



SKRIPSI

KLASIFIKASI TULISAN TANGAN AKSARA SUNDA DENGAN MODEL INCEPTION-RESNETV2 DAN METODE TRANSFER LEARNING

CLARA DIVA PARAMITHA
NPM 20081010097

DOSEN PEMBIMBING

Achmad Junaidi, S.Kom, M.Kom
Muhammad Muharrom Al Haromainy, S.Kom, M.Kom

**KEMENTERIAN PENDIDIKAN TINGGI, SAINS, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL VETERAN JAWA TIMUR
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
PROGRAM STUDI INFORMATIKA
SURABAYA
2025**



SKRIPSI

**KLASIFIKASI TULISAN TANGAN AKSARA
SUNDA DENGAN MODEL INCEPTION-
RESNETV2 DAN METODE TRANSFER
LEARNING**

CLARA DIVA PARAMITHA

NPM 20091010097

DOSEN PEMBIMBING

Achmad Junaidi, S.Kom, M.Kom

Muhammad Muharrom Al Haromainy, S.Kom, M.Kom

**KEMENTERIAN PENDIDIKAN TINGGI, SAINS, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL VETERAN JAWA TIMUR
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
PROGRAM STUDI INFORMATIKA
SURABAYA
2025**

Halaman ini sengaja dikosongkan

LEMBAR PENGESAHAN

KLASIFIKASI TULISAN TANGAN AKSARA SUNDA DENGAN MODEL INCEPTION-RESNETV2 DAN METODE TRANSFER LEARNING

Oleh :
CLARA DIVA PARAMITHA
NPM. 20081010097

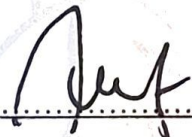
Telah dipertahankan dihadapan dan diterima oleh Tim Penguji Skripsi Prodi Informatika
Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur Pada
tanggal 1 September 2025

Achmad Junaidi, S.Kom., M.Kom.
NPT. 3 7811 04 0199 1


.....

(Pembimbing I)

Muhammad Muharrom Al Haromainy,
S.Kom., M.Kom.
NIP. 19950601 202203 1 006


.....

(Pembimbing II)

Henni Endah Wahanani, ST., M.Kom.
NIP. 19780922 202121 2 005


.....

(Ketua Penguji)

Retno Mumpuni, S.Kom., M.Sc.
NPT. 172198 70 716054


.....

(Anggota Penguji II)

Mengetahui,

Dekan Fakultas Ilmu Komputer


Prof. Dr. Ir. Novirina Hendrasarie, MT
NIP. 19681126 199403 2 001

Halaman ini sengaja dikosongkan

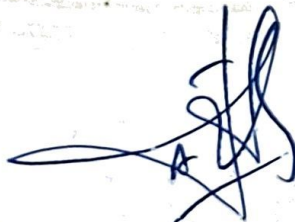
LEMBAR PERSETUJUAN

KLASIFIKASI TULISAN TANGAN AKSARA SUNDA DENGAN MODEL INCEPTION-RESNETV2 DAN METODE TRANSFER LEARNING

Oleh :
CLARA DIVA PARAMITHA
NPM. 20081010097

Menyetujui,

**Koordinator Program Studi Informatika
Fakultas Ilmu Komputer**



Fetty Tri Anggraeny, S.Kom., M.Kom.
NIP. 19820211 202121 2 005

Halaman ini sengaja dikosongkan

SURAT PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI

Saya yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Clara Diva Paramitha
NPM : 20081010097
Program : Sarjana (S1)
Program Studi : Informatika
Fakultas : Ilmu Komputer

Menyatakan bahwa dalam dokumen ilmiah Skripsi ini tidak terdapat bagian dari karya ilmiah lain yang telah diajukan untuk memperoleh gelar akademik di suatu lembaga Pendidikan Tinggi, dan juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulisan atau diterbitkan oleh orang/lembaga lain, kecuali yang secara tertulis disitasi dalam dokumen ini dan disebutkan secara lengkap dalam daftar pustaka.

Dan saya menyatakan bahwa dokumen ilmiah ini bebas dari unsur-unsur plagiasi. Apabila di kemudian hari ditemukan indikasi plagiat pada Skripsi ini, saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya tanpa ada paksaan dari siapapun dan juga dipergunakan sebagaimana mestinya.



Surabaya, 9 September 2025

Yang Membuat Pernyataan



CLARA DIVA PARAMITHA

NPM. 20081010097

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRAK

Nama Mahasiswa / NPM : Clara Diva Paramitha / 20081010097
Judul Skripsi : Klasifikasi Tulisan Tangan Aksara Sunda Dengan Model Inception-ResnetV2 Dan Metode Transfer Learning
Dosen Pembimbing : 1. Achmad Junaidi, S.Kom, M.Kom
2. Muhammad Muharrom Al Haromainy, S.Kom, M.Kom

Indonesia adalah negara kepulauan dengan 17.000 pulau yang tersebar di 34 provinsi, berdasarkan catatan Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2022. Hal ini menjadi pesona tersendiri bagi Indonesia sehingga menarik perhatian banyak negara luar yang kemudian datang ke Indonesia membawa budayanya masing-masing, salah satunya adalah Budaya Hindu-Buddha. Asimiliasi tidak terelakkan antara budaya pribumi dan budaya Hindu-Buddha ini membawa serta pengetahuan baru yang membawa perubahan besar bagi peradaban Nusantara, salah satunya terhadap bidang sastra. Perlahan-lahan, terjadi transisi dari Aksara Palawa Kuno ke Aksara Kawi dan seiring perkembangan zaman, Aksara Kawi Jawa diadaptasi menjadi Aksara Jawa, Bali, Sunda, dan lain-lain. Sama seperti Bahasa Jawa yang memiliki Aksara Jawa, Bahasa Sunda pun memiliki Aksara Sunda. Dewasa ini penggunaan Aksara Sunda sudah semakin jarang, sehingga tidak banyak orang yang familiar dengan aksara ini. Ditambah lagi, penggunaan Aksara Sunda yang acap kali dalam bentuk tulisan tangan ini menciptakan banyak variasi. Hal ini memunculkan kebingungan atau kesalahpahaman akibat tulisan yang tidak bisa dibaca atau mirip dengan huruf lain. Dari berbagai variasi ini, guna menghemat waktu dan tenaga manusia yang tak luput dari kesalahan, diperlukan bantuan yang konsisten dan dapat diandalkan untuk klasifikasi secara otomatis. Berkat evolusi teknologi, kini terdapat bidang *Deep Learning* yang dapat menjadi solusi untuk permasalahan ini. Penelitian ini menerapkan *transfer learning* dan menetapkan Inception-ResnetV2, yang merupakan gabungan dari dua arsitektur CNN, sebagai *base model* untuk diuji terhadap berbagai *optimizer* dan *learning rate* terhadap dua model dan dua jumlah epoch. Data yang digunakan untuk penelitian ini sebagian didapatkan dari Github dan sebagian dari pengumpulan mandiri berjumlah 18 kelas Aksara Sunda Ngalagena dan 5 kelas Aksara Sunda Serapan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi Inception-ResnetV2 dengan pendekatan *fine-tuning* dan empat *optimizer* pada 20 epoch memberikan hasil paling optimal, tergantung pada *learning rate* yang digunakan.

Kata kunci : Aksara Sunda, *Deep Learning*, Inception-ResnetV2, *Transfer Learning*

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRACT

Student Name / NPM : Clara Diva Paramitha / 20081010097
Thesis Title : *Classification of Sundanese Script Handwriting with Inception-ResnetV2 Model and Transfer Learning Method*
Advisors : 1. Achmad Junaidi, S.Kom, M.Kom
2. Muhammad Muharrom Al Haromainy, S.Kom, M.Kom

Indonesia is a widely known archipelago state, comprising over 17.000 islands, sparsely spread among 34 provinces, based on the records accumulated by Badan Pusat Statistik (BPS) per 2022. This is one of Indonesia's unique appeals, alluring many nations to visit and fortuitously, bringing their own diverse cultures—one of them being Hindu-Buddhist culture. As a result, an inevitable assimilation occurred between local and Hindu-Buddhist cultures, bringing new knowledge that significantly changed Indonesia's civilization, particularly in the field of literature. Gradually, Old Pallava script evolved into Kawi script, and over time, Javanese Kawi script was adapted into various regional scripts, such as Javanese, Balinese, Sundanese, and many more. The same way Javanese has its own script, Sundanese also has one. These days, the use of Sundanese scripts has substantially declined, resulting in a lack of awareness about its existence in nowadays society. Moreover, during its usage, it's more common to write the scripts by hands, which led to many variations of form. These factors have caused growing confusion—or worse, misunderstanding—within society, rooted in illegible handwriting or certain letters looking too similar to another. Stemming from these issues, in order to save time and human resources in detecting which letter is which, it requires a reliable help for automatic detection and classification. Enabled by technology's rapid evolution, the field of Deep Learning is looking remarkably reliable to provide for solutions to these issues. This research implemented Transfer Learning method and setting Inception-ResnetV2—a combination of two CNN famous architectures—as its base model to be tested against varying optimizers and learning rates using two types of Transfer Learning approaches and two types of epoch. The data used in this research was partly obtained from Github and partly from self-collection amounted to 18 classes of Ngalagena Sundanese script and 5 classes of borrowed Sundanese script. The outcome of this research revealed that a combination consisted of Inception-ResnetV2 architecture, fine-tuning based model, four optimizers 20 epoch proved to be adept at a classifying task. The results varied depending severely on the learning rate used.

Keywords: *Sundanese scripts, Deep Learning, CNN, Inception-ResnetV2, Transfer Learning*

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT atas segala rahmat, hidayah dan karunia-Nya kepada penulis sehingga skripsi dengan judul **“Klasifikasi Tulisan Tangan Aksara Sunda Dengan Model Inception-ResnetV2 Dan Metode Transfer Learning”** dapat terselesaikan dengan baik. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan program pendidikan Strata Satu (S1) pada Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur.

Dalam penulisannya, skripsi ini membutuhkan banyak waktu dan dedikasi, sehingga tidak jarang penulis membutuhkan banyak bantuan, baik secara materi maupun moril. Oleh karena itu, penulis ingin menyisihkan sedikit dari ratusan halaman skripsi ini untuk mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya dan sedalam-dalamnya untuk pihak-pihak yang senantiasa mendukung. Ucapan terima kasih ini secara khusus penulis sampaikan kepada:

1. Ibu Dyah Sulistyowati dan Bapak Indra Rusadi selaku orang tua tercinta, yang setia mendampingi, mendukung, dan bersabar dalam menunggu putri tercintanya menyelesaikan studinya, serta doa yang tidak pernah terputus dan tidak terhitung sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
2. Ibu Prof. Dr. Ir. Novirina Hendrasarie, M.T., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur.
3. Ibu Fetty Tri Anggraeny, S.Kom., M.Kom, selaku Koordinator Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur.
4. Bapak Achmad Junaidi, S.Kom., M.Kom., selaku dosen pembimbing pertama, yang telah dengan sabar membimbing, memberi saran, dan membantu penulis dalam menyelesaikan penelitian ini.
5. Bapak Muhammad Muharrom Al Haromainy, S.Kom., M.Kom., selaku dosen pembimbing kedua, atas bimbingan, masukan, dan semangat yang sangat berarti selama proses penulisan skripsi ini.
6. Seluruh teman-teman seangkatan dan seperjuangan yang senantiasa mendorong penulis untuk segera menyelesaikan skripsinya, khususnya Dinda

Friska Oktaviana, yang selalu menjadi partner dalam segala hal selama masa studi di perguruan tinggi ini.

7. Sahabat-sahabat SMA yang selalu menemani, Miranda Sophie S., Adella Eka B., Muhammad Fauzan, Fadhil Ardiansyah, Tania Toti B., Nadien Ayatilla, Alifia Valendita, dan Rr. Mutiara Devania S. Q. atas segala motivasi dan dorongan yang membangun agar penulis tidak patah semangat.

Penulis menyadari bahwa di dalam penulisan skripsi ini banyak terdapat kekurangan. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang membangun demi penyempurnaan ke depannya

Akhir kata, dengan segala keterbatasan yang penulis miliki, semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi semua pihak serta bisa menjadi referensi untuk penelitian-penelitian berikutnya.

Surabaya, September 2025



Penulis

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN.....	iii
LEMBAR PERSETUJUAN	v
SURAT PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI	vii
ABSTRAK.....	ix
ABSTRACT	xi
KATA PENGANTAR.....	xiii
DAFTAR ISI	xv
DAFTAR GAMBAR.....	xvii
DAFTAR TABEL	xix
DAFTAR NOTASI.....	xxi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	4
1.3. Tujuan Penelitian	4
1.4. Manfaat Penelitian	5
1.5. Batasan Masalah	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1. Penelitian Terdahulu	7
2.2. Landasan Teori	9
2.2.1. Aksara Sunda.....	9
2.2.2. Machine Learning.....	10
2.2.3. Deep Learning	11
2.2.4. Artificial Intelligence	12
2.2.5. Transfer Learning	13
2.2.6. Artificial Neural Network	14
2.2.7. Convolutional Neural Network	15
2.2.8. Inception-ResNetV2	24
2.2.9. TensorFlow	32
2.2.10. Keras	33
2.2.11. Matriks Performa.....	33
BAB III DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM	35

3.1.	Metode Penelitian	35
3.2.	Desain Sistem	35
3.2.1.	Studi Literatur.....	35
3.2.2.	Pengumpulan Data.....	36
3.2.3.	Pengolahan Data	38
3.2.4.	Perancangan Model	39
3.2.5.	Skenario Pengujian	58
3.2.6.	Evaluasi.....	60
BAB IV PENGUJIAN DAN ANALISA		61
4.1.	Metode Pengujian	61
4.1.1.	Inisialisasi Library	61
4.1.2.	Pengolahan Data	61
4.1.3.	Implementasi Model	64
4.2.	Hasil Pengujian.....	73
4.2.1.	Skenario Frozen Base Model	75
4.2.2.	Skenario Fine-tuning Model	88
4.2.3.	Evaluasi Hasil Pengujian	108
BAB V PENUTUP		113
5.1.	Kesimpulan.....	113
5.2.	Saran	114
DAFTAR PUSTAKA.....		115

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. 1 Nama jalan di Bandung yang menggunakan Aksara Sunda [2].....	1
Gambar 2. 1 Alur neuron secara biologis (kiri); alur neuron buatan milik NN (kanan)	14
Gambar 2. 2 Arsitektur CNN [7].....	16
Gambar 2. 3 Ilustrasi filter yang mengkonvolusi gambar masukan [7].....	17
Gambar 2. 4 Proses operasi <i>max-pooling</i> dengan parameter stride = 1 terhadap citra masukan kernel 5x5 [7]	18
Gambar 2. 5 Citra asli (kiri), citra pasca downsampling (kanan) [7]	19
Gambar 2. 6 Proses klasifikasi dengan fully connected layer dan aktivasi Softmax	19
Gambar 2. 7 Arsitektur Inception-ResNetV2.....	26
Gambar 2. 8 Tahap <i>Stem</i> pada Inception-ResNetV2	27
Gambar 2. 9 Alur proses di dalam blok <i>Inception-ResNet-A</i>	29
Gambar 2. 10 Struktur blok <i>Reduction-A</i>	29
Gambar 2. 11 Struktur tahap <i>Inception-ResNet-B</i>	30
Gambar 2. 12 Struktur blok <i>Reduction-B</i>	31
Gambar 2. 13 Struktur blok <i>Inception-ResNet-C</i>	32
Gambar 2. 14 Ilustrasi confusion matrix.....	33
Gambar 3. 1 Tahapan penelitian.....	35
Gambar 3. 2 Sampel Dataset Ridho	36
Gambar 3. 3 Sampel dataset Alifia	36
Gambar 3. 4 Citra tulisan tangan aksara Sunda hasil scan.....	37
Gambar 3. 5 Citra tulisan tangan setelah dipotong.....	37
Gambar 3. 6 Contoh data mentah	38
Gambar 3. 7 Proses yang dilalui menggunakan pendekatan pertama.....	39
Gambar 3. 8 Proses yang dilalui menggunakan pendekatan kedua.....	40
Gambar 3. 9 Arsitektur Inception-ResNetv2 versi Keras	41
Gambar 3. 10 Diagram alir arsitektur blok <i>Stem</i>	43
Gambar 3. 11 Diagram alir sederhana <i>Inception-A</i>	46
Gambar 3. 12 Arsitektur blok <i>Inception-ResNet-A</i>	49
Gambar 3. 13 Diagram alir sederhana blok <i>Reduction-A</i>	51
Gambar 3. 14 Diagram alir sederhana blok <i>Inception-ResNet-B</i>	52
Gambar 3. 15 Diagram alir sederhana blok <i>Reduction-B</i>	54
Gambar 3. 16 Diagram alir gambaran alur proses di ‘block8_1’ – ‘block8_9’	56
Gambar 3. 17 Diagram alir sederhana proses di dalam ‘block8_10’	56
Gambar 3. 18 Kerangka model.....	57
Gambar 3. 19 Subproses tahapan compile model.....	60
Gambar 4. 1 <i>Output</i> Kode Program 4.2	74
Gambar 4. 2 Hasil splitting data	74
Gambar 4. 3 Jumlah layer unfrozen pada frozen base	74
Gambar 4. 4 Jumlah layer unfrozen pada fine-tuning.....	74
Gambar 4. 5 Grafik frozen base Adadelta 0.1 20 epoch	77
Gambar 4. 6 Grafik frozen base SGD 0.01 20 epoch	81
Gambar 4. 7 Grafik pengujian frozen base SGD 0.001 10 epoch	84
Gambar 4. 8 Grafik pengujian frozen base Adam 10 epoch	84
Gambar 4. 9 Grafik pengujian frozen base RMSProp 10 epoch	85
Gambar 4. 10 Grafik pengujian fine-tuning SGD 0.1 20 epoch.....	90

Gambar 4. 11 Confusion matrix data uji SGD 0.1 20 epoch	91
Gambar 4. 12 Grafik pengujian fine-tuning Adadelata 0.1 20 epoch	92
Gambar 4. 13 Confusion matrix pengujian fine-tuning Adadelata 0.1 20 epoch ...	93
Gambar 4. 14 Grafik SGD 0.01 20 epoch.....	96
Gambar 4. 15 Confusion matrix fine-tuning SGD 0.01 20 epoch.....	97
Gambar 4. 16 Grafik fine-tuning SGD 0.001; (a) 10 epoch; (b) 20 epoch	100
Gambar 4. 17 Grafik fine-tuning RMSProp 20 epoch.....	100
Gambar 4. 18 Confusion matrix data uji fine-tuning SGD 0.001 20 epoch.....	101
Gambar 4. 19 Confusion matrix data uji fine-tuning RMSProp 0.001 20 epoch	102
Gambar 4. 20 Grafik pengujian fine-tuning RMSProp 20 epoch 0.0001	106
Gambar 4. 21 Confusion matrix fine-tuning RMSProp 0.0001 20 epoch	107
Gambar 4. 22 Grafik pengujian fine-tuning Adam 0.0001 20 epoch	108

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Aksara Sunda Baku Ngalagena	10
Tabel 3. 1 Rincian blok <i>Stem</i>	43
Tabel 3. 2 Rincian blok <i>Inception-A</i>	46
Tabel 3. 3 Rincian blok di dalam blok <i>Inception-ResNet-A</i>	48
Tabel 3. 4 Rincian blok-blok di dalam blok <i>Reduction-A</i>	50
Tabel 3. 5 Rincian blok dan layer di dalam blok <i>Inception-ResNet-B</i>	52
Tabel 3. 6 Rincian blok dan layer di dalam blok <i>Reduction-B</i>	54
Tabel 3. 7 Rincian ‘block8_1’ hingga ‘block8_9’ dalam <i>Inception-ResNet-C</i>	55
Tabel 3. 8 Rincian ‘block8_10’ dalam blok <i>Inception-ResNet-C</i>	56
Tabel 3. 9 Rincian parameter	59
Tabel 3. 10 Tabel Rincian Skenario.....	59
Tabel 4. 1 Hasil pengujian frozen base <i>optimizer</i> SGD, Adam, RMSProp 0.1	75
Tabel 4. 2 Hasil pengujian frozen base Adadelta 0.1	76
Tabel 4. 3 Hasil pengujian frozen base RMSProp 0.01	77
Tabel 4. 4 Hasil pengujian frozen base Adam 0.01	78
Tabel 4. 5 Hasil pengujian frozen base Adadelta 0.01	79
Tabel 4. 6 Hasil pengujian frozen base SGD 0.01.....	80
Tabel 4. 7 Hasil pengujian Adadelta 0.001	81
Tabel 4. 8 Hasil pengujian frozen base SGD, Adam dan RMSProp 0.001.....	82
Tabel 4. 9 Hasil pengujian frozen base Adadelta 0.0001.....	85
Tabel 4. 10 Hasil pengujian frozen base SGD 0.0001	86
Tabel 4. 11 Hasil pengujian frozen base Adam dan RMSProp 0.0001	87
Tabel 4. 12 Hasil pengujian fine-tuning Adam dan RMSProp 0.1.....	88
Tabel 4. 13 Hasil pengujian fine-tuning SGD 0.1	89
Tabel 4. 14 Hasil pengujian fine-tuning Adadelta 0.1	91
Tabel 4. 15 Hasil pengujian fine-tuning Adam 0.01.....	94
Tabel 4. 16 Hasil pengujian fine-tuning RMSProp 0.01.....	94
Tabel 4. 17 Hasil pengujian fine-tuning SGD dan Adadelta 0.01	95
Tabel 4. 18 Hasil pengujian fine-tuning SGD, Adam, dan RMSProp 0.001	98
Tabel 4. 19 Hasil pengujian fine-tuning Adadelta 0.001	102
Tabel 4. 20 Hasil pengujian fine-tuning Adadelta 0.0001	104
Tabel 4. 21 Hasil pengujian fine-tuning SGD 0.0001	104
Tabel 4. 22 Hasil pengujian fine-tuning Adam dan RMSProp 0.0001.....	105
Tabel 4. 23 Rincian skor performa optimal model berbasis frozen base	109
Tabel 4. 24 Rincian skor performa optimal model berbasis fine-tuning	111

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR NOTASI

x	:	<i>Value</i> / vektor input
$f(x)$		Fungsi vektor ReLU
σ	:	Probabilitas <i>output</i> Softmax
$e^{x_{j,i}}$	:	Eksponensial vektor input x untuk elemen i, j
Σ	:	Jumlah total
E	:	Nilai <i>error</i>
W	:	<i>Weight</i>
b	:	Bias
y	:	Nilai target probabilitas, biasanya <i>fixed value</i>
p	:	Nilai prediksi probabilitas
m	:	Jumlah <i>class</i>
θ	:	Parameter model
η	:	<i>Learning rate</i>
J		<i>Loss function</i>
x^i	:	Vektor input <i>loss function</i>
y^i		Vektor <i>output loss function</i> / label
$\nabla_{\theta} J$	:	Gradien <i>loss function</i>
$E[g^2]_t$	:	<i>Running exponential average</i> kuadrat gradien
$E[g^2]_{t-1}$	:	<i>Running exponential average</i> kuadrat gradien iterasi sebelumnya
g		Gradien fungsi <i>loss</i>
t	:	<i>Time step</i>
γ	:	<i>Decay rate</i>
$\Delta\theta_t$	:	<i>Update</i> parameter saat t
$\Delta\theta_{t-1}$	:	<i>Update</i> parameter iterasi t sebelumnya
ϵ		Konstanta untuk mencegah pembagian dengan 0
m_t		Estimasi rata-rata <i>first moment</i>
v_t		Estimasi rata-rata <i>second moment</i>

β_1	<i>Decay rate eksponensial first moment</i>
β_2	<i>Decay rate eksponensial second moment</i>
$\hat{m}_t$	Koreksi bias <i>first moment</i>
$\hat{v}_t$	Koreksi bias <i>second moment</i>