

KLASIFIKASI GAMBAR PADA GOOGLE QUICK DRAW MENGGUNAKAN
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DAN NEUROEVOLUTION OF
AUGMENTING TOPOLOGIES

*Diajukan Sebagai Syarat untuk Menyelesaikan
Pendidikan Program Strata-I pada
Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Unsri*



Oleh :

Nurjamil
NIM : 09021281419056

**Jurusank Teknik Informatika
FAKULTAS ILMU KOMPUTER UNIVERSITAS SRIWIJAYA
2019**

LEMBAR PENGESAHAN USULAN TUGAS AKHIR

**KLASIFIKASI GAMBAR PADA GOOGLE *QUICK DRAW* MENGGUNAKAN
*CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DAN NEUROEVOLUTION OF
AUGMENTING TOPOLOGIES***

Oleh :

Nurjamil
NIM : 09021281419056

Palembang, 17 September 2019

Pembimbing I,

Rifkie Primartha, M.T
NIP. 197706012009121004

Pembimbing II,

Kanda Januar Miraswan, S.Kom., M.T.
NIP. 1671080901900006

Mengetahui,
Ketua Jurusan Teknik Informatika

Rifkie Primartha, M.T
NIP. 197706012009121004

TANDA LULUS UJIAN SIDANG TUGAS AKHIR

Pada hari Rabu tanggal 22 November 2019 telah dilaksanakan Ujian Sidang Tugas Akhir oleh Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

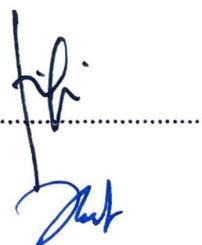
Nama : Nurjamil

NIM : 09021281419056

Judul : Klasifikasi Gambar pada Google Quick Draw Menggunakan Convolutional Neural Network dan Neuroevolution of Augmenting Topologies.

1. Pembimbing I

Rifkie Primartha, M.T.
NIPUS. 197706012009121004



Kanda Januar Miraswan, M.T.
NIPUS. 1671080901900006



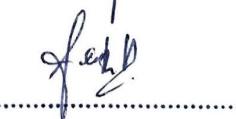
3. Penguji I

Novi Yusliani, M.T.
NIP. 198211082012122001



4. Penguji II

Desty Rodiah, M.T.
NIP. 1671016112890005



Mengetahui,
Ketua Jurusan Teknik Informatika



Rifkie Primartha, M.T.
NIP. 197706012009121004

HALAMAN PERNYATAAN BEBAS PLAGIAT

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Nurjamil
NIM : 09021281419056
Program Studi : Teknik Informatika
Judul Skripsi : Klasifikasi Gambar pada Google Quick Draw Menggunakan *Convolutional Neural Network* dan *Neuroevolution of Augmenting Topologies*.

Hasil Pengecekan Software *iThenticate/Turnitin* : 18 %

Menyatakan bahwa Laporan Projek saya merupakan hasil karya sendiri dan bukan hasil penjiplakan/plagiat. Apabila ditemukan unsur penjiplakan/plagiat dalam laporan projek ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dari Universitas Sriwijaya sesuai dengan ketentuan berlaku.

Demikian, pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya dan tidak ada paksaan oleh siapapun.



Palembang, Desember 2019



Nurjamil

NIM. 09021281419056

MOTTO

Bismillahirrohmanirrohim....

“dunia hanya sementara dan akhirat selamanya”. – Ustadz Derry Sulaiman

Kupersembahkan Hasil Karyaku ini Kepada :

- ❖ **Ibu Saya**
- ❖ **Keluarga Saya**
- ❖ **Teman dan Sahabat Saya**
- ❖ **Sahabat dan Teman Seperjuangan IF Reguler 2014**

ABSTRACT

Google quick draw image classification is not quite an easy task, considering *the variance and noise* we have on the data. In this research we built classifier for doodles from Google Quick Draw database and compare the performance between Convolutional Neural Network(CNN) and Neuroevolution of Augmenting Topologies(NEAT). This Research profing that convolution approach inside CNN method is performed better than genetic algorithm or evolution algorithm inside NEAT method. The result showing that CNN performed best with the average accuracy achieved was 89.125% and NEAT achieving 85.8125% average accuracy. Nevertheless, one of eight class classified by NEAT got better accuracy than CNN with 4.5% more accuracy.

Keyword : Image Classification, Sketch Classification, Convolutional Neural Network,

Neuroevolution of Augmenting Topologies.

Palembang, Desember 2019

Pembimbing I,



Rifkie Primartha, M.T
NIP. 197706012009121004

Pembimbing II,



Kanda Januar Miraswan, M.T.
NIP. 1671080901900006

Mengetahui,
Ketua Jurusan Teknik Informatika



Rifkie Primartha, M.T
NIP. 197706012009121004

ABSTRAK

Klasifikasi gambar Google quick draw bukanlah suatu tugas yang mudah, dikarenakan banyaknya varian dan *noise* pada data. Pada penelitian ini, kami membuat Pengklasifikasi sketsa gambar dari basis data Google Quick Draw dan membandingkan performa antara metode *Convolutional Neural Network*(CNN) dan *Neuroevolution of Augmenting Topologies*(NEAT). Penelitian membuktikan bahwa teknik konvolusi yang terdapat pada metode CNN terbukti lebih unggul dibandingkan dengan teknik genetik algoritma atau algoritma evolusi yang digunakan pada metode NEAT. Hasil menunjukkan CNN mendapatkan performa yang lebih baik dengan rata – rata akurasi yang didapatkan sebesar 89.125% sedangkan metode NEAT mendapatkan rata – rata akurasi sebesar 85.8125%. Meskipun demikian satu dari delapan kelas yang diprediksi menggunakan metode NEAT dapat lebih unggul dari metode CNN sebesar 4.5%.

Keyword : Klasifikasi gambar, klasifikasi sketsa, Convolutional Neural Network,

Neuroevolution of Augmenting Topologies

Palembang, Desember 2019

Pembimbing I,



Rifkie Primartha, M.T
NIP. 197706012009121004

Pembimbing II,



Kanda Januar Miraswan, M.T.
NIP. 1671080901900006

Mengetahui,
Ketua Jurusan Teknik Informatika



Rifkie Primartha, M.T
NIP. 197706012009121004

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur penulis ucapkan kepada Allah SWT, karena berkat rahmat dan karunia-Nya penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini. Tugas akhir dengan judul “**Klasifikasi Gambar pada Google Quick Draw Menggunakan Convolutional Neural Network dan Neuroevolution of Augmenting Topologies**” ini disusun untuk memenuhi salah satu persyaratan dalam menyelesaikan pendidikan program Strata-I pada Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak yang telah membantu dan memberikan dukungan, bimbingan, kerjasama dan motivasi kepada penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini. Pihak-pihak tersebut antara lain :

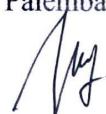
1. Ibu dan keluarga saya yang selalu mendoakan dan memberi dukungan dengan sepenuh hati sehingga bisa menyelesaikan tugas akhir ini.
2. Bapak Rifkie Primartha, M.T. dan Kanda Januar Miraswan, M.T. selaku pembimbing tugas akhir, yang selalu memberikan saran dan kritik yang membangun untuk saya serta membantu dalam menyelesaikan tugas akhir di Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
3. Ibu Novi Yusliani, M.T. dan Ibu Desty Rodiah, M.T. selaku penguji tugas akhir ini, yang sudah banyak memberi saran serta membantu dalam tugas akhir ini.
4. Bapak Rifkie Primartha, M.T. selaku pembimbing akademik di Jurusan Teknik

Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

5. Bapak Rifkie Primartha, M.T. dan Ibu Hardini Novianti, M.T. selaku Ketua Jurusan dan Sekretaris Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
6. Seluruh Dosen Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya yang telah memberikan ilmu pengetahuan kepada penulis selama kegiatan akademik berlangsung.
7. Seluruh Karyawan dan Karyawati Fasilkom UNSRI yang telah membantu dalam urusan administrasi selama kegiatan berlangsung.
8. Seluruh sahabat seperjuangan di Teknik Informatika Reguler 2014.
9. Orang-orang yang sudah banyak membantu saya dalam penyelesaian laporan Dwi, Hakim, Fauzan, Ahmad Fauzan, Deri, Trikur, Yoga yang selalu saya repotkan.
10. Kakak-kakak, adik-adik dan seluruh keluarga besar di Teknik Informatika FASILKOM UNSRI.
11. Seluruh pihak yang telah membantu dalam penyusunan dan penyempurnaan tugas akhir ini yang tidak bisa disebutkan satu-persatu

Penulis yakin dalam penyusunan tugas akhir ini masih banyak terdapat kesalahan yang tidak disadari karena kekhilafan penulis semata, maka kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan untuk membuat kesempurnaan di masa mendatang. Semoga tulisan ini dapat bermanfaat bagi semuanya. Aamiin.

Palembang, Desember 2019



Nurjamil
NIM. 09021281419056

DAFTAR ISI

Halaman

HALAMAN JUDUL.....	.i
HALAMAN PENGESAHAN.....	ii
HALAMAN PERSETUJUAN KOMISI PENGUJI.....	iii
HALAMAN PERNYATAAN BEBAS PLAGIAT.....	iv
HALAMAN MOTTO DAN PERSEMBAHAN.....	v
ABSTRACT.....	vi
ABSTRAK.....	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABLE.....	xiv
DAFTAR GAMBAR.....	xv
BAB 1 PENDAHULUAN	
1.1 Pendahuluan.....	I-1
1.2 Latar Belakang.....	I-1
1.3 Rumusan Masalah.....	I-3
1.4 Tujuan Penelitian	I-4
1.5 Manfaat Penelitian	I-4
1.6 Batasan Masalah	I-5
1.7 Sistematika Penulisan	I-5
1.8 Kesimpulan	I-6
BAB II KAJIAN LITERATUR	
2.1 Pendahuluan.....	II-1
2.2 Landasan Teori	II-1
2.2.1 Google <i>Quickdraw</i>	II-1
2.2.2 Normalisasi data.....	II-2
2.2.3 Jaringan Syaraf Tiruan.....	II-2
2.2.4 Algoritma <i>Backpropagation</i>	II-9
2.2.5 Algoritma Genetika.....	II-16

2.2.6 <i>Neuroevolution of Augmenting Topologies</i> (NEAT)	II-20
2.2.7 <i>Convolutional Neural Network</i>	II-25
2.3 Penelitian Lain Yang Relevan	II-31
2.3.1 <i>NeuroEvolutionary Feature Selection using NEAT</i>	II-32
2.3.2 <i>ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks</i>	II-33
2.4 Kesimpulan	II-34
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Pendahuluan.....	III-1
3.2 Unit Penelitian	III-1
3.3 Pengumpulan Data	III-1
3.3.1 Jenis Data	III-1
3.3.2 Sumber Data	III-2
3.3.3 Metode Pengumpulan Data	III-2
3.4 Tahapan Penelitian.....	III-2
3.4.1 Menentukan Kerangka Kerja / <i>Framework</i>	III-3
3.4.2 Menetapkan Kriteria Pengujian.....	III-4
3.4.3 Menentukan Alat yang Digunakan untuk Pelaksanaan Penelitian	III-4
3.4.4 Melakukan Pengujian Penelitian	III-5
3.4.5 Melakukan Analisa Hasil Pengujian dan Membuat Kesimpulan	III-5
3.5 Metode Pengembangan Perangkat Lunak.....	III-6
3.5.1. <i>Rational Unified Process</i>	III-6
3.5.2. Fase Insepsi	III-7
3.5.3. Fase Elaborasi.....	III-8
3.5.4. Fase Konstruksi	III-8
3.5.5. Fase Transisi.....	III-9
3.6 Manajemen Proyek Penelitian	III-9
BAB IV PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK	
4.1 Pendahuluan	IV-1
4.2 Fase Insepsi	IV-1
4.2.1 Pemodelan Bisnis	IV-1
4.2.2 Kebutuhan Sistem.....	IV-2
4.2.3 Analisis Dan Desain	IV-2

4.3 Fase Elaborasi	IV-15
4.3.1 Pemodelan Bisnis	IV-15
4.3.2 Kebutuhan	IV-15
4.3.3 Diagram Sequence	IV-16
4.4 Fase Konstruksi	IV-18
4.4.1 Diagram Kelas	IV-19
4.4.2 Implementasi	IV-21
4.5 Fase Transisi	IV-26
4.5.1 Pemodelan Bisnis	IV-26
4.5.2 Kebutuhan	IV-26
4.5.3 Rencana Pengujian	IV-27
4.5.4 Implementasi	IV-30

BAB V HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN

5.1 Pendahuluan	V-1
5.2 Hasil Perocobaan Penelitian.....	V-1
5.2.1 Perbandingan Hasil <i>Convolutional Neural Network</i> dan <i>Neuroevolution of Augmenting Topologies</i>	V-1
5.3 Analisis dan Penelitian.....	V-5

BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN

6.1 Pendahuluan	VI-1
6.2 Kesimpulan	VI-1
6.3 Saran.....	VI-2

DAFTAR PUSTAKA

DAFTAR TABEL

Halaman

III-1.	Perbandingan antara <i>Neuroevolution of augmenting topologies</i> (NEAT) dengan Multi Layer Perceptron(MLP).....	II-33
III-2.	Perbandingan CNN , <i>Fisher Vector</i> dan <i>sparse coding</i>	II-33
III-1.	Rancangan Tabel Hasil Pengujian klasifikasi google <i>quick draw</i> menggunakan <i>convolutional neural network</i> dan <i>neuroevolution of augmenting topologies</i>	III-5
III-2	Rancangan Tabel Perbandingan klasifikasi google <i>quick draw</i>	III-7
III-3	Penjadwalan Penelitian dalam Bentuk <i>Work Breakdown Structure</i> (WBS).....	III-11
IV-1	Tabel Kebutuhan Fungsional.....	IV-3
IV-2	Tabel Kebutuhan Non Fungsional.....	IV-3
IV-3	Definisi Aktor <i>Use Case</i>	IV-6
IV-4	Definisi <i>Use Case</i>	IV-6
IV-5	Skenario <i>Use Case</i> Pelatihan menggunakan CNN.....	IV-7
IV-6	Skenario <i>Use Case</i> Pelatihan Menggunakan NEAT.....	IV-8
IV-7	Skenario <i>Use Case</i> Pengujian menggunakan CNN.....	IV-9
IV-8	Skenario <i>Use Case</i> Pengujian Menggunakan NEAT.....	IV-10
IV-9	Implementasi Kelas.....	IV-21
IV-10	Rencana pelatihan menggunakan CNN.....	IV-27
IV-11	Rencana Pengujian Proses Pelatihan Menggunakan NEAT.....	IV-28
IV-12	Rencana Pengujian Proses Pengujian Menggunakan CNN.....	IV-28
IV-13	Rencana Pengujian Proses Pengujian Menggunakan NEAT.....	IV-29
IV-14	Pengujian <i>Use Case</i> Pelatihan Menggunakan CNN.....	IV-30
IV-15	Menerangkan pengujian pelatihan menggunakan NEAT pada perangkat lunak berdasarkan Use Case.....	IV-33
IV-16	Pengujian <i>Use Case</i> Pengujian Menggunakan CNN.....	IV-36
IV-17	Pengujian <i>Use Case</i> Pengujian Menggunakan NEAT.....	IV-38
V-1	Tabel Hasil Pengujian <i>Convolutional Neural Network</i> dengan struktur pertama	V-2
V-2	Tabel Hasil Pengujian <i>Neuroevolution of Augmenting Topologies</i> dengan struktur pertama.	V-3
V-3	Tabel Hasil Pengujian <i>Convolutional Neural Network</i> dan <i>Neuroevolution of Augmenting Topologies</i> dengan struktur pertama	V-4

DAFTAR GAMBAR

Halaman

II-1.	Gambar Prinsip Jaringan Syaraf Tiruan.....	II-4
II-2.	Gambar Jaringan dengan lapisan tunggal.....	II-5
II-3.	Gambar Jaringan dengan banyak lapisan.....	II-6
II-4.	Gambar Jaringan dengan lapisan kompetitif.....	II-7
II-5.	Gambar Fungsi aktivasi sigmoid biner.....	II-8
II-6.	Gambar <i>Rectified Linear Unit</i>	II-9
II-7.	Gambar Error sebagai fungsi dari <i>weight space</i>	II-10
II-8.	Gambar <i>Neuron</i> pada Jaringan Syaraf Tiruan.....	II-10
II-9.	Gambar Contoh <i>crossover</i> pada <i>binary string search</i>	II-20
II-10.	Gambar Dua tipe mutasi struktural didalam NEAT.....	II-21
II-11.	Gambar Proses <i>crossover</i> pada <i>Neuroevolution of augmenting topologies</i>	II-23
II-12.	Gambar Arsitektur sederhana pada <i>convolutional neural network</i>	II-26
II-13.	Gambar Ilustrasi dari satu <i>convolutional layer</i>	II-29
II-14.	Gambar <i>Max pooling</i>	II-30
II-15.	Gambar <i>Dropout</i>	II-32
III-1.	Gambar Kerangka kerja.....	III-3
III-2.	Gambar Struktur Proses RUP.....	III-8
III-3.	Gambar Penjadwalan Tahap Menentukan Ruang Lingkup Penelitian.	III-15
III-4.	Gambar Penjadwalan Tahap Menentukan Dasar Teori yang Berkaitan dengan Penelitian.....	III-16
III-5.	Gambar Penjadwalan Tahap Menentukan Kerangka Kerja, Kriteria Pengujian, Format Data Pengujian, dan Alat Penelitian.....	III-16
III-6.	Gambar Penjadwalan Tahap Membangun Alat Penelitian Fase Insepsi.....	III-17
III-7.	Gambar Penjadwalan Tahap Membangun Alat Penelitian Fase Elaborasi.....	III-17
III-8.	Gambar Penjadwalan Tahap Membangun Alat Penelitian Fase Konstruksi.....	III-18
III-9.	Gambar Penjadwalan Tahap Membangun Alat Penelitian Fase Transisi.....	III-19
III-10.	Gambar Penjadwalan Tahap Melakukan Pengujian Penelitian	III-20
III-11.	Gambar Penjadwalan Tahap Melakukan Analisa Hasil Pengujian dan Membuat Kesimpulan.....	III-20
IV-1	Diagram <i>Use Case</i>	IV-5
IV-2	Diagram Aktivitas <i>Use Case</i> Pelatihan menggunakan CNN.....	IV-11
IV-3	Diagram Aktivitas <i>Use Case</i> Pelatihan menggunakan NEAT.....	IV-12
IV-4	Diagram Aktivitas <i>Use Case</i> Pengujian menggunakan CNN.....	IV-13
IV-5	Diagram Aktivitas <i>Use Case</i> Pengujian menggunakan NEAT.....	IV-14
IV-6	Diagram <i>Sequence</i> Pelatihan Menggunakan CNN.....	IV-16

IV-7	Diagram <i>Sequence</i> Pelatihan Menggunakan NEAT.....	IV-17
IV-8	Diagram <i>Sequence</i> Pengujian Menggunakan CNN.....	IV-17
IV-9	Diagram <i>Sequence</i> Pengujian Menggunakan NEAT.....	IV-18
IV-10	Diagram Kelas.....	IV-20
IV-11	Antar Muka Pelatihan dan Pengujian CNN.....	IV-25
IV-12	Antar Muka Pelatihan dan Pengujian NEAT.....	IV-26
V-1	Rata – rata akurasi klasifikasi Google Quick Draw.....	V-5
V-2	Hasil klasifikasi CNN dan NEAT terhadap setiap objek.....	V-6

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Pendahuluan

Bab ini akan membahas mengenai penelitian yang akan dilakukan. Adapun yang menjadi pembahasan ialah latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, dan sistematika penulisan.

1.2 Latar Belakang

Google *Quick draw* merupakan permainan yang menantang para pemain untuk menggambar suatu objek baik benda maupun makhluk hidup dan kemudian menggunakan jaringan syaraf tiruan untuk menebak apa yang sedang digambar. Game ini telah menghasilkan lebih dari satu miliar gambar, dimana bagian dataset dirilis secara publik. Dataset tersebut berisi 50 juta gambar yang mencakupi 340 kategori label atau kelas (“Quick, Draw! Doodle Recognition Challenge”, 2018).

Dalam *image classification* metode yang paling banyak digunakan khususnya didalam kontes *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge* (ILSVRC) (Russakovsky et al., 2015) adalah metode *deep learning* yang telah memenangkan banyak kontes dalam *pattern recognition* dan *machine learning* (Jürgen Schmidhuber, 2014).

Krizhevsky, Ilya dan Hinton (2012) pada penelitiannya, mencoba mengklasifikasi *image* menggunakan CNN pada *ImageNet LSVRC-2010* kedalam 1000 kelas. Pada data uji, didapatkan top-1 dan top-5 *error rates* 37% dan 17% yang telah terbukti memiliki performa yang lebih baik dari metode sebelumnya,

yaitu top-5 error rate 38,2%. dengan struktur memiliki 60 juta parameter dan 65000 neuron, terdiri dari lima *convolution layer* yang diikuti dengan *layer max-pooling*, tiga *fully-connected layer* dan *layer* terakhir yaitu softmax.

Pada artikel yang ditulis oleh penemu algoritma *Neuroevolution of augmenting topologies*, Kenneth O. Stanley (2017) yang menyatakan bahwa *deep learning* dapat dilihat sebagai saudara dari *neuroevolution* karena sama – sama meneliti bagaimana *weight* belajar, hanya saja dalam hal arsitektur di evolusi atau diprjadugakan.

Neuroevolution of augmenting topologies(NEAT) mempunyai kemampuan untuk memperbesar strukturnya apabila menemui banyak data yang bersifat kompleks. NEAT tidak memiliki batas kompleksitas dan akan berevolusi serta melewati batas yang ada (Kenneth O. Stanley, 2017).NEAT mengimplementasikan algoritma genetika kedalam Jaringan Syaraf Tiruan(JST) untuk memperoleh evolusi struktur dan melewati batas kompleksitas. Algoritma genetika memecahkan masalah optimasi dengan meniru prinsip evolusi biologi, dengan terus memperbarui point - point individual dari sebuah populasi menggunakan aturan yang dibuat pada kombinasi genetika didalam reproduksi biologi. Karena sifatnya yang acak, algoritma genetika menambah kemungkinan untuk mendapatkan solusi global optima (Pratibha Bajpai dan M Kumar, 2010).

Solusi global optima pada *neuroevolution* dilakukan dengan mencari ruang perilaku untuk sebuah jaringan yang terbaik terhadap tugas yang diberikan. Pendekatan ini dilakukan untuk memecahkan suatu masalah yang sulit dikontrol dan menggambarkan sebuah alternatif terhadap teknik statistik yang digunakan

untuk menghitung kegunaan dari aksi dan keadaan tertentu terhadap suatu lingkungan (Kaelbling et al., 1996).

Soroosh Sohangir, Shahram Rahimi dan Bidyut Gupta (2014) dalam penelitiannya, NEAT secara luas lebih baik dari *multi-layer perceptron*(MLP) dimana perbedaan akurasi rata – rata antara NEAT dan MLP pada kasus kedelai(besar) yang memiliki banyak ciri, yaitu 89.04% dan 83.86%. dapat dilihat bahwa performa NEAT pada dataset kedelai unggul secara signifikan.

Berdasarkan uraian di atas penelitian ini akan melakukan klasifikasi gambar dari dataset google *quickdraw* menggunakan metode *convolutional neural network* dan *neuroevolution of augmenting topologies*.

1.3 Rumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana performa klasifikasi google *quickdraw* dengan menggunakan *convolutional neural network* dan *neuroevolution of augmenting topologies*.

Pernyataan penelitian yang diperlukan untuk menjawab permasalahan adalah sebagai berikut :

1. Bagaimana pengembangan perangkat lunak klasifikasi gambar pada google *quickdraw* dengan menggunakan metode *convolutional neural network* dan *neuroevolution of augmenting topologies* ?
2. Bagaimana performa klasifikasi yang dihasilkan *convolutional neural network* dan *neuroevolution of augmenting topologies* terhadap klasifikasi gambar pada google *quickdraw* ?

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah :

1. Membuat perangkat lunak untuk melakukan klasifikasi google *quickdraw* menggunakan metode *convolutional neural network* dan *neuroevolution of augmenting topologies*.
2. Mendapatkan akurasi metode *convolutional neural network* dan *neuroevolution of augmenting topologies* terhadap klasifikasi gambar pada google *quickdraw*.
3. Membandingkan antara metode *convolutional neural network* dan *neuroevolution of augmenting topologies* terhadap klasifikasi gambar pada google *quickdraw*.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini ialah :

1. Perangkat lunak yang dihasilkan dapat melakukan klasifikasi gambar pada google *quickdraw* dengan menggunakan metode *convolutional neural network* dan *neuroevolution of augmenting topologies*.
2. Mendapatkan kekurangan dan kelebihan metode *convolutional neural network* dan *neuroevolution of augmenting topologies*.
3. Menjadi referensi berkaitan *image classification*.

1.6 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Masukan yang berupa gambar sketsa hitam putih berukuran 28x28 pixel dalam format jpg.
2. Mengklasifikasikan delapan buah kategori *object*, yaitu pesawat, kapak. buku , kucing, gitar, pelangi, stroberi , dan mesin cuci

1.7 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dari proposal ini adalah sebagai berikut :

1. Bab I Pendahuluan

Berisi pembahasan mengenai latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, dan sistematika penulisan.

2. Bab II Kajian Literatur

Berisi teori yang digunakan untuk memahami permasalahan yang dibahas pada penelitian ini, seperti google *quickdraw*, Normalisasi data, Jaringan saraf tiruan, *backpropagation*, algoritma genetika, *neuroevolution of augmenting topologis* dan *convolutional neural network*

3. Bab III Metodologi Penelitian

Berisi tahapan - tahapan yang akan dilakukan pada penelitian, metode pengembangan perangkat lunak, serta manajemen dari penelitian ini.

1.8 Kesimpulan

Pada bab ini telah dibahas mengenai penelitian yang akan dilakukan, yaitu mengetahui perbedaan akurasi serta kekurangan dan kelebihan metode *convolutional neural network* dan *neuroevolution of augmenting topologies* dalam klasifikasi gambar pada google *quickdraw*. Selanjutnya teori – teori yang berkaitan akan dibahas pada bab II.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdi, Herv'e (2010). Data normalization. (pp. 1-4). Thousand Oaks, CA
- Bajpai, P., dan Kumar, M. (2010). Genetic algorithm—an approach to solve global optimization problems. *Indian Journal of computer science and engineering*, 1(3), 199-206.
- Bodenhofer, U. (2003). Genetic algorithms: theory and applications.
- Goldberg, D. E., dan Richardson, J. (1987). Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimization. In Grefenstette, J. J., editor, Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms, pages 148–154, Morgan Kaufmann, San Francisco, California.
- Han, J., dan Moraga, C. (1995, June). The influence of the sigmoid function parameters on the speed of backpropagation learning. In *International Workshop on Artificial Neural Networks* (pp. 195-201). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Haykin, S. (2009). *Neural Networks and Learning Machines*. United State of America: Pearson.
- Jaitley, Urvashi (2018). Why Data Normalization is Necessary for Machine Learning Models. (<https://medium.com/@urvashilluniya/why-data-normalization-is-necessary-for-machine-learning-models-681b65a05029>, diakses 29 Maret 2019)
- Kaelbling, L. P., Littman, M., and Moore, A. W. (1996). Reinforcement learning: A survey. *Journal of Artificial Intelligence*, 4:237–285.
- Kao, J.C (2017). Convolutional Neural Network.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., dan Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In *Advances in neural information processing systems* (pp. 1097-1105).
- Kruchten, P. (2000). The Rational Unified Process An Introduction (2nd ed.). Addison Wesley.
- Makin, J.G. (2006). Backpropagation, (pp.1-8)
- Manavazhahan, M. (2017). A Study of Activation Functions for Neural Networks.
- Mitchell, R. J., Chambers, B., dan Anderson, A. P. (1996). Array pattern synthesis in the complex plane optimised by a genetic algorithm. *Electronics letters*, 32(20), 1843-1845.

- Nair, V., dan Hinton, G. E. (2010). Rectified linear units improve restricted boltzmann machines. In *Proceedings of the 27th international conference on machine learning (ICML-10)* (pp. 807-814).
- Nwankpa, C., Ijomah, W., Gachagan, A., dan Marshall, S. (2018). Activation Functions: Comparison of trends in Practice and Research for Deep Learning. arXiv preprint arXiv:1811.03378.
- Puspitaningrum, Diyah (2006). *Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan*. Yogyakarta
- Quick, Draw! Doodle Recognition Challenge. (2010). (<https://www.kaggle.com/c/quickdraw-doodle-recognition>, diakses 12 Februari 2019).
- Ramachandran, R., Rajeev, D. C., Krishnan, S. G., dan Subathra, P. (2014). Deep learning – An overview. *International Journal of Applied Engineering Research*, 10(10), 25433–25448. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>
- Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., ... & Berg, A. C. (2015). Imagenet large scale visual recognition challenge. *International journal of computer vision*, 115(3), 211-252.
- Shea, K. T. O., dan Nash, Ryan (2015). An Introduction to Convolutional Neural Networks
- Siang, JJ. (2004). *Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrograman Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta
- Sohangir, S., Rahimi, S., & Gupta, B. (2014). Neuroevolutionary feature selection using neat. *Journal of Software Engineering and Applications*, 7(07), 562.
- Stanley, K. O., dan Miikkulainen, R. (2002). The MIT Press Journals Evolving Neural Networks through Augmenting Topologies. *Evolutionary Computation*, 10(2), 99–127. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2018.03.034>
- Stanley, Kenneth O. (2017). Neuroevolution : A Different Kind of Machine Learning. (<https://www.oreilly.com/radar/neuroevolution-a-different-kind-of-deep-learning>, diakses 21 Oktober 2019).
- Stutz, David (2014). Understanding Convolutional Neural Networks.
- Turian, J., Bergstra, J., dan Bengio, Y. (2009, May). *Quadratic features and deep architectures for chunking*. In *Proceedings of Human Language Technologies: The 2009 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics, Companion Volume: Short Papers* (pp. 245-248). Association for Computational Linguistics
- Whitley, D., dan Rana, S. (1997). Representation, search and genetic algorithms. 14Th National Conference on Artificial Intelligence, 497–502.