

**OPTIMASI MODEL *LONG SHORT TERM MEMORY* (LSTM) UNTUK
SISTEM INFORMASI DETEKSI AKTIVITAS LANJUT USIA**

**Penelitian Tesis S-2
Program Studi Magister Sistem Informasi**



**Jaka Septiadi
30000318410006**

**SEKOLAH PASCASARJANA
UNIVERSITAS DIPONEGORO
SEMARANG**

2020

HALAMAN PENGESAHAN

TESIS

OPTIMASI MODEL LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM) UNTUK SISTEM INFORMASI DETEKSI AKTIVITAS LANJUT USIA


Oleh:
Jaka Septiadi
30000318410006

Telah diujikan dan dinyatakan lulus ujian tesis pada tanggal 30 November 2020 oleh tim penguji Program Studi Magister Sistem Informasi Sekolah Pascasarjana Universitas Diponegoro.

Semarang, Desember 2020

Mengetahui,

Penguji I


Dr. Choirul Anam, S.Si., M.Si
NIP. 197901042006041001

Penguji II


Dr. Rahmat Gernowo, MSI.
NIP. 196511231994031003


Pembimbing I


Dr. Budi Warsito, S.Si., M.Si
NIP. 197508241999031003

Pembimbing II


Dr. Eng. Adi Wibowo, S.Si., M.Kom.
NIP. 198203092006041002

Mengetahui :
Dekan Sekolah Pascasarjana
Universitas Diponegoro


Dr. R.B. Sularto, S.H., M. Hum
NIP. 196701011991031005

Ketua Program Studi
Magister Sistem Informasi


Dr. Budi Warsito, S.Si., M.Si
NIP. 197508241999031003

**PERNYATAAN PERSETUJUAN
PUBLIKASI TESIS UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai civitas akademik Universitas Diponegoro, saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Jaka Septiadi
NIM : 30000318410006
Program Studi : Magister Sistem Informasi
Program : Sekolah Pascasarjana
Jenis Karya : Tesis

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Diponegoro Hak Bebas Royalti Noneksklusif atas karya ilmiah saya yang berjudul:

**OPTIMASI MODEL *LONG SHORT TERM MEMORY* (LSTM) UNTUK
SISTEM INFORMASI DETEKSI AKTIVITAS LANJUT USIA**

beserta perangkat yang ada. Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Program Studi Magister Sistem Informasi Sekolah Pascasarjana Universitas Diponegoro berhak menyimpan, mengalihmedia/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*) merawat, dan mempublikasikan tesis saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik hak cipta.

Dibuat di : Semarang

Pada tanggal : 20 November 2020

Yang menyatakan



Jaka Septiadi

NIM. 30000318410006

HALAMAN PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam tesis ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar akademik di suatu perguruan tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Semarang, 20 November 2020



Jaka Septiadi

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah *Rabbil'Alamin* saya ucapkan sebagai tanda syukur kepada Allah SWT yang telah melimpahkan segala karunia dan rahmat-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis yang berjudul “Optimasi Model *Long Short Term Memory* (LSTM) Untuk Sistem Informasi Deteksi Aktivitas Lanjut Usia”. Tesis ini ditulis oleh penulis sebagai tanggung jawab seorang mahasiswa dalam menyelesaikan studi untuk memperoleh gelar Magister Komputer (M.Kom) pada Program Studi Magister Sistem Informasi Universitas Diponegoro. Selama proses pelaksanaan penelitian, penulis mendapat dukungan dan motivasi dari banyak pihak sehingga penulisan Tesis ini telah selesai. Maka penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Dr. R. B. Sularto, SH., M.Hum., selaku Dekan Sekolah Pascasarjana Universitas Diponegoro.
2. Dr. Budi Warsito, S.Si., M.Si., selaku Ketua Program Studi Magister Sistem Informasi Universitas Diponegoro.
3. Dr. Budi Warsito, S.Si., M.Si., selaku Pembimbing I yang sudah memberikan bimbingan, pengarahan, dan motivasi kepada penulis. Terima kasih atas waktu dan ilmu yang diberikan Bapak kepada penulis. Jasa seorang Pengajar/Dosen tidak akan pernah penulis lupakan.
4. Dr. Eng. Adi Wibowo, S.Si., M.Kom., selaku Pembimbing II yang sudah memberikan bimbingan, pengarahan, dan motivasi kepada penulis. Terima kasih atas waktu dan ilmu yang diberikan Bapak kepada penulis. Jasa seorang Pengajar/Dosen tidak akan pernah penulis lupakan.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa dalam penyusunan tesis ini masih terdapat banyak kesalahan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan saran dan kritik yang membangun bagi penulis.

Semarang, November 2020

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN.....	ii
PERNYATAAN PERSETUJUAN.....	iii
HALAMAN PERNYATAAN.....	iv
KATA PENGANTAR.....	v
DAFTAR ISI.....	vi
DAFTAR GAMBAR.....	ix
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR LAMPIRAN.....	xi
DAFTAR ARTI LAMBANG DAN SINGKATAN.....	xii
ABSTRAK.....	xiv
ABSTRACT.....	xv
BAB I.....	1
PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Tujuan Penelitian.....	3
1.3 Manfaat Penelitian.....	3
BAB II.....	4
TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI.....	4
2.1 Tinjauan Pustaka.....	4
2.2 Dasar Teori.....	6
2.2.1 <i>Human Activity Recognition</i>	6
2.2.2 Representasi <i>Word2Vec</i>	7
2.2.3 <i>Long Short Term Memory (LSTM)</i>	8
2.2.4 Pelatihan LSTM.....	14
2.2.5 Fungsi Aktivasi.....	16
2.2.6 <i>Dropout</i>	19

2.2.7	Optimasi Adam	19
2.2.8	Optimasi SGD (<i>Stochastic Gradient Descent</i>).....	20
2.2.9	<i>Cross Entropy Loss Function</i>	20
2.2.10	Akurasi <i>Top-N</i>	21
BAB III		22
METODE PENELITIAN.....		22
3.1	Bahan dan Alat Penelitian	22
3.2	Prosedur Penelitian.....	22
3.2.1	Studi Literatur	23
3.2.2	Dataset.....	24
3.2.3	<i>Preprocessing</i>	24
3.2.4	Representasi Vektor	27
3.2.5	Pembagian Data	28
3.2.6	Pelatihan Model LSTM.....	28
3.2.7	Pengujian Model LSTM.....	31
3.2.8	Evaluasi.....	31
3.3	Kerangka Sistem Informasi	35
BAB IV		37
HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN		37
4.1	Hasil Penelitian.....	37
4.1.1	Pola Data Aktivitas	37
4.1.2	Implementasi Sistem	38
4.2	Skenario Pengujian.....	43
4.2.1	Skenario 1	43
4.2.2	Skenario 2	44
4.3	Pembahasan Skenario Pengujian.....	44
4.3.1	Pembahasan Skenario 1.....	44
4.3.2	Pembahasan Skenario 2.....	54

BAB V.....	60
KESIMPULAN DAN SARAN.....	60
5.1 Kesimpulan.....	60
5.2 Saran.....	60
DAFTAR PUSTAKA.....	61
LAMPIRAN.....	65



DAFTAR GAMBAR

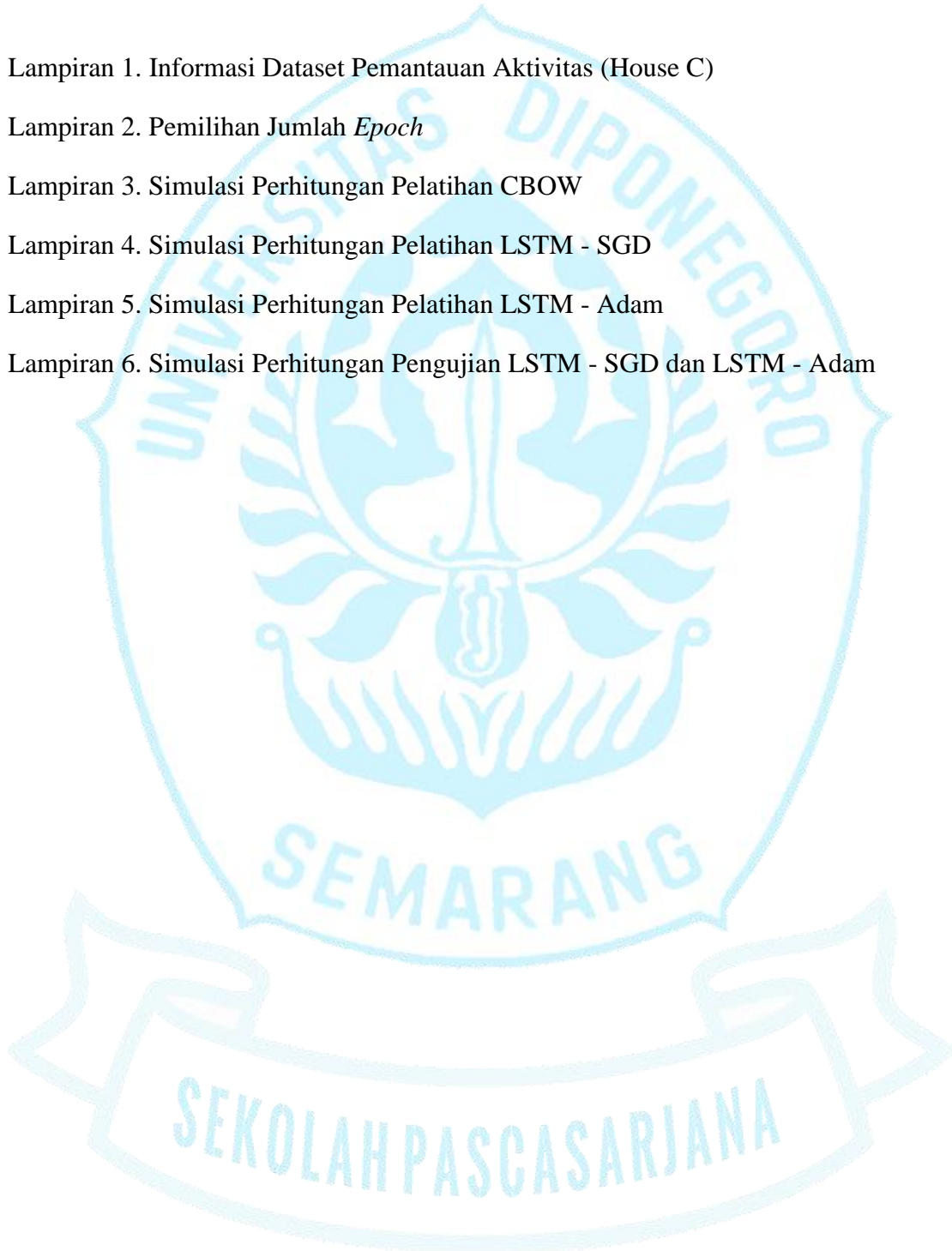
Gambar 2.1 (a) Arsitektur Word2Vec CBOW dan (b) skip-gram (EnriqueZ dkk., 2016)	7
Gambar 2.2 Representasi aktivitas sebagai embedding	8
Gambar 2.3 Perulangan empat lapisan pada arsitektur LSTM (Olah, 2015)	9
Gambar 2.4 Langkah pada forget gate layer (Olah, 2015)	10
Gambar 2.5 Langkah pada input gate layer dan tanh layer (Olah, 2015)	11
Gambar 2.6 Langkah memperbarui cell state (Olah, 2015)	12
Gambar 2.7 Langkah menentukan output (Olah, 2015)	13
Gambar 2.8 (a) Standar Neural Network dengan 2 hidden layer, (b) contoh setelah dilakukan dropout pada network (Srivastava dkk., 2014)	19
Gambar 3.1 Prosedur penelitian	23
Gambar 3.2 Proses one-hot encoding	26
Gambar 3.3 Proses pelatihan Word2Vec dengan library Gensim	28
Gambar 3.4 Training set pelabelan dataset	28
Gambar 3.5 Arsitektur pelatihan model LSTM	29
Gambar 3.6 Pelatihan LSTM dengan optimasi SGD	32
Gambar 3.7 Pelatihan LSTM dengan optimasi Adam	33
Gambar 3.8 Pelatihan model LSTM dengan transisi optimasi Adam ke optimasi SGD	34
Gambar 3.9 Kerangka sistem informasi	35
Gambar 4.1 Pola data aktivitas dalam kurun waktu 19	37
Gambar 4.2 Tampilan form halaman hasil pelatihan	39
Gambar 4.3 Tampilan hasil pelatihan model	39
Gambar 4.4 Tampilan form demo pelatihan model	40
Gambar 4.5 Tampilan grafik akurasi dan loss optimasi SGD, Adam, AdamSGD	41
Gambar 4.6 Tampilan halaman implementasi deteksi aktivitas	42
Gambar 4.7 Tampilan hasil deteksi	42
Gambar 4.8 Learning rate terlalu kecil (a), learning rate optimal (b), learning rate terlalu besar (c) (Konar dkk, 2020)	53
Gambar 4.9 Perbandingan kurva akurasi: (a) Training akurasi, (b) Testing akurasi ..	58

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Dataset pemantauan aktivitas.....	24
Tabel 3.2 Hasil proses one-hot encoding	25
Tabel 3.3 Hasil representasi vektor.....	27
Tabel 4.1 Eksperimen pada skenario 1	44
Tabel 4.2 Hasil pengujian eksperimen 1	45
Tabel 4.3 Hasil pengujian eksperimen 2.....	46
Tabel 4.4 Hasil pengujian eksperimen 3	46
Tabel 4.5 Hasil pengujian eksperimen 4.....	47
Tabel 4.6 Hasil pengujian eksperimen 5	47
Tabel 4.7 Hasil pengujian eksperimen 6.....	48
Tabel 4.8 Perbandingan kurva loss pada fungsi aktivasi ReLU	49
Tabel 4.9 Perbandingan kurva loss pada fungsi aktivasi Tanh.....	50
Tabel 4.10 Perbandingan kurva loss pada fungsi aktivasi Sigmoid.....	51
Tabel 4.11 Perbandingan kurva loss optimasi SGD, Adam, dan AdamSGD	55
Tabel 4.12 Nilai loss model dengan optimasi AdamSGD	57
Tabel 4.14 Perbandingan hasil akurasi optimasi Adam, SGD, AdamSGD	57

DAFTAR LAMPIRAN

- Lampiran 1. Informasi Dataset Pemantauan Aktivitas (House C)
- Lampiran 2. Pemilihan Jumlah *Epoch*
- Lampiran 3. Simulasi Perhitungan Pelatihan CBOW
- Lampiran 4. Simulasi Perhitungan Pelatihan LSTM - SGD
- Lampiran 5. Simulasi Perhitungan Pelatihan LSTM - Adam
- Lampiran 6. Simulasi Perhitungan Pengujian LSTM - SGD dan LSTM - Adam



DAFTAR ARTI LAMBANG DAN SINGKATAN

DAFTAR LAMBANG

Lambang	Arti Lambang
x	Data <i>input</i>
y	Data <i>output</i>
f_t	<i>Forget gate</i> pada sel LSTM
i_t	<i>Input gate</i> pada sel LSTM
\tilde{C}_t	Kandidat sel pada sel LSTM
o_t	<i>Output gate</i> pada sel LSTM
h_t	<i>Hidden state</i> pada sel LSTM
h_{t-1}	<i>Hidden state</i> sebelum orde ke t (<i>timestep</i> sebelumnya)
W	Nilai bobot pada lapisan jaringan saraf LSTM
W'	Nilai bobot tranpose
U	Nilai bobot berulang pada lapisan LSTM
b	Nilai bias pada lapisan LSTM
σ	Fungsi aktivasi Sigmoid
\tanh	Fungsi aktivasi Tanh (<i>hyperbolic tangent function</i>)
∂	Nilai <i>derivative</i> (turunan)
δ	Nilai delta
$f(x)$	Nilai fungsi
e^z	Nilai eksponensial dari persamaan <i>neuron</i>
$E / Loss$	Nilai kesalahan atau <i>error</i> dari setiap <i>neuron</i>
ϵ	epsilon
α	Nilai alpha, dalam jaringan saraf tiruan adalah nilai laju pembelajaran
g_t	Gradien

$m_t \hat{m}_t$	Bias momen vektor pertama dan koreksi bias pada persamaan metode Adam
$v_t \hat{v}_t$	Bias momen vektor kedua dan koreksi bias pada persamaan metode Adam
β	Nilai beta pada persamaan metode Adam

DAFTAR SINGKATAN

Singkatan	Kepanjangan Singkatan
HAR	<i>Human Activity Recognition</i>
LSTM	<i>Long Short Term Memory</i>
MLP	<i>Multilayer Perceptron</i>
RNN	<i>Recurrent Neural Network</i>
GRU	<i>Gate Recurrent Unit</i>
SGD	<i>Stochastic Gradient Descent</i>
CBOW	<i>Continous Bag of Word</i>
ReLU	<i>Rectified Linier Unit</i>

OPTIMASI MODEL *LONG SHORT TERM MEMORY* (LSTM) UNTUK SISTEM INFORMASI DETEKSI AKTIVITAS LANJUT USIA

ABSTRAK

Salah satu ciri gejala demensia yang umum terjadi pada lanjut usia adalah tidak mengulangi kebiasaan aktivitas yang dilakukan dalam kesehariannya. Deteksi dini gejala demensia pada lanjut usia dapat dilakukan dengan mengidentifikasi kebiasaan aktivitas yang dilakukan di periode waktu tertentu dalam kesehariannya. Dalam penelitian ini dilakukan deteksi kebiasaan aktivitas lanjut usia berdasarkan data histori pemantauan aktivitas selama 19 hari. Model *Long Short Term Memory* (LSTM) menjadi salah satu model yang banyak digunakan untuk memprediksi aktivitas berdasarkan data histori, namun model LSTM masih memiliki kekurangan terkait lambatnya model dalam mencapai konvergensi. Dalam penelitian ini pengoptimalan dan penyesuaian parameter dilakukan untuk mengatasi permasalahan tersebut. Metode optimasi yang digunakan adalah *Stochastic Gradient Descent* (SGD), Adam, dan proses transisi optimasi Adam ke optimasi SGD, dan parameter yang disesuaikan yaitu penentuan nilai *learning rate* dan pemilihan fungsi aktivasi. Hasil pengujian model LSTM menunjukkan bahwa proses transisi optimasi Adam ke optimasi SGD lebih cepat dalam mencapai konvergensi dan menghasilkan generalisasi yang lebih baik pada *epoch* transisi 40 dengan nilai *learning rate* 0,001 untuk optimasi Adam dan 0,01 untuk optimasi SGD.

Kata kunci: Pengenalan Aktivitas Manusia, *Long Short Term Memory* (LSTM), Adam, *Stochastic Gradient Descent* (SGD)

OPTIMIZATION OF LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM) MODEL FOR THE ELDERLY ACTIVITY DETECTION INFORMATION SYSTEM

ABSTRACT

One of the characteristics of dementia symptoms that commonly occur in the elderly people is that they do not repeat their daily activities. Early detection of dementia symptoms in the elderly people can be done by identifying their activity that are carried out in their daily lives. In this study, the activity of the elderly were detected based on human activity recognition historical data for 19 days. Long Short Term Memory (LSTM) model is one of the most widely used models for predicting activities based on historical data. However, LSTM model still has a drawback related to its slowness of the network in achieving convergence. In this research, optimization and determination of parameters are carried out to solve these problems. The optimization method used are Stochastic Gradient Descent (SGD), Adam, and switching from Adam to SGD during training, and the adjusted parameters are determining the learning rate and activation function. The results showed that switching from Adam to SGD during training is faster in achieving convergence and get better generalization in epoch transisition 40 with learning rate 0,001 for Adam and 0,01 for SGD after switching.

Keywords: Human Activity Recognition, Long Short Term Memory (LSTM), Adam, Stochastic Gradien Descent (SGD)