**Laporan Hands On Recurrent Neural Network (RNN) dan Long Short-Term Memory (LSTM) untuk Mata Kuliah IF5181 Pengenalan Pola**

Andreas Novian Dwi Triastanto1

1Sekolah Teknik Elektro dan Informatika, Institut Teknologi Bandung, Bandung, Indonesia

23518002@std.stei.itb.ac.id

**Abstrak.** Jaringan syaraf tiruan atau *artificial neural network* sudah diperkenalkan sejak sekitar tahun 1943 untuk meniru cara kerja neuron otak manusia pada komputer. Pengembangan dari teknologi ini masih terus dikembangkan hingga saat ini. Salah satu pengembangan dari neural network yang cukup signifikan adalah Recurrent Neural Network (RNN). Arsitektur ini menambah kemampuan dari neural network sehingga dapat memanfaatkan pengetahuan yang sudah didapat sebelumnya untuk digunakan pada pembelajaran saat ini. Salah satu pengembangan dari RNN adalah Long Short Term Memory (LSTM). Laporan ini akan menjelaskan tentang hands on yang kami lakukan untuk implementasi RNN untuk salah satu task pemrosesan bahasa alami dan implementasi LSTM untuk prediksi pasar modal.

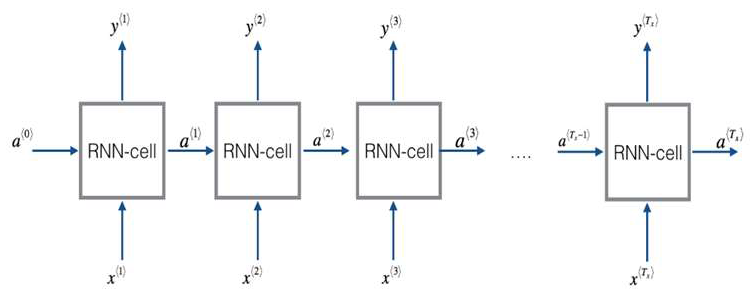
**1 Pendahuluan**

Cara manusia berpikir untuk menentukan sebuah pilihan tidak hanya didasarkan pada kondisi yang terjadi saat ini. Seringkali, kita mengambil keputusan berdasarkan pengetahuan dan pengalaman yang sudah kita alami sebelumnya. Arsitektur jaringan syaraf tiruan atau *artificial neural network* konvensional tidak bisa merepresentasikan cara berpikir tersebut sehingga Recurrent Neural Network (RNN) hadir sebagai solusi. Arsitektur RNN memungkinkan untuk mengambil keluaran atau hidden states sebelumnya menjadi masukan untuk saat ini. Salah satu kegunaan RNN adalah untuk memprediksi kata yang paling mungkin muncul mengikuti suatu kata tertentu.

Salah satu pengembangan dari RNN adalah Long Short Term Memory (LSTM). Sama seperti RNN, arsitektur LSTM ini memungkinkan untuk menggunakan keluaran dari state sebelumnya untuk dijadikan masukan untuk state sekarang. Kelebihan LSTM dibandingkan RNN adalah arsitektur ini tidak hanya dapat memproses single data point (seperti gambar) tapi juga rangkaian data (seperti audio percakapan atau video). Pada percobaan ini, kita menggunakan arsitektur LSTM untuk memprediksi harga saham di pasar modal.

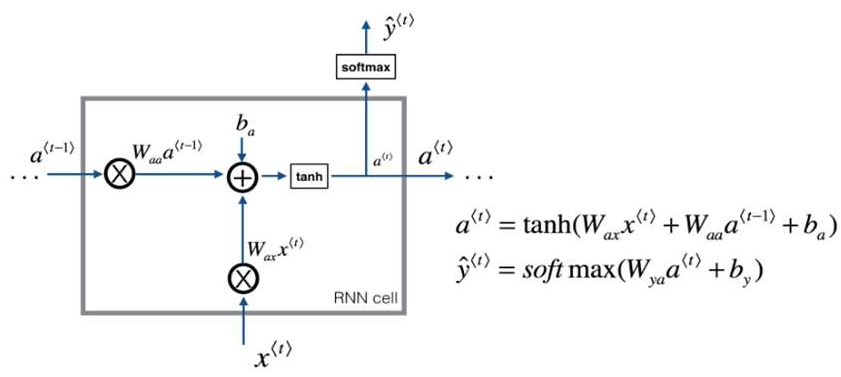
**2 Hands on Recurrent Neural Network (RNN)**

Pada hands on RNN ini, implementasi dilakukan dengan library Numpy yang ada untuk bahasa Python. Task yang akan coba diselesaikan dengan RNN ini merupakan salah satu task untuk pemrosesan bahasa alami atau *Natural Language Processing* (NLP). RNN efektif digunakan untuk proses NLP karena mempunyai “memori” yang dapat menyimpan informasi atau konteks lewat aktivasi hidden layer pada neural network. Struktur RNN yang diimplementasi pada hands on dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Struktur basic Recurrent Neural Network

Struktur neural network yang berulang dapat dilihat sebagai pengulangan dari sebuah single cell. Yang pertama kali kita implementasi adalah komputasi untuk single time-step. Gambar 2 berikut menjelaskan operasi single time-step dari sebuah sel RNN.



Gambar 2. Struktur sebuah sel dalam Recurrent Neural Network

**2.1 Character Level Language Model – Dinosaurus Land**

Sebagai latihan mandiri, kita mencoba menggunakan arsitektur RNN untuk menghasilkan nama baru untuk dinosaurus berdasarkan daftar nama dinosaurus yang sudah ada. Untuk dapat membuat nama baru untuk dinosaurus, kita perlu membuat model bahasa pada level karakter. Data pelatihan yang digunakan adalah 1536 nama dinosaurus yang sudah ada.

Pada proses training, kita menggunakan sebuah nama dinosaurus pada dataset sebagai satu data training. Setiap 100 steps dari stochastic gradient descent, kita mengambil 10 sampel secara random untuk melihat performa dari algoritma yang kita gunakan. Setelah itu, dataset kita acak supaya stochastic gradient descent mengambil sampel yang berbeda pada iterasi selanjutnya.

Setelah proses training, kita melakukan pengetesan untuk menghasilkan beberapa nama dinosaurus hasil dari proses pembelajaran terhadap data training. Pada beberapa iterasi pertama, nama yang dihasilkan berupa karakter random seperti “Nkzxwtdmfqoeyhsqwasjkjvu” dan “Kneb”. Namun, setelah beberapa ribu iterasi berikutnya, nama yang dihasilkan sudah mulai bisa terbaca seperti nama dinosaurus sesungguhnya, seperti “Liusskeomnolxeros” dan “Lecalosapaus”. Proses ini dijalankan sebanyak 34.000 iterasi dan di akhir didapatkan nilai loss 22.477910.

**3 Hands on Long Short-Term Memory (LSTM) untuk Prediksi Pasar Modal**

Prediksi pasar modal dilakukan dengan menggunakan model LSTM karena model ini dapat menyimpan informasi dari data sebelumnya sehingga baik untuk melakukan prediksi data sekuens seperti dalam kasus prediksi pasar modal. Ada beberapa dataset yang digunakan dalam percobaan kali ini, yaitu dataset NSE-TATAGLOBAL yang diberikan dalam modul dan dua dataset real yang diambil dari internet yaitu HANG SENG INDEX dan Nikkei 225. Ada delapan kolom dalam dataset tersebut namun tidak semua digunakan dalam model ini. Hanya kolom Open yang berisi harga buka dari harga saham di hari tersebut. Sebelum mulai proses training, dataset harus dilakukan scaling terlebih dahulu supaya performa yang dihasilkan lebih baik. Untuk itu digunakan library MinMaxScaler dari Scikit-Learn untuk melakukan scaling dataset menjadi antara nilai nol dan satu. Setelah itu, dataset harus dibuat menjadi 60 timesteps yang dibentuk dalam array 3 dimensi supaya bisa diproses oleh LSTM.

Untuk setiap layer LSTM yang kita buat untuk model ini memiliki parameter sebagai berikut: 50 units untuk dimensi dari output space, return\_sequences=True untuk mengatur keluaran dari output terakhir dalam sekuens, dan input\_shape untuk mengatur shpe dari training set yang kita miliki.Pada setiap layer LSTM, kita atur supaya Dropout layernya adalah 0,2 yang berarti ada 20% layer yang akan dibuang. Kita tambahkan Dense layer sebanyak 1 unit sebagai keluaran. Setelah itu, kita compile model kita dengan Adam optimizer dan kita atur loss function menggunakan mean\_squared\_error. Kita lakukan proses training dengan 100 epochs dan batch size 32.

**3.1 Data NSE-TATAGLOBAL**

Dataset ini memiliki training data sebanyak 2035 baris data untuk harga saham dalam kurun waktu antara 21 Juli 2010 hingga 28 September 2018. Sementara untuk testing data ada sebanyak 16 baris data untuk harga saham dalam kurun waktu antara 1 Oktober 2018 hingga 24 Oktober 2018. Hasil training dari dataset ini dengan arsitektur LSTM di atas menghasilkan nilai loss 0.00062868. Berikut adalah grafik perbandingan harga saham asli dan hasil prediksi dari NSE-TATAGLOBAL dengan model LSTM.

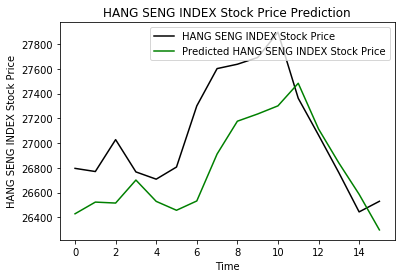


Gambar 3. Perbandingan harga saham asli dan hasil prediksi dari NSE-TATAGLOBAL

Dapat dilihat dari gambar 3 bahwa hasil prediksi dari model LSTM sudah cukup baik dalam memprediksi naik turunnya harga saham NSE-TATAGLOBAL. Walaupun untuk nilai pastinya masih ada jarak antara harga asli dengan hasil prediksi, model ini sudah mampu untuk memprediksi kenaikan dan penurunan harga saham untuk dataset ini.

**3.2 Data HANG SENG INDEX (^HSI)[[1]](#footnote-1)**

Dataset ini memiliki training data sebanyak 2033 baris data untuk harga saham dalam kurun waktu antara 21 Juli 2011 hingga 24 Oktober 2019. Sementara untuk testing data ada sebanyak 16 baris data untuk harga saham dalam kurun waktu antara 25 Oktober 2019 hingga 15 November 2019. Hasil training dari dataset ini dengan arsitektur LSTM di atas menghasilkan nilai loss 0.00077513. Berikut adalah grafik perbandingan harga saham asli dan hasil prediksi dari HANG SENG INDEX dengan model LSTM.

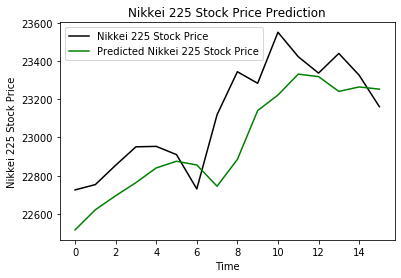


Gambar 4. Perbandingan harga saham asli dan hasil prediksi dari HANG SENG INDEX

Dapat dilihat dari gambar 4 bahwa hasil prediksi dari model LSTM sudah cukup baik dalam memprediksi naik turunnya harga saham HANG SENG INDEX. Sama seperti pada NSE-TATAGLOBAL, untuk nilai pastinya masih ada jarak antara harga asli dengan hasil prediksi. Walaupun begitu, model ini sudah mampu untuk memprediksi kenaikan dan penurunan harga saham untuk dataset ini.

**3.3 Data Nikkei 225 (^N225)[[2]](#footnote-2)**

Dataset ini memiliki training data sebanyak 2025 baris data untuk harga saham dalam kurun waktu antara 21 Juli 2011 hingga 23 Oktober 2019. Sementara untuk testing data ada sebanyak 16 baris data untuk harga saham dalam kurun waktu antara 24 Oktober 2019 hingga 15 November 2019. Hasil training dari dataset ini dengan arsitektur LSTM di atas menghasilkan nilai loss 0.00097656. Berikut adalah grafik perbandingan harga saham asli dan hasil prediksi dari Nikkei 225 dengan model LSTM.



Gambar 5. Perbandingan harga saham asli dan hasil prediksi dari Nikkei 225

Dapat dilihat dari gambar 5 bahwa hasil prediksi dari model LSTM sudah cukup baik dalam memprediksi naik turunnya harga saham Nikkei 225 namun tidak sebaik seperti pada dua dataset sebelumnya. Pada dataset ini, test data yang digunakan memiliki perubahan data yang cukup dinamis yang tidak mampu diprediksi dengan tepat oleh model ini. Namun secara umum, model ini sudah mampu untuk memprediksi kenaikan dan penurunan harga saham untuk dataset ini.

1. Data diambil dari <https://finance.yahoo.com/quote/%5EHSI?ltr=1> [↑](#footnote-ref-1)
2. Data diambil dari <https://finance.yahoo.com/quote/%5EN225?ltr=1> [↑](#footnote-ref-2)