

UNIVERSITAS GUNADARMA
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI



**ESTIMASI POSE TIGA DIMENSI DARI GAMBAR
MONOKULER MENGGUNAKAN DEEP NEURAL
NETWORK**

Disusun oleh:

Nama	: Denilson
NPM	: 51416815
Jurusan	: Teknik Informatika
Pembimbing	: Dr. Dharmayanti, ST., MMSI.

**Diajukan Guna Melengkapi Sebagian Syarat
Dalam Mencapai Gelar Sarjana Strata Satu (S1)**

Depok

2020

LEMBAR ORIGINALITAS DAN PUBLIKASI

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : Denilson
NPM : 51416815
Judul Penulisan Ilmiah : Estimasi Pose Tiga Dimensi dari Gambar Monokuler
Menggunakan Deep Neural Network
Tanggal Sidang : tanggal
Tanggal Lulus : tanggal

menyatakan bahwa tulisan ini adalah merupakan hasil karya saya sendiri dan dapat dipublikasikan sepenuhnya oleh Universitas Gunadarma. Segala kutipan dalam bentuk apa pun telah mengikuti kaidah, etika yang berlaku. Mengenai isi dan tulisan adalah merupakan tanggung jawab Penulis, bukan Universitas Gunadarma.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya dan dengan penuh kesadaran.

Depok, April 2020

Denilson

LEMBAR PENGESAHAN

Komisi Pembimbing

No	Nama	Kedudukan
1	Dr. Dharmayanti, ST., MMSI.	Ketua
2	DIGANTI NAMA PENGUJI 2	DIGANTI JABATAN PENGUJI 2
3	DIGANTI NAMA PENGUJI 3	DIGANTI JABATAN PENGUJI 3

Tanggal Sidang : tgl bln thn

Panitia Ujian

No	Nama	Kedudukan
1	DIGANTI NAMA PENGUJI 1	DIGANTI JABATAN PENGUJI 1
2	DIGANTI NAMA PENGUJI 2	DIGANTI JABATAN PENGUJI 2
3	DIGANTI NAMA PENGUJI 3	DIGANTI JABATAN PENGUJI 3
4	DIGANTI NAMA PENGUJI 4	DIGANTI JABATAN PENGUJI 4
5	DIGANTI NAMA PENGUJI 5	DIGANTI JABATAN PENGUJI 5

Tanggal Lulus : tgl bln thn

MENGETAHUI

Pembimbing

Bagian Sidang Sarjana

(Dr. Dharmayanti, ST., MMSI.)

(NAMA BAGIAN SARJANA)

ABSTRAKSI

Denilson, 51416815

ESTIMASI POSE TIGA DIMENSI DARI GAMBAR MONOKULER
MENGUNAKAN DEEP NEURAL NETWORK

Tugas Akhir. Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri,
Universitas Gunadarma, 2020

Kata Kunci : dibuaturut abjad sekitar 3-5 kata kunci
(jml hlm romawi + jml hlm arab + Lampiran)

Abstraksi.

Daftar Pustaka (thn terlama-thn terbaru)

ABSTRACT

Denilson, 51416815

THREE DIMENSIONAL POSE ESTIMATION FROM MONOCULAR IMAGE
USING DEEP NEURAL NETWORK

Thesis. Informatics Engineering, Faculty of Industrial Technology,
Gunadarma University, 2020

Keywords: dibuaturut abjad sekitar 3-5 kata kunci
(jml hlm romawi + jml hlm arab + Lampiran)

Abstract.

Bibliography (thn terlama-thn terbaru)

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur penulis ucapkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa yang telah memberikan berkat, anugerah dan karunia yang melimpah, sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini pada waktu yang telah ditentukan.

Tugas akhir ini disusun guna melengkapi sebagian syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik Informatika Universitas Gunadarma. Adapun judul tugas akhir ini adalah "Estimasi Pose Tiga Dimensi Dari Gambar Monokuler Menggunakan Deep Neural Network".

Walaupun banyak kesulitan yang penulis harus hadapi ketika menyusun tugas akhir ini, namun berkat bantuan dan dorongan dari berbagai pihak, akhirnya tugas akhir ini dapat diselesaikan dengan baik. Untuk itu penulis tidak lupa mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ibu Prof. E. S. Margianti, SE, MM selaku rektor Universitas Gunadarma
2. selaku Dekan Fakultas Universitas Gunadarma
3. selaku Ketua Jurusan
4. selaku Bagian Sidang Sarjana
5. Ibu Dr. Dharmayanti, ST., MMSI sebagai pembimbing penulis yang ditengah-tengah kesibukannya telah membimbing penulis sehingga penulisan ini dapat diselesaikan.
6. Keluarga yang selalu mendukung dan terus memberikan motivasi.
7. Semua pihak yang terlibat dalam membantu penyelesaian Tugas Akhir ini.

Sebagai manusia biasa yang tak luput dari kesalahan, maka penulis meminta maaf atas segala kekurangan dan keterbatasan dalam penyusunan tugas akhir ini. Penulis sadari bahwa penulisan ini masih jauh dari sempurna, disebabkan karena berbagai keterbatasan yang penulis miliki. Untuk itu penulis mengharapkan kritik

dan saran yang bersifat membangun untuk menjadi perbaikan di masa yang akan datang.

Akhir kata, penulis berharap penulisan ini dapat bermanfaat bagi kita semua dan bagi penulis pribadi khususnya, serta dapat digunakan sebagaimana mestinya.

Depok, April 2020

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR ORIGINALITAS DAN PUBLIKASI	ii
LEMBAR PENGESAHAN	iii
ABSTRAKSI	iv
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR LAMPIRAN	xii
BAB I : PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	2
1.4 Tujuan Penelitian	2
1.5 Metode Penelitian	2
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB II : TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Teorema Penaksiran Universal	5
2.2 Jaringan Saraf	5
2.3 Jaringan Saraf Tiruan	7
2.4 Fungsi Aktivasi	8
2.5 <i>Residual Network</i>	9
2.6 Optimisasi Model	9
2.6.1 <i>Backpropagation</i>	10
2.6.2 <i>Learning Rate</i>	11
2.6.3 <i>Mean Squared Error</i>	11

2.7	Estimasi Pose Dua Dimensi	11
2.8	Estimasi Pose Tiga Dimensi	13
2.9	PyTorch	14
BAB III	: METODOLOGI PENELITIAN	15
3.1	Gambaran Umum	15
3.2	Kerangka Penelitian	16
3.3	Tahap Praproduksi	16
3.3.1	Analisis Kebutuhan Proyek	16
3.3.2	Analisis Struktur Proyek	17
3.3.3	Analisis Data	18
3.4	Tahap Produksi	18
3.4.1	Prapemrosesan Data Pelatihan	18
3.4.2	Arsitektur Model	18
3.4.3	Pelatihan Model	18
3.5	Tahap Uji Coba	18
3.5.1	Prapemrosesan Data Inferensi	18
3.5.2	OpenPose	18
3.5.3	Inferensi Model	18
3.5.4	Visualisasi	18
BAB IV	: HASIL DAN PEMBAHASAN	19
4.1	Hasil Pelatihan Model	19
4.2	Kekurangan Model	19
BAB V	: PENUTUP	20
5.1	Kesimpulan	20
5.2	Saran	20
DAFTAR PUSTAKA	21
LAMPIRAN	L1

DAFTAR TABEL

3.1	Spesifikasi Perangkat Keras	17
3.2	Spesifikasi Perangkat Lunak	17
3.3	Sebuah tabel	18

DAFTAR GAMBAR

2.1	Ilustrasi Jaringan Saraf Manusia	6
2.2	Ilustrasi Sel Saraf Manusia	6
2.3	Ilustrasi Jaringan Saraf Tiruan	7
2.4	Ilustrasi Sel Saraf Tiruan	8
2.5	<i>Rectified Linear Unit</i>	8
2.6	<i>Residual Block</i>	9
2.7	<i>Gradient Descent</i>	10
2.8	Skema <i>Backpropagation</i>	10
2.9	Ilustrasi Perbedaan <i>Learning Rate</i>	11
2.10	Pendekatan <i>Top-Down</i> dan <i>Bottom-Up</i>	12
2.11	Pencarian Pose Tiga Dimensi Lokal	13
2.12	Pencarian Pose Tiga Dimensi Global	14
3.1	Kerangka Penelitian	16
3.2	Jupyter Lab	17

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Listing Program	10
----------------------------------	----

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Pemanfaatan teknologi yang terkomputerisasi oleh manusia selalu meninggalkan jejak yang tersimpan dalam bentuk data digital. Rekam jejak ini merupakan bukti perilaku dan karakteristik manusia sehingga dijadikan acuan pengembangan teknologi dan ilmu pengetahuan pada masa mendatang. Data digital yang umumnya dimanfaatkan oleh manusia meliputi teks, citra audio, citra visual, dan citra audio visual yang disimpan ke dalam suatu media penyimpanan. Jumlah data yang tersedia tergolong banyak dan akan semakin bertambah seiring dengan gaya hidup manusia yang semakin bergantung pada teknologi digital.

Jejak digital bersifat laten yang berarti data digital memiliki makna khusus dan hanya dapat diolah dengan prosedur khusus. Citra visual terbentuk dari penangkapan pantulan gelombang elektromagnetik benda yang berada depan kamera dan kemudian disimpan dalam bentuk digital. Hasil akhir citra visual yang tercipta hanya memiliki informasi numerik mengenai warna, sedangkan informasi posisi benda saat penangkapan sudah hilang. Otak manusia dapat mengartikan kondisi suatu benda dalam suatu gambar tanpa diketahui cara kerjanya secara pasti. Hal yang sama dapat dilakukan komputer dengan membuat fungsi pemetaan dari suatu gambar terhadap suatu kondisi dengan memanfaatkan data gambar dalam jumlah besar sebagai acuan.

Permodelan pembelajaran dalam atau *deep learning* dapat memetakan suatu domain ke domain lainnya secara mandiri menggunakan pelatihan jaringan saraf tiruan dalam atau *deep neural network*. Pembelajaran dalam menggunakan jaringan saraf tiruan dapat digunakan untuk memajukan teknologi khususnya di bidang visi komputer seperti melakukan estimasi pose tiga dimensi tubuh manusia yang terdapat dalam suatu gambar.

1.2 Rumusan Masalah

Permasalahan yang ingin diselesaikan adalah mengestimasi pose tubuh manusia yang telah hilang dengan membuat sebuah pemetaan dari gambar yang ditangkap kamera monokuler ke koordinat setiap titik kunci dari pose menggunakan model *deep neural network*. Model yang telah terlatih mampu melakukan proses pemetaan terhadap gambar baru sehingga dapat dijadikan sebagai acuan aplikasi pembaca pose tubuh manusia dari gambar monokuler.

1.3 Batasan Masalah

Penelitian ini menganggap setiap pose dua dimensi maupun pose tiga dimensi berada dalam koordinat lokal. Setiap pose ditransformasi ke dalam sistem koordinat kamera dengan titik kunci pinggang sebagai titik koordinat tengah. Hal ini dilakukan karena pemetaan hanya menggunakan gambar dua dimensi tanpa informasi kedalaman titik kunci sehingga dapat mengesampingkan masalah kedalaman yang ambigu.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat sebuah aplikasi yang dapat mengestimasi titik kunci dari sebuah citra visual datar dan melakukan transformasi ke pose lokal dua dimensi sehingga dapat dipetakan oleh jaringan saraf tiruan yang dimodelkan ke bentuk pose lokal tiga dimensi. Pose hasil juga divisualisasikan secara interaktif sehingga dapat digunakan untuk kepentingan yang sesuai.

1.5 Metode Penelitian

Penelitian dibagi menjadi tiga tahap besar terurut yang terdiri dari *data preprocessing*, pelatihan model jaringan saraf tiruan, dan visualisasi. Tahap pertama dan tahap ketiga tidak melibatkan pembelajaran mesin. Permasalahan utama dari penelitian ini berada pada tahap kedua tentang pelatihan jaringan saraf tiruan untuk melakukan pemetaan pose dua dimensi ke pose tiga dimensi.

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Human3.6M* yang berisi 3,6 juta pose unik yang dilakukan oleh sebelas aktor profesional dan direkam menggunakan empat sudut kamera yang berbeda beserta dengan koordinat setiap titik kunci dari hasil penangkapan alat *motion capture* [11].

Pose dua dimensi dan tiga dimensi merupakan variabel yang relevan untuk masalah. Pada tahap *data preprocessing* akan dilakukan ekstraksi variabel ini menjadi bentuk numerik sehingga mudah untuk digunakan saat melakukan pelatihan jaringan saraf tiruan. Tahap selanjutnya akan dilakukan pembuatan, permodelan, pelatihan, dan evaluasi jaringan saraf tiruan dalam untuk pemetaan titik kunci yang kemudian dilanjutkan dengan percobaan model dengan video. Tahap terakhir menampilkan visualisasi gambar, pose dua dimensi, dan pose tiga dimensi.

Perangkat keras yang digunakan dalam penelitian ini adalah satu unit laptop dengan spesifikasi:

- CPU Intel Core I7 7700HQ
- Memori 24 GB DDR4
- GPU NVIDIA GTX 1060 6GB
- SSD NVME SAMSUNG 120 GB
- HDD SATA 1 TB

Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini adalah satu unit laptop dengan spesifikasi:

- Python 3.7
- Jupyter Lab
- Git
- GitHub
- LaTeX

1.6 Sistematika Penulisan

Adapun sistematika penulisan yang digunakan dalam penulisan ini adalah sebagai berikut:

PENDAHULUAN, mengemukakan latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, metode penelitian, dan sistematika penulisan.

TINJAUAN PUSTAKA, menjelaskan kumpulan teori yang digunakan dalam mendukung proses penyelesaian program.

PENDEKATAN, mengemukakan langkah-langkah yang dicapai untuk membuat program.

HASIL DAN ANALISIS, mendalami hasil yang tercapai dengan analisis secara mendalam.

PENUTUP, mengulas lebih lanjut mengenai kesimpulan yang dapat ditarik dari hasil disertai dengan saran yang dapat menyempurnakan penelitian selanjutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

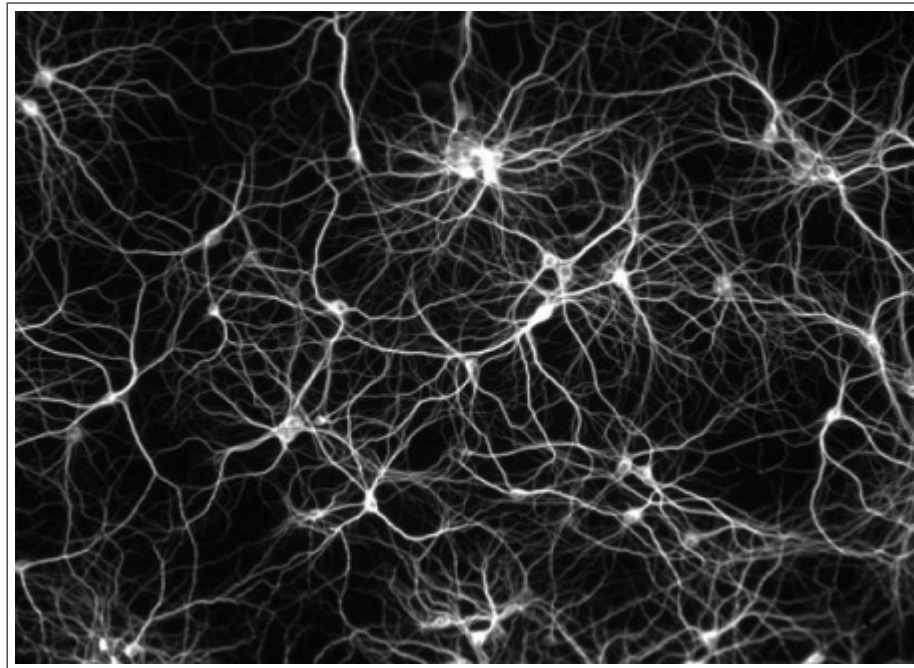
2.1 Teorema Penaksiran Universal

Teorema penaksiran universal atau *universal approximation theorem* menyatakan bahwa sebuah model jaringan *feed-forward* dapat membentuk fungsi apapun secara subjektif. Sebuah model jaringan saraf tiruan dibentuk dari serangkaian lapisan yang didalamnya terdapat deretan sel saraf atau *neuron* dengan kuantitas tertentu. Semakin panjang rangkaian lapisan yang tersedia, maka semakin banyak saraf yang tersedia sehingga dapat memetakan fungsi yang sulit. Model jaringan yang memiliki banyak saraf dapat mempelajari pola-pola yang ada dari satu domain ke domain lainnya [7].

Teorema penaksiran universal memiliki dua sifat yang dikategorikan berdasarkan pemanfaatannya dalam melakukan pembelajaran mesin. Sifat pertama adalah suatu model jaringan saraf tiruan dapat memperkirakan suatu fungsi dengan batasan-batasan tertentu sesuai dengan fungsi keluaran pada setiap lapisan yang terdapat dalam model khususnya lapisan yang terdapat pada bagian akhir. Sifat kedua adalah sebuah fungsi kontinu dengan jumlah variabel sembarang dapat ditiru sifatnya oleh sebuah jaringan saraf tiruan dengan jumlah parameter yang sembarang [13].

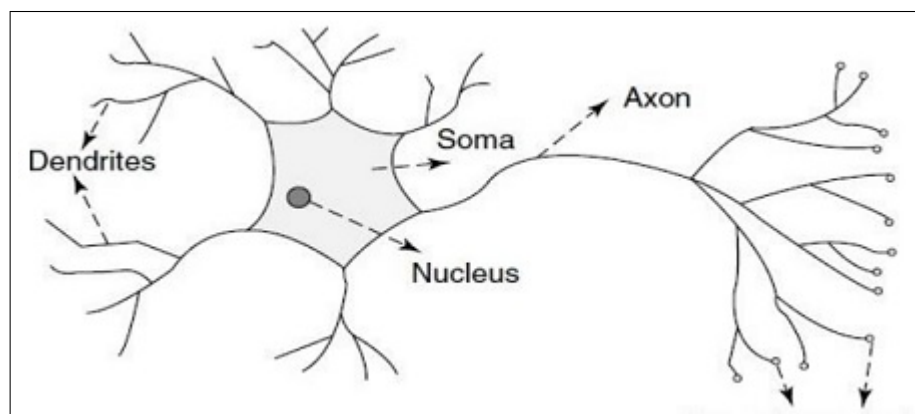
2.2 Jaringan Saraf

Otak manusia terdiri dari kumpulan sel saraf yang saling terkoneksi satu sama lain. Sebuah sel saraf adalah sel yang dapat memproses dan mengantarkan informasi apabila dirangsang dengan tegangan elektrokimia. Sel-sel saraf tidak membelah dirinya dan tidak digantikan apabila ada yang rusak. Jumlah sel saraf yang terdapat dalam otak manusia diperkirakan sebanyak satu miliar. Setiap sel saraf diperkirakan berkoneksi dengan sepuluh ribu sel saraf lainnya melalui sinapsis yang berarti otak manusia dewasa beroperasi seperti prosesor dengan kecepatan satu triliun bit per detik [9].



Gambar 2.1: Ilustrasi Jaringan Saraf Manusia

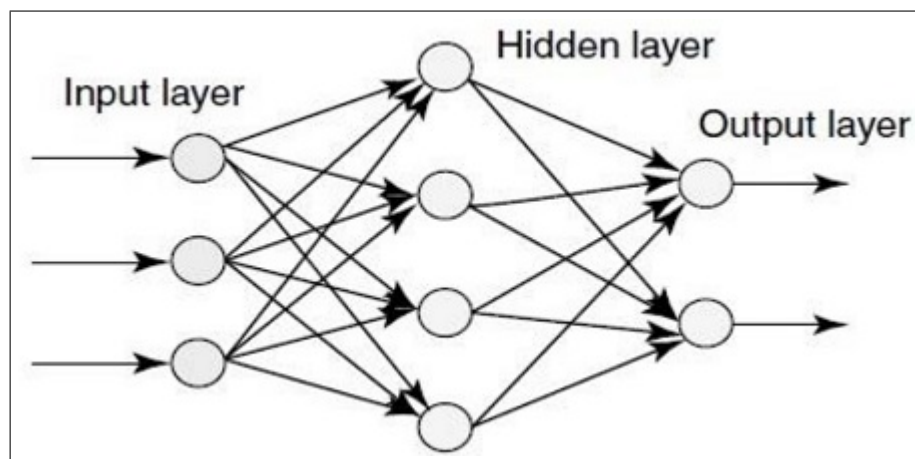
Bentuk sel saraf sangat bervariasi dengan berbagai ukuran, bentuk, dan sifat elektrokimianya. Sebuah sel saraf memiliki badan yang terdiri dari beberapa struktur penting meliputi *soma*, *dendrites*, *axon*, dan *synapses* seperti pada gambar 2.2. Sebuah sel saraf akan menerima beberapa masukan melalui *synapses*, memproses inputan tersebut melewati *dendrites*, kemudian diteruskan melalui *soma*, dan diberikan kepada sel saraf lainnya melalui *axon* [23].



Gambar 2.2: Ilustrasi Sel Saraf Manusia

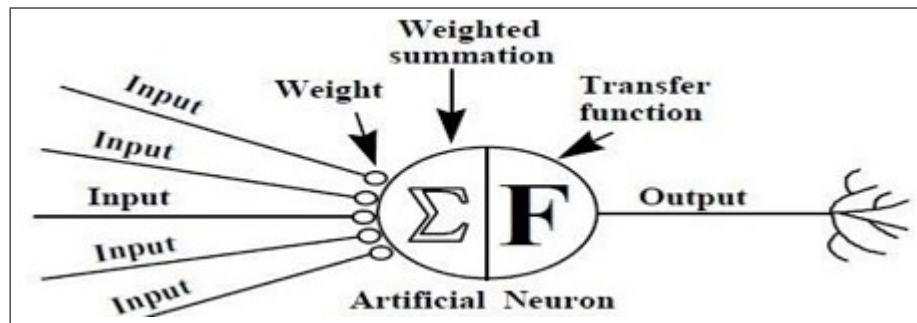
2.3 Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan Saraf Tiruan adalah sistem komputasi yang cara kerjanya menyerupai jaringan saraf pada otak makhluk hidup. Sebuah jaringan saraf tiruan dapat dengan mandiri memodelkan fungsi sembarang yang tingkat kesulitannya sesuai dengan jumlah koneksi yang tersedia. Jaringan ini menyerupai jaringan saraf asli dimana sebuah saraf tiruan menerima banyak masukan dari saraf lainnya kemudian dioperasikan dengan bobot yang terkandung pada sel tersebut dan akhirnya diteruskan ke sel berikutnya. Jaringan saraf umumnya terbentuk dari beberapa lapisan seperti pada gambar 2.3 [1].



Gambar 2.3: Ilustrasi Jaringan Saraf Tiruan

Sebuah sel saraf dapat dibagi menjadi empat bagian yang meliputi masukan, bobot, fungsi transfer atau aktivasi, dan keluaran. Jumlah masukan pada suatu sel saraf tiruan berjumlah sebanyak output dari sel-sel yang berada pada layer sebelumnya. Bobot sel adalah nilai numerik yang menjadi identitas dari sel yang merupakan hasil penyesuaian dari proses latihan. Fungsi aktivasi adalah sebuah fungsi menerima hasil operasi antara bobot dan masukan. Keluaran merupakan hasil dari sel yang diteruskan ke lapisan selanjutnya. Ilustrasi sebuah sel saraf tiruan dapat dilihat pada gambar 2.4 [20].



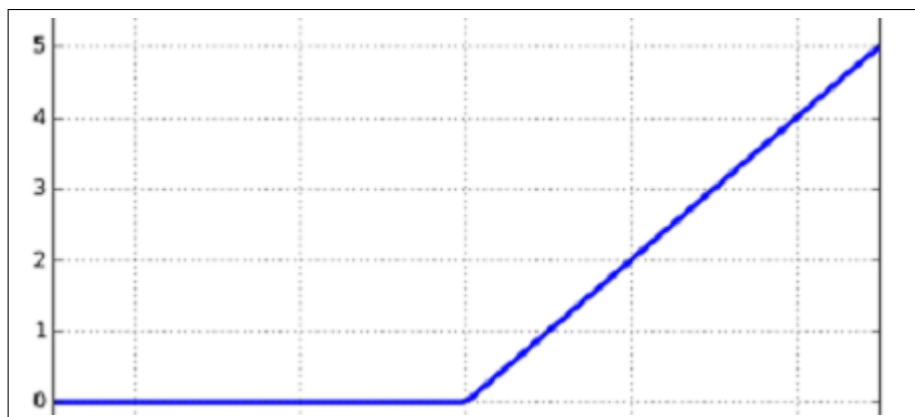
Gambar 2.4: Ilustrasi Sel Saraf Tiruan

2.4 Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi pada sel saraf tiruan berfungsi untuk mengkonversi hasil operasi matriks antara masukan dan bobot sebuah sel dari sistem linier menjadi sistem nonlinier. Konversi nilai ini dilakukan agar setiap sel mengambil perannya pada saat proses pelatihan model. Beberapa fungsi aktivasi yang dipakai pada umumnya adalah *Sigmoid*, *ReLU*, *Tanh*, dan *Softmax* [2].

Rectified Linear Unit adalah fungsi aktivasi yang paling umum digunakan dalam aplikasi jaringan saraf tiruan. Fungsi aktivasi *ReLU* membatasi nilai masukannya dimana nilai yang kurang dari nol akan diubah menjadi nol [10, 16]. Persamaan fungsi aktivasi *Rectified Linear Unit* dapat dilihat seperti pada persamaan dibawah.

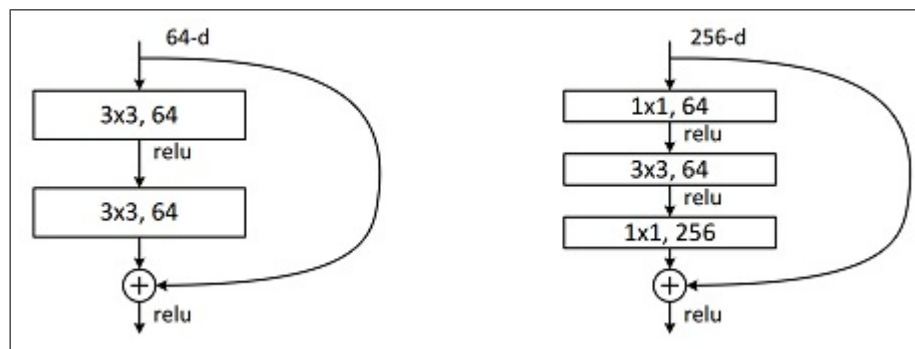
$$f(x) = \max(0, x) = \begin{cases} x_i, & \text{if } x_i \geq 0 \\ 0, & \text{if } x_i < 0 \end{cases}$$



Gambar 2.5: Rectified Linear Unit

2.5 Residual Network

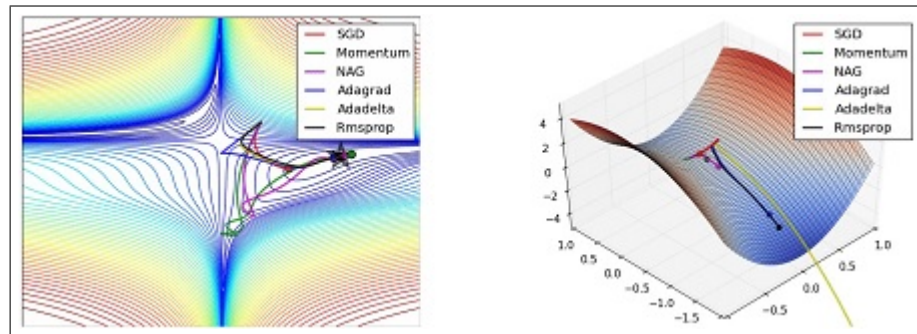
Residual Network atau *ResNet* merupakan model jaringan saraf tiruan yang menggunakan *residual block* sebagai dasar dari setiap lapisan. Sebuah *residual block* merupakan sebuah arsitektur jaringan saraf tiruan kecil yang terdiri dari beberapa lapisan. Setiap blok akan menjumlahkan masukan dan keluarannya sehingga layer di dalam suatu blok hanya menambahkan pola-pola yang dipelajari. Hal ini memungkinkan *ResNet* untuk memiliki jumlah blok yang sangat banyak sehingga dapat memetakan suatu fungsi sembarang yang sulit sesuai dengan teorema penaksiran universal [8]. Jenis-jenis *residual block* dapat dilihat pada gambar 2.6.



Gambar 2.6: Residual Block

2.6 Optimisasi Model

Algoritma optimisasi model yang paling populer dalam melakukan pelatihan model *deep learning* adalah *gradient descent*. *Gradient descent* meminimalisir selisih antara prediksi model dan target sebenarnya dengan merubah bobot-bobot yang terdapat dalam model. Nilai bobot yang ditambahkan berbanding terbalik dengan gradien hasil fungsi kesalahan terhadap masing-masing bobot. Proses optimisasi dilakukan dengan melakukan *backpropagation* yang melibatkan beberapa elemen seperti *learning rate*, dan *loss function*. Tujuannya adalah untuk mencapai titik optimal pada sebuah bidang berdasarkan hasil dari *loss function* [7]. Ilustrasi titik optimal digambarkan pada gambar 2.7.



Gambar 2.7: Gradient Descent

2.6.1 Backpropagation

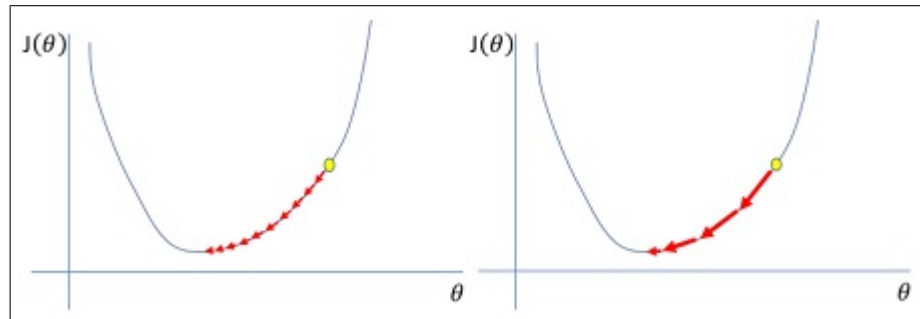
Backpropagation adalah sebuah prosedur pelatihan jaringan saraf tiruan yang secara berulang-ulang kali menyesuaikan bobot setiap sel hingga selisih antara keluaran dan target menjadi lebih kecil. Algoritma ini merupakan mengorganisasikan sebuah model jaringan untuk secara mandiri mencari titik optimal secara berkala. Optimisasi dilakukan dengan melakukan *forward-pass* pada satu atau sebagian atau semua data yang ada ke dalam model untuk mendapatkan hasil prediksi. Hasil tersebut kemudian diukur selisihnya dengan target yang sebenarnya menggunakan sebuah fungsi kesalahan. Turunan parsial masing-masing bobot terhadap selisih kesalahan ini adalah kuantitas negatif yang harus ditambahkan bobot yang berkaitan [19]. Skema algoritma *backpropagation* dapat dilihat pada gambar 2.8.



Gambar 2.8: Skema Backpropagation

2.6.2 Learning Rate

Learning rate adalah sebuah nilai skalar yang menentukan seberapa besar sebuah bobot pada jaringan saraf akan ditambahkan. Nilai *learning rate* umumnya bernilai kecil karena besar turunan parsial pada setiap iterasi akan berubah-ubah. Nilai *learning rate* yang besar akan merubah bobot dengan skala yang besar sehingga akurasi model cenderung tidak stabil. Nilai *learning rate* yang kecil akan menghasilkan model yang stabil tetapi memerlukan jumlah iterasi yang banyak seperti pada gambar 2.9 [22].



Gambar 2.9: Ilustrasi Perbedaan *Learning Rate*

2.6.3 Mean Squared Error

Mean squared error adalah sebuah persamaan estimasi kesalahan dengan merata-ratakan hasil dari pangkat dua selisih antara dua vektor. Fungsi kesalahan ini dipakai untuk mengukur kesalahan model regresi dimana keluaran yang diukur bersifat kontinu. Persamaan ini akan selalu bernilai positif dan nilai yang mendekati nol menandakan bahwa selisih antara dua vektor semakin kecil seperti pada persamaan dibawah [21].

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{d_i - f_i}{\sigma_i} \right)^2$$

2.7 Estimasi Pose Dua Dimensi

Estimasi pose dua dimensi melakukan lokalisasi titik kunci anatomi atau bagian tubuh manusia berdasarkan fungsi dari bagian tersebut pada sebuah gambar dua dimensi. Setiap gambar unik dapat berisi jumlah orang yang berbeda dan dapat

muncul dengan posisi dan ukuran yang berbeda-beda. Interaksi antara manusia dengan benda disekitarnya dapat menyebabkan oklusi dan hilangnya titik kunci anatomi yang dicari. Kompleksitas permasalahan ini juga semakin meningkat berbanding lurus dengan jumlah orang yang ada dalam suatu gambar [5] [6].

Pendekatan yang umum dilakukan adalah dengan mendeteksi setiap orang dalam setiap gambar secara individu. Hal pertama yang dideteksi adalah lokalisasi kemunculan suatu benda yang dianggap sebagai objek manusia dan kemudian mencari titik kunci anatomi dari objek tersebut. Pendekatan *top-down* seperti ini cocok dipakai untuk mendapatkan *single-person* dengan mudah tetapi kompleksitas yang proporsional dengan jumlah orang. Sebaliknya dengan pendekatan *bottom-up* dimana deteksi dilakukan dengan mencari alamat piksel pada gambar yang dianggap adalah titik kunci anatomi dan dilanjutkan dengan membangun pose manusia dari kandidat yang ada. Pendekatan *bottom-up* cocok untuk menyelesaikan masalah *multi-person* dikarenakan pencarian kandidat titik kunci dapat dilakukan terlebih dahulu tanpa harus mengetahui jumlah orang. Perbedaan pendekatan *top-down* dan *bottom-up* dapat dilihat pada gambar 2.10 [3].

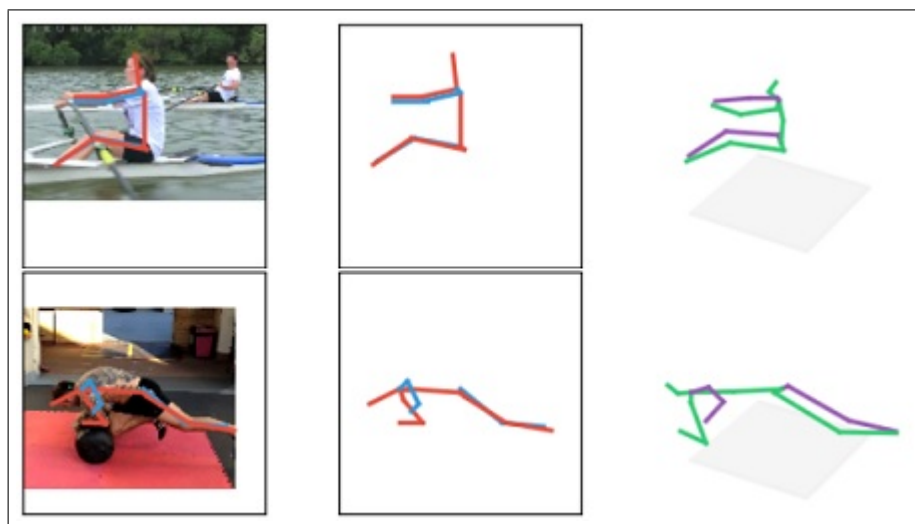


Gambar 2.10: Pendekatan *Top-Down* dan *Bottom-Up*

2.8 Estimasi Pose Tiga Dimensi

Algoritma estimasi pose tiga dimensi merekonstruksi titik kunci tiga dimensi tubuh manusia dari sebuah gambar dua dimensi. Proses pencarian titik kunci dibagi menjadi dua golongan yaitu pencarian secara langsung menggunakan gambar sebagai masukan dan pencarian bertahap dengan mencari titik kunci anatomi dua dimensi terlebih dahulu kemudian dilanjutkan dengan pencarian titik kunci tiga dimensi. Titik kunci yang didapatkan dapat berada dalam koordinat lokal dan global. Pencarian secara langsung tidak menghasilkan akurasi yang tinggi dan cenderung buruk dalam mendeteksi orientasi yang benar [4].

Titik kunci tiga dimensi yang berada dalam koordinat lokal menjadikan posisi pinggang sebagai titik nol yang berarti lokasi pinggang akan selalu bernilai $\vec{hip} = [0.0, 0.0, 0.0]$. Posisi titik kunci lain relatif terhadap titik pinggang. Hal ini menyebabkan pose yang ditangkap hanya bersifat lokal yang berarti hanya memiliki satu orientasi lokal. Pencarian pose tiga dimensi lokal dari gambar dua dimensi diilustrasikan pada gambar 2.11 [14].



Gambar 2.11: Pencarian Pose Tiga Dimensi Lokal

Titik kunci tiga dimensi dapat juga berada dalam koordinat global yang berarti orientasi kamera saat mengambil gambar diperhitungkan sebagai sebuah observasi virtual. Kompleksitas yang dihadapi berkaitan dengan orientasi kamera yang berubah. Estimasi pose tiga dimensi global umumnya dilakukan dengan

mendeteksi titik kunci anatomi tubuh manusia ke dalam suatu dunia virtual tiga dimensi sehingga dapat diamati dari berbagai sudut yang berkorelasi dengan kamera [24, 15]. Pencarian pose tiga dimensi global dari gambar dua dimensi diilustrasikan pada gambar 2.12.



Gambar 2.12: Pencarian Pose Tiga Dimensi Global

2.9 PyTorch

PyTorch merupakan *framework* untuk melakukan *deep learning* dengan bahasa pemrograman python. Penggiat data umumnya menggunakan bahasa pemrograman ini dalam melakukan riset pemanfaatan dan pengolahan data. PyTorch menyediakan implementasi grafik jaringan saraf tiruan yang bersifat dinamis. Hal ini memungkinkan pengguna untuk mengubah arsitektur model secara cepat dalam setiap iterasi [17].

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Gambaran Umum

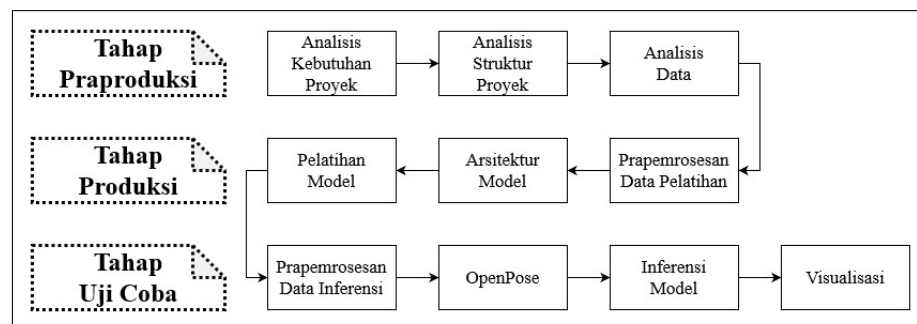
Penelitian ini membahas pemanfaatan data gambar sebagai acuan dalam melakukan pelatihan dan implementasi model *deep neural network* untuk mencari dan memetakan koordinat tiga dimensi pose tubuh manusia dalam sebuah rangkaian gambar secara lokal. Pengerjaan aplikasi mengutamakan dua langkah penting yang meliputi pengolahan data dan pembuatan model. Aplikasi yang dibuat dapat menampilkan plot grafik tiga dimensi menyerupai struktur anatomi tubuh manusia sesuai dengan pose hasil estimasi dari gambar masukkan. Hasil pelatihan model ditampilkan dalam grafik dua dimensi untuk analisis lebih lanjut.

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terbagi menjadi dua jenis yang meliputi *dataset* pembuatan model dan *dataset* inferensi aplikasi. *Dataset* pembuatan model dikategorikan menjadi data pelatihan model dan data validasi model. *Dataset* pembuatan model berisi gambar dan target posisi titik kunci anatomi dalam jumlah besar. Data pelatihan model adalah data yang digunakan dalam proses pelatihan sebagai sampel bagi *deep neural network*. Data validasi model adalah data yang digunakan untuk menguji kebenaran fungsionalitas pemetaan yang dipelajari saat pelatihan model. *Dataset* inferensi aplikasi adalah data uji coba berbentuk video tanpa target titik kunci yang digunakan untuk estimasi pose tubuh manusia secara sekuensial.

Pelatihan model *deep neural network* diimplementasikan menggunakan *framework* PyTorch. Kedua *dataset* yang digunakan diolah terlebih dahulu sehingga memenuhi syarat PyTorch dalam melakukan *deep learning*. Setiap model kemudian digunakan terhadap *dataset* inferensi aplikasi. Proses dan hasil estimasi diurai lebih lanjut dalam bentuk grafik visual.

3.2 Kerangka Penelitian

Kerangka penelitian yang jelas dibutuhkan untuk memudahkan proses penelitian sehingga dapat mempersingkat waktu pengerjaan. Proses penelitian dibagi menjadi tiga tahapan besar yang meliputi tahap praproduksi, tahap produksi, dan tahap uji coba. Setiap tahapan tersebut dikerjakan secara terurut dan sistematis. Alur setiap tahap diilustrasikan pada gambar 3.1.



Gambar 3.1: Kerangka Penelitian

3.3 Tahap Praproduksi

Tahap praproduksi berisi langkah-langkah analisis yang menentukan alur pada tahap selanjutnya. Tahap praproduksi dibagi menjadi beberapa langkah yang meliputi analisis kebutuhan proyek, analisis struktur proyek, dan analisis data. Tahap ini menganalisis bagian-bagian pokok yang diperlukan sehingga mengetahui langkah-langkah yang akan dilakukan pada tahap produksi.

3.3.1 Analisis Kebutuhan Proyek

Pelatihan dan implementasi model ini memerlukan alat-alat pendukung berupa perangkat keras dan perangkat lunak yang mencukupi. Spesifikasi perangkat keras dan perangkat lunak yang lebih besar akan mempercepat proses pelatihan model jaringan saraf tiruan. Spesifikasi perangkat keras yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada tabel 3.1. Spesifikasi perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada tabel 3.2.

Tabel 3.1: Spesifikasi Perangkat Keras

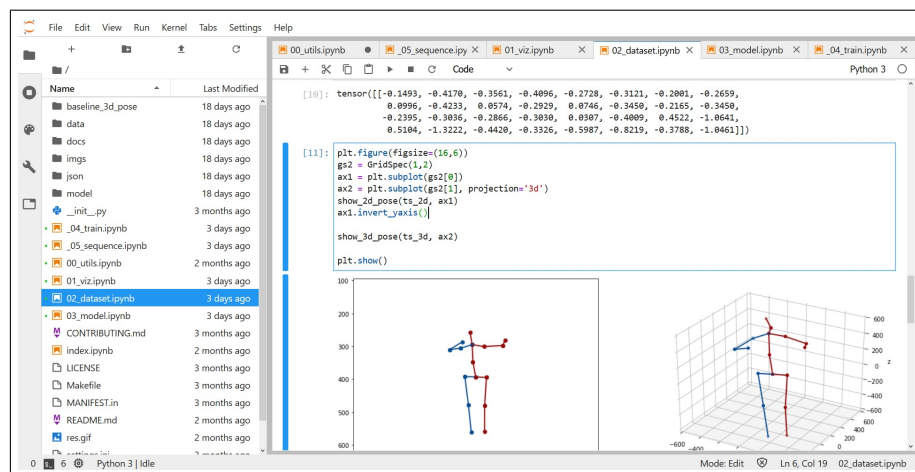
Perangkat Keras (Laptop)	
CPU	Intel Core I7 7700 HQ
GPU	NVIDIA GTX 1060 6 GB
RAM	24 GB DDR4
SSD	NVME SAMSUNG 120 GB
HDD	SATA 1 TB

Tabel 3.2: Spesifikasi Perangkat Lunak

Perangkat Lunak	
Sistem Operasi	Ubuntu 19.10
IDE	Jupyter Lab
Bahasa Pemrograman	Python 3.7
Framework	PyTorch 1.4

3.3.2 Analisis Struktur Proyek

Perancangan struktur proyek yang sistematis diperlukan untuk meminimalisir kompleksitas dalam melakukan pembuatan dan pelatihan model. *Integrated development environment* Jupyter Lab memudahkan eksekusi perintah dengan sintaks bahasa pemrograman Python dalam bentuk sel interaktif. Setiap sel terdiri dari *input* dan *output*. Sel *input* berisi perintah yang akan dieksekusi, sedangkan sel *output* berisi hasil eksekusi yang dapat berupa teks ataupun grafik. Cara kerja Jupyter Lab dapat dilihat pada gambar 3.2.

**Gambar 3.2: Jupyter Lab**

3.3.3 Analisis Data

Data Latihan Data Inferensi

3.4 Tahap Produksi

3.4.1 Prapemrosesan Data Pelatihan

Kelas DataLoader

3.4.2 Arsitektur Model

DNN

3.4.3 Pelatihan Model

3.5 Tahap Uji Coba

3.5.1 Prapemrosesan Data Inferensi

3.5.2 OpenPose

3.5.3 Inferensi Model

3.5.4 Visualisasi

Tabel 3.3: Sebuah tabel

1	2	3
4	5	6
7	8	9

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Pelatihan Model

4.2 Kekurangan Model

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berisi ringkasan dari metodologi dan kesimpulan penting dari hasil evaluasi.

5.2 Saran

Berisi saran-saran untuk pengembangan riset ini ke langkah ke depan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Abiodun, O., Jantan, A., Omolara, O., Dada, K., Umar, A., Linus, O., Arshad, H., Aminu Kazaure, A., Gana, U., dan Kiru, M. (2019). Comprehensive review of artificial neural network applications to pattern recognition. *IEEE Access*, PP:1–1.
- [2] Agostinelli, F., Hoffman, M., Sadowski, P., dan Baldi, P. (2014). Learning Activation Functions to Improve Deep Neural Networks. *arXiv e-prints*, page arXiv:1412.6830.
- [3] Cao, Z., Hidalgo Martinez, G., Simon, T., Wei, S., dan Sheikh, Y. A. (2019). Openpose: Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*.
- [4] Chen, T., Fang, C., Shen, X., Zhu, Y., Chen, Z., dan Luo, J. (2020). Anatomy-aware 3D Human Pose Estimation in Videos. *arXiv e-prints*, page arXiv:2002.10322.
- [5] Felzenszwalb, P. dan Huttenlocher, D. (2005). Pictorial structures for object recognition. *International Journal of Computer Vision*, 61:55–79.
- [6] Gkioxari, G., Hariharan, B., Girshick, R., dan Malik, J. (2014). Using k-poselets for detecting people and localizing their keypoints. pages 3582–3589.
- [7] Guliyev, N. J. dan Ismailov, V. E. (2015). A single hidden layer feedforward network with only one neuron in the hidden layer can approximate any univariate function. *arXiv e-prints*, page arXiv:1601.00013.
- [8] He, K., Zhang, X., Ren, S., dan Sun, J. (2015). Deep Residual Learning for Image Recognition. *arXiv e-prints*, page arXiv:1512.03385.
- [9] Herculano-Houzel, S. (2009). The human brain in numbers: a linearly scaled-up primate brain. *Frontiers in Human Neuroscience*, 3:31.

- [10] Hinton, G. E. Rectified linear units improve restricted boltzmann machines
vinod nair.
- [11] Ionescu, C., Papava, D., Olaru, V., dan Sminchisescu, C. (2014). Human3.6m:
Large scale datasets and predictive methods for 3d human sensing in natural
environments. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,
36(7):1325–1339.
- [12] Kingma, D. P. dan Ba, J. (2014). Adam: A Method for Stochastic
Optimization. *arXiv e-prints*, page arXiv:1412.6980.
- [13] Kratsios, A. (2019). The Universal Approximation Property:
Characterizations, Existence, and a Canonical Topology for Deep-Learning.
arXiv e-prints, page arXiv:1910.03344.
- [14] Martinez, J., Hossain, R., Romero, J., dan Little, J. J. (2017). A simple yet
effective baseline for 3d human pose estimation. In *ICCV*.
- [15] Mehta, D., Sotnychenko, O., Mueller, F., Xu, W., Elgharib, M., Fua, P., Seidel,
H.-P., Rhodin, H., Pons-Moll, G., dan Theobalt, C. (2019). XNect: Real-time
Multi-Person 3D Motion Capture with a Single RGB Camera. *arXiv e-prints*,
page arXiv:1907.00837.
- [16] Nwankpa, C., Ijomah, W., Gachagan, A., dan Marshall, S. (2018). Activation
Functions: Comparison of trends in Practice and Research for Deep Learning.
arXiv e-prints, page arXiv:1811.03378.
- [17] Paszke, A., Gross, S., Massa, F., Lerer, A., Bradbury, J., Chanan, G., Killeen,
T., Lin, Z., Gimelshein, N., Antiga, L., Desmaison, A., Köpf, A., Yang, E.,
DeVito, Z., Raison, M., Tejani, A., Chilamkurthy, S., Steiner, B., Fang, L., Bai,
J., dan Chintala, S. (2019). PyTorch: An Imperative Style, High-Performance
Deep Learning Library. *arXiv e-prints*, page arXiv:1912.01703.
- [18] Ruder, S. (2016). An overview of gradient descent optimization algorithms.
arXiv e-prints, page arXiv:1609.04747.

- [19] Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., dan Williams, R. J. (1986). Learning Representations by Back-propagating Errors. *Nature*, 323(6088):533–536.
- [20] Sharma, V., Rai, S., dan Dev, A. (2012). A comprehensive study of artificial neural networks.
- [21] Torabi, M. dan Rao, J. (2013). Estimation of mean squared error of model-based estimators of small area means under a nested error linear regression model. *Journal of Multivariate Analysis*, 117:76 – 87.
- [22] You, K., Long, M., Wang, J., dan Jordan, M. I. (2019). How Does Learning Rate Decay Help Modern Neural Networks? *arXiv e-prints*, page arXiv:1908.01878.
- [23] Zhang, J. (2019). Basic Neural Units of the Brain: Neurons, Synapses and Action Potential. *arXiv e-prints*, page arXiv:1906.01703.
- [24] Zhou, X., Huang, Q., Sun, X., Xue, X., dan Wei, Y. (2017). Towards 3D Human Pose Estimation in the Wild: a Weakly-supervised Approach. *arXiv e-prints*, page arXiv:1704.02447.

LAMPIRAN

Bisa diketik sesuai kebutuhan