



TUGAS AKHIR - KS184822

**ANALISIS POLA PERSEBARAN STASIUN PENGISIAN  
BAHAN BAKAR UMUM (SPBU) WILAYAH SURABAYA  
MENGUNAKAN *SPATIAL POISSON POINT PROCESS***

**ACHMAD NURUDDIN SYAIFULLOH**  
NRP 062114 4000 0026

**Dosen Pembimbing**  
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKom., Ph.D.  
Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si., M.Si.

**PROGRAM STUDI SARJANA  
DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI, DAN SAINS DATA  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2019**





**TUGAS AKHIR - KS184822**

**ANALISIS POLA PERSEBARAN STASIUN PENGISIAN  
BAHAN BAKAR UMUM (SPBU) WILAYAH SURABAYA  
MENGUNAKAN *SPATIAL POISSON POINT PROCESS***

**ACHMAD NURUDDIN SYAIFULLOH  
NRP 062114 4000 0026**

**Dosen Pembimbing  
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKom., Ph.D.  
Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si., M.Si.**

**PROGRAM STUDI SARJANA  
DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI, DAN SAINS DATA  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2019**

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*



**FINAL PROJECT - KS184822**

**ANALYSIS OF THE PATTERN DISTRIBUTION OF  
SURABAYA REGIONAL PUBLIC FUEL STATIONS  
(SPBU) USING SPATIAL POISSON POINT PROCESS**

**ACHMAD NURUDDIN SYAIFULLOH  
NRP 0621144000026**

**Supervisors**

**Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKom., Ph.D.  
Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si., M.Si.**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME  
DEPARTMENT OF STATISTICS  
FACULTY OF MATHEMATICS, COMPUTING, AND DATA SCIENCES  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2019**

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## LEMBAR PENGESAHAN

### ANALISIS POLA PERSEBARAN STASIUN PENGISIAN BAHAN BAKAR UMUM (SPBU) WILAYAH SURABAYA MENGUNAKAN *SPATIAL POISSON POINT PROCESS*

#### TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Statistika  
pada  
Program Studi Sarjana Departemen Statistika  
Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

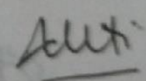
**Achmad Nuruddin Syaifulloh**  
NRP. 062114 4000 0026

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir :

**Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D.**  
NIP. 19621015 198803 1 002

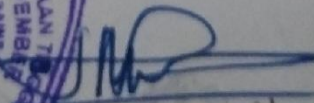
(  )

**Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si., M.Si.**  
NIP. 1300201405001

(  )



Mengetahui,  
Kepala Departemen Statistika



**Dr. Suhartono**  
NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2019

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*



# **ANALISIS POLA PERSEBARAN STASIUN PENGISIAN BAHAN BAKAR UMUM (SPBU) WILAYAH SURABAYA MENGGUNAKAN *SPATIAL POISSON POINT PROCESS***

**Nama Mahasiswa : Achmad Nuruddin Syaifulloh**  
**NRP : 062114 4000 0026**  
**Departemen : Statistika**  
**Pembimbing : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D.**  
**Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si., M.Si.**

## **Abstrak**

*Stasiun Pengisian Bahan Bakar Umum (SPBU) merupakan sarana yang berfungsi untuk melayani pemenuhan kebutuhan akan bahan bakar bagi kendaraan bermotor masyarakat umum. Hingga 2017, kota Surabaya memiliki 85 SPBU, akan tetapi SPBU di Surabaya belum tersebar secara merata. Akibatnya terdapat daerah yang kesulitan dalam memenuhi kebutuhan BBM karena letak SPBU yang kurang terjangkau. Oleh karena itu pada penelitian ini akan dilakukan analisis pola persebaran SPBU dengan menggunakan metode spatial poisson point process untuk mendapatkan efektifitas lokasi SPBU di Surabaya yang dapat dilihat dari lokasi SPBU di wilayahnya. Pendekatan poisson process dilakukan karena setelah dilakukan pengujian distribusi, jumlah SPBU setiap lokasi mengikuti distribusi poisson. Hasil analisis menunjukkan bahwa pola persebaran SPBU tidak homogen atau inhomogeneous poisson process, kemudian model dari intensitas kepadatan SPBU di Surabaya didapatkan dengan menggunakan mixture poisson regression. Diketahui bahwa variabel kovariat yang digunakan dalam penelitian ini tidak ada yang memiliki pengaruh signifikan terhadap penambahan SPBU, sehingga penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan penambahan variabel kovariat yang lain.*

***Kata Kunci : SPBU, Spatial Poisson Point Process, Surabaya***

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

# ANALYSIS OF THE PATTERN DISTRIBUTION OF SURABAYA REGIONAL PUBLIC FUEL STATIONS (SPBU) USING SPATIAL POISSON POINT PROCESS

**Name** : Achmad Nuruddin Syaifulloh  
**Student Number** : 062114 4000 0026  
**Department** : Statistics  
**Supervisors** : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D.  
Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si., M.Si.

## ***Abstract***

*Public refueling stations (fuel station) is a facility that function to serve the fulfillment of the need for fuel for motor vehicles in general public. Until 2017, Surabaya has 85 fuel stations, but it have not been spread evenly. Consequently, there are regions that difficulties in fulfilling the needs of fuel because the location of fuel station to less affordable. Therefore in this study an analysis of the distribution patterns of fuel station will be carried out using the spatial poisson point process method to obtain the effectiveness of fuel station locations in Surabaya that can be seen from the location of fuel station in their area. Poisson process approximation was done because after testing the distribution, the number of fuel station each location follow a poisson distribution. The results of the analysis show that fuel station distribution pattern is not homogeneous or inhomogeneous poisson process, then the model of the density of the fuel station in Surabaya was obtained using mixture poisson regression. It is known that none of the covariate variabels used in this study have a significant influence on the addition of fuel station, so that further research can be done by adding other covariate variabels.*

***Keywords*** : Fuel station, Spatial Poisson Point Process, Surabaya

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, puji syukur penulis panjatkan atas rahmat dan hidayah yang diberikan Allah SWT sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir yang berjudul “**Analisis Pola Persebaran Stasisun Pengisian Bahan Bakar Umum (SPBU) Wilayah Surabaya Menggunakan *Spatial Poisson Point Process***” dengan lancar.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini dapat terselesaikan tidak terlepas dari bantuan dan dukungan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada :

1. Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D. dan Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si., M.Si. selaku dosen pembimbing Tugas Akhir yang telah meluangkan waktu dan dengan sangat sabar memberikan bimbingan, saran, dukungan serta motivasi selama penyusunan Tugas Akhir.
2. Dr. Drs. Agus Suharsono, M.S. dan Adatul Mukarromah, S.Si., M.Si. selaku dosen penguji Tugas Akhir yang telah banyak memberi masukan kepada penulis.
3. Dr. Santi Wulan Purnami, S.Si., M.Si. selaku Ketua Program Studi Sarjana dan Dr. Suhartono selaku Ketua Departemen Statistika yang telah memberikan fasilitas, sarana, dan prasarana.
4. Dr. Dra. Kartika Fithriasari, M.Si. selaku dosen wali yang telah banyak memberikan saran dan arahan dalam proses belajar di Departemen Statistika.
5. Bapak, Ibu, Adek, dan keluarga besar penulis atas do'a dan kasih sayang yang besar sehingga penulis memiliki semangat dan kekuatan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
6. Dea Restika Augustina Pratiwi yang setia menemani dalam proses penyusunan Tugas Akhir ini serta menghibur ketika penulis mulai jenuh.
7. Sahabat dekat penulis, Muhammad Nasrudin yang telah memberikan bantuan baik tempat mengerjakan Tugas Akhir maupun tempat untuk bercerita ketika mengalami kesusahan

8. Sahabat-sahabat penulis lainnya, Eka Aullya, Fatchi Rihadatul, Dedi Setiawan, Rizky Cahyani, Ria Retna, Endah Setyowati, dan Nafilah Faradiba yang selama ini telah membantu, mendukung, dan mendengarkan keluh kesah penulis selama masa perkuliahan berlangsung.
9. Mbak Nini dan Ikacipta yang telah membantu penulis memahami metode yang penulis usulkan.
10. Teman-teman seperjuangan Tugas Akhir di semester 9 yang selama ini telah berjuang bersama dan saling memberikan semangat.
11. Teman-teman Statistika ITS angkatan 2014, RESPECT, yang selalu memberikan dukungan kepada penulis selama ini.
12. Semua pihak yang turut membantu dalam pelaksanaan Tugas Akhir yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu.

Besar harapan penulis untuk mendapatkan kritik dan saran yang membangun sehingga Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak yang terkait.

Surabaya, Mei 2019

Penulis

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	i
<b>COVER PAGE</b> .....	iii
<b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....	v
<b>ABSTRAK</b> .....	vii
<b>ABSTRACT</b> .....	ix
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	xi
<b>DAFTAR ISI</b> .....	xiii
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xv
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xvii
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	xix
<b>PENDAHULUAN</b> .....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	3
1.3 Tujuan Penelitian .....	4
1.4 Manfaat .....	4
1.5 Batasan Masalah.....	4
<b>TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	5
2.1 Uji Kesesuaian Model .....	5
2.2 Keluarga Eksponensial .....	6
2.3 <i>Spatial Poisson Point Process</i> .....	7
2.4 Transformasi <i>Pixel Image</i> .....	10
2.5 <i>Standardize</i> .....	10
2.6 Regresi Poisson .....	11
2.7 Metode Bayesian .....	12
2.7.1 Distribusi <i>Prior</i> .....	13
2.7.2 <i>Markov Chain Monte Carlo (MCMC)</i> .....	13
2.7.3 <i>Gibbs Sampling</i> .....	14
2.8 <i>Deviance Information Criterion (DIC)</i> .....	15
2.9 Stasiun Pengisian Bahan Bakar Umum (SPBU).....	15
<b>METODOLOGI PENELITIAN</b> .....	17
3.1 Sumber Data.....	17
3.2 Variabel Penelitian .....	17
3.3 Langkah Analisis .....	19

3.4 Diagram Alir.....	21
<b>ANALISIS DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>23</b>
4.1 Eksplorasi Data.....	23
4.2 Model <i>Spatial Poisson Point Process</i> .....	26
4.2.1 Uji Kesesuaian Distribusi .....	26
4.2.2 Uji Homogenitas Intensitas.....	27
4.2.3 Identifikasi <i>Mixture</i> .....	28
4.2.4 Pemodelan <i>Poisson Regression</i> .....	29
4.2.5 Pemodelan <i>Mixture Poisson Regression</i> .....	34
4.3 Simulasi Penambahan Titik .....	41
<b>KESIMPULAN DAN SARAN.....</b>	<b>51</b>
5.1 Kesimpulan.....	51
5.2 Saran.....	51
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>53</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>	<b>55</b>
<b>BIODATA PENULIS .....</b>	<b>81</b>



## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
<b>Gambar 3.1</b>	<i>Planar Point Pattern</i> Lokasi SPBU..... 18
<b>Gambar 3.2</b>	Pembagian Grid dengan Jumlah SPBU di Surabaya..... 18
<b>Gambar 3.3</b>	Diagram Alir Penelitian..... 21
<b>Gambar 4.1 (a)</b>	<i>Planar Point Pattern</i> Lokasi SPBU di Surabaya..... 23
<b>Gambar 4.1 (b)</b>	<i>Contour</i> Intensitas SPBU di Surabaya.... 23
<b>Gambar 4.2 (a)</b>	<i>Marks Point Pattern</i> Jumlah Industri di Surabaya..... 24
<b>Gambar 4.2 (b)</b>	<i>Contour</i> dari Jumlah Industri di Surabaya..... 24
<b>Gambar 4.3 (a)</b>	<i>Marks Point Pattern</i> Jumlah Penduduk di Surabaya ..... 25
<b>Gambar 4.3 (b)</b>	<i>Contour</i> dari Jumlah Penduduk di Surabaya..... 25
<b>Gambar 4.4 (a)</b>	<i>Marks Point Pattern</i> Jumlah Bangunan Pendidikan di Surabaya ..... 26
<b>Gambar 4.4 (b)</b>	<i>Contour</i> dari Jumlah Bangunan Pendidikan di Surabaya ..... 26
<b>Gambar 4.5</b>	Histogram Data Jumlah SPBU Setiap Grid ..... 28
<b>Gambar 4.6</b>	<i>Directed Acyclic Graph (DAG)</i> <i>Poisson Regression</i> ..... 29
<b>Gambar 4.7</b>	Plot ACF Model <i>Poisson Regression</i> ..... 31
<b>Gambar 4.8</b>	Plot Iterasi Parameter <i>Poisson</i> <i>Regression</i> ..... 32
<b>Gambar 4.9</b>	Plot Distribusi Parameter <i>Poisson</i> <i>Regression</i> ..... 33
<b>Gambar 4.10</b>	<i>Directed Acyclic Graph (DAG)</i> <i>Mixture Poisson Regression</i> ..... 34
<b>Gambar 4.11</b>	Plot ACF Model <i>Mixture</i> <i>Poisson Regression</i> ..... 36
<b>Gambar 4.12</b>	Plot Iterasi Parameter <i>Mixture</i>

	<i>Poisson Regression</i> .....	37
<b>Gambar 4.13</b>	Plot Distribusi Parameter <i>Mixture Poisson Regression</i> .....	39
<b>Gambar 4.14(a)</b>	<i>Plannar Point Pattern</i> Lokasi SPBU di Surabaya.....	42
<b>Gambar 4.14(b)</b>	<i>Plannar Point Pattern</i> Penambahan SPBU Baru.....	42
<b>Gambar 4.15</b>	Histogram Data Jumlah SPBU Setiap Grid Simulasi .....	43
<b>Gambar 4.16</b>	Plot ACF Model <i>Mixture Poisson Regression</i> Simulasi .....	44
<b>Gambar 4.17</b>	Plot Iterasi Parameter <i>Mixture Poisson Regression</i> Simulasi.....	46
<b>Gambar 4.18</b>	Plot Distribusi Parameter <i>Mixture Poisson Regression</i> Simulasi.....	48

## DAFTAR TABEL

	Halaman
<b>Tabel 3.1</b> Data Lokasi SPBU .....	17
<b>Tabel 3.2</b> Variabel Penelitian .....	19
<b>Tabel 3.3</b> Struktur Data Penelitian .....	19
<b>Tabel 4.1</b> Pengujian Kesesuaian Distribusi .....	27
<b>Tabel 4.2</b> Pengujian Homogenitas Intensitas .....	27
<b>Tabel 4.3</b> Deteksi Model <i>Mixture</i> .....	29
<b>Tabel 4.4</b> Hasil Estimasi Parameter GLMs .....	30
<b>Tabel 4.5</b> Hasil Estimasi Parameter <i>Bayessian</i> <i>Poisson Regression</i> .....	33
<b>Tabel 4.6</b> Hasil Estimasi Parameter GLMs .....	35
<b>Tabel 4.7</b> Hasil Estimasi Parameter <i>Bayessian</i> <i>Mixture Poisson Regression</i> .....	40
<b>Tabel 4.8</b> Hasil <i>Deviance Information Criterion</i> .....	41
<b>Tabel 4.9</b> Pengujian Homogenitas Intensitas Simulasi .....	42
<b>Tabel 4.10</b> Deteksi Model <i>Mixture</i> Simulasi .....	43
<b>Tabel 4.11</b> Hasil Estimasi Parameter GLMs Simulasi .....	43
<b>Tabel 4.12</b> Hasil Estimasi Parameter Simulasi .....	49

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
<b>Lampiran 1</b> <i>Syntax</i> R Eksplorasi Variabel Respon .....	55
<b>Lampiran 2</b> <i>Syntax</i> R Eksplorasi Variabel Kovariat.....	56
<b>Lampiran 3</b> <i>Syntax</i> R Deteksi HomogenitasIntensitas ....	57
<b>Lampiran 4</b> <i>Syntax</i> Mathematica Deteksi <i>Mixture</i> .....	57
<b>Lampiran 5</b> <i>Syntax</i> R Pemodelan GLMs.....	57
<b>Lampiran 6</b> <i>Syntax</i> WinBUGS <i>Bayessian Poisson</i> <i>Regression</i> .....	58
<b>Lampiran 7</b> <i>Syntax</i> WinBUGS <i>Bayessian Mixture</i> <i>Poisson Regression</i> .....	59
<b>Lampiran 8</b> Hasil Uji Kesesuaian Distribusi.....	60
<b>Lampiran 9</b> Hasil Uji Kesesuaian Distribusi Simulasi.....	60
<b>Lampiran 10</b> Hasil Uji Homogenitas Intensitas .....	61
<b>Lampiran 11</b> Hasil Uji Homogenitas Intensitas Simulasi.....	61
<b>Lampiran 12</b> <i>Output Model Bayessian Poisson</i> <i>Regression</i> .....	62
<b>Lampiran 13</b> <i>Output Model Bayessian Mixture</i> <i>Poisson Regression</i> .....	64
<b>Lampiran 14</b> <i>Output Model Bayessian Mixture</i> <i>Poisson Regression Simulasi</i> .....	68
<b>Lampiran 15</b> Data SPBU di Surabaya.....	72
<b>Lampiran 16</b> Data Kovariat .....	79

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Kota Surabaya merupakan daerah pusat pemerintahan di Provinsi Jawa Timur. Kota Surabaya mempunyai luas wilayah kurang lebih 326,36 km<sup>2</sup> dengan jumlah penduduk pada tahun 2017 sebanyak 3.065.000 jiwa yang tersebar di 31 kecamatan. Ditinjau dari beberapa aspek, Kota Surabaya mempunyai banyak potensi, baik dari letak wilayah, pariwisata, maupun sosial ekonomi (BPS, 2018). Berdasarkan letak wilayah, Kota Surabaya dapat dikatakan daerah strategis karena menghubungkan daerah antar provinsi melalui jalur laut serta menghubungkan antar kota dalam provinsi melalui jalur darat baik melalui jalan tol maupun jalan raya. Tingginya tingkat konektifitas memudahkan arus pergerakan sosial maupun ekonomi baik dari dalam maupun dari luar. Hal tersebut memicu perkembangan di Kota Surabaya dalam peningkatan upaya masyarakat untuk memenuhi kebutuhan hidupnya dan peningkatan perekonomian daerah. Selain sebagai kota tujuan pendidikan, Kota Surabaya juga menjadi daerah tujuan wisata yang dipadati pengunjung, sehingga Kota Surabaya merupakan daerah yang memiliki arus pergerakan yang cukup tinggi.

Tingginya arus pergerakan kendaraan di Kota Surabaya menyebabkan adanya peningkatan jumlah kendaraan bermotor. Berdasarkan data dari publikasi Kota Surabaya dalam angka 2018 jumlah kendaraan bermotor tahun 2014 sebanyak 2.011.512 dan tahun 2015 sebanyak 2.126.168, hal ini berarti terjadi peningkatan volume kendaraan bermotor sebesar 5,7 % (BPS, 2018). Adanya peningkatan jumlah kendaraan bermotor berdampak pada peningkatan jumlah konsumsi Bahan Bakar Minyak (BBM) di Kota Surabaya. Konsumsi BBM harian rata-rata sebanyak 46ribu kiloliter untuk pertalite, 15ribu kiloliter untuk pertamax, dan 24ribu kiloliter untuk premium dengan total 85ribu kiloliter per hari (Katadata, 2018). Sehingga banyak para investor yang menanamkan modal dengan membuka beberapa SPBU baru di

Kota Surabaya. Hingga 2017, Kota Surabaya memiliki 85 SPBU, akan tetapi SPBU di Surabaya tersebar tidak merata dari yang sudah digambarkan peneliti. Akibatnya ada daerah yang kesulitan dalam memenuhi kebutuhan BBM karena letak SPBU yang kurang terjangkau. Upaya untuk mengatasi masalah tersebut, peneliti berencana untuk melakukan analisis pola persebaran dan mendapatkan model *spatial poisson point process* berdasarkan lokasi SPBU di Surabaya.

*Spatial point process* merupakan pola acak titik dalam ruang dimensi lebih atau sama dengan 2. *Spatial point process* digunakan sebagai model statistik untuk menganalisis pola persebaran titik, dengan titik mewakili lokasi dari suatu objek penelitian yang keberadaan dan persebarannya merupakan random di suatu wilayah (Baddeley, 2008). Pada penelitian ini, objek yang digunakan adalah SPBU. Lokasi SPBU di Surabaya merupakan suatu titik acak pada peta karena SPBU dibangun untuk memenuhi kebutuhan masyarakat sekitar. Data titik yang mewakili lokasi dari SPBU merupakan tipe *spatial*, dimana dalam penelitian ini menggunakan titik geografis *latitude* dan *longitude* dari lokasi SPBU.

Penelitian sebelumnya mengenai studi analisis pola persebaran puskesmas di Surabaya dengan menggunakan *spatial poisson point process* telah dilakukan oleh (Kusumaningrum, 2017), penelitian ini memberikan hasil bahwa penambahan titik puskesmas tidak dipengaruhi oleh variabel kovariat yang diteliti. Penelitian lainnya mengenai Analisa kecelakaan lalu lintas melalui pendekatan *spatial point process* telah dilakukan oleh (Takbir, Sunusi, & Islamiyati, 2016), penelitian ini mengestimasi parameter *spatial point process* dengan model *seemingly unrelated regression* (SUR) dengan pendekatan *Generalized Least Square* (GLS). Evaluasi peta distribusi stasiun pelayanan bahan bakar umum (SPBU) Pertamina Daerah Istimewa Yogyakarta yang dilakukan oleh (Sukoco, 2002) dengan pendekatan analisis peta distribusi SPBU pada skala 1:200000 memberikan kesimpulan



anjuran untuk pendirian SPBU di sekitar jalan lingkaran utara. Penelitian serupa mengenai penentuan lokasi SPBU di Surabaya dilakukan oleh (Fitria, 2011) dengan sistem informasi geografis berbasis web dan metode *Analytic Hierarchy Process* (AHP) memberikan rekomendasi lokasi pembangunan SPBU baru diantaranya di Jl. Pandegling, Jl. Urip Sumoharjo, Jl. Embong Kemiri, Jl. Gubeng Pojok, serta Jl. Keramat Gantung. Metode AHP merupakan metode matematika tanpa ada pengujian secara statistik dan penentuan tingkat prioritas kriteria bergantung pada persepsi peneliti, sehingga hasil yang didapatkan tidak cukup baik. Pada penelitian ini, diharapkan metode *spatial poisson point process* mampu melengkapi kekurangan dari metode AHP tersebut.

Berdasarkan latar belakang tersebut, akan dilakukan analisis pola persebaran SPBU di Surabaya dengan menggunakan metode *spatial poisson point process*. *Poisson process* pada penelitian ini digunakan sebagai pendekatan pada data *spatial point pattern*, hal tersebut menyesuaikan dari distribusi pola persebaran SPBU di Surabaya yang berdistribusi Poisson. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan tambahan informasi untuk investor menanamkan modalnya dalam bentuk pembangunan SPBU, serta masyarakat dapat lebih mudah memenuhi kebutuhan akan BBM.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Terjadinya kesenjangan antara SPBU dengan yang lain merupakan indikasi kurang meratanya persebaran pembangunan SPBU di Surabaya. Untuk mengatasi permasalahan tersebut dilakukan analisis mengenai efektifitas lokasi SPBU terhadap cakupan jumlah kendaraan bermotor di wilayah SPBU dengan menggunakan *spatial poisson point process*. Metode tersebut digunakan karena data lokasi SPBU merupakan jenis data *spatial point pattern*, dimana jenis tersebut dapat dianalisis dengan pendekatan *poisson process*.

### 1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah:

1. Memperoleh informasi mengenai pola persebaran SPBU di wilayah Surabaya
2. Mendapatkan model *spatial poisson point process* berdasarkan data lokasi SPBU di wilayah Surabaya dengan menggunakan metode Bayesian
3. Melakukan simulasi penambahan titik lokasi SPBU untuk melihat efektifitas penambahan lokasi SPBU di wilayah Surabaya

### 1.4 Manfaat

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan beberapa manfaat bagi berbagai pihak, diantaranya:

1. Bagi bidang Pendidikan, penelitian ini diharapkan dapat menambah wawasan keilmuan dalam penerapan metode *spatial poisson point process* dalam kehidupan sehari-hari untuk kasus efektifitas lokasi
2. Bagi investor, diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan gambaran atau tambahan informasi apabila ingin melakukan investasi di bidang pembangun SPBU agar lebih efektif dan efisien serta memberikan keuntungan yang maksimal.

### 1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah data yang digunakan merupakan data sekunder berupa koordinat titik *longitude* dan titik *latitude* dari lokasi SPBU Pertamina yang terdaftar di *Google Maps*, serta luasan grid lokasi diasumsikan berbentuk persegi dengan ukuran yang sama dan tidak memperhatikan batas wilayah kecamatan di Surabaya.

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini membahas mengenai uji kesesuaian distribusi, keluarga eksponensial, *spatial poisson point process*, transformasi *pixel image*, *standardize*, regresi *poisson*, metode Bayesian, *deviance information criterion* (DIC), serta stasiun pengisian bahan bakar umum (SPBU).

#### 2.1 Uji Kesesuaian Model

Uji kesesuaian model dilakukan untuk mengetahui distribusi suatu data apakah sesuai dengan distribusi yang diharapkan. Kolmogorov-Smirnov merupakan metode yang digunakan untuk menguji jumlah SPBU berdistribusi *poisson* atau tidak. Metode Kolmogorov-Smirnov merupakan metode yang dapat digunakan pada data kuantitatif dan pada  $n$  yang kecil (Law & Kelton, 2000). Hipotesis dari uji Kolmogorov-Smirnov adalah.

$H_0$  : Data mengikuti pola fungsi distribusi tertentu.

$H_1$  : Data tidak mengikuti pola fungsi distribusi tertentu.

Penolakan hipotesis di atas dapat dilakukan dengan menggunakan *p-value* maupun statistik uji pada persamaan (2.1).

$$D = \max_{1 \leq i \leq n} \left( F(x_i) - \frac{i-1}{n}, \frac{i}{n} - F(x_i) \right) \quad (2.1)$$

dengan,

$D$  : nilai statistik uji Kolmogorov-Smirnov

$n$  : jumlah sampel

$x_i$  : data ke- $i$  yang telah diurutkan

$F(x_i)$  : fungsi distribusi kumulatif dari distribusi tertentu

maka hipotesis akan tolak  $H_0$  apabila *p-value* < taraf signifikan (*alfa*) atau statistik uji ( $D$ ) > *Critical Value* (CV). CV dalam uji Kolmogorov-Smirnov adalah (Ang & Tang, 2007).

$$CV = \frac{1,36}{\sqrt{n}} \quad (2.2)$$

## 2.2 Keluarga Eksponensial

Beberapa distribusi yang termasuk keluarga eksponensial merupakan distribusi *poisson*, distribusi normal, distribusi binomial, distribusi eksponensial, distribusi gamma, distribusi negatif binomial, dan *inverse gaussian*. Suatu distribusi dimasukkan dalam keluarga eksponensial apabila dapat dinyatakan dalam persamaan (2.3).

$$f(w; \lambda) = \exp[a(w)b(\lambda) + c(\lambda) + d(w)] \quad (2.3)$$

$b$  dan  $c$  merupakan koefisien dari parameter  $\lambda$ , sedangkan  $a$  dan  $d$  merupakan parameter dari  $w$ .

Distribusi *poisson* merupakan salah satu jenis distribusi dari banyaknya kejadian pada interval waktu tertentu atau wilayah tertentu. Kejadian tersebut tergantung pada selang waktu tertentu atau wilayah tertentu, dimana hasil pengamatan berupa data diskrit dan antar kejadian saling independen. Fungsi peluang dari distribusi *poisson* dinyatakan dalam persamaan (2.4) (McCullagh & Nelder, 1983).

$$f(w; \lambda) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^w}{w!}, w = 0, 1, 2, \dots \quad (2.4)$$

Nilai parameter  $\lambda > 0$ , apabila  $w$  merupakan variabel random yang berdistribusi *poisson* maka *mean* dan variansinya sama yaitu  $\lambda$ , dapat dituliskan pada persamaan (2.5).

$$E(w) = \text{Var}(w) = \lambda \quad (2.5)$$

*Link function* merupakan penghubung antara prediktor linier dengan *mean* dari fungsi distribusi. *Link function* dari suatu distribusi didapatkan dengan membentuk fungsi peluang dari distribusi ke dalam bentuk keluarga eksponensial. Penalaran *link function* dari distribusi *poisson* ditunjukkan oleh persamaan (2.6).

$$\begin{aligned}
\Pr(W = w) &= \frac{e^{-\lambda} \lambda^w}{w!} \\
f(w; \lambda) &= \frac{e^{-\lambda} \lambda^w}{w!} \\
&= \exp\left(\ln\left[\frac{e^{-\lambda} \lambda^w}{w!}\right]\right) \\
&= \exp\left(\ln(e^{-\lambda}) + \ln(\lambda^w) - \ln(w!)\right) \quad (2.6) \\
&= \exp\left(-\lambda + \ln(\lambda^w) - \ln(w!)\right) \\
&= \exp(-\lambda) \exp(w \ln(\lambda)) \exp(-\ln(w!)) \\
&= \exp\left[(\ln(w!))^{-1}(-\lambda) + \ln(\lambda) + w\right]
\end{aligned}$$

sehingga persamaan (2.6) yang disamakan dengan persamaan (2.3) akan didapatkan bentuk persamaan (2.7),

$$\exp[a(w)b(\lambda) + c(\lambda) + d(w)] = \exp\left[(\ln(w!))^{-1}(-\lambda) + \ln(\lambda) + w\right] \quad (2.7)$$

Berdasarkan persamaan (2.7) maka diketahui nilai dari  $a(w) = (\ln(w!))^{-1}$ ,  $b(\lambda) = (-\lambda)$ ,  $c(\lambda) = \ln(\lambda)$ ,  $d(w) = w$ .  $c(\lambda)$  adalah komponen *link function* pada bentuk keluarga eksponensial, sehingga  $\ln(\lambda)$  merupakan *link function* untuk distribusi *poisson* pada model linear dengan kovariat  $x$  seperti pada persamaan (2.8).

$$\begin{aligned}
c(\lambda) &= \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_1 x_1 + \dots \\
\ln(\lambda) &= \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_1 x_1 + \dots \quad (2.8) \\
\ln(\lambda) &= \mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta}
\end{aligned}$$

### 2.3 Spatial Poisson Point Process

*Spatial Point Process* merupakan pola acak titik dalam ruang dimensi lebih atau sama dengan dua. *Spatial point process* digunakan sebagai model statistik untuk menganalisis pola persebaran titik, dengan titik mewakili lokasi dari suatu objek

penelitian seperti sarang burung, lokasi pohon, dan lain-lain yang keberadaannya dan persebarannya merupakan random di suatu wilayah (Baddeley, 2008). *Spatial point process* dapat didekati dengan proses *poisson* dikarenakan tidak ada hubungan antara lokasi SPBU satu dengan lokasi SPBU yang lainnya. Proses *poisson* terdiri dari dua jenis antara lain *homogeneous poisson process* dan *inhomogeneous poisson process*.

*Homogeneous poisson process* merupakan suatu proses *poisson* dengan fungsi intensitas  $\lambda$  bernilai konstan atau tunggal. Pada *homogeneous poisson process* banyaknya kejadian dalam interval waktu atau suatu area memiliki nilai parameter  $\lambda$  yang tunggal (Gustin, 2011). Karakteristik dari *Homogeneous poisson Point Process* diantaranya (Baddeley, Rubak, & Turner, 2016).

1. Jumlah  $n(\mathbf{X} \cap B)$  dari *point* berada di dalam wilayah  $B$  memiliki distribusi *poisson*.
2. Nilai ekspektasi dari *point* yang berada di dalam wilayah  $B$  merupakan  $E[n(\mathbf{X} \cap B)] = \lambda|B|$
3. Jika  $B_1, B_2, \dots$  merupakan wilayah berbeda dari suatu ruang maka  $n(\mathbf{X} \cap B_1), n(\mathbf{X} \cap B_2), \dots$  merupakan variabel random yang saling independen
4. Jika  $n(\mathbf{X} \cap B) = n$ , maka  $n$  *point* merupakan independen dan berdistribusi secara seragam pada wilayah  $B$ .

*Inhomogeneous poisson process* merupakan suatu proses *poisson* dengan fungsi intensitas  $\lambda$  yang tidak konstan atau bervariasi sesuai dengan perubahan waktu dan area (Gustin, 2011).

*Inhomogeneous poisson process* dengan fungsi intensitas  $\lambda(u)$  bergantung pada parameter  $u$ . Karakteristik dari *inhomogeneous poisson point process* diantaranya.

1. Jumlah  $n(\mathbf{X} \cap B)$  dari *point* berada di dalam wilayah  $B$  memiliki distribusi *poisson*.

2. Nilai ekspektasi dari *point* yang berada di dalam wilayah  $B$  merupakan  $E[n(\mathbf{X} \cap B)] = \int_B \lambda(u) du$
3. Jika  $B_1, B_2, \dots$  merupakan wilayah berbeda dari suatu ruang maka  $n(\mathbf{X} \cap B_1), n(\mathbf{X} \cap B_2), \dots$  merupakan variabel random yang saling independen
4. Jika  $n(\mathbf{X} \cap B) = n$ , maka  $n$  *point* merupakan independen dan berdistribusi secara identik, dengan PDF pada persamaan (2.9).

$$f(u) = \frac{\lambda(u)}{I} \quad (2.9)$$

$$I = \int_B \lambda(u) du$$

(Baddeley, Rubak, & Turner, 2016).

Uji homogenitas pada proses *poisson* bertujuan untuk mengetahui intensitas pola titik yang diteliti termasuk pola titik homogen atau pola titik non homogen, sehingga pada saat melakukan estimasi parameter didapatkan model yang sesuai dengan karakteristik pola titik yang diteliti. Uji homogenitas proses *poisson* dilakukan menggunakan uji *chi-square* dengan hipotesis.

$H_0$  : Intensitas lokasi SPBU homogen

$H_1$  : Intensitas lokasi SPBU tidak homogen

Penolakan hipotesis di atas dapat dilakukan dengan menggunakan statistik uji seperti pada persamaan (2.10) (Baddeley, Rubak, & Turner, 2016).

$$X^2 = \sum_{j=1}^r \frac{(n_j - e_j)^2}{e_j} = \sum_{j=1}^r \frac{(n_j - \bar{\lambda} a_j)^2}{\bar{\lambda} a_j} \quad (2.10)$$

dengan,

$$\bar{\lambda} = \frac{n}{a} \quad (2.11)$$

$n$  : total jumlah *point*

$a$  : total luas area

## 2.4 Transformasi *Pixel Image*

Data kovariat pada penelitian ini ditampilkan dalam bentuk *pixel image*. Metode yang digunakan untuk penelitian ini merupakan *kernel smoother of mark*. Metode tersebut digunakan untuk *spatial smoothing* dari nilai *mark* pada *point pattern*. Seperti diameter pada pohon pinus, *smoothing* dilakukan dengan menghitung nilai rata-rata dari pohon pinus di setiap lingkungan. Misalkan data merupakan *point*  $x_1, \dots, x_n$ , dengan nilai *mark*  $m_1, \dots, m_n$ , yang mana merupakan nilai real yang sesuai dengan titik lokasi  $u$ . Fungsi *spatial* yang digunakan merupakan *The Nadaraya-Watson smoother* dirumuskan pada persamaan (2.12).

$$\mathbf{m}(u) = \frac{\sum_{i=1}^n m_i k(u - x_i)}{\sum_{i=1}^n k(u - x_i)} \quad (2.12)$$

Transformasi *pixel image* dalam *package spatstat* menggunakan *smooth.ppp* untuk *point pattern*. Hasil dari *smooth.ppp* akan mendekati rata-rata *mark* dalam kumpulan data (Baddeley, Rubak, & Turner, 2016).

## 2.5 *Standardize*

*Standardize* merupakan sebuah cara meminimalkan *range* yang sangat besar dari variabel yang digunakan dalam penelitian. Ada dua cara melakukan *standardize* yaitu mengurangi nilai rata-rata dengan setiap nilai individu atau bisa mengurangi nilai rata-rata dengan setiap nilai individu dan membagi dengan standar deviasi. Sebagai contoh, variabel pertama yang digunakan dalam penelitian memiliki *range* 0-100 sedangkan variabel kedua memiliki *range* 0-1, kesenjangan ini yang melatar belakangi untuk dilakukan standardisasi. Pada konteks regresi, *standardize* digunakan untuk mengurangi *collinearity* yang disebabkan oleh adanya interaksi dalam model regresi (Finch, Bolin, & Kelley, 2014).



## 2.6 Regresi Poisson

Regresi *poisson* merupakan regresi yang menggambarkan hubungan antara variabel respon ( $Y$ ) yang berdistribusi *poisson* dengan satu atau lebih variabel prediktor ( $X$ ). Pengaplikasian regresi *poisson* yaitu untuk analisis data *count* (Agresti, 2002). Bentuk regresi *poisson* ditunjukkan oleh persamaan (2.13).

$$\begin{aligned} y_j &\sim \text{Poisson}(\lambda_j), \\ \lambda_j &= \exp(\mathbf{x}_j^T \boldsymbol{\beta}) \end{aligned} \quad (2.13)$$

maka,

$$\ln(\lambda_j) = \beta_0 + \beta_1 x_{1j} + \beta_2 x_{2j} + \dots + \beta_k x_{kj} \quad (2.14)$$

dengan :

$\lambda_j$  : rata-rata jumlah kejadian pada suatu interval atau area tertentu

$\mathbf{x}_j$  : variabel prediktor yang dinyatakan

$$\mathbf{x}_j = [1 \quad x_{1j} \quad x_{2j} \quad \dots \quad x_{kj}]$$

$\boldsymbol{\beta}_j$  : parameter regresi yang dinyatakan

$$\boldsymbol{\beta} = [\beta_0 \quad \beta_1 \quad \beta_2 \quad \dots \quad \beta_k]^T$$

Model regresi *mixture poisson* akan terbentuk apabila variabel respon dalam analisis diduga memiliki lebih dari satu distribusi. *Mixture poisson regression* merupakan analisis regresi dimana variabel respon diduga memiliki lebih dari satu parameter yang berdistribusi *poisson*. Pola model *mixture* ditunjukkan pada persamaan (2.15) (Iriawan, 2001).

$$f_{\text{mix}}(y|\boldsymbol{\lambda}, \mathbf{P}) = \sum_{j=1}^M P_j g_j(y|\lambda_j) \quad (2.15)$$

dengan,

$f_{\text{mix}}(y|\boldsymbol{\lambda}, \mathbf{P})$  : fungsi densitas model *mixture*

$g_j(y|\lambda_j)$  : fungsi densitas ke- $i$  dari sebanyak  $M$  komponen penyusun model *mixture*

- $\lambda$  : vektor parameter dengan elemen  $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M)$
- $\mathbf{P}$  : vektor parameter proporsi komponen *mixture* dengan elemen  $(P_1, P_2, \dots, P_M)$  yang memenuhi syarat  $\sum_{j=1}^M P_j = 1$  serta  $0 \leq P_j \leq 1, j = 1, 2, \dots, M$

Sehingga model dari data dengan banyak sub populasi  $M$  yang masing-masing berdistribusi *poisson* seperti pada persamaan (2.16)

$$f_{mix}(y|\lambda, \mathbf{P}) = P_1 \text{poiss}(y|\lambda_1) + \dots + P_M \text{poiss}(y|\lambda_M) \quad (2.16)$$

dengan  $\lambda$  sesuai persamaan (2.14).

## 2.7 Metode Bayesian

Metode bayesian merupakan metode statistik yang digunakan untuk mencari estimasi parameter dari model *inhomogeneous poisson process*. Metode Bayesian memanfaatkan data sampel dari sebuah populasi dan memandang semua parameter yang tidak diketahui sebagai variabel random (Ntzoufras, 2009). Teorema Bayes pada  $x$  yang berdistribusi *poisson* dengan parameter  $\lambda$ , maka posterior ditunjukkan oleh persamaan (2.17).

$$p(\lambda|x) = \frac{p(x|\lambda)p(\lambda)}{p(x)} \quad (2.17)$$

dengan,

$p(\lambda|x)$  : distribusi posterior

$p(x|\lambda)$  : fungsi *likelihood*

$p(\lambda)$  : distribusi prior

$p(x)$  : konstanta normalitas.

### 2.7.1 Distribusi *Prior*

Distribusi *prior* merupakan distribusi yang diperlukan untuk membentuk distribusi *posterior* suatu data. Distribusi *prior* ada berbagai jenis diantaranya (Box & Tiao, 1973).

1. *Conjugate prior* dan non *conjugate prior*  
*Conjugate prior* merupakan penentuan distribusi *prior* berdasarkan pola fungsi *likelihood*, sedangkan non *conjugate prior* tidak berdasarkan pola fungsi *likelihood*.
2. *Proper prior* dan *improper prior*  
*Proper prior* dan *improper prior* merupakan penentuan distribusi *prior* berdasarkan pemberian densitas atau bobot pada setiap titik dengan pertimbangan terdistribusi secara uniform atau tidak.
3. *Informative prior* dan non *informative prior*  
*Informative prior* merupakan penentuan distribusi *prior* berdasarkan pola distribusi data yang sudah diketahui, sedangkan non *informative prior* berdasarkan pola distribusi yang tidak diketahui.
4. *Pseudo prior*  
*Pseudo prior* merupakan penentuan distribusi *prior* berdasarkan hasil dari *frequentist*.

### 2.7.2 *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC)

*Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) merupakan metode untuk membangkitkan variabel random berdasarkan penyusunan *markov chain* hingga mencapai konvergen. MCMC membangkitkan data sampel parameter  $\lambda$  yang mempunyai distribusi tertentu dengan menggunakan metode *gibbs sampling*, kemudian menggunakan prosedur iterasi yang bergantung pada langkah sebelumnya. *Markov chain* merupakan proses stokastik dari  $\{\lambda^{(1)}, \lambda^{(2)}, \dots, \lambda^{(T)}\}$  yang memenuhi

$$f\left(\lambda^{(t+1)} \mid \lambda^{(t)}, \dots, \lambda^{(1)}\right) = f\left(\lambda^{(t+1)} \mid \lambda^{(t)}\right) \quad (2.18)$$

sehingga untuk membangkitkan sampel dari  $p(\lambda \mid y)$ , terlebih dahulu harus menyusun *markov chain* yang memenuhi syarat  $f\left(\lambda^{(t+1)} \mid \lambda^{(t)}\right)$  (Ntzoufras, 2009).

### 2.7.3 Gibbs Sampling

*Gibbs Sampling* merupakan teknik membangkitkan variabel random dari suatu distribusi data atau distribusi marginal  $f(x)$  tanpa harus menghitung fungsi kepadatan distribusi tersebut. *Gibbs sampling* sering digunakan dalam metode MCMC dikarenakan merupakan pembangkit variabel random yang efisien. Proses *gibbs sampling* dalam pengambilan sampel pada model *mixture regresi poisson* dalam persamaan (2.15) dilakukan dengan cara membangkitkan serangkaian *gibbs* variabel random (*gibbs sequence*) berdasarkan sifat dasar *markov chain*. Setiap iterasi pada MCMC akan memberikan satu vektor parameter  $(P, \beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k)$  dan setiap iterasi nilai dari  $(P, \beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k)$  selalu diperbarui sesuai dengan sifat stokastik pada proses *markov chain* (Casella & George, 1992). Algoritma untuk tahapan estimasi model *mixture* dengan *gibbs sampling* adalah

1. Memberi nilai *state* :  $\theta^t = (P, \beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k)^t$  pada iterasi  $t=0$
2. Membangkitkan parameter komponen setiap *mixture*
  - a. Membangkitkan  $P^{(t+1)}$  dari  $p\left(P \mid \mathbf{x}, \beta_0^{(t)}, \beta_1^{(t)}, \dots, \beta_k^{(t)}\right)$
  - b. Membangkitkan  $\beta_0^{(t+1)}$  dari  $p\left(\beta_0 \mid \mathbf{x}, P^{(t+1)}, \beta_1^{(t)}, \dots, \beta_k^{(t)}\right)$
  - c. Membangkitkan  $\beta_1^{(t+1)}$  dari  $p\left(\beta_1 \mid \mathbf{x}, P^{(t+1)}, \beta_0^{(t+1)}, \dots, \beta_k^{(t)}\right)$  sampai dengan
  - d. Membangkitkan  $\beta_k^{(t+1)}$  dari  $p\left(\beta_k \mid \mathbf{x}, P^{(t+1)}, \beta_0^{(t+1)}, \dots, \beta_k^{(t)}\right)$
3. Mengulangi langkah 2 sebanyak  $M$  kali, dengan  $M \rightarrow \infty$

## 2.8 Deviance Information Criterion (DIC)

Pemilihan model terbaik dilakukan apabila terdapat lebih dari satu model yang layak digunakan. *Deviance Information Criterion* (DIC) merupakan salah satu alat yang dapat digunakan sebagai pemilihan model terbaik metode Bayesien dengan mempertimbangkan kompleksitas model (Sorensen & Gianola, 2002). Ukuran kompleksitas model dinyatakan dalam  $P_D$ , yang merupakan selisih antara rata-rata *posterior* dari *deviance*  $\bar{D}$  dan *deviance posterior* taksiran parameter. Perumusan untuk memperoleh nilai *deviance* diberikan pada persamaan (2.19).

$$D(\hat{\vartheta}) = -2 \log(L(z)|\hat{\vartheta}) \quad (2.19)$$

dimana  $L(z)|\hat{\vartheta}$  merupakan fungsi *likelihood*  $z$  dan syarat  $\hat{\vartheta}$  diketahui. Rata-rata *deviance posterior* dapat dinyatakan oleh persamaan (2.20).

$$\bar{D}(\hat{\vartheta}) = E(D(\hat{\vartheta})) \quad (2.20)$$

sedangkan *deviance* yang dihitung pada rata-rata *posterior*  $\hat{\vartheta}$  dinyatakan dalam bentuk oleh persamaan (2.21).

$$D(\bar{\hat{\vartheta}}) = D(E(\hat{\vartheta})) \quad (2.21)$$

Persamaan (2.22) digunakan dalam menentukan banyaknya parameter efektif dalam suatu model.

$$P_D = \bar{D}(\hat{\vartheta}) - D(\hat{\vartheta}) \quad (2.22)$$

sehingga diperoleh persamaan DIC seperti pada persamaan (2.23).

$$DIC = \bar{D}(\hat{\vartheta}) - P_D \quad (2.23)$$

Model dikategorikan dalam model terbaik apabila memiliki nilai DIC yang paling kecil diantara model alternatif lainnya (Irawan, Iriawan, & Purnami, 2017).

## 2.9 Stasiun Pengisian Bahan Bakar Umum (SPBU)

Stasiun Pengisian Bahan Bakar Umum (SPBU) merupakan sarana yang berfungsi untuk melayani pemenuhan kebutuhan akan bahan bakar bagi kendaraan bermotor masyarakat umum.

Manajemen pemasaran dari SPBU ini ditangani oleh pemerintah melalui Undang–Undang. SPBU merupakan suatu sarana yang berperan penting dalam kehidupan sosial ekonomi masyarakat, karena bahan bakar merupakan kebutuhan pokok yang menjadi faktor utama dalam usaha pemenuhan kebutuhan masyarakat (Pertamina, 2018). Seiring dengan adanya kebijakan pemerintah mengenai pasar bebas dan otonomi daerah, memicu adanya pertumbuhan pembangunan SPBU di berbagai wilayah secara pesat yang dilakukan oleh pihak swasta. Adanya keterbukaan tersebut diharapkan mampu memenuhi kebutuhan bahan bakar masyarakat umum yang selalu mengalami peningkatan. Pembangunan SPBU harus dilakukan oleh investor yang berbadan usaha, serta memiliki ijin yang telah disetujui oleh Pertamina dan Pemerintah setempat. Pembangunan SPBU mencakup beberapa faktor yang terdiri dari faktor fisik, sosial, dan ekonomi. Faktor fisik lahan, merupakan faktor yang berkaitan langsung dengan dampak lingkungan fisik lahan seperti tingkat kerawanan bencana, keberadaannya terhadap ruang terbuka hijau, dan kepadatan bangunan di sekitarnya. Faktor sosial berkaitan dengan tingkat kepadatan penduduk, sebaran penduduk, jarak SPBU terhadap pusat kegiatan, serta jarak antar SPBU pesaing. Faktor ekonomi berkaitan dengan potensi lokasi penempatan suatu SPBU terhadap tinggi rendahnya konsumen pada suatu wilayah. Pemilihan lokasi SPBU tentunya harus dapat mendukung peningkatan pemasukan bagi SPBU tersebut.

## BAB III

### METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai sumber data, variabel penelitian, langkah analisis, diagram alir, serta jadwal penelitian.

#### 3.1 Sumber Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder mengenai 85 lokasi SPBU di Kota Surabaya pada tahun 2018 berupa titik *latitude* dan titik *longitude* yang didapatkan dari *website google maps*. Selain data lokasi SPBU, data kovariat atau data pendukung lainnya diperoleh dari publikasi Surabaya dalam angka 2018 yang berasal dari *website* BPS Kota Surabaya.

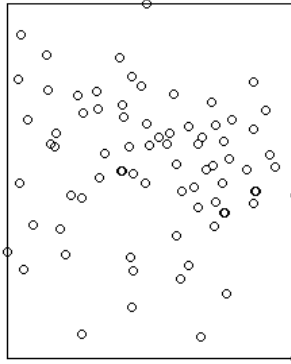
#### 3.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari variabel respon dan variabel kovariat. Variabel respon yang digunakan berupa jumlah SPBU pada area lokasi yang memiliki ukuran titik *latitude* dan titik *longitude* tertentu yang didasarkan pada jumlah kecamatan di kota Surabaya. Sedangkan untuk variabel kovariat yang digunakan merupakan variabel pendukung dari SPBU meliputi jumlah industri per kecamatan, jumlah penduduk per kecamatan, serta jumlah bangunan pendidikan per kecamatan. Data lokasi SPBU yang telah didapatkan disajikan pada Tabel 3.1.

**Tabel 3.1** Data Lokasi SPBU

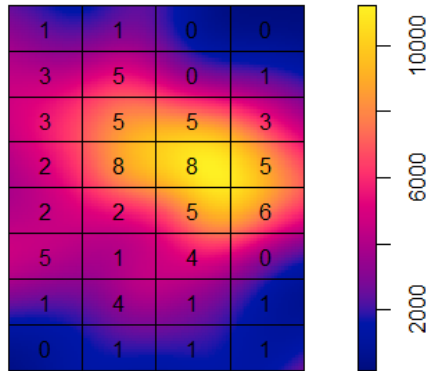
No	Alamat	<i>Latitude</i>	<i>Longitude</i>
1	Jl. Dupak Rukun No. 110, Asemrowo	-7,24937	112,7105
2	Jl. Raya Margomulyo No. 33, Asemrowo	-7,24399	112,6815
...	...	...	...
85	Jl. Raya Sawotratap Aloha, Wonokromo	-7,28934	112,735

Data mengenai lokasi SPBU pada Tabel 3.1 dilakukan visualisasi menjadi bentuk *planar point pattern* seperti pada Gambar 3.1 yang menjelaskan bahwa pola persebaran SPBU di Surabaya tersebar secara tidak merata.



**Gambar 3.1** *Planar Point Pattern* Lokasi SPBU

Pada penelitian ini persebaran SPBU di Surabaya dibagi menjadi 32 grid yang memiliki ukuran titik *latitude* dan titik *longitude* tertentu didasarkan pada jumlah kecamatan di Surabaya. Setiap grid saling independen terhadap grid yang lainnya seperti pada Gambar 3.2.



**Gambar 3.2** Pembagian Grid dengan Jumlah SPBU di Surabaya

Pembagian grid tersebut digunakan sebagai dasar penggunaan variabel penelitian, dimana variabel jumlah industri per kecamatan, jumlah penduduk per kecamatan, dan jumlah bangunan pendidikan per kecamatan dilakukan transformasi *pixel image* ke dalam 32 grid sehingga didapatkan variabel penelitian seperti pada



Tabel 3.2. Sedangkan Tabel 3.3 menunjukkan struktur data pada penelitian ini.

**Tabel 3.2** Variabel Penelitian

Variabel	Skala	Deskripsi
$Y$	Rasio	Jumlah SPBU pada setiap grid
$X_1$	Rasio	Jumlah industri pada setiap grid
$X_2$	Rasio	Jumlah penduduk pada setiap grid
$X_3$	Rasio	Jumlah bangunan pendidikan pada setiap grid

**Tabel 3.3** Struktur Data Penelitian

Grid	$Y$	$X_1$	$X_2$	$X_3$
1	$Y_1$	$X_{1,1}$	$X_{1,2}$	$X_{1,3}$
2	$Y_2$	$X_{2,1}$	$X_{2,2}$	$X_{2,3}$
...	...	...	...	...
32	$Y_{32}$	$X_{32,1}$	$X_{32,2}$	$X_{32,3}$

### 3.3 Langkah Analisis

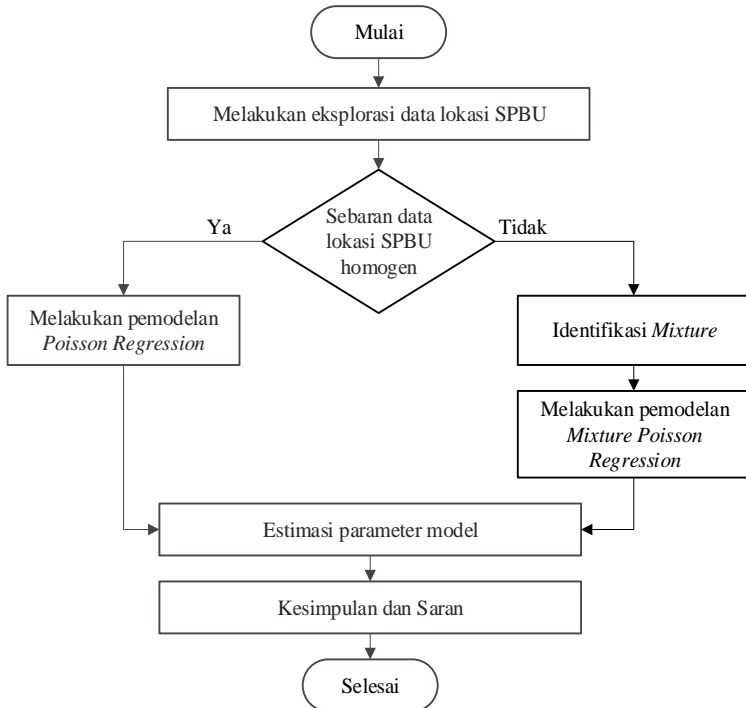
Langkah-langkah dalam melakukan analisis pola persebaran SPBU di wilayah Surabaya diantaranya.

1. Melakukan analisis karakteristik pola persebaran SPBU di Surabaya  
Data titik *latitude* dan titik *longitude* SPBU yang didapatkan dibuat plot, sehingga didapatkan pola persebaran lokasi SPBU, kemudian menganalisis pola persebaran SPBU melalui *contour* untuk mengetahui secara visual SPBU tersebar secara merata atau tersebar secara tidak merata
2. Melakukan identifikasi *inhomogeneous poisson process*  
Identifikasi *inhomogeneous poisson process* dilakukan dengan melakukan uji kesesuaian distribusi dan melakukan uji homogenitas *poisson process* dengan menerapkan persamaan (2.10). Pengujian ini dilakukan untuk memperkuat secara statistik apakah hasil analisis secara visual menunjukkan hasil yang sesuai

3. Melakukan identifikasi model *mixture*  
Identifikasi model *mixture* dilakukan untuk mengetahui apakah data memiliki pola lebih dari satu. Jika terdapat indikasi *mixture* pada data, maka dilakukan pembagian data respon menjadi beberapa kategori.
4. Melakukan estimasi parameter model dengan metode Bayesian  
Algoritma metode Bayesian yang digunakan untuk melakukan estimasi parameter dengan menggunakan WinBUGS diantaranya.
  - a. Membentuk fungsi *likelihood* dari distribusi *poisson*
  - b. Menentukan distribusi *prior* yang bergantung pada hasil *frequentist*
  - c. Membentuk distribusi *posterior* berdasarkan distribusi *prior*
  - d. Membentuk *full conditional posterior distribution* untuk parameter yang diestimasi
  - e. Menyusun *Directed Acyclic Graph* (DAG) pada WinBUGS
  - f. Menentukan besarnya sampel yang akan dibangkitkan sampai memenuhi sifat *irreducible*, *recurrent*, dan *aperiodic*.
  - g. Melakukan proses iterasi penaksiran parameter menggunakan *gibbs sampling*
  - h. Mendapatkan parameter model terbaik menggunakan DIC
5. Membuat kesimpulan dan saran dari hasil analisis.

### 3.4 Diagram Alir

Diagram alir dari langkah-langkah analisis yang dilakukan pada penelitian ini seperti pada Gambar 3.3.



**Gambar 3.3** Diagram Alir Penelitian

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

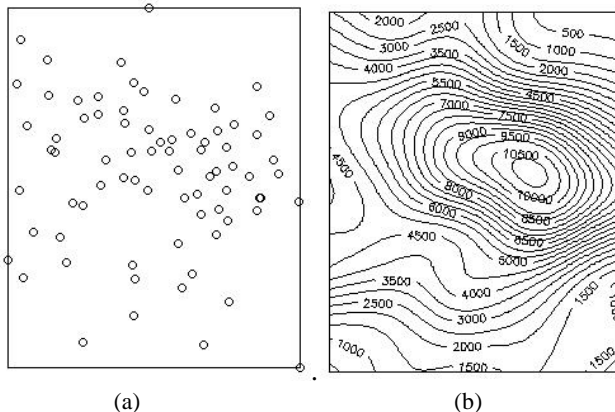
## BAB IV

### ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Analisis dan pembahasan pada penelitian ini akan menjawab permasalahan yang telah penulis utarakan di atas serta akan mencapai tujuan penelitian. Hal-hal yang akan dibahas dalam bab ini antara lain mengenai eksplorasi pola persebaran lokasi SPBU di Surabaya yang ditampilkan melalui *contour*, menentukan model *spatial poisson point process*, kemudian melakukan simulasi penambahan titik untuk melihat efektifitas penambahan lokasi SPBU di Surabaya.

#### 4.1 Eksplorasi Data

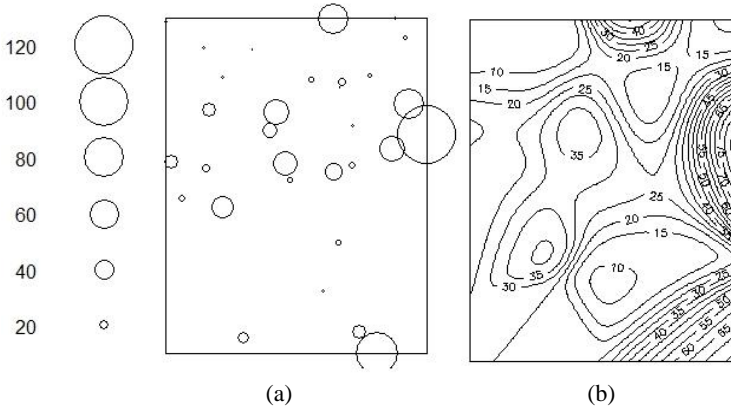
Objek yang digunakan dalam penelitian ini adalah lokasi SPBU di Surabaya. Jumlah SPBU di Surabaya sebanyak 85 SPBU yang didapatkan dari *google maps*, selain data lokasi terdapat variabel kovariat diantaranya jumlah industri, jumlah penduduk, dan jumlah bangunan pendidikan. Karakteristik data lokasi SPBU (variabel *respon*) secara visual ditunjukkan pada Gambar 4.1 melalui *spatial point pattern* yang diproses menggunakan software R dengan *syntax* pada Lampiran 1.



**Gambar 4.1** (a) *Planar Point Pattern* Lokasi SPBU di Surabaya  
(b) *Contour Intensity* SPBU di Surabaya

Gambar 4.1 (a) secara visual menunjukkan bahwa lokasi SPBU tersebar secara tidak merata. *Contour* pada Gambar 4.1 (b) menjelaskan kepadatan lokasi SPBU, semakin besar nilainya berarti SPBU disekitar lokasi semakin padat. Hal ini juga ditunjukkan pada Gambar 3.2 bahwa lokasi yang padat SPBU merupakan grid-grid dengan banyak SPBU 5,6 serta 8. Kedua hal tersebut yang mengindikasikan tidak homogenya persebaran lokasi SPBU di wilayah Surabaya.

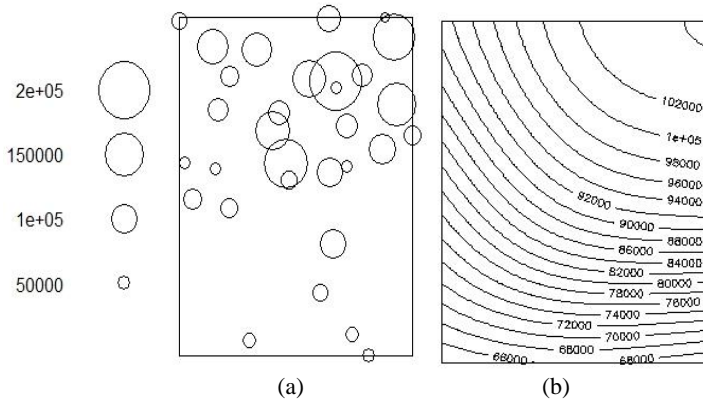
Karakteristik dari setiap variabel kovariat digambarkan menggunakan software R dengan *syntax* pada Lampiran 2 ditunjukkan oleh Gambar 4.2 sampai Gambar 4.4.



**Gambar 4.2** (a) *Marks Point Pattern* Jumlah Industri di Surabaya  
(b) *Contour* dari Jumlah Industri di Surabaya

Gambar 4.2 menunjukkan jumlah industri terbanyak di Surabaya yaitu sebanyak 120 industri, dimana terletak pada grid dengan jumlah SPBU yang cukup banyak sekitar 5 seperti pada Gambar 3.2. Sedangkan jumlah industri paling sedikit sekitar 10 industri. Penambahan industri pada suatu grid akan berdampak pada meningkatnya kebutuhan BBM dari pekerja industri tersebut.

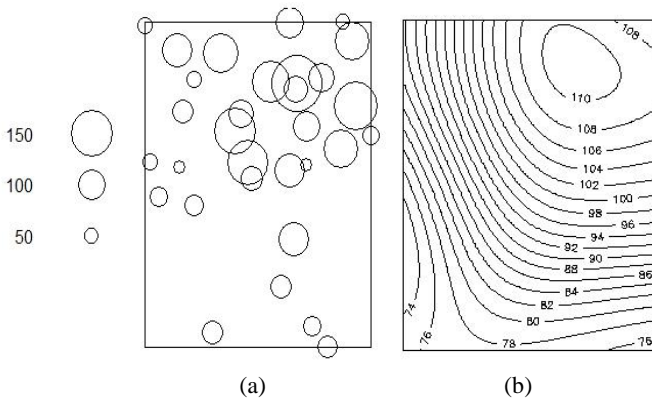
Selain jumlah industri, variabel kovariat yang digunakan dalam penelitian ini adalah jumlah penduduk di Surabaya yang dapat digambarkan pada Gambar 4.3.



**Gambar 4.3** (a) *Marks Point Pattern* Jumlah Penduduk di Surabaya  
(b) *Contour* dari Jumlah Penduduk di Surabaya

Berdasarkan Gambar 4.3 menunjukkan bahwa jumlah penduduk paling banyak sekitar 200.000 jiwa, dimana terletak pada grid dengan jumlah SPBU yang cukup banyak sekitar 5 SPBU seperti pada Gambar 3.2. Hal ini berarti penambahan SPBU di lokasi grid tersebut akan meningkatkan profit yang besar bagi SBPU serta membantu masyarakat sekitar dalam memenuhi kebutuhan BBM.

Variabel kovariat yang terakhir adalah jumlah bangunan pendidikan digambarkan dalam Gambar 4.4 yang menunjukkan jumlah bangunan pendidikan di wilayah Surabaya. Banyaknya bangunan pendidikan yang ada di Surabaya berkisar antar 50, 100, serta 150 bangunan. Daerah yang memiliki kisaran bangunan pendidikan yang tinggi juga akan mempengaruhi penghasilan suatu SPBU dikarenakan kebutuhan akan BBM. Hal ini berarti keberadaan SPBU sangat dimanfaatkan masyarakat untuk mengisi kendaraan bermotor.



**Gambar 4.4** (a) *Marks Point Pattern* Jumlah Bangunan Pendidikan di Surabaya  
(b) *Contour* dari Jumlah Bangunan Pendidikan di Surabaya

Berdasarkan ketiga variabel akan dilakukan analisis lebih lanjut dengan mendapatkan model *spatial poisson point process* untuk mengetahui variabel kovariat yang mempengaruhi dari letak SPBU, sehingga informasi ini akan bermanfaat untuk investor.

## 4.2 Model *Spatial Poisson Point Process*

Data lokasi SPBU yang telah dilakukan eksplorasi secara visual kemudian dilakukan identifikasi *inhomogeneous poisson process* melalui uji kesesuaian distribusi serta uji homogenitas intensitas. Setelah identifikasi *inhomogeneous poisson process* dilakukan identifikasi model *mixture* untuk mengetahui apakah data lokasi SPBU memiliki lebih dari satu distribusi atau merupakan data bimodal. Estimasi parameter model *spatial poisson point process* menggunakan metode Bayesian dilakukan setelah kedua identifikasi selesai dilakukan.

### 4.2.1 Uji Kesesuaian Distribusi

Uji distribusi dilakukan untuk mengetahui bahwa variabel respon atau data jumlah SPBU setiap grid wilayah Surabaya berdistribusi *poisson*. Jumlah SPBU setiap grid telah ditunjukkan pada Gambar 3.2. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian



kesesuaian distribusi dengan menggunakan Kolmogorov-Smirnov adalah

$H_0$  : Data mengikuti distribusi *poisson*.

$H_1$  : Data tidak mengikuti distribusi *poisson*.

Hasil pengujian kesesuaian distribusi dengan menggunakan software *EasyFit* diberikan pada Tabel 4.1.

**Tabel 4.1** Pengujian Kesesuaian Distribusi

Nilai Statistik	Critical Value	P-value
0,22797	0,23424	0,06065

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 4.1 didapatkan nilai statistik Kolmogorov-Smirnov sebesar 0,22797, sedangkan *critical value* yang didapatkan sebesar 0,23424 dengan menggunakan alpha sebesar 5%. Keputusan yang dapat diambil dari pengujian kesesuaian distribusi adalah gagal tolak  $H_0$ . Hal ini dapat disimpulkan bahwa distribusi dari data jumlah SPBU berdistribusi *poisson* atau dapat diartikan lain bahwa persebaran lokasi SPBU di Surabaya memenuhi kriteria *poisson process*.

#### 4.2.2 Uji Homogenitas Intensitas

Uji homogenitas intensitas dilakukan untuk mengetahui apakah persebaran SPBU tersebar secara merata atau tidak merata. Hasil yang akan didapatkan dari pengujian homogenitas intensitas merupakan salah satu karakteristik dari jenis *poisson process* yaitu antara *homogeneous poisson process* atau *inhomogeneous poisson process*. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian homogenitas intensitas dengan menggunakan *chi-square* adalah.

$H_0$  : Intensitas lokasi SPBU homogen.

$H_1$  : Intensitas lokasi SPBU tidak homogen.

Hasil pengujian homogenitas intensitas menggunakan software R dengan *syntax* pada Lampiran 3 diberikan pada Tabel 4.2.

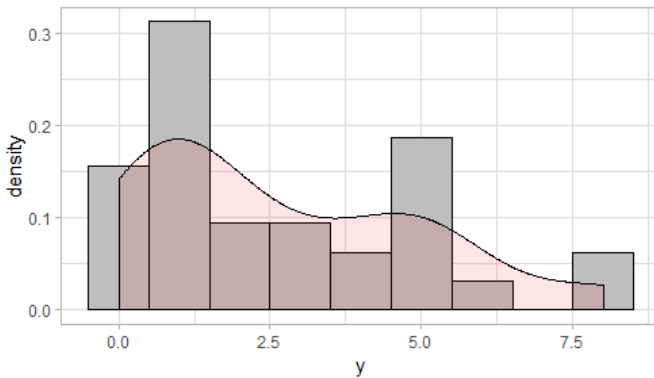
**Tabel 4.2** Pengujian Homogenitas Intensitas

Nilai Statistik	df	P-value
63.706	31	0,0009655

Hasil pengujian pada Tabel 4.2 memberikan informasi bahwa nilai statistik *chi-square* sebesar 63.706 dan *p-value* sebesar 0,0009655 dengan menggunakan *alpha* sebesar 5%. Keputusan yang didapatkan berdasarkan hasil pengujian tersebut adalah tolak  $H_0$  yang dapat disimpulkan bahwa tingkat intensitas persebaran lokasi SPBU wilayah Surabaya tidak homogen atau dapat disimpulkan bahwa intensitas *poisson process* termasuk dalam jenis *inhomogeneous poisson process*. Hal tersebut sesuai dengan visualisasi *contour* jumlah SPBU pada Gambar 4.1 (b), dimana secara visual terdapat dua pusat intensitas, yaitu intensitas SPBU rendah dan intensitas SPBU tinggi.

#### 4.2.3 Identifikasi *Mixture*

Identifikasi *mixture* dilakukan apabila pola persebaran lokasi SPBU tersebar secara tidak merata atau memiliki karakteristik *inhomogeneous poisson process*. Identifikasi *mixture* dilakukan untuk mengidentifikasi bahwa terdapat lebih dari satu pola data lokasi SPBU di Surabaya.



**Gambar 4.5** Histogram Data Jumlah SPBU Setiap Grid

Berdasarkan Gambar 4.5 diketahui secara visual bahwa data jumlah lokasi SPBU setiap grid di Surabaya menunjukkan pola bimodal atau lebih dari satu pola. Hal tersebut diperkuat dengan identifikasi model *mixture* menggunakan software Mathematica dengan *syntax* pada Lampiran 4 seperti pada Tabel 4.3.

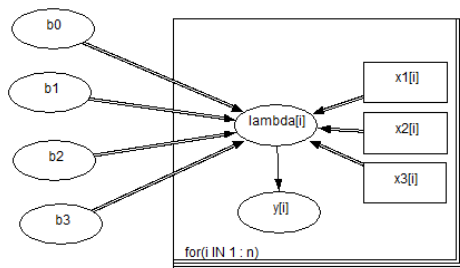
**Tabel 4.3** Deteksi Model *Mixture*

Distribusi	Parameter	Proporsi	Nilai <i>chi-square</i>
<i>Poisson</i>	0,971237	0,545724	0,659012
<i>Poisson</i>	4,66024	0,454276	

Tabel 4.3 menjelaskan bahwa data jumlah SPBU memiliki dua pola atau bias dikatakan memiliki model *mixture*. Pembagian variabel respon ke dalam dua komponen dilakukan berdasarkan plot histogram data sehingga diperoleh dua komponen, yaitu data grid dengan jumlah SPBU cukup rendah dengan proporsi 0,545724 dan data grid jumlah SPBU cukup tinggi dengan proporsi 0,454276.

#### 4.2.4 Pemodelan *Poisson Regression*

Pemodelan *poisson regression* dilakukan menggunakan software WinBUGS. Struktur parameter model *poisson regression* dapat dibentuk dengan *Directed Acyclic Graph* (DAG) seperti pada Gambar 4.6.

**Gambar 4.6** *Directed Acyclic Graph* (DAG) *Poisson Regression*

Struktur parameter model *poisson regression* pada Gambar 4.6 terdiri dari variabel  $y[i]$  sebagai node berdistribusi *poisson* yang didapatkan dari  $\log \lambda[i]$ . Bentuk persamaan  $\log \lambda[i]$  adalah  $\ln(\lambda) = \beta_0 + \beta_1 * x_1 + \beta_2 * x_2 + \beta_3 * x_3$ .

Sebelum melakukan simulasi model *Poisson Regression*, terlebih dahulu dilakukan pemodelan dengan *Generalized Linear*

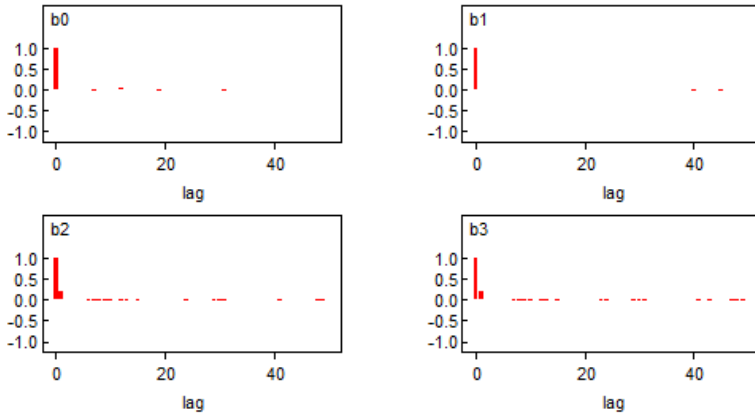
*Models* (GLMs) untuk mendapatkan *initial value prior* pada metode Bayesian. Pemodelan GLMs dilakukan menggunakan software R dengan *syntax* pada Lampiran 5, memberikan hasil estimasi parameter pada Tabel 4.4.

**Tabel 4.4** Hasil Estimasi Parameter GLMs

Parameter	Estimasi	Standart Error	Z-value	P-value
$\beta_0$	0,97332	0,10886	8,941	< 2e-16
$\beta_1$	0,01072	0,11406	0,094	0,925
$\beta_2$	0,13655	0,37808	0,361	0,718
$\beta_3$	-0,05265	0,37061	-0,142	0,887

Distribusi *prior* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *pseudo prior*, dimana *prior* bergantung pada hasil *frequentist* yang yang ditunjukkan pada Tabel 4.4. *Prior* dibangkitkan berdistribusi normal dengan *mean* dan standard deviasi didapatkan dari hasil estimasi parameter dan  $\frac{1}{Standard Error}$  dari fungsi *frequentist* GLMs. Distribusi *posterior* digunakan untuk memperoleh estimasi parameter model, dimana digunakan metode MCMC dengan *Gibbs Sampling* untuk pengambilan sampel. Hasil yang didapatkan harus memenuhi sifat *irreducible*, *aaperiodic*, dan *reccurent* yang dapat dilihat dari hasil *history plot*, *autocorrelation*, dan *kernel density*.

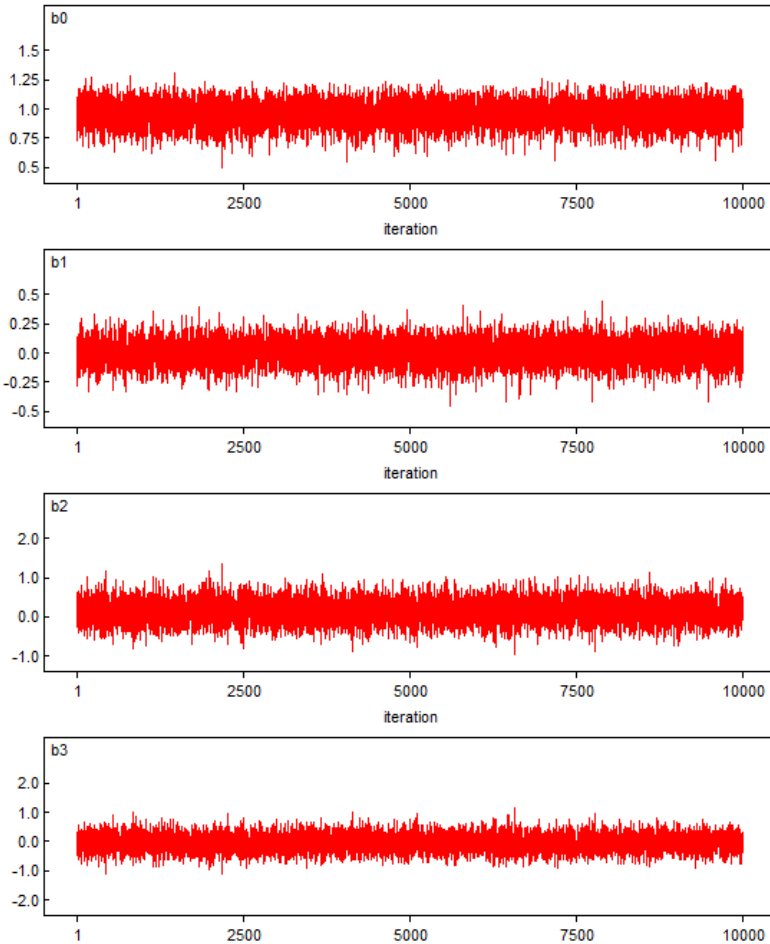
Berdasarkan DAG pada Gambar 4.6 selanjutnya dilakukan simulasi model untuk mendapatkan *thin* yang optimum dengan menggunakan *syntax* pada Lampiran 6. *Thin* merupakan kelipatan iterasi pengambilan sampel sampai jumlah sampel yang diinginkan terpenuhi. Misalkan jumlah sampel yang diinginkan sebanyak 10.000 dengan nilai *thin* 10, maka sampel yang akan terambil pada iterasi ke 0, 10, 20, dan seterusnya sampai jumlah sampel terpenuhi yaitu pada iterasi ke 100.000. *Thin* yang optimum apabila model regresi yang didapatkan tidak ada autokorelasi. Simulasi model pada penelitian ini menggunakan *thin* 10 karena merupakan *thin* optimum yang digunakan untuk membangkitkan sampel sebanyak 10.000.



**Gambar 4.7** Plot ACF Model *Poisson Regression*

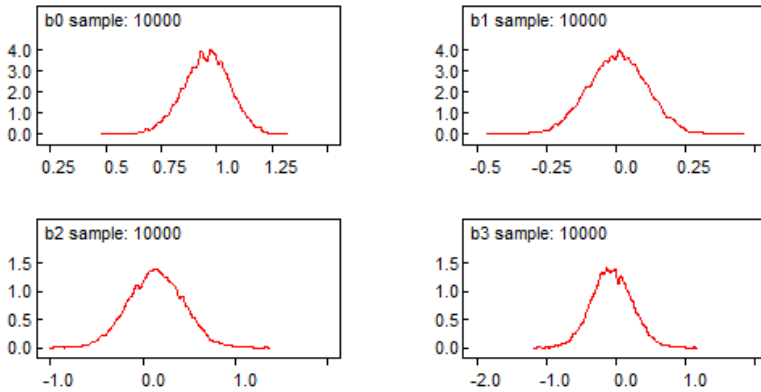
Plot *autocorrelation function* yang ditampilkan pada Gambar 4.7 menunjukkan bahwa tidak terdapat autokorelasi pada model sehingga tidak ada pengaruh periode waktu pada data.

Sifat dari hasil iterasi MCMC telah *ergodic* atau dapat dilihat pada plot iterasi parameter. Gambar 4.8 menunjukkan bahwa hasil estimasi parameter regresi *poisson* dengan Bayesian telah memenuhi syarat konvergen yang ditunjukkan oleh sifat *irreducible*, *aperiodic*, dan *reccurent*. Sifat *irreducible* ditunjukkan oleh hasil iterasi masing-masing parameter memiliki nilai acak sebagai gambaran dari sifat *communicate* antar keadaan dalam *markov chain*. Sifat selanjutnya adalah *aperiodic* yang ditunjukkan oleh hasil iterasi masing-masing parameter yang tidak memiliki periode tertentu. Sedangkan sifat *reccurent* ditunjukkan oleh kemungkinan nilai parameter yang dibangkitkan (*state i*) akan kembali ke *state i*. sehingga dapat disimpulkan bahwa *markov chain* pada model *poisson regression* dengan Bayesian telah memenuhi sifat *ergodic*.



**Gambar 4.8** Plot Iterasi Parameter *Poisson Regression*

Masing-masing parameter dari model *poisson regression* yang ditunjukkan Gambar 4.9 berdistribusi normal dan hanya memiliki satu puncak sehingga nilai *mean* telah terpusat ke satu titik, dimana titik tersebut merupakan estimasi parameter yang didapatkan dengan menggunakan metode Bayesian.



**Gambar 4.9** Plot Distribusi Parameter *Poisson Regression*

Hasil estimasi parameter model *Poisson Regression* dengan Bayesian dikatakan signifikan apabila nilai estimasinya termasuk dalam *confidence interval* antar 2,5% sampai dengan 97,5% tidak melewati nol.

**Tabel 4.5** Hasil Estimasi Parameter *Bayesian Poisson Regression*

Parameter	Estimasi	SD	2.5%	97.5%
$\beta_0$	0,9538	0,1040	0,7408	1,1510
$\beta_1$	0,0067	0,1063	-0,2012	0,2116
$\beta_2$	0,1423	0,2905	-0,4312	0,6989
$\beta_3$	-0,0559	0,2840	-0,6072	0,5051

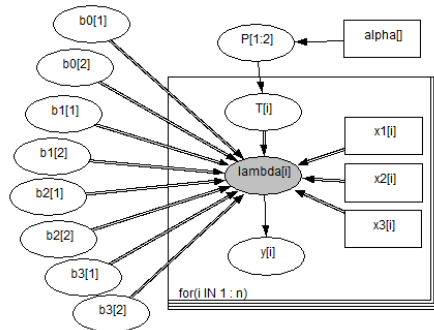
Berdasarkan Tabel 4.5 dapat diketahui bahwa tidak ada variabel kovariat yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah SPBU di Surabaya. Model dugaan *bayesian poisson regression* yang terbentuk adalah sebagai berikut.

$$\hat{\lambda} = \exp(0,9538 + 0,0067x_1 + 0,2905x_2 - 0,0559x_3)$$

dimana  $x_1$  adalah jumlah industri setiap grid,  $x_2$  adalah jumlah penduduk setiap grid, dan  $x_3$  adalah jumlah bangunan pendidikan setiap grid. Berdasarkan model tersebut dapat diketahui bahwa rata-rata jumlah SPBU adalah  $\hat{\lambda} = \exp(0,9538) = 2,5955 \sim 2$  unit.

#### 4.2.5 Pemodelan *Mixture Poisson Regression*

Hasil identifikasi *mixture* pada sub bab 4.2.3 menunjukkan bahwa pada penelitian ini digunakan model *mixture poisson regression* dengan dua komponen. Pemodelan *mixture poisson regression* dilakukan menggunakan software WinBUGS. Struktur parameter model *mixture poisson regression* dapat dibentuk dengan *Directed Acyclic Graph* (DAG) seperti pada Gambar 4.10.



**Gambar 4.10** *Directed Acyclic Graph* (DAG) *Mixture Poisson Regression*

Struktur parameter model *mixture poisson regression* pada Gambar 4.10 terdiri dari variabel  $y[i]$  sebagai node berdistribusi *poisson* yang didapatkan dari  $\log \lambda[i]$ . Bentuk persamaan  $\log \lambda[i]$  adalah.

$$\ln(\lambda[i]) = \beta_0[T[i]] + \beta_1[T[i]] * x_1[i] + \beta_2[T[i]] * \beta_2[i] + \beta_3[T[i]] * x_3[i]$$

Nilai  $T[i]$  digunakan untuk mengidentifikasi  $\lambda[i]$ , dimana nilai  $T[i]$  berubah sesuai distribusi *dirichlet*  $P[1:2]$  yang memiliki dua kategori sesuai banyaknya komponen *mixture*.

Sebelum melakukan simulasi model *Mixture Poisson Regression*, terlebih dahulu dilakukan pemodelan dengan *Generalized Linear Models* (GLMs) untuk mendapatkan *initial value prior* pada metode Bayesian. Pemodelan GLMs dilakukan menggunakan software R dengan *syntax* pada Lampiran 5, memberikan hasil estimasi parameter pada Tabel 4.6.

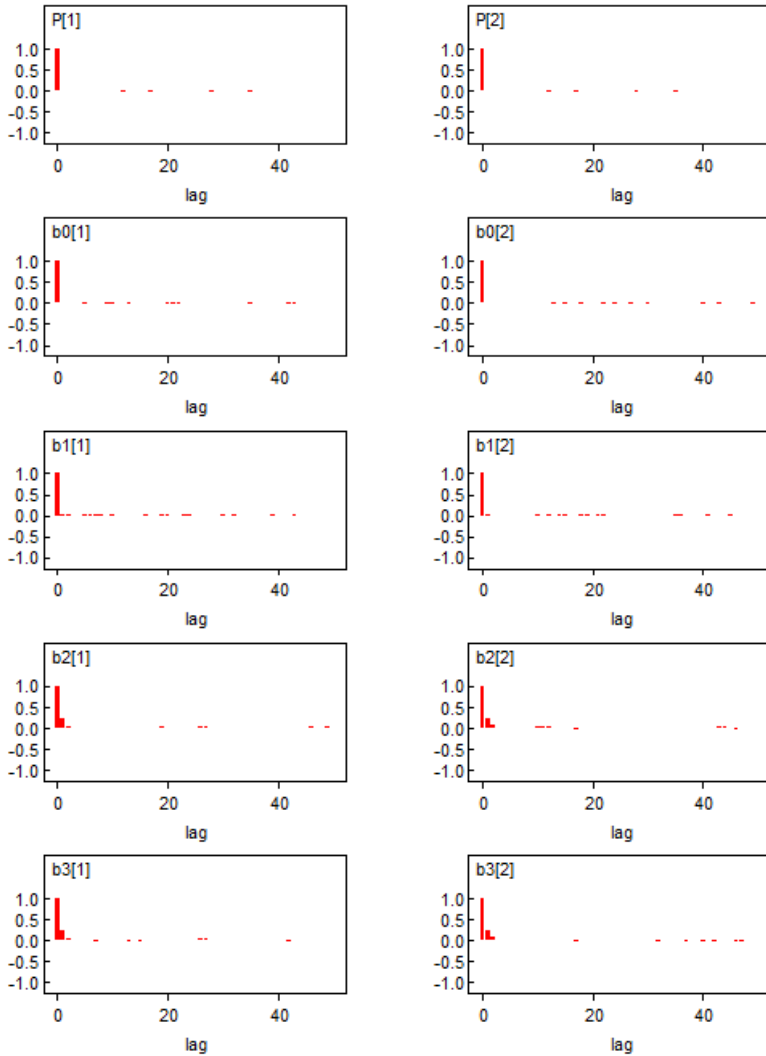


**Tabel 4.6** Hasil Estimasi Parameter GLMs

Parameter	Estimasi	Standart Error	Z-value	P-value
$\beta_0$ [1]	0,24233	0,34189	0,7088	0,47845
$\beta_0$ [2]	1,44292	0,14207	10,1562	< 2,2e-16
$\beta_1$ [1]	-0,34919	0,40444	-0,8634	0,38792
$\beta_1$ [2]	0,27474	0,14697	1,8694	0,061573
$\beta_2$ [1]	1,70982	0,80694	2,1189	0,0341
$\beta_2$ [2]	-2,06096	0,76627	-2,6896	0,007154
$\beta_3$ [1]	-1,77436	0,82229	-2,1578	0,03094
$\beta_3$ [2]	1,69972	0,68054	2,4976	0,012504

Distribusi *prior* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *pseudo prior*, dimana *prior* bergantung pada hasil *frequentist* yang yang ditunjukkan pada Tabel 4.6. *Prior* dibangkitkan berdistribusi normal dengan *mean* dan standard deviasi didapatkan dari hasil estimasi parameter dan  $\frac{1}{\text{Standard Error}}$  dari fungsi *frequentist* GLMs. Distribusi *posterior* digunakan untuk memperoleh estimasi parameter model, dimana digunakan metode MCMC dengan *Gibbs Sampling* untuk pengambilan sampel. Hasil yang didapatkan harus memenuhi sifat *irreducible*, *aaperiodic*, dan *reccurent* yang dapat dilihat dari hasil *history plot*, *autocorrelation*, dan *kernel density*.

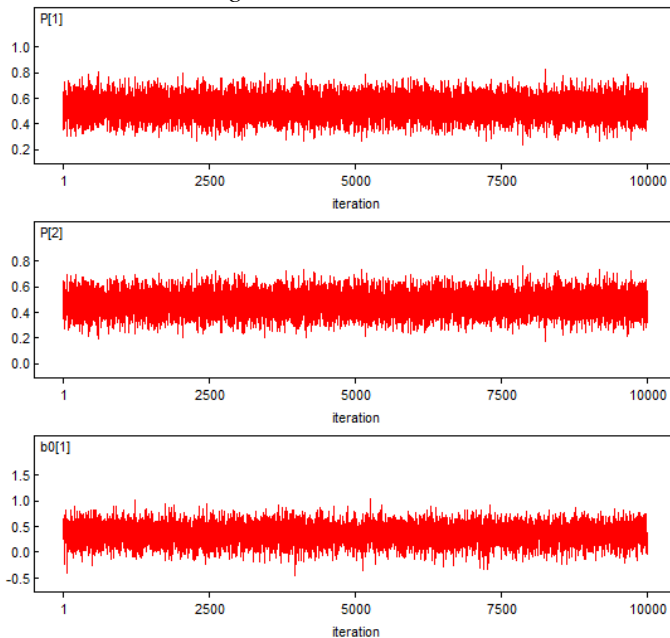
Berdasarkan DAG pada Gambar 4.11 selanjutnya dilakukan simulasi model untuk mendapatkan *thin* yang optimum dengan menggunakan *syntax* pada Lampiran 7. *Thin* merupakan kelipatan iterasi pengambilan sampel sampai jumlah sampel yang diinginkan terpenuhi. Misalkan jumlah sampel yang diinginkan sebanyak 10.000 dengan nilai *thin* 10, maka sampel yang akan diambil pada iterasi ke 0, 10, 20, dan seterusnya sampai jumlah sampel terpenuhi yaitu pada iterasi ke 100.000. *Thin* yang optimum apabila model regresi yang didapatkan tidak ada autokorelasi. Simulasi model pada penelitian ini menggunakan *thin* 10 karena merupakan *thin* optimum yang digunakan untuk membangkitkan sampel sebanyak 10.000.



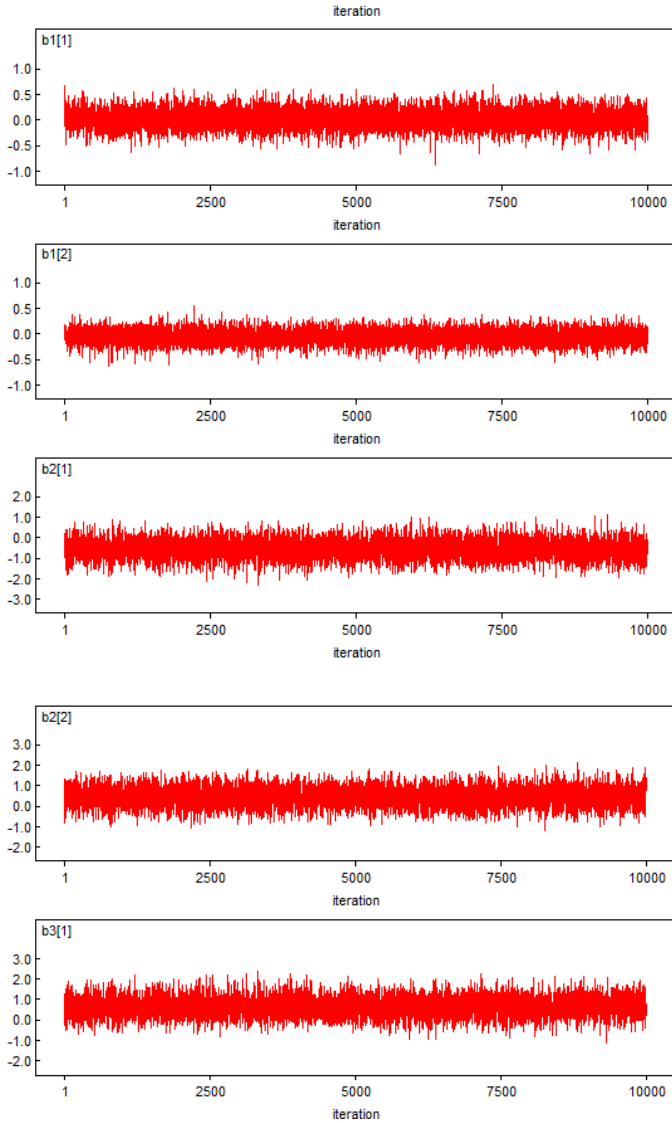
**Gambar 4.11** Plot ACF Model *Mixture Poisson Regression*

Plot *autocorrelation function* yang ditampilkan pada Gambar 4.11 menunjukkan bahwa tidak terdapat autokorelasi pada model sehingga tidak ada pengaruh periode waktu pada data.

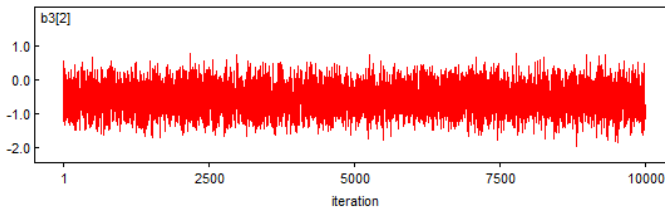
Sifat dari hasil iterasi MCMC telah *ergodic* atau belum dapat dilihat pada plot iterasi parameter. Gambar 4.12 menunjukkan bahwa hasil estimasi parameter regresi *mixture poisson* dengan Bayesian telah memenuhi syarat konvergen yang ditunjukkan oleh sifat *irreducible*, *aperiodic*, dan *reccurent*. Sifat *irreducible* ditunjukkan oleh hasil iterasi masing-masing parameter memiliki nilai acak sebagai gambaran dari sifat *communicate* antar keadaan dalam *markov chain*. Sifat selanjutnya adalah *aperiodic* yang ditunjukkan oleh hasil iterasi masing-masing parameter yang tidak memiliki periode tertentu. Sedangkan sifat *reccurent* ditunjukkan oleh kemungkinan nilai parameter yang dibangkitkan (*state i*) akan kembali ke *state i*. sehingga dapat disimpulkan bahwa *markov chain* pada model *mixture poisson regression* dengan Bayesian telah memenuhi sifat *ergodic*.



**Gambar 4.12** Plot Iterasi Parameter *Mixture Poisson Regression*

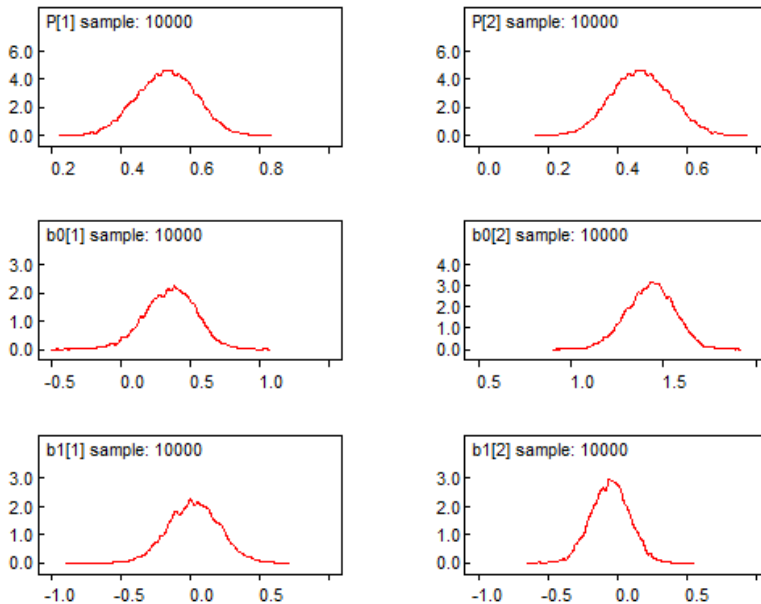


**Gambar 4.12** Plot Iterasi Parameter *Mixture Poisson Regression* (Lanjutan)

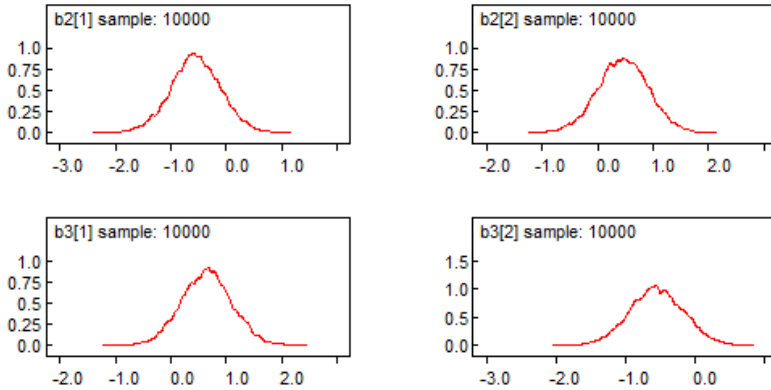


**Gambar 4.12** Plot Iterasi Parameter *Mixture Poisson Regression* (Lanjutan)

Masing-masing parameter dari model *mixture poisson regression* yang ditunjukkan Gambar 4.13 berdistribusi normal dan hanya memiliki satu puncak sehingga nilai *mean* telah terpusat ke satu titik, dimana titik tersebut merupakan estimasi parameter yang didapatkan dengan menggunakan metode Bayesian.



**Gambar 4.13** Plot Distribusi Parameter *Mixture Poisson Regression*



**Gambar 4.13** Plot Distribusi Parameter *Mixture Poisson Regression* (Lanjutan)

Hasil estimasi parameter model *Mixture Poisson Regression* dengan Bayesian dikatakan signifikan apabila nilai estimasinya termasuk dalam *confidence interval* antar 2,5% sampai dengan 97,5% tidak melewati nol.

**Tabel 4.7** Hasil Estimasi Parameter *Bayesian Mixture Poisson Regression*

Parameter	Estimasi	SD	2.5%	97.5%
$P[1]$	0,5307	0,08467	0,3644	0,6924
$P[2]$	0,4693	0,08467	0,3078	0,6357
$\beta_0[1]$	0,3554	0,1828	-0,0125	0,7015
$\beta_0[2]$	1,429	0,1289	1,17	1,671
$\beta_1[1]$	0,02384	0,1839	-0,3362	0,3826
$\beta_1[2]$	-0,05118	0,1377	-0,3176	0,2104
$\beta_2[1]$	-0,5494	0,4459	-1,438	0,342
$\beta_2[2]$	0,4611	0,4528	-0,4487	1,348
$\beta_3[1]$	0,6492	0,4607	-0,2381	1,569
$\beta_3[2]$	-0,5437	0,3911	-1,311	0,2284

Berdasarkan Tabel 4.7 dapat diketahui bahwa tidak ada variabel kovariat yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah SPBU di Surabaya sehingga simulasi penambahan SPBU tidak

dipengaruhi oleh variabel kovariat. Model dugaan *bayesian mixture poisson regression* yang terbentuk adalah sebagai berikut.

$$\hat{\lambda} = 0,5307 \exp(\mathbf{x}_1^T \boldsymbol{\beta}_1) + 0,4693 \exp(\mathbf{x}_2^T \boldsymbol{\beta}_2)$$

dimana  $\mathbf{x}_1^T \boldsymbol{\beta}_1$  menunjukkan hasil estimasi parameter komponen 1,  $0,3554 + 0,02384x_1[1] - 0,5494x_2[1] + 0,6492x_3[1]$ , untuk  $\mathbf{x}_2^T \boldsymbol{\beta}_2$  menunjukkan hasil estimasi parameter pada komponen 2,  $1,429 - 0,05118x_1[2] + 0,4611x_2[2] - 0,5437x_3[2]$ , dengan variabel  $x_1$  adalah jumlah industri setiap grid,  $x_2$  adalah jumlah penduduk setiap grid, dan  $x_3$  adalah jumlah bangunan pendidikan setiap grid. Berdasarkan model tersebut dapat diketahui bahwa rata-rata jumlah SPBU pada komponen 1 atau intensitas SPBU cukup rendah adalah  $\hat{\lambda} = \exp(0,3554) = 1,4267 \sim 1$  unit dengan peluang sebesar 53,07%. Sedangkan pada komponen 2 atau intensitas SPBU cukup tinggi adalah  $\hat{\lambda} = \exp(1,429) = 4,1745 \sim 4$  unit dengan peluang sebesar 46,93%.

Model *bayesian mixture poisson regression* merupakan model terbaik apabila dibandingkan dengan model *Bayesian poisson* dilihat dari nilai DIC yang paling kecil ditunjukkan pada Tabel 4.8. Sehingga model yang akan digunakan pada simulasi penambahan titik adalah model *Bayesian mixture poisson regression*.

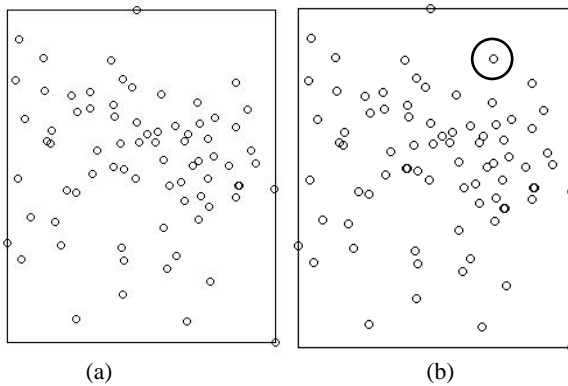
**Tabel 4.8** Hasil *Deviance Information Criterion* (DIC)

Model	Nilai DIC
<i>Bayesian Mixture Poisson Regression</i>	127,035
<i>Bayesian Poisson Regression</i>	150,649

### 4.3 Simulasi Penambahan Titik

Setelah menentukan model intensitas jumlah SPBU di Surabaya terbaik, selanjutnya dilakukan simulasi penambahan titik atau SPBU baru. Hal ini dimaksudkan untuk mengetahui pengaruh penambahan SPBU di wilayah tertentu. Simulasi yang akan

diberikan adalah penambahan titik pada grid yang memiliki jumlah SPBU paling sedikit seperti pada Gambar 4.14 di Kecamatan Mulyorejo pada titik *latitude* -7,25 dan titik *longitude* 112,785 dengan jumlah industri 62 industri, jumlah penduduk 94.728 jiwa, serta jumlah bangunan pendidikan 103 bangunan. Titik tersebut dipilih karena pada daerah tersebut belum terdapat SPBU serta lingkungan sekitar berpotensi untuk ditambahkan SPBU seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.14.



**Gambar 4.14** (a) *Planar Point Pattern* Lokasi SPBU di Surabaya  
(b) *Planar Point Pattern* Penambahan SPBU Baru

Tabel 4.9 menunjukkan hasil uji homogenitas *poisson process* yang dilakukan pada simulasi penambahan lokasi SPBU berdasarkan sub bab 4.2.2 memberikan informasi bahwa nilai statistik *chi-square* sebesar 61,349 dan *p-value* sebesar 0,001867 dengan menggunakan *alpha* sebesar 5%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa tingkat intensitas persebaran lokasi SPBU wilayah Surabaya tidak homogen atau intensitas *poisson process* termasuk dalam jenis *inhomogeneous poisson process*.

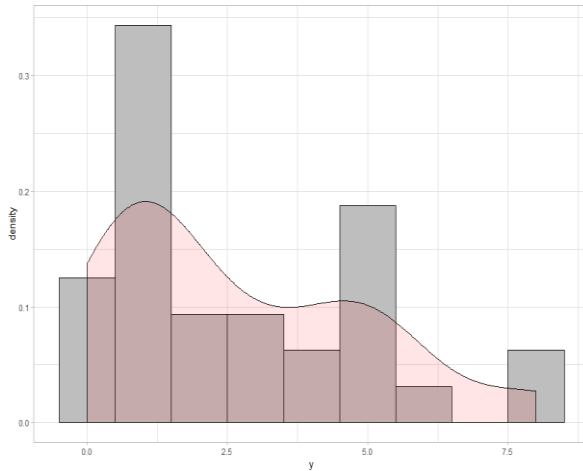
**Tabel 4.9** Pengujian Homogenitas Intensitas Simulasi

Nilai Statistik	<i>df</i>	<i>p-value</i>
61,349	31	0,001867

Data jumlah lokasi SPBU setiap grid di Surabaya setelah penambahan titik menunjukkan pola bimodal atau lebih dari satu



pola seperti pada Gambar 4.15. Hal tersebut diperkuat dengan identifikasi model *mixture* berdasarkan sub bab 4.2.3, sehingga didapatkan hasil pada Tabel 4.10.



**Gambar 4.15** Histogram Data Jumlah SPBU Setiap Grid Simulasi

**Tabel 4.10** Deteksi Model *Mixture* Simulasi

Distribusi	Parameter	Proporsi	Nilai <i>chi-square</i>
<i>Poisson</i>	1,06653	0,554737	0,463597
<i>Poisson</i>	4,68224	0,445263	

Tabel 4.10 menjelaskan bahwa data jumlah SPBU memiliki model *mixture*. Pembagian variabel respon ke dalam dua komponen dilakukan berdasarkan plot histogram data sehingga diperoleh dua komponen. Dengan mengacu pada subbab 4.2.4 didapatkan hasil estimasi parameter GLMs yang digunakan sebagai *initial value prior* diberikan pada Tabel 4.11.

**Tabel 4.11** Hasil Estimasi Parameter GLMs Simulasi

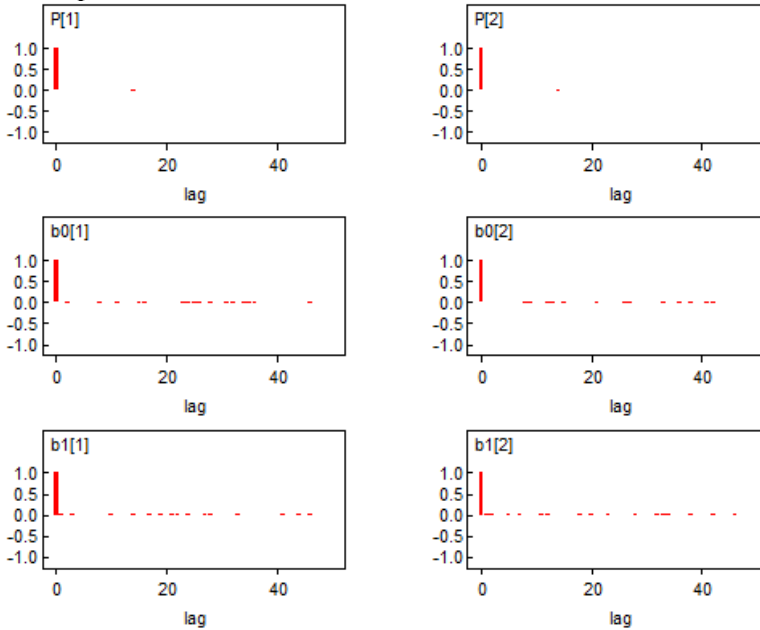
Parameter	Estimasi	Standart Error	Z-value	P-value
$\beta_0 [1]$	0,38514	0,34047	1,1312	0,25797
$\beta_0 [2]$	1,44541	0,14968	9,6566	< 2,2e-16
$\beta_1 [1]$	-0,56808	0,41968	-1,3536	0,17586

$\beta_1[2]$	0,28821	0,15066	1,9129	0,055757
--------------	---------	---------	--------	----------

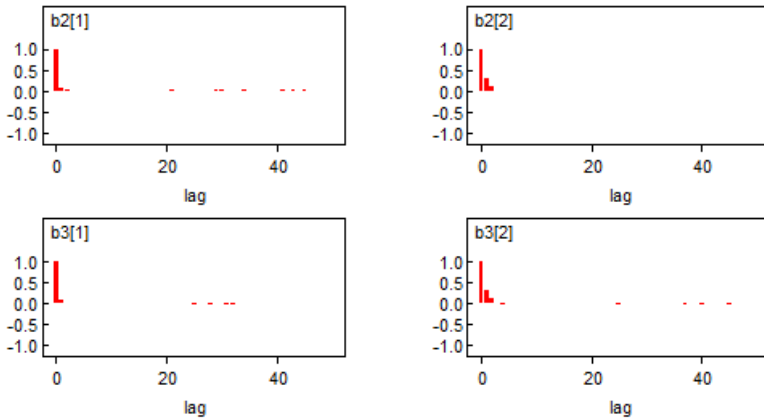
**Tabel 4.11** Hasil Estimasi Parameter GLMs Simulasi (Lanjutan)

Parameter	Estimasi	Standart Error	Z-value	P-value
$\beta_2[1]$	1,49063	0,75632	1,9709	0,04874
$\beta_2[2]$	-2,10019	0,78938	-2,6606	0,007801
$\beta_3[1]$	-1,58328	0,79924	-1,981	0,04759
$\beta_3[2]$	1,71087	0,68864	2,4844	0,012977

Tabel 4.11 selanjutnya digunakan dalam pemodelan *bayessian mixture poisson process* dengan menggunakan software WinBUGS yang menghasilkan plot ACF, plot distribusi, serta plot iterasi parameter.

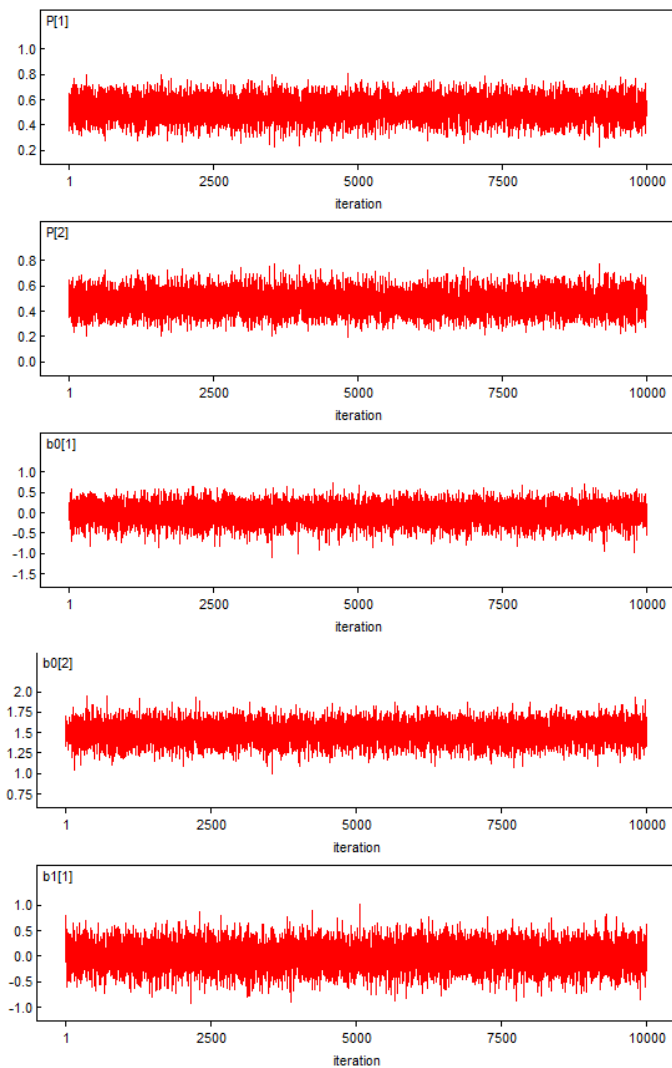


**Gambar 4.16** Plot ACF Model *Mixture Poisson Regression* Simulasi

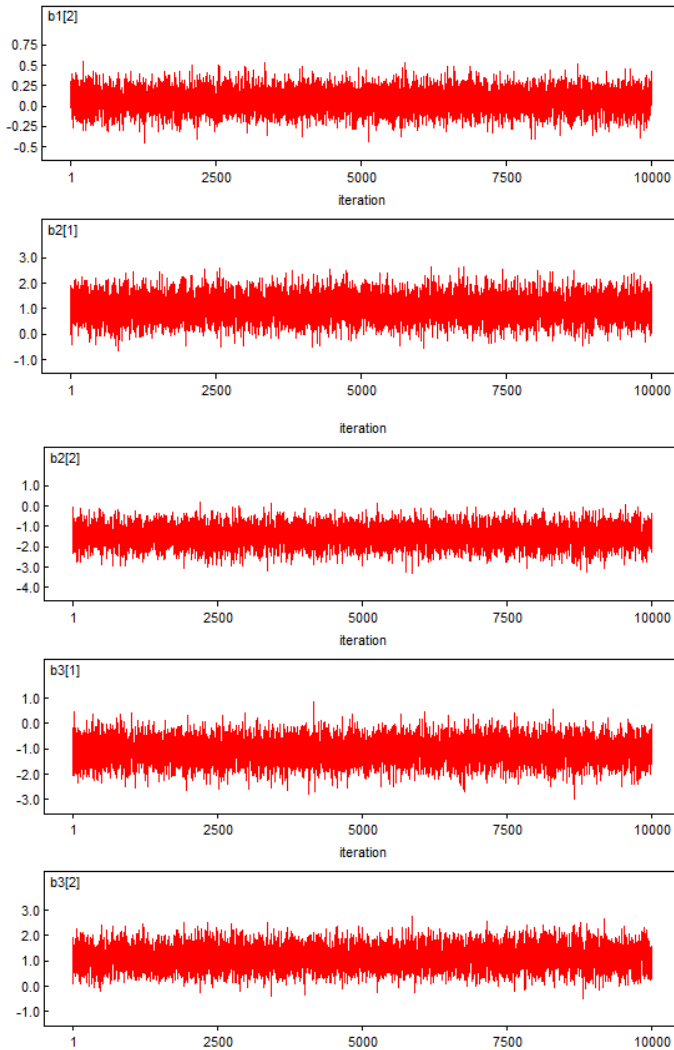


**Gambar 4.16** Plot ACF Model *Mixture Poisson Regression* Simulasi (Lanjutan)

Plot *autocorrelation function* yang ditampilkan pada Gambar 4.16 menunjukkan bahwa tidak terdapat autokorelasi pada model sehingga tidak ada pengaruh periode waktu pada data. Sifat dari hasil iterasi MCMC telah *ergodic* atau belum dapat dilihat pada plot iterasi parameter. Gambar 4.17 menunjukkan bahwa hasil estimasi parameter regresi *mixture poisson* dengan Bayesian telah memenuhi syarat konvergen yang ditunjukkan oleh sifat *irreducible*, *aperiodic*, dan *reccurent*. Sifat *irreducible* ditunjukkan oleh hasil iterasi masing-masing parameter memiliki nilai acak sebagai gambaran dari sifat *communicate* antar keadaan dalam *markov chain*. Sifat selanjutnya adalah *aperiodic* yang ditunjukkan oleh hasil iterasi masing-masing parameter yang tidak memiliki periode tertentu. Sedangkan sifat *reccurent* ditunjukkan oleh kemungkinan nilai parameter yang dibangkitkan (*state i*) akan kembali ke *state i*. sehingga dapat disimpulkan bahwa *markov chain* pada model *mixture poisson regression* dengan Bayesian telah memenuhi sifat *ergodic*.



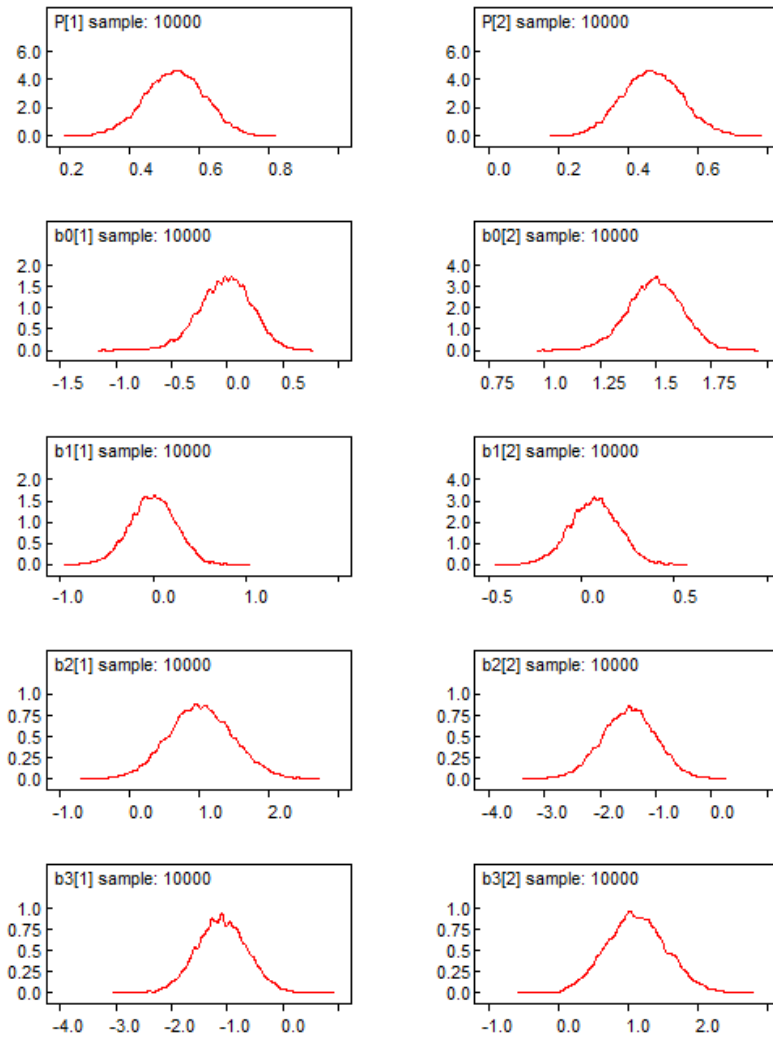
**Gambar 4.17** Plot Iterasi Parameter *Mixture Poisson Regression* Simulasi



**Gambar 4.17** Plot Iterasi Parameter *Mixture Poisson Regression* Simulasi (Lanjutan)

Masing-masing parameter dari model *mixture poisson regression* yang ditunjukkan Gambar 4.18 berdistribusi normal dan

hanya memiliki satu puncak sehingga nilai *mean* telah terpusat ke satu titik, dimana titik tersebut merupakan estimasi parameter yang didapatkan dengan menggunakan metode Bayesian.



**Gambar 4.18** Plot Distribusi Parameter *Mixture Poisson Regression* Simulasi

Hasil estimasi parameter model *Mixture Poisson Regression* dengan Bayesian dikatakan signifikan apabila nilai estimasinya termasuk dalam *confidence interval* antar 2,5% sampai dengan 97,5% tidak melewati nol.

**Tabel 4.12** Hasil Estimasi Parameter Simulasi

Parameter	Estimasi	SD	2.5%	97.5%
$P[1]$	0,5297	0,08481	0,3603	0,6917
$P[2]$	0,4703	0,08481	0,3083	0,6398
$\beta_0[1]$	-0,01524	0,2324	-0,4993	0,4156
$\beta_0[2]$	1,497	0,1206	1,253	1,726
$\beta_1[1]$	-0,001425	0,2456	-0,488	0,4631
$\beta_1[2]$	0,06877	0,1295	-0,1905	0,3195
$\beta_2[1]$	1,024	0,465	0,1342	1,948
$\beta_2[2]$	-1,478	0,4823	-2,423	-0,5473
$\beta_3[1]$	-1,094	0,4544	-1,986	-0,1942
$\beta_3[2]$	1,127	0,4311	0,3005	1,997

Berdasarkan Tabel 4.12 dapat diketahui bahwa variabel kovariat yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah SPBU di Surabaya adalah jumlah penduduk setiap grid dan jumlah bangunan pendidikan setiap grid pada komponen 2. Model dugaan *bayesian mixture poisson regression* yang terbentuk adalah sebagai berikut.

$$\hat{\lambda} = 0,5297 \exp(\mathbf{x}_1^T \boldsymbol{\beta}_1) + 0,4703 \exp(\mathbf{x}_2^T \boldsymbol{\beta}_2)$$

dimana  $\mathbf{x}_1^T \boldsymbol{\beta}_1$  menunjukkan hasil estimasi parameter komponen 1,  $-0,01524 - 0,00142x_1[1] + 1,024x_2[1] - 1,094x_3[1]$ , untuk  $\mathbf{x}_2^T \boldsymbol{\beta}_2$  menunjukkan hasil estimasi parameter pada komponen 2,  $1,497 + 0,06877x_1[2] - 1,478x_2[2] + 1,127x_3[2]$  dengan variabel  $x_1$  adalah jumlah industri setiap grid,  $x_2$  adalah jumlah penduduk setiap grid, dan  $x_3$  adalah jumlah bangunan pendidikan setiap grid. Berdasarkan model tersebut dapat diketahui bahwa rata-rata

jumlah SPBU pada komponen 1 atau intensitas SPBU cukup rendah adalah  $\hat{\lambda} = \exp(-0,01524) = 0,9848 \sim 0$  unit dengan peluang sebesar 52,97 %. Sedangkan pada komponen 2 atau intensitas SPBU cukup tinggi adalah  $\hat{\lambda} = \exp(0,4703) = 1,6005 \sim 1$  unit dengan peluang sebesar 47,03%.



## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

1. Pola persebaran SPBU di wilayah Surabaya tidak tersebar secara merata atau termasuk dalam kriteria *inhomogeneous poisson process*. Hal ini diketahui karena adanya dua puncak intensitas persebaran lokasi SPBU.
2. Model *mixture poisson process* memiliki dua komponen yaitu komponen pertama untuk intensitas SPBU cukup rendah dan komponen kedua untuk intensitas SPBU cukup tinggi.
3. Simulasi yang dilakukan mendapatkan hasil bahwa setelah dilakukan penambahan titik mempengaruhi hasil estimasi parameter yang didapatkan, dimana ada variabel kovariat jumlah penduduk dan jumlah bangunan pendidikan yang berpengaruh signifikan terhadap intensitas penambahan SPBU.

#### **5.2 Saran**

Berdasarkan kesimpulan yang diperoleh, diharapkan dalam penelitian selanjutnya dapat mengkombinasikan dengan peta wilayah yang diteliti. Hal ini akan memberikan hasil yang lebih baik dan lebih akurat daripada menggunakan grid. Selain itu, diharapkan penelitian selanjutnya menggunakan wilayah lain dikarenakan setiap wilayah memiliki karakteristiknya masing-masing.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A. (2002). *Categorical Data Analysis Second Edition*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Ang, A., & Tang, W. (2007). *Pobability Conceptsin Engineering*. New York: Wiley.
- Baddeley, A. (2008). *Spatial Point Processes and their Apli-cations*. Australia: School of Mathematics & Statistics, University of Western Australia.
- Baddeley, A., Rubak, E., & Turner, R. (2016). *Spatial Point Patterns Methodology and Applications with R*. New York: CRC Press Taylor & Francis Group.
- Box, G., & Tiao, G. (1973). *Bayesian Inference in Statistics in Statistical Analysis*. New York: John Wiley and Sons Inc.
- BPS. (2018, September 24). *Kota Surabaya Dalam Angka 2017*. Diambil kembali dari Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Surabaya: <https://surabayakota.bps.go.id/publication/2017/-08/16/7722553ce4f539a3936a6/kota-surabaya-dalam-angka-2017.html>
- Casella, G., & George, E. (1992). Explaining the Gibbs Sampler. *The American Statistician*, Vol 46, No 3, Hal 167-174.
- Finch, W., Bolin, J., & Kelley, K. (2014). *Multilevel Modeling Using R*. New York: CRC Press Taylor & Francis Group.
- Fitria, Z. (2011). *Sistem Informasi Geografis Berbasis Web Untuk Penentuan Lokasi Stasiun Pengisian Bahan Bakar Umum (SPBU) Baru Menggunakan Analytical Hierarchy Process (AHP)*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Gustin. (2011). *Investigation of some test for homogeneity of intensity with applications to insurance data*. Uppsala University.
- Irawan, A. R., Iriawan, N., & Purnami, S. W. (2017). *Pemodelan Perulangan Pengobatan Pasien Kanker Serviks di RSUD dr.*

*Soetoo dengan Bayesian Geometric Regression dan Bayesian Mixture-Geometric Regression*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

- Iriawan, N. (2001). Penaksiran Model Mixture Normal Univariabel: Suatu Pendekatan Metode Bayesian dengan MCMC. *Prosiding Semihnar Nasional dan Konferda VII Matematika Wilayah DIY & Jawa Tengah*, 105-110.
- Katadata. (2018, September 26). *Konsumsi BBM Lebaran 2018 Diprediksi Tertinggi dalam 5 Tahun Terakhir*. Diambil kembali dari Katadata Web Site: <https://katadata.co.id/berita/2018/05/16/konsumsi-bbm-lebaran-2018-diprediksi-tertinggi-dalam-5-tahun-terakhir>
- Kusumaningrum, C. M. (2017). Pattern analysis of community health center location in Surabaya using spatial Poisson point process. *AIP Conference Proceedings*, Vol 1905.
- Law, A. M., & Kelton, W. D. (2000). *Simulation Modeling and Analysis (Third Edition)*. New York: Mc Graw Hill.
- McCullagh, P., & Nelder, J. A. (1983). *Generalized Linear Models*. London: Chapman and Hall.
- Ntzoufras, A. P. (2009). *Bayesian Modeling Using WinBUGS*. New Jersey: Wiley.
- Pertamina. (2018, September 26). Diambil kembali dari SPBU Pertamina: <http://spbu.pertamina.com/>
- Sorensen, & Gianola. (2002). *Likelihood, Bayesian, and MCMC Method in Quantitative Genetics*. Madison: Springer.
- Sukoco, M. (2002). Evaluasi Peta Distribusi Stasiun Pelayanan Bahan Bakar Umum (SPBU) Pertamina Daerah Istimewa Yogyakarta. *Majalah Geografi Indonesia*, Vol 16, No 1.
- Takbir, Sunusi, & Islamiyati. (2016). *Studi Analisa Kecelakaan Lalu Lintas Melalui Pendekatan Spatial Point Process*. Makassar: Universitas Hasanuddin.

## LAMPIRAN

### Lampiran 1 *Syntax* R untuk Eksplorasi Variabel Respon

```
#Load Data
SPBU = read.csv('Data SPBU.csv',sep = ';',header = T)
head(SPBU)

library(spatstat)

#Point Pattern
lat = SPBU$Latitude
long = SPBU$Longitude
a = min(lat)
b = max(lat)
c = min(long)
d = max(long)
SPBU_planar = ppp(lat,long,c(a,b),c(c,d))

#Grid SPBU
SPBU_grid = quadratcount(SPBU_planar,4,8)
plot(density(SPBU_planar))
plot(SPBU_grid, add = T)

#Plot SPBU
plot(SPBU_planar)
dev.new()
contour(density(SPBU_planar),nlevels=30,labcex=0.7)
```

**Lampiran 2** *Syntax R untuk Eksplorasi Variabel Kovariat*

```
#Load Data
kovariat = read.csv('Data Kovariat.csv', sep = ';', header = T)
head(kovariat)

#Marks Point Pattern
lat2 = kovariat$Latitude
long2 = kovariat$Longitude
e = min(lat2)
f = max(lat2)
g = min(long2)
h = max(long2)
x1_marks =
ppp(lat2,long2,c(e,f),c(g,h),marks=kovariat$Jumlah.Industri)
x2_marks =
ppp(lat2,long2,c(e,f),c(g,h),marks=kovariat$Jumlah.Penduduk)
x3_marks =
ppp(lat2,long2,c(e,f),c(g,h),marks=kovariat$Jumlah.Bangunan.Pendidikan)

#Plot Jumlah Industri
plot.ppp(x1_marks)
contour.ssf(x1_marks,nlevels=15)

#Plot Jumlah Penduduk
plot(x2_marks)
contour.ssf(x2_marks,nlevels=15)

#Plot Jumlah Bangunan Pendidikan
plot(x3_marks)
contour.ssf(x3_marks,nlevels=15)
```

**Lampiran 3** *Syntax R untuk Deteksi Homogenitas Intensitas*

```
#Uji Homogenitas
quadrat.test(SPBU_grid)
```

**Lampiran 4** *Syntax Mathematica untuk Deteksi Mixture*

```
datarespon = Import["E:\\Jumlah SPBU.txt","List"]

FindDistribution[datarespon, 638, "PearsonChiSquare",
TargetFunctions-> {PoissonDistribution}]
```

**Lampiran 5** *Syntax R untuk Pemodelan GLMs*

```
#Load Data
data_lengkap = read.csv('Data Lengkap.csv', sep = ';')
head(data_lengkap)

y = data_lengkap$y
x1 = data_lengkap$x1
x2 = data_lengkap$x2
x3 = data_lengkap$x3

library(flexmix)

#GLM Poisson
model = glm(y~1+x1+x2+x3,family = poisson("log"))
summary(model)

#GLM Mixture Poisson
model_mixture =
flexmix(y~1+x1+x2+x3,k=2,model=FLXglm(family="poisson"))
summary(model_mixture)
rmodel = refit(model_mixture)
summary(rmodel)
```

**Lampiran 6** *Syntax WinBUGS untuk Bayesian Poisson Regression*

```

model;
{
  for(i in 1 : n) {
    y[i] ~ dpois(lambda[i])
  }
  for(i in 1 : n) {
    log(lambda[i]) <- b0 + b1*x1[i] + b2*x2[i] + b3*x3[i]
  }
  b0 ~ dnorm( 0.97332,9.18611)
  b1 ~ dnorm( 0.01072,8.76731)
  b2 ~ dnorm( 0.13655,2.64494)
  b3 ~ dnorm( -0.05265,2.69825)
}

INITS
list(b0=0,b1=0,b2=0,b3=0)

DATA
list(y=c(1,3,3,2,2,5,1,0,1,5,5,8,2,1,4,1,0,0,5,8,5,4,1,1,0,1,3,5,6,0,1,1),x1=c(-
0.142185327,0.044033893,0.410189666,0.039632484,-0.215440771,-
0.204094677,-1.07044771,-1.603598607,-0.275476377,-
0.621487382,0.033167564,0.335167865,0.454558102,0.595239643,-
0.504890569,-1.253284229,0.447819813,-1.046519111,-1.207743785,-
0.408295064,-0.001244112,-0.467316642,-
0.92305333,0.320838256,2.76228777,0.812343688,-
0.797685113,0.868847275,2.162217971,2.126408024,0.314390517,-
0.984379722),x2=c(-1.786204464,-1.329829209,-0.905518816,-
0.530928008,-0.197049386,0.099386048,0.345327059,0.521656357,-
1.636413035,-1.049483337,-0.484910545,-
0.008292823,0.371580346,0.667926415,0.887355596,1.02860235,-
1.611623222,-0.936935147,-
0.264937106,0.29368023,0.71048119,1.007315214,1.205918433,1.3154707
64,-1.680713842,-0.952272617,-
0.209291835,0.402101473,0.841638895,1.140082264,1.328024591,1.41785
6167),x3=c(-1.430556028,-1.441215243,-1.356914544,-1.145721599,-
0.830740927,-0.481293397,-0.205078747,-0.083756634,-1.21049587,-
0.900019222,-0.500484651,-
0.079643309,0.328750993,0.682640145,0.918444768,0.998468947,-
1.211830291,-0.722906244,-
0.107488798,0.45865434,0.916441559,1.264619301,1.460443473,1.463338
068,-1.319796148,-0.797661701,-
0.109340186,0.495823055,0.945601879,1.265589535,1.410048464,1.32607
901),n=32)

```



## Lampiran 7 *Syntax WinBUGS untuk Bayesian Mixture Poisson Regression*

```

model;
{
  for( i in 1 : n ) {
    y[i] ~ dpois(lambda[i])
  }
  for( i in 1 : n ) {
    log(lambda[i]) <- b0[T[i]] + b1[T[i]] * x1[i] + b2[T[i]] * x2[i] + b3[T[i]] * x3[i]
  }

  for( i in 1 : n ) {
    T[i] ~ dcat(P[1:2])
  }
  P[1:2] ~ ddirch(alpha[])
  b0[1] ~ dnorm( 3.21768306,0.681441425244008)
  b0[2] ~ dnorm( 1.942382,0.425538017289865)
  b1[1] ~ dnorm( 0.02229682,84.6310088016249)
  b1[2] ~ dnorm( -0.0283302,30.7663907946959)
  b2[1] ~ dnorm( -0.00018118,0.0000000000001)
  b2[2] ~ dnorm( 0.0001502,0.0000000000001)
  b3[1] ~ dnorm( 0.14515207,62.019734679575)
  b3[2] ~ dnorm( -0.1515703,43.3997639052844)
}

INITS
list(b0=c(0,0),b1=c(0,0),b2=c(0,0),b3=c(0,0))

DATA
list(y=c(1,3,3,2,2,5,1,0,1,5,5,8,2,1,4,1,0,0,5,8,5,4,1,1,0,1,3,5,6,0,1,1),alpha=c
(1,1),x1=c(-0.142185327,0.044033893,0.410189666,0.039632484,-
0.215440771,-0.204094677,-1.07044771,-1.603598607,-0.275476377,-
0.621487382,0.033167564,0.335167865,0.454558102,0.595239643,-
0.504890569,-1.253284229,0.447819813,-1.046519111,-1.207743785,-
0.408295064,-0.001244112,-0.467316642,-
0.92305333,0.320838256,2.76228777,0.812343688,-
0.797685113,0.868847275,2.162217971,2.126408024,0.314390517,-
0.984379722),x2=c(-1.786204464,-1.329829209,-0.905518816,-
0.530928008,-0.197049386,0.099386048,0.345327059,0.521656357,-
1.636413035,-1.049483337,-0.484910545,-
0.008292823,0.371580346,0.667926415,0.887355596,1.02860235,-
1.611623222,-0.936935147,-
0.264937106,0.29368023,0.71048119,1.007315214,1.205918433,1.3154707
64,-1.680713842,-0.952272617,-
0.209291835,0.402101473,0.841638895,1.140082264,1.328024591,

```

**Lampiran 7** *Syntax WinBUGS untuk Bayesian Mixture Poisson Regression (Lanjutan)*

```

1.417856167),x3=c(-1.430556028,-1.441215243,-1.356914544,-
1.145721599,-0.830740927,-0.481293397,-0.205078747,-0.083756634,-
1.21049587,-0.900019222,-0.500484651,-
0.079643309,0.328750993,0.682640145,0.918444768,0.998468947,-
1.211830291,-0.722906244,-
0.107488798,0.45865434,0.916441559,1.264619301,1.460443473,1.463338
068,-1.319796148,-0.797661701,-
0.109340186,0.495823055,0.945601879,1.265589535,1.410048464,1.32607
901),T=c(1,1,2,1,1,2,1,1,1,2,2,2,1,1,2,1,1,1,2,2,2,1,1,1,1,2,2,2,2,1,2),n=32)

```

**Lampiran 8** Hasil Uji Kesesuaian Distribusi

Poisson [#4]					
Kolmogorov-Smirnov					
Sample Size	32				
Statistic	0,22797				
P-Value	0,06065				
Rank	1				
$\alpha$	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	0,18445	0,21085	0,23424	0,26189	0,28094
Reject?	Yes	Yes	No	No	No

**Lampiran 9** Hasil Uji Kesesuaian Distribusi Simulasi

Poisson [#4]					
Kolmogorov-Smirnov					
Sample Size	32				
Statistic	0,22552				
P-Value	0,06531				
Rank	1				
$\alpha$	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	0,18445	0,21085	0,23424	0,26189	0,28094
Reject?	Yes	Yes	No	No	No

**Lampiran 10** Hasil Uji Homogenitas Intensitas

```
> #Uji Homogenitas
> quadrat.test(SPBU_grid)

      Chi-squared test of CSR using quadrat
counts
      Pearson X2 statistic

data:
X2 = 63.706, df = 31, p-value = 0.0009655
alternative hypothesis: two.sided

Quadrats: 4 by 8 grid of tiles
```

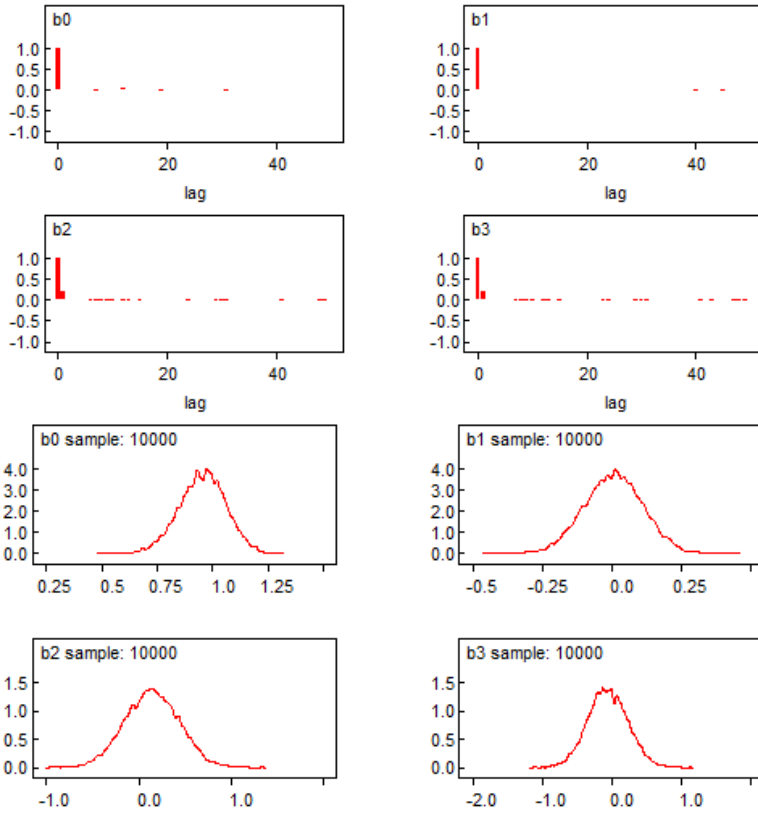
**Lampiran 11** Hasil Uji Homogenitas Intensitas Simulasi

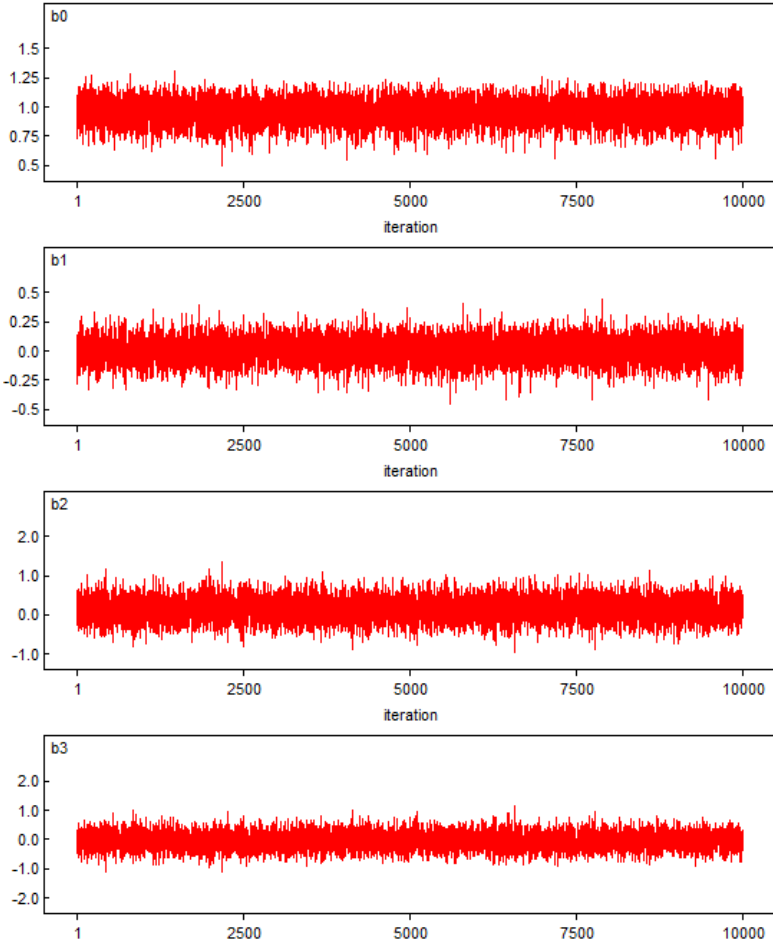
```
> #Uji Homogenitas
> quadrat.test(SPBU_grid)

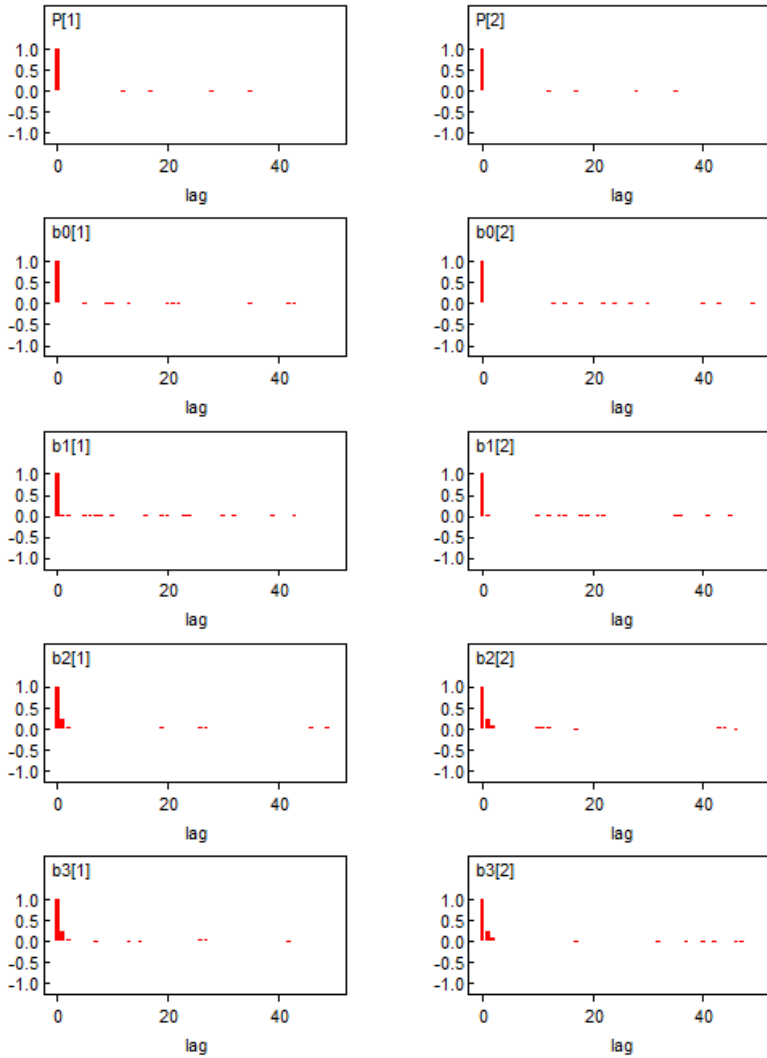
      Chi-squared test of CSR using quadrat
counts
      Pearson X2 statistic

data:
X2 = 61.349, df = 31, p-value = 0.001867
alternative hypothesis: two.sided

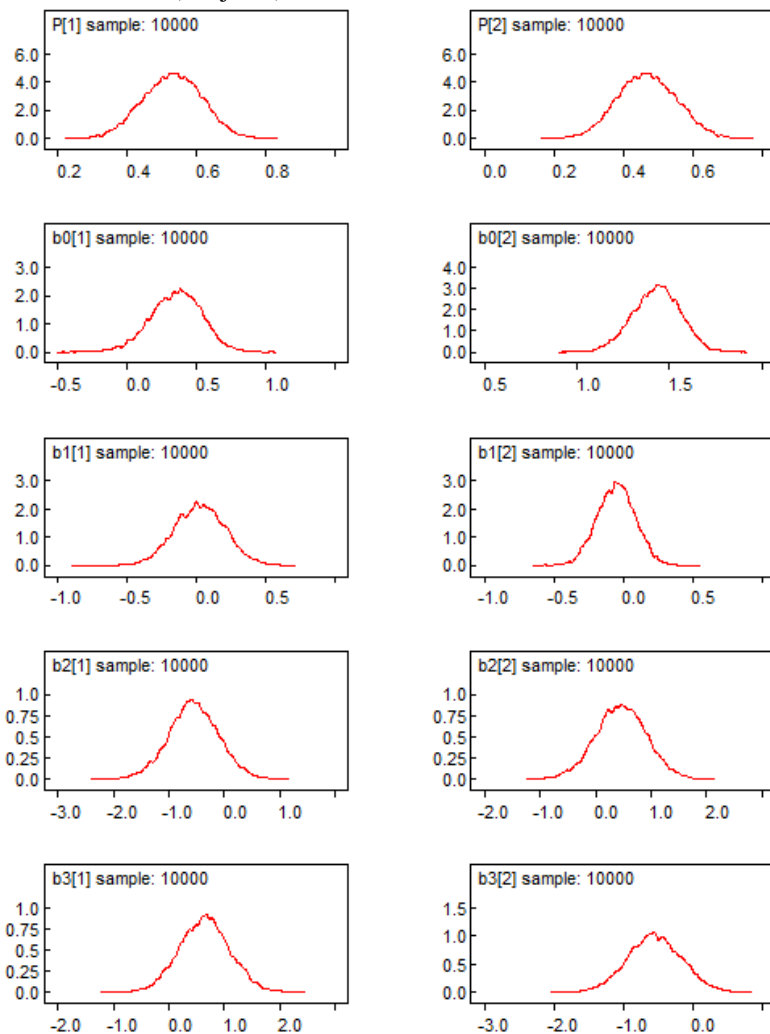
Quadrats: 4 by 8 grid of tiles
```

**Lampiran 12** *Output Model Bayesian Poisson Regression*

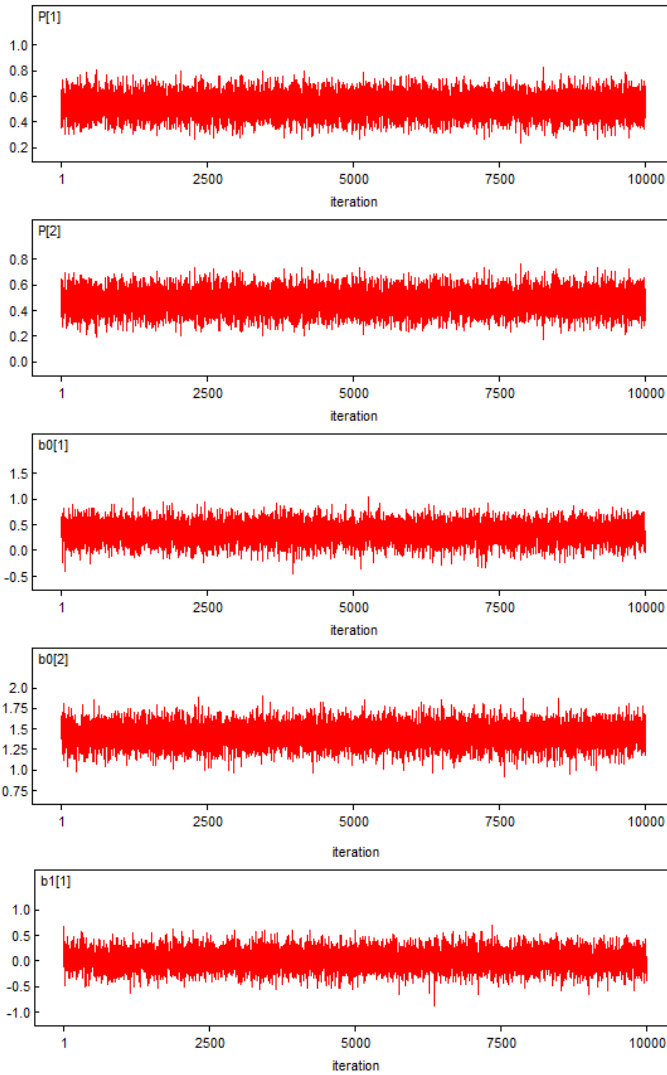
**Lampiran 12** *Output Model Bayesian Poisson Regression (Lanjutan)*

**Lampiran 13** *Output Model Bayesian Mixture Poisson Regression*

**Lampiran 13** *Output Model Bayesian Mixture Poisson Regression*  
(Lanjutan)

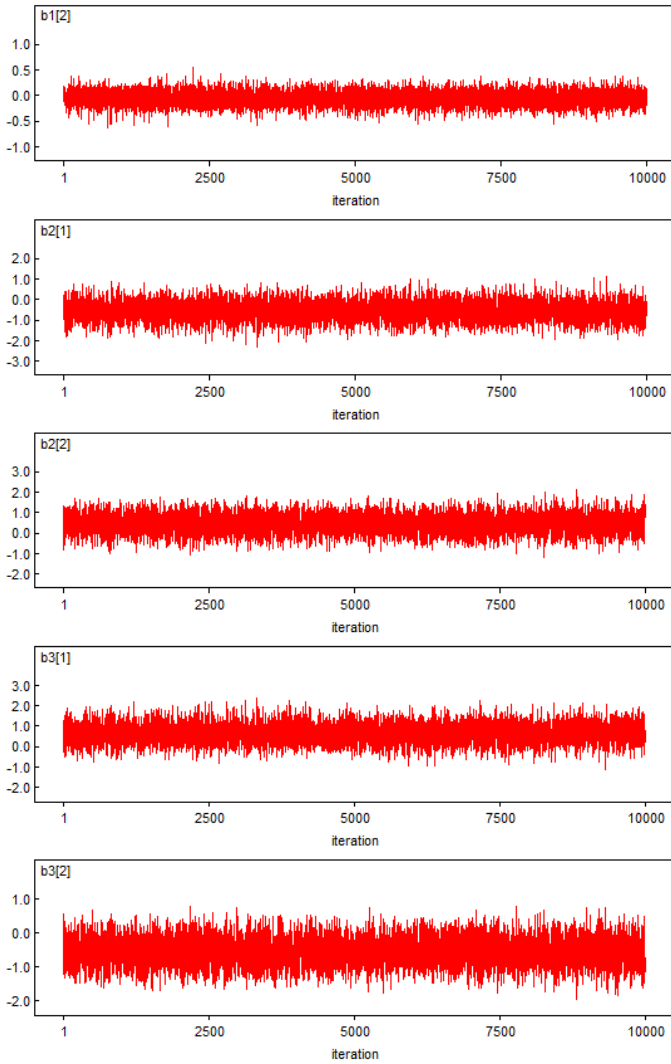


### Lampiran 13 *Output Model Bayesian Mixture Poisson Regression* (Lanjutan)

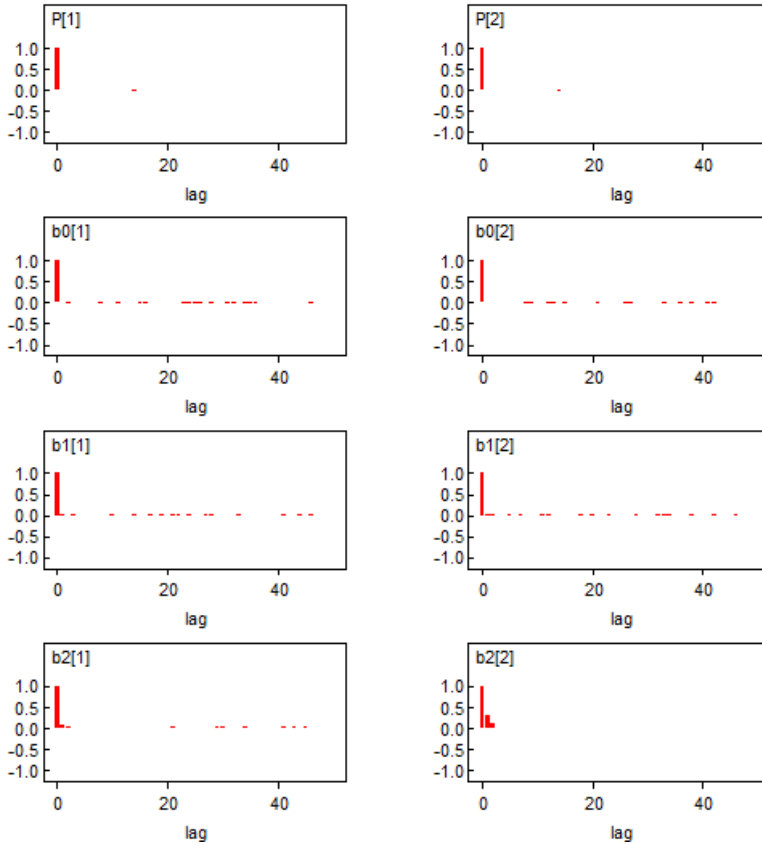




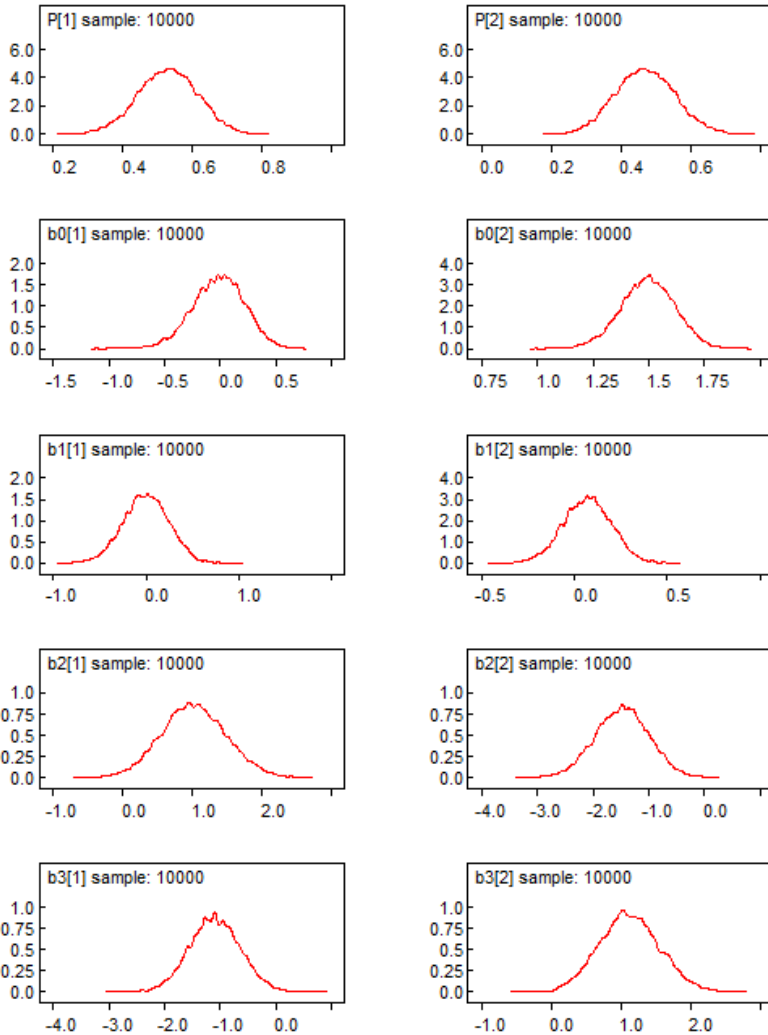
**Lampiran 13** *Output Model Bayesian Mixture Poisson Regression*  
(Lanjutan)

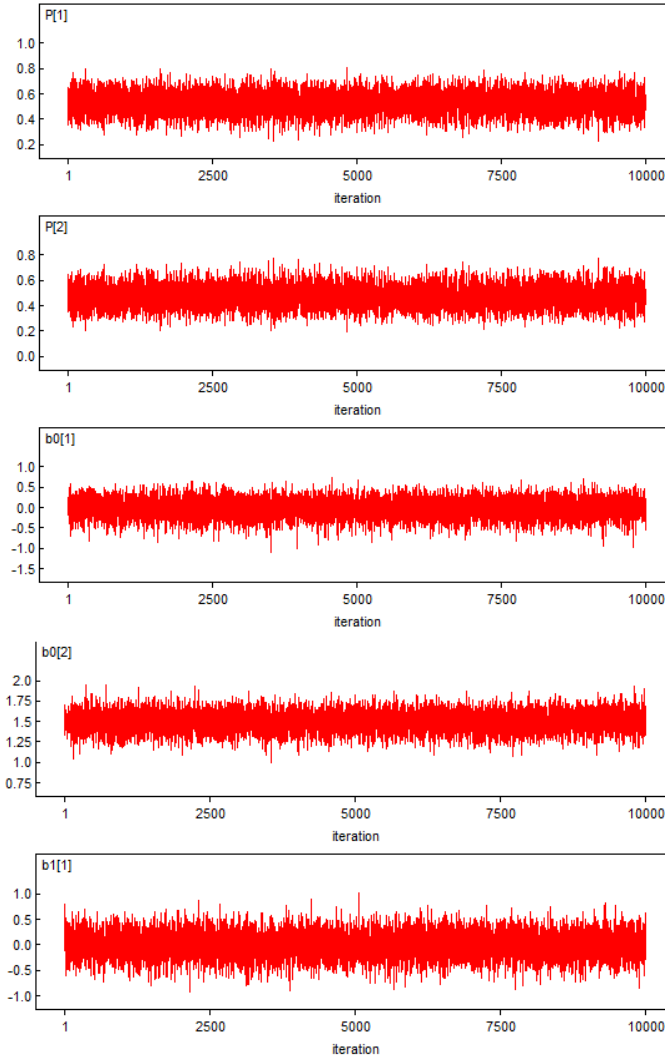


**Lampiran 14** *Output Model Bayesian Mixture Poisson Regression*  
Simulasi

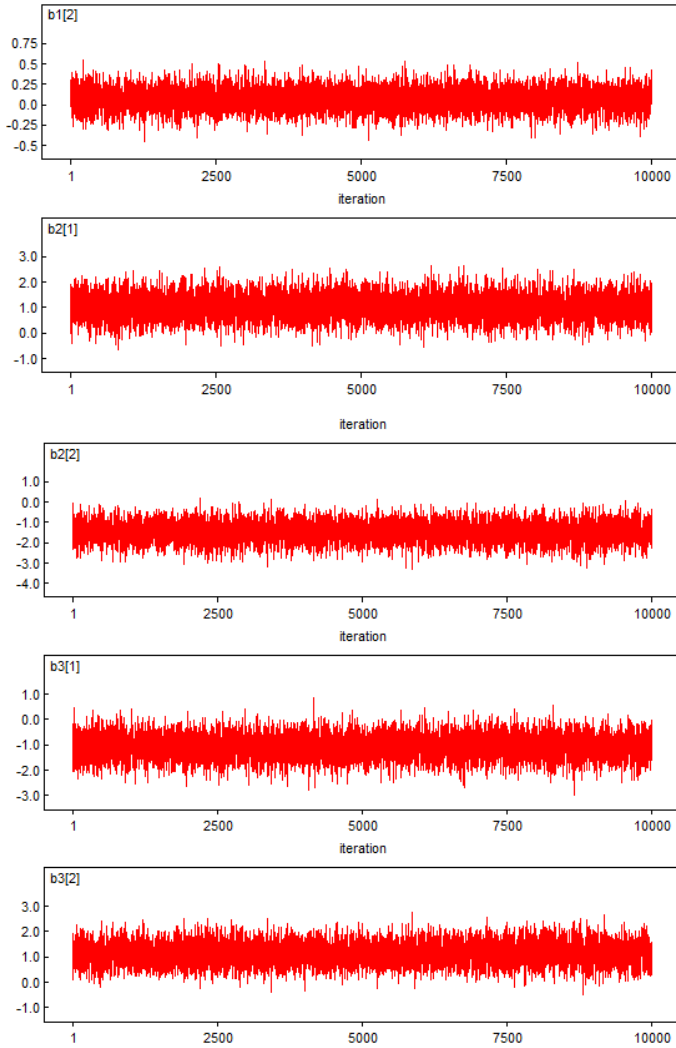


**Lampiran 14** *Output Model Bayesian Mixture Poisson Regression*  
Simulasi (Lanjutan)



**Lampiran 14** *Output Model Bayesian Mixture Poisson Regression Simulasi (Lanjutan)*

**Lampiran 14** *Output Model Bayesian Mixture Poisson Regression Simulasi (Lanjutan)*



**Lampiran 15** Data SPBU di Surabaya

<b>No</b>	<b>Nama SPBU</b>	<b>Alamat</b>	<b>Latitude</b>	<b>Longitude</b>
1	SPBU 54.6011.03	Jl. Dupak Rukun No. 110, Asemrowo	-7.24937	112.71052
2	SPBU 54.60194	Jl. Raya Margomulyo No. 33, Asemrowo	-7.24399	112.68155
3	SPBU 54.601.01	Jl. Dupak Rukun No. 72-76, Asemrowo	-7.24466	112.7163
4	Pertamina	Jl. Dupak Rukun No 24, Asemrowo	-7.24487	112.71641
5	Pertamina	Jl. Dupak Rukun No 110, Asemrowo	-7.24937	112.71052
6	SPBU Pertamina	Jl. Tambak Osowilangun No. 41, Benowo	-7.21384	112.65303
7	SPBU Pertamina 51.601.66	Jl. Dupak No 15, Bubutan	-7.24547	112.7294
8	SPBU 54.60183 Demak Surabaya	Jl. Demak 158, Bubutan	-7.24836	112.72119
9	SPBU Pertamina	Jl. Bubutan No. 72- 76, Bubutan	-7.25253	112.73524
10	SPBU Pahlawan Surabaya	Jl. Pahlawan No. 35, Bubutan	-7.24978	112.73722
11	SPBU 54.602.45	Jl. HR Mohammad No. 113, Dukuh Pakis	-7.28447	112.69122
12	SPBU Pertamina	Jl. Mayjend. Sungkono No. 147, Dukuh Pakis	-7.28446	112.69122

**Lampiran 15** Data SPBU di Surabaya (Lanjutan)

No	Nama SPBU	Alamat	Latitude	Longitude
13	SPBU	Jl. Pradah Kalikendal II No. 25, Dukuh Pakis	-7.28442	112.69106
14	SPBU Pertamina Ahmad Yani	Jl. Ahmad Yani, Gayungan	-7.33393	112.72943
15	Pertamina	Jl. Ketintang Madya No. 53, Gayungan	-7.3113	112.72399
16	SPBU Ambengan	Jl. Ambengan No. 16, Genteng	-7.25611	112.74657
17	SPBU Kayoon Kemiri	Jl. Kayon-Embong Kemiri No. 48, Genteng	-7.26983	112.7463
18	SPBU 54.60.184	Jl. Kusuma Bangsa No. 33, Genteng	-7.25438	112.74975
19	SPBU Pecindilan	Jl. Pecindilan No. 50, Genteng	-7.2451	112.748
20	SPBU Pertamina 54.601.06	Jl. Prof Dr. Moestopo No 114- 116, Gubeng	-7.26685	112.76842
21	SPBU 54.601.93	Jl. Ngagel Jaya Utara No. 91, Gubeng	-7.28875	112.75832
22	SPBU 54.602.74	Jl. Biliton No. 40, Gubeng	-7.2734	112.74971
23	SPBU Pertamina	Jl. Raya Nginden No. 14-16, Gubeng	-7.29997	112.76167
24	SPBU 5460230	Jl. Kertajaya No. 122, Gubeng	-7.27858	112.75557

**Lampiran 15** Data SPBU di Surabaya (Lanjutan)

<b>No</b>	<b>Nama SPBU</b>	<b>Alamat</b>	<b>Latitude</b>	<b>Longitude</b>
25	SPBU Pertamina	Jl. Raya Gubeng, Gubeng	-7.26843	112.75102
26	SPBU 54.601.99	Jl. Raya Rungkut Mapan 30-32, Gunung Anyar	-7.33473	112.77504
27	SPBU Pertamina Gunung Anyar	Jl. Gunung Anyar Jaya, Gunung Anyar	-7.33354	112.79394
28	SPBU Kebonsari	Jl. Raya Kebonsari, Jambangan	-7.3279	112.71107
29	SPBU Pertamina	Jl. Mastrip Kedurus III, Karangpilang	-7.31626	112.70936
30	SPBU Pertamina 54.601.250	Jl. Raya Mastrip No. 237, Karangpilang	-7.33898	112.69956
31	Pertamina SPBU Sidotopo Lor	Jl. Kedung Mangu Selatan VII No. 32, Kenjeran	-7.22691	112.76142
32	Pertamina Gas Station	Jl. Kedung Cowek No. 204, Kenjeran	-7.232	112.77368
33	SPBU 54- 60105	Jl. Laksda M. Natsir No. 27, Krembangan	-7.21403	112.72421
34	SPBU Pertamina	Jl. Rajawali No. 24, Krembangan	-7.23536	112.73518
35	Pertamina SPBU Ikan Kakap	Jl. Ikan Kakap, Perak, Krembangan	-7.23081	112.7262
36	SPBU Pertamina	Jl. Ikan Dorang No. 9, Perak, Krembangan	-7.2313	112.72599



**Lampiran 15** Data SPBU di Surabaya (Lanjutan)

No	Nama SPBU	Alamat	Latitude	Longitude
37	SPBU 54-601-19	Jl. Raya Gresik, Morokrembangan, Krembangan	-7.23243	112.72076
38	SPBU Pertamina 54.601.105	Jl. Raya Lidah Wetan No. 139, Lakarsantri	-7.30668	112.66381
39	SPBU Pertamina Kertajaya	Jl. Manyar Kertoarjo No. 116, Mulyorejo	-7.28073	112.77157
40	SPBU 51-601118	Jl. Laguna Kejawan Putih Tambak No. 2, Mulyorejo	-7.27839	112.80785
41	SPBU 54.601.95	Jl. Jakarta, Perak, Pabean Cantikan	-7.22283	112.73645
42	Pertamina SPBU	Jl. St. Kota No. 62A, Pabean Cantikan	-7.24248	112.73979
43	SPBU Pertamina	Jl. Raya Kali Rungkut No. 75, Rungkut	-7.32153	112.76995
44	SPBU Pertamina Pandugo	Jl. Pandugo No. 84, Rungkut	-7.32193	112.78535
45	SPBU 54.601106 Tidar	Jl. Raya Tidar No. 127-141, Sawahan	-7.25633	112.71909
46	SPBU Pertamina	Jl. Raya Arjuna No. 80, Sawahan	-7.26308	112.72604
47	SPBU 54-60123	Jl. Anjasmoro No. 54, Sawahan	-7.25779	112.72758
48	SPBU Pertamina	Jl. Kenjeran No. 99, Simokerto	-7.24176	112.75732

**Lampiran 15** Data SPBU di Surabaya (Lanjutan)

<b>No</b>	<b>Nama SPBU</b>	<b>Alamat</b>	<b>Latitude</b>	<b>Longitude</b>
49	SPBU Ngaglik	Jl. Ngaglik, Tambakrejo, Simokerto	-7.24878	112.75477
50	SPBU Pertamina	Jl. Sidotopo Lor No. 49-51, Semampir	-7.23241	112.75329
51	SPBU Pertamina	Jl. Sultan Iskandar Muda No. 42, Semampir	-7.22507	112.74211
52	SPBU 54- 60116	Jl. Simo Pomahan No. 23-27, Sukomanunggal	-7.26593	112.70653
53	SPBU 54.60263	Jl. HR. Muhammad No. 48-50, Sukomanunggal	-7.28548	112.69745
54	SPBU Tanjungsari	Jl. Tanjungsari No. 2, Sukomanunggal	-7.26009	112.69355
55	SPBU Nginden Semolo	Jl. Nginden Semolo No. 80, Sukolilo	-7.30031	112.76953
56	SPBU Arif Rahman Hakim	Jl. Arief Rachman Hakim No. 150, Sukolilo	-7.29044	112.78424
57	SPBU 54.601.82	Jl. Raya Manyar No. 5D, Sukolilo	-7.28934	112.76334
58	SPBU 54.602.69	Jl. Klampis Jaya No. 12A, Sukolilo	-7.28514	112.7757
59	SPBU Kertajaya	Jl. Galaxi Klampis Bar. Blok B1 No. 9, Sukolilo	-7.29035	112.78428
60	SPBU Pertamina 54.601.03	Jl. Kapas Krampung No. 99, Tambaksari	-7.25013	112.76469

**Lampiran 15** Data SPBU di Surabaya (Lanjutan)

No	Nama SPBU	Alamat	Latitude	Longitude
61	SPBU Pertamina	Jl. Tapak Siring, Pacar Keling, Tambaksari	-7.26046	112.75402
62	Pertamina SPBU Kusuma Bangsa	Jl. Kusuma Bangsa, Ketabang, Tambaksari	-7.25434	112.74978
63	Pertamina Gas Station	Jl. Raya Banjar Sugihan No. 1-2, Tandes	-7.25523	112.66272
64	SPBU 54.60135	Jl. Darmo Indah Blok LL, Tandes	-7.26402	112.68749
65	SPBU Pertamina	Jl. Raya Diponegoro, Tegalsari	-7.28466	112.73385
66	Pertamina	Jl. Dinoyo No. 127, Tegalsari	-7.2863	112.74537
67	SPBU Pertamina	Jl. Tegalsari No. 43- 45, Tegalsari	-7.26592	112.73795
68	SPBU Pertamina 54.602.48	Jl. Jagir Wonokromo No. 88, Tenggilis Mejoyo	-7.3063	112.76022
69	SPBU Pertamina	Jl. Raya Jemursari No 194, Tenggilis Mejoyo	-7.31814	112.75144
70	SPBU Pertamina 5460252	Jl. Rungkut Industri Raya No. 10, Tenggilis Mejoyo	-7.33056	112.7573
71	SPBU Pertamina	Jl. Panjang Jiwo 54, Tenggilis Mejoyo	-7.30865	112.768
72	SPBU 54.602.55	Jl. Raya Menganti No. 772, Wiyung	-7.3136	112.69856

**Lampiran 15** Data SPBU di Surabaya (Lanjutan)

<b>No</b>	<b>Nama SPBU</b>	<b>Alamat</b>	<b>Latitude</b>	<b>Longitude</b>
73	SPBU Wiyung	Jl. Raya Menganti No. 250, Wiyung	-7.3136	112.69856
74	SPBU Lontar 54.602.72	Jl. Lontar 123, Wiyung	-7.28485	112.6756
75	Pertamina SPBU 54.601.114	Jl. Balas Klumprik, Wiyung	-7.33205	112.69172
76	SPBU Pertamina	Jl. Raya Jemursari No 113-123, Wonocolo	-7.32011	112.74659
77	SPBU Pertamina 54.601.111	Jl. Margorejo Indah No. 146A, Wonocolo	-7.31841	112.74551
78	SPBU 54-601100 Ngagel	Jl. Raya Ngagel No. 185, Wonokromo	-7.29671	112.7424
79	SPBU Pertamina	Jl. Sulawesi No. 8, Wonokromo	-7.27712	112.74616
80	SPBU 54.602.53	Jl. Gunung Sari No. 53, Wonokromo	-7.30677	112.72287
81	SPBU 54.602.68	Jl. Joyoboyo No. 53, Wonokromo	-7.29918	112.73173
82	SPBU Pertamina	Jl. Raya Diponegoro No. 221, Wonokromo	-7.27894	112.72956
83	SPBU 54 60251	Jl. Marmoyo No. 2, Wonokromo	-7.28948	112.73487
84	SPBU Pertamina	Gg. Masjid No. 94, Sawunggaling, Wonokromo	-7.28934	112.73495
85	SPBU 54-61211	Jl. Raya Sawotratap Aloha, Wonokromo	-7.28934	112.73495

**Lampiran 16** Data Kovariat

<b>No</b>	<b>Kecamatan</b>	<b>Jumlah Industri</b>	<b>Jumlah Penduduk</b>	<b>Jumlah Bangunan Pendidikan</b>
1	Tegalsari	53	85,606	94
2	Genteng	3	46,548	90
3	Bubutan	7	84,465	99
4	Simokerto	10	79,319	95
5	Pabean Cantikan	120	69,423	61
6	Semampir	63	151,429	159
7	Krempangan	52	106,664	124
8	Kenjeran	9	163,438	124
9	Bulak	8	37,214	50
10	Tambaksari	16	204,805	186
11	Gubeng	13	128,127	135
12	Rungkut	7	121,084	112
13	Tenggiling Mejoyo	6	72,467	57
14	Gunung Anyar	7	62,120	55
15	Sukolilo	3	119,873	128
16	Mulyorejo	62	94,728	103
17	Sawahan	49	170,605	147
18	Wonokromo	31	133,211	153
19	Karangpilang	15	72,469	67
20	Dukuh Pakis	13	64,249	81
21	Wiyung	45	67,987	71
22	Wonocolo	29	80,276	76
23	Gayungan	28	42,717	56
24	Jambangan	17	46,430	44
25	Tandes	12	103,084	109
26	Sukomanunggal	35	100,612	111

**Lampiran 16** Data Kovariat (Lanjutan)

<b>No</b>	<b>Kecamatan</b>	<b>Jumlah Industri</b>	<b>Jumlah Penduduk</b>	<b>Jumlah Bangunan Pendidikan</b>
27	Asemrowo	14	42,704	44
28	Benowo	28	54,133	65
29	Pakal	86	47,404	75
30	Lakarsantri	25	51,195	78
31	Sambikerep	7	61,101	76

## BIODATA PENULIS



Penulis dengan nama lengkap Achmad Nuruddin Syaifulloh dilahirkan di Kabupaten Ponorogo pada 20 Oktober 1995. Penulis menempuh pendidikan formal di SD Maarif Ponorogo, SMP Negeri 2 Ponorogo, dan SMA Negeri 1 Ponorogo. Kemudian penulis diterima sebagai Mahasiswa Departemen Statistika ITS melalui jalur Bidikmisi SNMPTN pada tahun 2014. Selama masa perkuliahan, penulis aktif di berbagai kepanitiaan salah satunya adalah panitia sie Dokweb (Dokumentasi dan web) Pekan Raya Statistika 2016 yang merupakan event tahunan Departemen Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya. Selain itu, penulis juga aktif dalam organisasi lingkup jurusan yaitu sebagai staff *Training Development* (TD) Divisi *Statistic Computer Course* (SCC) HIMASTA-ITS 2015/2016 dan manager TD Divisi SCC HIMASTA-ITS 2016/2017. Selama menjalani masa perkuliahan, penulis juga aktif mengikuti olimpiade baik statistika maupun matematika, dimana pencapaian tertinggi sebagai Perempat Finalis dalam Kompetisi Statistika Nasional 2017 yang diselenggarakan oleh Departemen Statistika Institut Pertanian Bogor (IPB). Penulis juga pernah diberi kesempatan menjadi asisten dosen mata kuliah Pengantar Ilmu Komputer, Program Komputer, Sistem Informasi manajemen (SIM) serta telah mengikuti beberapa kegiatan *survey* sebagai pengaplikasian ilmu statistika. Apabila pembaca ingin memberi kritik dan saran serta diskusi lebih lanjut mengenai Tugas Akhir ini, pembaca dapat menghubungi penulis melalui email [syaiful.nuruddin@outlook.com](mailto:syaiful.nuruddin@outlook.com) atau melalui WA 08973430828.