TESIS

PENERARAPAN ALGORITMA RESTRICTED BOLTMAN MACHINE UNTUK PEMBOBOTAN INPUT PADA ALGORITMA EXTREME LEARNING MACHINE

Oleh:

Aris Setyawan

P31.2016.01960

Tesis Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat

untuk Memperoleh Gelar

Magister Komputer



PROGRAM MAGISTER TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS ILMU KOMPUTER

UNIVERSITAS DIAN NUSWANTORO

SEMARANG

2017

# **TESIS**

PENERARAPAN ALGORITMA RESTRICTED BOLTMAN MACHINE UNTUK PEMBOBOTAN INPUT PADA ALGORITMA EXTREME LEARNING MACHINE

Oleh:

Aris Setyawan

P31.2016.01960

Tesis Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat

untuk Memperoleh Gelar

Magister Komputer



PROGRAM MAGISTER TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS ILMU KOMPUTER

UNIVERSITAS DIAN NUSWANTORO

SEMARANG

2017



UNIVERSITAS DIAN NUSWANTORO

# **PENGESAHAN STATUS TESIS**

JUDUL : PENERARAPAN ALGORITMA RESTRICTED BOLTMAN

MACHINE UNTUK PEMBOBOTAN INPUT PADA ALGORITMA

EXTREME LEARNING MACHINE

SAYA : ARIS SETYAWAN

Mengiijinkan Tesis Magister Komputer ini disimpan di Perpustakaan Universitas

Dian Nuswantoro dengan syarat-syarat kegunaan sebagai berikut:

1. Perpustakaan Universitas Dian Nuswantoro dibenarkan membuat salinan untuk

tujuan referensi saja.

1. Perpustakaan juga dibenarkan membuat salinan Tesis ini sebagai bahan pertukaran antar institusi pendidikan tinggi.
2. Berikan tanda √ sesuai dengan kategori Tesis

□ Sangat Rahasia

□ Rahasia

□ Biasa

Disahkan oleh:

Aris Setyawan Romi Satria Wahono, Ph.D

Alamat tetap:

Ds. GondangNo. 35 Rt. 21Rw. 05

Kec. Taman, Kab. Pemalang 52361

Tanggal: Februari 2019



UNIVERSITAS DIAN NUSWANTORO

# **PERNYATAAN PENULIS**

JUDUL : PENERARAPAN ALGORITMA RESTRICTED BOLTMAN

MACHINE UNTUK PEMBOBOTAN INPUT PADA ALGORITMA

EXTREME LEARNING MACHINE

PENULIS : ARIS SETYAWAN

NPM : P31.2016.01960

“Saya menyatakan dan bertanggungjawab dengan sebenarnya bahwa Tesis ini adalah hasil karya saya sendiri kecuali cuplikan dan ringkasan yang masing-masing telah saya jelaskan sumbernya. Jika pada waktu selanjutnya ada pihak lain yang mengklaim bahwa Tesis ini sebagai karyanya, yang disertai dengan bukti-bukti yang cukup, maka saya bersedia untuk dibatalkan gelar Magister Komputer saya beserta segala hak dan kewajiban yang telah melekat pada gelar tersebut.”

Semarang, Februari 2019

Aris Setyawan

Penulis



UNIVERSITAS DIAN NUSWANTORO

# **PERSETUJUAN TESIS**

JUDUL : PENERARAPAN ALGORITMA RESTRICTED BOLTMAN

MACHINE UNTUK PEMBOBOTAN INPUT PADA ALGORITMA

EXTREME LEARNING MACHINE

PENULIS : ARIS SETYAWAN

NPM : P31.2016.01960

Tesis ini telah diperiksa dan disetujui,

Semarang,

Romi Satria Wahono, Ph.D Catur Supriyanto, M.CS

Pembimbing Utama Pembimbing Kedua



UNIVERSITAS DIAN NUSWANTORO

# **PENGESAHAN TESIS**

JUDUL : PENERARAPAN ALGORITMA RESTRICTED BOLTMAN

MACHINE UNTUK PEMBOBOTAN INPUT PADA ALGORITMA

EXTREME LEARNING MACHINE

PENULIS : ARIS SETYAWAN

NPM : P31.2016.01960

Tesis ini telah diujikan dan dipertahankan di hadapan Dewan Penguji pada sidang Tesis tanggal ? Maret 2019. Menurut pandangan kami, tesis ini memadai dari segikualitas maupun kuantitas untuk penganugerahan gelar Magister Komputer (M.Kom)

Semarang, Maret 2019

Dewan Penguji

Nama Anggota 1 Nama Anggota 2

Anggota 1 Anggota 2

Nama Dekan Nama Ketua

Dekan Ketua

# ***ABSTRACT***

*Extreme Learning Machine (ELM) is a new classification algorithm that is enhanced from the existing algorithm called Feedforward Neural Networks (FNs) with only using single hidden layer. Proposed on 2004 by Huang Bin Guang, this ELM is oftenly called as Single hidden Layer Feedforward Neural Networks (SLFNs). This algorithm became important because it isonlyuse random initialization to determine the input and has no parameter tuning like the FNs as the predecessor. This make this algoritm can perform faster and better performance compared with the predecessor. However, the randomness input can leads unstable performance. In this research, Restricted Boltman Machine (RBM) is proposed to calculate the input weight. Experiment that is designed using 10-fold cross validation on the selected datasets and minmax normalization,shows that the proposed methods is overperformwith significant different on Accuracy compared with existing methods*.

*Keyword: Extreme Learning Machine, input weighting, Restricted Boltman Machine, minmax, 10-Fold cross validation.*

# ***ABSTRAK***

*Extreme Learning Machine* (ELM) merupakan algoritma klasifikasi baru yang merupakan pengembangan dari algoritma yang sudah ada sebelumnya yaitu yang disebut sebagaiFeedforward Neural Networks (FNs) dengan *single hidden layer*. Diusulkan pada tahun 2004 oleh Huang Bin Guang, algoritma ELM is oftenly called as Single hidden Layer Feedforward Neural Networks (SLFNs). Algoritma ini menjadi penting karena hanyamenggunakan *random* untuk menentukan input pada layer dan tanpa *parameter tuning*sebagaimana pendahulunya yaitu FNs. Hal inilah yang membuat algoritma ini dapat bekerja lebih cepat dan berkinerja lebih baik dibanding dengan pendahulunya itu. Akan tetapi, penentuan *random* pada input ternyata dapat membuat kinerja tidak stabil. Dalam riset ini, *Restricted Boltman Machine* (RBM) diusulkan untuk menentukan bobot pada input layer tersebut. Penelitian yang dirancang dengan menggunakan 10-fold cross validation pada dataset-dataset yang dipilih dengan normalisasi minmax, menunjukan algoritma usulan memiliki kinerja yang lebih baik secara significant pada pengukuran dengan akurasi dibanding metode-metode*random* sebelumnya.

Kata kunci: *Extreme Learning Machine, input weighting, Restricted Boltman Machine, minmax, 10-Fold cross validation.*

# ***ACKNOWLEDGMENTS***

Dengan mengucap Alhamdulillah, kepada Allah subhanahu wa ta’ala yang telah

memberikan limpahan rahmat dan karunia-Nya kepada penulis, sehingga penulis dapat

menyelesaikan tesis yang berjudul “Penerarapan Algoritma Restricted Boltman Machine untuk Pembobotan Input pada Algoritma Extreme Learning Machine”. Tesis ini diajukan untuk dapat memperoleh gelar Magister Komputer (M.Kom) pada Program Pasca Sarjana (S2) Program Studi Teknik Informatika di Universitas Dian Nuswantoro.

Penulis menyadari bahwa penulisan tesis ini tidak akan terwujud tanpa adanya dukungan dan bantuan dari berbagai pihak. Ucapan terimakasih yang sebesar-besarnya penulis haturkan kepada:

1. Ibu Sopiyatun dan Bapak Sunoto selaku orang tercinta yang senantiasa mencintai dan menyayangi dengan doa, nasihat, bimbingan dan dukungan yang tak terhingga sehingga dapat terselesaikannya penyusunan tesis ini.
2. Bapak Prof. Dr. Ir. Edi Noersasongko, M.Kom selaku Rektor Universitas Dian Nuswantoro.
3. Bapak Romi Satria Wahono, Ph.D selaku pembimbing utama tesis ini yang telah menyediakan waktu, pikiran dan tenaga untuk membimbing penulis dalam menyelesaikan tesis ini.
4. Bapak Catur Supriyanto, M.CS selaku pembimbing kedua dalam tesis ini.
5. Teman-teman daalam grup Intelligent System yang tidak dapat saya sebutkan satu persatu.

# DAFTAR ISI

TESIS i

PENGESAHAN STATUS TESIS ii

PERNYATAAN PENULIS iii

PERSETUJUAN TESIS iv

DAFTAR ISI ix

DAFTAR GAMBAR xi

DAFTAR TABEL xii

BAB 1 PENDAHULUAN 1

1.1. Latar Belakang Masalah 1

1.2. Identifikasi Masalah 2

1.3. Rumusan Masalah 3

1.4. Tujuan Penelitian 3

1.5. Manfaat Penelitian 3

1.6. Sistematika Penulisan 3

BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA 4

2.1. Pendahuluan 4

2.2. Metode Review 4

2.2.1. Pertanyaan Penelitian 6

2.2.2. Rumusan Masalah 8

2.2.3. Strategi Pencarian 8

2.2.4. Seleksi Pencarian 8

2.2.5. Ekstraksi Data 10

2.2.6. Penilaian Kualitas Penelitian dan Sintesis Data 11

2.3. Hasil Penelitian 12

2.3.1. Publikasi Jurnal Ilmiah 12

2.3.2. Peneliti yang Paling Aktif dan Berpengaruh 13

*2.3.3.* Topik Penelitian dalam Bidang *Extreme Learning Machine* 13

2.3.4. Dataset yang Sering Digunakan 14

2.3.5. Metode yang Pernah Digunakan untuk Pembobotan di ELM 14

2.3.6. Metode Terbaik Sebelumnya untuk Peningkatan Kinerja ELM 15

2.4. Daftar Referensi *Systematic Literature Review* 17

BAB 3 METODE PENELITIAN 18

3.1 Perancangan Penelitian 18

3.2 Analisis Masalah dan Tinjauan Pustaka 19

3.3 Pengumpulan Dataset 19

3.4 Metode yang Diusulkan 20

3.5 Eksperimen dan Pengujian Metode 20

3.6 Evaluasi dan Validasi Hasil 20

3.6.1 Evaluasi Hasil 20

3.6.2 Validasi Hasil 21

BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN 21

BAB 5 KESIMPULAN 22

REFERENSI 23

# DAFTAR GAMBAR

[Gambar 2.1 Tahapan SLR 6](#_Toc1380516)

[Gambar 2.2 Mind map SLRPembobotan Input pada Algoritma ELM 8](#_Toc1380517)

[Gambar 2.3 Pencarian dan Seleksi Atas Studi Utama 10](#_Toc1380518)

[Gambar 2.4 Distribusi Studi Terpilih dalam Rentang Tahun 12](#_Toc1380519)

[Gambar 2.5Distribusi Publikasi Jurnal 12](#_Toc1380520)

[Gambar 2.6 Peneliti Aktif dan Berpengaruh 13](#_Toc1380521)

[Gambar 2.7 Distribusi Topik Penelitian 14](#_Toc1380522)

[Gambar 2.8 Total Distribusi Dataset 14](#_Toc1380523)

[Gambar 2.9 Distribusi Sifat Dataset 14](#_Toc1380524)

[Gambar 2.1.a ELM-Autoencoder 15](#_Toc1380525)

[Gambar 2.1.b Autoencoder 16](#_Toc1380526)

[Gambar 2.2.a ELM-Random Orthogonal 16](#_Toc1380527)

[Gambar 2.2.b Ramdom Orthogonal 17](#_Toc1380528)

# DAFTAR TABEL

[Tabel 2.1 PICOC 6](#_Toc1380509)

[Tabel 2.2 RQ dan Motivasi 7](#_Toc1380510)

[Tabel 2.3 Kriteria Inklusi dan Eksklusi 9](#_Toc1380511)

[Tabel 2.4 *Data Extraction Properties Mapped to* RQ 11](#_Toc1380512)

[Tabel 2.5 Scimago Journal Rank (SJR) dari Studi Terpilih 13](#_Toc1380513)

[Tabel 3.1 Tahapan dan Aktivitas Penelitian 18](#_Toc1380514)

[Tabel 3.2 Informasi Dataset 19](#_Toc1380515)

# BAB 1 PENDAHULUAN

## Latar Belakang Masalah

Menurut Huang[1], *Extreme Learning Machine* (ELM) adalah algoritma baru yang dikembangkan dari *Feedforward Neural Networks* (FNs) dengan *single hidden layer.* Algoritma ELMjuga sering disebut sebagai *Single hidden Layer Feedforward Neural Networks* (SLFNs).

Algoritma FNs merupakan salah satu algoritma *neural networks*. FNs terdiri dari beberapa ataupun banyak *neuron* sebagai unit pemproses yang dikelola oleh *layer.* Tiap *neuron* dalam *layer* ini terhubung dengan *neuron* pada *layer* sebelumnya. Hubungan antar *neuron* ini juga memiliki bobot. Pada prinsipnya, data yang dimasukan sebagai *input* diproses oleh *layer* demi *layer* sampai menjadi *output.* Selama proses berlangsung sebagai pengklasifikasi, tidak terjadi *feedback* antar *layer.* Oleh karena hal inilah maka algoritma disebut *feedforward* *neural networks*.

Dikembangkannya ELM ini dilatarbelakangi oleh proses pembelajaran dari FNs yang memerlukan waktu yang lama. Hal ini dikarenakan oleh 2 faktor yaitu:

1. Menggunakan algoritma *gradient based* untuk *training*, yang mana algoritma ini memang memerlukan waktu yang lama dalam bekerja.
2. Semua parameter dioptimasi secara iteratif dengan menggunakan beberapa algoritma semisal *backpropagration*

Pembuatan algoritma ELM iniberhasil meningkatkan kinerja yang lebih baik dari FNs. Kinerja yang dimaksud adalah dari sisi waktu komputasi yang jauh lebih cepat maupun generalisasi yang lebih baikjika dibandingkan dengan FNs yang berbasis *backprogration*[2]. Alasan utama ataspeningkatan kinerja ELM ini adalah karena ELM dibuat dengan inisialisasi secara *random* tetapi tanpa dievaluasi secara iteratif.

Namun demikian, ternyata penentuan nilai random pada ELM dalam hal pembobotan pada parameter W dan nilai bias di input layer ini menyebabkan kinerja kurang efektifkarena tergantung pada nilai yang dimasukan pada parameter W pada input layer[3]. Selain itu, Wang[4] mengatakan bahwa dengan adanya nilai random ini menyebabkan kinerja algoritma menjadi tidak stabil.

Penelitian-penelitiansebelumnya, telah dilakukan dalam upaya peningkatkan kinerja algoritma ELM. Dari penelitian yang telah dilakukan itu, ada 2 pendekatan yang digunakan yaitu pendekatan *feature mapping* dan inisialisasi pembobotan input. Penelitian yang berfokus pada*feature mapping* diantaranya adalah K-ELM[5], PCA-ELM[6], ELM-AE[7], dan PL-ELM[8]. Sedangkan penelitian sebelumnya yang menggunakan pendekatan pembobotan input adalah: IPSO-ELM[9], ROLS-ELM[10], LDS-ELM[11] dan ELM-RO[12]. Kemudian dari penelitian yang sejauh ini berhasil diketahui sebagai metode *state-of-the-arts* terbaik dijelaskan dibawah ini.

Penelitian ELM-Auto Encoder(ELM-AE)[7] menggunakan *autoencoder* untuk *feature mapping* di ELM. Metode ini merupakan metode terbaik berdasarkan review[13] lebih baik dari beberapa metode lain. Akan tetapi, penggunaan *kernel* menyebabkan komputasi yang berat sehingga memerlukan waktu yang lama.

Kemudian, Wang melakukan penelitian ELM-*Random Orthogonal*(RO)[12]. ELM-RO terbukti memiliki kinerja yang lebih baik daripada standar ELM dan metode random lainnya. Akan tetapi, penggunaan teknik ini masih menggunakan metode *random* yang masih kurang efektif karena tergantung pada parameter W yang ditentukan *random*.

Permasalahan yang ada pada penelitian-penelitiansebelumnya di atas, perlu diselesaikan dengan memberikan pembobotan W pada input layer dengan cara lain sehingga diharapkan dapat memperoleh kinerja yang lebih baik. *Restricted Boltman Machine* (RBM) dapat mempelajari dengan baik terhadap probabilitas dari distribusi data[14]. Untuk itulah RBM dapat dicoba untuk diterapkan sebagai algoritma pembobotan pada *input layer* di ELM.

## Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah yang diuraikan di atas, masalah penelitian *Research Problem* (RP) yang diangkat pada penelitian ini adalah Algoritma ELM memiliki efisiensi komputasi dan akurasi yang baik. Akan tetapi, kinerja algoritma ini kurang efektif karena tergantung pada parameter W yang *random* pada input layer. Selain itu, kinerja algoritma juga tidak stabil dikarenakan nilai random dari pembobotannya tersebut.

## Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah dan identifikasi masalah, maka pada penelitian ini dibuat rumusan masalah *Research Question* (RQ) adalah bagaimana pengaruh penerapan pembobotan input menggunakan RBMuntuk menangani inisialisasi pembobotan terhadap akurasi algoritma ELM?

## Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan metode pembobotan menggunakan RBMuntuk menangani inisialisasi pembobotan input pada algoritma ELMsehingga diharapkan dapat meningkatkan kinerja algoritma.

## Manfaat Penelitian

Manfaat yang didapatkan setelah tujuan tercapai dan rumusan masalah terpecahkan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memberikan kontribusi baru dalam pembobotan input menggunakan algoritma RBM sehingga terjadi peningkatan kinerja algoritma ELM
2. Membuktikan seberapa besar pengaruh algoritma RBM sebagai pembobotan input layer terhadap kinerja algoritma ELM.

## Sistematika Penulisan

Pada tesis ini akan dibagi menjadi lima bab dan setiap bab akan dibagi lagi menjadi beberapa subbab sesuai topik yang dibahas. Sistematika pada penulisan ini adalah:

Bab 1 Pendahuluan

Pada bab ini berisi uraian tentang latar belakang masalah, identifikasi masalah, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.

Bab 2 Tinjauan Pustaka

Pada bab ini membahas tinjauan studi yang berisi metode untuk menangani pembobotan input pada algoritma ELM.

Bab 3 Metode Penelitian

Pada bab ini menyajikan tahapan penelitian yang digunakan dalam melakukan penelitian ini, yang terdiri atas: analisis masalah dan tinjauan pustaka, pengumpulan dataset, metode yang diusulkan, eksperimen serta pengujian

Bab 4 Hasil dan Pembahasan

Pembahasan pada bab ini terdiri atas evaluasi dan validasi atas hasil eksperimen. Tabel-tabel digunakan untuk mempermudah penyajian perbandingan akurasi dari model yang digunakan.

Bab 5 Penutup

Pada bab ini akan disampaikan kesimpulan dari hasil penelitian serta saran untuk penelitian selanjutnya.

# BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

## Pendahuluan

Tinjauan pustaka dilakukan untuk mengetahui *state-of-the-arts* dari algoritma *Extreme Learning Machine* (ELM) yang berfokus pada inisialisasi pembobotan input. Wahono(Wahono, 2015) dijadikan sebagai inspirasi untuk melakukan metode review, sumber literatur, gaya dan perumusan pertanyaan pada bab ini.

## Metode Review

Menurut Kitchenham[16], *Systematic Literature Review* (SLR) atau sering juga disebut sebagai *systematic review* adalah proses mengidentifikasi, mengevaluasi dan menginterpretasikan semua temuan penelitian yang relevan. Masih menurut Kitchenham [16], alasan perlu dilakukannya review yaitu: untuk merangkum temuan yang ada atas kaitannya dengan fokus penelitian, mengidentifikasikan *research gap* supaya dapat memberikan usulan untuk investigasi lebih lanjut, supaya penelitian yang baru memiliki landasan yang sesuai dan juga untuk menguji temuan hasil SLR apakah sesuai dengan teori/hipotesis atau bahkan untuk menguji teori/hipotesis yang baru.

Adapun untuk pendekatan pada tulisan ini, dalam melakukan review terhadap pembobotan input ELM mengikuti Wahono(Wahono, 2015) yang ditunjukan pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Tahapan SLR

### Pertanyaan Penelitian

Mengacu kepada (Wahono, 2015), pertanyaan yang muncul dalam penelitian atau sering disebut RQ *(research question)* ini perlu dispesifikasikan supaya review menjadi fokus. Hal ini dibantu dengan teknik yang biasa disebut sebagai *Population, Intervention, Comparison, Outcomes,* and *Context* (PICOC). Tabel 2.1 menunjukan struktur PICOC untuk RQ*.*

Tabel 2.1 PICOC

|  |  |
| --- | --- |
| *Population* | *Extreme Learning Machine* |
| *Intervention* | Pembobotan input |
| *Comparison* | n/a |
| *Outcomes* | Kinerja Algoritma *Extreme Learning Machine* |

Tabel 2.2 berikut menampilkan daftar RQdan motivasinya.

Tabel 2.2 RQ dan Motivasi

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **ID** | ***Research Question*** | ***Motivation*** |
| RQ1 | Jurnal penelitian apa saja yang sering menerbitkan paper tentang pembobotan input pada algoritma ELM | Mengidentifikasikan jurnal yang sering menerbitkan paper tentang pembobotan input pada algoritma ELM |
| RQ2 | Siapa saja peneliti yang aktif dalam melakukan penelitian tentang pembobotan input pada algoritma ELM | Mengidentifikasi peneliti yang aktif melakukan penelitian tentang pembobotan input pada algoritma ELM |
| RQ3 | Dataset apa saja yang digunakan dalam pembobotan input pada algoritma ELM | Mengidentifikasi dataset yang sering digunakan dalam pembobotan input pada algoritma ELM |
| RQ4 | Algoritma apa saja yang berkontribusi dalam pembobotan input pada algoritma ELM | Mengidentifikasikan algoritma dalam paper yang berkontribusi dalam pembobotan input pada algoritma ELM |
| RQ5 | Teknik evaluasi apa saja yang digunakan dalam penelitian pembobotan input pada ELM | Mengidentifikasi teknik evaluasi yang digunakan dalam penelitian pembobotan input pada algoritma ELM |
| RQ6 | Topik penelitian apa yang dipilih dalam pembobotan input pada algoritma ELM | Mengidentifikasi topik penelitian dalam pembobotan input pada algoritma ELM |

RQ3 dan RQ4 akan terjawab dengan cara mengekstraksi sumber studi utama yakni jurnal yang diperoleh. Sumber studi utama itu kemudian dianalisa untuk menentukan mana yang termasuk dan mana yang tidak termasuk. Pertanyaan-pertanyaan utama dalam penelitianterdapat pada di RQ3, dan RQ4.Sedangkan RQ1, RQ2, dan RQ6 digunakan untuk mengevaluasi konteks dari studi utama sekaligus memberikan sinopsis. Untuk memberikan gambaran tentang evaluasi dari kinerja atas teknik-teknik pembobotan input pada algoritma ELM terdapat pada RQ5.

Tujuan utama dari SLRini untuk mengidentifikasi teknik yang digunakan, dataset, serta evaluasi dalam pembobotan input pada algoritma ELM*.* Hal ini sebagaimana ditunjukan dalam sebuah *mind map* di Gambar 2.2



Gambar 2.2 Mind Map SLR Pembobotan Input pada Algoritma ELM

### Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah dan identifikasi masalah, maka pada penelitian ini dibuat rumusan masalah *Research Question*(RQ). RQ tersebut adalah bagaimana pengaruh penerapan pembobotan input menggunakan RBM untuk menangani inisialisasi pembobotan terhadap akurasi algoritmaELM?

### Strategi Pencarian

Proses pencarian jurnal yang sesuai dengan teknik pembobotan input pada algoritma ELM(Gambar 2.1: langkah ke 4) terdiri atas beberapa aktivitas(Wahono, 2015). Adapun berikut adalah sumber pencarian literatur yang digunakan:

* IEEE (*ieeexplore.ieee.org*)
* Elsevier (*sciencedirect.com*)
* SpringerLink (*link.springer.com*)

Sedangkan *string* pencarian dirancang sebagai berikut:

1. Pengidentifikasian *term* pencarian dari PICOC, terutama dari Populasi dan Interfensi.
2. Pengidentifikasian *term* pencarian dari *research question*
3. Pengidentifikasian *term* pencarian dengan mengacu pada judul, abstrak, serta kata kunci.
4. Pengidentifikasian sinonim, ejaan alternative dari *term* pencarian
5. Pembuatan *string* pencarian dengan menggunakan istilah penelusuran teridentifikasi, *Boolean ANDs* dan *ORs*.

Adapun berikut adalah *string* pencarian yang digunakan:

*(Document Title:"extreme learning machine" AND (Abstract:"weight\*" OR Abstract:"initializ\*" OR Abstract:"orthogonal\*" OR Abstract:"representational learning” OR Abstract:"feature representation” OR Abstract:"optimiz\*" OR Abstract:"PSO")*

Pada pelaksanaannya, pencarian dibatasi dari publikasi yang terbit pada Janurai 2010 hingga Februari 2018. Publikasi yang dimaksud hanya mencari jurnal. Jurnal yang dicari hanya jurnal yang ditulis dalam bahasa inggris.

### Seleksi Pencarian

Wahono(Wahono, 2015), menjadi rujukan untuk menseleksi jurnal mana yang terkait. Kriteria ini ditunjukan pada Tabel. 2.3

Tabel 2.3 Kriteria Inklusi dan Eksklusi

|  |  |
| --- | --- |
| Inklusi | Eksklusi |
| Studi di industri ataupun akademik | Studi yang tidak lengkap ataupun selain dalam konteks pembobotan input pada algoritma ELM |
| Studi diskusi ataupun pembandingan kinerja ELM pada pembobotan input | Studi bukan dalam bahasa inggris |
| Studi dalam bentuk jurnal |  |
| Untuk studi tentang pembotan input yang ada duplikasi, hanya yang paling lengkap (metode, dataset, tahapan penelitian, hasil penelitian, evaluasi) dan terbaru yang akan disertakan |  |

Untuk mempermudah pengelolaan penyimpanan hasil pencarian, maka *software package* Mendeley (*http://mendeley.com*) digunakan. Gambar 2.3 berikut ini merupakandetail proses pencarian dan jumlah sumber studi yang teridentifikasi pada tiap fase.



Gambar 2.3 Pencarian dan Seleksi Atas Studi Utama

### Ekstraksi Data

Berikut ini adalah ekstraksi untuk mengumpulkan data yang berkontribusi untuk memetakan fokus *Research Question* dalam review ini.

Tabel 2.4 *Data Extraction Properties Mapped to* RQ

|  |  |
| --- | --- |
| **Property** | **Research Question** |
| Peneliti dan Publikasi | RQ1, RQ2 |
| Dataset yang Digunakan | RQ3 |
| Algoritma Pembobotan di ELM | RQ4 |
| Evaluasi Kinerja ELM | RQ5 |
| Trend Penelitian dan Topik | RQ6 |

### Penilaian Kualitas Penelitian dan Sintesis Data

Sebagaimana digambarkan pada Gambar 2.1: langkah 8, penilaian kualitas dilakukan dengan cara mengintepretasi data yang ditemukan serta menentukan seberapa besar pengaruhnya terhadap kesimpulan.Dengan ini, maka pertanyaan penelitian akan terjawab seiring dengan terkumpulkannya bukti dari studi yang dipilih. Jika bukti yang ditemukan sedikit, tetapi ada agregasinya maka bukti itu akan menjadi lebih kuat.

Cakupan data yang diektrasi dalamreview mencakup data kuantitatif dan kualitatif. Strategi merangkum menggunakan metode narasi. Data ditabulasikan dengan cara yang sesuai dengan pertanyaan. Sedangkan untuk mempermudah penyajian metode pembobotan input pada algoritma ELM maka digunakan beberapa alat visualisasi, termasuk diagram batang, diagram lingkaran, dan tabel.

Adapun tujuan dari review ini adalah untuk menganalisis studi tentang pembobotan input pada *extreme learning machine*. Akan tetapi, karenamengacu kepada Jorgensen [18] maka review ini hanya mengambil studi utama dari jurnal untuk tinjauan literatur yang sistematis.Dengan demikian, maka review ini mengabaikan adanya biasyang disebabkan karena pencarian tidak didasarkan pada pembacaan manual atas judul semua dokumen dan abstrak yang diterbitkan di jurnal dalam memilih penelitian. Hal ini menyebabkan kemungkinan adanya beberapa dokumen dari jurnal yang tidak diambil.

## Hasil Penelitian

### Publikasi Jurnal Ilmiah

Dalam kajian literatur ini, [ON PROGRESS REVIEW] studi utama yang menganalisis pembobotan input pada algoritma ELM disertakan. Distribusi dalam rentang tahun disajikan untuk menunjukkan bagaimana minat terhadap pembobotan input pada *extreme learning machine* telah berubah dari waktu ke waktu. Gambaran singkat dari studi distribusi selama bertahun-tahun ditunjukkan pada Gambar 2.4. Penelitian lebih banyak dipublikasikan sejak tahun 2010 yang mengindikasikan bahwa studi yang lebih kontemporer dan relevan disertakan. Gambar 2.4 juga menunjukkan bahwa bidang penelitian pembobotan input algoritma ELMini masih sangat relevan saat ini.

[ON PROGRESS SLR]

Gambar 2.4 Distribusi Studi Terpilih dalam Rentang Tahun

Pada gambar 2.5 berikut menampilkan statistik yang paling penting dari studi utama yang dipilih, jurnal pembobotan input algoritma ELM. Perhatikan bahwa studi yang bersumber pada konferensi tidak termasuk dalam grafik ini.

[ON PROGRESS SLR]

Gambar 2.5Distribusi Publikasi Jurnal

Tabel 2.5 menunjukkan nilai *Scimago Journal Rank (*SJR*)* dan kategori Q (Q1-Q4) dari jurnal pembobotan pada input algoritma *ELM* yang paling penting. Publikasi jurnal diurutkan sesuai dengan nilai SJR.

Tabel 2.5 Scimago Journal Rank (SJR) dari Studi Terpilih

[ON PROGRESS SLR]

### Peneliti yang Paling Aktif dan Berpengaruh

Dari studi utama yang dipilih, peneliti yang memberikan kontribusi sangat baik dan yang sangat aktif di bidang penelitian pembobotan input di *extreme learning machine* diselidiki dan diidentifikasi. Gambar 2.6 menunjukkan peneliti yang paling aktif dan berpengaruh dalam bidang pembobotan input di *extreme learning machine*. Para peneliti terdaftar sesuai dengan jumlah penelitian yang termasuk dalam studi utama. Perlu dicatat bahwa [Peneliti X], [Peneliti Y], [Penelity Z] adalah peneliti aktif mengenai pembobotan input pada algoritma *Extreme Learning Machine.*

[ON PROGRESS SLR]

Gambar 2.6 Peneliti Aktif dan Berpengaruh

### Topik Penelitian dalam Bidang *Extreme Learning Machine*

Analisis studi primer yang dipilih menunjukkan bahwa pembobotan input pada algoritma ELM saat ini berfokus pada 3 topik:

* 1. Klasifikasi
  2. Prediksi
  3. Regresi

[ON PROGRESS SLR]

Gambar 2.7 Distribusi Topik Penelitian

### Dataset yang Sering Digunakan

Penelitian ini menyimpulkan bahwa dataset yang sering digunakan adalah 11 dataset pada penelitianELM-RO[12] dan dataset yang digunakan pada penelitian ELM-AE[7]yaitu dataset MNIST.

[ON PROGRESS SLR]

Gambar 2.8 Total Distribusi Dataset

[ON PROGRESS SLR]

Gambar 2.9 Distribusi Sifat Dataset

### Metode yang Pernah Digunakan untuk Pembobotan di ELM

Banyak penelitian yang telah dilakukan dalam upaya peningkatkan kinerja algoritma ELM. Dari penelitian yang telah dilakukan itu, ada 2 pendekatan yang digunakan yaitu pendekatan *feature mapping* dan inisialisasi pembobotan input. Penelitian yang berfokus pada *feature mapping* adalah K-ELM[5], PCA-ELM[6], PL-ELM[8], ELM-AE[7], dan GELM-AE[19]. Sedangkan penelitian sebelumnya yang menggunakan pendekatan pembobotan input adalah: IPSO-ELM[9], LDS-ELM[11], dan ELM-RO[12]

### Metode Terbaik Sebelumnya untuk Peningkatan Kinerja ELM

Pendekatan yang digunakan dalam upaya peningkatan kinerja algoritm ELM terdiri atas pendekatan *feature mapping* dan pendekatan pembobotan input. Dari metode pendekatan *feature mapping* yang berhasil dirangkum yaitu ELM-AE[7]. Sedangkan metode ELM-RO[12] merupakanpendekatan pembobotan input terbaik yang berhasil diketahui.

1. ELM-AE

Gambar 2.1.a ELM-Autoencoder

Gambar 2.1.b Autoencoder

1. ELM-RO



Gambar 2.2.a ELM-Random Orthogonal



Gambar 2.2.b Ramdom Orthogonal

## Daftar Referensi *Systematic Literature Review*

[ON PROGRESS SLR]

# BAB 3 METODE PENELITIAN

## Perancangan Penelitian

Penelitian untuk pembobotan input pada algoritma *Extreme Learning Machine* (ELM) dilakukan menggunakan komputer dengan sistem operasi Linux Ubuntu versi 16 64bit, dengan RAM 12Giga dengan tools dari *scikit, anaconda,* dan *tensorflow*. Semua *tools*tersebut merupakan*open source library* berbahasa pemrograman python yang diciptakan khusus untuk membantu pekerjaan para peneliti dalam *machine learning.* Adapun perancangan tahapan dan aktivitas penelitian yang dilakukan dapat dilihat pada Tabel3.1

Tabel 3.1 Tahapan dan Aktivitas Penelitian

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| No | Tahapan | Aktivitas | BAB |
| 1 | Analisis Masalah dan Tinjauan Pustaka | Mengidentifikasi masalah yang ada pada topik pembobotan input algoritma ELM | I |
|  |  | Mengidentifikasi dan mengevaluasi metode – metode yang pernah diusulkan untuk topik pembobotan input algoritma ELM | II |
| 2 | Pengumpulan Dataset | Mengidentifikasi dan mengevaluasi dataset yang digunakan | III |
| 3 | Motode yang Diusulkan | Merancang dan mengusulkan metode untuk menangani masalah pembobotan input | III |
| 4 | Eksperimen dan Pengujian Metode | Melakukan eksperimen dan ujicoba dari metode yang sudah ada dan metode yang diusulkan | IV |
| 5 | Evaluasi dan Validasi Hasil | Melakukan evaluasi dan validasi hasil dari metode yang sudah ada dan metode yang diusulkan | IV |

## Analisis Masalah dan Tinjauan Pustaka

Kitchenham[16] mendefinisikan *Systematic Literature Review* (SLR)sebagai sebuah proses untuk identifikasi, menilai, dan menginterpretasikan dari semua penelitian dengan tujuan untuk menjawab dari pertanyaan penelitian tertentu.Proses SLR dapat dilihat padaTabel4.1 yang menjelaskan bahwa pada penelitian ini akan mencoba untuk mereview beberapa publikasi penelitian sebagai langkah awal. Metode-metode yang sudah pernah diusulkan untuk pembobotan input pada algoritma ELMjuga diidentifikasi berdasarkan SLR. Hasil dari SLR initelah dijelaskan pada Bab 2.

Hasil dari SLRpada Bab 2 dirangkum metode-metode yang sudah pernah diusulkan oleh para peneliti untuk topik pembobotan input. Dari rangkuman tersebut dapat diidentifikasi kelebihan dan kekurangan pada metode yang sudah pernah diusulkan yang pada akhirnya dijadikan landasan permasalahan dan menjadi dasar untuk membuat metode usulan yang akan digunakan pada penelitian ini.

## Pengumpulan Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset dari UCI. Penggunaan dataset dari UCI ini mengacu pada penelitian-penelitian sebelumnya terutama dataset yang digunakan untuk penelitian pada kasus klasifikasi dan algoritma ELM. Adapun dataset dari UCI yang dipilih adalah3 dataset pada penelitian ELM-RO[12]dan dataset MNIST yang digunakan pada penelitian ELM-AE[7] serta beberapa dataset yang biasa digunakan untuk klasifikasi.

Adapun berikut adalah daftar dataset tersebut beserta deskripsinya terlihat pada tabel :

Tabel 3.2 Informasi Dataset

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| No | Nama | #Data | #Fitur | *#Kelas* |
| 1 | MNIST | 60000 | 784 | 10 |
| 2 | Gisette | 3500 | 5000 | 10 |
| 3 | Sonar | 207 | 60 | 2 |
| 4 | Primary Tumor | 339 | 17 | 21 |
| 5 | ...On progress |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |

## Metode yang Diusulkan

Metode yang diusulkan dalam penelitian ini adalah penerapan algoritma *Restricted Boltman Machine* (RBM) untuk pembobotan input pada algoritma *Extreme Learning Machine* (ELM).

## Eksperimen dan Pengujian Metode

Berikut ini adalah tahapan eksperimen dan pengujian metode penerapan algoritma RBM untuk pembobotan input pada algoritma ELM.

1. Menyiapkan dataset
2. Membagi dataset kedalam training dan testing
3. Melakukan pengujian dengan pembobotan input\*
4. Mengukur akurasi

\*Pembobotan input yang dimaksud berturut-turut adalah dengan menggunakan teknik r*andom, random orthogonal, autoencoder* (AE)sertaRBM*.*

## Evaluasi dan Validasi Hasil

Berdasarkan tinjuan pustaka yang telah dilakukan maka evaluasi akan menggunakan Akurasi.

### Evaluasi Hasil

1. Accuracy

Salah satu indikator yang dipakai dalam penelitian untuk mengukur performa dari metode yang diusulkan merupakan definisi dari *Accuracy.* Nilai *accuracy* dihitung dengan pengambilan persentase prediksi yang benar dari keseluruhan data merupakan cara untuk menghitung nilai akurasi. Hasil di mana kelas hasil prediksi adalah sama dengan kelas dari data itulah merupakan prediksi yang tepat.

1. x

xy

### Validasi Hasil

Pada penelitian ini akan menggunakan metode validasi *10-fold cross validation.* Metode validasi ini akan membagi dataset menjadi 10 bagian yang sama dan proses pembelajaran akan berjalan 10 kali.

# BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

(*Sengaja dikosongkan)*

# BAB 5 KESIMPULAN

(*Sengaja dikosongkan)*

# REFERENSI

[1] G. Huang, Q. Zhu, and C. Siew, “Extreme Learning Machine : A New Learning Scheme of Feedforward Neural Networks,” *IEEE Int. Jt. Conf. Neural Networks*, vol. 2, pp. 985–990, 2004.

[2] G. Bin Huang, Q. Y. Zhu, and C. K. Siew, “Extreme learning machine: Theory and applications,” *Neurocomputing*, vol. 70, no. 1–3, pp. 489–501, 2006.

[3] Y. Wang, F. Cao, and Y. Yuan, “A study on effectiveness of extreme learning machine,” *Neurocomputing*, vol. 74, no. 16, pp. 2483–2490, 2011.

[4] D. Wang, P. Wang, and Y. Ji, “An oscillation bound of the generalization performance of extreme learning machine and corresponding analysis,” *Neurocomputing*, vol. 151, no. P2, pp. 883–890, 2015.

[5] Guang-Bin Huang, Hongming Zhou, Xiaojian Ding, and Rui Zhang, “Extreme Learning Machine for Regression and Multiclass Classification,” *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Part B*, vol. 42, no. 2, pp. 513–529, 2012.

[6] A. Castaño, F. Fernández-Navarro, and C. Hervás-Martínez, “PCA-ELM: A robust and pruned extreme learning machine approach based on principal component analysis,” *Neural Process. Lett.*, vol. 37, no. 3, pp. 377–392, 2013.

[7] L. L. C. Kasun, H. Zhou, G. Huang, and C. Vong, “Representational Learning with Extreme Learning Machine for Big Data,” *IEEE Intell. Syst.*, no. 4, pp. 1–4, 2013.

[8] P. A. Henríquez and G. A. Ruz, “Extreme learning machine with a deterministic assignment of hidden weights in two parallel layers,” *Neurocomputing*, vol. 226, pp. 109–116, 2017.

[9] F. Han, H. F. Yao, and Q. H. Ling, “An improved evolutionary extreme learning machine based on particle swarm optimization,” *Neurocomputing*, vol. 116, pp. 87–93, 2013.

[10] N. Wang, M. J. Er, and M. Han, “Parsimonious extreme learning machine using recursive orthogonal least squares,” *IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst.*, vol. 25, no. 10, pp. 1828–1841, 2014.

[11] C. Cervellera and D. Macciò, “Low-Discrepancy Points for Deterministic Assignment of Hidden Weights in Extreme Learning Machines,” *IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst.*, vol. 27, no. 4, pp. 891–896, 2016.

[12] W. Wang and X. Liu, “The selection of input weights of extreme learning machine: A sample structure preserving point of view,” *Neurocomputing*, vol. 261, pp. 28–36, 2017.

[13] T. Hussain, S. M. Siniscalchi, C. Lee, S. Wang, Y. Tsao, and W. Liao, “Experimental Study on Extreme Learning Machine Applications for Speech Enhancement,” *IEEE Access*, vol. 5, pp. 1–13, 2017.

[14] M. D. Tissera and M. D. McDonnell, “Deep extreme learning machines: Supervised autoencoding architecture for classification,” *Neurocomputing*, vol. 174, pp. 42–49, 2016.

[15] R. S. Wahono, “A Systematic Literature Review of Software Defect Prediction : Research Trends , Datasets , Methods and Frameworks,” *J. Softw. Eng.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–16, 2015.

[16] B. Kitchenham and S. Charters, “Guidelines for performing Systematic Literature reviews in Software Engineering Version 2.3,” *Engineering*, vol. 45, no. 4ve, p. 1051, 2007.

[17] R. S. Wahono, “A Systematic Literature Review of Software Defect Prediction : Research Trends , Datasets , Methods and Frameworks,” *J. Softw. Eng.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–16, 2015.

[18] M. Jorgensen and M. J. Shepperd, “A Systematic Review of Software Development Cost Estimation Studies,” *IEEE Trans. Softw. Eng.*, vol. 33, no. 1, pp. 33–53, 2007.

[19] K. Sun, J. Zhang, C. Zhang, and J. Hu, “Generalized extreme learning machine autoencoder and a new deep neural network,” *Neurocomputing*, vol. 230, pp. 374–381, 2017.

….on progress.