p-ISSN 2085- 6989
e-ISSN 2654 - 4733
Elektron Jurnal Ilmiah Volume 14 Nomor 1 Juni 2022 **TERAKREDITASI RISTEKDIKTI No. SK : 28/E/KPT/2019**
DOI : https://doi.org/10.30630/eji.14.1.278

Optimalisasi Saluran Komunikasi Berbasis Gelombang Mikro Sebagai Alternatif Sistem Pemantauan Curah Hujan

R. Yudha Mardyansyah[1], Budhy Kurniawan[2*], Santoso Soekirno[3],dan Danang Eko Nuryanto[4]
[1,4] Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika
[2,3]Departemen Fisika, Fakultas MIPA, Universitas Indonesia
*Corresponding Author :budhy.kurniawan@sci.ui.ac.id

Abstrak— Sebagai negara kepulauan yang luas dengan kondisi topografi yang beragam dan memiliki curah hujan rata-rata tahunan lebih dari 2000 mm, Indonesia rawan terhadap bencana hidrometeorologi. Berdasarkan data bencana Indonesia, sepanjang tahun 2021 terdapat 3658 kejadian bencana banjir dan tanah longsor yang hampir merata di seluruh wilayah Indonesia. Kondisi tersebut menjadikan pemantauan curah hujan secara real-time dengan kerapatan tinggi sangat diperlukan. Indonesia saat ini memiliki sistem pemantauan curah hujan dengan jumlah sekitar 1000 alat penakar curah hujan otomatis sehingga dibutuhkan peningkatan resolusi spasial jaringan pemantauan. Peningkatan kepadatan peralatan pemantau menggunakan alat penakar hujan dan radar cuaca menimbulkan masalah biaya pengadaan dan operasional yang tinggi. Oleh karena itu, diperlukan beberapa alternatif sistem pemantauan curah hujan. Dalam artikel ini, dilakukan tinjauan beberapa penelitian yang berfokus pada pemanfaatan sinyal saluran komunikasi terestrial dan satelit yang beroperasi di pita frekuensi tinggi sebagai alternatif pengukuran curah hujan. Optimalisasi jaringan sistem komunikasi satelit lebih memungkinkan daripada jaringan terestrial untuk diterapkan di Indonesia dengan wilayah kepulauan karena mempunyai jumlah sebaran titik yang banyak dengan cakupan lebih luas. Pemanfaatan artificial intelligent dengan teknik deep learning seperti one dimensional convolutional neural network (1D-CNN) juga sangat menjanjikan untuk melakukan estimasi intensitas curah hujan karena mempunyai akurasi yang tinggi mencapai 93%.

Keywords: Microwave Link, Rainfall Estimation, Artificial Intelligent

Abstrct— As a vast archipelagic country with diverse topographic conditions and has an annual average rainfall of more than 2000 mm, Indonesia is prone to hydrometeorological disasters. Based on Indonesia's disaster data, throughout 2021 there were 3,658 incidents of floods and landslides distributed throughout Indonesia. This makes real-time rainfall monitoring with high density indispensable. Indonesia currently has a rainfall monitoring system about 1000 automatic rain gauges, so an increase in the spatial resolution of network is necessary. The increasing density of monitoring equipment using rain gauges and weather radar poses the problem of high procurement and operational costs. Therefore, several alternative rainfall monitoring systems are needed. In this article, we review several studies that focus on the utilization of terrestrial and satellite communication link operating in high frequency bands as an alternative for measuring rainfall. Optimization of the satellite communication system network is more suitable than terrestrial networks to be applied in Indonesia with archipelagic areas because it has a large number of point distributions with wider coverage. The use of artificial intelligence with deep learning techniques such as one dimensional convolutional neural network (1D-CNN) is also very promising to estimate rainfall intensity because it has a high accuracy of 93%..

Keywords: Microwave Link, Rainfall Estimation, Artificial Intelligent

© 2022 Elektron Jurnal Ilmiah

I. PENDAHULUAN

Pengamatan curah hujan memegang peranan penting dalam berbagai aspek kehidupan manusia, seperti hidrometeorologi, pertanian (pengelolaan sumber daya air), pemantauan iklim, dan peringatan bencana alam hidrometeorologi. Sebagai negara dengan berbagai kondisi topografi yang beragam mulai dari dataran rendah perkotaan, dataran tinggi, hingga lembah pegunungan dengan rata-rata curah hujan tahunan lebih dari 2000 mm [BPS (diakses pada 9 Februari 2022). Jumlah Curah Hujan dan Jumlah Hari Hujan di Stasiun Pengamatan BMKG. Available: https://www.bps.go.id/statictable/2017/02/08/1959/jumlah-curah-hujan-dan-jumlah-hari-hujn-di-stasiun-pengamatan-bmkg-2011-2015.html], Indonesia rawan bencana hidrometeorologi berupa banjir bandang dan tanah longsor. Berdasarkan data bencana Indonesia, sepanjang tahun 2021 terdapat 3658 kejadian bencana hidrometeorologi yang hampir merata di seluruh wilayah Indonesia [BNPB (diakses pada 9 Februari 2022). Geoportal Data Bencana Indonesia. Available: https://gis.bnpb.go.id/arcgis/apps/sites/?fromEdit=true#/public/pages/data-bencana].

Posisi geografis yang strategis di garis khatulistiwa, antara Samudra Pasifik dan Hindia, serta dikelilingi oleh lautan yang luas, dipadukan dengan berbagai fenomena alam yang terkait dengan dinamika atmosfer dan lautan, menjadikan pemantauan curah hujan secara

Received 30 Mei 2022; Revised 29 Juni 2022; Accepted 02 Juli 2022

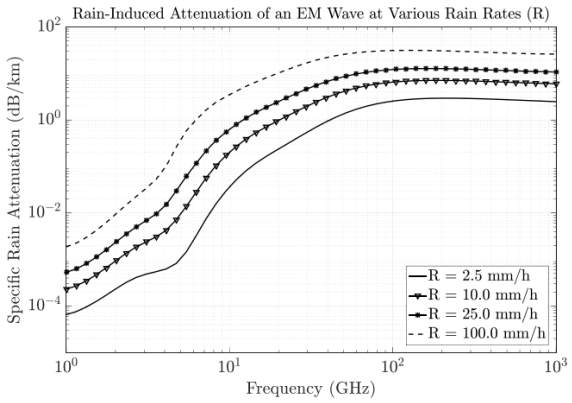
real-time dengan kerapatan tinggi untuk wilayah Indonesia sangat diperlukan terutama untuk mitigasi bencana. Sistem pemantauan curah hujan otomatis real-time yang dimiliki saat ini berjumlah sekitar 1000 sensor [BMKG (diakses pada 9 Februari 2022). AWS (Automatic Weather Station). Available: https://awscenter.bmkg.go.id/] sehingga masih diperlukan banyak lagi untuk meningkatkan resolusi spasial pemantauan sesuai rekomendasi minimal jumlah kerapatan stasiun hujan dari WMO [1].

Secara umum, pengukuran curah hujan dilakukan dengan tiga cara, yaitu (i) Penakar hujan (rain gauge) yang tersebar di seluruh wilayah dan terkoneksi secara real-time ke pusat data, (ii) jaringan radar cuaca, (iii) satelit meteorologi untuk penginderaan jauh formasi awan dan gangguan cuaca. Rain gauge memberikan pengukuran titik curah hujan di permukaan tanah. Rain gauge memberikan pengukuran yang akurat dari akumulasi curah hujan (dalam mm) dalam jumlah waktu tertentu dan di lokasi tertentu [2]. Alat pengukur hujan memerlukan jaringan sensor yang padat agar variabilitas spasial peristiwa curah hujan dapat diamati dengan benar. Namun jaringan rain gauge yang rapat untuk mencakup area yang luas memerlukan biaya operasional yang tinggi untuk pemasangan dan pemeliharaannya [3]. Lebih jauh lagi, penyebaran dan pemeliharaan jaringannya bisa relatif rumit dan mahal, terutama di daerah pegunungan, hutan lebat, lahan basah, dan lain-lain.

Radar cuaca mampu mendeteksi, mengukur, dan memantau evolusi peristiwa curah hujan di area yang luas (area melingkar dengan radius berkisar antara 70 hingga 200 km, tergantung pada frekuensi yang digunakan) dengan spasial yang tinggi (kurang dari 1 km, meskipun tidak resolusi konstan) dan temporal (5–10 menit). Radar cuaca melakukan pengukuran curah hujan secara tidak langsung, memperoleh prediksi curah hujan dengan mengubah pengukuran radar menjadi intensitas curah hujan menggunakan algoritma empiris [4]. Namun yang menjadi kekurangan dari radar cuaca adalah kebutuhan biaya yang tinggi baik untuk pengadaan maupun pemeliharaannya [LKPP, "Sistem Informasi Rencana Umum Pengadaan BMKG ." https://sirup.lkpp.go.id/sirup/ro/penyedia/kldi/L7 (diakses pada 9 Februari 2022)].

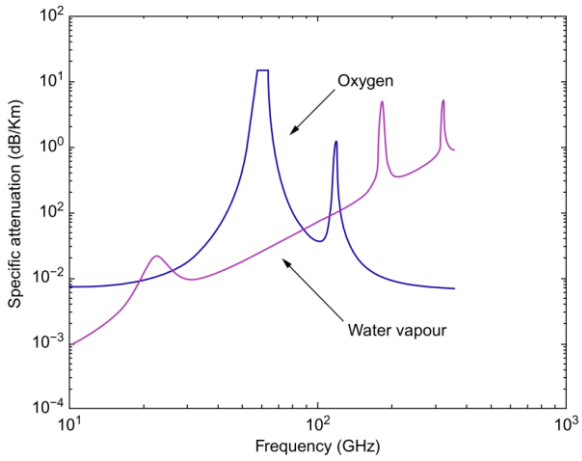
Satelit meteorologi digunakan untuk melakukan pengamatan kondisi atmosfer dengan penginderaan jauh. Citra direkam dengan sensor yang menggunakan saluran Visible (VIS) dan Infra-Red (IR). Dari kanal-kanal tersebut dapat dihasilkan gambaran tutupan awan di suatu wilayah, suhu puncak awan, serta estimasi intensitas curah hujan. Walaupun satelit meteorologi dapat mencakup wilayah secara nasional, namun memiliki kekurangan karena estimasi curah hujan didapat pada ketinggian awan.

Dalam satu dekade terakhir, terdapat beberapa penelitian yang berfokus pada pemanfaatan sinyal saluran telekomunikasi terestrial dan satelit yang beroperasi di area frekuensi microwave [5] pada pita frekuensi tinggi sebagai alternatif pengukuran curah hujan. Pada pita frekuensi tersebut, transmisi elektromagnetik dapat sangat dipengaruhi oleh redaman hujan seperti ditunjukkan pada gambar 1, bersama dengan efek lain yang kurang signifikan tetapi jauh lebih sering, karena gas atmosfer (oksigen dan uap air) (gambar 2) dan air yang tidak mengendap (awan).



Gambar 1. Redaman per kilometer gelombang elektromagnetik dari beberapa intensitas hujan berdasarkan rekomendasi ITU-R P.838-3 [6].

Ketika gelombang elektromagnetik memasuki awan dengan tetesan hujan, sebagian sinyal diserap oleh tetesan, sebagian dihamburkan, dan sisanya melewati. Semakin banyak hujan di jalur gelombang, semakin besar redaman kekuatan sinyal yang diterima [7]. Oleh karena itu, dalam laporan ini dilakukan tinjauan optimalisasi saluran komunikasi berbasis gelombang mikro sebagai alternatif jaringan observasi curah hujan.



Gambar 2. Redaman oleh gas di atmosfer [8].

II. STUDI LITERATUR

Dalam artikel ini, dilakukan studi literatur tentang penelitian – penelitian dari jurnal internasional yang terkait dengan pemanfaatan sinyal gelombang mikro saluran komunikasi baik terestrial maupun satelit sebagai alternatif pengukuran curah hujan. Deteksi, klasifikasi maupun estimasi curah hujan dilakukan

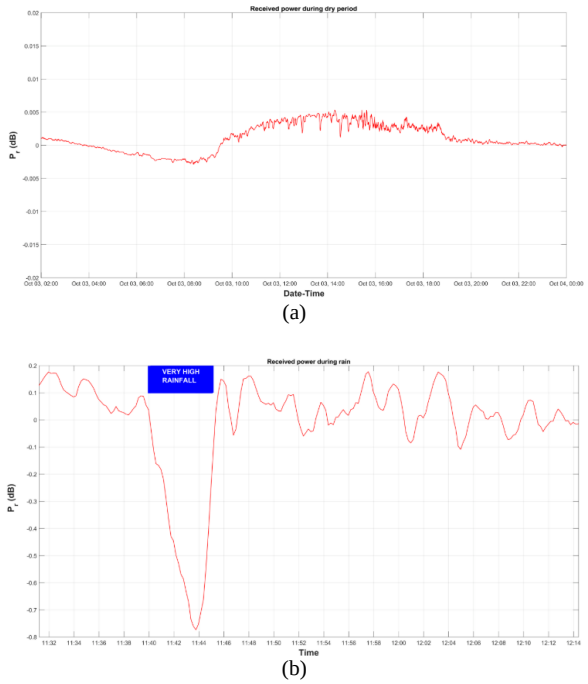
dengan metode empirik, regresi dan juga teknik *state-of-the art* dari *artificial intelligent.*

A. Estimasi Curah Hujan dari *Microwave Link* Terestrial.

Selama satu dekade terakhir, sistem komunikasi terestrial berbasis gelombang mikro atau biasa disebut *microwave link* telah difokuskan oleh para peneliti terkait alternatif pengukuran intensitas curah hujan dan juga pembuatan peta bidang hujan. Perbedaan level daya yang diterima pada saat hujan dibandingkan dalam kondisi kering (level *baseline*) seperti ditunjukkan pada gambar 3 menjadi dasar perhitungan konversi dari nilai redaman per kilometer ke intensitas curah hujan per jam dengan menggunakan persamaan *power law* model ITU-R P.838-3 dimana :

$$\gamma_R\,(\mathrm{dB/km}) = kR^{\alpha} \qquad (1)$$

dengan R dalam mm/h, k dan α koefisien yang merupakan fungsi dari frekuensi dan polarisasi linier [9].

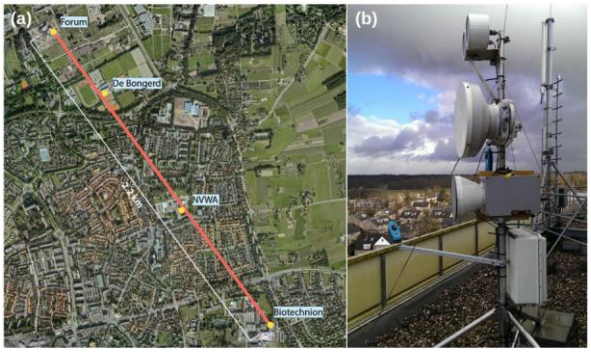


Gambar 3. (a) Level daya diterima pada periode kering (*baseline*), (b) Fluktuasi level daya diterima pada saat hujan [10].

Estimasi intensitas curah hujan dari *microwave link* frekuensi 20-40 GHz juga dilakukan oleh Fencl dkk di Praha, Ceko [11]. Data *automatic transmit power control* dikonversi menggunakan optimasi model ITU-R dan redaman antena basah yang selanjutnya dioptimalkan dengan menimimalkan *cost function*. Hasil perbandingan dengan data *rain gauge* didapat koefisien *Nash–Sutcliffe efficiency* lebih dari 0.75 dengan estimasi berkurang untuk curah hujan sangat deras.

Penelitian estimasi curah hujan juga dilakukan di Seoul, Korea Selatan menggunakan data redaman daya transmisi *microwave link* 6-8 GHz selama 6 bulan dengan resolusi temporal 1 menit dan konversi dengan model ITU-R pada tahun 2018 [12]. Model estimasi divalidasi dengan data interpolasi *rain gauge* yang menghasilkan akurasi lebih dari 80% dengan rerata *bias* antara -3 dan 1 mm/h.

Frekuensi *microwave link* yang lebih tinggi yaitu pada 26 dan 38 GHz juga diteliti oleh Van Leth dkk [13]. Daya dari 3 perangkat penerima di wilayah Wageningen, Belanda dengan penentuan *baseline level* nilai median setiap jangka waktu 24 jam dikonversi menjadi intensitas curah hujan menggunakan model ITU-R yang dimodifikasi koefisien persamaannya. Hasil validasi dengan data dari 5 sensor disdrometer di sepanjang lintasan (gambar 4) menunjukkan adanya korelasi mencapai 0.952 dengan *additive bias* berkisar 0.6 mm/h sehingga terjadi estimasi berlebih untuk hujan ringan. Eksperimen tersebut dilakukan secara komprehensif dengan frekuensi dan polarisasi berbeda-beda.



Gambar 4. (a) Lintasan *microwave link* ditandai dengan garis merah dengan "Forum" sebagai sisi penerima, (b) Tiga antena transmiter di atap gedung "Biotechnion".

Song dkk melakukan estimasi intensitas curah hujan dengan data *receive signal level* (RSL) selama 2 bulan dari *microwave link* yang beroperasi di frekuensi 15 – 20 GHz dan data disrometer untuk validasi [14]. Penelitian yang dilakukan di Nanjing, China ini menggunakan kombinasi modifikasi koefisien model ITU-R dan regresi non linier. Model tersebut memberikan rerata Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 1 mm/h dari 6 kejadian curah hujan dalam 2 hari.

Graf dkk menggunakan data redaman selama 1 tahun dari jaringan *microwave link* nasional Jerman untuk estimasi curah hujan dengan metode klasifikasi basah/kering dan konversi curah hujan dengan model ITU-R [15]. Data validasi menggunakan jaringan radar cuaca dari layanan meteorologi nasional. Evaluasi menggunakan *mean detection error* untuk klasifikasi basah dan kering berupa rerata sebesar 0.27 dalam setahun dengan penuruan kinerja model pada saat musim salju.

Kumah dkk menggunakan *microwave link* 15 GHz di Kenya dengan kombinasi data satelit meteorologi untuk menentukan periode basah atau kering [16].

Estimasi curah hujan menggunakan konversi data RSL musim hujan di bulan mei dan juni tahun 2013, 2014 dan 2018 dengan model ITU-R. Model tersebut memberikan nilai koefisien determinasi r^2 yang mencapai 0.6 dengan data *rain gauge* sebagai pembanding.

Beberapa peneliti selanjutnya melakukan estimasi intensitas curah hujan dari jaringan *microwave link* dengan model RAINLINK [17] yang algoritmanya dikembangkan oleh Aart Overeem pada tahun 2016. Metode yang digunakan adalah klasifikasi periode basah dan kering dengan korelasi data *microwave link* yang berdekatan, penentuan level sinyal referensi dari data RSL minimal maksimal dan estimasi curah hujan yang diadopsi dari model ITU-R.

Rios Gaona dkk melakukan estimasi dari 145 *microwave link* dalam area kota Sao Paolo, Brasil [18]. Data RSL selama periode oktober 2014 dan januari 2015 dan data curah hujan dari 152 stasiun pengamatan digunakan sebagai dataset. Sebanyak 43% total *link* memberikan evaluasi kinerja model $r^2 > 0.5$ dimana cukup baik karena sel hujan di iklim subtropis lebih kecil dibanding rata-rata panjang lintasan *microwave link.* Selanjutnya de Vos dkk menggunakan jaringan *microwave link* 12.8 dan 39.3 GHz nasional Belanda [19]. Dataset menggunakan data selama 7 bulan dari 1936 *microwave link* yang tersebar di seluruh negara dan data radar cuaca untuk validasi. Evaluasi kinerja model memberikan hasil koefisien variasi CV mencapai 2.32 dan korelasi r mencapai 0.63 saat observasi harian saat hujan lebat dgn durasi relatif lama. Adapun kinerja model menurun untuk *microwave link* yang memiliki panjang kurang dari 2 km. Roversi dkk [20] menggunakan data jaringan di kota Bologna dan Parma, Itali selama 2 bulan dan resolusi temporal 15 menit dengan validasi dari data radar cuaca dan layanan meteorologi regional. Hasil evaluasi kinerja memberikan CV sebesar 0.48 dan koefisien determinasi r^2 sebesar 0.83. Peneliti terakhir [21] dari Melbourne, Australia menggunakan data 1 tahun jaringan *microwave link* 22 GHz dengan validasi data disdrometer. Evaluasi kinerja terbaik dihasilkan dengan nilai r^2 mencapai 0.82.

Pendekatan *artificial intelligent* menggunakan model pembelajaran mesin (*machine learning*) dan jaringan syaraf tiruan atau *deep learning* mulai banyak diimplementasikan dalam beberapa penelitian terkait deteksi dan klasifikasi curah hujan dalam satu dekade terakhir. Peneliti dari Israel [22] mengimplementasikan teknik long short-term memory (LSTM) untuk mendeteksi hujan menggunakan data RSL dan *link error* dari 34 *microwave link* dengan frekuensi 18-38 GHz. Data pengukuran selama 2 tahun dengan resolusi temporal 15 menit digunakan sebagai dataset berikut data validasi curah hujan dari jaringan *rain gauge.* Evaluasi dari model LSTM yang digunakan menghasilkan akurasi lebih dari 90% untuk klasifikasi hujan atau tidak hujan.

Berbeda dengan beberapa penelitian sebelumnya, Beritelli dkk [23] menggunakan sinyal LTE/4G di Catania, Itali yang diterima oleh perangkat seluler untuk estimasi curah hujan berupa klasifikasi 4 kategori intensitas. Menggunakan teknik Probabilistic neural network (PNN) dengan data RSL setiap menit sebagai *training data* dan data *rain gauge* untuk label intensitas didapat akurasi klasifikasi mencapai 96.7%.

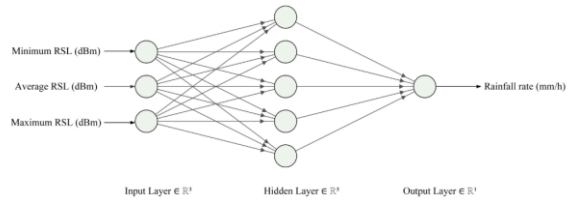
Microwave link frekuensi C-band 7.7 GHz mulai digunakan dalam penelitian estimasi curah hujan oleh para peneliti dari Nanjing, China [24] menggunakan teknik LSTM. Dataset didapat melalui eksperimen selama 2 bulan berupa data RSL yang diukur 11 kali dalam setiap menit dan data intensitas hujan dari *rain gauge* di lokasi penerima. Teknik LSTM menghasilkan rerata akurasi lebih dari 60 % untuk klasifikasi hari hujan atau kering.

Penelitian menggunakan jaringan LTE juga dilakukan oleh Avanzato dkk untuk mengklasifikasi 5 kategori hujan dengan teknik *principal component analysis* (PCA) dan *multi layer perceptron* (MLP) [25]. Lima parameter dari kanal seluler LTE yang diukur menggunakan aplikasi dalam *smartphone* dan data *rain gauge* dijadikan dataset dengan jumlah 50 sampel data untuk setiap kategori curah hujan. Rerata akurasi dari model mencapai 96%.

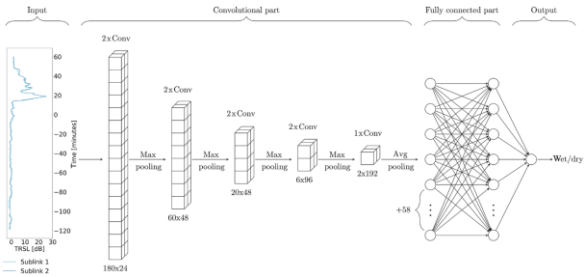
Song dkk melakukan deteksi hujan dari data redaman sinyal transmisi pada 7 *microwave link* dengan frekuensi 15 – 23 GHz di Jiangyin, China [26]. Data rata-rata, minimum dan maksimum pengukuran redaman setiap 5 menit selama 3 bulan dijadikan dataset untuk model *support vector machine* (SVM) bersama dengan data curah hujan dari *rain gauge.* Hasil evaluasi kinerja model memberikan akurasi lebih dari 80%.

Investigasi estimasi curah hujan menggunakan 2 jenis komunikasi gelombang mikro yaitu terrestrial pada frekuensi 18, 38, 75 GHz serta satelit frekuensi 12.25 dan 20.74 GHz frequency dilakukan oleh [27]. Keduanya berdasarkan data level penerimaan sinyal gelombang mikro. Metode komparasi deep learning, artificial neural networks (ANN) dengan fitur input terlihat pada gambar 5 dan long short-term memory (LSTM), digunakan dan divalidasi data curah hujan nasional dari Biro Meteorologi setempat. Dari hasil tersebut, diketahui bahwa jalur komunikasi terestrial memberikan prediksi yang lebih baik daripada jalur satelit karena dampak faktor atmosfer non-hujan yang dilalui pada perambatan gelombang radio satelit, dan model LSTM mengungguli model ANN dengan RMSE mencapai 5.4 dan korelasi R = 0.98.

Deteksi hujan juga dilakukan oleh beberapa peneliti menggunakan jaringan *microwave link* nasional Jerman [28]. Deteksi menggunakan model *state-of-the art* 1D-*convolutional neural network* (1D-CNN) seperti ditunjukkan pada gambar 6 dengan dataset berupa data redaman per menit dalam 4 bulan dan data jaringan radar cuaca Jerman untuk label hujan. Evaluasi model klasifikasi hujan dan kering memberikan akurasi 90% untuk curah hujan lebih dari 0.6 mm/h.



Gambar 5. Model ANN prediksi intensitas curah hujan.

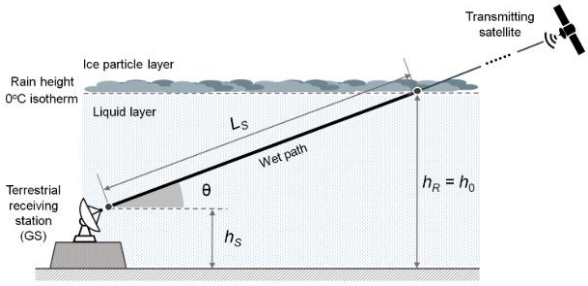


Gambar 6. Model 1D-CNN untuk mendeteksi hujan/kering.

Beberapa *microwave link* yang berbeda frekuensi antara 15 – 80 GHz digunakan dalam penelitian estimasi tipe curah hujan oleh peneliti di Nanjing, China [29]. Sebanyak 7916 sampel data disdrometer dengan resolusi 1 menit dan data selisih redaman dari 2 *link* beda frekuensi dan polarisasi dijadikan dataset untuk perbandingan beberapa model *machine learning* untuk mengklasifikasi tipe curah hujan. Akurasi terbaik diberikan oleh model *decision tree* sebesar 88.4% dimana kinerja model berkurang untuk frekuensi 15 GHz.

B. Estimasi Curah Hujan dari *Microwave Link* Satelit

Ide dasar dalam beberapa penelitian estimasi curah hujan menggunakan sinyal satelit berbasis gelombang mikro adalah mengukur total redaman sinyal karena hujan yang diterima oleh perangkat GS di bumi dimana merupakan fungsi integral distribusi curah hujan di sepanjang lintasan sinyal satelit (L_s atau *wet path*) yang berhubungan dengan tinggi awan hujan (h_r) atau tinggi isotermal (h_0) seperti ditunjukkan pada gambar 7.

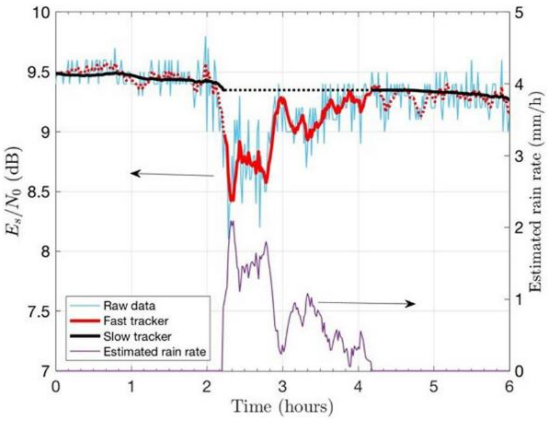


Gambar 7. *Path-averaged stratiform rain-induced (wet path) satellite link* [30].

Adirosi dkk melakukan penelitian di Tuscany, Itali terkait estimasi intensitas curah hujan secara real-time dari redaman sinyal penerimaan satelit dengan pita frekuensi Ku dan Ka-band [31]. Metode yang digunakan adalah persamaan relasi redaman sinyal dB/km (A) – intensitas curah hujan mm/h (R) dari model ITU-R P.838 dengan data tinggi awan hujan untuk menghitung panjang lintasan yang teredam dan data disdrometer untuk validasi. Hasil evaluasi model menunjukkan RMSE untuk Ka-band sebesar 0.443 dan Ku-band sebesar 1.186 dengan estimasi di bawah pengukuran dengan sinyal Ku-band untuk curah hujan melebihi 75 mm/h.

Para peneliti dari State College Pennsylvania, USA menggunakan sinyal *downlink* satelit Ku-band dan data radar cuaca dalam melakukan estimasi intensitas curah hujan [6]. Data *bit error rate* (BER) selama 2 tahun dari penerima satelit digunakan untuk klasifikasi periode basah dan kering dengan teknik regresi logistik. Selanjutnya estimasi curah hujan dilakukan melalui konversi dengan model ITU-R menggunakan data redaman sinyal satelit dan data tinggi awan hujan yang didapat dari radar cuaca dual polarisasi. Hasil perbandingan curah hujan terhadap data radar berkisar 19% untuk akumulasi curah hujan di atas 6 mm dalam 24 jam. Adapun kinerja estimasi model berkurang untuk intensitas curah hujan di bawah 1.5 mm/h.

Giannetti dkk melalui NEFOCAST Project di Tuscany, Itali melakukan pemantauan curah hujan secara *real-time* menggunakan data penerimaan *signal-to-noise ratio* (SNR) dari satelit Ku-band [32]. Menggunakan Kalman filter seperti yang ditunjukkan pada gambar 8, untuk penentuan level *baseline* saat hujan kemudian mengkonversi curah hujan dengan model ITU-R, model tersebut dapat mendeteksi fluktuasi SNR sampai dengan 0.1 dB saat divalidasi terhadap satu kejadian hujan.



Gambar 8. Mekanisme Kalman filter dan estimasi intensitas curah hujan dari E_s/N_0 penerimaan satelit.

Colli dkk melakukan estimasi peta hujan [33] dari Smart Rainfall System (SRS) yang merupakan sistem paten jaringan sensor pemantau curah hujan wilayah Genoa, Itali berbasis redaman sinyal yang diterima dari satelit Ku-band. Curah hujan hasil estimasi dengan model ITU-R dari 3 lokasi antena penerima satelit diinterpolasi untuk mendapatkan peta bidang hujan. Hasil estimasi curah hujan per 10 menit mempunyai korelasi antara 0.3 – 0.9 terhadap data referensi dari sensor *rain gauge*.

Pemanfaatan satelit navigasi Global Positioning System (GPS) untuk deteksi hujan dilakukan oleh para

peneliti menggunakan *polarimetric phase shift* sinyal satelit yang diterima oleh perangkat di bumi [34]. Data pergeseran fase sinyal dari 14 satelit GPS yang diterima dengan polarisasi berbeda selama 2 tahun divalidasi dengan data akumulasi curah hujan per 60 menit dari stasiun cuaca yang menunjukkan korelasi mencapai 0.99. Walaupun masih sebatas mampu mendeteksi hujan, sistem ini cukup menjanjikan untuk aplikasi pemantauan hujan global.

Melanjutkan penelitian sebelumnya, Adirosi dkk melakukan estimasi curah hujan dari penerima TV satelit dengan data SNR dan data *rain gauge* untuk validasi [35]. Metode yang digunakan masih Kalman filter untuk penentuan baseline dan model ITU-R untuk konversi curah hujan dengan tambahan data tinggi hujan per 6 jam serta redaman *melting layer* untuk meningkatkan akurasi model. Hasil evaluasi memberikan RMSE antara 5.2 – 11.5 mm untuk total kumulatif curah hujan namun kurang optimal untuk intensitas hujan antara 16 – 30 mm/h.

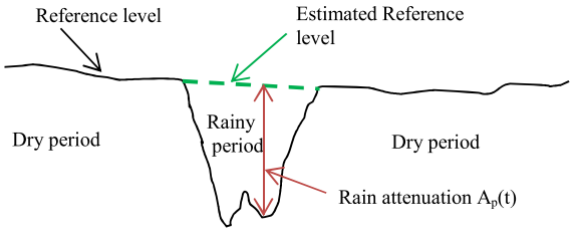
Colli dkk melanjutkan penelitian di kota Genoa, Itali dalam membuat rekonstruksi bidang hujan. Kali ini konversi curah hujan dengan model ITU-R menggunakan data tinggi hujan per jam dan interpolasi menggunakan model Inverse Distance Weighting (IDW) [36]. Evaluasi kinerja model menghasilkan RMSE sebesar 14.1 mm/h untuk peta hujan per 10 menit dan 19 mm untuk peta hujan per 24 jam.

Implementasi kombinasi Kalman Filter dan model ITU-R dalam estimasi curah hujan kembali dilakukan oleh Giannetti dkk untuk area lokal kota Florence, Itali [37]. Data pengukuran SNR satelit selama 1 minggu didapat dari 9 penerima Ku-band dengan resolusi temporal 1 menit dan 17 Ka-band dengan resolusi temporal 5 menit. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa resolusi temporal 5 menit Ka-band tidak layak digunakan dalam model estimasi.

Gragnani dkk melakukan pemantauan curah hujan area Monte Scarpino di Itali secara *real-time* menggunakan beberapa *satellite receiver* yang dapat menerima multipel sinyal satelit Ku-band secara simultan [38]. Data redaman sinyal dengan penentuan referensi daya menggunakan permulaan jendela waktu dikonversi ke curah hujan dengan model ITU-R dan data tinggi hujan per jam. dari hasil evaluasi kinerja model terdapat error estimasi terendah mencapai 0.79 dibanding data radar cuaca.

Zhao dkk [39] melakukan estimasi curah hujan dari data penerimaan SNR satelit Ku-band selama 1 tahun dengan resolusi temporal 1 menit di Nanjing, China. Metode yang digunakan yaitu kombinasi Kalman filter untuk penentuan *baseline* dan model ITU-R dengan data statistik tinggi hujan 10 tahun untuk konversi ke curah hujan. Hasil validasi terhadap data *Thies Laser Precipitation Monitor* menunjukkan RMSE sebesar 1.663 mm/h dengan kelemahan akurasi model untuk curah hujan *stratiform* dengan intensitas kurang dari 2.5 mm/h.

Barthès dan Mallet [40] melakukan penelitian pada penerima sistem gelombang mikro Ku-Band pasif di darat, yang mampu memperkirakan laju hujan rata-rata di sepanjang jalur Bumi-satelit. Metode yang diusulkan adalah identifikasi periode kering dan hujan menggunakan data radar cuaca, dan untuk estimasi level referensi sinyal selama periode hujan seperti ditunjukkan pada gambar 9. Akhirnya, dengan memperhitungkan ketinggian hujan, perkiraan redaman hujan diperoleh, sehingga laju hujan sepanjang jalur gelombang dapat diperoleh. Identifikasi menggunakan teknik *multi-layer perceptron* (MLP) dan dilanjutkan dengan model ITU-R untuk estimasi curah hujan. Dengan teknik tersebut estimasi hujan atau tidak hujan dan akumulasi curah hujan > 1 jam dapat dilakukan.



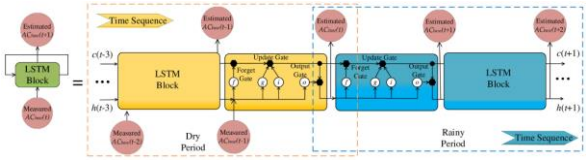
Gambar 9. Penerimaan sinyal pada saat hujan.

Gharanjik dkk melakukan 2 penelitian di Betzdorf, Luxembourg terkait estimasi curah hujan menggunakan jaringan komunikasi satelit pita lebar K-band dengan data *carrier-to-noise ratio* (C/N) dengan resolusi temporal 5 menit selama 3 bulan yaitu sinyal dari sentral komunikasi *gateway* satelit ke penerima terminal pengguna. Penelitian pertama menggunakan validasi data *rain gauge* [41] sedangkan pada kedua kalinya menggunakan tambahan data radar cuaca nasional Jerman untuk validasi model [42]. Salah satu kelebihan penggunaan sistem jaringan komunikasi satelit adalah data C/N semua terminal pengguna yang bisa berjumlah ribuan di seluruh wilayah suatu negara disimpan secara tersentralisasi pada sistem jaringan yang berada di pusat data kantor pusat sehingga memungkinkan untuk diaplikasikan menjadi sistem pemantau cuaca nasional secara *real-time.* Menggunakan metode yang sama yaitu klasifikasi periode hujan atau kering dengan teknik *artificial neural network* (ANN) dan konversi curah hujan model ITU-R dengan optimasi *curve fitting.* Validasi terhadap data *rain gauge* pada penelitian pertama menunjukkan kurva ROC dengan tipe error *false rainfall alarm* sebesar 6% dan *missed rain* sebesar 9.5% sedangkan pada penelitian kedua didapat korelasi akumulasi curah hujan 85% yang lebih dekat terhadap data *rain gauge* dibanding data radar cuaca. Kekurangan terdapat dalam penelitian menggunakan data validasi *rain gauge* dimana posisi sensor kurang mewakili total redaman sinyal yang bersifat *path-averaged*. Adapun untuk data validasi radar cuaca, estimasi model berlebih untuk kejadian hujan lebat.

Mishra dkk menggunakan jaringan komunikasi satelit yang sama dengan peneliti sebelumnya untuk melakukan estimasi curah hujan harian menggunakan teknik *deep learning* dengan melakukan eksperimen

pengukuran yang dipasang di Betzdorf, Luxembourg berupa terminal penerima satelit yang dilengkapi stasiun cuaca termasuk *rain gauge.* Data radar cuaca C-band yang berlokasi di Jerman Selatan juga digunakan untuk mempelajari kejadian hujan pada *satellite link.* Pada penelitian pertama [43], menggunakan teknik LSTM untuk mengidentifikasi periode kering dan hujan termasuk menentukan *baseline* redaman sinyal dan konversi ke curah hujan menggunakan model ITU-R dengan panjang lintasan sinyal teredam tetap. Hasil validasi terhadap 1 kejadian hujan menunjukkan bahwa estimasi akumulasi curah hujan harian hanya berbeda 1.5 mm saja dengan data radar cuaca. Pada penelitian kedua [44], menggunakan teknik *convolutional neural network* (CNN) untuk mengklasifikasi periode kering, hujan ringan dan lebat dengan *baseline* redaman menggunakan level sinyal pada periode kering dan konversi ke curah hujan menggunakan model ITU-R dengan panjang lintasan sinyal teredam tetap. Validasi terhadap 1 kejadian hujan juga menunjukkan hasil yang sama dengan penelitian pertama dimana estimasi akumulasi curah hujan harian hanya berbeda 1.5 mm saja dengan data radar cuaca.

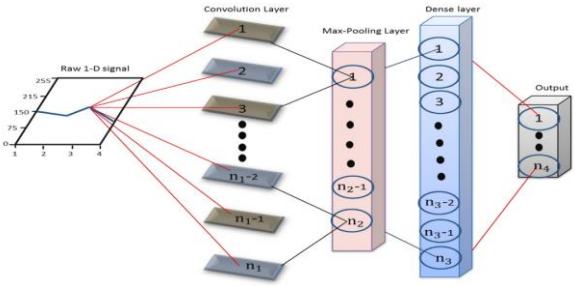
Para peneliti [45] menggunakan metode support vector machine (SVM) sebagai pengklasifikasi periode hujan dan long short-term neural network (LSTM) untuk memperkirakan baseline (gambar 10) ketika terjadi redaman hujan. Teknik selanjutnya adalah kombinasi *back-propagation* (BP) *network* dan *genetic algorithm* (GA) untuk konversi nilai redaman ke curah hujan. Hasil yang didapat dari metode ini yaitu korelasi R = 0.83 dan MAE 1.30 mm/h terhadap data curah hujan disdrometer. Hanya saja, model tersebut berkurang akurasinya dimana estimasi di bawah data asli untuk curah hujan di atas 10 mm/h.



Gambar 10. Arsitektur LSTM untuk menentukan *baseline.*

C. Penggunaan *Deep learning* untuk Estimasi dengan Data Sinyal *time-series.*

Perkembangan *artificial intelligent* (AI) sejak tahun 1956 yang dilanjutkan dengan *machine learning* telah memudahkan para pengembang perangkat lunak untuk aplikasi yang terkait data dalam jumlah yang sangat besar atau biasa dikenal dengan istilah Big Data. Perkembangan AI pun berlanjut ke arah *deep learning* dalam satu dekade terakhir dengan konsep *neural network* yang meniru cara kerja otak manusia seiring dengan perkembangan perangkat keras untuk komputasi seperti aplikasi pengenalan wajah pada beberapa platform media sosial yang menggunakan teknik *convolutional neural network* (CNN). Keunggulan model CNN dalam banyak aplikasi *image processing* telah menantang penelitian di bidang *engineering* yang rumit untuk memproses sinyal satu dimensi (1D) berupa data-data bersifat time-series sehingga penggunaan model 1D-CNN seperti ditunjukkan pada gambar 11 selama satu dekade terakhir semakin populer.



Gambar 11. Arsitektur model 1D-CNN.

Avanzato dkk menggunakan teknik 1D-CNN untuk mengklasifikasi 7 kategori intensitas curah hujan dari sinyal akustik rekaman suara hujan oleh mikrofon [46]. Data akustik suara hujan didapat melalui pengukuran selama 5 hari hujan. Hasil evaluasi model memberikan nilai akurasi sebesar 93 % yang divalidasi dengan data *rain gauge.*

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan tinjauan pustaka yang telah dilakukan diketahui bahwa estimasi curah hujan dapat dilakukan menggunakan gelombang elektromagnetik baik dari link telekomunikasi terrestrial maupun satelit. Penelitian tersebut kebanyakan dilakukan di wilayah iklim sub tropis dan bahkan belum pernah dilakukan di Indonesia yang beriklim tropis kepulauan. Pada penggunaan link terrestrial, metode estimasi yang dilakukan menggunakan rumus empirik model ITU-R P.838 (relasi A-R) atau kombinasi dengan model *machine learning* atau *neural network*. Estimasi intensitas curah hujan menggunakan relasi A-R bersifat *path-averaged* sehingga akurasinya untuk wilayah dengan iklim tertentu dengan sel hujan yang relatif lebih kecil dari panjang link. Dibutuhkan beberapa titik data validasi untuk meningkatkan akurasi. Model machine learning atau neural network digunakan untuk penentuan periode hujan dan kering, selanjutnya estimasi intensitas tetap menggunakan persamaan A-R. Kombinasi tersebut dapat meningkatkan akurasi model. Secara umum, jumlah data pada banyak penelitian relatif terbatas dimana paling banyak selama 2 tahun tetapi dengan sampling per 15 menit. Selain itu, akurasi estimasi berkurang pada curah hujan ringan / gerimis dan hujan lebat dengan durasi singkat.

Pada penggunaan link satelit, metode estimasi juga dilakukan persamaan empirik relasi A-R atau kombinasi dengan *model machine learning* atau *neural network*. Estimasi intensitas menggunakan relasi A-R juga bersifat *path-averaged* dengan panjang lintasan terdampak hujan tergantung tinggi awan hujan yang bervariasi secara spatial dan temporal. Penggunaan data tinggi hujan real-time akan meningkatkan akurasi.

Machine learning atau *neural network* sebagai kombinasi model ITU-R P.838 masih terbatas penelitian menggunakan *link* satelit walaupun cukup menjanjikan. Secara umum, akurasi estimasi juga berkurang pada curah hujan ringan / gerimis dan hujan lebat dengan durasi singkat.

Aplikasi sistem pemantauan curah hujan secara nasional sangat memungkinkan dengan mengoptimalkan saluran telekomunikasi berbasis satelit karena mempunyai cakupan yang jauh lebih luas dan jumlah perangkat penerima yang jauh lebih banyak daripada saluran terrestrial. Sistem komunikasi satelit juga mempunyai keunggulan karena data jaringannya tersimpan di pusat data dan tersentralisasi di penyedia layanan telekomunikasi atau operator satelit [41]. Selain itu, sistem komunikasi terrestrial semakin lama akan semakin berkurang dengan adanya migrasi jaringan nasional menuju sistem berbasis serat optik [Portal Informasi Indonesia, "Pemerataan Infrastruktur TIK Dukung Akselerasi Transformasi Digital." https://www.indonesia.go.id/kategori/editorial/3580/pemerataan-infrastruktur-tik-dukung-akselerasi-transformasi-digital (diakses pada 9 Februari 2022)].

Penggunaan teknik *deep learning* 1D-CNN telah banyak dilakukan dalam penelitian terkait analisis regresi maupun kategori menggunakan data temporal atau sinyal 1D yang bersifat *time-series* di bidang *engineering* yang rumit. Teknik 1D-CNN juga sangat menjanjikan untuk estimasi curah hujan karena mempunyai akurasi yang relatif tinggi mencapai 93%. Kombinasi 1D-CNN dan LSTM (Hybrid) juga banyak digunakan untuk prediksi dalam beberapa tahun terakhir.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan tinjauan optimalisasi saluran komunikasi berbasis gelombang mikro sebagai alternatif jaringan observasi curah hujan melalui kajian literatur ini, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Saluran telekomunikasi *microwave link* baik terrestrial maupun satelit sangat menjanjikan sebagai alternatif jaringan observasi curah hujan.
2. Sistem komunikasi satelit lebih menjanjikan karena mempunyai jumlah sebaran titik yang banyak dengan cakupan lebih luas.
3. Penelitian terkait belum pernah dilakukan di Indonesia sebagai wilayah kepulauan dan beriklim tropis.
4. Penggunaan metode estimasi dengan neural network dapat meningkatkan akurasi estimasi.
5. Teknik 1D-CNN atau kombinasi dengan LSTM telah banyak digunakan untuk sinyal 1D (time-series data) dengan akurasi yang relatif tinggi.

Oleh karena itu, terdapat tantangan penelitian yang masih sangat terbuka untuk melakukan estimasi intensitas curah hujan dari sinyal *microwave* satelit telekomunikasi Ku-band di Indonesia dengan menggunakan teknik 1D-CNN atau kombinasi 1D-CNN dan LSTM.

ACKNOWLEDGEMENT

Studi ini didukung oleh program Degree By Research dari Badan Riset dan Inovasi Nasional (BRIN). Penulis juga berterimakasih atas dukungan dan fasilitas dari Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG).

REFERENSI

[1] WMO, "Guide to Hydrological Practices, Volume I. Hydrology – From measurement to hydrological information, 6th Edition," 2008. doi: 10.1080/02626667.2011.546602.

[2] L. G. Lanza and E. Vuerich, "The WMO Field Intercomparison of Rain Intensity Gauges," Atmos. Res., vol. 94, no. 4, pp. 534–543, 2009, doi: https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2009.06.012.

[3] A. R. Rahimi, A. R. Holt, G. J. G. Upton, and R. J. Cummings, "Use of dual-frequency microwave links for measuring path-averaged rainfall," J. Geophys. Res. Atmos., vol. 108, no. D15, 2003, doi: https://doi.org/10.1029/2002JD003202.

[4] E. Adirosi, L. Baldini, N. Roberto, G. Vulpiani, and F. Russo, "Using disdrometer measured raindrop size distributions to establish weather radar algorithms," AIP Conf. Proc., vol. 1648, no. 1, p. 190007, 2015, doi: 10.1063/1.4912476.

[5] R. T. Hitchcock, Radio-frequency and Microwave Radiation, Third Edit. American Industrial Hygiene Assn., 2004.

[6] C. H. Arslan, K. Aydin, J. V. Urbina, and L. Dyrud, "Satellite-Link Attenuation Measurement Technique for Estimating Rainfall Accumulation," IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 56, no. 2, pp. 681–693, 2018, doi: 10.1109/TGRS.2017.2753045.

[7] G. J. G. Upton, A. R. Holt, R. J. Cummings, A. R. Rahimi, and J. W. F. Goddard, "Microwave links: The future for urban rainfall measurement?," Atmos. Res., vol. 77, no. 1-4 SPEC. ISS., pp. 300–312, 2005, doi: 10.1016/j.atmosres.2004.10.009.

[8] R. Acharya, "Tropospheric impairments: Measurements and mitigation," in Satellite Signal Propagation, Impairments and Mitigation, 2017, pp. 195–245.

[9] ITU-R, "Recommendation ITU-R P.838-3: Specific attenuation model for rain," 2005. [Online]. Available: https://www.itu.int/dms_pubrec/itu-r/rec/p/R-REC-P.838-3-200503-I!!PDF-E.pdf.

[10] V. Christofilakis et al., "Earth-to-earth microwave rain attenuation measurements: A survey on the recent literature," Symmetry (Basel)., vol. 12, no. 9, 2020, doi: 10.3390/sym12091440.

[11] M. Fencl, M. Dohnal, J. Rieckermann, and V. Bareš, "Gauge-adjusted rainfall estimates from commercial microwave links," Hydrol. Earth Syst. Sci., vol. 21, no. 1, pp. 617–634, 2017, doi: 10.5194/hess-21-617-2017.

[12] M. S. Kim and B. H. Kwon, "Rainfall detection and rainfall rate estimation using microwave attenuation," Atmosphere (Basel)., vol. 9, no. 8, pp. 1–21, 2018, doi: 10.3390/atmos9080287.

[13] T. C. Van Leth, A. Overeem, H. Leijnse, and R. Uijlenhoet, "A measurement campaign to assess sources of error in microwave link rainfall estimation," Atmos. Meas. Tech., vol. 11, no. 8, pp. 4645–4669, 2018, doi: 10.5194/amt-11-4645-2018.

[14] K. Song, X. Liu, T. Gao, and B. He, "Rainfall estimation using a microwave link based on an improved rain-induced attenuation model," Remote Sens. Lett., vol. 10, no. 11, pp. 1057–1066, 2019, doi: 10.1080/2150704X.2019.1648902.

[15] M. Graf, C. Chwala, J. Polz, and H. Kunstmann, "Rainfall estimation from a German-wide commercial microwave link network: optimized processing and validation for 1 year of data," Hydrol. Earth Syst. Sci., vol. 24, no. 6, pp. 2931–2950, 2020, doi: 10.5194/hess-24-2931-2020.

[16] K. K. Kumah, J. C. B. Hoedjes, N. David, B. H. P. Maathuis, H. O. Gao, and B. Z. Su, "Combining MWL and MSG SEVIRI Satellite Signals for Rainfall Detection and Estimation,"

Atmosphere (Basel)., vol. 11, no. 9, 2020, doi: 10.3390/atmos11090884.

[17] A. Overeem, H. Leijnse, and R. Uijlenhoet, "Retrieval algorithm for rainfall mapping from microwave links in a cellular communication network," Atmos. Meas. Tech., vol. 9, no. 5, pp. 2425–2444, 2016, doi: 10.5194/amt-9-2425-2016.

[18] M. F. Rios Gaona, A. Overeem, T. H. Raupach, H. Leijnse, and R. Uijlenhoet, "Rainfall retrieval with commercial microwave links in São Paulo, Brazil," Atmos. Meas. Tech., vol. 11, no. 7, pp. 4465–4476, 2018, doi: 10.5194/amt-11-4465-2018.

[19] L. W. de Vos, A. Overeem, H. Leijnse, and R. Uijlenhoet, "Rainfall Estimation Accuracy of a Nationwide Instantaneously Sampling Commercial Microwave Link Network: Error Dependency on Known Characteristics," J. Atmos. Ocean. Technol., vol. 36, no. 7, pp. 1267–1283, 2019, doi: 10.1175/JTECH-D-18-0197.1.

[20] G. Roversi, P. Paolo Alberoni, A. Fornasiero, and F. Porcù, "Commercial microwave links as a tool for operational rainfall monitoring in Northern Italy," Atmos. Meas. Tech., vol. 13, no. 11, pp. 5779–5797, 2020, doi: 10.5194/amt-13-5779-2020.

[21] J. Pudashine et al., "Deep Learning for an Improved Prediction of Rainfall Retrievals From Commercial Microwave Links," Water Resour. Res., vol. 56, no. 7, 2020, doi: https://doi.org/10.1029/2019WR026255.

[22] H. V. Habi and H. Messer, "Wet-Dry Classification Using LSTM and Commercial Microwave Links," in 2018 IEEE 10th Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop (SAM), 2018, pp. 149–153, doi: 10.1109/SAM.2018.8448679.

[23] F. Beritelli, G. Capizzi, G. Lo Sciuto, C. Napoli, and F. Scaglione, "Rainfall Estimation Based on the Intensity of the Received Signal in a LTE/4G Mobile Terminal by Using a Probabilistic Neural Network," IEEE Access, vol. 6, pp. 30865–30873, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2839699.

[24] B. He, X. Liu, S. Hu, K. Song, and T. Gao, "Use of the C-Band Microwave Link to Distinguish between Rainy and Dry Periods," Adv. Meteorol., vol. 2019, 2019, doi: 10.1155/2019/3428786.

[25] R. Avanzato and F. Beritelli, "Hydrogeological risk management in smart cities: A new approach to rainfall classification based on LTE cell selection parameters," IEEE Access, vol. 8, pp. 137161–137173, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3011375.

[26] K. Song, X. Liu, M. Zou, D. Zhou, H. Wu, and F. Ji, "Experimental Study of Detecting Rainfall Using Microwave Links: Classification of Wet and Dry Periods," IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens., vol. 13, pp. 5264–5271, 2020, doi: 10.1109/JSTARS.2020.3021555.

[27] F. D. Diba, M. A. Samad, J. Ghimire, and D. Y. Choi, "Wireless Telecommunication Links for Rainfall Monitoring: Deep Learning Approach and Experimental Results," IEEE Access, vol. 9, pp. 66769–66780, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3076781.

[28] J. Polz, C. Chwala, M. Graf, and H. Kunstmann, "Rain event detection in commercial microwave link attenuation data using convolutional neural networks," Atmos. Meas. Tech., vol. 13, no. 7, pp. 3835–3853, 2020, doi: 10.5194/amt-13-3835-2020.

[29] K. Pu, X. Liu, M. Xian, and T. Gao, "Machine Learning Classification of Rainfall Types Based on the Differential Attenuation of Multiple Frequency Microwave Links," IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 58, no. 10, pp. 6888–6899, 2020, doi: 10.1109/TGRS.2020.2977393.

[30] F. Giannetti, "Opportunistic Rain Rate Estimation from Measurements of Satellite Downlink Attenuation : A Survey," Sensors, vol. 21, no. 17, 2021.

[31] E. Adirosi et al., "Exploiting satellite Ka and Ku links for the real-time estimation of rain intensity," in 2017 32nd General Assembly and Scientific Symposium of the International Union of Radio Science (URSI GASS), 2017, pp. 1–4, doi: 10.23919/URSIGASS.2017.8105128.

[32] F. Giannetti, M. Moretti, R. Reggiannini, and A. Vaccaro, "The NEFOCAST System for Detection and Estimation of Rainfall Fields by the Opportunistic Use of Broadcast Satellite Signals," IEEE Aerosp. Electron. Syst. Mag., vol. 34, no. 6, pp. 16–27, 2019, doi: 10.1109/MAES.2019.2916292.

[33] M. Colli et al., "A Field Experiment of Rainfall Intensity Estimation Based on the Analysis of Satellite-to-Earth Microwave Link Attenuation BT - Applications in Electronics Pervading Industry, Environment and Society," in International Conference on Applications in Electronics Pervading Industry, Environment and Society, 2019, pp. 137–144.

[34] H. An, W. Yan, S. Bian, and S. Ma, "Rain monitoring with polarimetric GNSS signals: Ground-based experimental research," Remote Sens., vol. 11, no. 19, pp. 1–20, 2019, doi: 10.3390/rs11192293.

[35] E. Adirosi et al., "Evaluation of Rainfall Estimation Derived From Commercial Interactive DVB Receivers Using Disdrometer, Rain Gauge, and Weather Radar," IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., pp. 1–14, 2020, doi: 10.1109/TGRS.2020.3041448.

[36] M. Colli et al., "Rainfall Fields Monitoring Based on Satellite Microwave Down-Links and Traditional Techniques in the City of Genoa," IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 58, no. 9, pp. 6266–6280, 2020, doi: 10.1109/TGRS.2020.2976137.

[37] F. Giannetti, M. Moretti, R. Reggiannini, A. Vaccaro, S. Scarfone, and A. Ortolani, "On the Opportunistic use of Commercial Ku and Ka Band Satcom Networks for Rain Rate Estimation: Potentials and Critical Issues," in 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP 2020), 2020, pp. 9011–9015, doi: 10.1109/ICASSP40776.2020.9053668.

[38] G. L. Gragnani, M. Colli, E. Tavanti, and D. D. Caviglia, "Advanced real-time monitoring of rainfall using commercial satellite broadcasting service: a case study," Sensors, vol. 21, p. 691, 2021, doi: 10.3390/s21030691.

[39] Y. Zhao, X. Liu, M. Xian, and T. Gao, "Statistical Study of Rainfall Inversion Using the Earth-Space Link at the Ku Band: Optimization and Validation for 1 Year of Data," IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens., vol. 14, pp. 9486–9494, 2021, doi: 10.1109/JSTARS.2021.3111336.

[40] L. Barthès and C. Mallet, "Rainfall measurement from the opportunistic use of an Earth-space link in the Ku band," Atmos. Meas. Tech., vol. 6, no. 8, pp. 2181–2193, 2013, doi: 10.5194/amt-6-2181-2013.

[41] A. Gharanjik, M. R. Bhavani Shankar, F. Zimmer, and B. Ottersten, "Centralized Rainfall Estimation Using Carrier to Noise of Satellite Communication Links," IEEE J. Sel. Areas Commun., vol. 36, no. 5, pp. 1065–1073, 2018, doi: 10.1109/JSAC.2018.2832798.

[42] A. Gharanjik, K. V. Mishra, B. Shankar, and B. Ottersten, "Learning-Based Rainfall Estimation via Communication Satellite Links," 2018 IEEE Stat. Signal Process. Work. SSP 2018, pp. 115–119, 2018, doi: 10.1109/SSP.2018.8450726.

[43] K. V. Mishra, A. Gharanjik, M. R. B. Shankar, and B. Ottersten, "Deep Learning Framework for Precipitation Retrievals from Communication Satellites," in 10TH EUROPEAN CONFERENCE ON RADAR IN METEOROLOGY & HYDROLOGY, 2018, no. July.

[44] K. V. Mishra, B. S. M. R., and B. Ottersten, "Deep Rainrate Estimation from Highly Attenuated Downlink Signals of Ground-Based Communications Satellite Terminals," in 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP 2020), 2020, pp. 9021–9025, doi: 10.1109/ICASSP40776.2020.9054729.

[45] M. Xian, X. Liu, M. Yin, K. Song, S. Zhao, and T. Gao, "Rainfall Monitoring Based on Machine Learning by Earth-Space Link in the Ku Band," IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens., vol. 13, pp. 3656–3668, 2020, doi: 10.1109/JSTARS.2020.3004375.

[46] R. Avanzato and F. Beritelli, "An innovative acoustic rain gauge based on convolutional neural networks," Inf., vol. 11, no. 4, 2020, doi: 10.3390/info11040183.