

# UNIVERSITAS GUNADARMA

## PROGRAM STUDI DOKTOR TEKNOLOGI INFORMASI



## PROPOSAL DESERTASI

### TEMA

**Pemodelan Data *Clustering* pada Tumpukan Sampah Seluruh Indonesia menggunakan Metode *Self Organizing Maps* dan K-Means untuk menemukan potensi Listrik pada Proses *Waste to Energy (WTE)***

### Promotor

**Prof. Dr. Sarifuddin Madenda**

### Disusun oleh

NAMA : LUQMAN  
NPM : 99220705  
TANGGAL : 27 November 2021

**Jakarta  
2021**

## DAFTAR ISI

DAFTAR ISI .....	i
DAFTAR GAMBAR .....	ii
DAFTAR TABEL .....	ii
BAB I .....	1
PENDAHULUAN .....	1
1.1 Latar Belakang Masalah .....	1
1.2 Rumusan Masalah Penelitian .....	5
1.3 Tujuan Penelitian .....	5
1.4 Kontribusi Penelitian .....	6
BAB II .....	7
STUDI LITERATUR .....	7
2.1 Landasan Teori .....	7
2.1.1 Energi Terbarukan (Renewable Energi) .....	7
2.1.2 Clustering .....	7
2.1.3 Kohonen <i>Self Organizing Maps</i> (SOM) .....	8
2.1.4 K-Means Clustering .....	12
2.1.5 Dataset .....	14
2.2 Kajian Penelitian .....	14
BAB III .....	17
METODE PENELITIAN .....	17
3.1 Skema Penelitian .....	17
3.2 Pengambilan Dataset Timbunan dan Karakteristik Sampah .....	18
3.3 Preprocessing Data .....	20
3.4 Self Organizing Maps (SOM) dan K-Means .....	21
3.5 Perumusan Model .....	23
3.6 Rencana Kegiatan .....	24
REFERENCES .....	25
Lampiran Lembar Revisi Ujian SBK .....	26
Lampiran Persetujuan Sidang Kualifikasi .....	28

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Arsitektur JST SOM (Fausett, 1993) .....	9
Gambar 2. Linier Array Unit (Fausett, 1993).....	9
Gambar 3. Rectangular Grid .....	10
Gambar 4. Heksagonal Grid .....	10
Gambar 5. Cara Kerja SOM secara umum .....	10
Gambar 6. Ilustrasi proses k-means.....	13
Gambar 7. Skema Penelitian.....	17
Gambar 8. Timbunan sampah.....	18
Gambar 9. Proses Pengambilan Dataset.....	19
Gambar 10. Proses Preprocessing Data Timbunan dan Komposisi Sampah.....	21
Gambar 11. Skema pembelajaran sekuensial dasar SOM diterapkan pada dataset X.....	22
Gambar 12. Flowchart Algoritma K-Means.....	23
Gambar 13. Tahapan perumusan model .....	24

## DAFTAR TABEL

Table 1. Potensi Bauran EBT .....	1
Table 2. Atribut Dataset Timbunan Sampah.....	19
Table 3. Komposisi Organik/ Non Organik .....	20
Table 4. Nilai kalor rata-rata .....	20
Table 5. Jadwal Desertasi.....	24

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang Masalah

Dalam Rencana Usaha Penyediaan Tenaga Listrik (RUPTL) 2018-2027, penambahan pembangkit selama 10 tahun direncanakan total mencapai 56,024 gigawatt (GW). Penambahan pembangkit tersebut terdiri dari bauran energi antara lain batu bara 54,4%, energi baru terbarukan (EBT) 23%, gas 22,2% dan BBM 0,4% yang harus dicapai pada akhir tahun 2025.

Untuk memenuhi target dari EBT yang mempunyai porsi 23%, perlu dilakukan upaya yang komperhensif mulai dari sisi sumber energi, *suplay chain* dan sebuah model yang efesien agar EBT dapat memenuhi target sesuai RUPTL.

Teknologi informasi sangat berberan penting dalam upaya pencapaian target EBT yang telah ditetapkan oleh pemerintah, khususnya pengolahan data-data yang dihasilkan selama proses rantai penyediaan energi sehingga akan didapat sebuah model yang efesien dan optimal dalam pencapaian target EBT.

Berbagai bauran jenis EBT antara lain panas bumi, hydro, mini-micro hydro, bioenergi/ sampah (*Waste to Energy/ WTE*), surya, angin dan gelombang laut dengan potensi di Indonesia seperti tabel 1 dibawah ini.

Table 1. Potensi Bauran EBT

No	Jenis Energi	Potensi	Kapasitas Terpasang	Pemanfaatan
1	Panas Bumi	29.544 MW	1.438,5 MW	4,9%
2	Hydro	75.091 MW	4.826,7 MW	6,4%
3	Mini-micro Hydro	19.385 MW	197,4 MW	1,0%
4	Bioenergi	32.654 MW	1.671,0 MW	5,1%
5	Surya	207.898 MW (4,80 kWh/m <sup>2</sup> /hari)	78,5 MW	0,04%
6	Angin	60.647 MW (≥ 4m/s)	3,1 MW	0,01%
7	Gelombang Laut	17.989 MW	0,3 MW	0,002%

Salah satu potensi bauran energi yang dapat dikembangkan adalah WTE. Potensi sampah yang besar dengan berbagai karakteristik dan varibel yang berbeda-beda pada setiap kota di Indonesia menjadi tantangan untuk mendapatkan sebuah model yang optimal untuk memperoleh jenis pelet/breket dari sampah dengan kalori yang memenuhi standar untuk dijadikan sebagai bahan baku energi yang digunakan sebagai campuran batu bara / cofiring di PLTU, gasifier, kompor dan bolier mini atau

sebagai bahan energi lain jika pelet/breket tersebut memiliki kalori yang memenuhi syarat.

Upaya penelitian awal yang telah dilakukan adalah mengolah sampah menjadi energi dengan model Tempat Olah Sampah Setempat (TOSS) menggunakan mekanisme peuyemisasi/ fermentasi, yaitu mengolah sampah tanpa memilah dan memberikan bioaktifator sebagai pemicu untuk proses mengurai sampah menjadi bahan baku pelet/ breket. Penelitian ini dilakukan dengan 2 (dua) sumber sampah yang berbeda, yaitu tipe sampah perkotaan untuk wilayah DKI Jakarta dan tipe sampah non perkotaan untuk wilayah Kabupaten Klungkung Bali.

Penelitian diatas dilakukan hanya untuk mengolah sampah menjadi bahan baku energi tanpa memperhitungkan karakteristik timbunan sampah sehingga belum diketahui apakah perlakuan terhadap pengelolaan timbunan sampah sudah optimal dan hasil bahan baku energi yang dihasilkan dari proses saat ini belum memperhitungkan potensi alternatif pemanfaatannya dari setiap kota di seluruh Indonesia.

Penelitian yang akan dilakukan pada riset ini adalah mengolah data timbunan sampah seluruh kota di Indonesia dengan melihat karakteristik atau komposisi timbunan sampah dan melakukan klasterisasi timbunan sampah tersebut berdasarkan karakteristik sampah sehingga akan diperoleh kluster timbunan sampah dari setiap kota. Dengan penetapan kluster yang tepat maka dapat dihitung secara optimal potensi listrik yang akan dihasilkan sesuai karakteristik sampah di setiap kota.

Penelitian yang terkait dengan klusterisasi yang mengolah kemiripan sumber data dan penelitian pengolahan sampah padat menjadi energi (*Waste to Energy*) telah dilakukan sampai saat ini sebagai bahan kajian awal antara lain :

1. *“Data analytics approach to create waste generation profiles for waste management and collection”*. Dalam tulisan ini, pendekatan berbasis data berbasis *self organizing maps* (SOM) dan algoritma *k-means* dikembangkan untuk membuat satu set profil jenis timbunan sampah. Pendekatannya adalah ditunjukkan menggunakan data pembobotan limbah tingkat kontainer ekstensif yang dikumpulkan di metropolitan area Helsinki, Finlandia. Hasil yang diperoleh menyoroti potensi analitik data tingkat lanjut pendekatan dalam menghasilkan informasi timbunan sampah yang lebih rinci misalnya untuk dasar layanan umpan balik yang disesuaikan bagi produsen limbah dan perencanaan serta optimalisasi pengumpulan dan daur ulang limbah. (Niska & Serkkola, 2018).

2. *“Agglomerative Fuzzy K-Means Clustering Algorithm with Selection of Number of Clusters”*. Dalam makalah ini, dijelaskan algoritma pengelompokan fuzzy K-means aglomeratif untuk data numerik, perluasan dari algoritma fuzzy K-means standar dengan memperkenalkan istilah penalti ke fungsi tujuan untuk membuat proses pengelompokan tidak sensitif terhadap pusat cluster awal. Algoritma baru dapat menghasilkan pengelompokan yang lebih konsisten dari kumpulan pusat kluster awal yang berbeda. Dikombinasikan dengan teknik validasi cluster, algoritme baru dapat menentukan jumlah cluster dalam kumpulan data, yang merupakan masalah umum dalam clustering k-means. (Li et al., 2008) ( *Jurnal IEEE*, doi : 10.1109/TKDE.2008.88 )
3. *“Analysing efficiency of Waste to Energy Systems: Using Data Envelopment Analysis in Municipal Solid Waste Management”*, penelitian ini membahas model terintegrasi pengelolaan limbah padat, pengurangan limbah tepat di titik sumbernya sebelum memasuki rantai aliran limbah, penggunaan kembali limbah yang dihasilkan untuk pemulihan dengan cara daur ulang dan pembuangan melalui fasilitas pembakaran yang ramah lingkungan serta tempat pembuangan sampah yang memenuhi standar kebijakan seiring dengan perkembangannya. (Albores et al., 2016) ( *Jurnal Elsevier*, doi: 10.1016/j.proenv. 2016.07.007 )
4. *“Classification of groundwater chemistry in Shimabara, using self-organizing maps (SOM)”*, Penelitian ini dilakukan di kota Shimabara di Prefektur Nagasaki, Jepang, terletak di semenanjung vulkanik yang memiliki air tanah yang melimpah. Hampir semua pasokan air publik menggunakan air tanah di wilayah ini. Oleh karena itu, memahami karakteristik air tanah merupakan prasyarat untuk pengelolaan pasokan air yang tepat. Karenanya penentuan karakteristik kimia air tanah di Shimabara dengan menggunakan Self Organizing Map (SOM). (Nakagawa et al., 2017) (doi :10.2166/nh.2016.072).
5. *“Improved Self-Organizing Map Clustering of Power Transformer Dissolved Gas Analysis using Inputs Pre-processing”*. Pada penelitian ini dilakukan analisa pada aplikasi SOM sebelumnya memerlukan data historis yang besar untuk pelatihannya dan memiliki sensitivitas deteksi kesalahan yang terbatas. Pengaruh fitur input dan normalisasi data dipelajari untuk meningkatkan pengelompokan SOM. SOM dilatih menggunakan hasil *Dissolved Gas Analysis* (DGA) yang diekstraksi dari transformator yang mengalami gangguan

sebenarnya. Kombinasi fitur input dan data metode normalisasi diuji pada SOM sebelum SOM terbaik diidentifikasi. Validasi dilakukan dengan menggunakan beberapa dataset yaitu database IEC Technical Committee 10. Dibandingkan dengan aplikasi SOM sebelumnya, SOM yang diusulkan membutuhkan data pelatihan yang lebih sedikit, meningkatkan sensitivitas SOM dalam deteksi kesalahan yang baru mulai dan memiliki akurasi diagnosis yang baik. SOM yang diusulkan juga dibandingkan dengan interpretasi DGA berbasis AI lainnya metode yaitu Support Vector Machine (SVM) untuk benchmarking. (Misbahulmunir et al., 2020) (*Jurnal IEEE*, doi : 10.1109/ACCESS.2017).

6. “*Supporting of Waste Management in Indonesia Using Self Organizing Map for Clustering Analysis*”. Pada penelitian ini menggunakan Self Organizing Maps (SOM) untuk mereduksi dimensi data menjadi dua dimensi. SOM menghasilkan visualisasi lowdimensional dari data high-dimensional. Data timbunan sampah dan komposisi tersebut diperoleh dari Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional tahun 2017- 2018. Variabel yang diolah adalah rata-rata harian sampah per kilometer persegi (ton/km<sup>2</sup>), rata-rata harian sampah per orang (kg/orang), dan rata-rata harian sampah per kecamatan luas (ton/kecamatan). Para peneliti membangun topologi heksagonal 3x3. Kabupaten Brebes, Buleleng, Cilacap, dan Jepara dikelompokkan ke dalam daerah dengan timbunan sampah yang tinggi dibandingkan dengan kabupaten lain. Sedangkan berdasarkan komposisi sampah, Kabupaten Morowali, Sinjai, dan Palangkaraya merupakan kabupaten yang komposisi sampah makanan, sampah plastik, dan limbah tekstil tinggi. (Primandari et al., 2021) (*Journal of Physics*, doi : 10.1088/1742-6596/1863/1/012072).

Dari penelaahan beberapa jurnal diatas diharapkan menjadi acuan awal untuk merumuskan tahapan penelitian dan sebagai bahan kajian awal sampai dimana pemanfaatan metode yang telah digunakan untuk tipikal data yang memiliki karakteristik yang sama dengan rencana data yang akan digunakan dalam penelitian ini.

Terkait dengan upaya untuk mendapatkan hasil pengelolaan timbunan sampah, maka perlu dilakukan pengumpulan data timbunan sampah seluruh Indonesia data set, kemudian dilakukan analisa terhadap data set tersebut dengan menggunakan

***Self Organizing Maps (SOM) dan K-Means Clustering*** untuk kemudian dirumuskan sebuah model baru yang optimal dari keterhubungan seluruh data-data tersebut.

Ditinjau dari uraian latar belakang masalah, maka penulis mengambil sebuah tema desertasi ***“Pemodelan Data Clustering pada Tumpukan Sampah Seluruh Indonesia menggunakan Metode Self Organizing Maps dan K-Means untuk menemukan potensi Listrik pada Proses Waste to Energy (WTE)”***

Diharapkan dengan temuan model baru terkait hubungan setiap data/ variabel, maka akan menentukan upaya selanjutnya untuk mengoptimalkan potensi bauran energi dari sampah mulai dari proses pengumpulan sampah, standar sensor pada peralatan sampai dengan rantai pasok pendistribusian sumber energi di seluruh Indonesia.

## **1.2 Rumusan Masalah Penelitian**

Sesuai latar belakang masalah diatas, dapat diambil rumusan masalah penelitian sebagai berikut :

1. Bagaimana mengklasifikasi data set timbunan sampah seluruh Indonesia menjadi kelompok “sampah organik” dan “sampah non organik” ?
2. Bagaimana tahapan preprocessing data agar data set dapat diolah menjadi model yang valid ?
3. Bagaimana penerapan metode Self Organizing Maps dan K-Means untuk menemukan potensi sampah seluruh Indonesia menjadi energi listrik yang optimal ?

## **1.3 Tujuan Penelitian**

Tujuan dari penelitian pengelolaan Waste to Energy dengan model baru tersebut adalah :

1. Mendapatkan kelompok data sampah organik dan sampah non organik seluruh Indonesia berdasarkan data set timbunan sampah.
2. Mendapatkan data set yang valid untuk diolah menjadi sebuah model pengolahan WTE setelah melalui tahapan preprocessing.
3. Mendapatkan sebuah *clustering* data dari timbunan sampah berdasarkan karakteristik sampah Kota/ Kabupaten di seluruh Indonesia menggunakan metode SOM dan K-Means.



4. Tujuan akhir dari penelitian adalah membangun sebuah prototype perangkat lunak untuk menemukan/ menghitung potensi listrik dari pengolahan sampah di seluruh Indonesia dengan inputan berupa hasil *clustering* berdasarkan karakteristik timbunan sampah.

#### **1.4 Kontribusi Penelitian**

Hasil dari penelitian ini adalah sebuah model awal pengelolaan sampah menjadi energi dengan menggunakan data karakteristik sampah yang diharapkan dapat berkontribusi sebagai berikut :

1. Menemukan besaran potensi listrik dari optimalisasi pengolahan sampah seluruh Indonesia.
2. Menjadi dasar dalam menetapkan sebuah kebijakan pengelolaan energi di Indonesia.

## **BAB II**

### **STUDI LITERATUR**

#### **2.1 Landasan Teori**

Landasan teori berisi mengenai teori – teori yang berkaitan dengan dengan penelitian yang sedang dilakukan.

##### **2.1.1 Energi Terbarukan (Renewable Energi)**

*International Energy Agency (IEA)* mendefinisikan, energi terbarukan (renewable energy) merupakan energi yang berasal dari proses alam dan mengalami siklus berkelanjutan. IEA mengelompokan energi terbarukan seperti angin, biomassa, biofuel, hydrogen, hydropower, matahari, laut dan panas bumi (Asriyati, 2019). Pada tahun 1970-an merupakan dimulainya konsep energi terbarukan, dengan tujuan untuk mengembangkan bahan bakar fosil dan nuklir. Secara universal, energi terbarukan adalah energi yang mudah “pulih kembali” oleh proses alam dengan proses siklus yang terus – menerus, energi terbarukan merupakan energi *sustainable*, artinya tersedia dalam waktu jauh ke depan.

##### **2.1.2 Clustering**

Definisi *clustering* adalah proses untuk menghimpun data ke dalam sejumlah kelompok sehingga data yang berada dalam satu klaster mempunyai tingkat kesamaan yang maksimum dan data antar klaster mempunyai kesamaan yang rendah (Zhang, Huang, & Tan, 2006 ).

Definisi lain metode clustering adalah pengelompokan didasarkan ukuran kecendrungan (kedekatan) dengan mempertimbangkan pendekatan untuk mencari kemiripan dalam data dan menyimpan data yang sama dalam suatu kelompok. Metode clustering memetakan himpunan data ke sejumlah kelompok, yang artinya kemiripan dalam suatu kelompok merupakan lebih besar diantara kelompok yang lainnya (Xu & Wunsch, 2009).

Konsep metode clustering adalah mengoptimumkan pusat cluster (Kusumadewi & Purnomo, Aplikasi Logika Fuzzy Edisi 2, 2010). Beberapa metode clustering yang umum digunakan :

- a. Bebasis metode statistik seperti *Hirarchical Clustering Method* dan *Non Hirarchical Clustering Method*.

- b. Berbasis Fuzzy : Fuzzy C – Means (FCM).
- c. Berbasis Neural Network : Kohonen *Self-Organizing Maps* (SOM), *Learning Vector Quantization* (LVQ)

### **2.1.3 Kohonen *Self Organizing Maps* (SOM)**

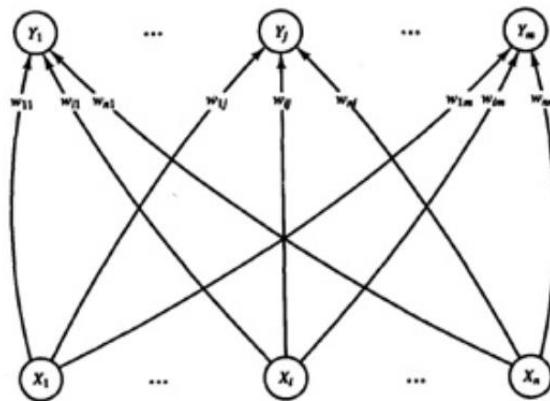
Self-Organizing Map (SOM) atau sering disebut topology-preserving map pertama kali diperkenalkan oleh Teuvo Kohonen pada tahun 1996. SOM merupakan salah satu teknik dalam Neural Network yang bertujuan untuk melakukan visualisasi data dengan cara mengurangi dimensi data melalui penggunaan self-organizing neural networks sehingga manusia dapat mengerti high-dimensional data yang dipetakan dalam bentuk low-dimensional data. Metode pembelajaran yang digunakan SOM adalah tanpa bimbingan dari suatu data input-target atau unsupervised learning yang mengasumsikan sebuah topologi yang terstruktur menjadian unit-unit kelas/cluster (Kohonen, 1989 dan Fausett, 1993).

Pada algoritma SOM, vektor bobot untuk setiap unit cluster berfungsi sebagai contoh dari input pola yang terkait dengan cluster itu. Selama proses self-organizing, cluster satuan yang bobotnya sesuai dengan pola vektor input yang paling dekat (biasanya, kuadrat dari jarak Euclidean minimum) dipilih sebagai pemenang. Unit pemenang dan unit tetangganya (dalam pengertian topologi dari unit cluster ) terus memperbarui bobot merek (Fausett, 1993). Setiap output akan bereaksi terhadap pola input tertentu sehingga hasil Kohonen SOM akan menunjukkan adanya kesamaan ciri antar anggota dalam cluster yang sama.

Dalam jaringan SOM, neuron target tidak diletakkan dalam sebuah baris seperti layaknya model JST yang lain. Neuron target diletakkan dalam dua dimensi yang bentuk/topologinya dapat diatur. Topologi yang berbeda akan menghasilkan neuron sekitar neuron pemenang yang berbeda sehingga bobot yang dihasilkan juga akan berbeda. Pada SOM, perubahan bobot tidak hanya dilakukan pada bobot garis yang terhubung ke neuron pemenang saja, tetapi juga pada bobot garis ke neuron-neuron di sekitarnya. neuron di sekitar neuron pemenang ditentukan berdasarkan jaraknya dari neuron pemenang.

### 2.1.3.1 Arsitektur Topologi SOM

Arsitektur SOM merupakan jaringan yang terdiri dari dua lapisan (layer), yaitu lapisan input dan lapisan output. Setiap neuron dalam lapisan input terhubung dengan setiap neuron pada lapisan output. Setiap neuron dalam lapisan output merepresentasikan kelas (cluster) dari input yang diberikan.



Gambar 1. Arsitektur JST SOM (Fausett, 1993)

Sedangkan untuk topologi, SOM memiliki 3 jenis topologi hubungan ketetanggaan (neighborhood) yaitu linear array, rectangular dan heksagonal grid.

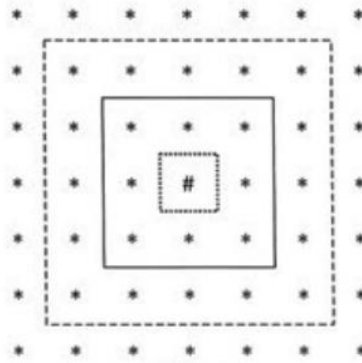
Topologi linear array menunjukkan cluster unit yang tersusun secara linear. Cluster unit yang menjadi pemenang [#] memiliki dua unit tetangga (neighbour) yang berjarak 1 ( $R = 1$ ), dan mempunyai dua unit tetangga yang berjarak 2 ( $R = 2$ ).

\* \* \* { \* ( \* [#] \* ) \* } \* \*

Keterangan : [ ] :  $R=0$  ; ( ) :  $R=1$  ; { } :  $R=2$

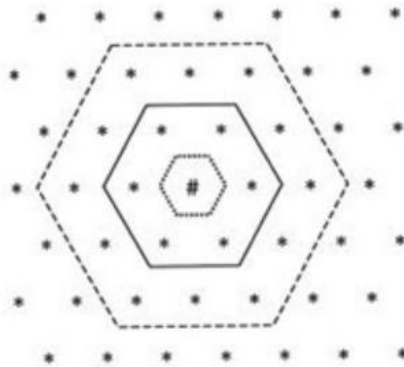
Gambar 2. Linier Array Unit (Fausett, 1993)

Rectangular grid adalah topologi dari cluster unit dua dimensi. Unit tetangga (neighbour) dari unit pemenang membentuk bujur sangkar. Unit pemenang [#] memiliki 8 neighbour berjarak 1 ( $R=1$ ) dan 16 neighbour berjarak 2 ( $R=2$ ).



Gambar 3. Rectangular Grid

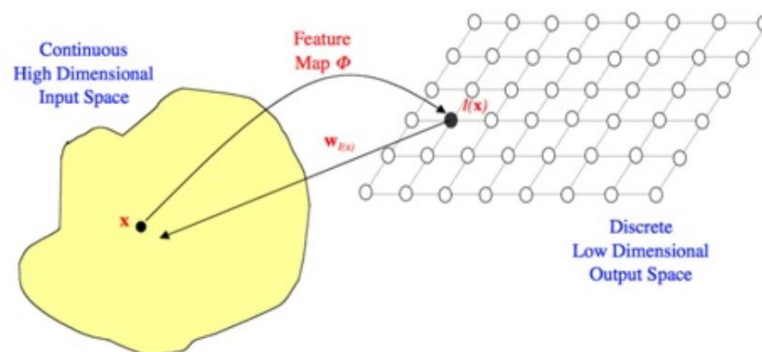
Dalam topologi heksagonal grid, unit tetangga (neighbour) yang berjarak 1 ( $R=1$ ) dari unit pemenang adalah 6 dan yang berjarak 2 ( $R=2$ ) adalah 12.



Gambar 4. Heksagonal Grid

## 1. Cara Kerja SOM

Secara umum cara kerja SOM dapat dilihat pada gambar dibawah ini :



Gambar 5. Cara Kerja SOM secara umum

Terdapat titik ( $x$ ) pada ruang input untuk dipetakan ke titik  $I(x)$  pada ruang output. Setiap titik ( $I$ ) dalam ruang output akan memetakan ke titik yang sesuai dalam ruang input melalui bobot  $w_{I(x)}$ .

Menurut Haykin (1999) terdapat tiga komponen penting dalam SOM yaitu :

- a. Competition: Untuk setiap pola input, neuron menghitung nilai masing-masing fungsi diskriminan yang memberi dasar untuk kompetisi. Neuron tertentu dengan nilai terkecil dari fungsi diskriminan dinyatakan sebagai pemenang.
- b. Cooperation: Neuron pemenang menentukan lokasi spasial dari lingkungan topologi excited neuron untuk memberi dasar kerjasama dalam suatu lingkungan neuron.
- c. Synaptic Adaption: Excited neuron menurunkan nilai fungsi diskriminan yang berkaitan dengan pola input melalui penyesuaian bobot terkait sehingga respon dari neuron pemenang keaplikasi berikutnya dengan pola input yang sama akan meningkat.

Pada prinsipnya algoritma SOM mempunyai 2 proses perhitungan matematika, yaitu pada proses pencarian nilai bobot yang sesuai dengan nilai masukan dan perubahan nilai bobot yang telah ditemukan dengan jarak terdekat.

Perhitungan perubahan nilai bobot sekitar atau tetangga bobot pemenang tidak dihitung atau diberi nilai 0. Pemberian nilai ini dimaksudkan agar tiap bobot diarahkan ke nilai masukan sehingga nilai bobot akan mendekati nilai masukan.

Berikut merupakan algoritma SOM :

1. Neuron pada lapisan input (neuron input) sebanyak  $n$  dinotasikan sebagai  $x_1, x_2, \dots, x_n$  dan neuron pada lapisan output (neuron output) sebanyak  $m$  dinotasikan sebagai  $y_1, y_2, \dots, y_m$ . Bobot koneksi antara neuron input dan output dinotasikan sebagai  $w_{ij}$  ditentukan secara acak antara 0 dan 1.
2. Selama kondisi penghentian bernilai salah, lakukan langkah 3 – 8.

3. Untuk setiap masukan ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ) lakukan langkah 4 – 6.
4. Hitung jarak vektor input terhadap bobot koneksi  $d_j$  untuk masing-masing neuron output dengan menggunakan rumus :

$$d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (w_{ij} - x_i)^2}$$

5. Cari indeks  $j$  di mana  $d_j$  minimum.
6. Untuk setiap  $w_{ij}$ , perbarui bobot koneksi dengan menggunakan rumus :  $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + y(t)h_{ib}(t) (x_i(t) - w_{ij}(t))$
7. Modifikasi laju pemahaman
8. Uji kondisi penghentian

#### 2.1.4 K-Means Clustering

Menurut Witten dan Frank (2005:137), k-means merupakan teknik clustering klasik. Pertama-tama perlu ditentukan jumlah cluster, ini merupakan parameter  $k$ . Kemudian poin  $k$  ditentukan secara acak sebagai pusat dari cluster. Semua instance ditetapkan ke pusat cluster terdekat berdasarkan perhitungan metrik jarak Euclidean. Selanjutnya centroid atau mean dari instances pada setiap cluster dihitung – ini merupakan bagian “means”. Centroids ini kemudian menjadi nilai center baru untuk masing-masing cluster. Lalu proses di atas diulang sampai semua instance telah ditetapkan ke dalam cluster-cluster dan nilai center dari cluster tidak berubah lagi (sudah stabil).

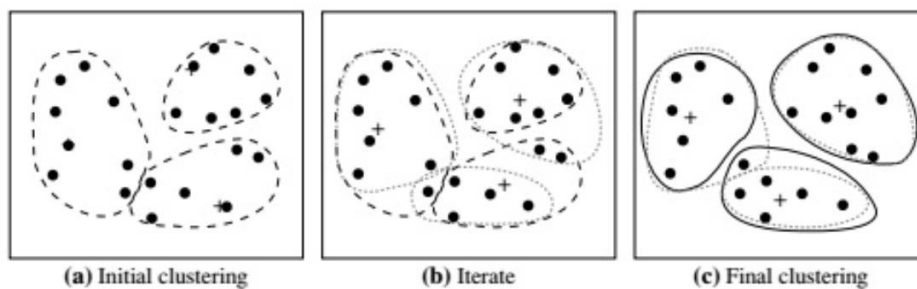
Pada sebuah artikel di situs datascience, Trevino (2016) menerangkan bahwa K-means clustering merupakan sebuah tipe unsupervised learning, dimana teknik ini digunakan ketika data yang ada belum mempunyai label/unlabeled data. Tujuan dari algoritma ini adalah untuk menemukan grup-grup data, dengan jumlah grup data direpresentasikan oleh variabel  $k$ . Algoritma ini bekerja secara iteratif untuk menempatkan setiap poin data ke dalam sebuah grup dari sejumlah  $k$  grup berdasarkan fitur yang disediakan. Poin data dikelompokkan berdasarkan fitur similaritas. Adapun hasil dari algoritma k-means clustering adalah :

1. Centroid dari cluster-cluster yang telah dibentuk, dimana centroid tersebut dapat digunakan untuk melabeli data baru.
2. Label untuk training data (setiap poin data ditempatkan pada sebuah cluster)

Pada k-means, biasanya diberikan sebuah set data,  $D$ , dari sejumlah  $n$  objek, dan  $k$ , jumlah cluster yang akan dibentuk. Algoritma partitioning mengorganisasikan objek ke dalam partisi/cluster ( $k \leq n$ ). Dari cluster-cluster yang telah terbentuk, dapat dihitung jaraknya untuk mengetahui objektivitas dari ketidaksamaan antar cluster (Han, Kamber, dan Pei, 2012:451).

Berikut adalah penjelasan singkat mengenai proses clustering dengan menggunakan metode k-means :

1. Tentukan jumlah cluster ( $k$ ) yang diinginkan.
2. Tentukan nilai mean yang akan menjadi pusat cluster awal.
3. Tetapkan setiap objek ke dalam cluster berdasarkan nilai mean objek yang paling mirip.
4. Perbarui nilai mean dari cluster, yaitu dengan menghitung nilai mean objek untuk setiap cluster.
5. Ulangi langkah 2-4 sampai tidak ada lagi perubahan pada nilai mean dari cluster. Ilustrasi dapat dilihat pada gambar 6.



*Gambar 6. Ilustrasi proses k-means*

Lebih lanjut Trevino (2016) juga menjabarkan kegunaan k-means clustering pada bisnis, dimana teknik ini bisa digunakan untuk mengkonfirmasi asumsi bisnis tentang tipe grup yang ada saat ini atau untuk mengidentifikasi grup-grup yang tidak diketahui pada data sets yang kompleks. Saat algoritma sudah dijalankan dan grup sudah didefinisikan, data baru dapat dengan mudah ditempatkan ke dalam grup yang tepat.

Contoh kegunaan dari k-means clustering adalah :

- Behavioral segmentation :



- Segment by purchase history
- Segment by activities on application, website, or platform
- Define personas based on interests
- Create profiles based on activity monitoring
- Inventory categorization :
  - Group inventory by sales activity
  - Group inventory by manufacturing metrics
- Sorting sensor measurements :
  - Detect activity types in motion sensors
  - Group images
  - Separate audio
  - Identify groups in health monitoring
- Detecting bots or anomalies :
  - Separate valid activity groups from bots
  - Group valid activity to clean up outlier detection

### **2.1.5 Dataset**

Dataset adalah adalah sebuah himpunan data yang berasal dari informasi masa-masa lampau dan dikelola menjadi sebuah informasi. Pada umumnya dataset yang diperoleh masih memiliki noise pada setiap atributnya sehingga perlu dilakukan preprocessing data agar dataset tersebut dapat digunakan untuk proses clustering.

Dataset diperoleh dari data Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional (SIPSN) tahun 2020 dengan jumlah kota sebanyak 292 Kabupaten/Kota yang terdiri dari jumlah timbunan harian dan komposisi sampah yang terdiri dari sisa makan, kayu/ ranting, kertas, plastik, logam, kain, karet, kaca dan lain-lain.

## **2.2 Kajian Penelitian**

Sebagai upaya untuk melihat perkembangan penelitian dan kajiannya terkait dengan tema dan metoda yang akan digunakan dalam disertasi/ penelitian ini berikut beberapa kajian yang dipakai sebagai landasan :

Kajian pertama diambil dari jurnal *Elsevier* tahun 2018 dengan judul “*Waste Management*”, dengan judul “*Data analytics approach to create waste generation*

*profiles for waste management and collection*". Dalam tulisan ini, pendekatan berbasis data berbasis *self organizing maps* (SOM) dan algoritma *k-means* dikembangkan untuk membuat satu set profil jenis timbunan sampah. Pendekatannya adalah ditunjukkan menggunakan data pembobotan limbah tingkat kontainer ekstensif yang dikumpulkan di metropolitan area Helsinki, Finlandia. Hasil yang diperoleh menyoroti potensi analitik data tingkat lanjut pendekatan dalam menghasilkan informasi timbunan sampah yang lebih rinci misalnya untuk dasar layanan umpan balik yang disesuaikan bagi produsen limbah dan perencanaan serta optimalisasi pengumpulan dan daur ulang limbah.

Kajian kedua diangkat dari jurnal IEEE tahun 2006 dengan judul "*Agglomerative Fuzzy K-Means Clustering Algorithm with Selection of Number of Clusters*". Dalam jurnal tersebut dijelaskan algoritma pengelompokan fuzzy K-means aglomeratif untuk data numerik, perluasan dari algoritma fuzzy K-means standar dengan memperkenalkan istilah penalti ke fungsi tujuan untuk membuat proses pengelompokan tidak sensitif terhadap pusat cluster awal. Algoritma baru dapat menghasilkan pengelompokan yang lebih konsisten dari kumpulan pusat kluster awal yang berbeda. Dikombinasikan dengan teknik validasi cluster, algoritma baru dapat menentukan jumlah cluster dalam kumpulan data, yang merupakan masalah umum dalam clustering k-means.

Kajian ketiga diambil dari jurnal *Elsevier* tahun 2016 dengan judul "*Analysing efficiency of Waste to Energy Systems: Using Data Envelopment Analysis in Municipal Solid Waste Management*", penelitian ini membahas model terintegrasi pengelolaan limbah padat, pengurangan limbah tepat di titik sumbernya sebelum memasuki rantai aliran limbah, penggunaan kembali limbah yang dihasilkan untuk pemulihan dengan cara daur ulang dan pembuangan melalui fasilitas pembakaran yang ramah lingkungan serta tempat pembuangan sampah yang memenuhi standar kebijakan seiring dengan perkembangannya.

Kajian keempat diambil *Hydrology Research* yang diterbitkan oleh IWA Publishing Jepang tahun 2016 dengan judul "*Classification of groundwater chemistry in Shimabara, using self-organizing maps (SOM)*", Penelitian ini dilakukan di kota Shimabara di Prefektur Nagasaki, Jepang, terletak di semenanjung vulkanik yang memiliki air tanah yang melimpah. Hampir semua pasokan air publik menggunakan air tanah di wilayah ini. Oleh karena itu, memahami karakteristik air tanah merupakan prasyarat untuk pengelolaan pasokan air yang tepat. Karenanya penentuan

karakteristik kimia air tanah di Shimabara dengan menggunakan Self Organizing Map (SOM).

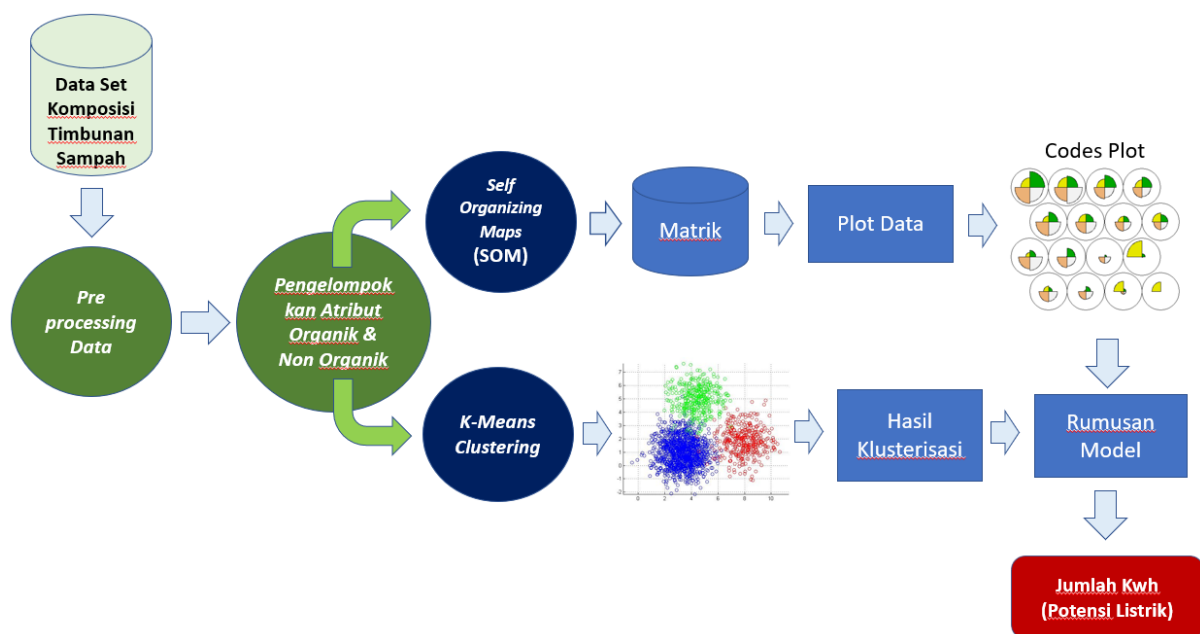
Pada kajian kelima yang dipublikasikan di IEEE pada tahun 2017 dengan judul *“Improved Self-Organizing Map Clustering of Power Transformer Dissolved Gas Analysis using Inputs Pre-processing”* membahas tentang analisa pada aplikasi SOM yang memerlukan data historis yang besar untuk pelatihannya dan memiliki sensitivitas deteksi kesalahan yang terbatas. Pengaruh fitur input dan normalisasi data dipelajari untuk meningkatkan pengelompokan SOM. SOM dilatih menggunakan hasil *Dissolved Gas Analysis* (DGA) yang diekstraksi dari transformator yang mengalami gangguan sebenarnya. Kombinasi fitur input dan data metode normalisasi diuji pada SOM sebelum SOM terbaik diidentifikasi. Validasi dilakukan dengan menggunakan beberapa dataset yaitu database *IEC Technical Committee 10*. Dibandingkan dengan aplikasi SOM sebelumnya, SOM yang diusulkan membutuhkan data pelatihan yang lebih sedikit, meningkatkan sensitivitas SOM dalam deteksi kesalahan yang baru mulai dan memiliki akurasi diagnosis yang baik.

Kajian keenam yang diterbitkan pada Journal of Physics tahun 2020 dengan judul *“Supporting of Waste Management in Indonesia Using Self Organizing Map for Clustering Analysis”*, membahas tentang penggunaan Self Organizing Maps (SOM) untuk mereduksi dimensi data menjadi dua dimensi. SOM menghasilkan visualisasi lowdimensional dari data high-dimensional. Data timbunan sampah dan komposisi tersebut diperoleh dari Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional tahun 2017-2018. Variabel yang diolah adalah rata-rata harian sampah per kilometer persegi ( $\text{ton}/\text{km}^2$ ), rata-rata harian sampah per orang ( $\text{kg}/\text{orang}$ ), dan rata-rata harian sampah per kecamatan luas ( $\text{ton}/\text{kecamatan}$ ). Para peneliti membangun topologi heksagonal  $3 \times 3$ . Kabupaten Brebes, Buleleng, Cilacap, dan Jepara dikelompokkan ke dalam daerah dengan timbunan sampah yang tinggi dibandingkan dengan kabupaten lain. Sedangkan berdasarkan komposisi sampah, Kabupaten Morowali, Sinjai, dan Palangkaraya merupakan kabupaten yang komposisi sampah makanan, sampah plastik, dan limbah tekstil tinggi.

## BAB III METODE PENELITIAN

### 3.1 Skema Penelitian

Skema penelitian bawah ini yang akan dijadikan dasar sebagai alur penelitian agar dapat dicapai sebuah tujuan penelitian sesuai dengan target dan tidak menyimpang dari judul penelitian. Adapun skema penelitian seperti gambar dibawah ini.



Gambar 7. Skema Penelitian

Pada penelitian ini akan dilakukan beberapa tahapan sebagai berikut :

1. Dataset diperoleh dari data Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional (SIPSN) tahun 2020 dengan jumlah kota sebanyak 292 Kabupaten/Kota yang terdiri dari jumlah timbunan harian dan komposisi sampah yang terdiri dari sisa makan, kayu/ ranting, kertas, plastik, logam, kain, karet, kaca dan lain-lain.
2. Dataset yang diperoleh harus diolah terlebih dahulu melalui tahapan preprocessing untuk mendapatkan data yang bisa digunakan untuk proses selanjutnya, misalkan untuk digunakan pada metode clustering.

3. Hasil dataset yang telah diolah melalui tahapan preprocessing selanjutnya diproses dengan metode Self Organizing Maps (SOM) dan K-Means untuk mendapatkan data cluster berdasarkan karakteristik sampah.
4. Hasil clustering dengan 2 metoda tersebut akan dilakukan pengujian untuk memastikan bahwa hasil klasterisasi telah sesuai dan dapat dijadikan sebagai dasar untuk merumuskan sebuah model untuk menghitung potensi listrik yang dihasilkan oleh sampah melalui proses WTE.

### 3.2 Pengambilan Dataset Timbunan dan Karakteristik Sampah

Dataset yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional (SIPSN) dengan mengambil data tahun 2020 untuk seluruh kota di Indonesia.

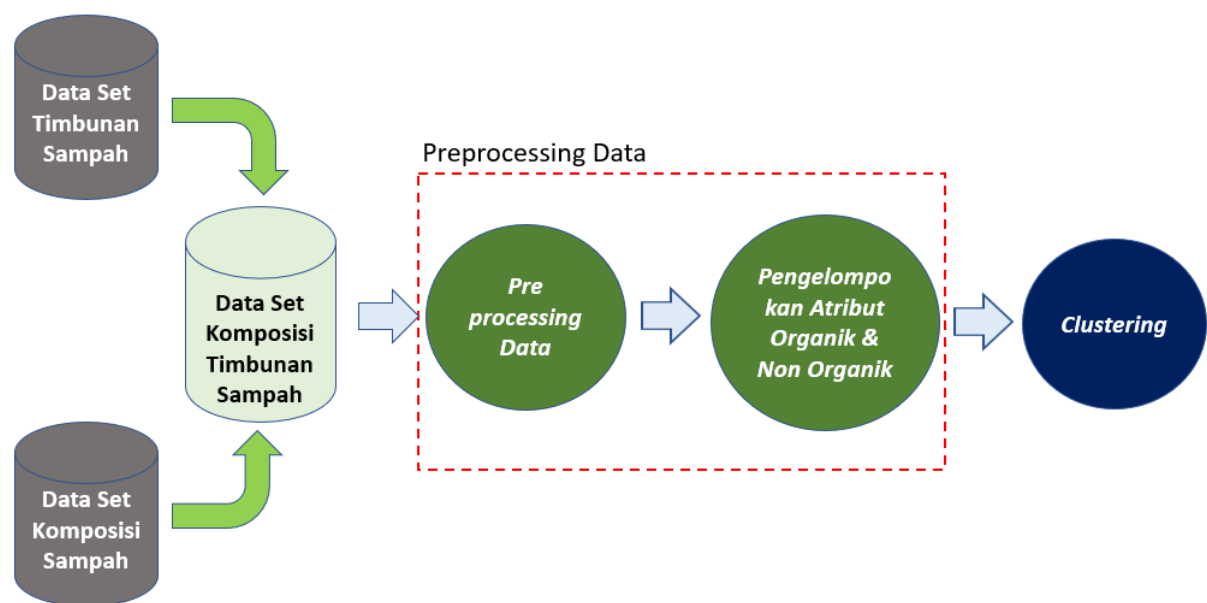
Dataset ini merupakan hasil pencatatan dari proses pengumpulan sampah dengan mencatat jumlah timbunan sampah setiap hari yang terdiri dari berbagai macam komposisi di dalam timbunan sampah tersebut.



*Gambar 8. Timbunan sampah*

Pemrosesan pemilahan sangat sulit dilakukan sehingga upaya yang lebih efektif dan efisien adalah pengolahan sampah tanpa memilah, namun komposisi sampah yang tercatat dapat dijadikan sebagai acuan untuk menentukan karakteristik sampah tersebut.

Pada proses pengambilan data set sampah terdiri dari 2 (dua) kelompok data set, yaitu Dataset Timbunan Sampah dan Dataset Komposisi Sampah. Kedua kelompok data ini harus digabungkan untuk mendapat sebuah data set yang menjelaskan hubungan jumlah timbunan dengan komposisi sampah, sehingga akan diketahui berat timbunan sampah berdasarkan komposisinya. Tahapan berikutnya adalah Preprocessing Data yang diuraikan pada sub bab 3.3. Dataset yang telah melewati tahapan preprocessing data akan dilakukan clusterisasi data untuk mendapatkan hasil cluster sesuai karakteristik sampah. Seluruh proses pengambilan Dataset Timbunan dan Karakteristik Sampah tampak pada Gambar 9.



Gambar 9. Proses Pengambilan Dataset

Adapun dataset timbunan sampah yang tercatat terdiri dari atribut seperti tabel dibawah ini :

Table 2. Atribut Dataset Timbunan Sampah

Kabupaten /Kota	Timbunan (Ton)	Komposisi (%)								
		Sisa Makanan	Kayu-Ranting	Plastik	Karet-Kulit	Kain	Kertas-Karton	Logam	Kaca	Lainnya

Atribut komposisi sampah pada Tabel 2 diatas kemudian diubah dengan mengelompokkan menjadi komposisi sampah Organik dan Non Organik sesuai tabel berikut :

Table 3. Komposisi Organik/ Non Organik

Komposisi (%)								
Sisa Makanan	Kayu-Ranting	Plastik	Karet-Kulit	Kain	Kertas-Karton	Logam	Kaca	Lainnya
Organik		Non Organik			Ekonomis			

Data komposisi sampah organik dan non organik akan menjadi acuan dalam menetapkan potensi energi yang dihasilkan dari setiap kota di Indonesia berdasarkan perhitungan kluster yang dihasilkan. Sehingga pengelolaan energi dari proses WTE akan berbeda-beda di setiap kota dengan tujuan diperoleh potensi yang optimal dari pengelolaan sampah menjadi listrik.

Sebagai kajian awal dalam proses WTE, berikut peneliti sampaikan hasil riset pendahuluan terkait potensi energi berdasarkan karakteristik sampah yang dihasilkan dengan tabel dibawah ini.

Table 4. Nilai kalor rata-rata

Jenis Sampah	Kalor Spesifik (kJ/kg)	Nilai Kalor (KJ/kg)
Sisa makanan	4.170	2.864,79
Kayu - Ranting	19.940	498,50
Plastik	17.910	2.077,56
Karet - Kulit	26.230	550,83
Kain	17.720	584,76
Kertas - Karton	17.530	1.104,39
Logam	-	-
Kaca	-	-

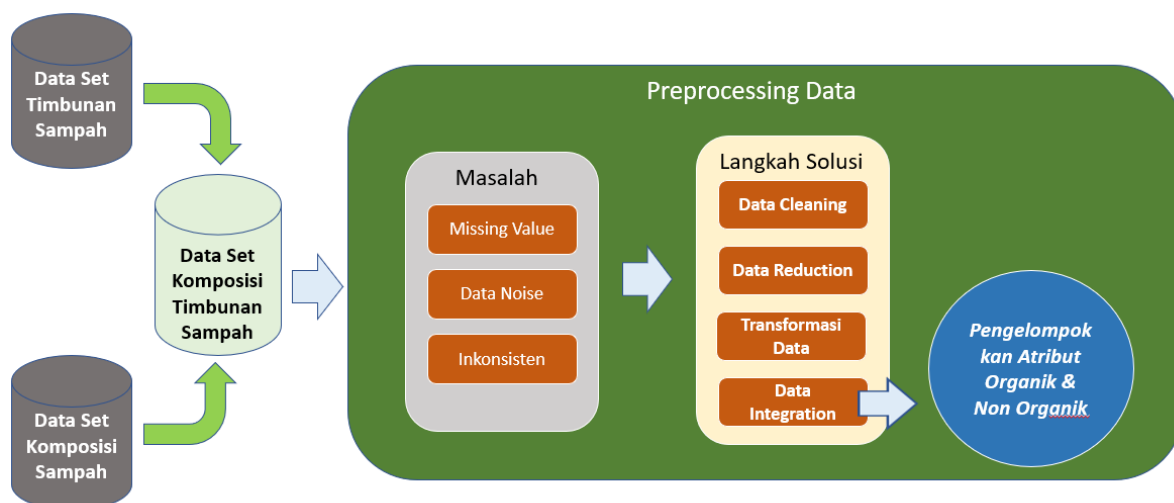
Pengertian nilai kalor bahan bakar menurut Eddy dan Budi (1990) adalah jumlah energi panas maksimum yang dibebaskan oleh suatu bahan bakar melalui reaksi pembakaran sempurna per satuan massa atau volume bahan bakar dengan satuan kJ/kg, kJ/m<sup>3</sup>, kkal/kg, kkal/m<sup>3</sup>, Btu/lb dan Btu/ft<sup>3</sup>.

### 3.3 Preprocessing Data

Proses preprocessing data merupakan teknik awal data mining untuk mengubah data mentah atau biasa dikenal dengan *raw data* yang dikumpulkan dari berbagai sumber menjadi informasi yang lebih bersih dan bisa digunakan untuk pengolahan selanjutnya. Proses ini bisa juga disebut dengan langkah awal untuk mengambil semua informasi yang tersedia dengan cara membersihkan, memfilter, dan menggabungkan data-data tersebut. Tiga masalah umum yang diselesaikan dalam tahap preprocessing adalah menangani *missing value*, *data noise*, dan data yang tidak

konsisten. *Missing value* merupakan data yang tidak akurat karena informasi yang hilang menyebabkan informasi yang ada di dalamnya tidak relevan. *Missing value* sering terjadi ketika ada masalah dalam proses pengumpulan, seperti kesalahan dalam *entry* data. Data noise berisi data yang salah dan pencilan (titik data yang terpaut jauh dari titik data lainnya) yang dapat ditemukan di kumpulan data. Pencilan dan data salah ini berisi informasi yang tidak berarti. Beberapa penyebab adanya data noise adalah karena kesalahan manusia yang berupa kesalahan pemberian label dan masalah lain selama pengumpulan data. Inkonsisten data terjadi ketika seseorang menyimpan file yang berisi data yang sama dengan format yang berbeda-beda. Beberapa inkonsisten data adalah duplikasi dalam format yang berbeda, kesalahan pada kode nama, dan lain sebagainya.

Berikut merupakan bagan proses preprocessing yang digunakan untuk mendapatkan data yang siap untuk digunakan pada proses *clustering* seperti pada gambar 10.



Gambar 10. Proses Preprocessing Data Timbunan dan Komposisi Sampah

### 3.4 Self Organizing Maps (SOM) dan K-Means

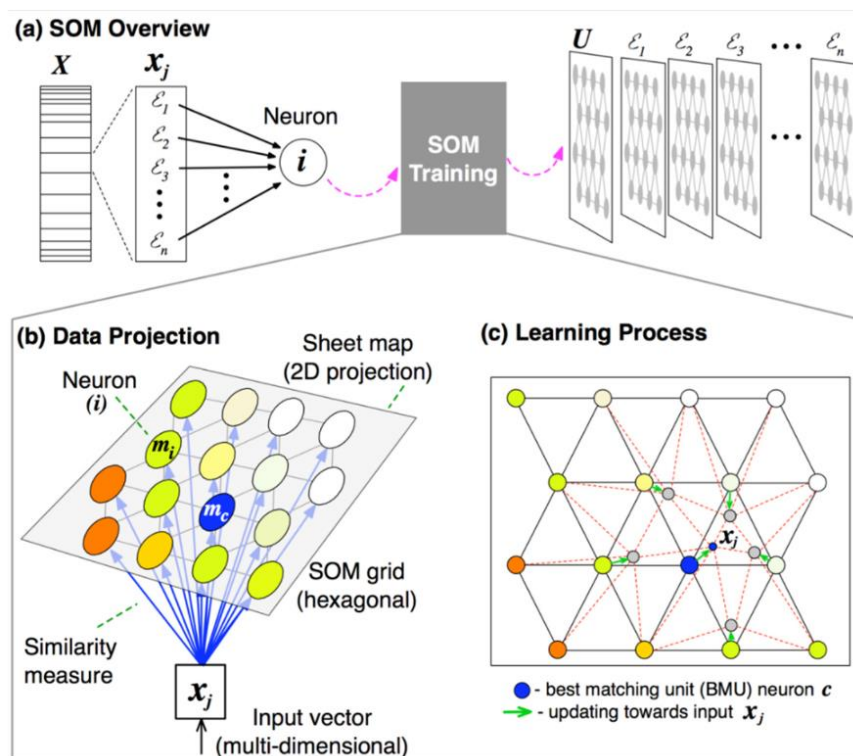
Langkah selanjutnya dilakukan pengolahan data set yang telah melalui tahapan preprocessing dengan metode SOM dan K-Means untuk mendapatkan klusterisasi data tersebut.

Proses klasterisasi menggunakan SOM dan K-Means digunakan untuk mendapatkan dan memastikan satu set profil pengelompokan kota-kota berdasarkan karakteristik sampah yang dihasilkan dari setiap kota tersebut. Hasil klasterisasi ini



akan menentukan langkah selanjutnya yang harus dirumuskan agar diperoleh potensi listrik yang optimal jika sampah-sampah tadi dijadikan sebagai bahan baku energi listrik.

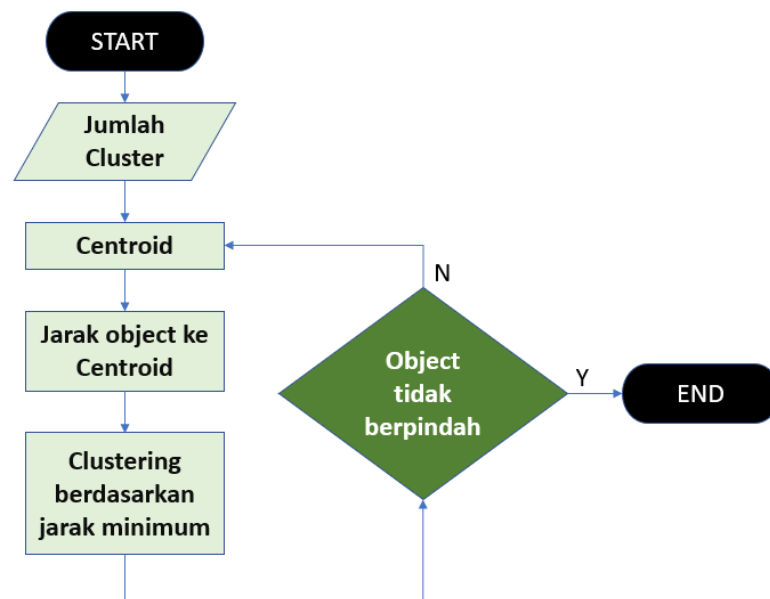
SOM digunakan sebagai visualisasi, alat analisis untuk data berdimensi tinggi, *clustering*, *classification*, dan *data mining*. SOM dianggap sebagai bentuk spasial dari analisis kelompok K-Means. Analoginya, setiap unit sesuai dengan sebuah cluster dan jumlah cluster ditentukan oleh ukuran grid yang biasanya diatur dalam bentuk persegi atau heksagonal. Grid ini digunakan dalam proses pemetaan, ketika objek dua dimensi sangat mirip, maka posisinya dalam pemetaan akan sangat berdekatan (Wehrens, 2007).



Gambar 11. Skema pembelajaran sekuensial dasar SOM diterapkan pada dataset  $X$

Dalam penelitian ini metode SOM akan digunakan untuk mengelompokkan kota-kota berdasarkan data komposisi timbunan sampah yang memiliki kesamaan pola karakteristik sampah. Data komposisi sampah merupakan vektor input dari proses clustering ini, kemudian SOM akan membentuk neuron output sesuai jumlah cluster yang diharapkan ke dalam grid 2D. Setelah proses training selesai, masing-masing vektor input akan dipetakan pada cluster sesuai dengan bobot yang terdekat

Sedangkan metode K-Means adalah clustering dengan teknik penyekatan (partition) yang membagi atau memisahkan objek ke k daerah bagian yang terpisah. Pada K-Means, setiap objek harus masuk dalam kelompok tertentu, tetapi dalam satu tahapan proses tertentu, objek yang sudah masuk dalam satu kelompok, pada satu tahapan berikutnya objek akan berpindah ke kelompok lain. Hasil cluster dengan dengan metode K-Means sangat bergantung pada nilai pusat kelompok awal yang diberikan. Pemberian nilai awal yang berbeda bisa menghasilkan kelompok yang berbeda.

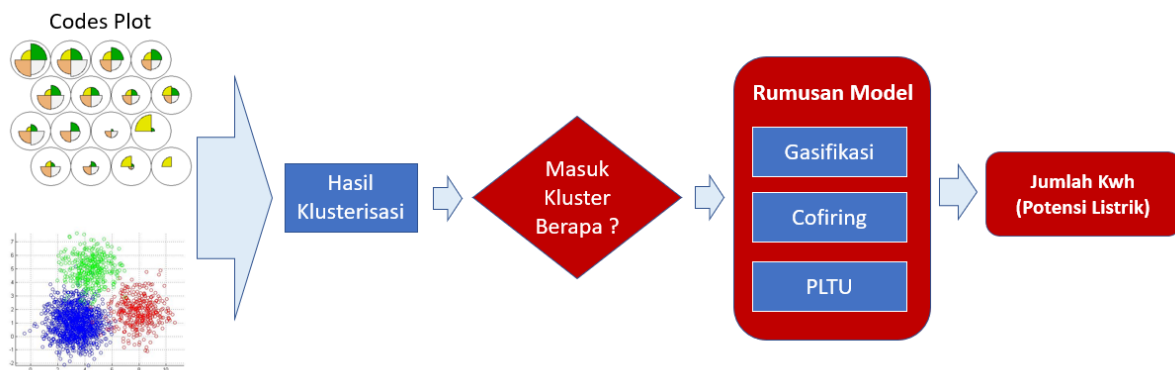


Gambar 12. Flowchart Algoritma K-Means

### 3.5 Perumusan Model

Perumusan model menjadi langkah terakhir untuk menetapkan kombinasi yang optimum dalam pengelolaan sampah menjadi energi (WTE). Model ini sangat penting karena akan menjadi sebuah **standar baru** dalam pengelolaan sampah menjadi listrik di setiap lokasi/ wilayah yang memiliki komposisi sampah yang berbeda-beda. Dengan pengolahan data-data yang ada dalam rangkaian proses WTE akan diperoleh sebuah pengelolaan WTE yang optimum di setiap wilayah sehingga selanjutnya dapat dihitung prediksi target waktu tercepat capaian bauran EBT di Indonesia khususnya dari proses WTE.

Tahapan terakhir ini menjadi sebuah temuan baru yang nantinya akan digunakan untuk pengelolaan sampah menjadi listrik dengan harapan diperoleh potensi listrik yang optimal. Hasil klustering setiap kota akan mejadi dasar pengelolaan sampah selanjutnya karena akan mempengaruhi potensi listrik yang dihasilkan. Karakteristik timbunan sampah yang berbeda-beda menuntut perlakuan yang berbeda dalam proses WTE. Proses WTE saat ini yang dilakukan setelah dihasilkan bahan baku energi berupa pelet/ breket sampah adalah cofiring, gasifikasi atau lagsung digunakan di PLTU sebagai subsitusi batubara.



Gambar 13. Tahapan perumusan model

### 3.6 Rencana Kegiatan

Untuk mencapai target penelitian/ desertasi, maka penulis menyusun rencana kegiatan berupa jadwal kegiatan yang berguna untuk memastikan agar capaian yang ditetapkan dapat dipenuhi sesuai waktu yang telah ditetapkan termasuk target luaran berupa 2 (dua) buah publikasi. Adapun jadwal yang akan digunakan sebagai berikut :

Table 5. Jadwal Desertasi

KEGIATAN	2021		2022												2023			Uraian
	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	
Bimbingan																		Penyusunan Proposal Kualifikasi
Ujian Kualifikasi																		Penajaman Proposal
Evaluasi Progres 1																		Preprocessing Data, Clusterisasi
Luaran 1																		<b>Luaran 1 : Publikasi /Jurnal</b>
Evaluasi Progres 2																		Penetapan Model Sampah menjadi Listrik
Evaluasi RKP																		Kesimpulan / Hasil
Sidang Tertutup																		Penajaman Hasil
Luaran 2																		<b>Luaran 2 : Publikasi /Jurnal</b>
Sidang Terbuka																		

## REFERENCES

- Albores, P., Petridis, K., & Dey, P. K. (2016). Analysing Efficiency of Waste to Energy Systems: Using Data Envelopment Analysis in Municipal Solid Waste Management. *Procedia Environmental Sciences*, 35, 265–278. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2016.07.007>
- Li, M. J., Ng, M. K., Cheung, Y. M., & Huang, J. Z. (2008). Agglomerative fuzzy K-Means clustering algorithm with selection of number of clusters. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 20(11), 1519–1534. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2008.88>
- Misbahulmunir, S., Ramachandaramurthy, V. K., & Thayoob, Y. H. M. D. (2020). Improved self-organizing map clustering of power transformer dissolved gas analysis using inputs pre-processing. *IEEE Access*, 8, 71798–71811. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2986726>
- Nakagawa, K., Amano, H., Kawamura, A., & Berndtsson, R. (2017). Classification of groundwater chemistry in Shimabara, using self-organizing maps. *Hydrology Research*, 48(3), 840–850. <https://doi.org/10.2166/nh.2016.072>
- Niska, H., & Serkkola, A. (2018). Data analytics approach to create waste generation profiles for waste management and collection. *Waste Management*, 77, 477–485. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2018.04.033>
- Primandari, A. H., Kesumawati, A., & Purwaningsih, T. (2021). Supporting of Waste Management in Indonesia Using Self Organizing Map for Clustering Analysis. *Journal of Physics: Conference Series*, 1863(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1863/1/012072>
- Wehrens, R. (2007). <Kohonen-Manual.Pdf>. *JSS Journal of Statistical Software*, 21(5). <http://www.jstatsoft.org/>

## Lampiran Lembar Revisi Ujian SBK

**LEMBAR REVISI**  
**UJIAN SEMINAR BIDANG KAJIAN**  
**MAHASISWA PROGRAM DOKTOR TEKNOLOGI INFORMASI**  
**UNIVERSITAS GUNADARMA**

---

Nama : **LUQMAN**  
Angkatan : 99220705  
Hari / Tanggal : SELASA, 3 AGUSTUS 2021  
Tempat :  
Judul Disertasi : **Pemodelan Data pada Proses Waste to Energy (WTE) untuk Menemukan Optimalisasi Kalori Bahan Baku Energi guna Mendukung Pencapaian Bauran Energi Baru Terbarukan (EBT)**  
Calon Promotor : -

---

.....  
Mengolah sampah menjadi energi, bgm anda mendapatkan dataset ? bagaimana anda memisahkan komponen2 dataset berdasarkan kalori ?  
Apa kaitannya dg SNI ? pasokan pelet ? jual pelet ?  
Tema yg ditampilkan terlalu luas: target energi, profes WTE, pengolahan sampah, EBT, Kalori, dll. Aspek mana yg akan dijadikan fokus?  
SOM, K-Means, NER  
.....  
.....  
.....  
.....  
.....  
.....

Jakarta, 3 Agustus 2021



(PRIHANDOKO)

**UJIAN SEMINAR BIDANG KAJIAN  
MAHASISWA PROGRAM DOKTOR TEKNOLOGI INFORMASI  
UNIVERSITAS GUNADARMA**

---

Nama : **Luqman**  
Angkatan :  
Hari / Tanggal : Selasa, 03 Agustus 2021  
Tempat : Zoom Meeting  
Judul Disertasi : Pemodelan Data pada Proses Waste to Energy (WTE) untuk Menemukan Optimalisasi Kalori Bahan Baku Energi guna Mendukung Pencapaian Bauran Energi Baru Terbarukan (EBT)  
Calon Promotor : -

---

1. Proses Waste to Energi adalah proses yang panjang dimulai dari data timbulan sampah sebagai sumberdaya energy yang belum maksimal terkelola ke pengelolaan untuk implementasi sumber energy khususnya kelistrikan.
2. Rumusan masalah yang diajukan adalah bagaimana membuat klasterisasi sampah secara spasial yang di dalamnya memuat Jumlah timbulan, karakteristik dan sebaran pengolahan secara eksisting.
3. Untuk menjawab rumusan masalah diatas sebetulnya sudah ada dalam SIPSN (Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional)
4. Data SIPSN sangat akurat dan update setiap hari.
5. Disarankan coba saudara liat SIPSN untuk bias menjadi titik masuk kemana arah penelitian akan dijalankan
6. Harapannya tidak ada duplikasi kegiatan yang mubazir. Tinggal gunakan data SIPSN sebagai bagian dari penelitian saudara secara utuh dan lebih focus baik metoda maupun topic kajiannya.

Jakarta, 03 Agustus 2021



( Dr. Ir. Raziq Hasan, MT)

## Lampiran Persetujuan Sidang Kualifikasi



### LEMBAR PERSETUJUAN MENGIKUTI UJIAN KUALIFIKASI

Dengan ini menyatakan bahwa mahasiswa dibawah ini:

Nama : Luqman  
NPM : 99220705  
Judul Disertasi : Pemodelan Data Clustering pada Tumpukan Sampah Seluruh Indonesia menggunakan Metode Self Organizing Maps dan K-Means untuk menemukan potensi Listrik pada Proses Waste to Energy (WTE)  
Promotor : Prof. Dr. Sarifuddin Madenda  
Ko-Promotor :

Setelah melalui proses konsultasi dan penilaian, dengan ini menyatakan bahwa disertasi mahasiswa tersebut dinilai layak dan diperkenankan untuk mengikuti Ujian Kualifikasi guna dievaluasi dalam rangka menentukan tahapan selanjutnya.

Demikian lembar persetujuan ini dibuat untuk dipergunakan sebagaimana mestinya.

Jakarta, 27 November 2021.....

Menyetujui,  
Promotor/Ko-Promotor

(Prof. Dr. Sarifuddin Madenda.)

PROGRAM DOKTOR

TEKNOLOGI INFORMASI

UNIVERSITAS

GUNADARMA

Jl. Kenari No. 13,  
Jakarta Pusat, 10040, Telp. 330220  
Jl. Margonda Raya No. 100  
Pondok Cina, Depok 16424  
Telp. 78881112, Fax. 7872829  
Jl. Tb. Simatupang Kav. 38  
Tower 1A, Jakarta 12540  
Telp. 7828418, Fax. 7801782