

**PREDIKSI KEKERINGAN BERBASIS STANDARDIZED  
PRECIPITATION INDEX (SPI) MENGGUNAKAN MULTI  
LAYER PERCEPTRON (MLP)  
FORECASTING DROUGHT BASED STANDARDIZED  
PRECEPITATION INDEX (SPI) USING MULTI LAYER  
PERCEPTRON (MLP)**

**Naufal Ananda<sup>1,2\*</sup> Haryas Subyantara Wicaksana<sup>2</sup> Bayu Santoso<sup>2</sup>  
David Yulizar<sup>1,3</sup> Muhammad Agung Prabowo<sup>1,3</sup> Suko Prayitno Adi<sup>4</sup>**

- 1) Balai Besar Meteorologi Klimatologi dan Geofisika Wilayah II, Jalan H. Abdul Ghani No. 05, Tangerang Selatan, 15412
  - 2) Program Studi Instrumentasi dan Kontrol, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Bandung, Bandung, Jawa Barat, Indonesia
  - 3) Program Studi Fisika Instrumentasi, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Indonesia, Depok, Jawa Barat, Indonesia
  - 4) Sekolah Tinggi Meteorologi Klimatologi dan Geofisika, Jakarta, Indonesia
- \*Email: [naufal.ananda17@gmail.com](mailto:naufal.ananda17@gmail.com)

**ABSTRAK**

*Kejadian kekeringan memiliki dampak terhadap berbagai seperti sektor ekonomi, pertanian, lingkungan dan social. Dampak kekeringan perlu diminimalisir dengan merancang suatu sistem prediksi kekeringan, hal ini merupakan upaya penyebaran informasi peringatan dini berdasarkan aspek iklim dan hidrologi. Prediksi kekeringan menggunakan model algoritma Multi Layer Perceptron (MLP) untuk memprediksi kekeringan berdasarkan Standardized Precipitation Index (SPI) untuk rentang waktu 1 dan 3 bulan. SPI adalah salah satu indeks kekeringan yang dihitung melalui analisis curah hujan. Prediksi dilakukan menggunakan data curah hujan yang diperoleh dari satelit FY-4A QPE, kemudian diolah dalam akumulasi curah hujan bulanan pada periode 2019-2020. Data FY-4A QPE dikoreksi berdasarkan data pengamatan curah hujan pada penakar hujan observasi. Data FY-4A QPE yang telah terkoreksi digunakan untuk memprediksi kekeringan menggunakan indek SPI1 (1 Bulan) dan SPI3 (3 Bulan). SPI1 menunjukkan adanya fluktuasi dan nilai Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE) yang sangat kecil bahkan minus yaitu sebesar -0,11, sedangkan SPI3 menunjukkan model yang mampu mengikuti fluktuasi puncak dan lembah dari nilai yang sebenarnya serta adanya peningkatan nilai NSE yaitu sebesar 0,65 dan penurunan nilai Root Mean Square Error (RMSE) yaitu sebesar 1,43 pada SPI1 menjadi 0,77 pada SPI3. Pemodelan kekeringan menggunakan MLP berhasil diimplementasikan dan menunjukkan bahwa seiring meningkatnya rentang waktu maka performa prediksi SPI semakin baik.*

Kata kunci: *Standardized Precipitation Index, Kekeringan, Multi Layer Perceptron, FY-4A*

**ABSTRACT**

*Drought events have an impact on various sectors such as the economic, agricultural, environmental and social sectors. The impact of drought needs to be minimized by designing a drought prediction system, this is an effort to disseminate early warning information based on climate and hydrological aspects. Drought prediction uses Multi Layer Perceptron (MLP) algorithm model to predict drought based on Standardized Precipitation Index (SPI) for 1 and 3 months. SPI is one of the drought indices calculated through rainfall analysis. Predictions were made using rainfall data obtained from the FY-*

4A QPE satellite, then processed into monthly rainfall accumulations for the 2019-2020 period. FY-4A QPE data is corrected based on rainfall observation data at the observation rain gauge. The corrected FY-4A QPE data is used to predict drought using the SPI1 (1 Month) and SPI3 (3 Months) indices. SPI1 shows fluctuations and a very small Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE) value of -0.11, while SPI3 shows a model that is able to follow the peak and valley fluctuations of the actual value as well as an increase in the NSE value of 0.65 and a decrease in the Root Mean Square Error (RMSE) value of 1.43 in SPI1 to 0.77 in SPI3. Drought modeling using MLP was successfully implemented and showed that as the time span increases, the SPI prediction performance gets better.

Keywords: Standardized Precipitation Index, Drought, Multi Layer Perceptron, FY-4A

## 1. Pendahuluan

Kejadian kekeringan memiliki dampak terhadap berbagai seperti sektor ekonomi, pertanian, lingkungan dan social. Variabilitas El Nino Southern Oscillation (ENSO) memicu anomali iklim di Asia Tenggara [1]. Kecenderungan fenomena El Nino menyebabkan Indonesia mengalami kemarau panjang pada periode April-Mei. Bencana tersebut cukup merugikan pertanian karena berkurangnya ketersediaan air sebagai sarana irigasi. Ancaman gagal panen diakibatkan kekeringan dapat berdampak ketahanan pangan daerah bahkan nasional [2]. Kekeringan juga meningkatkan kemungkinan terjadinya kebakaran hutan dan lahan.

Berdasarkan data Badan Nasional Penanggulangan Bencana, Sumatera Selatan merupakan salah satu provinsi yang luasan area kekeringan yang cukup tinggi yaitu seluas 8.853.691,009 Ha [3]. Kekeringan ini juga dapat meningkatkan terjadinya kebakaran hutan dan lahan.

**Tabel 1.** Indeks dan Klasifikasi Kekeringan [4]

Indikator SPI	Tipe Kekeringan
$\geq 2.0$	Extreme Wet
$1.5 \leq \text{SPI} \leq 1.99$	Very Wet
$1.0 \leq \text{SPI} \leq 1.49$	Moderate Wet

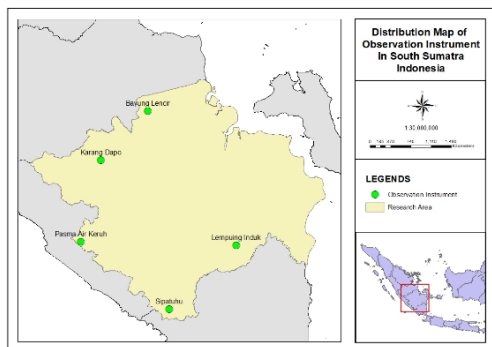
$-0.99 \leq \text{SPI} \leq 0.99$	Normal
$-1.49 \leq \text{SPI} \leq -1.0$	Moderate Drought
$-1.99 \leq \text{SPI} \leq -1.5$	Severe Drought
$\leq -2.0$	Extreme Drought

Standardized Precipitation Index (SPI) dapat dijadikan indikator kekeringan [4]. Standar Precipitation Index (SPI) adalah salah satu indeks kekeringan yang dihitung melalui analisis curah hujan. Pada penelitian ini akan dilakukan sampel pada lima penakar hujan OBS di Provinsi Sumatera Selatan. Data curah hujan bulanan yang diukur oleh penakar hujan OBS digabungkan dengan data spasial satelit FY-4A untuk menghasilkan curah hujan terkoreksi secara spasial sebagai input estimator.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1. Lokasi Penelitian

Penelitian berlokasi di Provinsi Sumatera Selatan. Gambar 1 menunjukkan Peta Area Studi.



Gambar 1. Peta Sebaran Peralatan

Dalam gambar 1, terdapat 5 penakar hujan OBS yang dijadikan sampel. Instrumen ini bekerja berdasarkan pengukuran volumetric manual menggunakan gelas obs, Penakar hujan obs diverifikasi rutin setiap tahun. Penakar hujan Obs berfungsi memvalidasi pengukuran curah hujan berbasis penginderaan jauh seperti radar dan satelit cuaca.

## 2.2. Data Penelitian

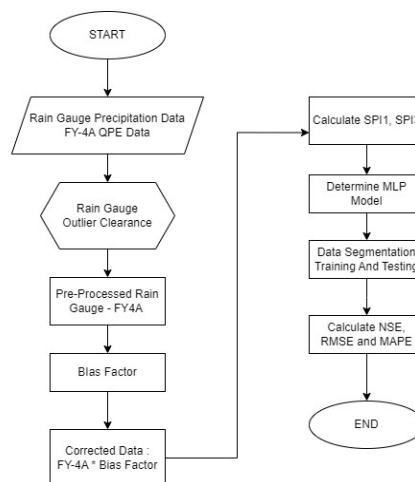
Penelitian ini menggunakan data curah hujan yang diperoleh dari satelit FY-4A selama 4 tahun (periode tahun 2019 – 2022). Data curah hujan yang dihasilkan FY-4A merupakan data estimasi kuantitas presipitasi (*quantitative precipitation estimation*; QPE). Data tersebut diperoleh melalui portal website : <http://satellite.nsmc.org.cn/PortalSite/Data/DataView.aspx?currentculture=en-US>.

Satelit FY-4A merupakan satelit geostationer milik China. Salah satu produk yang dihasilkan yaitu FY-4A QPE sebagai estimasi curah hujan. FY-4A QPE memiliki resolusi temporal sekitar 4,5 menit dan resolusi spasial 4 km [5].

## 2.3. Diagram Alir Penelitian

Data penakar hujan obs dan data ERA5 diambil dalam periode 2019 - 2022 . Data curah hujan harian obs dan FY-4A QPE diolah menjadi data curah hujan bulanan. Sementara itu,

Gambar 3 menunjukkan diagram alir perancangan kekeringan berbasis SPI.



Gambar 2. Diagram Alir Penelitian

Pra-pemrosesan data penakar hujan obs dilakukan melalui *range check*. Data curah hujan harian normal tidak melebihi 508 mm [13]. Data di luar rentang dianggap sebagai outlier, kemudian dihapus.

Data satelit terkoreksi merupakan hasil perkalian data FY-4A QPE dengan nilai bias faktor. Data ini kemudian diolah lebih lanjut menjadi nilai SPI. Perhitungan SPI memerlukan data total curah hujan bulanan.

SPI menyatakan indeks kekeringan berdasarkan data presipitasi jangka panjang. Data curah hujan disesuaikan terhadap distribusi Gamma, kemudian dikonversi menjadi distribusi normal [6]. Distribusi Gamma sangat kompatibel terhadap periode data curah hujan secara sekuensial. Persamaan fungsi probabilitas distribusi Gamma dinyatakan sebagai berikut:

$$g(x) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-x/\beta} \quad (1)$$

$\beta$ ,  $\alpha$ ,  $x$  dan  $\Gamma(\alpha)$  berturut-turut menyatakan skala, *shape variables*,

total curah hujan dan fungsi Gamma. Parameter  $\beta$  dan  $\alpha$  perlu diestimasi untuk memodelkan fungsi distribusi probabilitas Gamma. Estimasi kedua parameter tersebut dapat dikalkulasi menggunakan aproksimasi Thom [6]:

$$\alpha = \frac{1}{4A} \left[ 1 + \sqrt{1 + \frac{4A}{3}} \right]; \beta = \frac{\bar{x}}{\alpha}; A = \ln(\bar{x}) - \frac{\sum \ln(x_i)}{n} \quad (2)$$

Setelah mengestimasi  $\beta$  dan  $\alpha$ , fungsi  $g(x)$  digunakan untuk memperoleh fungsi probabilitas kumulatif  $G(x)$ . Fungsi ini dinyatakan sebagai berikut:

$$G(x) = \int_0^x g(x) dx = \frac{1}{\Gamma(\alpha) \beta^\alpha} \int_0^x x^{\alpha-1} e^{-x/\beta} dx = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{x/\beta} t^{\alpha-1} e^{-t} dt \quad (3)$$

Jika terdapat kemungkinan hujan tidak terjadi, maka fungsi  $G(x)$  perlu dikoreksi. Semisal  $q$  adalah probabilitas tidak terjadi hujan, maka persamaan fungsi probabilitas kumulatif menjadi:

$$H(x) = q + (1 - q)G(x) \quad (4)$$

Persamaan  $H(x)$  selanjutnya ditransformasi menjadi distribusi normal terstandarisasi. Hasil transformasi ini menunjukkan nilai SPI. Formulasi SPI dinyatakan sebagai berikut:

$$SPI = - \left[ t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3} \right], t = \sqrt{\ln \left[ \frac{1}{1 - H(x)} \right]} \quad (5)$$

$$SPI = + \left[ t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3} \right], t = \sqrt{\ln \left[ \frac{1}{1 - H(x)} \right]} \quad (6)$$

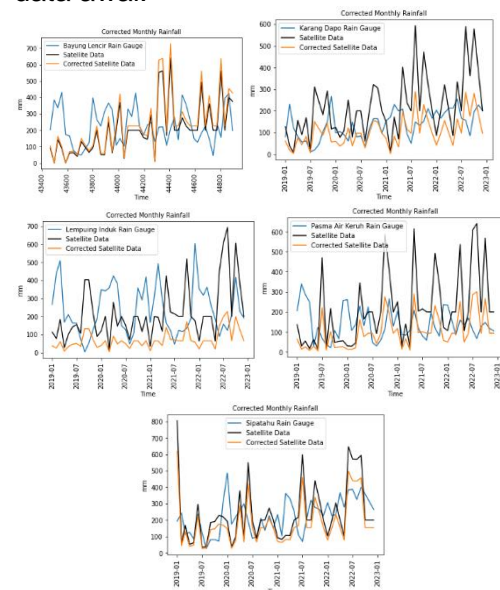
Persamaan 5 digunakan untuk  $0 < H(x) < 0,5$  dan Persamaan 6 digunakan untuk  $0,5 < H(x) < 1$ . Dalam penelitian ini SPI memprediksi kekeringan dalam rentang 1 bulan (SPI) dan 3 bulan (SPI3) Prakiraan 3 bulan mampu memonitoring kekeringan. Prakiraan 6 bulan mampu menganalisis dampak kekeringan terhadap agrikultural [8].

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1 Hasil Pra-pemrosesan Data FY-4A QPE Terkoreksi

Sebelum digunakan dalam perhitungan SPI, data curah hujan yang diperoleh dari satelit FY-4A QPE diverifikasi terhadap data penakar hujan OBS tahun 2019 – 2022. Pra-pemrosesan diimplementasikan pada data FY-4A QPE untuk memperoleh data terkoreksi berdasarkan pengukuran langsung oleh penakar hujan obs.

Data curah hujan bulanan dari FY-4A QPE dikomparasi terhadap data bulanan penakar hujan obs di periode pada 2019-2022. Komparasi menghasilkan nilai bias factor, Bias factor berfungsi mengoreksi data curah hujan FY-4A QPE. Selanjutnya, data terkoreksi dievaluasi terhadap data awal.



**Gambar 3.** Hasil Pra-pemrosesan data FY-4A QPE

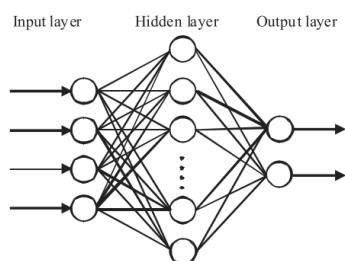
Korelasi menunjukkan seberapa baik kuantitas yang diprediksi berkorelasi atau berhubungan dengan kuantitas yang diamati, dan menampilkan sejauh mana kedua variabel berhubungan langsung. Nilai korelasi yang semakin mendekati nilai 1 menunjukkan kemampuan model

yang semakin kompeten sedangkan nilai yang mendekati nilai 0 menunjukkan kemampuan model yang tidak kompeten [8]. Nilai korelasi 0,0 - 0,2 menunjukkan hubungan sangat lemah, 0,2 - 0,4 yaitu lemah, 0,4 - 0,6 yaitu sedang, 0,6 - 0,8 yaitu kuat, dan 0,8 - 1,0 yaitu sangat kuat.

Berdasarkan nilai korelasi model FY-4A QPE terhadap data peralatan pengamatan, diketahui bahwa kemampuan *corrected-FY4A* QPE kompeten dalam memodelkan data curah hujan di titik pengamatan. Data *corrected-FY4A* QPE digunakan untuk prediksi nilai SPI dengan rentang waktu 1 bulan (SPI1) dan 3 bulan (SPI3) dan 6 bulan (SPI6) pada periode tahun 2022.

### 3.2 Uji Performa Prediksi SPI1 dan SPI3

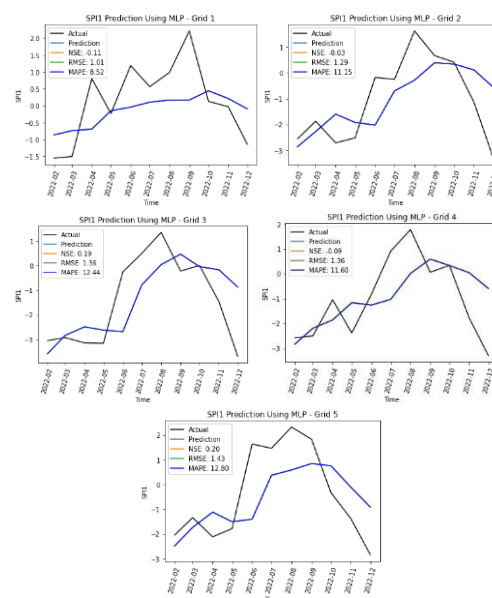
Desan Multi-Layer Perceptron (MLP) yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan MLP *feed-forward*. Metode *feed-forward* umum digunakan pada prediksi kekeringan dan hidrologi untuk banjir [12]. Arsitektur untuk MLP ditentukan dengan mengacu pada literatur sebelumnya serta dengan pengujian trial and error karena tidak ada arsitektur MLP yang terjamin untuk dapat diterapkan pada semua prediksi [9].



Gambar 4. Contoh Struktur MLP

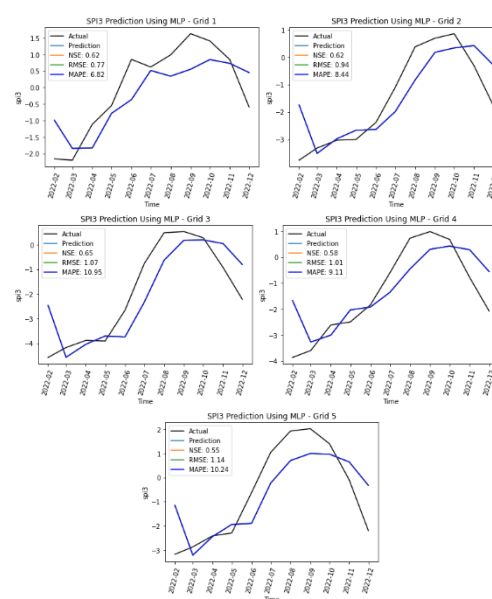
Struktur terbaik pada penelitian ini yang didapat dari pengujian adalah dengan 18 input neuron, 45 hidden neuron, dan 1 output neuron. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi

aktivasi non-linier yaitu fungsi tangensial hiperbolik (*tanh*) yang dioptimasi oleh metode Adam Optimizer. Input MLP menggunakan SPI pada t-1 dan t-2 [9].



Gambar 5. Uji Performa Prediksi SPI1

Berdasarkan Gambar 5 menunjukkan kemampuan model prediksi SPI1(1 Bulan) dinilai masih belum ideal, hal ini dapat dinilai dari nilai NSE yang sangat kecil bahkan mencapai nilai minus serta ada terjadi fluktuasi signifikan dari hasil model MLP yang ditampilkan.



Gambar 6. Uji Performa Prediksi SPI3

Berdasarkan Gambar 6 menunjukkan uji performer prediksi SPI3 menunjukkan kemampuan model MLP meningkat signifikan pada prediksi SPI3. Prediksi SPI3 mampu mengikuti fluktuasi puncak dan lembah nilai *actual* walaupun masih dapat terlihat celah yang tidak signifikan antara grafik model MLP dan grafik *actual* [10]. Peningkatan performa SPI3 juga dapat dilihat dengan peningkatan nilai NSE dan penurunan nilai RMSE di beberapa lokasi.

### 3.3. Pembahasan

Secara umum, Indonesia dipengaruhi oleh aktivitas monsun, ada monsun Asia dan monsun Australia. Biasanya monsun Asia terjadi pada bulan Desember Januari Februari (DJF) sehingga curah hujan meningkat. Sedangkan variasi SPI menunjukkan pola yang berlawanan, yaitu dimana curah hujan meningkat pada bulan Juni Juli Agustus (JJA), hal ini ditunjukkan pada nilai SPI yang meningkat.

Pada Gambar 5 dan 6 terlihat bahwa grafik SPI1 lebih berfluktuasi dibandingkan grafik SPI3. Hal ini karena prediksi untuk rentang waktu yang lebih sedikit dapat merespon perubahan kecil dari presipitasi sehingga menangkap kekeringan bulanan lebih banyak dibanding rentang lebih panjang. Oleh sebab itu juga prediksi dengan rentang waktu yang lebih panjang dapat menjadi lebih akurat karena memiliki fluktuasi yang lebih sedikit [11].

Berdasarkan Gambar 5 dan 6, dapat diketahui bahwa seiring meningkatnya rentang waktu, kemampuan prediksi SPI semakin meningkat ditunjukkan dengan nilai NSE yang semakin besar mendekati nilai 1.

### 4. Kesimpulan

Prediksi SPI menggunakan algoritma Multi-Layer Perceptron dilakukan untuk 1 dan 3 bulan dengan menggunakan data FY-4A yang dikoreksi berdasarkan data observasi penakar hujan. Algoritma Multi-Layer Perceptron dapat diimplementasikan dalam prediksi kekeringan. Arsitektur MLP ditentukan dengan mengacu pada literatur sebelumnya serta dengan pengujian trial and error. Pada penelitian ini menunjukkan bahwa seiring meningkatnya rentang waktu, kemampuan prediksi SPI semakin baik.

### 5. Ucapan Terima Kasih

Terimakasih kepada pihak-pihak telah membantu sehingga penulisan ini dapat selesai tepat waktu

### 6. Daftar Pustaka

- [1] Rohli dan Vega. (2018). *Climatology*. Massachusetts : Jones & Bartlett Learning.
- [2] Surya, I. S., & Suwetha, I. G. N. (2021). Edukasi Bencana Kekeringan dan Kesiapsiagaan Warga Masyarakat Dalam Menanggulangi Bencana Di Kabupaten Lombok Tengah Provinsi Nusa Tenggara Barat. *Jurnal Pemerintahan Dan Keamanan Publik (JP Dan KP)*, 28–44.
- [3] Badan Penanggulangan Bencana Daerah Sumatera Selatan.(2021).Rencana Penanggulangan Bencana (RPB) Provinsi Sumatera Selatan 2022-2026.
- [4] World Meteorological Organization dan Global Water Partnership. (2016). *Handbook of Drought Indicators and Indices (WMO-No.1173)*. Geneva: WMO.

- [5] Gao, Y., Guan, J., Zhang, F., Wang, X., & Long, Z. (2022). Attention-Unet-Based Near-Real-Time Precipitation Estimation from Fengyun-4A Satellite Imageries. *Remote Sensing*, 14(12), 2925.
- [6] McKee, T.B., Doesken, N.J., Kleist, J., 1995: Drought monitoring with multiple time scales. Ninth Conference on Applied Climatology, American Meteorological Society, Jan15-20, 1995, Dallas TX, pp. 233-236.
- [7] Tsakiris, G., Vangelis, H., 2004. Towards a drought watch system based on spatial SPI. *Water Resour. Manage.* 18 (1), 1–12.
- [8] Khan, M. M. H., Muhammad, N. S., & El-Shafie, A. (2020). Wavelet based hybrid ANN-ARIMA models for meteorological drought forecasting. *Journal of Hydrology*, 590, 125380.
- [9] Deo, R. C., & Şahin, M. (2015). Application of the artificial neural network model for prediction of monthly standardized precipitation and evapotranspiration index using hydrometeorological parameters and climate indices in eastern Australia. *Atmospheric research*, 161, 65-81.
- [10] Fung, K. F., Huang, Y. F., Koo, C. H., & Soh, Y. W. (2020). Drought forecasting: A review of modelling approaches 2007–2017. *Journal of Water and Climate Change*, 11(3), 771-799.
- [11] Jalalkamali, A., Moradi, M., & Moradi, N. (2015). Application of several artificial intelligence models and ARIMAX model for forecasting drought using the Standardized Precipitation Index. *International journal of environmental science and technology*, 12, 1201-1210.
- [12] Xu, D., Zhang, Q., Ding, Y., & Zhang, D. (2022). Application of a hybrid ARIMA-LSTM model based on the SPEI for drought forecasting. *Environmental Science and Pollution Research*, 29(3), 4128-4144.
- [13] Fiebrich, C. A., Morgan, Y. R., McCombs, A. G., Hall, P. K., & McPherson, R. A. (2010). Quality assurance procedures for mesoscale meteorological data. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 27(10), 1565–1582.  
<https://doi.org/10.1175/2010JTECHA1433.1>.
- [14] Kubat, M. (2017). An Introduction to Machine Learning. In *An Introduction to Machine Learning*. Springer International Publishing.  
<https://doi.org/10.1007/978-3-319-63913-0>.