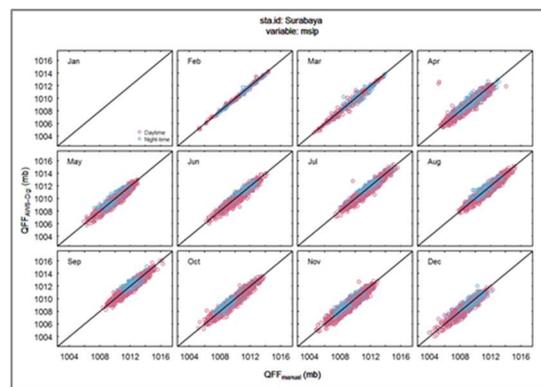
Gambar 20. Boxplot selisih
data AWS- Manual

Grafik boxplot menunjukkan selisih data
antara -1 s/d 0,5mb, kecuali di Februari dan
Maret relatif kecil 0-0,2 mb. Meski demikian
patut dicurigai justru ada penyimpangan
data di Februari dan Maret itu.

Sebaran data dengan scatterplot pada gam-
bar 21 dan 22 secara umum linier antara
data AWS dan manual meski selisih data
cukup besar. Artinya bahwa kondisi itu
menggambarkan ada kesesuaian pola data
AWS dan manual.

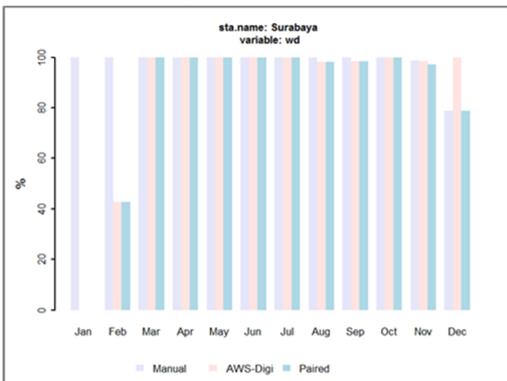


Gambar 21. Scatterplot Sebaran data kese-
luruhan



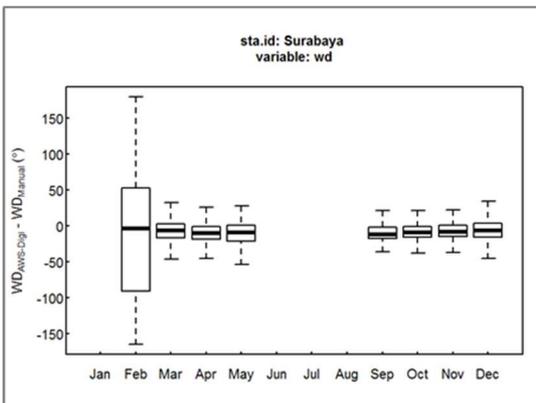
Gambar 22. Scatterplot Sebaran data bu-
lanan

4.6. Arah Angin



Gambar 23. Ketersediaan Data Arah Angin

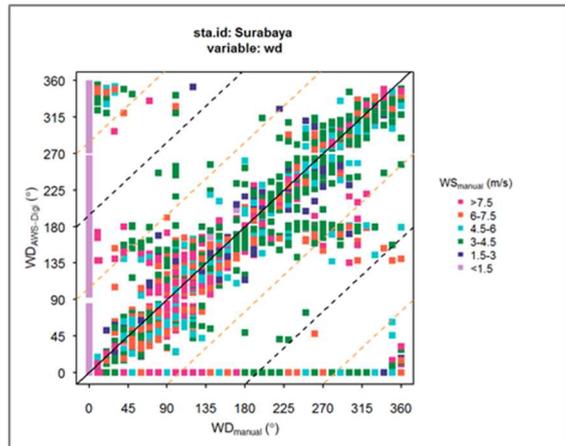
Ketersediaan data secara keseluruhan untuk data manual 98%, AWS 86% dan disandingkan (paired) 85% dengan data AWS tidak tersedia di Januari.



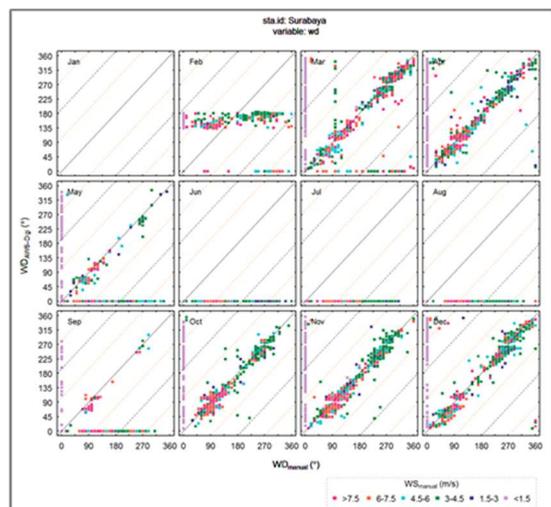
Gambar 24. Boxplot selisih data AWS-Manual

Penyimpangan data tetap terjadi di Februari dengan tingkat ketersediaan yang hanya $\pm 40\%$. Selisih nilai data juga menunjukkan -100° - 50° yang artinya jika data manual menunjukkan arah Utara maka data AWS menunjuk kearah Barat atau Timur Laut.

Untuk bulan lainnya relatif sesuai kecuali Juni-Agustus terlihat jelas di grafik boxplot dan scatterplot bahwa data angin AWS tidak menunjukkan arah yang jelas atau 0 meski data tetap masuk ke sistem penyimpanan.

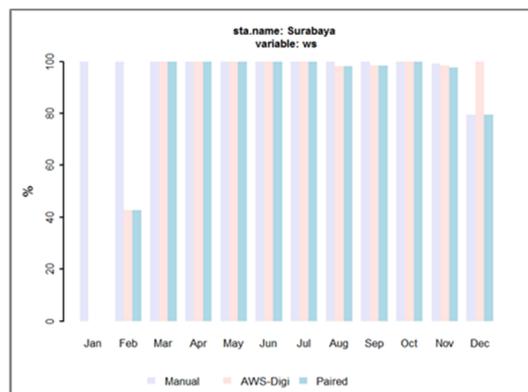


Gambar 25. Scatterplot Sebaran data keseluruhan

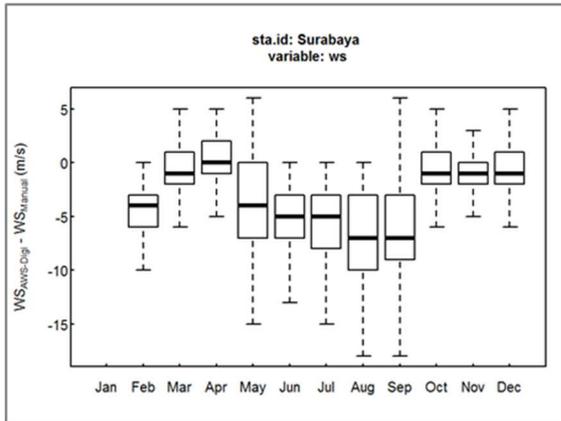


Gambar 26. Scatterplot Sebaran data bulanan

4.7. Kecepatan Angin



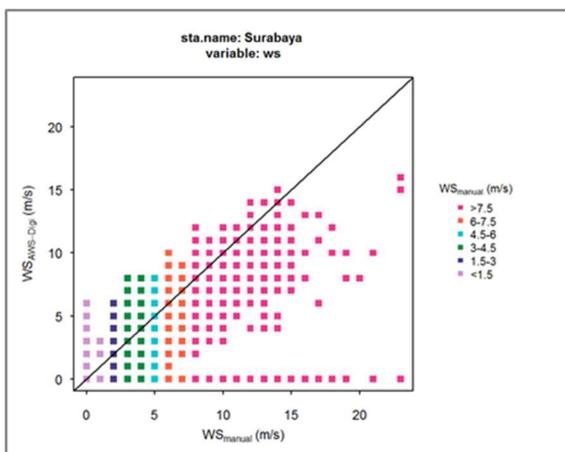
Gambar 27. Ketersediaan Data Kecepatan Angin



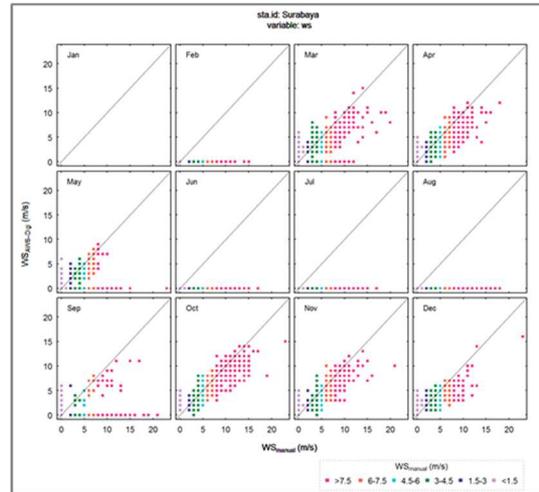
Gambar 28. Boxplot selisih data AWS-Manual

Ketersediaan data secara keseluruhan untuk data manual 98%, AWS 86% dan disandingkan (paired) 85% dengan data AWS tidak tersedia di Januari. Selisih nilai kedua data cukup besar bervariasi antara -10 m/s hingga 5 m/s. ini menunjukkan masih ada perbedaan yang cukup besar pada kecepatan angin.

Seperti di arah angin, penyimpangan juga terjadi pada kecepatan angin di Februari, Juni, Juli dan Agustus. Kecepatan angin pada data AWS menunjukkan data calm (0) sedangkan data manual menunjukkan ada besaran nilai kecepatannya.



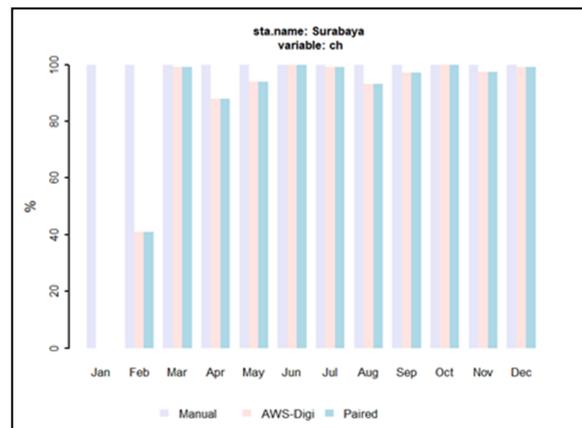
Gambar 29. Scatterplot Sebaran data keseluruhan



Gambar 30. Scatterplot Sebaran data bulanan

Secara umum kecepatan angin data AWS lebih rendah dari data manual dengan dominan kecepatan >7,5 m/s.

4.8. Curah Hujan

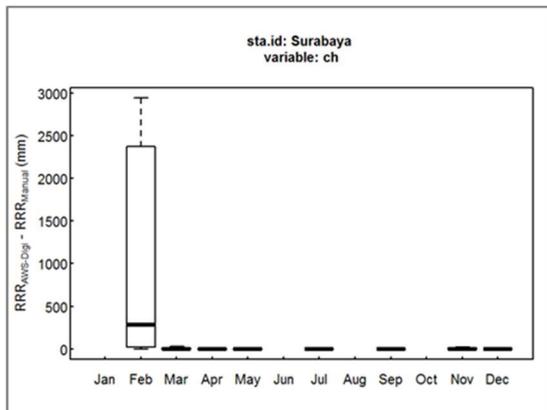


Gambar 31. Ketersediaan Data Curah Hujan

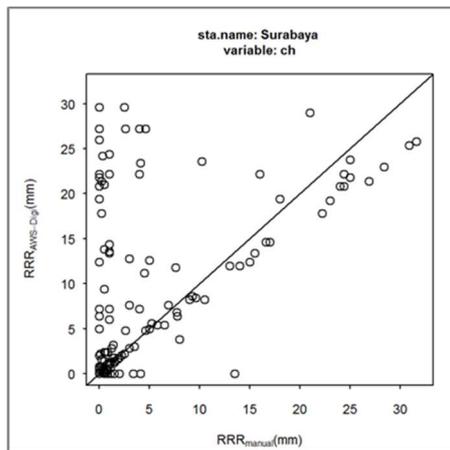
Ketersediaan data secara keseluruhan untuk data manual 100%, AWS 84% dan disandingkan (paired) 84% dimana tidak terdapat data AWS pada bulan Januari dan ±40% di Februari.

Selisih nilai relatif bervariasi dengan nilai penyimpangan terbesar di Februari >2000

mm. Penyimpangan juga terjadi di Maret ketika data manual menunjukkan jumlah curah hujan 0 namun data AWS menunjukkan curah hujan yang tinggi. Ini menunjukkan bahwa ada kesalahan pada data otomatis AWS terkait kemungkinan kerusakan sensor/alat pengukur curah hujan sehingga menghasilkan data yang tidak valid.

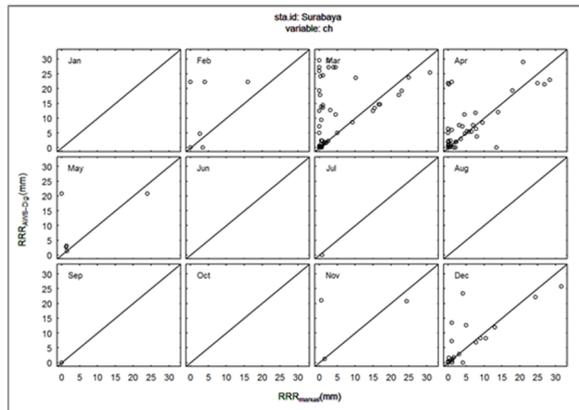


Gambar 32. Boxplot selisih data AWS-Manual



Gambar 33. Scatterplot Sebaran data keseluruhan

Penyimpangan yang terjadi di Februari dan Maret terlihat jelas pada grafik scatterplot, sementara perbedaan nilai di bulan-bulan kemarau (Juni-Oktober) selisihnya relatif kecil.



Gambar 34. Scatterplot Sebaran data bulanan

Secara umum sebaran data menunjukkan curah hujan data manual lebih rendah dari data AWS dengan dominan hujan pada rentang 0-10 mm untuk kedua data.

5. Kesimpulan

Data AWS tidak tersedia di bulan Januari dan hanya $\pm 40\%$ di bulan Februari untuk semua parameter. Penyimpangan data AWS di Februari pada semua parameter selain validitas data AWS yang meragukan juga dikarenakan tingkat ketersediaan yang rendah.

Sebaran data AWS dan manual menunjukkan masih adanya penyimpangan yang signifikan, dengan data AWS cenderung lebih rendah dari data manual untuk semua parameter kecuali Suhu Minimum dan Curah Hujan data AWS lebih tinggi dari data manual.

Selisih nilai data AWS dan manual yang masih relatif besar menggambarkan bahwa data AWS belum dapat merepresentasikan data manual.

Daftar Pustaka

1. Ying, Wang., Xiaoning, Liu., Xiaohui, Ju., 2006. *Differences between Automatic and Manual Meteorological Observation. National Meteorological Information Center, Beijing, China*
2. Suhartono. 2008 *Analisis Data Statistik Dengan R*. Lab. Statistik Komputasi, ITS, Surabaya
3. Zukhrufiana, F.S., et al. (2019) *Analisis Bias Data Observasi Paralel di Stasiun Klimatologi Mempawah Kalimantan Barat. Jurnal Meteorologi dan Geofisika, Vol. 20 No.1, 2019, Puslitbang, BMKG, Jakarta*
4. Aprillina, K. et al. (2017) *Kajian Awal Uji Statistik Perbandingan Suhu Udara dari Peralatan Pengamatan Otomatis dan Manual. Jurnal Meteorologi dan Geofisika, Vol. 18 No.1, 2017, Puslitbang, BMKG, Jakarta*
5. Azwar, Saifudin. 1986. *Validitas dan Reliabilitas*. Jakarta: Rineka Cipta
6. Hayati, Rina, 2020. *Pengertian Validasi Data Penelitian, Metode, dan Contohnya.*, [https://
penelitianilmiah.com/validasi-data/](https://penelitianilmiah.com/validasi-data/), diakses pada 18 Januari 2021
7. Priyambodo, Bambang, 2014, *Pengertian dan Jenis-jenis Validasi*, [https://
priyambodo1971.wordpress.com/
cpob/kualifikasi-dan-validasi-
paradigma-baru/pengertian-dan-
jenis-jenis-validasi/](https://priyambodo1971.wordpress.com/cpob/kualifikasi-dan-validasi-paradigma-baru/pengertian-dan-jenis-jenis-validasi/), diakses 18 Januari 2021
8. Fatin, Nur, 2018, *Pengertian Validasi Serta Tujuan Utamanya*, [http://
sepu-
tarpengertian.blogspot.com/2018/05/
pengertian-validasi-serta-tujuan-
utama.html](http://sepu-tarpengertian.blogspot.com/2018/05/pengertian-validasi-serta-tujuan-utama.html), diakses pada 18 Januari 2021
9. Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI) Online, [https://kbbi.web.id/
validasi](https://kbbi.web.id/validasi), diakses 18 Januari 2021
10. Pusat Database, 2020, *Laporan Validasi Data Pengamatan Paralel – AWS Digi 2019*, BMKG, Jakarta

UJI “MANN WHITNEY U” UNTUK DATA CURAH HUJAN HASIL PENGAMATAN PENAKAR HUJAN TIPE HELLMAN DAN PENGAMATAN RADAR CUACA DI WILAYAH SURABAYA

FITRIA HIDAYATI¹

¹Stasiun Meteorologi Kelas I Juanda Sidoarjo

Naskah masuk : 11 Maret 2021 ; Naskah diperbaiki : 19 April 2021 ; Naskah diterima : 30 April 2021

Abstrak.

Data curah hujan merupakan salah satu data pengamatan yang penting untuk keperluan analisa meteorologi. Saat ini Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) mengoperasikan beberapa jenis peralatan untuk pengamatan data curah hujan, terdiri dari peralatan otomatis dan manual, baik yang bersifat konvensional maupun menggunakan teknologi canggih. Penelitian ini bertujuan membandingkan data curah hujan yang dihasilkan oleh peralatan konvensional berupa penakar hujan tipe Hellman dan data curah hujan yang dihasilkan oleh peralatan canggih berupa radar cuaca di wilayah Surabaya. Setelah dilakukan uji normalitas dan uji homogenitas data, maka data selanjutnya diolah menggunakan uji statistik nonparametrik. Dari 136 data yang diuji, dihasilkan median data curah hujan Hellman senilai 0,750 dan median data curah hujan radar sebesar 0,705, dengan nilai p-value 0,706. Pengujian statistik nonparametrik Mann Whitney U Test dengan tingkat kepercayaan 95% menghasilkan kesimpulan bahwa tidak ada perbedaan yang signifikan antara data yang dihasilkan oleh penakar hujan tipe Hellman dan data dari radar cuaca.

Kata kunci : curah hujan, hellman, radar, Mann Whitney U

Abstract

Rainfall data is one of the important observation data for meteorological analysis. Currently the Meteorology and Geophysics Agency (BMKG) operates several types of equipment for observing rainfall data, consisting of automatic and manual equipment, both conventional and using advanced technology. This study aims to compare rainfall data produced by conventional equipment in the form of Hellman type rain gauges and rainfall data generated by sophisticated equipment in the form of weather radar in the Surabaya area. After doing the normality test and homogeneity test, then the data is processed using a nonparametric statistical test. From 136 data tested, the median of Hellman rainfall data was generated at 0.750 and the median of radar rainfall data was 0.705, with a p-value of 0.706. Nonparametric statistical tests of Mann Whitney U Test with a 95% confidence level concluded that there was no significant difference between the data produced by the Hellman type rain gauge and weather radar data.

Keywords: rainfall, hellman, radar, Mann Whitney U

1. Pendahuluan

Curah hujan adalah salah satu unsur cuaca dan iklim yang utama, sehingga diperlukan pengukuran yang tepat untuk mendapatkan data curah hujan yang akurat. Data curah hujan diperlukan untuk mendukung

berbagai sektor kehidupan manusia [1].

Salah satunya dibidang pertanian, jadwal dan pola tanam di lahan kering sangat ditentukan oleh kondisi curah hujan bulanan di wilayah yang bersangkutan. Saat ini petani menetapkan jadwal dan pola tanam

berpedoman pada kebiasaan yang turun menurun, antara lain berdasarkan bulan dan terjadinya hujan [5].

Selain itu hasil formulasi curah hujan sangat penting untuk upaya-upaya penanganan dan pengendalian dampak negatif akibat hujan di kawasan hulu Daerah Aliran Sungai (DAS). Perencanaan bangunan konservasi, dan implementasi kegiatan vegetatif maupun dalam pengembangan Sumber Daya Air, semuanya memerlukan masukan data dan pola hujan [9].

Pergeseran pola curah hujan akan mengakibatkan pergeseran musim baik musim penghujan maupun musim kemarau. Bencana kekeringan sebagai akibat musim kemarau yang akan berlangsung lebih lama, mengancam produktivitas lahan. Di sisi lain, musim hujan akan berlangsung lebih singkat namun dengan intensitas yang tinggi bila dibandingkan kondisi normal. Hal ini akan memperbesar peluang terjadinya bencana banjir dan tanah longsor [13].

Data curah hujan tidak lagi hanya berupa data cuaca, namun jika dapat dianalisis lebih lanjut maka akan dapat bermanfaat dalam upaya mitigasi bencana, terutama bencana hidrometeorologi.

Saat ini Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) mengoperasikan beberapa jenis peralatan untuk pengamatan data curah hujan, terdiri dari peralatan otomatis dan manual, baik yang bersifat konvensional maupun menggunakan teknologi canggih. Beberapa peralatan yang dioperasikan di BMKG untuk pengamatan curah hujan di antaranya: penakar hujan obs, penakar hujan otomatis type Hellman, *Automatic Weather Stations* (AWS), *Automatic*

Rain Gauge (ARG), *Digital Automatic Weather Stations* (Digital AWS), dan radar cuaca. Beberapa peralatan tersebut memiliki spesifikasi dan sistem kerja masing-masing, sehingga untuk pengamatan di waktu dan tempat yang sama terdapat peluang menghasilkan data yang berbeda-beda.

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan uji statistik guna mengetahui apakah ada perbedaan berarti antara data curah hujan yang dihasilkan oleh dua di antara peralatan-peralatan tersebut, yaitu penakar hujan otomatis type Hellman dan peralatan radar cuaca.

2. Metode Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data curah hujan pada bulan Januari, Februari, dan Maret 2018 hasil pengamatan penakar hujan tipe Hellman dan radar cuaca di wilayah Surabaya. Data diolah menggunakan software MINITAB 18.

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menyandingkan data curah hujan yang terukur, hasil pengamatan penakar hujan tipe Hellman (CH Hellman) dan data curah hujan dari radar cuaca (CH Radar)
2. Melakukan uji normalitas untuk masing-masing data
3. Melakukan uji homogenitas
4. Melakukan uji beda, jika uji normalitas dan homogenitas memenuhi maka menggunakan Independent sample t

Test (statistik parametrik), jika uji normalitas dan uji homogenitas tidak memenuhi maka menggunakan Mann Whitney U Test (statistik nonparametrik).

- Menarik kesimpulan dari uji beda, berdasarkan tingkat kepercayaan 95%.

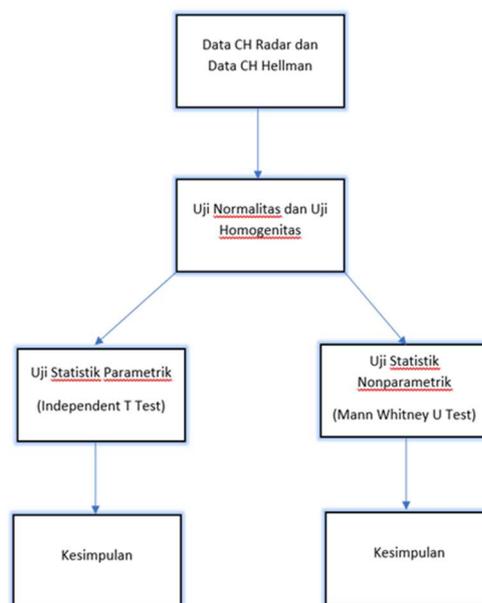
Uji normalitas adalah sebuah uji yang dilakukan dengan tujuan untuk menilai sebaran data pada sebuah kelompok data atau variabel, apakah sebaran data tersebut berdistribusi normal atautakah tidak. Uji statistik normalitas yang dapat digunakan diantaranya Chi-Square, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors, Shapiro Wilk, Jarque Bera.

Uji homogenitas adalah suatu uji yang dilakukan untuk mengetahui bahwa dua atau lebih kelompok data sampel berasal dari populasi yang memiliki varians sama (homogen). Uji homogenitas dapat dilakukan dengan uji levene, fisher atau uji bartlett. Pengujian ini merupakan persyaratan sebelum melakukan pengujian lain, misalnya T Test dan Anova. Pengujian ini digunakan untuk meyakinkan bahwa kelompok data memang berasal dari sampel yang sama.

Uji normalitas selalu diperlukan sebagai asumsi atau syarat setiap uji parametris, sedangkan uji homogenitas hanya diperlukan pada uji parametris yang menilai perbedaan dua atau lebih kelompok.

Mann Whitney U Test adalah uji nonparametric, digunakan untuk mengetahui perbedaan median 2 kelompok bebas apabila

skala data variabel terikatnya adalah ordinal atau interval/ratio tetapi tidak berdistribusi normal. Mann Whitney U Test disebut juga dengan Wilcoxon Rank Sum Test, merupakan pilihan uji nonparametrik apabila uji Independent T Test tidak dapat dilakukan oleh karena asumsi normalitas tidak terpenuhi. Tetapi meskipun bentuk nonparametrik dari uji independent t test, uji Mann Whitney U Test tidak menguji perbedaan Mean (rerata) dua kelompok seperti layaknya uji Independen T Test, melainkan untuk menguji perbedaan Median (nilai tengah) dua kelompok.

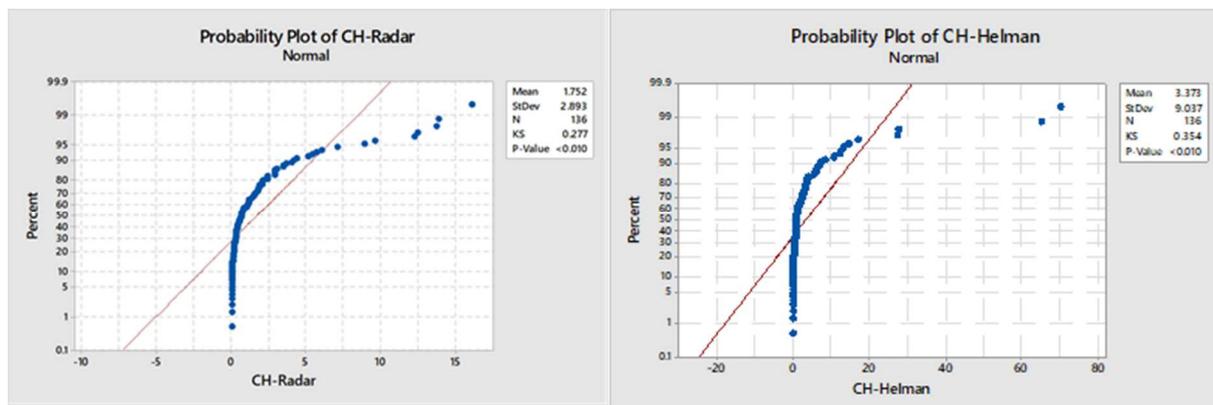


Gambar 1. Alur Kerangka Berpikir Penelitian

3. Hasil dan Pembahasan

a. Uji Normalitas

Langkah pertama yang dilakukan adalah melakukan uji normalitas dari masing-masing data series, didapatkan hasil yang ditunjukkan pada gambar 2 diatas.



Gambar 2. Ouput Uji Normalitas MINITAB

Tabel 1. Hasil Uji Normalitas

P-value	CH Hellman	CH Radar
Kolmogorof Smirnov (KS)	< 0,01	< 0,01
Anderson Darling (AD)	< 0,005	< 0,005
Ryan Joiner /Saphiro Wilk (RJ)	< 0,01	< 0,01

Uji normalitas dilakukan dengan tiga macam uji, yaitu Kolmogorov Smirnov, Anderson Darling, dan Ryan Joiner (atau sama dengan Saphiro Wilk), didapatkan hasil nilai p-value sebagaimana tercantum pada tabel 1. Keseluruhan hasil menunjukkan p-value kurang dari 0,05 dengan tingkat kepercayaan 95%. Berdasarkan hipotesis uji normalitas di mana:

H_0 = data bedistribusi normal

H_a = data tidak berdistribusi normal

Maka nilai p-value kurang dari 0,05 menunjukkan bahwa H_0 ditolak, artinya data tidak berdistribusi normal, sehingga asumsi kenormalan data tidak terpenuhi.

Konsekuensi dari tidak terpenuhinya asumsi kenormalan distribusi data adalah analisis selanjutnya dilakukan dengan metode analisis statistik nonparametrik, salah satunya adalah dengan Mann Whitney U test.

b. Uji Homogenitas

Langkah selanjutnya adalah melakukan uji homogenitas data. Dengan menggunakan Levene Test, didapatkan hasil sebagai berikut :

Method	Test	
	Statistic	P-Value
Multiple comparisons	—	0.000
Levene	1.17	0.297

Berdasarkan hipotesis:

H_0 = data homogen

H_a = data tidak homogen

Atau bisa dinyatakan dengan :

- Nilai signifikansi (p) > 0.05 menunjukkan kelompok data berasal dari populasi yang memiliki varians yang sama (homogen)
- Nilai signifikansi (p) < 0.05 menunjukkan masing-masing kelompok data berasal dari populasi dengan varians yang berbeda (tidak homogen)

Nilai p-value 0,297 (lebih dari 0,05) menunjukkan bahwa H_0 diterima, artinya data homogen, sehingga asumsi kehomogenan data terpenuhi.

c. Uji Mann Whitney U

Karena asumsi kenormalan data tidak terpenuhi, maka langkah selanjutnya adalah menggunakan uji Mann Whitney U, didapatkan hasil sebagai berikut dibawah ini

Dengan hipotesis

H_0 = tidak ada perbedaan signifikan antara CH-Hellman dan CH-Radar

H_a = terdapat perbedaan signifikan antara CH-Hellman dan CH-Radar

Didapatkan nilai P-value 0,706 (lebih besar dari 0,05) artinya H_0 diterima, sehingga dapat diambil kesimpulan bahwa antara CH Hellman dan CH Radar tidak terdapat perbedaan yang signifikan.

Mann-Whitney: CH-Helman, CH-Radar

Method

η_1 : median of CH-Helman

η_2 : median of CH-Radar

Difference: $\eta_1 - \eta_2$

Descriptive Statistics

Sample	N	Median
CH-Helman	136	0.750
CH-Radar	136	0.705

Estimation for Difference

Difference	CI for Difference	Achieved Confidence
0.0500000	(-0.12, 0.260000)	95.00%

Test

Null hypothesis	$H_0: \eta_1 - \eta_2 = 0$	
Alternative hypothesis	$H_1: \eta_1 - \eta_2 \neq 0$	
Method	W-Value	P-Value
Not adjusted for ties	18809.00	0.706
Adjusted for ties	18809.00	0.706

Jika biasanya dengan metode statistik parametrik, uji beda menggunakan independent sample t-test dengan melakukan uji perbedaan mean, maka Mann Whitney test melakukan tes beda median. Uji ini tepat digunakan untuk data yang berdistribusi tidak normal, karena tidak menggunakan mean sebagai pusat ukuran.

Dari perhitungan, didapatkan nilai median untuk CH Hellman 0,750, sedangkan CH Radar 0,705, dengan perbedaan median sebesar 0,05 dan Confidence Interval (-0.12, 0.260000). Jika dibandingkan menggunakan pusat ukuran mean, didapatkan nilai mean untuk CH Hellman 3,373 dan CH Radar 1,752, dengan perbedaan mean sebesar 1,62. Perbedaan ini sangat dipengaruhi oleh data kategori ekstrim, data outlier, dan data terindikasi salah.

4. Kesimpulan.

Uji Normalitas data CH Hellman dan CH Radar menunjukkan asumsi kenormalan data tidak terpenuhi, sehingga digunakan uji beda statistik nonparametrik Mann Whitney U Test. Mann Whitney U Test menunjukkan hasil bahwa dengan tingkat kepercayaan 95% tidak ada perbedaan signifikan antara data CH Hellman dan CH Radar, dengan nilai perbedaan median sebesar 0,05. Data curah hujan yang dihasilkan dengan alat penakar hujan tipe Hellman dan yang dihasilkan oleh radar cuaca dapat disimpulkan tidak ada perbedaan signifikan. Diperlukan kajian lanjutan dengan membandingkan data curah hujan yang dihasilkan oleh peralatan pengamatan curah hujan yang lain, seperti AWS, ARG, dan penakar hujan obs.

Daftar Pustaka

1. B. Tasyono, 2004. *Klimatologi*. Penerbit ITB.
2. D. Sharma and B.M.G. Kibria, 2012. On some test statistics for testing homogeneity of variances: a comparative study, *Journal of Statistical Computation and Simulation*, pp. 1-20.
3. D.W. Nordstokke and S.M. Colp, 2014. Investigating the robustness of the nonparametric Levene test with more than two groups, *Psicologica*, vol. 35, pp. 361-383.
4. Dedi, Mulyono, 2014. Analisis Karakteristik curah Hujan di wilayah Kabupaten Garut Selatan. *Jurnal Konstruksi Sekolah Tinggi Teknologi Garut*. Vol.13 No.1.
5. Dwiratna, dkk, 2013. Analisis Curah Hujan dan Aplikasinya dalam Penetapan Jadwal dan Pola Tanam Pertanian Lahan Kering di Kabupaten Bandung. *Bionatura-Jurnal Ilmu-Ilmu Hayati dan Fisik*. Vol 15 no 1 Maret 2013, 29-34.
6. G. Shan, 2014. New Nonparametric Rank Based Tests for Paired Data, *Open Journal of Statistics*, vol. 4, pp. 495-503.
7. I. Rosyadi, 2013. Keefektifan Model Pembelajaran Course Review Horay Terhadap Aktivitas dan Hasil Belajar PKN," *Journal of Elementary Education (JEE)*, vol. 2 no. 2, pp. 45-50.

8. J. Kaur, 2015. Techniques Used in Hypothesis Testing in Research Methodology – A Review, International Journal of Science and Research (IJSR), vol. 4 Issue. 5, pp. 362-365.
9. Juleha, dkk, 2016. Analisis Metode Intensitas Curah Hujan pada Stasiun Hujan Rokan IV Koto, Ujung Batu dan Tandun Mewakili Ketersediaan Air di Sungai Rokan. Universitas Pasir Pengairan.
10. M.A. Oktaviani dan H.B. Notobroto, 2014. Perbandingan Tingkat Konsistensi Normalitas Distribusi Metode Kolmogorov- Smirnov, Lilliefors, Shapiro-Wilk dan Skewness Kurtosis, Jurnal Biometrika dan Kependudukan, vol. 3 no. 2, hal. 127-135.
11. M.P. Fay and M.A. Proschan, 2010. Wilcoxon-MannWhitney or t-test? On assumptions for hypothesis tests and multiple interpretations of decision rules,” Statistics Surveys, vol. 4, pp. 1-39.
12. N.M. Razali and Y.B. Wah, 2011. Power comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov- Smirnov, Lilliefors, and Anderson-Darling tests, Journal of Statistical Modeling and Analitics, vol.2 no. 1, pp. 21-33.
13. Setiawan, Ogi, 2012. Analisis Variabilitas Curah Hujan dan Suhu di Bali. Jurnal Analisis Kebijakan Kehutanan. Vol 9 No 1 April 2012, 66-74.