

**TESIS**

**PENERAPAN 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**

**PENERAPAN 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 : **PENERAPAN ALGORITMA *RESTRICTED BOLT*MAN  
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

Pembimbing Utama

Nama Pembimbing

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 .....	10
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.....	15
2.2.6. Penilaian Kualitas Penelitian dan Sintesis Data .....	16
2.2.7. Validasi Studi .....	16
2.3. Hasil Penelitian.....	16
2.3.1. Publikasi Jurnal Ilmiah .....	16
2.3.2. Peneliti yang Paling Aktif dan Berpengaruh.....	17
2.3.3. Topik Penelitian dalam Bidang <i>Extreme Learning Machine</i> .....	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 <i>Systematic Literature Review</i> .....	21

BAB 3 METODE PENELITIAN .....	22
3.1 Perancangan Penelitian .....	22
3.2 Analisis Masalah dan Tinjauan Pustaka.....	23
3.3 Pengumpulan Dataset.....	23
3.4 Metode yang Diusulkan .....	24
3.5 Eksperimen dan Pengujian Metode .....	24
3.6 Evaluasi dan Validasi Hasil.....	24
3.6.1 Evaluasi Hasil .....	24
3.6.2 Validasi Hasil .....	24
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN .....	25
BAB 5 KESIMPULAN .....	26
REFERENSI.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Tahapan SLR .....	11
Gambar 2.2 Mind map SLR Pembobotan Input pada Algoritma ELM .....	13
Gambar 2.3 Pencarian dan Seleksi Atas Studi Utama .....	15
Gambar 2.4 Distribusi Studi Terpilih dalam Rentang Tahun.....	17
Gambar 2.5Distribusi Publikasi Jurnal .....	17
Gambar 2.6 Peneliti Aktif dan Berpengaruh .....	18
Gambar 2.7 Distribusi Topik Penelitian.....	18
Gambar 2.8 Total Distribusi Dataset .....	18
Gambar 2.9 Distribusi Sifat Dataset .....	19
Gambar 2.1.a ELM-Autoencoder .....	19
Gambar 2.1.b Autoencoder .....	20
Gambar 2.2.a ELM-Random Orthogonal.....	20
Gambar 2.2.b Random Orthogonal.....	21

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 PICOC .....	12
Tabel 2.2 RQ dan Motivasi .....	12
Tabel 2.3 Kriteria Inklusi dan Eksklusi.....	14
Tabel 2.4 <i>Data Extraction Properties Mapped to RQ</i> .....	16
Tabel 2.5 Scimago Journal Rank (SJR) dari Studi Terpilih .....	17
Tabel 3.1 Tahapan dan Aktivitas Penelitian.....	22
Tabel 3.2 Informasi Dataset .....	23

## BAB 1 PENDAHULUAN

### 1.1. 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)* (Guang-bin Huang, Zhu, & Siew, 2004).

Algoritma FNs merupakan salah satu algoritma *neural networks*. FNs terdiri dari beberapa ataupun banyak *neuron* sebagai unit pemroses 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 dimasukkan 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 *backpropagation*

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 *backpropagation* (Guang Bin Huang, Zhu, & 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 dimasukkan pada parameter  $W$  pada input layer (Y. Wang, Cao, & Yuan, 2011). Selain itu, Wang (D. Wang, Wang, & Ji, 2015) mengatakan bahwa dengan adanya nilai random ini menyebabkan kinerja algoritma menjadi tidak stabil.

Penelitian-penelitian telah dilakukan dalam upaya meningkatkan 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 (Guang-Bin Huang, Hongming Zhou, Xiaojian Ding, & Rui Zhang, 2012), PCA-ELM (Castaño,



Fernández-Navarro, & Hervás-Martínez, 2013), PL-ELM(Henríquez & Ruz, 2017) ELM-AE(Kasun, Zhou, Huang, & Vong, 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)

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-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 (Tissera and McDonnell 2016). Untuk itulah RBM dapat dicoba untuk diterapkan sebagai algoritma pembobotan pada input *layer* di ELM.

## 1.2. Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah yang diuraikan di atas, masalah penelitian (*Research Problem* (RP) yang diangkat pada penelitian ini adalah **Algoritma ELMmemiliki 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.

## 1.3. 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?**

#### 1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan metode pembobotan menggunakan RBM untuk menangani inisialisasi pembobotan input pada algoritma ELM sehingga diharapkan dapat meningkatkan hasil akurasi.

#### 1.5. 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.

#### 1.6. 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 tinjauan pustaka, dst

##### Bab 4 Hasil dan Pembahasan

Pembahasan mengenai hasil penelitian akan dibahas di bab ini.

##### Bab 5 Penutup

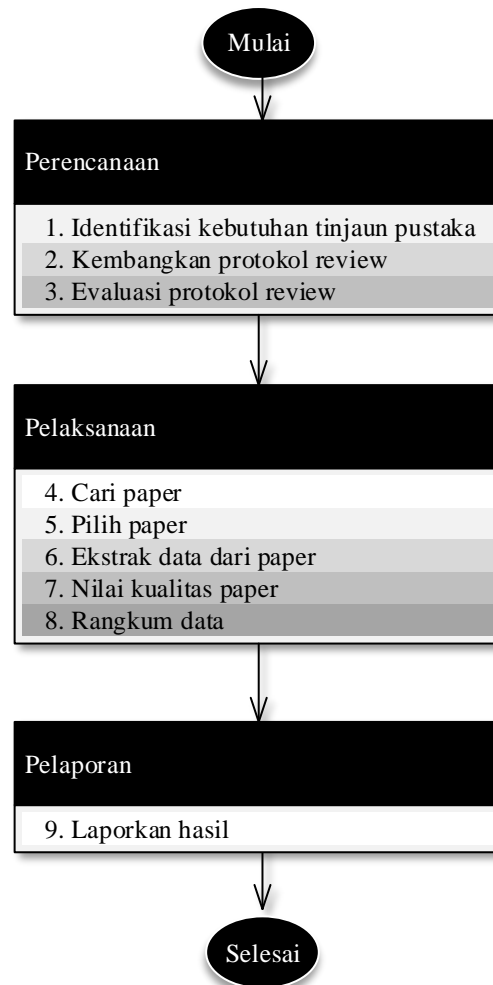
## BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. 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, 2015a)

### 2.2. Metode Review

Menurut Kitchenham(Kitchenham & 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. Adapun untuk pendekatan pada tulisan ini, mengikuti Wahono(Wahono, 2015a) dalam melakukan review terhadap pembobotan input ELM ditunjukkan pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Tahapan SLR

### 2.2.1. 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)*(Wahono, 2015a). Tabel 2.1 menunjukan struktur PICOC untuk RQ.

Tabel 2.1 PICOC

<i>Population</i>	<i>Extreme Learning Machine</i>
<i>Intervention</i>	Pembobotan input
<i>Comparison</i>	n/a
<i>Outcomes</i>	Kinerja Algoritma <i>Extreme Learning Machine</i>

Kemudian pada Tabel 2.2 berikut ditampilkan daftar RQ dan motivasinya.

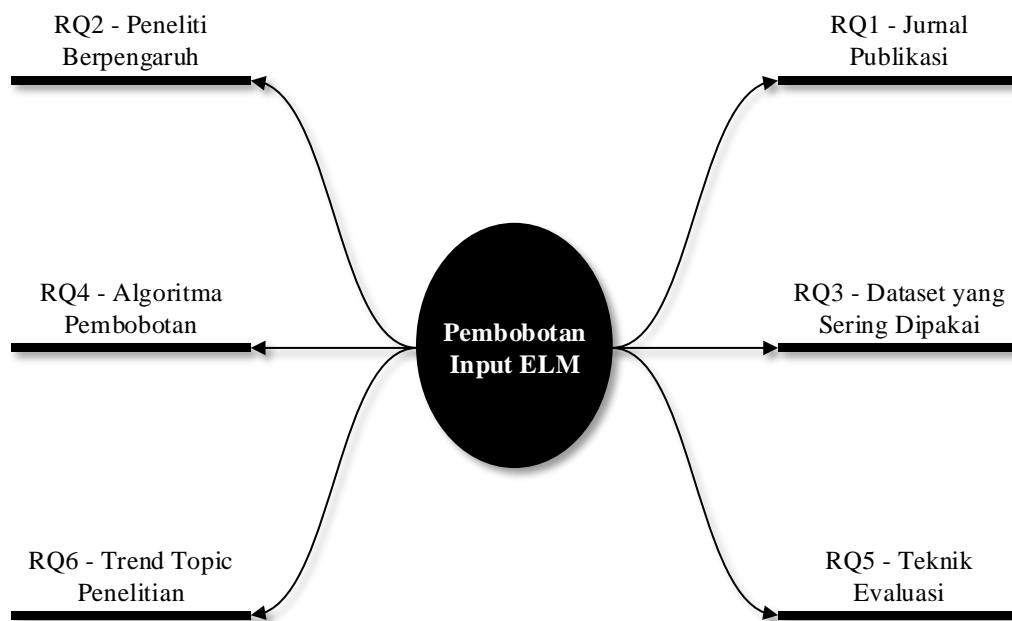
Tabel 2.2 RQ dan Motivasi

ID	<i>Research Question</i>	<i>Motivation</i>
RQ1	Jurnal penelitian apa saja yang sering menerbitkan paper tentang pembobotan input pada algoritma ELM	Mengidentifikasi 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	Mengidentifikasi 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 diekstraksi. 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 SLR ini untuk mengidentifikasi teknik yang digunakan, dataset, serta evaluasi dalam pembobotan input pada algoritma ELM. Hal ini sebagaimana ditunjukkan dalam sebuah *mind map* di Gambar 2.2



Gambar 2.2 Mind map SLR Pembobotan Input pada Algoritma ELM

### 2.2.2. 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 RBM untuk menangani inisialisasi pembobotan terhadap akurasi algoritma ELM?

### 2.2.3. Strategi Pencarian

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

- IEEE ([ieeexplore.ieee.org](http://ieeexplore.ieee.org))
- Elsevier ([sciencedirect.com](http://sciencedirect.com))
- SpringerLink ([link.springer.com](http://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 Januari 2010 hingga Februari 2018. Publikasi yang dimaksud hanya mencari jurnal. Jurnal yang dicari hanya jurnal yang ditulis dalam bahasa Inggris.

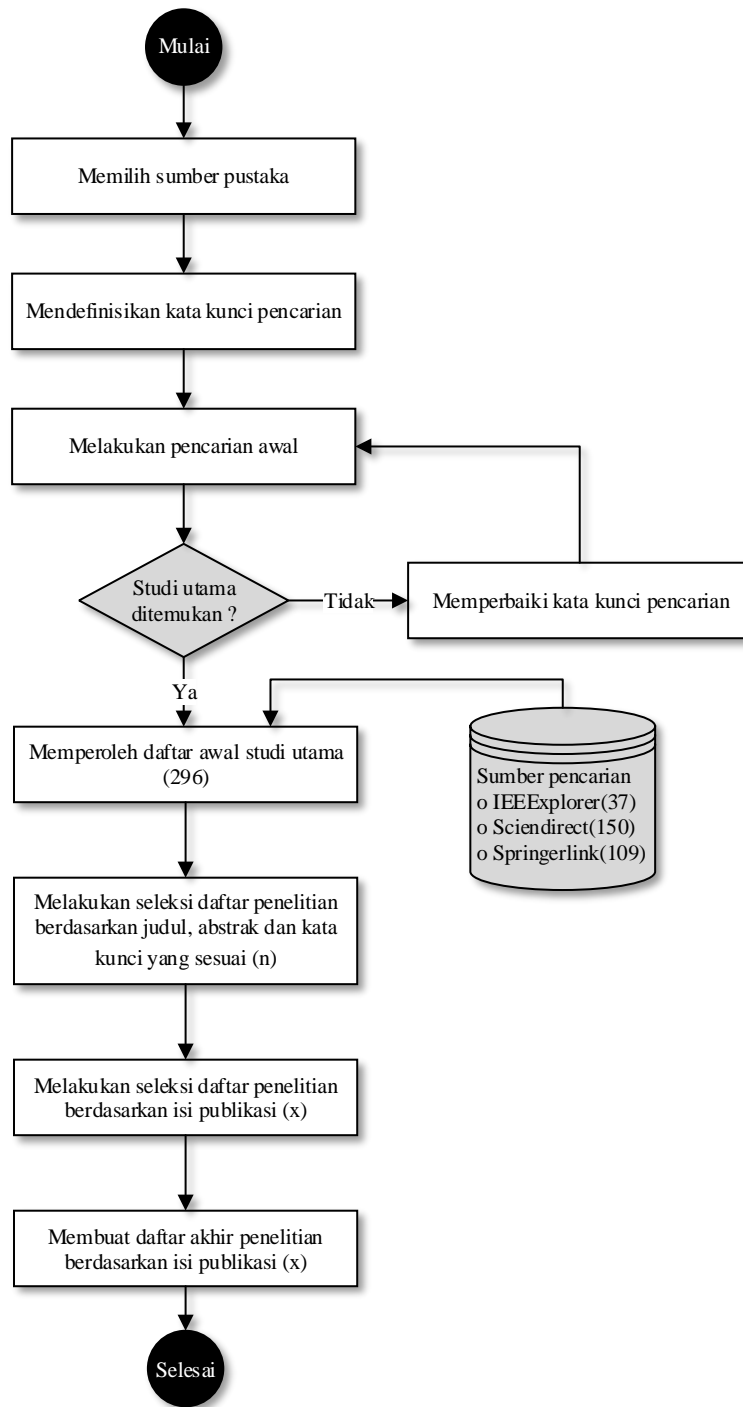
#### 2.2.4. Seleksi Pencarian

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

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 perbandingan kinerja ELM pada pembobotan input	Studi bukan dalam bahasa Inggris
Studi dalam bentuk jurnal	
Untuk studi tentang pembobotan 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

### 2.2.5. 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

#### 2.2.6. Penilaian Kualitas Penelitian dan Sintesis Data

Untuk menginterpretasi 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

#### 2.2.7. 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 & 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.

### 2.3. Hasil Penelitian

#### 2.3.1. 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 2.5 Distribusi 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]

### 2.3.2. 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], [Peneliti Z] adalah peneliti aktif mengenai pembobotan input pada algoritma *Extreme Learning Machine*.

[ON PROGRESS SLR]

Gambar 2.6 Peneliti Aktif dan Berpengaruh

### 2.3.3. 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

### 2.3.4. Dataset yang Sering Digunakan

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

[ON PROGRESS SLR]

Gambar 2.8 Total Distribusi Dataset

[ON PROGRESS SLR]

Gambar 2.9 Distribusi Sifat Dataset

### 2.3.5. Metode yang Pernah Digunakan untuk Pembobotan di ELM

Banyak penelitian yang telah dilakukan dalam upaya meningkatkan 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(Guang-Bin Huang et al., 2012), PCA-ELM(Castaño et al., 2013), PL-ELM(Henríquez & Ruz, 2017), ELM-AE(Kasun et al., 2013), dan GELM-AE(Sun, Zhang, Zhang, & Hu, 2017). Sedangkan penelitian sebelumnya yang menggunakan pendekatan pembobotan input adalah: IPSO-ELM(Han, Yao, & Ling, 2013), LDS-ELM (Cervellera & Macciò, 2016), dan ELM-RO(W. Wang & Liu, 2017)

### 2.3.6. Metode Terbaik Sebelumnya untuk Peningkatan Kinerja ELM

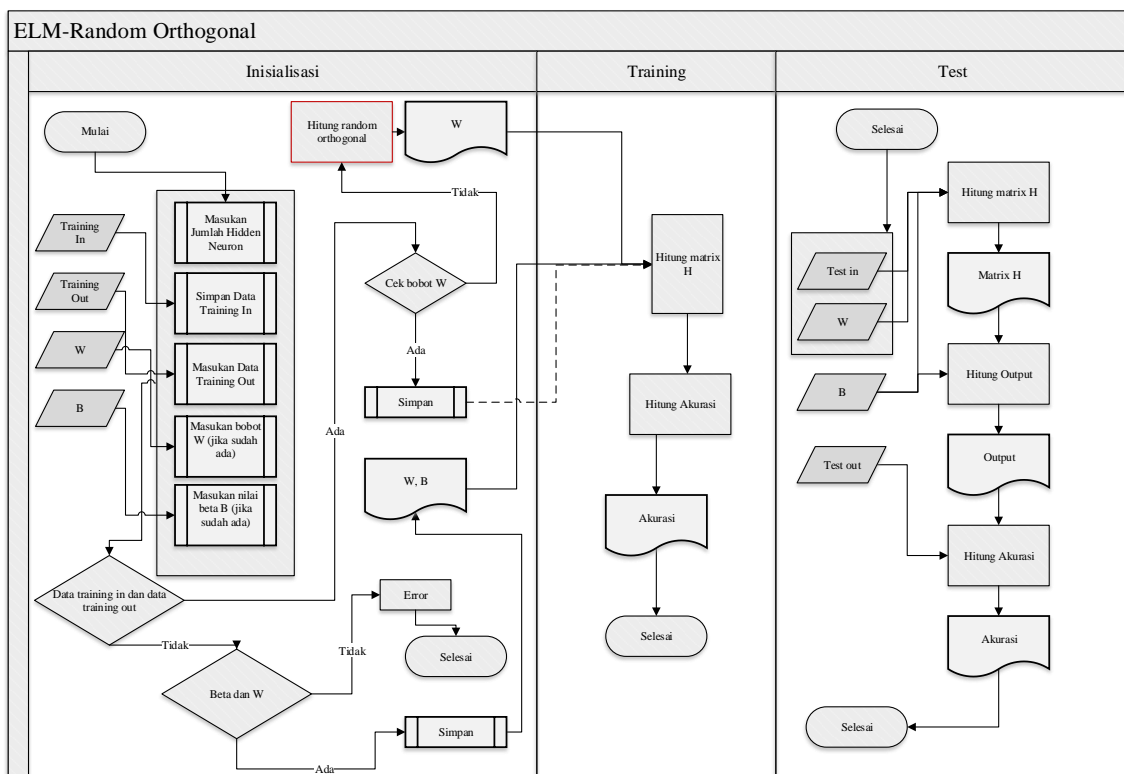
Pendekatan yang digunakan dalam upaya peningkatan kinerja algoritma ELM terdiri atas pendekatan *feature mapping* dan pendekatan pembobotan input. Dari metode pendekatan *feature mapping* yang berhasil dirangkum yaitu ELM-AE(Kasun et al., 2013). Sedangkan metode ELM-RO(W. Wang & Liu, 2017) merupakan pendekatan pembobotan input terbaik yang berhasil diketahui.

#### 1. ELM-AE

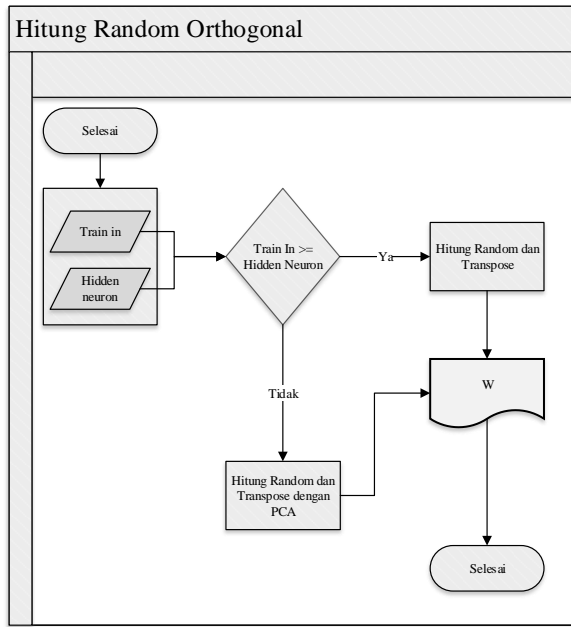
Gambar 2.1.a ELM-Autoencoder

Gambar 2.1.b Autoencoder

## 2. ELM-RO



Gambar 2.2.a ELM-Random Orthogonal



Gambar 2.2.b Random Orthogonal

## 2.4. Daftar Referensi *Systematic Literature Review*

[ON PROGRESS SLR]

## BAB 3 METODE PENELITIAN

### 3.1 Perancangan Penelitian

Penelitian untuk pembobotan input pada algoritma *Extreme Learning Machine* (ELM) 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*. Adapun tahapan dan aktivitas penelitian yang dilakukan dijabarkan pada Tabel 3.1

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	Metode 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

### 3.2 Analisis Masalah dan Tinjauan Pustaka

Kitchenham(Kitchenham & Charters, 2007) 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 pada Tabel 4.1 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 ELM juga diidentifikasi berdasarkan SLR. Hasil dari SLR ini telah dijelaskan pada Bab 2.

Hasil dari SLR pada 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.

### 3.3 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 3 dataset pada penelitian ELM-RO(W. Wang & Liu, 2017) dan dataset MNIST yang digunakan pada penelitian ELM-AE(Kasun et al., 2013) serta beberapa dataset yang biasa digunakan untuk klasifikasi.

Adapun berikut adalah daftar dataset tersebut beserta deskripsinya adalah 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			

### **3.4 Metode yang Diusulkan**

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

### **3.5 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 *random*, *random orthogonal*, *autoencoder* (AE) serta RBM.

### **3.6 Evaluasi dan Validasi Hasil**

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

#### **3.6.1 Evaluasi Hasil**

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.

#### **3.6.2 Validasi Hasil**



## **BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN**

*(Sengaja dikosongkan)*

## **BAB 5 KESIMPULAN**

*(Sengaja dikosongkan)*

## REFERENSI

- Castaño, A., Fernández-Navarro, F., & Hervás-Martínez, C. (2013). PCA-ELM: A robust and pruned extreme learning machine approach based on principal component analysis. *Neural Processing Letters*, 37(3), 377–392. <https://doi.org/10.1007/s11063-012-9253-x>
- Cervellera, C., & Macciò, D. (2016). Low-Discrepancy Points for Deterministic Assignment of Hidden Weights in Extreme Learning Machines. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 27(4), 891–896. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2015.2424999>
- Guang-Bin Huang, Hongming Zhou, Xiaojian Ding, & Rui Zhang. (2012). Extreme Learning Machine for Regression and Multiclass Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 42(2), 513–529. <https://doi.org/10.1109/TSMCB.2011.2168604>
- Han, F., Yao, H. F., & Ling, Q. H. (2013). An improved evolutionary extreme learning machine based on particle swarm optimization. *Neurocomputing*, 116, 87–93. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2011.12.062>
- Henríquez, P. A., & Ruz, G. A. (2017). Extreme learning machine with a deterministic assignment of hidden weights in two parallel layers. *Neurocomputing*, 226, 109–116. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2016.11.040>
- Huang, G. Bin, Zhu, Q. Y., & Siew, C. K. (2006). Extreme learning machine: Theory and applications. *Neurocomputing*, 70(1–3), 489–501. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2005.12.126>
- Huang, G., Zhu, Q., & Siew, C. (2004). Extreme Learning Machine : A New Learning Scheme of Feedforward Neural Networks. *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, 2, 985–990. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2004.1380068>
- Jorgensen, M., & Shepperd, M. J. (2007). A Systematic Review of Software Development Cost Estimation Studies. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 33(1), 33–53. <https://doi.org/10.1109/TSE.2007.256943>
- Kasun, L. L. C., Zhou, H., Huang, G., & Vong, C. (2013). Representational Learning with Extreme Learning Machine for Big Data. *IEEE Intelligent System*, (4), 1–4. <https://doi.org/10.1109/MIS.2013.140>
- Kitchenham, B., & Charters, S. (2007). Guidelines for performing Systematic Literature reviews in Software Engineering Version 2.3. *Engineering*, 45(4ve), 1051. <https://doi.org/10.1145/1134285.1134500>
- Sun, K., Zhang, J., Zhang, C., & Hu, J. (2017). Generalized extreme learning machine autoencoder and a new deep neural network. *Neurocomputing*, 230, 374–381. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2016.12.027>
- Wahono, R. S. (2015a). A Systematic Literature Review of Software Defect Prediction : Research Trends , Datasets , Methods and Frameworks. *Journal of Software Engineering*, 1(1), 1–16. <https://doi.org/2356-3974>
- Wahono, R. S. (2015b). A Systematic Literature Review of Software Defect Prediction : Research Trends , Datasets , Methods and Frameworks. *Journal of Software Engineering*, 1(1), 1–16.
- Wang, D., Wang, P., & Ji, Y. (2015). An oscillation bound of the generalization performance of extreme learning machine and corresponding analysis. *Neurocomputing*, 151(P2), 883–890. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2014.10.006>
- Wang, W., & Liu, X. (2017). The selection of input weights of extreme learning machine: A sample structure preserving point of view. *Neurocomputing*, 261, 28–

36. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2016.06.079>  
Wang, Y., Cao, F., & Yuan, Y. (2011). A study on effectiveness of extreme learning machine. *Neurocomputing*, 74(16), 2483–2490.  
<https://doi.org/10.1016/j.neucom.2010.11.030>

....on progress.