# **TESIS**

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

Oleh:

Aris Setyawan

P31.2016.01960



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*

Aris Setyawan

P31.2016.01960



PROGRAM MAGISTER TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS ILMU KOMPUTER

UNIVERSITAS DIAN NUSWANTORO

SEMARANG

2017



UNIVERSITAS DIAN NUSWANTORO

# **PERSETUJUAN TESIS**

JUDUL : PENERARAPAN ALGORITMA *RESTRICTED BOLTMAN MACHINE* UNTUK PEMBOBOTAN INPUT PADA ALGORITMA *EXTREME LEARNING MACHINE*

NAMA : Aris Setyawan

NPM : P31.2016.01960

Tesis ini telah diperiksa dan disetujui,

Semarang, Bulan 2018

Romi Satria Wahono, Ph.D Nama Pembimbing

Pembimbing Utama Pembimbing Pembantu

# DAFTAR ISI

TESIS 1

PERSETUJUAN TESIS 3

DAFTAR ISI 4

DAFTAR GAMBAR 6

DAFTAR TABEL 7

BAB 1 PENDAHULUAN 8

1.1. Latar Belakang Masalah 8

1.2. Identifikasi Masalah 9

1.3. Rumusan Masalah 9

1.4. Tujuan Penelitian 9

1.5. Manfaat Penelitian 10

1.6. Sistematika Penulisan 10

BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA 11

2.1. Pendahuluan 11

2.2. Metode Review 11

2.2.1 Pertanyaan Penelitian 12

2.2.2 Rumusan Masalah 13

2.2.3 Strategi Pencarian 13

2.2.4 Seleksi Pencarian 14

2.2.5 Ekstraksi Data 16

2.2.6 Penilaian Kualitas Penelitian dan Sintesis Data 16

2.2.7 Validasi Studi 16

2.3. Hasil Penelitian 17

2.3.1. Publikasi Jurnal Ilmiah 17

2.3.2. Peneliti yang Paling Aktif dan Berpengaruh 18

*2.3.3.* Topik Penelitian dalam Bidang *Extreme Learning Machine* 18

2.3.4. Dataset yang Sering Digunakan 18

2.3.5. Metode yang Pernah Digunakan untuk Pembobotan di ELM 19

2.3.6. Metode Terbaik Sebelumnya untuk Peningkatan Kinerja ELM 19

2.4. Daftar Referensi Systematic Literature Review 19

BAB 3 METODE PENELITIAN 20

3.1 Perancangan Penelitian 20

3.2 Analisis Masalah dan Tinjauan Pustaka 20

3.3 Pengumpulan Dataset 20

3.4 Metode yang Diusulkan 21

3.5 Eksperimen dan Pengujian Metode 21

3.6 Evaluasi dan Validasi Hasil 21

3.6.1 Evaluasi Hasil 21

3.6.2 Validasi Hasil 21

BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN 22

BAB 5 KESIMPULAN 23

REFERENSI 24

# DAFTAR GAMBAR

[Gambar 2.1 Tahapan SLR 12](#_Toc515328973)

[Gambar 2.2 Mind map SLR pembobotan input pada algoritma ELM 14](#_Toc515328974)

[Gambar 2.3 Pencarian dan seleksi atas studi utama 16](#_Toc515328975)

# DAFTAR TABEL

[Tabel 2.1 PICOC 12](#_Toc515328738)

[Tabel 2.2 RQ dan motivasi 13](#_Toc515328739)

[Tabel 2.3 Kriteria Inklusi dan Eksklusi 15](#_Toc515328740)

[Tabel 2.4 *Data Extraction Properties Mapped to* RQ 17](#_Toc515328741)

# BAB 1 PENDAHULUAN

## Latar Belakang Masalah

*Extreme Learning Machine* (ELM) adalah algoritma baru yang dikembangkan dari *Feedforward Neural Networks* (FNs) dengan *single hidden layer* atau yang sering disebut sebagai *Single hidden Layer Feedforward Neural Networks* (SLFNs)(Huang, Zhu, & Siew, 2004) 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.* Dan 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 ini berhasil meningkatkan kinerja yang lebih baik dari FNs. Kinerja yang dimaksud adalah dari sisi waktu komputasi yang jauh lebih cepat maupun generalisasi yang lebih baik jika dibandingkan dengan FNs yang berbasis *backprogration* (Guang Bin Huang, Zhu, and Siew 2006). Alasan utama dari terjadi peningkatan 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 efektif karena tergantung pada nilai yang dimasukan pada parameter W pada input layer (Y. Wang, Cao, and Yuan 2011). Selain itu, Wang (D. Wang, Wang, and Ji 2015) mengatakan bahwa dengan adanya nilai random ini menyebabkan kinerja algoritma menjadi tidak stabil.

Penelitian-penelitian 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(G.-B. Huang et al. 2012), PCA-ELM(Castaño, Fernández-Navarro, and Hervás-Martínez 2013), PL-ELM(Hejazi and Singh 2013), ELM-AE, dan GELM-AE(Sun et al. 2017). Sedangkan penelitian sebelumnya yang menggunakan pendekatan pembobotan input adalah: IPSO-ELM(Han, Yao, and Ling 2013), ROLS-ELM(N. Wang, Er, and Han 2014), LDS-ELM(Cervellera and Macciò 2016), dan ELM-RO(W. Wang and Liu 2017)

Dalam makalah ini penyelesaian hanya berfokus pada pendekatan pembobotan input. Dan dari penelitian yang sejauh ini berhasil diketahui sebagai metode *state-of-the-arts* terbaik dijelaskan dibawah ini.

Penelitian ELM-*Auto Encoder* (ELM-AE)(Kasun et al. 2013)menggunakan *autoencoder* untuk *feature mapping* di ELM. Metode ini merupakan metode terbaik berdasarkan review(Hussain et al. 2017) 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)(W. Wang and Liu 2017) 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.

Permasalahan yang ada pada penelitian-penelitian sebelumnya 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 (Tissera and McDonnell 2016). 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 pada input layer. Selain itu, kinerja algoritma juga tidak stabil dikarenakan nilai random dari pembobotannya.

## 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 hasil akurasi.

## Manfaat Penelitian

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

1. untuk pengenalan tulisan digit dengan tangan(*mnist)*
2. memprediksi apakah dari profil data baru yang diperoleh dari seorang pasien memiliki kecenderungan yang tinggi mengidap diabetes
3. dan lain-lain.

## 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 *extreme learning machine.*

Bab 3 Metode Penelitian

Pada bab ini menyajikan tahapan penelitian yang digunakan dalam melakukan penelitian ini, analisa masalah dan tinjuan pustaka, dst

Bab 4 Hasil dan Pembahasan

Pembahasan mengenai hasil penelitian akan dibahas di bab ini.

Bab 5 Penutup

# BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

## Pendahuluan

Tinjauan pustakan dilakukan untuk mengetahui *state-of-the-arts* dari algoritma *extreme learning machine (ELM)* yang berfokus pada inisialisasi pembobotan input. Metode review, sumber literatur, gaya dan perumusan pertanyaan pada bab ini terinspirasi oleh Wahono(Wahono, 2015)

## Metode Review

Menurut Kitchenham, et al (Kitchenham and Charters 2007) *Systematic Literature Review* (SLR) merupakan suatu proses mengidentifikasi, mengakses dan menginterpretasikan semua temuan penelitian dengan tujuan untuk menyajikan jawaban atas pertanyaan-pertanyaan penelitian yang spesifik. Pendekatan pada tulisan ini mengikuti Wahono (Wahono 2015) dalam melakukan review terhadap pembobotan input ELM ditunjukan pada Gambar 2.1.



Gambar 2. Tahapan SLR

## Pertanyaan Penelitian

Membahas tentang pertanyaan yang muncul dalam penelitian atau sering disebut *RQ (research question)* ini perlu dispesifikasikan supaya review menjadi focus. Hal ini dibantu dengan teknik yang biasa disebut sebagai *Population, Intervention, Comparison, Outcomes,* and *Context* (PICOC)(Group 2007; Wahono 2015). Tabel 2.1 menunjukan struktur PICOC untuk RQ*.*

Tabel .1 PICOC

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

Kemudian pada Tabel 2.2 berikut ditampilkan 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 | Sifat dataset yang digunakan dalam bidang pembobotan input pada algoritma ELM | Mengidentifikasi sifat dataset yang digunakan dalam bidang 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 bidang pembobotan input pada ELM | Mengidentifikasi teknik evaluasi yang digunakan dalam penelitian bidang 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 |

Dari sumber studi utama yakni jurnal yang diperoleh untuk menjawab pertanyaan penelitian RQ3, dan RQ4 kemudian diektraksi. Kemudian dianalisa untuk menentukan mana yang termasuk dan mana yang tidak termasuk. RQ3, dan RQ4 merupakan pertanyaan-pertanyaan utama dalam penelitian, sedangkan RQ1, RQ2, dan RQ6 digunakan untuk mengevaluasi konteks dari studi utama sekaligus memberikan sinopsis. Adapun RQ5, digunakan untuk memberikan gambaran tentang evaluasi dari kinerja atas teknik-teknik pembobotan input pada algoritma ELM*.*

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) adalah bagaimana pengaruh penerapan pembobotan input menggunakan RBMuntuk menangani inisialisasi pembobotan terhadap akurasi algoritma ELM ?

## Strategi Pencarian

Proses pencarian jurnal yang sesuai dengan bidang teknik pembobotan input pada algoritma ELM(Gambar 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 Intervensi.
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

Berikut ini adalah cara dan proses untuk menseleksi jurnal mana yang terkait yang mangacu pada Wahono (Wahono 2015)

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 merupakan detail 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

Untuk mengintepretasi data sintesis yang ditemukan serta menentukan seberapa besar pengaruhnya terhadap kesimpulan maka digunakanlah penilaian kualitas (langkah 8). Tujuan sintesis data adalah untuk mengumpulkan bukti dari studi yang dipilih untuk menjawab pertanyaan penelitian. Bukti yang sedikit mungkin memiliki kekuatan yang lemah, namun agregasinya dapat membuat bukti tersebut lebih kuat. Data yang diambil dalam tinjauan ini mencakup data kuantitatif dan data kualitatif. Strategi yang berbeda digunakan untuk mensintesis data yang diekstraksi yang berkaitan dengan berbagai jenis pertanyaan penelitian. Umumnya metode sintesis narasi digunakan. Data ditabulasikan dengan cara yang sesuai dengan pertanyaan. Beberapa alat visualisasi, termasuk diagram batang, diagram lingkaran, dan tabel juga digunakan untuk meningkatkan penyajian metode pembobotan input pada algoritma ELM

## Validasi Studi

Kajian ini bertujuan untuk menganalisis studi tentang pembobotan input pada *extreme learning machine*. Kajian ini hanya mengambil studi utama dari jurnal untuk tinjauan literatur yang sistematis (Jorgensen and Shepperd 2007). Dengan demikian, maka kajian ini mengabaikan adanya bias dalam memilih penelitian. Bias yang dimaksud adalah karena pencarian tidak didasarkan pada pembacaan manual atas judul semua dokumen dan abstrak yang diterbitkan di jurnal. Ini berarti bahwa tinjauan ini mungkin telah mengecualikan beberapa dokumen dari jurnal.

## 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 4. Penelitian lebih banyak dipublikasikan sejak tahun 2010 yang mengindikasikan bahwa studi yang lebih kontemporer dan relevan disertakan. Gambar 4 juga menunjukkan bahwa bidang penelitian pembobotan input algoritma ELMini masih sangat relevan saat ini.

[ON PROGRESS SLR]

Gambar 4 Distribusi Studi Terpilih dalam Rentang Tahun

Pada gambar 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 5Distribusi Publikasi Jurnal

Tabel 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.

Tabel5 *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 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 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 7 Distribusi Topik Penelitian

### Dataset yang Sering Digunakan

Penelitian ini menyimpulkan bahwa dataset yang sering digunakan adalah 11 dataset pada penelitian ELM-AE(W. Wang and Liu 2017) dan dataset MNIST yang digunakan pada penelitian ELM-RO(Kasun et al. 2013).

[ON PROGRESS SLR]

Gambar 8 Total Distribusi Dataset

[ON PROGRESS SLR]

Gambar 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(G.-B. Huang et al. 2012), Quasi-Monte Carlo ELM(Dick et al 2013), PCA-ELM(Castaño, Fernández-Navarro, and Hervás-Martínez 2013), PL-ELM(Hejazi and Singh 2013),ELM-AE(Kasun et al 2013), dan GELM-AE(Sun et al. 2017). Sedangkan penelitian sebelumnya yang menggunakan pendekatan pembobotan input adalah: IPSO-ELM(Han, Yao, and Ling 2013), ROLS-ELM(N. Wang, Er, and Han 2014), LDS-ELM(Cervellera and Macciò 2016), dan ELM-RO(W. Wang and Liu 2017)

### 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 (Kasun et al. 2013). Sedangkan yang menggunakan pendekatan pembobotan input terbaik yang berhasil diketahui adalah ELM-RO (Wang and Liu 2017).

## Daftar Referensi Systematic Literature Review

[ON PROGRESS SLR]

# BAB 3 METODE PENELITIAN

## Perancangan Penelitian

Penelitian dilakukan dengan komputer dengan sistem operasi Linux Ubuntu versi 16 64bit, dengan RAM 12Giga dengan tools dari *scikit, anaconda,* dan *tensorflow*. Semua *tools* itu adalah sebuah *open source library* berbahasa pemrograman python yang diciptakan khusus untuk membantu pekerjaan para peneliti dalam *machine learning.*

## Analisis Masalah dan Tinjauan Pustaka

## 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 adalah 20 dataset klasifikasi (Mantas and Abellán 2014), 11 dataset pada penelitian ELM-AE(W. Wang and Liu 2017) dan dataset MNIST yang digunakan pada penelitian ELM-RO(Kasun et al. 2013).

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

Tabel 6 Informasi Dataset

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| No | Nama | #Data | #Atribut | *#Kelas* | Keterangan |
| 1 |  |  |  |  |  |
| 2 |  |  |  |  |  |
| 3 |  |  |  |  |  |

## 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 RMSE dan AUC.

### Evaluasi Hasil

### Validasi Hasil

# BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

(*Sengaja dikosongkan)*

# BAB 5 KESIMPULAN

(*Sengaja dikosongkan)*

# REFERENSI

Castaño, A., F. Fernández-Navarro, and C. Hervás-Martínez. 2013. “PCA-ELM: A Robust and Pruned Extreme Learning Machine Approach Based on Principal Component Analysis.” *Neural Processing Letters* 37(3): 377–92.

Cervellera, Cristiano, and Danilo Macciò. 2016. “Low-Discrepancy Points for Deterministic Assignment of Hidden Weights in Extreme Learning Machines.” *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems* 27(4): 891–96.

Group, Software Engineering. 2007. “Guidelines for Performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering.”

Han, Fei, Hai Fen Yao, and Qing Hua Ling. 2013. “An Improved Evolutionary Extreme Learning Machine Based on Particle Swarm Optimization.” *Neurocomputing* 116: 87–93. http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2011.12.062.

Hejazi, Maryamsadat, and Yashwant Prasad Singh. 2013. “One-Class Support Vector Machines Approach to Anomaly Detection.” *Applied Artificial Intelligence* 27(5): 351–66.

Huang, Guang-Bin, Hongming Zhou, Xiaojian Ding, and Rui Zhang. 2012. “Extreme Learning Machine for Regression and Multiclass Classification.” *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. Part B, Cybernetics* 42(2): 513–29.

Huang, Guang-bin, Qin-yu Zhu, and Chee-kheong Siew. 2004. “Extreme Learning Machine : A New Learning Scheme of Feedforward Neural Networks.” *IEEE International Joint Conference on Neural Networks* 2: 985–90. http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=1380068.

Huang, Guang Bin, Qin Yu Zhu, and Chee Kheong Siew. 2006. “Extreme Learning Machine: Theory and Applications.” *Neurocomputing* 70(1–3): 489–501.

Hussain, T. et al. 2017. “Experimental Study on Extreme Learning Machine Applications for Speech Enhancement.” *IEEE Access* 5: 1–13.

Jorgensen, M, and M J Shepperd. 2007. “A Systematic Review of Software Development Cost Estimation Studies.” *IEEE Transactions on Software Engineering* 33(1): 33–53. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs\_all.jsp?arnumber=4027147.

Kasun, Liyanaarachchi Lekamalage Chamara, Hongming Zhou, Guang-bin Huang, and ChiMan Vong. 2013. “Representational Learning with Extreme Learning Machine for Big Data.” *IEEE Intelligent System* (4): 1–4. http://www.ntu.edu.sg/home/egbhuang/pdf/ELM\_Auto\_Encoder.pdf.

Kitchenham, Barbara, and Stuart Charters. 2007. “Guidelines for Performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering Version 2.3.” *Engineering* 45(4ve): 1051. http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Guidelines+for+performing+Systematic+Literature+Reviews+in+Software+Engineering#0%5Cnhttp://www.dur.ac.uk/ebse/resources/Systematic-reviews-5-8.pdf.

Mantas, Carlos J, and Joaquín Abellán. 2014. “Expert Systems with Applications Credal-C4 . 5 : Decision Tree Based on Imprecise Probabilities to Classify Noisy Data.” *EXPERT SYSTEMS WITH APPLICATIONS* 41(10): 4625–37. http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2014.01.017.

Sun, Kai, Jiangshe Zhang, Chunxia Zhang, and Junying Hu. 2017. “Generalized Extreme Learning Machine Autoencoder and a New Deep Neural Network.” *Neurocomputing* 230: 374–81. http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2016.12.027.

Tissera, Migel D., and Mark D. McDonnell. 2016. “Deep Extreme Learning Machines: Supervised Autoencoding Architecture for Classification.” *Neurocomputing* 174: 42–49. http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2015.03.110.

Wahono, Romi Satria. 2015. “A Systematic Literature Review of Software Defect Prediction : Research Trends , Datasets , Methods and Frameworks.” *Journal of Software Engineering* 1(1): 1–16.

Wang, Di, Ping Wang, and Yan Ji. 2015. “An Oscillation Bound of the Generalization Performance of Extreme Learning Machine and Corresponding Analysis.” *Neurocomputing* 151(P2): 883–90. http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2014.10.006.

Wang, Ning, Meng Joo Er, and Min Han. 2014. “Parsimonious Extreme Learning Machine Using Recursive Orthogonal Least Squares.” *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems* 25(10): 1828–41.

Wang, Wenhui, and Xueyi Liu. 2017. “The Selection of Input Weights of Extreme Learning Machine: A Sample Structure Preserving Point of View.” *Neurocomputing* 261: 28–36. http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2016.06.079.

Wang, Yuguang, Feilong Cao, and Yubo Yuan. 2011. “A Study on Effectiveness of Extreme Learning Machine.” *Neurocomputing* 74(16): 2483–90. http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2010.11.030.

….on progress.