

METODE RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN) DENGAN ARSITEKTUR LSTM UNTUK ANALISIS SENTIMEN OPINI PUBLIK TERKAIT VAKSIN COVID-19

R.A.Pramunendar¹, D.P.Prabowo², dan R.A.Megantara³

^{1,2,3,4}Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro Semarang

Jl. Imam Bonjol No 207 Semarang

E-mail : ricardus.anggi@dsn.dinus.ac.id¹, dwi.puji.prabowo@dsn.dinus.ac.id², aria@dsn.dinus.ac.id⁴

Abstract— Understanding public opinion sentiment regarding COVID-19 vaccines is a challenge to increase vaccine acceptance in society. Various advantages have been realized as a result of sentiment analysis technologies, notably in the health industry. Sentiment Analysis enables us to have a better understanding of how vaccine recipients feel and think. RNN-LSTM is a type of deep learning algorithm that is frequently used in research on sentiment analysis. This study proposes an RNN model using the Bidirectional LSTM Layer architecture (Bi-LSTM) to optimize the processing of the contextual information contained in the incoming data. It is because it processes data both forward and backward. And adding variational dropout mechanism to LSTM layer, may aid in model performance improvement and avoid overfitting. However, the success and optimization of a deep learning model are highly dependent on the selected hyperparameters. So in this study, experiments on parameters were carried out. The Bi-LSTM model with the following hyperparameter configuration: maxlen = 50, embedding size= 300, recurrent unit = 50, variational dropout = 0.25, Nadam optimizer, and epoch = 100 is capable of classifying public opinion on the COVID-19 vaccine into three sentiment categories (positive, neutral, and negative). The assessment findings indicate that the BI-LSTM model has an accuracy of 89.15%, precision of 88%, recall of 89% and F1-Score of 88.43%

Keyword: Sentiment Analysis, Bi-LSTM, COVID-19 Vaccine

Abstrak— Memahami sentimen dari opini publik terkait vaksin COVID-19 merupakan tantangan untuk meningkatkan penerimaan vaksin di masyarakat. Analisis sentimen telah memberikan banyak manfaat termasuk di bidang kesehatan. Analisis Sentimen dapat membantu memberikan gambaran yang dirasakan dan dipikirkan oleh para penerima vaksin. RNN merupakan salah satu metode deep learning yang sering diterapkan untuk penelitian analisis sentimen. RNN dengan arsitektur LSTM telah terbukti unggul dibandingkan metode deep learning lainnya dalam menyelesaikan tugas analisis sentimen. Penelitian ini mengusulkan model RNN-LSTM yang menerapkan arsitektur Bidirectional Layer (Bi-LSTM) agar penyerapan informasi kontekstual data lebih optimal karena data input diproses secara forward dan backward. Serta menambahkan mekanisme variational dropout pada layer LSTM untuk mendapatkan model yang optimal dan terhindar dari overfitting. Namun, keberhasilan dan keoptimalan model deep learning sangat bergantung pada ukuran dataset, jenis tugas dan penentuan parameternya. Dalam penelitian ini eksperimen terhadap nilai parameter arsitektur model dilakukan untuk mendapatkan model yang optimal dalam melakukan analisis sentimen opini publik terkait Vaksin COVID-19. Sehingga parameter terbaik didapatkan untuk model Bi-LSTM ini yaitu seperti berikut: maxlen =50, embedding size= 300, recurrent unit = 50, variational dropout = 0.25, optimizer Nadam, dan epoch = 100. Hasil evaluasi menunjukkan model BI-LSTM ini mampu melakukan analisis sentimen terhadap opini publik terkait vaksin COVID-19 ke dalam tiga kelas sentimen (positif, netral dan negatif) dengan baik dan mendapatkan akurasi sebesar 89.15% dengan rata-rata presisi 88%, recall 89% dan F1-score 88.43%

Kata Kunci : Analisis Sentimen, Bi-LSTM, Vaksin COVID-19

I. PENDAHULUAN

Vaksinasi COVID-19 merupakan wujud komitmen dan kerja nyata dari pemerintah Indonesia yang perlu didukung oleh seluruh elemen bangsa agar dapat mengurangi morbiditas dan mortalitas dari virus COVID-19. Pandemi COVID-19 telah menyerang Indonesia sejak Desember 2019 dan merupakan ancaman global yang sangat serius sehingga sangat perlu diperhatikan. Pemerintah Indonesia telah mengupayakan vaksinasi COVID-19 kepada 181,5 juta penduduk Indonesia di tahun 2021 untuk menekan angka penyebaran virus COVID-19. Penerima vaksin yang menjadi sasaran adalah tenaga kesehatan, lansia, petugas pelayanan publik, serta masyarakat pelaku perekonomian lainnya dengan pendekatan klaster sesuai dengan ketersediaan vaksin [1]

Seiring berjalannya program vaksinasi beragam opini dan perspektif masyarakat banyak ditemukan termasuk di media sosial. Vaksin COVID-19 telah menjadi trending topic pembicaraan di Twitter yaitu saat vaksin disuntikkan pertama kali kepada Presiden RI yang mencapai lebih dari 11 ribu postingan [2]. Memahami sentimen dari opini publik

terkait vaksin COVID-19 merupakan tantangan untuk meningkatkan penerimaan vaksin di masyarakat. Analisis sentimen adalah studi komputer yang mempelajari pikiran, emosi dan sikap dalam suatu entitas untuk mengidentifikasi polaritasnya (positif atau negatif) [3]. Analisis sentimen telah banyak memberikan manfaat di berbagai bidang termasuk kesehatan. Melakukan analisis sentimen dapat

memberikan gambaran secara garis besar apa yang dirasakan dan dipikirkan oleh para penerima vaksin [4], [5].

Pendekatan di bidang analisis sentimen yang baru-baru ini diperkenalkan adalah deep learning [6]. Recurrent Neural Network (RNN) merupakan metode deep learning yang cukup populer dalam penelitian analisis sentimen. RNN mampu mengolah informasi kontekstual dari urutan kata secara sekuensial di dalam teks dan menyimpan ingatannya untuk mengenali pola data. Namun, masalah keterbatasan seperti exploding dan vanishing gradient ditemukan pada RNN konvensional.

Arsitektur LSTM merupakan varian dari RNN yang dapat mengatasi kekurangan RNN konvensional yaitu dengan mekanisme gerbang. Sehingga, LSTM lebih optimal dibandingkan RNN konvensional [7]. LSTM telah memberikan performa yang bagus diberbagai

penelitian analisis sentimen dengan akurasi 80% - 90% [8] [9]. Metode RNN dengan LSTM telah terbukti lebih unggul dibandingkan metode deep learning lainnya seperti ANN, DNN, dan CNN[10], [11]. LSTM dengan bidirectional network (BI-LSTM) memproses data secara forward dan backward mampu bekerja lebih optimal dalam memproses kontekstual kata dibandingkan LSTM biasa [12].

Penelitian ini mengusulkan model RNN-LSTM yang menerapkan arsitektur Bidirectional LSTM Layer dengan variational dropout. BiLSTM Layer (bidirectional LSTM) memproses data input secara forward dan backward sehingga penyerapan informasi lebih optimal [13], [14]. Variational dropout yaitu menerapkan dropout mask yang sama pada input, output dan recurrent unit di layer LSTM. Variational dropout dengan nilai yang tepat dapat meningkatkan performa model dan membantu model terhindar dari overfitting [15].

II. STUDY PUSTAKA

Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan bagian dari pengolahan bahasa alami, komputasi linguistik, dan text mining yang dapat mengidentifikasi sentimen (positif atau negatif) dari sebuah entitas yang berkenaan dengan suatu topik, layanan dll. Tujuan analisis sentimen adalah untuk menentukan apakah suatu teks menyampaikan opini positif, negatif atau netral. Analisis sentimen dinilai penting di berbagai bidang seperti memberikan saran dan rekomendasi untuk pedagang dan pelanggan (komersial), memberikan informasi politik yang masif (politik), ataupun memberikan gambaran yang dirasakan dan dipikirkan oleh para pengguna medis (kesehatan)

Deep Learning

Deep learning merupakan sub-bagian dari machine

learning yang mengeksplorasi banyak lapisan pemrosesan informasi non-linear untuk ekstraksi dan transformasi fitur baik yang diawasi atau tidak diawasi untuk analisis pola dan klasifikasi. Letak keunggulan pembelajaran mesin dibandingkan pembelajaran mendalam terletak di pemilihan fitur. Deep learning mampu mengekstraksi fitur secara otomatis sehingga dapat mencapai akurasi lebih tinggi dibandingkan machine learning yang memerlukan pemilihan fitur yang tepat agar mendapat kinerja yang optimal.

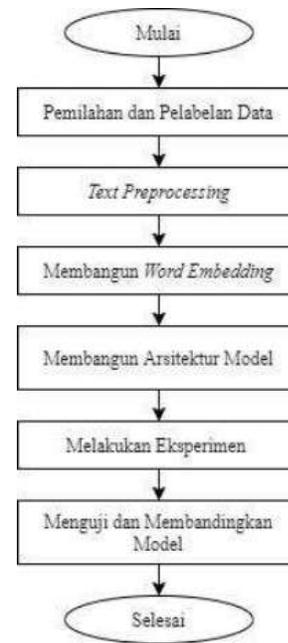
Recurrent Neural Network (RNN)

Recurrent Neural Network (RNN) merupakan jaringan syaraf feedforward dengan prinsip memproses informasi dengan memperhatikan langkah waktu atau berdasar urutan kata. RNN dikatakan memiliki memori yang mudah diingat karena output bergantung pada komputasi sebelumnya. Hal ini lah yang membedakan RNN dengan jaringan saraf biasa yaitu RNN dapat mengingat informasi komputasi sebelumnya dan menggunakannya kembali dengan menerapkannya ke elemen berikutnya dalam urutan masukan. Kemampuan inilah yang menunjukkan RNN

dapat disesuaikan untuk pemodelan masukan berurutan. RNN mampu memodelkan urutan vektor input yang panjang dan memiliki ketergantungan jarak jauh. RNN juga mudah dalam memperhitungkan informasi kontekstual pada setiap langkah waktu saat memproses urutan kata dalam teks.

III. METODE PENELITIAN

Metode penelitian dirancang sesuai dengan tahapan perancangan dibawah ini



Gambar 3.1 Kerangka penelitian

Data Set

Dataset yang digunakan pada penelitian ini merupakan data opini terkait vaksin COVID-19 berbahasa Indonesia yang diambil dari media sosial Twitter. Jumlah dataset yang digunakan adalah 4984 data tweet. Sebanyak 3900 data tweet berlabel sentiment (positif, negatif, dan netral) dengan perbandingan kelas 1:1:1 digunakan sebagai data training, 310 data tweet sebagai data validation dan 774 data tweet sebagai data testing. Dataset dengan rincian diatas telah melalui beberapa tahap pemrosesan seperti pemilahan, pelabelan, dan resampling

Pelabelan Data

Data yang telah melalui tahap pemilahan ini diberi label sentimen. Pemberian label dilakukan secara manual dengan memahami apakah kalimat tersebut memiliki emosi positif atau negatif. Kalimat bersentimen positif memuat kata-kata yang positif terhadap vaksin. Sebaliknya, kalimat bersentimen negatif memuat kata-kata yang negatif terhadap vaksin. Dan data yang tidak masuk ke dalam kelas positif ataupun negatif masuk ke dalam kelas netral.

Positif	Negatif	Netral
<ul style="list-style-type: none"> Mendukung vaksin. Percaya vaksin. Menerima kebijakan pemerintah terhadap vaksinasi. Slap divaksin. Bersedia divaksin. Meyakini kebalikan dari vaksin. Mensyukuri adanya vaksin. Mengajak orang lain untuk vaksin 	<ul style="list-style-type: none"> Menolak vaksin. Tidak percaya vaksin. Meragukan vaksin. Menolak kebijakan vaksin. Berburuk sangka terhadap vaksin. Menolak vaksin sinovac. Meragukan efikasi vaksin yang rendah. Meragukan uji coba vaksin 	<ul style="list-style-type: none"> Tidak menunjukkan kalimat opini positif ataupun negatif terhadap vaksin.

Text Pre-processing

Sebelum memasuki tahap training, dataset melalui tahap pre-processing. Pre-processing data dimulai dari proses lowercasing. Proses lowercasing menyeragamkan huruf-huruf dari kalimat menjadi huruf kecil agar sistem tidak membedakan antara huruf kapital dengan huruf kecil

No	Tweet Sebelum Melalui Tahap Pre-processing	Tweet Sesudah Melalui Tahap Pre-processing	Label
1	hRT @SangPen0224696: @Cobek09 @_dreptio007 Sinovac.. vaksin abal-abal dan berbahaya! @rezimgungsembosuhakryaf	sinovac vaksin abal abal dan bahaya	Negatif
2	Siapa ada Label Halal itu Ya. @VaksinUntukKita #VaksinCovid19 #HukumLuarPasukani https://t.co/559P9HAMBf	siapa ada label halal	Positif
3	Menlepas dr vaksinnya erag aman atau eraga. orang2 bisa ga si gause ngasi pendapat yg menentang vaksin yg mit asen? @e2'a89'a6b https://t.co/GgrAYoE59P	lepas dari vaksin memang aman atau tidak orang2 bisa tidak untuk tidak usah pendapat yang menentang vaksin yang tidak ilmiah	Netral
386	hRT @SyafaTufus: @KobomefTarzan alhamdulillah ya mas Vaksinnya sudah dinyatakan Halal, dan juga sudah di Uji Klinis sem? @e2'a89'a6b https://t.co/9GSp48kal7	alhamdulillah ya mas vaksin sudah ayata halal dan juga sudah uji klinis	Positif

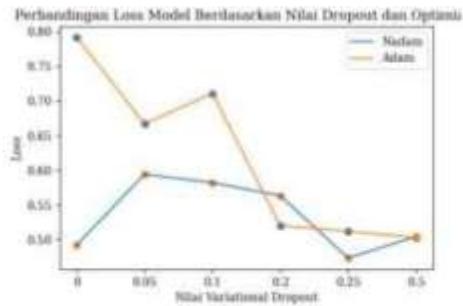
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dari hasil pengujian yang dilakukan maka diperoleh hasil sebagai berikut:

Eksperimen Nilai Variational Dropout dan Optimizer

Dropout dapat mengurangi adaptasi kompleks dari unit – unit jaringan yang menyebabkan overfitting sehingga model dapat menggeneralisasi data secara optimal. Penentuan nilai dropout penting karena menentukan tingkat probabilitas dropping out neuron di dalam jaringan. Jika semakin kecil nilai dropout, maka probabilitas unit yang dimatikan juga sedikit, jika unit yang dimatikan terlalu sedikit maka overfitting masih bisa terjadi. Sedangkan jika terlalu banyak unit yang dimatikan maka dapat membuat model kekurangan informasi dalam menggeneralisasi data. Optimizer berperan sebagai algoritma pengoptimal untuk menurunkan nilai loss dan membantu model untuk mencapai titik optimal (loss minimum). Melakukan eksperimen terhadap jenis optimizer berguna untuk menemukan algoritma optimizer yang tepat untuk mengoptimalkan model dalam mencapai global minimum.

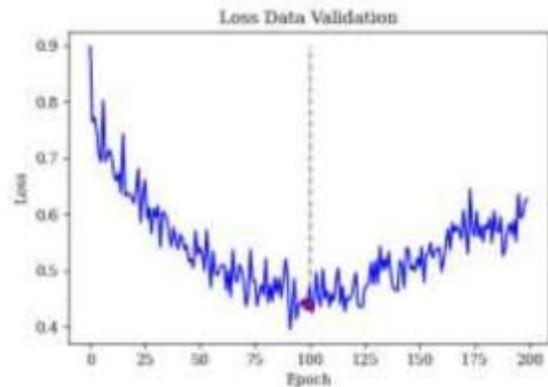
Setelah dilakukan training dengan menerapkan setiap nilai hyperparameter terhadap model, hasilnya menunjukkan bahwa model dengan probabilitas dropout = 0.25 dan Nadam sebagai optimizer-nya mendapatkan performa terbaik dibandingkan model lainnya. Model mencapai nilai loss paling rendah dibandingkan lainnya saat model menerapkan nilai dropout = 0.25 dan Nadam sebagai optimizer-nya.



Hasil eksperimen juga menunjukkan bahwa model dengan variational dropout terhindar dari overfitting. Loss dari model tanpa dropout pada akhir pembelajaran meningkat secara signifikan yang mengindikasikan model overfitting. Sedangkan model dengan variational dropout mampu menggeneralisasi data dengan baik ditandai dengan nilai loss yang menurun

Eksperimen Nilai Epoch

Model terbaik pada eksperimen sebelumnya dilakukan eksperimen kembali terhadap nilai epoch-nya dengan tujuan untuk mendapatkan performa model yang paling optimal. Jumlah epoch menunjukkan jumlah iterasi yang dilakukan model saat training. Jika jumlah epoch yang digunakan terlalu besar model mudah mengalami overfitting, sebaliknya jika epoch yang digunakan terlalu kecil kemampuan generalisasi model berkurang

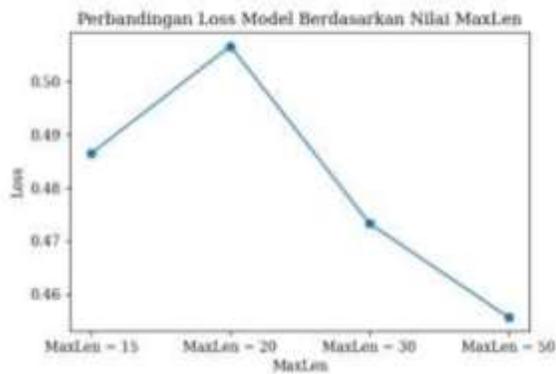


Terlihat pada gambar 9 Nilai loss berhasil mengalami penurunan dari epoch 1 hingga 100, namun ketika epoch berada di atas 100 nilai loss model naik secara signifikan. Maka dari itu nilai epoch 100 dapat menjadi nilai epoch terbaik untuk model ini.

Eksperimen Nilai MaxLen

Eksperimen Selanjutnya dilakukan terhadap maxlen atau panjang maksimal input (jumlah sekuensial). Maxlen menunjukkan panjang maksimal input yang diproses oleh Bi-LSTM. Jika kata dalam kalimat terdiri lebih dari maxlen maka kalimat tersebut dipotong dan jika kurang dari maxlen maka kalimat tersebut diisi oleh vektor 0 agar kalimat tersebut memiliki panjang yang sama dengan maxlen

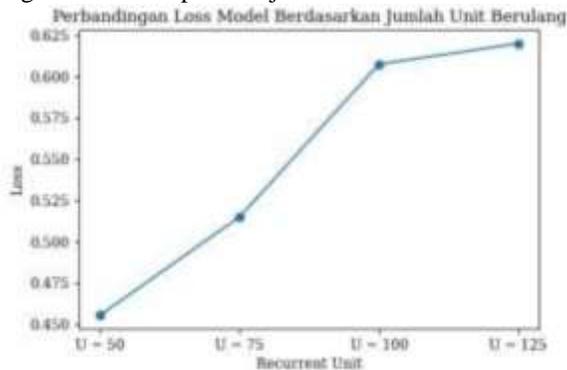
Hasil eksperimen menunjukkan bahwa nilai MaxLen = 50 adalah nilai maksimal input bagi model yang terbaik. Banyaknya jumlah data yang terpotong mempengaruhi nilai loss model.



Eksperimen Nilai Recurrent Units

Eksperimen selanjutnya dilakukan terhadap jumlah unit berulang pada layer LSTM agar mendapatkan performa model yang terbaik. Banyaknya jumlah unit berulang mempengaruhi kompleksitas model. Jika terlalu kecil nilai recurrent unit maka model tidak dapat memproses informasi untuk memecahkan masalah secara optimal sebaliknya jika terlalu tinggi nilai recurrent unit maka kompleksitas dapat terjadi dan membuat model mudah mengalami overfitting.

Berdasarkan hasil eksperimen, model dengan jumlah recurrent unit = 50 mendapatkan performa terbaik. Terlihat semakin tinggi nilai recurrent unit maka semakin tinggi nilai loss yang didapatkan model, karena model mulai terindikasi overfitting. Pada eksperimen model kasus ini unit = 50 menjadi nilai unit terbaik karena tidak terjadi kompleksitas pada model ditandai dengan nilai loss yang tidak mengalami peningkatan diakhir pembelajaran



Hasil Evaluasi

Evaluasi Model dilakukan menggunakan Confusion Matrix untuk mendapatkan nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score untuk mengetahui performa yang didapatkan model. Model diuji menggunakan data testing berjumlah 774 data.

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan Confusion Matrix, nilai accuracy yang didapatkan adalah 89.15% dengan precision, recall, dan F1-score setiap kelas ditunjukkan oleh Tabel Dibawah

PERFORMA MODEL				
KELAS	PRECISION	RECALL	F1-SCORE	JUMLAH
Negatif	86%	88%	87%	201
Netral	82%	89%	86%	216
Positif	96%	90%	93%	357
Macro Avg	88.03%	89.02%	88.43%	774
Weight Avg	89.55%	89.15%	89.25%	774
Accuracy	89.15%			

V. KESIMPULAN

Model Bi-LSTM dengan variational dropout telah berhasil diimplementasikan untuk analisis sentimen opini publik terkait vaksinasi COVID-19 di Indonesia. Eksperimen hyperparameter dilakukan untuk mendapatkan model dengan performa terbaik. Hyperparameter yang dilakukan eksperimen yaitu nilai dropout, jenis optimizer, epoch, maxlen, serta recurrent units. Berdasarkan penelitian ini dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk analisis sentimen opini terkait Vaksin COVID-19 dalam penelitian ini adalah model Variational Bi-LSTM dengan konfigurasi seperti berikut: maxlen =50, embedding size = 300, recurrent unit = 50, variational dropout = 0.25, optimizer Nadam, dan epoch = 100. Model ini mampu mengklasifikasikan sentimen dengan baik dengan akurasi sebesar 89.15% dengan rata-rata presisi 88%, recall 89% dan F1-score 88.43%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Makkl, "Vaksinasi Covid Tahap Ketiga Dimulai, Lansia Tetap Prioritas," CNN Indonesia, Jakarta, 2021.
- [2] Iskandar, "Jokowi Disuntik Vaksin Covid-19 Jadi Trending Topic di Twitter," Liputan6, 2021.
- [3] E. Breck and C. Cardie, "Oxford Handbooks Online: Opinion Mining and Sentiment Analysis," in The Oxford Handbook of Computational Linguistics 2nd edition, Oxford University Press, 2017, pp. 1–30
- [4] V. Raghupathi, J. Ren, and W. Raghupathi, "Studying Public Perception about Vaccination: A Sentiment Analysis of Tweets," Environ. Res. Public Heal., vol. 17, no. 3464, pp. 1–23, 2020.
- [5] S. Yadav, A. Ekbal, S. Saha, and P. Bhattacharyya, "Medical Sentiment Analysis using Social Media : Towards building a Patient Assisted System,"pp. 2790–2797.
- [6] N. C. Dang, M. N. Moreno-García, and F. De la Prieta, "Sentiment analysis based on deep learning: A comparative study," Electron., vol. 9, no. 483, 2020, doi: 10.3390/electronics9030483.
- [7] D. Li and J. Qian, "Text Sentiment Analysis Based on Long Short-Term Memory," pp. 471–475, 2016.
- [8] M. A. Nurrohmat and A. SN, "Sentiment Analysis of Novel Review Using Long Short-Term Memory Method," IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst., vol. 13, no. 3, p. 209, 2019, doi: 10.22146/ijccs.41236.
- [9] W. C. A. Nugroho, I. N. N. Suryadiputra, B. H. Saharjo, and L. Siboro, Panduan Pengendalian Kebakaran Hutan dan Lahan Gambut. 2005
- [10] A. Yadav and D. K. Vishwakarma, "Sentiment analysis using deep learning architectures: a review," Artif. Intell. Rev., vol. 53, no. 6, pp. 4335–4385, 2019, doi: 10.1007/s10462-019-09794-5.
- [11] P. D. Purnamasari and M. Taqiyuddin, "Performance Comparison of Text-based Sentiment Analysis using Recurrent Neural Network and Convolutional Neural Network."
- [12] G. Xu, Y. Meng, X. Qiu, Z. Yu, and X. Wu, "Sentiment Analysis of Comment Texts based on BiLSTM," vol. XX, no. c, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2909919.
- [13] Mike Schuster and K. K. Paliwal, "Bidirectional Recurrent Neural Networks," IEEE Trans. SIGNAL Process., vol. 45, no. 11, pp. 2673–2681, 1997
- [14] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "LSTM can solve hard long time lag problems," Adv. Neural Inf. Process. Syst., pp. 473–479, 1997.
- [15] Y. Gal and Z. Ghahramani, "A theoretically grounded application of dropout in recurrent neural networks," Adv. Neural Inf. Process. Syst., pp. 1027– 1035, 2016.