

**PERBANDINGAN *PROPENSITY SCORE WEIGHTING* DAN *MATCHING*
MENGUNAKAN REGRESI LOGISTIK**

**(Studi Kasus: Data Kelulusan ASI Eksklusif di Kecamatan Selopuro
Kabupaten Blitar)**

TESIS

**Untuk Memenuhi Persyaratan
Memperoleh Gelar Magister Statistika**



**Oleh:
Hilwin Nisa'
(176090500011002)**

**PROGRAM STUDI STATISTIKA
MINAT STATISTIKA PERAMALAN**

**PROGRAM PASCASARJANA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2019**

TESIS

**PERBANDINGAN *PROPENSITY SCORE WEIGHTING* DAN *MATCHING*
MENGUNAKAN REGRESI LOGISTIK
(Studi Kasus: Data Kelulusan ASI Eksklusif di Kecamatan Selopuro
Kabupaten Blitar)**

Oleh:

HILWIN NISA'
176090500011002

Telah dipertahankan di depan penguji
pada tanggal 23 Desember 2019
dan dinyatakan lulus

Menyetujui
Komisi Pembimbing

Ketua

Anggota

Dr. Ir. Maria Bernadetha Theresia Mitakda
NIP. 195205211981032001

Dr. Suci Astutik, S. Si., M. Si
NIP. 197407221999032001

Program Pascasarjana
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Ketua Program Studi S2 Statistika

Dr. Suci Astutik, S. Si., M. Si
NIP. 197407221999032001

TIM PEMBIMBING DAN PENGUJI PENELITIAN TESIS

JUDUL: Perbandingan *Propensity Score Weighting* dan *Matching* Menggunakan Regresi Logistik (Studi Kasus: Data Kelulusan ASI Eksklusif di Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar)

Mahasiswa : Hilwin Nisa'
 NIM : 176090500011002
 Program Studi : Statistika
 Minat : Peramalan

KOMISI PEMBIMBING

Ketua : Dr. Ir. Maria Bernadetha Theresia Mitakda
 Anggota 1 : Dr. Suci Astutik, S. Si., M. Si.

TIM DOSEN PENGUJI

Dosen Penguji 1 : Dr. Umu Sa'adah, M. Si.
 Dosen Penguji 2 : Prof. Dr. Ir. Henny Pramodyo, MS.

Tanggal Ujian : 23 Desember 2019

PERNYATAAN ORISINALITAS TESIS

Saya menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa di dalam naskah TESIS dengan judul:

“Perbedaan *Propensity Score Weighting* dan *Matching* Menggunakan Regresi Logistik (Studi Kasus: Data Kelulusan ASI Eksklusif di Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar)”

Tidak terdapat karya ilmiah yang pernah diajukan oleh orang lain untuk memperoleh gelar akademik di suatu Perguruan Tinggi, dan tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis dikutip dalam naskah ini dan disebutkan dalam sumber kutipan dan daftar pustaka.

Apabila di dalam naskah TESIS ini terdapat unsur-unsur PLAGIASI, saya bersedia jika TESIS ini digugurkan dan gelar akademik yang telah saya peroleh (MAGISTER) dibatalkan, serta diproses sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku (UU No. 20 Tahun 2003, Pasal 25 ayat 2 dan Pasal 70).

Malang, Desember 2019

Mahasiswa

Hilwin Nisa'
NIM. 176090500011002

Alhamdulillah Rabbil 'Alamiin

Tak akan pernah mampu dan tak akan pernah cukup waktuku untuk menghitung segala nikmat karunia yang telah Tuhan anugerahkan padaku.

Terima kasihku pada-Mu tak akan pernah kering.

Tanpa pertolongan dan belas kasih-Mu, karya ini tidak akan pernah ada.

Terima kasih sudah berkenan memberikanku kesempatan untuk mempersembahkan karya ini pada orang-orang tercinta.

Dengan penuh cinta, karya ini kupersembahkan

Teruntuk Bapak dan Ibuku tercinta, Bapak Imam Kurdi dan Ibu Binti Koyimah

Kakak-kakak, adik-adik, teman-teman seperjuangan, dan semua bapak ibu guruku yang senantiasa menjadi inspirasi dan penyemangatku untuk terus belajar berkarya.

Semoga terselip manfaat dan menjadi pemantik kita untuk terus belajar menyebarkan manfaat.

Allahumma Aamiin.

RIWAYAT HIDUP



Hilwin Nisa', terlahir di Blitar, 21 April 1994 sebagai putri kedua dari enam bersaudara, anak dari pasangan Bapak Imam Kurdi dan Ibu Binti Koyimah. Penulis telah menempuh pendidikan formal di MI Salafiyah Kasim lulus pada Tahun 2005, MTs N Jambewangi lulus pada Tahun 2008, MA Assalam Jambewangi lulus pada Tahun 2011 dan S1 Matematika UIN Maulana Malik Ibrahim Malang lulus pada Tahun 2015. Kemudian pada tahun 2017, penulis mendapatkan beasiswa dari Lembaga Pengelola Dana Pendidikan (LPDP) untuk melanjutkan studi S2. Penulis mulai belajar di Program Studi S2 Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Brawijaya pada pembelajaran semester genap Tahun 2017 serta dinyatakan lulus pada Tahun 2019. Saran, kritik dan pertanyaan pembaca dapat disampaikan melalui email: nisahilwin@gmail.com.

UCAPAN TERIMA KASIH

Alhamdulillahirabbil'alamiin, segala puji syukur penulis persembahkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang. Shalawat serta salam semoga senantiasa tercurahkan kepada junjungan Agung, Nabi Muhammad SAW, yang cahayanya di atas cahaya dan ilmunya di atas ilmu. Atas izin dan pertolongan Tuhan, penulis telah mampu menyelesaikan tesis yang berjudul "*Perbandingan Propensity Score Weighting dan Matching Menggunakan Regresi Logistik (Studi Kasus: Data Kelulusan ASI Eksklusif di Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar)*".

Penulis tidak akan mampu menyelesaikan tugas akhir ini tanpa bantuan dari berbagai pihak. Terima kasih yang setulus-tulusnya, penulis sampaikan kepada semua pihak yang telah memberikan kontribusi, baik pemikiran, biaya, tenaga, dan dukungan moril maupun materiil baik secara langsung maupun tidak langsung. Tanpa mengurangi rasa hormat, perkenankan penulis menghaturkan terima kasih kepada:

1. Ibu Dr. Ir. Maria Bernadetha Theresia Mitakda dan Ibu Dr. Suci Astutik, S. Si., M. Si. selaku ketua pembimbing dan anggota komisi pembimbing yang telah meluangkan waktu untuk memberikan bimbingan, dukungan, arahan, saran serta koreksi selama penulisan naskah tesis ini.
2. Ibu Rahma Fitriani, S. Si., M. Sc., Ph. D., Ibu Dr. Umu Sa'adah, M. Si. dan Prof. Dr. Ir. Henny Pramodyo, MS selaku komisi penguji tesis yang telah meluangkan waktu dan memberikan arahan serta koreksi perbaikan dalam penulisan tesis ini.
3. Seluruh dosen dan staf Program Pascasarjana Magister Statistika Universitas Brawijaya yang telah memberikan penyegaran wawasan dan pembekalan ilmu statistika, serta dengan penuh rasa kekeluargaan selalu memberikan bantuan dan kemudahan dalam pengurusan administrasi.
4. Simbah Muhammad Ainun Nadjib, Ustadz Ahmad Fuad Effendy, Syeikh Nursamad Kamba, beserta semua guru di Jannatul Maiyah yang telah menularkan semangat perjuangan dan memberikan teladan dalam keikhlasan melayani, serta semua ilmu yang telah dicurahkan kepada penulis selama ini.
5. Pengelola Beasiswa Pendidikan Indonesia Lembaga Pengelola Dana Pendidikan (LPDP) atas kesempatan yang telah diberikan.

6. Kedua orangtua dan keluarga saya yang do'a dan cinta kasihnya paling tulus dan tidak pernah putus.
7. Bapak dr. Christyaji, Ibu dr. Yhusi Karina beserta keluarga yang telah memberikan banyak dukungan dan arahan layaknya orangtua penulis sendiri.
8. Teman-teman S2 Statistika, Faiq, Mbak Lely, Fariq, Taufiq, Mbak Risna, Mbak Zizah, Mbak Nisa, Mbak Popy, Mbak Ity, Mbak Melda, Mbak Muthia, Mas Arif, Mbak Alfi, dan semua yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu.
9. Fathiyyah, Sa'diyah, Iron, Febrina, Dessi, Anik, Jahid, Mas Indra, Mas Puguh, Mbak Septi, dan semua teman-teman Awardee Beasiswa LPDP atas dukungan yang telah diberikan.
10. Alif, Nafis, Yeni, Himma, Rifa, Firza, dan semua teman-teman The Dark Knight atas dukungan yang telah diberikan.
11. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu, yang dengan penuh ketulusan dan keikhlasan membantu penulis selama dalam proses perkuliahan dan penyusunan tesis hingga selesai.

Akhir kata, penulis hanya dapat mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya. Semogga Tuhan Yang Maha Pengasih dan Maha Kuasa, membalas semua pihak atas semua kebaikan yang telah diberikan kepada penulis dengan curahan kebaikan yang berlipat ganda dari arah yang tak disangka-sangka.

Malang, Desember 2019

ABSTRAK

Tidak semua perlakuan pada penelitian dapat dilakukan secara acak. Pada penelitian observasi, perlakuan yang diamati dapat terjadi secara alami. Pada penelitian seperti ini, jika akan diteliti efek dari suatu perlakuan dapat menimbulkan bias. Permasalahan ini dapat diatasi dengan menggunakan *propensity score*. *Propensity score* dapat diduga menggunakan regresi logistik. Adapun di antara metode *propensity score* adalah *propensity score matching* dan *weighting*. Tujuan penelitian ini adalah untuk membandingkan metode *propensity score matching* dan *weighting*. Selanjutnya, untuk mengaplikasikan metode *propensity score*, akan digunakan data kelulusan ASI eksklusif di Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar. Terdapat 188 responden pada penelitian ini. Responden yang digunakan adalah ibu yang mempunyai balita berusia 6 sampai 11 bulan. Peubah respons yang digunakan adalah status kelulusan ASI eksklusif. Terdapat 9 peubah prediktor, yaitu umur ibu (X_1), pendidikan terakhir ibu (X_2), status pekerjaan ibu (X_3), tempat ibu melahirkan (X_4), praktik IMD (X_5), menyusui di 1 jam pertama setelah melahirkan (X_6), ASI yang pertama keluar adalah kolostrum (X_7), pengetahuan ibu tentang ASI (X_8) dan sikap ibu terhadap pemberian ASI eksklusif (X_9). Sebelum model *propensity score* diduga, diperlukan menentukan peubah *confounding*. Peubah *confounding* pada penelitian ini adalah sikap ibu terhadap pemberian ASI eksklusif (Z). Selanjutnya dilakukan pendugaan model *propensity score* menggunakan regresi logistik, kemudian analisis *propensity score weighting*, PSM-NN *without replacement* dan PSM-NN *with replacement*. Pada ulangan pertama, peubah prediktor dari ketiga metode *propensity score* yang digunakan tidak seimbang, sehingga diperlukan pengulangan analisis dengan menghilangkan peubah prediktor yang tidak seimbang pada masing-masing metode *propensity score*. Setelah didapatkan peubah prediktor seimbang, dilakukan pendugaan nilai ATT. Berdasarkan nilai standar error pada pendugaan ATT, metode *propensity score* terbaik pada kasus ini adalah *propensity score weighting* dengan nilai standar error sebesar 4.181e-02. Sementara itu, nilai standar error pada PSM-NN *matching without replacement* adalah sebesar 0.10119 dan PSM-NN *matching with replacement* sebesar 0.1114.

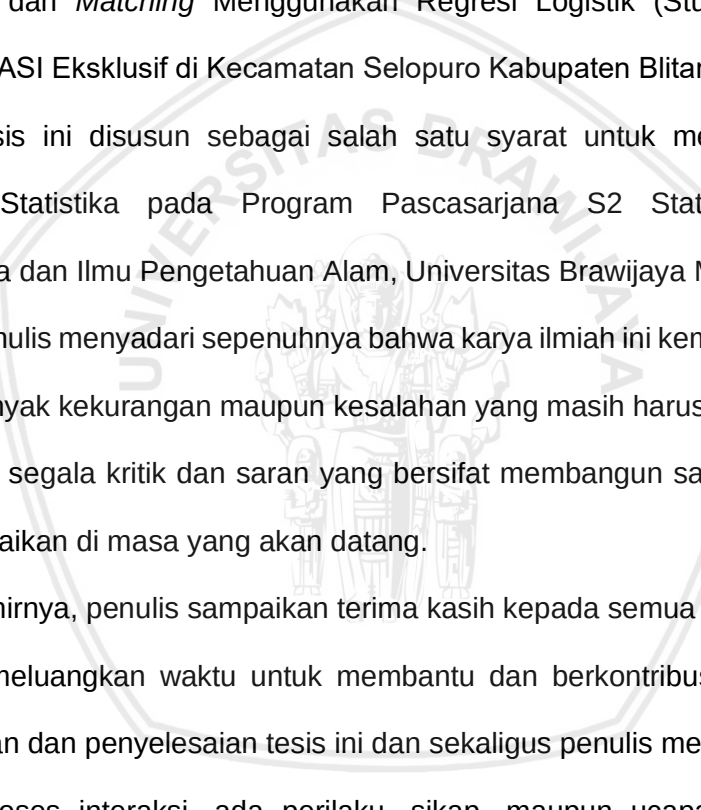
Kata Kunci: Regresi Logistik, *Confounding*, *Propensity Score*, *Propensity Score Matching*, *Propensity Score Weighting*, ASI Eksklusif, ATT

ABSTRACT

Not all treatments in the study can be assigned randomly. In observational studies, the observed treatment can occur naturally. In studies like this, the effects of the treatment can be biased. This problem can be solved by using a propensity score. Propensity score can be predicted using logistic regression. Among the propensity score methods are propensity score matching and weighting. The purpose of this study was to compare propensity score matching and weighting methods. Furthermore, to apply the propensity score method, exclusive breastfeeding graduation data in Selopuro District, Blitar Regency will be used. There are 188 respondents in this study. the respondents were mothers who have children aged 6 to 11 months. The response variable used is the exclusive ASI graduation status. There are 9 predictor variables, namely maternal age (X_1), maternal last education (X_2), maternal employment status (X_3), place of birth (X_4), IMD practice (X_5), breastfeeding in the first 1 hour after giving birth (X_6), The first milk that comes out is colostrum (X_7), mother's knowledge about breast milk (X_8) and mother's attitude towards exclusive breastfeeding (X_9). Before the propensity score model is estimated, it is necessary to determine the confounding variable. The confounding variable in this study is the mother's attitude toward exclusive breastfeeding (Z). Then the estimation of the propensity score model is used using logistic regression, then the analysis of propensity score weighting, PSM-NN without replacement and PSM-NN with replacement. In the first test, the predictor variables of the three propensity score methods used were unbalanced, so it was necessary to repeat the analysis by removing the unbalanced predictor variables in each propensity score method. After obtaining a balanced predictor variable, the estimated value of ATT was performed. Based on the standard error value in the ATT estimation, the best propensity score method, in this case, is the propensity score weighting with the standard error value of 4.181e-02. Meanwhile, the standard error value on PSM-NN matching without replacement is 0.10119 and PSM-NN matching with replacement is 0.1114.

Keywords: Logistic Regression, Confounding, Propensity Score, Propensity Score Matching, Propensity Score Weighting, Exclusive ASI, ATT

KATA PENGANTAR

Segala puja dan puji syukur penulis panjatkan kepada Sang Maha Pengasih dan Maha Penyayang, atas segala rahmat dan petunjuk-Nya, penulis dapat menyelesaikan tesis ini. shalawat serta salam semoga senantiasa tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW, sang pembawa cahaya dan penebar kasih sayang. Karya ilmiah ini dengan judul “Perbandingan *Propensity Score Weighting* dan *Matching* Menggunakan Regresi Logistik (Studi Kasus: Data Kelulusan ASI Eksklusif di Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar)”.

Tesis ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Magister Statistika pada Program Pascasarjana S2 Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Brawijaya Malang.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa karya ilmiah ini kemungkinan masih sangat banyak kekurangan maupun kesalahan yang masih harus diperbaiki. Oleh karena itu, segala kritik dan saran yang bersifat membangun sangat diharapkan untuk perbaikan di masa yang akan datang.

Akhirnya, penulis sampaikan terima kasih kepada semua pihak yang telah bersedia meluangkan waktu untuk membantu dan berkontribusi dalam rangka penyusunan dan penyelesaian tesis ini dan sekaligus penulis memohon maaf jika selama proses interaksi, ada perilaku, sikap, maupun ucapan yang kurang berkenan. Penulis berharap karya kecil ini dapat bermanfaat bagi ilmu pengetahuan dan berbagai pihak yang membutuhkan. Semoga Tuhan Yang Maha Pengasih senantiasa melimpahkan keberkahan kepada kita semua.

Malang, Desember 2019

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	ii
HALAMAN PENGESAHAN	ii
TIM PEMBIMBING DAN PENGUJI PENELITIAN TESIS	iii
PERNYATAAN ORISINALITAS TESIS	iv
HALAMAN PERUNTUKKAN	v
RIWAYAT HIDUP	vi
UCAPAN TERIMA KASIH	vii
ABSTRAK	ix
ABSTRACT	x
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiv
DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR GAMBAR	xvi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	7
1.3 Tujuan Penelitian	8
1.4 Manfaat Penelitian	8
1.5 Batasan Masalah	9
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	10
2.1 Distribusi Bernoulli	10
2.2 Regresi Logistik	10
2.2.1 Uji Signifikansi Parameter	12
2.2.2 Interpretasi Koefisien Parameter (<i>Odds Ratio</i>)	13
2.2.3 Uji Kesesuaian Model	15
2.3 <i>Propensity Score</i> Menggunakan Regresi Logistik	15
2.3.1 Faktor Confounding	16
2.3.2 <i>Propensity Score Weighting</i>	18
2.3.3 <i>Propensity Score Matching</i>	19
2.3.4 Evaluasi <i>Balance</i> Peubah Prediktor	20
2.3.5 <i>Postmatching</i>	24
2.3.6 <i>Average Treatment for Treated (ATT)</i>	24
2.4 Air Susu Ibu (ASI) Eksklusif	25

2.5 Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Keberhasilan ASI Eksklusif.....	25
BAB III METODE PENELITIAN	29
3.1 Jenis Penelitian	29
3.2 Waktu dan Tempat Penelitian	29
3.3 Responden Penelitian	Error! Bookmark not defined.
3.4 Peubah Penelitian dan Definisi Operasional	31
2.5 Alat dan Cara Penelitian.....	34
2.6 Uji Instrumen	35
2.7 Langkah Analisis	37
3.8 Diagram Alir Penelitian.....	39
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	41
4.1 Pendugaan <i>Propensity Score</i> Berdasarkan Regresi Logistik	41
4.1.1 Pendugaan Parameter Model Regresi Logistik	41
4.1.2 Pemilihan Peubah <i>Confounding</i>	47
4.1.3 Pendugaan Nilai <i>Propensity Score</i> Menggunakan Regresi Logistik	52
4.2 PSM-NN <i>Matching Without Replacement</i>	55
4.2.1 Evaluasi Peubah Prediktor PSM-NN <i>Matching without Replacement</i> ..	57
4.2.2 Signifikansi Hasil <i>Average Treatment Treated (ATT)</i> PSM-NN <i>Matching without Replacement</i>	63
4.3 PSM-NN <i>Matching with Replacement</i>	64
4.3.1 Evaluasi Peubah Prediktor PSM-NN <i>Matching with Replacement</i>	67
4.3.2 Signifikansi Hasil <i>Average Treatment Treated (ATT)</i> PSM-NN <i>Matching with Replacement</i>	75
4.4 <i>Propensity Score Weighting (PSW)</i>	76
4.4.1 Evaluasi Keseimbangan Peubah Prediktor PSW	77
4.4.2 Signifikansi Hasil <i>Average Treatment Treated (ATT)</i> PSW	82
4.5 Perbandingan Metode <i>Propensity Score</i>	83
BAB V PENUTUP	85
5.1 Kesimpulan	85
5.2 Saran	85
DAFTAR PUSTAKA	87
LAMPIRAN	90

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1.	Nilai Model Regresi Logistik jika Peubah X Dikotomus	14
Tabel 3.1.	Daftar Sampel	30
Tabel 3.2.	Definisi Operasional	32
Tabel 3.3.	Struktur Data Penelitian	35
Tabel 4.1.	Karakteristik Ibu Berdasarkan Umur (Tahun)	47
Tabel 4.2.	Pengujian Hubungan Peubah yang Diduga sebagai <i>Confounding</i> dengan Peubah Prediktor X lainnya	52
Tabel 4.3.	Pengujian Hubungan Peubah yang Diduga sebagai Peubah <i>Confounding</i> dengan Peubah Status Kelulusan ASI Eksklusif (Y) .	55
Tabel 4.4.	Penduga Parameter Model Regresi Logistik antara Peubah Prediktor (X) dengan Sikap Ibu terhadap Pemberian ASI (Z)	57
Tabel 4.5.	Nilai Duga <i>Propensity Score</i> ($\hat{e}(x_i)$) menggunakan Regresi Logistik	59
Tabel 4.6.	Jumlah Pasangan yang Terbentuk Menggunakan PSM-NN <i>Matching without Replacement</i>	61
Tabel 4.7.	Anggota Kelompok Perlakuan dan Kontrol yang Dipasangkan Menggunakan PSM-NN <i>Matching without Replacement</i>	61
Tabel 4.8.	Hasil Pengujian Keseimbangan Peubah Prediktor PSM-NN <i>Matching without Replacement</i>	63
Tabel 4.9.	Bias Sebelum dan Sesudah PSM-NN <i>Matching without Replacement</i>	64
Tabel 4.10.	Nilai Duga Parameter Model Regresi Logistik antara Peubah Prediktor (X) dengan Sikap Ibu terhadap Pemberian ASI (Z)	64
Tabel 4.11.	Penduga <i>Propensity Score</i> ($\hat{e}_i(X)$) Menggunakan Regresi Logistik	65
Tabel 4.12.	Jumlah Pasangan yang Terbentuk Menggunakan PSM-NN <i>Matching without Replacement</i>	66
Tabel 4.13.	Anggota Kelompok Perlakuan dan Kontrol yang Dipasangkan Menggunakan PSM-NN <i>Matching without Replacement</i>	67
Tabel 4.14.	Hasil Pengujian Keseimbangan Peubah Prediktor PSM-NN <i>Matching without Replacement</i>	67
Tabel 4.15.	Bias Sebelum dan Sesudah PSM-NN <i>Matching without Replacement</i>	68
Tabel 4.16.	Hasil Pendugaan Nilai ATT pada PSM-NN <i>Matching without Replacement</i>	69
Tabel 4.17.	Jumlah Pasangan yang Terbentuk Menggunakan PSM-NN <i>Matching with Replacement</i>	70

Tabel 4.18.	Anggota Kelompok Perlakuan dan Kontrol yang Dipasangkan Menggunakan PSM-NN <i>Matching with Replacement</i>	71
Tabel 4.19.	Hasil Pengujian Keseimbangan Peubah Prediktor PSM-NN <i>Matching with Replacement</i>	74
Tabel 4.20.	Bias Sebelum dan Sesudah PSM-NN <i>Matching with Replacement</i>	74
Tabel 4.21.	Nilai Duga Parameter Model Regresi Logistik antara Peubah Prediktor (X) dengan Sikap Ibu terhadap Pemberian ASI (Z)	75
Tabel 4.22.	Nilai Duga <i>Propensity Score</i> ($\hat{e}_i(X)$) Menggunakan Regresi Logistik	76
Tabel 4.23.	Jumlah Pasangan yang Terbentuk Menggunakan PSM-NN <i>Matching with Replacement</i>	77
Tabel 4.24.	Anggota Kelompok Perlakuan dan Kontrol yang Dipasangkan Menggunakan PSM-NN <i>Matching with Replacement</i>	77
Tabel 4.25.	Hasil Pengujian Keseimbangan Peubah Prediktor PSM-NN <i>Matching with Replacement</i>	80
Tabel 4.26.	Bias Sebelum dan Sesudah PSM-NN <i>Matching with Replacement</i>	80
Tabel 4.27.	Hasil Pendugaan Nilai ATT pada PSM-NN <i>Matching with Replacement</i>	81
Tabel 4.28.	Nilai Duga <i>Propensity Score Weighting</i>	82
Tabel 4.29.	Hasil Pengujian Keseimbangan Peubah Prediktor <i>Propensity Score Weighting</i>	83
Tabel 4.30.	Nilai Duga Parameter Model Regresi Logistik antara Peubah Prediktor (X) dengan Sikap Ibu terhadap Pemberian ASI (Z)	84
Tabel 4.31.	Nilai Duga <i>Propensity Score</i> ($\hat{e}_i(X)$) Menggunakan Regresi Logistik	85
Tabel 4.32.	Nilai Duga <i>Propensity Score Weighting</i>	86
Tabel 4.33.	Hasil Pengujian Keseimbangan Peubah Prediktor <i>Propensity Score Weighting</i>	87
Tabel 4.34.	Hasil Pendugaan Nilai ATT pada <i>Propensity Score Weighting</i>	88

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1. Diagram Alir Penelitian	40
---	----



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Penelitian merupakan suatu metode ilmiah yang digunakan untuk mendapatkan data atau informasi dengan kegunaan dan tujuan tertentu. Secara umum, rancangan penelitian dapat dibedakan menjadi penelitian eksperimen dan non eksperimen (observasi). Pada penelitian eksperimen, pemberian perlakuan pada objek penelitian dapat dilakukan secara acak. Sedangkan pada penelitian non eksperimen, peneliti tidak dapat mengendalikan peubah prediktor. Dengan kata lain, pemberian perlakuan pada penelitian non eksperimen tidak dapat dilakukan secara acak.

Pada bidang pendidikan, penelitian eksperimen dapat dilakukan untuk melihat pengaruh jenis media pembelajaran yang digunakan oleh guru Bahasa Arab MAN X terhadap nilai mata pelajaran Bahasa Arab di kelas X. Pada bidang pertanian, penelitian eksperimen dapat digunakan untuk melihat pengaruh pemberian jenis pupuk terhadap tanaman padi. Di sini, baik jenis media pembelajaran maupun jenis pupuk dapat diberikan secara acak pada objek penelitian.

Ini akan berbeda dengan penelitian non eksperimen. Penelitian non eksperimen dapat digunakan pada bidang kesehatan. Pada bidang kesehatan, pengacakan pemberian perlakuan tidak selalu dapat dilakukan karena berhubungan dengan nyawa seseorang. Meskipun begitu, uji klinis yang dilakukan secara acak tetap menjadi standar dari penelitian kesehatan. Bagaimanapun, untuk mendapatkan hasil penelitian yang layak, penelitian ini perlu mengeliminasi pengaruh potensi faktor *confounding*. Oleh karena itu, dibutuhkan metode

statistika yang mampu mengidentifikasi dan mengurangi efek dari keberadaan faktor *confounding*. *Propensity score* merupakan metode statistika yang dapat digunakan untuk menduga efek klinis yang relevan disesuaikan dengan faktor *confounding* yang telah diberikan (Littnerova dkk, 2013).

Selain itu, pengacakan yang tidak dapat dilakukan pada penelitian observasi dapat mengakibatkan pendugaan efek perlakuan bersifat bias. Menurut Becker & Ichino (2002), *propensity score matching* dapat menjadi solusi atas permasalahan ini. Hal ini didasarkan pada ide bahwa bias tersebut dapat berkurang ketika perbandingan antara hasil atau respons pada kelompok kontrol dan kelompok perlakuan hampir sama.

Selain itu, pada penelitian observasi, bias juga dapat terjadi dikarenakan peubah prediktor antara kelompok perlakuan dan kontrol tidak seimbang. *Propensity score* membantu mengatasi ketidakseimbangan peubah prediktor antara kelompok kontrol dan perlakuan. Kelompok-kelompok yang mempunyai nilai *propensity score* hampir sama, distribusi peubah prediktor antara kelompok kontrol dan perlakuan juga akan serupa (Austin, 2011).

Propensity score adalah suatu metode statistika yang cukup inovatif dalam membantu mengevaluasi efek perlakuan dalam suatu penelitian yang menghasilkan data non eksperimental, seperti data survei dan data sensus (Guo & Fraser, 2010). Menurut Thavaneswaran & Lix (2008), *propensity score* merupakan suatu metode alternatif untuk menduga efek perlakuan pada subjek-subjek observasi ketika perlakuan yang diberikan tidak mudah dilakukan secara acak.

Metode *propensity score* pertama kali dikenalkan oleh Rosenbaum dan Rubin pada tahun 1983. Berdasarkan pemaparan Guo & Fraser (2010), pada waktu itu

Rosenbaum & Rubin mendeskripsikan persamaan efek kausal dari data hasil observasi. Rosenbaum & Rubin menggunakan *propensity score* untuk menghilangkan bias pendugaan efek perlakuan pada observasi.

Thavaneswaran & Lix (2008) mengungkapkan bahwa secara umum, metode *propensity score* menggunakan salah satu dari regresi logistik dan *Classification and Regression Tree Analysis* (CART). Metode regresi logistik lebih sering digunakan untuk menduga *propensity score*. Regresi logistik merupakan suatu model untuk memprediksi peluang terjadinya suatu kejadian. Metode CART merupakan suatu pohon keputusan non-parametrik yang dapat membagi populasi-populasi ke dalam subgrup-subgrup yang homogen secara efisien, karena ini dapat memperkecil ragam.

Hosmer & Lemeshow (2000) menjelaskan bahwa model regresi logistik dirancang untuk mendeskripsikan peluang dengan peubah respons kategorik. Misal, peubah respons dari suatu persamaan regresi adalah status kelulusan ibu dalam memberikan ASI eksklusif, karena peubah respons berupa data kategorik, maka untuk mendeskripsikan peluang peubah respons dapat dilakukan dengan menggunakan regresi logistik. Pada regresi logistik, peubah prediktor dapat berupa data kategorik maupun numerik.

Analisis *propensity score* dapat dilakukan dengan menggunakan satu atau kombinasi dari empat metode utama, yaitu *stratification*, *matching*, *covariate/regression adjustment* dan *weighting*, sebagaimana disarankan oleh Thavaneswaran & Lix (2008).

Masih dalam penjelasan Thavaneswaran & Lix (2008), setiap metode *propensity score* memiliki kelebihan dan kekurangan. Metode *matching* digunakan untuk mencocokkan karakteristik-karakteristik yang dicermati antara kelompok

kontrol dan perlakuan agar lebih serupa. Metode *stratification* digunakan untuk membagi subjek-subjek penelitian ke dalam beberapa kelas yang homogen, di mana banyak anggota dalam setiap kelas relatif sama. Metode *propensity score weighting* dapat membuat kelompok kontrol dan perlakuan lebih mewakili populasi. Akan tetapi, metode ini jarang digunakan seperti metode *propensity score* yang lain. Hal ini dikarenakan jika nilai penduga *propensity score weighting* mendekati nol (0), bobot yang dihasilkan untuk kelompok kontrol dan perlakuan dapat menjadi tidak realistis.

Di antara penelitian tentang *propensity score* dilakukan oleh Austin (2007) yang membandingkan empat metode *propensity score* untuk menduga marjinal *odds ratio*. Dari keempat metode *propensity score* tersebut, dia menyebutkan bahwa *propensity score matching* telah terbukti mempunyai kinerja paling bagus untuk menduga marjinal *odds ratio*. Austin melaporkan bahwa *propensity score matching* menghasilkan penduga dengan bias dan nilai MSE (*Mean Square Error*) paling rendah.

Dari beberapa metode *propensity score* tersebut, Khoza dkk (2011) menuliskan mengenai perbandingan metode *propensity score*. Dijelaskan bahwa *propensity score* akan menghasilkan penduga berbeda-beda untuk pengaruh perlakuan. Metode *propensity score* yang dipilih akan mempengaruhi penduga perlakuan tersebut. Dengan menggunakan data tagihan apotek yang digunakan Khoza dkk, *propensity score matching* mampu menyeimbangkan peubah prediktor antara kelompok perlakuan dan kontrol secara lebih baik dibandingkan metode yang lain.

Metode *propensity score weighting* dan *matching* pernah dibandingkan oleh Seeger dkk (2017). Pada contoh yang mereka gunakan, disimpulkan bahwa aplikasi yang berbeda dari metode *propensity score* yang sama dapat

mengarahkan pada hasil yang sangat berbeda. Sebuah temuan terutama terlihat pada *propensity score weighting* dengan pendekatan *Inverse Probability of Treatment Weighting* (IPTW), dan ini diatasi dengan memotong bobot yang sangat besar. Jika IPTW digunakan, pembobotan dapat menghindari kesalahan interpretasi hasil kajian dan akan meningkatkan kemampuan interpretasi. Di sisi lain, metode *propensity score weighting* cukup sulit menentukan apakah hasil sangat dipengaruhi oleh individu tertentu. Metode *propensity score matching* dapat membantu menganalisis kepekaan analisis *propensity score weighting*.

Franklin dkk (2017) juga telah membandingkan metode *propensity score*. Pada penelitiannya tidak dijelaskan cara untuk memperoleh peubah *confounding*, sehingga Franklin dkk (2017) menyarankan penelitian selanjutnya agar menyertakan cara untuk menentukan peubah *confounding*. Selain itu, juga disarankan untuk mengevaluasi keakuratan penduga standar error untuk metode-metode *propensity score* dan memeriksa performa metode-metode *propensity score* ketika terdapat peubah *confounding*.

Angka Kematian Bayi (AKB) menjadi suatu indikator status kesehatan masyarakat di suatu wilayah. Menurut Septiani dkk (2017), penyebab utama kematian bayi adalah penyakit infeksi saluran pernafasan dan diare. Gupta dkk (2013) menjelaskan bahwa *World Health Organization* (WHO) menduga 53% kasus pneumonia akut dan 55% kematian bayi akibat diare disebabkan oleh pemberian makanan yang buruk pada enam bulan pertama semenjak kelahiran.

Septiani dkk (2017) memaparkan bahwa AKB dapat diturunkan dengan memberikan Air Susu Ibu (ASI) eksklusif. WHO merekomendasikan kolostrum, ASI kekuningan dan lengket yang diproduksi di akhir kehamilan, sebagai makanan yang sempurna untuk bayi yang baru lahir. Menyusui harus dimulai dalam satu jam pertama setelah kelahiran bayi. ASI eksklusif direkomendasikan kepada bayi

hingga berusia enam bulan. Setelah itu, dapat diberikan ASI lanjutan yang disertai dengan makanan pendamping yang sesuai dengan umur bayi hingga bayi berusia dua tahun atau lebih.

Meskipun manfaat ASI eksklusif ini sudah digembar-gemborkan, pada kenyataan masih tetap ada ibu yang tidak memberikan ASI eksklusif untuk buah hatinya. Bahkan, menurut Sariati dkk (2017), berdasarkan laporan Ditjen Gizi dan KIA Kemenkes RI, cakupan pemberian ASI eksklusif di Indonesia tahun 2014 masih tergolong rendah, yaitu sekitar 52,3%. Sariati dkk (2017) juga menyatakan bahwa berdasarkan data provinsi Jawa Timur pada tahun 2014, pemberian ASI eksklusif pada bayi berusia 0 – 6 bulan masih belum mencapai target provinsi ini sebesar 80%, karena masih tercatat 74%.

Andriani (2019), tenaga kesehatan di Puskesmas Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar mengungkapkan bahwa di Kecamatan Selopuro, masih banyak ibu yang tidak memberikan ASI eksklusif. Masih banyak ibu yang menyadur ASI dengan susu formula.

Ada banyak faktor yang mempengaruhi keberhasilan ASI eksklusif. Keberhasilan ASI eksklusif di Puskesmas Kecamatan Jagakarsa Jakarta Selatan, menurut Fikawati & Syafiq (2009) dipengaruhi oleh Inisiasi Menyusui Dini (IMD), dukungan tenaga kesehatan penolong persalinan, pendidikan, pengetahuan dan pengalaman ibu. Mereka menyarankan agar pengetahuan ibu tentang pelaksanaan ASI eksklusif ditingkatkan, khususnya pada saat sebelum persalinan. Selain itu, aturan iklan susu formula di media massa dan kampanye terselubung melalui tenaga kesehatan penolong persalinan juga perlu ditegakkan.

Dalam melakukan penelitian mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi keberhasilan pemberian ASI eksklusif, peneliti tidak dapat mengambil contoh

secara acak. Hal ini dikarenakan, tidak semua orang yang ditemui dalam suatu wilayah dapat dimintai keterangan mengenai pemberian ASI eksklusif. Hanya seorang ibu menyusui dengan bayi yang sudah berusia lebih dari 6 bulan yang dapat dijadikan responden dalam penelitian ini. Selain itu, perlakuan pada penelitian ini juga tidak dapat diberikan secara acak. Misal, ibu yang dipandu untuk melakukan IMD merupakan kelompok perlakuan, sedangkan yang tidak dipandu melakukan IMD merupakan kelompok kontrol, pemilihan kelompok perlakuan dan kontrol ini tidak dapat dilakukan secara acak. Hal ini dikarenakan penelitian ini termasuk observasi yang dilakukan dengan mengamati, sementara tidak semua ibu yang baru melahirkan difasilitasi untuk IMD.

Pada pengamatan data kelulusan ASI eksklusif di Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar merupakan salah satu contoh penelitian di mana pemberian perlakuan secara acak tidak dapat dilakukan. Oleh karena itu, pada penelitian ini, bias pendugaan efek perlakuan pada kasus data kelulusan ASI eksklusif di Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar akan dicoba diatasi dengan menggunakan metode *propensity score weighting* dan *matching*. Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, penelitian ini berjudul Perbandingan *Propensity Score Weighting* dan *Matching* Menggunakan Regresi Logistik pada Studi Kasus Data Kelulusan ASI Eksklusif di Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang dirumuskan permasalahan sebagai berikut ini:

1. Bagaimana model *propensity score* berdasarkan regresi logistik pada kasus data kelulusan ASI eksklusif di Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar?
2. Bagaimana analisis *propensity score matching* dan *weighting* berdasarkan regresi logistik pada kasus data kelulusan ASI eksklusif di Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar?
3. Bagaimana perbandingan metode *propensity score matching* dan *weighting* pada kasus data kelulusan ASI eksklusif di Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, maka tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah:

1. Menentukan model *propensity score* berdasarkan regresi logistik pada kasus data kelulusan ASI eksklusif di Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar.
2. Menganalisis data kelulusan ASI eksklusif di Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar menggunakan *propensity score matching* dan *weighting* berdasarkan regresi logistik.
3. Menentukan metode *propensity score* terbaik pada kasus data kelulusan ASI eksklusif di Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini adalah:

1. Menambah khazanah pengetahuan dalam bidang statistika yang berhubungan dengan *propensity score*, melalui penerapan dalam bidang kesehatan pada kelulusan ASI eksklusif.
2. Menambah khazanah pengetahuan dalam bidang statistika mengenai perbandingan efisiensi analisis *propensity score weighting* dan *matching* pada kasus data kelulusan ASI eksklusif.

1.5 Batasan Masalah

Dalam penelitian ini, masalah dibatasi pada:

1. Data primer pada kasus data kelulusan ASI eksklusif di Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar, berdasarkan survei pada para ibu yang memiliki bayi berusia 6 bulan sampai dengan 11 bulan.
2. Metode untuk menduga *propensity score* adalah *Maximum Likelihood Estimator* (MLE) dan metode numerik Newton-Raphson.
3. Peubah *confounding* yang digunakan hanya satu.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Distribusi Bernoulli

Fungsi kepekatan peluang untuk peubah acak diskrit Y yang berdistribusi binomial dapat dituliskan sebagai (Madsen & Thyregod, 2010):

$$g(y) = \binom{n}{y} p^y (1-p)^{n-y}; y = 0, 1, 2, \dots, n. \quad (2.1)$$

Ketika $n = 1$, fungsi kepekatan peluang (2.1) tersebut berdistribusi Bernoulli, sehingga

$$g(y) = \binom{1}{y} p^y (1-p)^{1-y}; y = 0, 1. \quad (2.2)$$

$$g(y) = p^y (1-p)^{1-y} = \begin{cases} 1-p; & \text{untuk } y = 0 \\ p; & \text{untuk } y = 1 \end{cases}$$

Notasi $Y \sim \text{Bern}(p)$ atau $Y \sim B(1, p)$ merupakan bentuk penulisan lain dari persamaan (2.2).

Model distribusi binomial $Y \sim B(n, p)$ memodelkan distribusi dari banyaknya kejadian sukses pada n percobaan Bernoulli yang saling bebas, di mana p merupakan peluang kejadian sukses untuk setiap percobaan.

2.2 Regresi Logistik

Regresi logistik menurut Kleinbaum & Klein (2002) adalah suatu pendekatan model matematika untuk menggambarkan hubungan antara beberapa peubah prediktor dengan peubah respons bersifat kategorik. Regresi logistik didapatkan dari fungsi logistik berikut:

$$f(Y_i) = \frac{1}{1+e^{-Y_i}} \quad (2.3)$$

di mana $i = 1, \dots, n$ dan $Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_p X_{pi}$.

Dengan mensubstitusikan Y_i ke persamaan (2.3), dapat dituliskan model logistik sebagai berikut:

$$f(Y_i) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \sum \beta_k X_{ki})}}; k = 1, \dots, p \quad (2.4)$$

di mana

X = peubah prediktor

p = banyaknya prediktor

n = ukuran contoh.

Kleinbaum & Klein (2002) menyatakan bahwa peluang yang dimodelkan dapat dilambangkan dengan peluang bersyarat $P(Y_i = 1 | X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{ki})$, di mana

$$P(Y_i = 1 | X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{ki}) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \sum \beta_k X_{ki})}} = \frac{e^{(\beta_0 + \sum \beta_k X_{ki})}}{1 + e^{(\beta_0 + \sum \beta_k X_{ki})}}$$

dan dapat disederhanakan menjadi:

$$P(X) = \pi = \frac{e^{(\beta_0 + \sum \beta_k X_{ki})}}{1 + e^{(\beta_0 + \sum \beta_k X_{ki})}}. \quad (2.5)$$

Myers dkk (2010) memaparkan bahwa fungsi respons logistik dapat dilinierkan. Perhatikan

$$\eta = X' \beta \quad (2.6)$$

menjadi prediktor linier di mana $X'_i = (X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{ki})$ dan η didefinisikan dengan transformasi

$$\eta = \ln \frac{\pi}{1 - \pi} \quad (2.7)$$

Berdasarkan persamaan (2.6) dan (2.7), dapat dituliskan

$$X' \beta = \ln \frac{\pi}{1 - \pi}. \quad (2.8)$$

Transformasi untuk memodelkan data yang berdistribusi binomial atau Bernoulli ini sering disebut dengan transformasi logit dari peluang π .

2.2.1 Uji Signifikansi Parameter

Uji signifikansi parameter digunakan untuk menguji apakah parameter yang telah didapat signifikan atau tidak dalam menjelaskan hubungan antara peubah prediktor dengan peubah respons. Pengujian dapat dilakukan secara serentak dan parsial. Pengujian secara serentak bertujuan untuk mengetahui apakah model telah signifikan. Hipotesis yang digunakan adalah (Hosmer & Lemeshow, 2000):

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0, \text{ lawan}$$

$$H_1: \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0, k = 1, 2, \dots, p.$$

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$G = -2 \ln \left[\frac{\left(\frac{n_1}{n}\right)^{n_1} \left(\frac{n_0}{n}\right)^{n_0}}{\prod_{i=1}^n \hat{\pi}_i^{y_i} (1 - \hat{\pi}_i)^{(1-y_i)}} \right] \quad (2.9)$$

dengan,

$$n_0 = \sum_{i=1}^n (1 - y_i); n_1 = \sum_{i=1}^n y_i; n = n_0 + n_1.$$

Keterangan:

n_1 = banyaknya pengamatan yang bernilai $z = 1$

n_0 = banyaknya pengamatan yang bernilai $z = 0$

n = banyaknya pengamatan.

Pada selang kepercayaan α , H_0 diterima jika nilai $G < \chi^2_{(db;a)}$ atau $P - value > \alpha$.

Pengujian akan dilanjutkan secara parsial, jika uji serentak menghasilkan kesimpulan tolak H_0 . Hipotesis pada pengujian parsial adalah (Hosmer & Lemeshow, 2000):

$H_0: \beta_k = 0$, lawan

$H_1: \beta_k \neq 0$, untuk $k = 1, 2, \dots, p$.

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$W = \frac{\hat{\beta}_k}{SE(\hat{\beta}_k)} \sim N(0, 1). \quad (2.10)$$

Pada selang kepercayaan α , jika nilai $|W| < Z_{\alpha/2}$ atau $P - value > \alpha$, maka H_0 diterima.

2.2.2 Interpretasi Koefisien Parameter (Odds Ratio)

Kleinbaum & Klein (2002) menginterpretasikan regresi logistik dengan menggunakan *odds ratio* berikut:

$$OR = \left[\frac{\pi(X)}{1 - \pi(X)} \right]. \quad (2.11)$$

Misal, jika $\pi(X)$ peluang ibu lulus menyusui ASI eksklusif dengan syarat melakukan Inisiasi Menyusui Dini (IMD) adalah 0.75, maka $1 - \pi(X)$, peluang ibu tidak lulus menyusui eksklusif adalah 0.25. Dengan menggunakan persamaan

(2.11), didapatkan nilai *odds ratio* adalah $OR = \left[\frac{\pi(X)}{1-\pi(X)} \right] = 0.75/0.25 = 3$. Artinya, potensi ibu lulus menyusui eksklusif dengan syarat melakukan IMD 3 kali lebih besar dibandingkan potensi ibu tidak lulus menyusui eksklusif.

Jika peubah prediktor bersifat kategorik dan terbagi dalam 2 kategori yang dinyatakan dengan 0 dan 1, selanjutnya akan dibandingkan kategori 1 terhadap kategori 2 berdasarkan nilai *OR*. Nilai *OR* menjelaskan bahwa peubah prediktor 1 berpengaruh *OR* kali peubah prediktor 2 terhadap peubah respons. Nilai-nilai tersebut dapat dinyatakan pada Tabel 2.1 berikut:

Tabel 2.1. Nilai Model Regresi Logistik jika Peubah *X* Dikotomus

Peubah Respons (<i>Y</i>)	Peubah Prediktor (<i>X</i>)	
	<i>X</i> = 1	<i>X</i> = 0
<i>Y</i> = 1	$\pi(1) = \frac{e^{(\beta_0 + \beta_1)}}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1)}}$	$\pi(0) = \frac{e^{(\beta_0)}}{1 + e^{(\beta_0)}}$
<i>Y</i> = 0	$1 - \pi(1) = \frac{1}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1)}}$	$1 - \pi(0) = \frac{1}{1 + e^{(\beta_0)}}$
Total	1.0	1.0

Hubungan antara *OR* dan koefisien regresi adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 OR &= \frac{\pi(1)/[1 - \pi(1)]}{\pi(0)/[1 - \pi(0)]} \\
 &= \frac{\frac{e^{(\beta_0 + \beta_1)}}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1)}} / \left(\frac{1}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1)}} \right)}{\frac{e^{(\beta_0)}}{1 + e^{(\beta_0)}} / \left(\frac{1}{1 + e^{(\beta_0)}} \right)} = \frac{e^{(\beta_0 + \beta_1)}}{e^{(\beta_0)}} = e^{(\beta_0 + \beta_1) - \beta_0} \\
 &= e^{\beta_1}.
 \end{aligned} \tag{2.12}$$

Berdasarkan uraian di atas dapat dikatakan bahwa untuk regresi logistik dengan peubah prediktor dikotomus yang diberi kode 1 dan 0, hubungan *OR* dan koefisien regresi adalah $OR = e^{\beta_1}$.

2.2.3 Uji Kesesuaian Model

Untuk menguji apakah model regresi logistik yang diperoleh sudah layak, perlu dilakukan uji kesesuaian model atau yang biasa disebut dengan *goodness of fit*. Hipotesis yang digunakan pada pengujian ini adalah (Hosmer & Lemeshow 2000):

$H_0 : \pi_j(\mathbf{X}) = 0$, lawan

$H_1 : \text{minimal ada satu } \pi_j(\mathbf{X}) \neq 0$.

Dengan menggunakan statistik uji:

$$\hat{C} = \sum_{j=1}^g \frac{(O_j - n'_j \bar{\pi}_j)^2}{n'_j \bar{\pi}_j (1 - \bar{\pi}_j)} \quad (2.13)$$

H_0 diterima jika $\hat{C} < \chi^2_{(g-2; \alpha)}$ atau $P\text{-value} > \alpha$.

Keterangan:

O_j = pengamatan pada kelompok ke- j ($\sum_{i=1}^{c_j} y_i$ dengan c_j : respons (0,1))

$\bar{\pi}_j$ = rata-rata pendugaan peluang $\left(\sum_{i=1}^{c_j} \frac{m_i \bar{\pi}_i}{n'_j} \right)$

g = jumlah kelompok (kombinasi kategori dalam model serentak)

n'_j = ukuran pengamatan pada kelompok ke- j .

2.3 Propensity Score Menggunakan Regresi Logistik

Lane & Keiffer (2017) menyatakan bahwa *propensity score* merupakan peluang bersyarat dari suatu perlakuan atau kontrol tertentu yang diberikan beberapa peubah prediktor. Penduga *propensity score* $\hat{e}_i(\mathbf{X})$ untuk subjek i , di mana $i = 1, \dots, n$ merupakan peluang bersyarat dari perlakuan yang diberikan oleh

suatu vektor peubah prediktor yang diamati $\mathbf{X}$. Persamaan *propensity score* adalah:

$$\hat{e}_i(\mathbf{X}) = P(z_i = 1|\mathbf{X}) \quad (2.14)$$

di mana $z_i = \begin{cases} 1, & \text{untuk perlakuan} \\ 0, & \text{untuk kontrol} \end{cases}$.

Berdasarkan pemaparan Thavaneswaran & Lix (2008), secara garis besar, *propensity score* dapat dihitung dengan menggunakan dua metode, yaitu regresi logistik dan *Classification and Regression Tree Analysis* (CART). Metode yang paling umum digunakan untuk menduga *propensity score* adalah regresi logistik,

$$\ln \frac{e_i(\mathbf{X})}{1 - e_i(\mathbf{X})} = \ln \frac{P(z_i = 1|\mathbf{X})}{1 - P(z_i = 1|\mathbf{X})} = \beta_0 + \sum \beta_x x_{ki}. \quad (2.15)$$

Persamaan *propensity score* menggunakan regresi logistik adalah:

$$\hat{e}_i(\mathbf{X}) = P(z_i = 1|\mathbf{X}) = \frac{e^{(\beta_0 + \sum \beta_k x_{ki})}}{1 + e^{(\beta_0 + \sum \beta_k x_{ki})}}, \quad (2.16)$$

dengan

β_0 = konstanta

β_k = koefisien regresi

X_k = peubah prediktor, untuk $k = 1, 2, \dots, p$.

2.3.1 Faktor Confounding

Ketika suatu penelitian dilakukan untuk mengetahui efek dari perlakuan terhadap respons, peubah *confounding* atau perancu seringkali didefinisikan sebagai peubah yang berhubungan dengan peubah prediktor dan peubah respons (Wunsch, 2007).

Menurut (Kanchanaraksa, 2008), *confounding* adalah suatu situasi di mana ukuran efek paparan menyimpang karena adanya hubungan antara paparan dengan faktor lain yang mempengaruhi hasil suatu penelitian.

Misal, suatu penelitian ingin diketahui apakah faktor praktik Inisiasi Menyusui Dini merupakan faktor yang mempengaruhi kelulusan ASI eksklusif. X merupakan faktor *confounding*, jika X merupakan faktor yang mempengaruhi kelulusan pemberian ASI eksklusif dan berhubungan dengan faktor praktik pemberian ASI. Akan tetapi, X bukan merupakan peubah yang menjembatani antara faktor praktik Inisiasi Menyusui Dini dengan kelulusan ASI eksklusif. Dengan kata lain, X tidak menjadi faktor antara yang menghubungkan pengaruh praktik pemberian ASI terhadap kelulusan ASI eksklusif.

Identifikasi faktor *confounding* dapat dilakukan dengan dua cara, yaitu berdasarkan penelitian sebelumnya dan melihat hubungan antara peubah yang diduga sebagai *confounding* dengan peubah-peubah yang diamati (Kamangar, 2012).

Agresti (2002) menjelaskan bahwa pemilihan peubah *confounding* secara empiris dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Chi-Square* berikut:

$H_0 : P(X_1, X_2) = P(X_1)P(X_2)$ (tidak ada hubungan yang signifikan antar dua peubah yang diamati), lawan

$H_1 : P(X_1, X_2) \neq P(X_1)P(X_2)$ (ada hubungan yang signifikan antar dua peubah yang diamati).

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$\chi^2 = \sum_{a=1}^r \sum_{b=1}^c \frac{(O_{ab} - \hat{E}_{ab})^2}{\hat{E}_{ab}}; \hat{E}_{ab} = \frac{O_{a.} \times O_{.b}}{O_{..}} \quad (2.17)$$

di mana,

χ^2 = nilai peubah acak yang distribusi sampelnya didekati oleh distribusi *chi-square* dengan derajat bebas $\nu = (r - 1)(c - 1)$

r = jumlah baris

c = jumlah kolom

O_{ik} = frekuensi observasi baris ke- i , kolom ke- k

$\hat{E}_{ik}$ = frekuensi ekspektasi baris ke- i , kolom ke- k

$O_{1.}$ = jumlah baris pada observasi kelompok pertama

$O_{2.}$ = jumlah baris pada observasi kelompok kedua

$O_{.1}$ = jumlah kolom pada observasi kelompok pertama

$O_{.2}$ = jumlah kolom pada observasi kelompok kedua

$O_{a.}$ = jumlah total baris ke- a

$O_{.b}$ = jumlah total kolom ke- b

$O_{..}$ = jumlah seluruh amatan.

Keputusan terima H_0 , jika $\chi_{hitung}^2 < \chi_{\alpha; (r-1)(c-1)}^2$ atau nilai $P > \alpha$.

2.3.2 Propensity Score Weighting

Propensity score weighting tidak diimplementasikan sesering metode *propensity score* lain. Pada metode ini, kelompok perlakuan dan kontrol diberikan

pembobot agar dapat lebih menggambarkan populasi (Thavaneswaran & Lix, 2008).

Thavaneswaran & Lix (2008) menyatakan bahwa bobot dari kelompok perlakuan didefinisikan sebagai kebalikan dari *propensity score*:

$$w_i = \frac{1}{\hat{e}_i(\mathbf{X})} \quad (2.18)$$

Sedangkan bobot dari kelompok kontrol didefinisikan sebagai resiprok dari satu dikurangi *propensity score*:

$$w_i = \frac{1}{1 - \hat{e}_i(\mathbf{X})} \quad (2.19)$$

Rata-rata terbobot dari hasil pengamatan untuk perbandingan kelompok adalah (McCaffrey dkk, 2004):

$$\hat{E}(y_0|z = 1) = \frac{\sum_{i \in C} w_i y_i}{\sum_{i \in C} w_i} \quad (2.20)$$

di mana $i \in C$ menunjukkan pengamatan ke i dalam perbandingan kelompok dan penyajian terakhir merupakan himpunan hasil pengamatan dalam kelompok ini.

2.3.3 Propensity Score Matching

Propensity score matching dirancang untuk meniru kondisi penelitian yang menggunakan rancangan acak. Ini dilakukan dengan memilih subgrup dari kelompok kontrol yang dijamin memiliki nilai *propensity score* hampir sama dengan kelompok perlakuan (Beal & Kupzyk, 2014).

Thavaneswaran & Lix (2008) menjelaskan bahwa ada tujuh metode utama *propensity score matching*, yaitu *stratified matching*, *nearest neighbor* (NN)

matching, *N:N matching*, *radius matching*, *kernel matching*, *mahalanobis metric matching* dan *caliper matching*.

Metode *NN matching* merupakan metode yang paling mudah digunakan (Caliendo & Kopeining, 2005). Pada metode ini, individu dari grup yang berbeda dengan selisih nilai *propensity score* paling kecil dipilih sebagai pasangan *matching* untuk suatu individu dari grup perlakuan.

NN matching dapat dibagi menjadi dua, yaitu *NN matching with replacement* dan *NN matching without replacement*. Pada *NN matching with replacement*, individu dari kelompok kontrol yang sudah dicocokkan dengan individu dari kelompok perlakuan dapat digunakan lebih dari satu kali pencocokan. Caliendo & Kopeinig (2005) menyebutkan bahwa *NN matching with replacement* dapat meningkatkan kualitas rata-rata *matching* dan menurunkan bias. *NN matching with replacement* dapat digunakan ketika distribusi *propensity score* antara kelompok perlakuan dan kontrol sangat berbeda. Sedangkan untuk *NN matching without replacement*, individu dari kelompok kontrol yang sudah dicocokkan dengan individu dari kelompok perlakuan tidak dapat digunakan lagi.

2.3.4 Evaluasi *Balance* Peubah Prediktor

Untuk mengecek keseimbangan peubah prediktor pada peubah *confounding*, menurut Li dkk (2013) dapat dilakukan dengan membandingkan variasi statistik seperti rata-rata, median, keragaman, uji kesamaan dua rata-rata (uji-*t*) dan uji kesamaan dua proporsi (uji-*z*) pada setiap peubah prediktor. Uji-*z* digunakan untuk menguji perbedaan rata-rata dua kelompok dengan ragam populasi σ^2 diketahui dan untuk menguji perbedaan proporsi dua kelompok, sedangkan uji-*t* digunakan

untuk menguji perbedaan rata-rata dua kelompok dengan ragam populasi σ^2 tidak diketahui.

a) Uji-z

Keseimbangan peubah prediktor kelompok perlakuan dan kontrol pada peubah *confounding* yang berupa data kategorik dapat dicek dengan menggunakan uji kesamaan dua proporsi (uji-z). Berikut hipotesis yang digunakan (Montgomery, 2001):

$H_0 : p_1 = p_0$ (tidak ada perbedaan proporsi antara kelompok perlakuan dan kontrol), lawan

$H_1 : p_1 \neq p_0$ (ada perbedaan proporsi antara kelompok perlakuan dan kontrol).

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$Z_{hit} = \frac{\hat{p}_1 - \hat{p}_0}{\sqrt{\hat{p}(1-\hat{p}) \left[\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_0} \right]}} \quad (2.21)$$

$$\hat{p} = \frac{x_1 + x_0}{n_1 + n_0}; \hat{p}_1 = \frac{x_1}{n_1}; \hat{p}_0 = \frac{x_0}{n_0}$$

di mana,

$\hat{p}_1$ = proporsi kelompok perlakuan

$\hat{p}_0$ = proporsi kelompok kontrol

$\hat{p}$ = proporsi gabungan

n_1 = ukuran contoh kelompok perlakuan

n_0 = ukuran contoh kelompok kontrol.

H_0 diterima jika $|Z_{hit}| < Z_{\frac{\alpha}{2}}$ atau nilai $P > \alpha$.

b) Uji-t

Untuk data kelompok kontrol dan perlakuan kontinu, keseimbangan peubah prediktor pada peubah *confounding* dapat dicek dengan menggunakan uji kesamaan dua rata-rata (uji-t). Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut (Montgomery, 2001):

$H_0 : \mu_1 = \mu_0$ (tidak ada perbedaan rata-rata antara kelompok perlakuan dan kontrol), lawan

$H_1 : \mu_1 \neq \mu_0$ (ada perbedaan rata-rata antara kelompok perlakuan dan kontrol).

Statistik uji:

1) Untuk ragam yang homogen

$$t_{hit} = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_0}{S \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_0}}} \quad (2.22)$$

dengan,

$$S = \sqrt{\frac{(n_1 - 1)S_1^2 + (n_0 - 1)S_0^2}{n_1 + n_0 - 2}}.$$

Keputusan akan terima H_0 jika $|t_{hit}| < t_{\frac{\alpha}{2}}; df = n_1 + n_0 - 2$ atau nilai $P > \alpha$.

2) Untuk ragam yang tidak homogen

$$t_{hit} = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_0}{\sqrt{\frac{S_1^2}{n_1} + \frac{S_0^2}{n_0}}} \quad (2.23)$$

dengan,

$$df = \frac{[(S_1^2/n_1) + (S_0^2/n_0)]^2}{[(S_1^2/n_1)/(n_1 - 1) + (S_0^2/n_0)/(n_0 - 1)]}$$

di mana

$\bar{x}_1$ = rata-rata kelompok perlakuan

$\bar{x}_0$ = rata-rata kelompok kontrol

n_1 = banyak observasi pada kelompok perlakuan

n_0 = banyak observasi pada kelompok kontrol

S_1^2 = ragam kelompok perlakuan

S_0^2 = ragam kelompok kontrol

S = simpangan baku gabungan.

Jika $|t_{hit}| < t_{\frac{\alpha}{2}}; df = n_1 + n_0 - 2$ atau nilai $P > \alpha$, keputusannya adalah

terima H_0 .

Burgette dkk (2016) menggunakan selisih nilai rata-rata yang dibakukan dan statistik Kolmogorov Smirnov (KS) untuk mengevaluasi keseimbangan peubah prediktor pada *propensity score weighting*. Hipotesis yang digunakan pada pengujian KS, yaitu (Hassani dan Silva, 2015):

$H_0 : F_1(\hat{e}_i(\mathbf{X})) = F_0(\hat{e}_i(\mathbf{X}))$ untuk semua $\hat{e}(\mathbf{X})$, lawan

H_1 : paling tidak ada satu $\hat{e}_i(\mathbf{X})$ sedemikian hingga $F_1(\hat{e}_i(\mathbf{X})) \neq F_0(\hat{e}_i(\mathbf{X}))$.

Dengan statistik uji:

$$KS = \max |F_1(\hat{e}_i(\mathbf{X})) - F_0(\hat{e}_i(\mathbf{X}))|, \quad (2.24)$$

di mana $F_1(\hat{e}_i(\mathbf{X}))$ dan $F_0(\hat{e}_i(\mathbf{X}))$ berturut-turut adalah fungsi distribusi dari *propensity score* untuk kelompok perlakuan dan kelompok kontrol.

$F_1(\hat{e}(\mathbf{X})) = (\text{banyaknya } \hat{e}(z_i = 1|\mathbf{X}) \text{ yang teramati } \leq x)/n_1$

$F_0(\hat{e}(\mathbf{X})) = (\text{banyaknya } \hat{e}(z_i = 0|\mathbf{X}) \text{ yang teramati } \leq x)/n_0$.

Dengan tingkat signifikansi α , keputusan terima H_0 jika nilai KS tabel lebih dari nilai KS hitung.

2.3.5 Postmatching

Setelah evaluasi *balance* peubah prediktor, menurut Pan & Bai (2015) *propensity score matching* dapat dievaluasi dengan membandingkan bias yang dihasilkan sebelum *matching* dan sesudah *matching*, dengan persamaan sebagai berikut:

$$B_{\text{sebelum matching}} = E(X, \hat{e}(X)|z_b = 1) - E(X, \hat{e}(X)|z_b = 0) \quad (2.25)$$

$$B_{\text{sesudah matching}} = E_m(X, \hat{e}(X)|z_a = 1) - E_m(X, \hat{e}(X)|z_a = 0)$$

di mana,

$B_{\text{sebelum matching}}$ = selisih rata-rata nilai duga *propensity score* awal

$B_{\text{setelah matching}}$ = selisih rata-rata nilai duga *propensity score* setelah *matching*.

2.3.6 Average Treatment for Treated (ATT)

Pengujian signifikansi parameter ATT ($\hat{\theta}$) dilakukan untuk mengetahui pengaruh peubah *confounding* (z) terhadap peubah respons (Y). Hipotesis yang digunakan adalah (Li, 2013):

$H_0 : \hat{\theta} = 0$, lawan

$H_1 : \hat{\theta} \neq 0$.

Berikut statistik uji yang digunakan:

$$ATT(\hat{\theta}) = E(Y_{1i}|z_i = 1) - E(Y_{0i}|z_i = 1) \quad (2.26)$$

$$ATT(\hat{\theta}) = E(Y_{1i}|z_i = 1, \hat{e}(X)) - E(Y_{0i}|z_i = 1, \hat{e}(X));$$

$$\hat{\theta} = \left(\frac{1}{n^T} \sum_{i \in T} Y_i^T - \frac{1}{n^C} \sum_{i \in C} Y_i^C \right);$$

$$SE(\hat{\theta}) = \sqrt{\frac{(n_1-1)S_1^2 + (n_0-1)S_0^2}{n_1+n_0-2} \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_0} \right)};$$

$$t_{hit} = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})}$$

di mana,

$Y_{1i} = Y_i^T$ = peubah respons untuk kelompok perlakuan

$Y_{0i} = Y_i^C$ = peubah respons untuk kelompok kontrol

z_i = peubah *confounding* untuk data perlakuan.

Keputusan akan terima H_0 jika $|t_{hit}| < t_{\frac{\alpha}{2}, (n_1+n_0-2)}$ atau nilai $P > \alpha$.

2.4 Air Susu Ibu (ASI) Eksklusif

ASI eksklusif merupakan pemenuhan gizi bagi bayi berumur 0 - 6 bulan dengan hanya melalui pemberian ASI. Guna memenuhi gizi bayi dapat diberikan ASI yang pertama keluar dan berwarna kekuningan (kolostrum). Bayi berumur 0 sampai 6 bulan tidak diperkenankan diberi makanan atau minuman apapun selain ASI. Paling tidak, bayi disusui selama 8 kali sehari. Ibu dapat membangunkan bayi untuk disusui, jika bayi tidur lebih dari 3 jam (Kemenkes RI, 2016).

2.5 Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Keberhasilan ASI Eksklusif

Keberhasilan atau kelulusan pemberian ASI eksklusif terjadi ketika ibu berhasil hanya memberikan ASI selama enam bulan pertama semenjak kelahiran bayi. Banyak penelitian yang dilakukan untuk mengetahui faktor-faktor penentu

keberhasilan pemberian ASI eksklusif. Fikawati & Syafiq (2009) mengkaji penyebab keberhasilan dan kegagalan praktik pemberian ASI eksklusif. Penelitian ini dilakukan pada ibu yang mempunyai bayi berusia 6 sampai 24 bulan di Puskesmas Kecamatan Jagakarsa, Jakarta Selatan.

Berdasarkan wawancara yang dilakukan pada beberapa informan, diketahui beberapa faktor yang mempengaruhi keberhasilan pemberian ASI eksklusif di wilayah Puskesmas Kecamatan Jagakarsa, Jakarta Selatan. Pendidikan, pengetahuan ibu, Inisiasi Menyusui Dini (IMD) dan dukungan tenaga kesehatan, menjadi faktor-faktor yang mempengaruhi keberhasilan praktik pemberian ASI eksklusif.

Sariati dkk (2017) juga melakukan penelitian mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi keberhasilan ASI eksklusif pada ibu yang memiliki bayi berusia 6 sampai 12 bulan di Desa Kemantren Kecamatan Jabung Kabupaten Malang. Peubah-peubah yang diteliti adalah dukungan keluarga, status pekerjaan ibu, tingkat pendidikan ibu dan tingkat pengetahuan ibu tentang ASI. Dari empat peubah, dilaporkan bahwa hanya tingkat pengetahuan ibu yang memiliki pengaruh terhadap keberhasilan pemberian ASI eksklusif.

Keberhasilan pemberian ASI eksklusif juga dapat dipengaruhi oleh sikap ibu terhadap ASI eksklusif. Ini sesuai dengan penelitian yang dilakukan oleh Setyorini dkk (2017). Pada penelitiannya mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi perilaku pemberian ASI eksklusif di wilayah kerja Puskesmas Pegandan Kota Semarang, didapatkan hasil bahwa pengetahuan ibu dan sikap ibu terhadap ASI berpengaruh terhadap keberhasilan pemberian ASI eksklusif.

Berdasarkan hasil penelitiannya, Putri (2014) melaporkan bahwa jenis pekerjaan ibu berhubungan dengan keberhasilan pemberian ASI eksklusif pada

anak Posyandu Bina Putra Tirta Triharjo Pandak Bantul Yogyakarta. Selain itu, keberhasilan pemberian ASI eksklusif juga dapat dipengaruhi usia ibu. Ini didasarkan pada penelitian Astuti (2012), dilaporkan bahwa keputusan memberikan ASI eksklusif pada ibu yang masih remaja menjadi suatu hal yang dilematis. Di satu sisi ibu harus memenuhi tugas perkembangan remaja, sekaligus ibu harus menjalankan peran sebagai orangtua.

Keberhasilan pemberian ASI eksklusif juga berhubungan dengan tingkat pendidikan ibu. Ini didasarkan pada penelitian (Hartini 2014). Dilaporkan bahwa terdapat hubungan yang signifikan antara keberhasilan pemberian ASI eksklusif pada bayi berusia 6-12 bulan di Puskesmas Kasihan II Yogyakarta dengan tingkat pendidikan ibu.

AIMI (2008) menjelaskan bahwa pemberian minuman (selain ASI) sebelum mulai menyusui yang pertama kali dapat meningkatkan risiko bayi terkena infeksi, menurunkan keberhasilan pemberian ASI eksklusif dan memperpendek lama menyusui. Oleh karena itu, dapat dikatakan bahwa ibu menyusui bayi di satu jam pertama setelah melahirkan dapat mempengaruhi keberhasilan pemberian ASI eksklusif.

Selain itu, AIMI (2008) juga menyatakan bahwa kolostrum merupakan cairan yang sangat bermanfaat untuk bayi. Kolostrum dapat menjadi imunisasi pertama yang melindungi bayi dari infeksi saluran pencernaan dan infeksi lain. Dengan kata lain, kolostrum dapat membantu mencegah timbulnya penyakit pada bayi. Kesehatan bayi sedikit banyak mempengaruhi kerewelan bayi. Kalau bayi sehat, bayi cenderung tidak akan mudah rewel, sehingga ibu tidak akan mudah panik untuk memberikan makanan ataupun minuman lain selain ASI. Dari sini diduga, pemberian kolostrum juga berperan pada status kelulusan ASI eksklusif.

Dari sini dapat ditarik garis besar, bahwa faktor-faktor yang dapat mempengaruhi status kelulusan ASI eksklusif adalah umur ibu, tingkat pendidikan ibu, status pekerjaan ibu, praktik IMD, dukungan tenaga kesehatan, pengetahuan ibu tentang ASI, sikap ibu terhadap pemberian ASI eksklusif, menyusui di satu jam pertama setelah melahirkan dan pemberian kolostrum.



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Jenis Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan adalah penelitian non eksperimen menggunakan metode survei.

3.2 Waktu dan Tempat Penelitian

Tempat : Wilayah Kerja Puskesmas Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar.

Waktu : 1 Maret 2019 – 18 April 2019.

3.3 Populasi dan Sampel Penelitian

Populasi dalam penelitian ini adalah ibu yang mempunyai bayi berusia 6 – 11 bulan yang berada di Wilayah Kerja Puskesmas Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar. Teknik pengambilan sampel yang digunakan adalah *accidental sampling*. Menurut Roscoe dalam Sugiono (2012), minimal ukuran sampel adalah 10 kali dari peubah yang diteliti. Pada penelitian ini terdapat 10 peubah, 9 peubah prediktor dan satu peubah respons. Oleh karena itu, sampel yang digunakan pada penelitian ini harus lebih dari 100. Terdapat 188 ibu yang ditemui peneliti dan memenuhi kriteria inklusi, sehingga ukuran sampel pada penelitian ini adalah 188 ibu.

Kriteria inklusi pada penelitian ini adalah: 1) ibu yang mempunyai bayi berusia 6 – 11 bulan; 2) ibu yang berdomisili di Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar; dan 3) Ibu yang tercatat dan aktif di Posyandu wilayah Kerja Puskesmas Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar.

Kriteria eksklusi:

- a) Ibu tidak bersedia menjadi responden.

- b) Ibu tidak datang di kegiatan Posyandu atau tidak berada di rumah saat pengambilan data.

Pada saat melakukan observasi dan wawancara di semua Posyandu Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar, terdapat 188 ibu yang memenuhi kriteria inklusi. Perincian responden yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1. Daftar Responden

No.	Nama Posyandu	<i>n</i>
1	Popoh I	3
2	Popoh II	1
3	Bukur	2
4	Doagung	1
5	Darungan	4
6	Kebonagung	2
7	Trenceng	2
8	Kasim I	7
9	Kasim II	2
10	Kasim III	5
11	Baran	0
12	Ploso I	2
13	Ploso II	4
14	Ploso III	1
15	Ploso IV	1
16	Tegalrejo I	3
17	Tegalrejo II	4
18	Jepun I	7
19	Jepun II	5
20	Jepun III	5
21	Ngandengan	0
22	Gading I	7
23	Gading II	3
24	Gading III	3
25	Selopuro I	2
26	Selopuro II	3
27	Selopuro III	4
28	Jajar I	2
29	Jajar II	4
30	Jabon I	4

Lanjutan Tabel 3.1

No.	Nama Posyandu	<i>n</i>
31	Jabon II	1
32	Pakel	1
33	Jatitengah I	4
34	Jatitengah II	1
35	Jatitengah III	0
36	Jatitengah IV	2
37	Jatitengah V	3
38	Jambewangi I	9
39	Jambewangi II	3
40	Jambewangi III	4
41	Wonorejo	7
42	Sumberejo	2
43	Jeruk I	5
44	Jeruk II	4
45	Jeruk III	6
46	Jombor	4
47	Mandesan I	1
48	Mandesan II	3
49	Kebonrejo	7
50	Kebonsari	2
51	Sumberaden	11
52	Bendil Malang I	4
53	Bendil Malang II	6
54	Mronjo Timur	1
55	Mronjo Barat	4
Total		188

3.4 Peubah Penelitian dan Definisi Operasional

Peubah yang digunakan pada penelitian ini berdasarkan pada peubah yang digunakan pada penelitian terdahulu sebagaimana telah disebutkan pada sub bab 2.5.

a) Peubah Prediktor

Peubah prediktor pada penelitian ini dilambangkan dengan X dan ada 9 peubah, yaitu:

1. Usia ibu (X_1)

2. Pendidikan terakhir ibu (X_2)
3. Status pekerjaan ibu (X_3)
4. Tempat ibu melahirkan (X_4)
5. Praktik IMD (X_5)
6. Menyusui di 1 jam pertama setelah melahirkan (X_6)
7. ASI yang pertama keluar adalah kolostrum (X_7)
8. Pengetahuan ibu tentang ASI (X_8)
9. Sikap ibu terhadap ASI (X_9).

b) Peubah respons

Peubah respons pada penelitian ini adalah status kelulusan ASI eksklusif yang dilambangkan dengan (Y).

Tabel 3.2. Definisi Operasional

No.	Peubah	Definisi Operasional	Kategori	Skala
1.	Status Kelulusan ASI eksklusif (Y)	Keberhasilan ibu dalam menyusui bayinya semenjak bayi berusia 0 sampai 6 bulan tanpa memberikan makanan atau minuman tambahan lain.	0 = Tidak lulus; 1 = Lulus.	Nominal
2.	Umur ibu (X_1)	Usia ibu saat proses pengambilan data (diwawancara) dalam tahun.	$0 \leq X_1 \leq \infty$	Rasio
3.	Pendidikan terakhir ibu (X_2)	Pendidikan formal terakhir yang telah ibu tempuh.	1 = Tidak sekolah; 2 = SD/ sederajat; 3 = SMP/ sederajat; 4 = SMA/ sederajat; 5 = Perguruan Tinggi.	Ordinal

Lanjutan Tabel 3.2

4.	Status pekerjaan ibu (X_3)	Kegiatan yang dilakukan ibu untuk membantu penghasilan keluarga, baik di dalam maupun di luar rumah.	1 = Tidak bekerja (IRT); 2 = Pegawai Negeri; 3 = Pegawai Swasta; 4 = Wiraswasta.	Nominal
5.	Tempat ibu melahirkan (X_4)	Tempat ibu melakukan persalinan.	1 = Puskesmas; 2 = Rumah Sakit; 3 = Lainnya.	Nominal
6.	Praktik IMD (X_5)	Bayi yang baru lahir diletakkan ke dada ibu dalam keadaan tengkurap tanpa ada penghalang kain antara kulit bayi dan kulit ibu, selanjutnya bayi diberikan kesempatan untuk menyusu sendiri pada ibu setidaknya selama satu jam.	0 = Tidak IMD; 1 = IMD.	Nominal.
7.	Menyusui di 1 jam pertama setelah melahirkan (X_6)	Ibu mulai menyusui di satu jam pertama setelah melahirkan.	0 = Tidak; 1 = Iya.	Nominal
8.	ASI yang pertama keluar adalah kolostrum (X_7)	ASI yang pertama kali diberikan berwarna kekuningan.	0 = Tidak; 1 = Iya.	Nominal
9.	Pengetahuan ibu tentang ASI (X_8)	Pengetahuan ibu tentang segala sesuatu yang diketahui tentang ASI eksklusif dan manfaatnya.	0 = Kurang; 1 = Baik.	Ordinal
10.	Sikap ibu terhadap pemberian ASI eksklusif (X_9)	Pemikiran ibu mengenai perilaku ibu dalam memberikan ASI eksklusif.	0 = Kurang; 1 = Baik.	Ordinal

Peubah pengetahuan ibu dilihat berdasarkan beberapa indikator pertanyaan yang bersifat kategorik (Ya/Tidak) berikut:

1. ASI mengandung zat gizi yang sesuai kebutuhan bayi.
2. ASI mengandung zat kekebalan yang melindungi bayi dari penyakit.
3. Susu formula mempunyai kandungan yang sama dengan ASI.
4. ASI dapat meningkatkan kecerdasan bayi.

5. Menyusui secara eksklusif dapat membantu mengatur jarak kelahiran.
6. Menyusui dapat mencegah terjadinya kanker payudara.
7. Kolostrum mengandung antibodi.
8. Menyusui dengan ASI akan memberikan rasa kasih sayang.
9. IMD dilakukan pada saat bayi baru dilahirkan diletakkan pada perut atau dada ibu.
10. IMD dapat memberikan kemungkinan untuk ibu menyusui secara eksklusif.

Menurut Rahman (2017), pengetahuan ibu akan bernilai baik jika ibu mampu menjawab sekurang-kurangnya 60% secara benar.

Indikator pertanyaan untuk melihat sikap ibu meliputi:

1. Ibu bersedia memberikan ASI saja kepada bayinya sampai berumur 6 bulan (Ya/Tidak).
2. Ibu bersedia menyusui bayinya sampai bayi berumur dua tahun (Ya/Tidak).
3. Ibu menganggap ASI lebih baik diberikan dibanding susu formula pada bayi sebelum berumur 6 bulan (Ya/Tidak).

Ibu dianggap memiliki sikap yang baik, menurut Rahman (2017), jika paling tidak 60% jawaban ibu setuju (ya) dari semua pernyataan yang disodorkan.

2.5 Alat dan Cara Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data primer kelulusan ASI eksklusif di Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar. Teknik pengambilan contoh yang digunakan adalah *purposive sampling*, di mana data diperoleh dengan melakukan survei kepada ibu-ibu di kecamatan tersebut yang mempunyai bayi berusia 6 bulan sampai dengan 11 bulan. Survei dilakukan dengan cara melakukan wawancara terstruktur kepada responden mulai tanggal 1 Maret

sampai 18 April 2019. Sebelum melakukan wawancara, pertanyaan-pertanyaan yang akan dipertanyakan telah dikonsultasikan kepada ahli. Gambaran struktur data dapat dilihat pada Tabel 3.3 berikut:

Tabel 3.3. Struktur Data Penelitian

Ibu ke – i	Nilai Peubah Respons (y_i)	Peubah Prediktor (x_{ik})			
		x_{i1}	x_{i2}	...	x_{ip}
1	y_1	x_{11}	x_{12}	...	x_{1p}
2	y_2	x_{21}	x_{22}	...	x_{2p}
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
n	y_n	x_{n1}	x_{n2}	...	x_{np}

di mana,

$$y_i = \begin{cases} 0, & \text{status ibu tidak lulus menyusui secara eksklusif,} \\ 1, & \text{status ibu lulus menyusui secara eksklusif.} \end{cases}$$

x_{ik} = nilai peubah ke- k ibu ke – i , $i = 1, 2, \dots, n$ dan $k = 1, 2, \dots, p$.

2.6 Uji Instrumen

Sugiyono (2015) menjelaskan bahwa uji keabsahan data pada penelitian kualitatif meliputi uji *credibility* (validitas internal), *transferability* (validitas eksternal), *dependability* (reliabilitas) dan *confirmability* (obyektivitas). Senada dengan itu, Afiyanti (2008) menyatakan bahwa pada penelitian kualitatif, elemen-elemen validitas dan realibilitas yang diuji adalah:

1. Kredibilitas

Kredibilitas yang identik dengan standar validitas internal dalam penelitian kuantitatif ini dapat diperoleh dengan keterlibatan peneliti dalam melakukan observasi. Selanjutnya, peneliti harus menuliskan laporan hasil temuannya tentang penjelasan aspek-aspek peubah penelitian secara mendalam.

2. Transferabilitas

Transferabilitas identik dengan validitas eksternal pada penelitian kuantitatif. Transferabilitas menggambarkan sejauh mana temuan suatu penelitian yang dilakukan pada suatu kelompok dapat diaplikasikan pada kelompok lain. Transferabilitas tidak dapat dinilai sendiri oleh peneliti. Pembaca yang dapat menilai transferabilitas dari suatu penelitian. Jika pembaca memperoleh gambaran dan pemahaman yang jelas dari suatu laporan penelitian, dapat dikatakan bahwa penelitian tersebut memiliki transferabilitas yang tinggi.

Guna memenuhi asumsi transferabilitas, peneliti juga harus memperhatikan teknik pengambilan sampel. Karena, pada penelitian kualitatif, pengambilan sampel tidak didasarkan pada teori peluang seperti pada penelitian kuantitatif. Pada penelitian kualitatif, pengambilan sampel dapat dilakukan dengan metode *theoretical sampling* atau *purposive sampling*. Dengan demikian, acuan generalisasi dapat diarahkan pada kasus-kasus yang menunjukkan kesesuaian konteks.

3. Dependabilitas

Dependabilitas merupakan istilah reliabilitas untuk penelitian kualitatif. Dependabilitas menggambarkan sejauh mana temuan penelitian kualitatif memperlihatkan konsistensi hasil temuan ketika penelitian yang serupa dilakukan oleh peneliti lain pada waktu berbeda. Dependabilitas tinggi dapat diperoleh dengan melakukan analisis data yang terstruktur dan berupaya menginterpretasikan hasil penelitian dengan baik. Dengan harapan, peneliti lain akan dapat membuat kesimpulan yang sama dari penelitian yang telah dilakukan.

Sugiyono (2015) juga menjelaskan bahwa uji dependabilitas dapat dilakukan dengan cara melakukan audit terhadap keseluruhan proses

penelitian. Hal ini untuk mencegah adanya data, akan tetapi peneliti tidak melakukan proses penelitian ke lapangan. Pembimbing penelitian dapat mengaudit keseluruhan aktivitas peneliti dalam melakukan penelitian.

4. Konfirmabilitas

Konfirmabilitas menggambarkan bahwa hasil temuan penelitian dapat diterima secara luas. Dengan kata lain, konfirmabilitas menggambarkan objektivitas penelitian.

2.7 Langkah Analisis

Berikut adalah langkah-langkah analisis dalam penelitian ini:

1. Mendapatkan penduga *propensity score* menggunakan regresi logistik dengan langkah-langkah sebagai berikut:
 - a. Diberikan fungsi kepadatan peluang berdistribusi Bernoulli seperti pada persamaan (2.2) untuk setiap pasangan (x_i, z_i) , dan z_i merupakan faktor *confounding*

$$f(Z) = e_i(\mathbf{X})^{z_i} (1 - e_i(\mathbf{X}))^{1-z_i},$$

di mana $e_i(\mathbf{X})$ sebagaimana persamaan (2.16)

$$e_i(\mathbf{X}) = \frac{\exp(\beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik})}{1 + \exp(\beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik})}$$

atau dapat ditulis dalam bentuk matriks sebagai berikut

$$e_i(\mathbf{X}) = \frac{\exp(\boldsymbol{\beta}' \mathbf{X}_i)}{(1 + \exp(\boldsymbol{\beta}' \mathbf{X}_i))}.$$

- b. Membentuk fungsi *likelihood*, yang merupakan fungsi distribusi peluang bersama:

$$l(\boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^n e_i(\mathbf{X})^{z_i} (1 - e_i(\mathbf{X}))^{1-z_i}.$$

- c. Memaksimumkan $\log -likelihood$ yang dinotasikan sebagai $L(\beta) = \ln[l(\beta)]$, dengan menurunkan $L(\beta)$ terhadap β dan menyamakannya dengan nol,

$$\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_k} = 0.$$

- d. Parameter β diduga dengan metode numerik karena persamaannya bersifat nonlinier. Metode yang digunakan adalah metode iterasi Newton-Raphson dengan rumus:

$$\hat{\beta}^{(t+1)} = \hat{\beta} - (H(\hat{\beta})^{(t)})^{-1} q(\hat{\beta})^{(t)}; t = 1, 2, \dots, \text{sampai konvergen dengan}$$

$$q(\beta)^{(t)} = \left(\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_0}, \frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_1}, \dots, \frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_p} \right)'$$

H matriks Hessian dengan elemen-elemen $h_{kk'}^{(t)} = \frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial \beta_k \partial \beta_{k'}} \Big|_{\beta = \hat{\beta}^{(t)}}$

$$H(\beta)^{(t)} = \begin{bmatrix} h_{00} & h_{01} & \dots & h_{0p} \\ h_{10} & h_{11} & \dots & h_{1p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{p0} & h_{p1} & \dots & h_{pp} \end{bmatrix}.$$

- e. Menentukan nilai awal dari $\hat{\beta}$ pada saat iterasi pertama, yaitu $\hat{\beta}^{(0)} = \mathbf{0}$.
- f. Setelah iterasi pertama di mana $t = 0$, selanjutnya dilakukan iterasi dengan menghitung $\hat{\beta}^{(t+1)} = \hat{\beta}^{(t)} - (H(\hat{\beta})^{(t)})^{-1} q(\hat{\beta})^{(t)}$.
- g. Jika $\|\hat{\beta}^{(t+1)} - \hat{\beta}^{(t)}\| \leq \theta$ di mana θ adalah bilangan bulat yang sangat kecil, maka iterasi berhenti dan didapatkan hasil perhitungan.
- h. Subtitusikan nilai $\hat{\beta}$ ke dalam persamaan *propensity score* untuk mendapatkan nilai penduga *propensity score*.

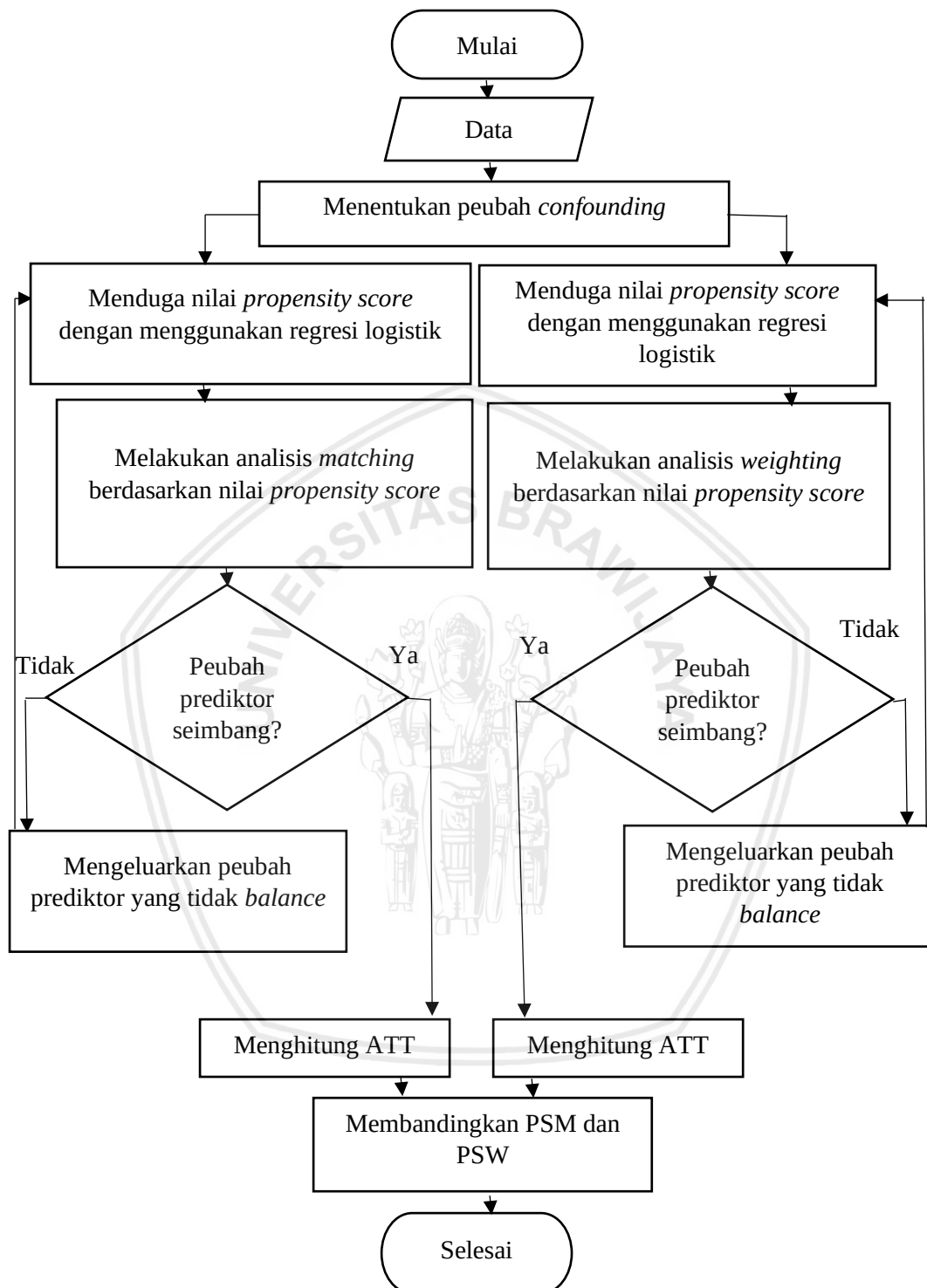
2. Aplikasi metode *propensity score weighting* digunakan pada kasus data kelulusan ASI eksklusif dengan prosedur:

- a. Menentukan peubah *confounding* dilambangkan dengan z .

- b. Menghitung nilai penduga *propensity score* yang telah diperoleh pada langkah (1).
 - c. Melakukan *weighting* pada *propensity score*.
 - d. Evaluasi dengan cara menguji apakah *propensity score* dari kelompok perlakuan ($z_i = 1$) dan kontrol ($z_i = 0$) memiliki distribusi yang sama pada setiap peubah prediktor.
 - e. Menghitung nilai ATT dan standar error ATT.
3. Aplikasi metode *propensity score matching* digunakan pada kasus data pemberian ASI eksklusif dengan langkah-langkah sebagai berikut:
 - a. Menentukan peubah *confounding* dilambangkan dengan z .
 - b. Menghitung nilai penduga *propensity score* yang telah diperoleh pada langkah (1).
 - c. Melakukan *matching* pada *propensity score*.
 - d. Evaluasi dengan cara menguji apakah *propensity score* dari kelompok perlakuan ($z_i = 1$) dan kontrol ($z_i = 0$) memiliki distribusi yang sama pada setiap peubah prediktor.
 - e. Menghitung nilai bias sebelum dan sesudah *matching*.
 - f. Menghitung nilai ATT dan standar error ATT.
4. Membandingkan analisis *propensity score weighting* dengan *propensity score matching* berdasarkan performa dan nilai SE pada ATT.

3.8 Diagram Alir Penelitian

Berikut adalah diagram alir langkah-langkah analisis yang dilakukan pada penelitian ini.



Gambar 3.1. Diagram Alir Penelitian

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pendugaan *Propensity Score* Berdasarkan Regresi Logistik

4.1.1 Pendugaan Parameter Model Regresi Logistik

Pendugaan *propensity score* berdasarkan regresi logistik dapat dilakukan dengan menduga parameter pada model regresi logistik. Parameter model regresi logistik dapat diduga dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood* (MLE). Fungsi *likelihood* dapat diperoleh sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 l(\boldsymbol{\beta}) &= \prod_{i=1}^n \pi_i(\mathbf{X})^{z_i} (1 - \pi_i(\mathbf{X}))^{1-z_i} \\
 &= \prod_{i=1}^n \pi_i(\mathbf{X})^{z_i} (1 - \pi_i(\mathbf{X}))^{-z_i} (1 - \pi_i(\mathbf{X})) \\
 l(\boldsymbol{\beta}) &= \prod_{i=1}^n \left(\frac{\pi_i(\mathbf{X})}{(1 - \pi_i(\mathbf{X}))} \right)^{z_i} (1 - \pi_i(\mathbf{X}))
 \end{aligned} \tag{4.1}$$

Selanjutnya memaksimumkan fungsi *likelihood* $l(\boldsymbol{\beta})$ yang dinotasikan dengan:

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \ln l(\boldsymbol{\beta}). \tag{4.2}$$

Dari persamaan (4.2) dan (4.1) diperoleh persamaan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 \ln l(\boldsymbol{\beta}) &= \ln \left(\prod_{i=1}^n \left(\frac{\pi(X_i)}{(1 - \pi(X_i))} \right)^{y_i} (1 - \pi(X_i)) \right) \\
 L(\boldsymbol{\beta}) &= \ln \left(\prod_{i=1}^n \left(\frac{\pi(X_i)}{(1 - \pi(X_i))} \right)^{y_i} (1 - \pi(X_i)) \right)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= \sum_{i=1}^n \ln \left(\left(\frac{\pi(X_i)}{(1 - \pi(X_i))} \right)^{y_i} (1 - \pi(X_i)) \right) \\
 &= \sum_{i=1}^n \left[\ln \left(\frac{\pi(X_i)}{(1 - \pi(X_i))} \right)^{y_i} + \ln(1 - \pi(X_i)) \right] \\
 &= \sum_{i=1}^n \left[y_i \ln \left(\frac{\pi(X_i)}{(1 - \pi(X_i))} \right) + \ln(1 - \pi(X_i)) \right] \tag{4.3}
 \end{aligned}$$

Berdasarkan persamaan (2.5), maka persamaan $1 - \pi(X_i)$ dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 1 - \pi(X_i) &= 1 - \frac{e^{(\beta_0 + \sum \beta_k X_{ki})}}{1 + e^{(\beta_0 + \sum \beta_k X_{ki})}} \\
 &= \frac{1 + e^{(\beta_0 + \sum \beta_k X_{ki})} - e^{(\beta_0 + \sum \beta_k X_{ki})}}{1 + e^{(\beta_0 + \sum \beta_k X_{ki})}} \\
 &= \frac{1}{1 + e^{(\beta_0 + \sum \beta_k X_{ki})}} = \frac{1}{1 + e^{(\beta' X_i)}}. \tag{4.4}
 \end{aligned}$$

Persamaan (2.5) dan (4.4) dapat disubstitusikan ke persamaan (4.3)

$$\begin{aligned}
 L(\beta) &= \sum_{i=1}^n \left[y_i \ln \left(\frac{\frac{e^{(\beta' X_i)}}{1 + e^{(\beta' X_i)}}}{\frac{1}{1 + e^{(\beta' X_i)}}} \right) + \ln \left(\frac{1}{1 + e^{(\beta' X_i)}} \right) \right] \\
 &= \sum_{i=1}^n [y_i \ln(e^{(\beta' X_i)}) - \ln(1 + e^{(\beta' X_i)})] \\
 &= \sum_{i=1}^n [y_i (\beta' X_i) - \ln(1 + e^{(\beta' X_i)})]
 \end{aligned}$$

$$= \sum_{i=1}^n \left[y_i \sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik} - \ln \left(1 + \exp \left(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik} \right) \right) \right]. \quad (4.5)$$

Ln *likelihood* dimaksimumkan dengan cara mendifferensialkan $L(\boldsymbol{\beta})$ terhadap β_k dan menyamakannya dengan nol.

$$\begin{aligned} \frac{\partial L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_k} &= \frac{\partial \sum_{i=1}^n [y_i \sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik} - \ln(1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik}))]}{\partial \beta_k} \\ 0 &= \sum_{i=1}^n \left[\frac{\partial y_i \sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik}}{\partial \beta_k} - \frac{\partial}{\partial \beta_k} \ln \left(1 + \exp \left(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik} \right) \right) \right] \\ 0 &= \sum_{i=1}^n \left[y_i \sum_{k=0}^p x_{ik} - \left[\frac{1}{(1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik}))} \right] \frac{\partial}{\partial \beta_k} \left(1 + \exp \left(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik} \right) \right) \right] \\ 0 &= \sum_{i=1}^n \left[y_i \sum_{k=0}^p x_{ik} - \left[\frac{1}{(1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik}))} \left(\sum_{k=0}^p x_{ik} \right) \exp \left(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik} \right) \right] \right] \\ 0 &= \sum_{i=1}^n \left[y_i \sum_{k=0}^p x_{ik} - \left[\frac{\exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik})}{(1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik}))} \left(\sum_{k=0}^p x_{ik} \right) \right] \right] \\ 0 &= \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^p y_i x_{ik} - \sum_{i=1}^n \left[\frac{\exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik})}{(1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik}))} \left(\sum_{k=0}^p x_{ik} \right) \right] \\ 0 &= \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^p y_i x_{ik} - \sum_{i=1}^n \left[\pi(\mathbf{X}_i) \left(\sum_{k=0}^p x_{ik} \right) \right]. \end{aligned} \quad (4.6)$$

Karena persamaan (4.6) tidak *close form*, maka nilai $\boldsymbol{\beta}$ diduga dengan metode numerik, yaitu metode iterasi Newton Raphson. Berikut adalah rumus metode iterasi Newton-Raphson:

$\hat{\beta}^{(t+1)} = \hat{\beta} - \left(H(\hat{\beta})^{(t)} \right)^{-1} q(\hat{\beta})^{(t)}; t = 1, 2, \dots$, sampai konvergen dengan $\left(H(\hat{\beta})^{(t)} \right)$ merupakan matriks Hessian dan $q(\hat{\beta})^{(t)}$ merupakan vektor *gradient* yang dapat dituliskan pada persamaan berikut:

$$H(\beta)^{(t)} = \begin{bmatrix} h_{00} & h_{01} & \cdots & h_{0p} \\ h_{10} & h_{11} & \cdots & h_{1p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{p0} & h_{p1} & \cdots & h_{pp} \end{bmatrix}; h_{kk'} = \frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial \beta_k \partial \beta_{k'}} \quad (4.7)$$

$$q(\beta)^{(t)} = \left(\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_0}, \frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_1}, \dots, \frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_p} \right). \quad (4.8)$$

Turunan kedua dari fungsi *likelihood* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial \beta_k \partial \beta_{k'}} &= \frac{\partial \left[\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_k} \right]}{\partial \beta_{k'}} \\ &= \frac{\partial \left[\sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^p y_i x_{ik} - \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^p x_{ik} \left[\frac{\exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik})}{(1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik}))} \right] \right]}{\partial \beta_{k'}} \\ &= - \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^p x_{ik} \frac{\partial}{\partial \beta_{k'}} \left[\frac{\exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik})}{(1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik}))} \right] \\ &= - \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^p x_{ik} \left[\frac{x'_{ik} \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik}) (1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik}) - \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik}))}{(1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik}))^2} \right] \\ &= - \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^p x_{ik} x'_{ik} \left[\frac{\exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik}) (1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik}) - \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik}))}{(1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik}))^2} \right] \\ &= - \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^p x_{ik} x'_{ik} \left[\frac{\exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik})}{1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik})} \right] \left[\frac{1}{1 + \exp(\sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik})} \right] \end{aligned}$$

$$= - \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^p x_{ik} x'_{ik} \pi(\mathbf{X}_i) (1 - \pi(\mathbf{X}_i)). \quad (4.9)$$

Untuk setiap langkah iterasi ke- t berlaku:

$$\begin{aligned} h_{00}^{(t)} &= \left. \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_0} \right|_{\boldsymbol{\beta}^{(t)}} = - \sum_{i=1}^n x_{i0} x_{i0} \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)} (1 - \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)}) \\ &= - \sum_{i=1}^n \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)} (1 - \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)}) \end{aligned} \quad (4.10)$$

$$\begin{aligned} h_{01}^{(t)} &= \left. \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} \right|_{\boldsymbol{\beta}^{(t)}} = - \sum_{i=1}^n x_{i0} x_{i1} \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)} (1 - \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)}) \\ &= - \sum_{i=1}^n x_{i1} \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)} (1 - \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} h_{pp}^{(t)} &= \left. \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_0} \right|_{\boldsymbol{\beta}^{(t)}} = - \sum_{i=1}^n x_{ip} x_{ip} \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)} (1 - \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)}) \\ &= - \sum_{i=1}^n x_{ip} x_{ip} \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)} (1 - \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)}). \end{aligned}$$

Berdasarkan persamaan (4.10), dapat dibentuk matriks Hessian persamaan (4.11) sebagai berikut:

$$\mathbf{H}(\boldsymbol{\beta})^{(t)} = - \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)} (1 - \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)}) & \sum_{i=1}^n x_{i1} \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)} (1 - \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)}) & \cdots & \sum_{i=1}^n x_{ip} \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)} (1 - \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)}) \\ \sum_{i=1}^n x_{i1} x_{i1} \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)} (1 - \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)}) & \cdots & \sum_{i=1}^n x_{i1} x_{ip} \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)} (1 - \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)}) \\ \vdots & & \vdots \\ \sum_{i=1}^n x_{ip} x_{ip} \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)} (1 - \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)}) \end{bmatrix}$$

simetris

Matriks Hessian pada persamaan (4.11) dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \mathbf{H}(\boldsymbol{\beta})^{(t)} &= - \{ \mathbf{X}' \text{diag} [\pi(\mathbf{X}_1)^{(t)} (1 - \pi(\mathbf{X}_1)^{(t)}), \pi(\mathbf{X}_2)^{(t)} (1 - \pi(\mathbf{X}_2)^{(t)}), \dots, \pi(\mathbf{X}_n)^{(t)} (1 \\ &\quad - \pi(\mathbf{X}_n)^{(t)})] \mathbf{X} \}^{-1} \end{aligned} \quad (4.12)$$

dengan,

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix},$$

$$\text{diag}[\pi(\mathbf{X}_1)^{(t)}(1 - \pi(\mathbf{X}_1)^{(t)}), \pi(\mathbf{X}_2)^{(t)}(1 - \pi(\mathbf{X}_2)^{(t)}), \dots, \pi(\mathbf{X}_n)^{(t)}(1 - \pi(\mathbf{X}_n)^{(t)})]$$

merupakan $n \times n$ matriks diagonal dengan elemen utama adalah $[\pi(\mathbf{X}_i)(1 - \pi(\mathbf{X}_i))]$.

Vektor *gradient* $\mathbf{q}(\boldsymbol{\beta})^{(t)}$ pada persamaan (4.8) dapat dituliskan dengan

$$\mathbf{q}(\boldsymbol{\beta})^{(t)} = \mathbf{X}'(\mathbf{y} - \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)}) \quad (4.13)$$

dan

$$q(\boldsymbol{\beta})_k^{(t)} = \left. \frac{\partial L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_k} \right|_{\boldsymbol{\beta}^{(t)}} = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^p (y_i - \pi(x_i)^{(t)}) x_{ik} \quad (4.14)$$

$$\text{dengan } \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)} = \frac{\exp(\hat{\boldsymbol{\beta}}'^t(\mathbf{X}_i))}{1 + \exp(\hat{\boldsymbol{\beta}}'^t(\mathbf{X}_i))}.$$

Berdasarkan persamaan (4.12) dan (4.13) diperoleh pendugaan parameter sebagai berikut:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(t+1)} = \hat{\boldsymbol{\beta}}^{(t)} + \{\mathbf{X}' \text{diag}[\pi(\mathbf{X}_1)^{(t)}(1 - \pi(\mathbf{X}_1)^{(t)}), \pi(\mathbf{X}_2)^{(t)}(1 - \pi(\mathbf{X}_2)^{(t)}), \dots, \pi(\mathbf{X}_n)^{(t)}(1 - \pi(\mathbf{X}_n)^{(t)})] \mathbf{X}\}^{-1} \mathbf{X}'(\mathbf{y} - \mathbf{m}^{(t)}) \quad (4.15)$$

dengan $\mathbf{m}^{(t)} = \pi(\mathbf{X}_i)^{(t)}$.

Berikut adalah langkah-langkah iterasi Newton-Raphson:

1. Menentukan nilai awal dari $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ pada iterasi pertama, yaitu $\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)} = \mathbf{0}$.

2. Mulai dari $t = 0$ sebagai iterasi pertama dan dilakukan dengan menghitung persamaan (4.15) sampai $\|\hat{\beta}^{(t+1)} - \hat{\beta}^{(t)}\| \leq \theta$, di mana θ merupakan suatu bilangan yang sangat kecil.

4.1.2 Pemilihan Peubah *Confounding*

Sebelum menduga nilai *propensity score*, perlu dilakukan pemilihan peubah prediktor yang menjadi peubah *confounding*. Pemilihan peubah *confounding* dapat dilakukan dengan melihat hubungan antar peubah. Hal ini didasarkan pada pernyataan Wunsch (2007), bahwa peubah *confounding* adalah peubah yang berhubungan dengan peubah respons dan peubah prediktor. Agresti (2002) menggunakan uji *Chi-Square* untuk memilih peubah *confounding*. Karenanya, pada penelitian ini akan digunakan uji *chi-square* (persamaan 2.17) untuk melihat hubungan antar peubah. Dengan hipotesis yang diuji adalah:

$H_0 : P(X_1, X_2) = P(X_1)P(X_2)$ (tidak ada hubungan yang signifikan antar dua peubah yang diamati), lawan

$H_1 : P(X_1, X_2) \neq P(X_1)P(X_2)$ (ada hubungan yang signifikan antar dua peubah yang diamati).

Dengan taraf signifikasnsi $\alpha = 5\%$, H_0 akan diterima jika nilai $\chi_{hitung}^2 < \chi_{\alpha; (r-1)(c-1)}^2$ atau nilai $P > \alpha$.

Hasil perhitungan uji *chi-square* dapat dilihat pada Tabel 4.2 berikut:

Tabel 4.2. Pengujian Hubungan Peubah yang Diduga sebagai *Confounding* dengan Peubah Prediktor (X) Lainnya

Peubah	χ^2	$P - value$	Keputusan
X_2 (Pendidikan Terakhir Ibu)			
X_3 dan X_2	51.51516	0.00000	Tolak H_0
X_4 dan X_2	10.33054	0.11140	Terima H_0

Lanjutan Tabel 4.2

Peubah	χ^2	$P - value$	Keputusan
X_5 dan X_2	2.509227	0.47363	Terima H_0
X_6 dan X_2	10.22793	0.01672	Tolak H_0
X_7 dan X_2	2.362869	0.50058	Terima H_0
X_8 dan X_2	1.138256	0.76785	Terima H_0
X_9 dan X_2	1.770867	0.62129	Terima H_0
X_3 (Status Pekerjaan Ibu)			
X_2 dan X_3	51.51516	0.00000	Tolak H_0
X_4 dan X_3	11.37067	0.18157	Terima H_0
X_5 dan X_3	2.466116	0.65071	Terima H_0
X_6 dan X_3	5.658418	0.22615	Terima H_0
X_7 dan X_3	1.104583	0.89354	Terima H_0
X_8 dan X_3	2.850027	0.58323	Terima H_0
X_9 dan X_3	20.02448	0.00049	Tolak H_0
X_4 (Tempat Ibu Melahirkan)			
X_2 dan X_4	10.33054	0.11140	Terima H_0
X_3 dan X_4	11.37067	0.18157	Terima H_0
X_5 dan X_4	0.532418	0.76628	Terima H_0
X_6 dan X_4	13.96483	0.00093	Tolak H_0
X_7 dan X_4	1.708771	0.42554	Terima H_0
X_8 dan X_4	6.531887	0.03816	Tolak H_0
X_9 dan X_4	3.455589	0.17768	Terima H_0
X_5 (Praktik IMD)			
X_2 dan X_5	2.509227	0.47363	Terima H_0
X_3 dan X_5	2.466116	0.65071	Terima H_0
X_4 dan X_5	0.532418	0.76628	Terima H_0
X_6 dan X_5	2.075315	0.14970	Terima H_0
X_7 dan X_5	1.211994	0.27094	Terima H_0
X_8 dan X_5	0.02522	0.87382	Terima H_0
X_9 dan X_5	1.795371	0.18027	Terima H_0
X_6 (Menyusui di 1 Jam Pertama)			
X_2 dan X_6	10.22793	0.01672	Tolak H_0
X_3 dan X_6	5.658418	0.22615	Terima H_0
X_4 dan X_6	13.96483	0.00093	Tolak H_0
X_5 dan X_6	2.075315	0.14970	Terima H_0
X_7 dan X_6	2.494231	0.11426	Terima H_0
X_8 dan X_6	0.997707	0.31787	Terima H_0
X_9 dan X_6	4.874897	0.02725	Tolak H_0
X_7 (ASI yang Pertama Keluar adalah Kolostrum)			
X_2 dan X_7	2.362869	0.50058	Terima H_0
X_3 dan X_7	1.104583	0.89354	Terima H_0
X_4 dan X_7	1.708771	0.42554	Terima H_0

Lanjutan Tabel 4.2

X_5 dan X_7	1.211994	0.27094	Terima H_0
X_6 dan X_7	2.494231	0.11426	Terima H_0
X_8 dan X_7	1.139899	0.28567	Terima H_0
X_9 dan X_7	12.98744	0.00031	Tolak H_0
X_8 (Pengetahuan Ibu tentang ASI)			
X_2 dan X_8	1.138256	0.76785	Terima H_0
X_3 dan X_8	2.850027	0.58323	Terima H_0
X_4 dan X_8	6.531887	0.03816	Tolak H_0
X_5 dan X_8	0.02522	0.87382	Terima H_0
X_6 dan X_8	0.997707	0.31787	Terima H_0
X_7 dan X_8	1.139899	0.28567	Terima H_0
X_9 dan X_8	0.241056	0.62344	Terima H_0
X_9 (Sikap Ibu terhadap Pemberian ASI Eksklusif)			
X_2 dan X_9	1.770867	0.62129	Terima H_0
X_3 dan X_9	20.02448	0.00049	Tolak H_0
X_4 dan X_9	3.455589	0.17768	Terima H_0
X_5 dan X_9	1.795371	0.18027	Terima H_0
X_6 dan X_9	4.874897	0.02725	Tolak H_0
X_7 dan X_9	12.98744	0.00031	Tolak H_0
X_8 dan X_9	0.241056	0.62344	Terima H_0

Tabel 4.2 menyajikan uji ketergantungan antara peubah yang diduga sebagai peubah *confounding* dengan peubah prediktor lainnya. Uji ketergantungan pada penelitian ini menggunakan taraf signifikansi $\alpha = 5\%$. Jika peubah pendidikan terakhir ibu (X_2) yang diduga sebagai peubah *confounding*, hanya memiliki dua hubungan dengan peubah prediktor lain, yaitu peubah status pekerjaan ibu (X_3) dan peubah ibu menyusui di satu jam pertama setelah melahirkan (X_6). Begitu pula jika peubah status pekerjaan ibu (X_3) yang diduga sebagai peubah *confounding*, ia hanya memiliki dua hubungan dengan peubah prediktor lain, yaitu peubah pendidikan terakhir ibu (X_2) dan peubah sikap ibu terhadap pemberian ASI eksklusif (X_9). Peubah tempat ibu melahirkan (X_4) juga hanya memiliki dua hubungan dengan peubah prediktor lain, yaitu peubah menyusui di satu jam pertama setelah melahirkan (X_6) dan peubah pengetahuan ibu tentang ASI (X_8). Sedangkan peubah praktik IMD (X_5) tidak memiliki hubungan dengan peubah

prediktor lain. Untuk peubah menyusui di satu jam pertama setelah melahirkan (X_6), peubah ini memiliki tiga hubungan dengan peubah prediktor lain, yaitu peubah pendidikan terakhir ibu (X_2), tempat ibu melahirkan (X_4) dan sikap ibu terhadap pemberian ASI eksklusif (X_9). Sedangkan peubah ASI yang pertama keluar adalah kolostrum (X_7) hanya memiliki satu hubungan dengan peubah prediktor lain, yaitu sikap ibu terhadap pemberian ASI eksklusif (X_9). Begitu juga dengan peubah pengetahuan ibu tentang ASI (X_8), peubah ini hanya memiliki hubungan dengan peubah tempat ibu melahirkan (X_4). Sementara itu, peubah sikap ibu terhadap pemberian ASI eksklusif (X_9) memiliki tiga hubungan dengan peubah prediktor lain, yaitu peubah status pekerjaan ibu (X_3), menyusui di satu jam pertama setelah melahirkan (X_6) dan ASI yang pertama kali diberikan adalah kolostrum (X_7).

Selain dilakukan pengujian hubungan peubah yang diduga sebagai peubah *confounding* dengan peubah prediktor lain, dilakukan juga pengujian hubungan antara peubah yang diduga sebagai peubah *confounding* dengan peubah respons yaitu peubah status kelulusan ASI eksklusif (Y). Hasil pengujian hubungan antara peubah prediktor (X) dengan peubah respons (Y) dapat dilihat pada Tabel 4.3 berikut:

Tabel 4.3. Pengujian Hubungan Peubah yang Diduga sebagai Peubah *Confounding* dengan Peubah Status Kelulusan ASI Eksklusif (Y)

Peubah	χ^2	P -value	Keputusan
X_2 dan Y	2.679955	0.44364	Terima H_0
X_3 dan Y	6.295828	0.17812	Terima H_0
X_4 dan Y	6.583313	0.03719	Tolak H_0
X_5 dan Y	3.076645	0.07942	Terima H_0
X_6 dan Y	13.08069	0.00030	Tolak H_0
X_7 dan Y	3.230642	0.07227	Terima H_0
X_8 dan Y	1.21654	0.27004	Terima H_0
X_9 dan Y	46.76523	0.00000	Tolak H_0

Berdasarkan Tabel 4.3 dapat dilihat bahwa dengan taraf signifikansi $\alpha = 5\%$, peubah prediktor yang mempunyai hubungan dengan peubah status kelulusan ASI eksklusif (Y) hanyalah peubah tempat ibu melahirkan (X_4), peubah ibu menyusui di satu jam pertama setelah melahirkan (X_6) dan peubah sikap ibu terhadap pemberian ASI eksklusif (X_9).

Sebelumnya, peubah tempat ibu melahirkan (X_4) hanya memiliki dua hubungan dengan peubah prediktor lain. Sedangkan peubah ibu menyusui di satu jam pertama setelah melahirkan (X_6) dan peubah sikap ibu terhadap pemberian ASI eksklusif (X_9) mempunyai tiga hubungan terhadap peubah prediktor lain. Akan tetapi, pada penelitian ini yang dipilih menjadi peubah *confounding* adalah peubah sikap ibu terhadap pemberian ASI eksklusif (X_9). Hal ini dikarenakan peubah sikap ibu terhadap pemberian ASI eksklusif (X_9) memiliki dua hubungan yang sangat signifikan dengan peubah prediktor lain. Sedangkan peubah ibu menyusui di satu jam pertama setelah melahirkan (X_6) hanya memiliki satu hubungan yang sangat signifikan dengan peubah prediktor lain. Selain itu, jika dilihat hubungannya dengan peubah status kelulusan ASI eksklusif (Y), hubungan sikap ibu terhadap pemberian ASI eksklusif (X_9) jauh lebih signifikan dibandingkan dengan hubungan status kelulusan ASI eksklusif (Y) dengan peubah ibu menyusui di satu jam pertama setelah melahirkan (X_6). Hal ini sama dengan yang telah dilakukan Hasanah (2018). Pada penelitiannya terdapat beberapa peubah prediktor yang berhubungan dengan peubah prediktor lain dan peubah respons. Karena dalam batasan masalah dikatakan hanya terdapat satu peubah *confounding*, Hasanah (2008) memilih peubah prediktor yang mempunyai hubungan yang paling signifikan.

4.1.3 Pendugaan Nilai *Propensity Score* Menggunakan Regresi Logistik

Setelah peubah *confounding* terpilih, dilakukan pendugaan nilai *propensity score* menggunakan regresi logistik. Nilai *propensity score* yang menggambarkan besar peluang ibu terkena suatu perlakuan berdasarkan peubah prediktor yang diamati dituliskan pada persamaan (2.16) berikut (Thavaneswaran & Lix, 2008):

$$\hat{e}_i(\mathbf{X}) = P(z_i = 1|\mathbf{X}) = \frac{e^{(\beta_0 + \sum \beta_k x_{ki})}}{1 + e^{(\beta_0 + \sum \beta_k x_{ki})}}$$

dengan

β_0 = konstanta

β_k = koefisien regresi prediktor ke- k , di mana $k = 1, 2, \dots, p$

x_{ki} = nilai peubah prediktor ke- k ibu ke- i , di mana $i = 1, 2, \dots, n$.

Peubah *confounding* yang telah dipilih digunakan sebagai respons, yaitu sikap ibu terhadap pemberian ASI eksklusif (X_9) yang dilambangkan dengan Z . Peubah prediktor yang digunakan adalah umur ibu (X_1), pendidikan terakhir ibu (X_2), status pekerjaan ibu (X_3), tempat ibu melahirkan (X_4), praktik IMD (X_5), menyusui di satu jam pertama setelah melahirkan (X_6), ASI pertama adalah kolostrum (X_7) dan pengetahuan ibu tentang ASI (X_8).

Berdasarkan persamaan (2.16), diperoleh parameter duga dari nilai *propensity score* sebagaimana dapat dilihat pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4. Penduga Parameter Model Regresi Logistik antara Peubah Prediktor (X) dengan Sikap Ibu terhadap Pemberian ASI (Z)

Peubah	Parameter (β)	SE	<i>P-value</i>
<i>Intercept</i>	-16.49368	3153.95832	0.9958
X_1	-0.06879	0.03443	0.0457
$X_{2,3}$	0.16466	0.71637	0.8182
$X_{2,4}$	-0.01207	0.71826	0.9866
$X_{2,5}$	17.5445	1225.30261	0.9886

Lanjutan Tabel 4.4

Peubah	Parameter (β)	SE	P-value
$X_{3,2}$	-37.46178	6636.72967	0.9955
$X_{3,3}$	-36.7	2937.66224	0.99
$X_{3,4}$	-0.49901	0.63048	0.4287
$X_{3,5}$	-0.66598	0.998	0.5046
$X_{4,2}$	-0.41957	0.59174	0.4783
$X_{4,3}$	-0.24542	0.60563	0.6853
$X_{5,1}$	0.31978	0.55517	0.5646
$X_{6,1}$	0.65717	0.46132	0.1543
$X_{7,1}$	19.46377	3153.95803	0.9951
$X_{8,1}$	0.30836	0.4795	0.5202

Tabel 4.4 menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi $\alpha = 5\%$, peubah yang berpengaruh signifikan terhadap sikap ibu pada pemberian ASI (Z) adalah umur ibu (X_1) dengan nilai P sebesar 0,0457. Hasil penelitian Rahmayani dkk (2016) melaporkan bahwa ibu tidak memberikan ASI eksklusif dikarenakan belum matang secara fisik, mental dan psikologis dalam menghadapi kehamilan. Usia 20-35 tahun merupakan masa reproduksi. Pada usia ini, ibu diharapkan mampu memecahkan masalah yang dihadapi dengan tenang, terutama dalam menghadapi masa kehamilan, persalinan, nifas dan merawat sang buah hati. Pada penelitian ini, sebagian besar ibu berusia 31 tahun. Artinya, ibu berada pada masa reproduksi, sehingga tidak heran jika usia mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap sikap ibu dalam memberikan ASI.

Model *propensity score* menggunakan regresi logistik adalah:

$$\hat{e}_i(X) = \frac{\exp \left(\begin{array}{l} -16.494 - 0.069X_1 + 0.165X_{2,3} - 0.012X_{2,4} + 17.545X_{2,5} \\ -37.462X_{3,2} - 36.7X_{3,3} - 0.45X_{3,4} - 0.666X_{3,5} - 0.42X_{4,2} \\ -0.245X_{4,3} + 0.320X_{5,1} + 0.657X_{6,1} + 19.464X_{7,1} + 0.308X_{8,1} \end{array} \right)}{1 + \exp \left(\begin{array}{l} -16.494 - 0.069X_1 + 0.165X_{2,3} - 0.012X_{2,4} + 17.545X_{2,5} \\ -37.462X_{3,2} - 36.7X_{3,3} - 0.45X_{3,4} - 0.666X_{3,5} - 0.42X_{4,2} \\ -0.245X_{4,3} + 0.320X_{5,1} + 0.657X_{6,1} + 19.464X_{7,1} + 0.308X_{8,1} \end{array} \right)} \quad (4.16)$$

Dari persamaan (4.1) dapat diperoleh nilai duga *propensity score* menggunakan regresi logistik yang disajikan pada Tabel 4.5 berikut:

Tabel 4.5. Nilai Duga *Propensity Score* ($\hat{e}_i(X)$) Menggunakan Regresi Logistik

Data ke-	Nilai Duga <i>Propensity Score</i> ($\hat{e}_i(X)$)						
1-7	0.738	0.88	1	0.533	1	0.697	0.547
8-14	0.724	0.853	0.910	0.853	1	0.742	1
15-21	0.788	0.884	0.765	0.600	0.670	1	0.478
22-28	0.713	0.774	0.894	0.916	0.607	0.808	0.904
29-35	1	0.838	0.946	1	0.751	0.529	0.788
36-42	0.856	0.755	0.804	0.879	0.827	1	0.727
43-49	0.764	0.786	1	0.721	0.825	0.680	0.853
50-56	0.640	0.835	0.717	1	0.796	1	0.756
57-63	0.928	0.858	0.877	0.677	0.791	0.000	0.783
64-70	0.814	0.695	0.781	0.830	0.731	0.857	0.869
71-77	0.534	0.850	0.836	0.903	0.000	1	0.814
78-84	0.600	1	0.793	0.701	0.777	0.856	0.885
85-91	1	0.677	0.533	0.824	0.000	0.910	0.934
92-98	0.525	0.666	0.000	0.751	0.724	0.842	0.533
99-105	0.571	0.770	0.901	0.884	0.815	0.878	1
106-112	1	0.935	1	0.000	0.000	1	0.803
113-119	0.775	0.749	0.000	0.866	0.000	0.686	0.891
120-126	1	1	0.854	0.571	0.808	0.777	0.908
127-133	0.835	0.795	1	1	0.756	0.628	0.839
134-140	0.861	0.839	0.723	0.575	0.884	0.481	0.769
141-147	0.771	0.845	0.858	0.583	0.834	1	0.865
148-154	0.769	0.870	0.633	0.834	0.910	0.515	0.743
155-161	0.481	0.915	0.913	0.758	1	0.592	0.729
162-168	0.856	0.862	0.671	0.694	0.000	0.814	0.482
169-175	0.780	0.873	0.841	0.830	0.926	0.853	0.709
176-182	0.820	0.659	0.665	0.813	0.942	0.000	0.821
183-188	0.801	0.858	0.723	0.774	1	0.774	

Dari Tabel 4.5 dapat dilihat bahwa nilai *propensity score* tidak ada yang melebihi 1 dan semua positif. Hal ini sesuai dengan yang telah disampaikan Lane & Keiffer (2017), bahwa *propensity score* merupakan peluang bersyarat, dan nilai peluang berkisar antara 0 dan 1.

Nilai *propensity score* pada Tabel 4.5 menggambarkan peluang ibu mempunyai sikap yang baik terhadap pemberian ASI eksklusif dengan syarat mempunyai suatu nilai peubah prediktor (umur, pendidikan terakhir, status pekerjaan, tempat melahirkan, praktik IMD, menyusui di satu jam pertama, ASI

yang pertama diberikan berupa kolostrum dan pengetahuan ibu tentang ASI) tertentu. Ibu pada data pertama mempunyai nilai *propensity score* sebesar 0,738. Artinya, dari 1000 ibu yang berumur 22 tahun, berpendidikan terakhir SD, berstatus sebagai ibu rumah tangga, melahirkan di Rumah Sakit, tidak melakukan praktik IMD, tidak menyusui di satu jam pertama setelah melahirkan, ASI yang pertama kali diberikan berupa kolostrum dan mempunyai pengetahuan yang baik tentang ASI, 738 di antaranya mempunyai sikap yang baik terhadap pemberian ASI eksklusif.

4.2 PSM-NN Matching Without Replacement

Metode PSM-NN *matching without replacement* merupakan metode PSM *matching* tanpa pengembalian. Artinya, menurut Caliendo & Kopeining (2005), pada metode ini anggota kelompok yang tidak mempunyai pasangan dikeluarkan dan tidak digunakan untuk analisis selanjutnya.

Pada kasus ini, dari 188 ibu yang mempunyai bayi berusia 6 sampai 11 bulan, 143 ibu mempunyai sikap yang baik terhadap pemberian ASI eksklusif (kelompok perlakuan) dan 45 ibu mempunyai sikap yang kurang terhadap pemberian ASI eksklusif (kelompok kontrol). Ibu dengan sikap yang kurang terhadap pemberian ASI eksklusif (kelompok kontrol) dicocokkan dengan ibu yang mempunyai sikap baik terhadap pemberian ASI eksklusif (kelompok perlakuan). Ibu dengan sikap baik terhadap pemberian ASI eksklusif yang tidak mempunyai pasangan dikeluarkan kelompok ibu yang mempunyai sikap baik terhadap pemberian ASI eksklusif (kelompok perlakuan) dan tidak diikuti pada analisis selanjutnya. Hasil analisis *matching* dengan NN *matching without replacement* dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6. Jumlah Pasangan yang Terbentuk Menggunakan PSM-NN
Matching without Replacement

	Sebelum <i>matching</i>	Sesudah <i>matching</i>
Perlakuan	143	45
Kontrol	45	45

Data ibu dari kelompok kontrol dan perlakuan dipasangkan berdasarkan selisih nilai *propensity score* antara kelompok kontrol dan perlakuan yang paling kecil. Berikut adalah pembagian data kelompok kontrol dan perlakuan yang dipasangkan.

Tabel 4.7. Anggota Kelompok Perlakuan dan Kontrol yang Dipasangkan Menggunakan PSM-NN *Matching without Replacement*

No	Data Ibu <i>Matching</i>		No	Data Ibu <i>Matching</i>	
	Perlakuan	Kontrol		Perlakuan	Kontrol
1	1	136	24	32	17
2	2	74	25	33	43
3	3	31	26	34	4
4	5	25	27	35	19
5	6	118	28	36	178
6	7	87	29	37	132
7	8	175	30	39	18
8	9	40	31	41	160
9	10	176	32	42	153
10	11	103	33	45	168
11	12	64	34	46	155
12	13	158	35	47	21
13	14	38	36	48	117
14	15	44	37	49	166
15	16	54	38	50	62
16	20	63	39	51	109
17	22	60	40	52	181
18	24	66	41	53	89
19	26	78	42	55	94
20	27	82	43	56	110
21	28	113	44	57	115
22	29	23	45	58	75
23	30	148			

Tabel 4.7 menunjukkan bahwa ibu yang mempunyai sikap kurang baik terhadap pemberian ASI eksklusif adalah ibu dengan nomor urut 136, 74, 31, 25,

118, 87, 175, 40, 176, 103, 64, 158, 38, 44, 54, 63, 60, 66, 78, 82, 113, 23, 148, 17, 43, 4, 19, 178, 132, 18, 160, 153, 168, 155, 21, 117, 166, 62, 109, 181, 89, 94, 110, 115 dan 75. Berdasarkan Tabel 4.7 juga dapat dilihat bahwa terdapat 90 data ibu yang telah dicocokkan (*matched*) dan dilanjutkan ke analisis selanjutnya. Sedangkan data yang tidak dicocokkan dan tidak digunakan pada analisis selanjutnya ada sebanyak 98 data.

4.2.1 Evaluasi Peubah Prediktor PSM-NN *Matching without Replacement*

Pada *propensity score matching*, evaluasi peubah prediktor yang berupa data kategorik dapat dilakukan dengan menguji hipotesis berikut (Montgomery, 2001):

$H_0 : p_1 = p_0$ (tidak ada perbedaan proporsi antara kelompok perlakuan dan kontrol), lawan

$H_1 : p_1 \neq p_0$ (ada perbedaan proporsi antara kelompok perlakuan dan kontrol).

Keputusan H_0 diterima jika $|Z_{hit}| < Z_{\frac{\alpha}{2}}$ atau nilai $P > \alpha$.

Sedangkan untuk peubah prediktor yang berupa data kontinu, dapat dilakukan dengan menguji hipotesis berikut (Montgomery, 2001):

$H_0 : \mu_1 = \mu_0$ (tidak ada perbedaan rata-rata antara kelompok perlakuan dan kontrol), lawan

$H_1 : \mu_1 \neq \mu_0$ (ada perbedaan rata-rata antara kelompok perlakuan dan kontrol).

Pada pengujian ini, H_0 akan diterima jika $|t_{hit}| < t_{\frac{\alpha}{2}}; df = n_1 + n_0 - 2$ atau nilai $P > \alpha$.

Hasil pengujian keseimbangan peubah prediktor dapat dilihat pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8. Hasil Pengujian Keseimbangan Peubah Prediktor PSM-NN *Matching without Replacement*

Peubah	<i>Balance</i>	<i>P – value</i>	Keputusan
X_1	Sebelum	0.01077	Tolak H_0
X_1	Sesudah	0.1153	Terima H_0
X_2	Sebelum	0.57905	Terima H_0
X_2	Sesudah	0.45882	Terima H_0
X_3	Sebelum	0.15253	Terima H_0
X_3	Sesudah	1	Terima H_0
X_4	Sebelum	0.02105	Terima H_0
X_4	Sesudah	0.124	Terima H_0
X_5	Sebelum	0.18027	Terima H_0
X_5	Sesudah	1	Terima H_0
X_6	Sebelum	0.02725	Tolak H_0
X_6	Sesudah	0.03142	Tolak H_0
X_7	Sebelum	0.00031	Tolak H_0
X_7	Sesudah	0.04076	Tolak H_0
X_8	Sebelum	0.62344	Terima H_0
X_8	Sesudah	0.80904	Terima H_0

Tabel 4.8 menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi $\alpha = 5\%$, masih ada beberapa peubah yang tetap belum seimbang meskipun sudah dilakukan *matching* dengan menggunakan metode PSM-NN *matching without replacement*. Peubah yang tidak seimbang tersebut adalah peubah menyusui di satu jam pertama setelah melahirkan (X_6) dan peubah ASI yang pertama diberikan berupa kolostrum (X_7).

Pada *propensity score matching*, selain evaluasi dilakukan dengan menguji keseimbangan peubah prediktor, menurut Pan & Bai (2015) evaluasi juga dapat dilakukan dengan membandingkan nilai bias sebelum dan sesudah *matching*. Proses ini disebut dengan *postmatching*. Nilai bias yang telah dihitung dapat dilihat pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9. Bias Sebelum dan Sesudah PSM-NN *Matching without Replacement*

	Bias
Sebelum Matching	0.2712142
Sesudah Matching	0.2785715

Berdasarkan Tabel 4.9 dapat dilihat bahwa nilai bias sebelum *matching* untuk metode PSM-NN *matching without replacement* adalah sebesar 0,2712142, sedangkan nilai bias setelah dilakukan *matching* adalah sebesar 0,2785715. Dari sini dapat dilihat bahwa untuk metode PSM-NN *matching without replacement*, nilai bias sesudah dilakukan *matching* justru lebih besar dibandingkan sebelum dilakukan *matching*. Metode PSM-NN *matching without replacement* dirasa kurang efektif karena telah meningkatkan bias sebesar 2,713%.

Karena ada dua peubah, yaitu peubah menyusui di satu jam pertama setelah melahirkan (X_6) dan peubah ASI yang pertama diberikan berupa kolostrum (X_7) yang tidak seimbang, langkah selanjutnya adalah kedua peubah tersebut dibuang dan dilakukan pendugaan *propensity score* kembali. Dengan mengeluarkan kedua peubah tersebut, didapatkan nilai duga parameter sebagaimana disajikan pada Tabel 4.10 berikut:

Tabel 4.10. Nilai Duga Parameter Model Regresi Logistik antara Peubah Prediktor (X) dengan Sikap Ibu terhadap Pemberian ASI (Z)

Peubah	Parameter (β)	SE	<i>P-value</i>
<i>Intercept</i>	3.40276	1.34188	0.0112
X_1	-0.06279	0.03263	0.0544
$X_{2,3}$	0.1006	0.66293	0.8794
$X_{2,4}$	-0.11153	0.64823	0.8634
$X_{2,5}$	17.37895	1232.85294	0.9888
$X_{3,2}$	-37.01861	6638.12779	0.9956
$X_{3,3}$	-36.8453	2921.92762	0.9899
$X_{3,4}$	-0.41469	0.6174	0.5018
$X_{3,5}$	-0.36761	0.98403	0.7087
$X_{4,2}$	-0.77429	0.55987	0.1667
$X_{4,3}$	-0.37995	0.59003	0.5196
$X_{5,1}$	0.57979	0.5426	0.2853
$X_{8,1}$	0.18549	0.46903	0.6925

Berdasarkan Tabel 4.10, dapat dilihat bahwa dengan taraf signifikansi sebesar $\alpha = 5\%$, yang berpengaruh signifikan terhadap peubah sikap ibu terhadap pemberian ASI (Z) hanyalah *intercept* saja. Selanjutnya, dari Tabel 4.12 dapat dibentuk persamaan *propensity score* menggunakan regresi logistik sebagai berikut:

$$\hat{e}_i(X) = \frac{\exp \left(\begin{aligned} &3.40276 - 0.06279X_1 + 0.1006X_{2.3} - 0.11153X_{2.4} + 17.37895X_{2.5} \\ &- 37.01861X_{3.2} - 36.8453X_{3.3} - 0.41469X_{3.4} - 0.36761X_{3.5} \\ &- 0.77429X_{4.2} - 0.37995X_{4.3} + 0.57979X_{5.1} + 0.18549X_{8.1} \end{aligned} \right)}{1 + \exp \left(\begin{aligned} &3.40276 - 0.06279X_1 + 0.1006X_{2.3} - 0.11153X_{2.4} + 17.37895X_{2.5} \\ &- 37.01861X_{3.2} - 36.8453X_{3.3} - 0.41469X_{3.4} - 0.36761X_{3.5} \\ &- 0.77429X_{4.2} - 0.37995X_{4.3} + 0.57979X_{5.1} + 0.18549X_{8.1} \end{aligned} \right)} \quad (4.17)$$

Persamaan (4.2) memberikan gambaran bahwa kecenderungan ibu berpengetahuan baik tentang ASI mempunyai sikap yang baik terhadap pemberian ASI adalah 0,18549 lebih besar dibandingkan ibu yang mempunyai pengetahuan kurang baik.

Berdasarkan persamaan (4.2) juga dapat diperoleh nilai duga *propensity score* menggunakan regresi logistik. Hasil nilai duga *propensity score* dapat dilihat pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11. Penduga *Propensity Score* ($\hat{e}_i(X)$) Menggunakan Regresi Logistik

Data ke-	Nilai Duga <i>Propensity Score</i> ($\hat{e}_i(X)$)						
1-7	0.738	0.881	1.000	1.000	0.697	0.547	0.724
8-14	0.853	0.910	0.853	1.000	0.742	1.000	0.788
15-21	0.884	1.000	0.713	0.894	0.607	0.808	0.904
22-28	1.000	0.838	1.000	0.751	0.529	0.788	0.856
29-35	0.755	0.879	1.000	0.727	1.000	0.721	0.825
36-42	0.680	0.853	0.640	0.835	0.717	1.000	1.000
43-49	0.756	0.928	0.858	0.723	0.903	0.946	0.916
50-56	0.686	0.533	0.709	0.827	0.820	0.815	0.814
57-63	0.758	0.804	0.786	0.796	0.783	0.677	0.781
64-70	0.600	0.777	0.775	0.774	0.769	0.765	0.764
71-77	0.533	0.670	0.665	0.628	0.600	0.592	0.515
78-84	0.482	0.481	0.478	0.000	0.000	0.000	0.000
85-90	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	

Setelah peubah X_6 dan X_7 dikeluarkan dari persamaan *propensity score*, ternyata dengan menggunakan metode PSM-NN *matching without replacement* tetap ada 45 pasang. Dengan kata lain, akan ada 90 data ibu yang digunakan untuk analisis selanjutnya, 45 data ibu kelompok kontrol dan 45 ibu kelompok perlakuan. Hasil analisis *matching* dengan NN *matching without replacement* dapat dilihat pada Tabel 4.12.

Tabel 4.12. Jumlah Pasangan yang Terbentuk Menggunakan PSM-NN *Matching without Replacement*

	Sebelum <i>matching</i>	Sesudah <i>matching</i>
Perlakuan	143	45
Kontrol	45	45

Berikut adalah pembagian data kelompok kontrol dan perlakuan yang dipasangkan.

Tabel 4.13. Anggota Kelompok Perlakuan dan Kontrol yang Dipasangkan Menggunakan PSM-NN *Matching without Replacement*

No	Data Ibu <i>Matching</i>		No	Data Ibu <i>Matching</i>	
	Perlakuan	Kontrol		Perlakuan	Kontrol
1	1	113	24	32	17
2	2	176	25	33	178
3	3	31	26	34	60
4	5	25	27	35	38
5	6	136	28	36	78
6	7	118	29	37	43
7	8	66	30	39	19
8	9	75	31	41	94
9	10	74	32	42	4
10	11	23	33	45	160
11	12	82	34	46	153
12	13	54	35	47	132
13	14	44	36	48	166
14	15	158	37	49	155
15	16	40	38	50	87
16	20	148	39	51	168
17	22	18	40	52	115
18	24	175	41	53	117
19	26	21	42	55	181

Lanjutan Tabel 4.13

20	27	103	43	56	109
21	28	64	44	57	89
22	29	63	45	58	110
23	30	62			

Tabel 4.13 menunjukkan bahwa terdapat 90 data ibu yang telah dicocokkan (*matched*) dan dilanjutkan ke analisis selanjutnya. Sedangkan data yang tidak dicocokkan dan tidak digunakan pada analisis selanjutnya ada sebanyak 98 data.

Selanjutnya dilakukan evaluasi keseimbangan peubah prediktor. Hasil pengujian keseimbangan peubah prediktor dapat dilihat pada Tabel 4.14.

Tabel 4.14. Hasil Pengujian Keseimbangan Peubah Prediktor PSM-NN *Matching without Replacement*

Peubah	Balance	$P - value$	Keputusan	Keterangan
X_1	Sebelum	0.01077	Tolak H_0	Tidak Seimbang
X_1	Sesudah	0.1153	Terima H_0	Seimbang
X_2	Sebelum	0.57905	Terima H_0	Seimbang
X_2	Sesudah	0.45882	Terima H_0	Seimbang
X_3	Sebelum	0.15253	Terima H_0	Seimbang
X_3	Sesudah	1	Terima H_0	Seimbang
X_4	Sebelum	0.02105	Terima H_0	Seimbang
X_4	Sesudah	0.124	Terima H_0	Seimbang
X_5	Sebelum	0.18027	Terima H_0	Seimbang
X_5	Sesudah	1	Terima H_0	Seimbang
X_8	Sebelum	0.62344	Terima H_0	Seimbang
X_8	Sesudah	0.80904	Terima H_0	Seimbang

Setelah peubah yang tidak seimbang, yaitu peubah X_6 dan X_7 dikeluarkan, dengan taraf signifikansi $\alpha = 5\%$ dapat dilihat pada Tabel 4.14 bahwa semua peubah prediktor menjadi seimbang setelah dilakukan *matching* dengan menggunakan metode PSM-NN *matching without replacement*.

Selanjutnya perbandingan nilai bias sebelum dan sesudah *matching* pada metode NN *matching without replacement* dapat dilihat pada Tabel 4.15.

Tabel 4.15. Bias Sebelum dan Sesudah PSM-NN *Matching without Replacement*

	Bias
Sebelum Matching	0.108266
Sesudah Matching	0.195104

Berdasarkan Tabel 4.15 dapat dilihat bahwa nilai bias sebelum *matching* untuk metode PSM-NN *matching without replacement* setelah peubah X_6 dan X_7 dikeluarkan menjadi berkurang. Dari 0,2712142 menjadi 0,108266. Begitu juga dengan nilai bias setelah dilakukan *matching*, turun 0,2785715 menjadi 0,195104. Akan tetapi, meskipun mengalami penurunan, nilai bias setelah *matching* masih tetap lebih besar dibandingkan nilai bias sebelum *matching*. Bahkan, presentase kenaikan bias jauh lebih besar dibandingkan ketika peubah yang tidak seimbang (X_6 dan X_7) dimasukkan dalam persamaan *propensity score*. Setelah peubah X_6 dan X_7 dikeluarkan, metode PSM-NN *matching without replacement* dirasa menjadi jauh kurang efektif karena telah meningkatkan bias sebesar 44,509%.

4.2.2 Signifikansi Hasil *Average Treatment Treated (ATT) PSM-NN Matching without Replacement*

Pada tahap ini akan dihitung signifikansi hasil $ATT(\hat{\theta})$. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui seberapa besar pengaruh peubah *confounding* (Z) terhadap peubah respons (Y). Menurut Li (2013), hipotesis yang digunakan pada pengujian ini adalah:

$$H_0 : \hat{\theta} = 0, \text{ lawan}$$

$$H_1 : \hat{\theta} \neq 0.$$

$$H_0 \text{ akan diterima jika } |t_{hit}| < t_{\frac{\alpha}{2}, (n_1+n_0-2)} \text{ atau nilai } P > \alpha.$$

Hasil pendugaan nilai ATT pada metode PSM-NN *matching without replacement* dapat dilihat pada Tabel 4.16 berikut:

Tabel 4.16. Hasil Pendugaan Nilai ATT pada PSM-NN *Matching without Replacement*

Peubah	ATT ($\hat{\theta}$)	SE (ATT)	t_{hit}	$P - value$
<i>Z</i>	0.57778	0.10119	5.7097	1.1318e-08

Berdasarkan Tabel 4.16 dapat dilihat bahwa sikap ibu terhadap pemberian ASI (*Z*) berpengaruh sangat signifikan terhadap status kelulusan ASI eksklusif (*Y*). Hal ini dikarenakan $P - value$ ($1.1318e-08$) $< \alpha = 0.05$. Tabel 4.32 juga menunjukkan bahwa efek sikap ibu terhadap pemberian ASI pada status kelulusan ASI eksklusif adalah sebesar 0,57778. Artinya, ibu dengan sikap terhadap pemberian ASI yang baik mempunyai peluang 0,57778 kali lebih besar untuk lulus ASI eksklusif dibandingkan dengan ibu yang mempunyai sikap kurang baik terhadap pemberian ASI.

4.3 PSM-NN *Matching with Replacement*

Metode PSM-NN *matching with replacement* merupakan metode PSM *matching* dengan pengembalian. Caliendo & Kopeining (2005) menjelaskan bahwa pada metode ini anggota kelompok kontrol yang sudah mempunyai pasangan dapat dicocokkan kembali dengan anggota kelompok perlakuan lainnya. Begitu juga sebaliknya.

Berdasarkan data pada penelitian ini, terdapat 45 ibu dengan sikap kurang baik terhadap pemberian ASI eksklusif yang kemudian dijadikan kelompok kontrol dan 143 ibu dengan sikap baik terhadap pemberian ASI eksklusif yang kemudian dijadikan kelompok perlakuan. Selanjutnya, dengan menggunakan metode PSM-NN *matching with replacement*, data ibu pada kelompok kontrol dicocokkan

dengan data ibu kelompok perlakuan. Pencocokkan dilakukan berdasarkan selisih nilai antara kedua kelompok tersebut yang paling kecil. Pada metode PSM-NN *matching with replacement*, data ibu kelompok kontrol yang sudah dicocokkan dapat digunakan kembali untuk dicocokkan dengan data ibu kelompok perlakuan yang lain. Hasil analisis *matching* dengan PSM-NN *matching with replacement* disajikan pada Tabel 4.17.

Tabel 4.17. Jumlah Pasangan yang Terbentuk Menggunakan PSM-NN *Matching with Replacement*

	Sebelum <i>matching</i>	Sesudah <i>matching</i>
Perlakuan	143	143
Kontrol	45	27

Berdasarkan Tabel 4.17 dapat dilihat bahwa dengan menggunakan metode PSM-NN *matching with replacement*, dari 143 data ibu perlakuan, semuanya dicocokkan dengan sebanyak 27 data ibu dari kelompok kontrol. Dengan kata lain, dapat dikatakan bahwa terdapat 170 data ibu yang dicocokkan pada metode PSM-NN *matching with replacement* ini. Untuk pembagian data yang telah dicocokkan dapat dilihat pada Tabel 4.18 berikut:

Tabel 4.18. Anggota Kelompok Perlakuan dan Kontrol yang Dipasangkan Menggunakan PSM-NN *Matching with Replacement*

No	Data Ibu <i>Matching</i>		No	Data Ibu <i>Matching</i>	
	Perlakuan	Kontrol		Perlakuan	Kontrol
1	1	136	75	98	87
2	2	74	76	99	160
3	3	31	77	100	148
4	5	31	78	101	74
5	6	118	79	102	74
6	7	87	80	104	74
7	8	136	81	105	31
8	9	40	82	106	31
9	10	25	83	107	31
10	11	40	84	108	31
11	12	31	85	111	31
12	13	158	86	112	38

Lanjutan Tabel 4.18

No	Data Ibu Matching		No	Data Ibu Matching	
	Perlakuan	Kontrol		Perlakuan	Kontrol
13	14	31	87	114	158
14	15	44	88	116	74
15	16	74	89	119	74
16	20	31	90	120	31
17	22	175	91	121	31
18	24	74	92	122	40
19	26	78	93	123	160
20	27	38	94	124	38
21	28	74	95	125	82
22	29	31	96	126	74
23	30	40	97	127	40
24	32	31	98	128	54
25	33	158	99	129	31
26	34	4	100	130	31
27	35	44	101	131	158
28	36	40	102	133	40
29	37	158	103	134	40
30	39	74	104	135	40
31	41	31	105	137	160
32	42	136	106	138	74
33	45	31	107	139	155
34	46	136	108	139	168
35	47	40	109	140	148
36	48	60	110	141	148
37	49	40	111	142	40
38	50	132	112	143	40
39	51	40	113	144	160
40	52	136	114	145	40
41	53	31	115	146	31
42	55	31	116	147	74
43	56	158	117	149	74
44	57	25	118	150	132
45	58	40	119	151	40
46	59	74	120	152	25
47	61	54	121	154	158
48	65	118	122	156	25
49	67	40	123	157	25
50	68	136	124	159	31
51	69	40	125	161	136
52	70	74	126	162	40

Lanjutan Tabel 4.18

No	Data Ibu Matching		No	Data Ibu Matching	
	Perlakuan	Kontrol		Perlakuan	Kontrol
53	71	4	127	163	40
54	71	87	128	164	19
55	72	40	129	165	118
56	73	40	130	167	64
57	76	31	131	169	66
58	77	64	132	170	74
59	79	31	133	171	40
60	80	54	134	172	40
61	81	175	135	173	25
62	83	40	136	174	40
63	84	74	137	177	178
64	85	31	138	179	64
65	86	60	139	180	31
66	88	40	140	182	176
67	90	25	141	183	38
68	91	31	142	184	40
69	92	4	143	185	136
70	93	178	144	186	23
71	95	158	145	186	113
72	96	136	146	187	31
73	97	40	147	188	23
74	98	4			

Berdasarkan Tabel 4.18 dapat dilihat bahwa dari 27 data ibu dari kelompok kontrol dan 143 data ibu dari kelompok perlakuan, dapat dibentuk pencocokkan sebanyak 147 pasangan. Data dari kelompok ibu kontrol yang dapat dicocokkan dan digunakan untuk analisis selanjutnya adalah ibu dengan nomor urut 136, 74, 31, 118, 87, 40, 25, 158, 44, 175, 78, 38, 4, 160, 148, 82, 54, 155, 168, 25, 60, 132, 178, 19, 64, 66 dan 74.

4.3.1 Evaluasi Peubah Prediktor PSM-NN *Matching with Replacement*

Sama halnya dengan PSM-NN *matching without replacement*, evaluasi peubah prediktor yang berupa data kategorik pada metode PSM-NN *matching with*

replacement ini dapat dilakukan dengan menguji hipotesis berikut (Montgomery, 2001):

$H_0: p_1 = p_0$ (tidak ada perbedaan proporsi antara kelompok perlakuan dan kontrol), lawan

$H_1: p_1 \neq p_0$ (ada perbedaan proporsi antara kelompok perlakuan dan kontrol).

Jika $|Z_{hit}| < Z_{\frac{\alpha}{2}}$ atau nilai $P > \alpha$, keputusannya adalah terima H_0 .

Adapun untuk peubah prediktor yang berupa data kontinu dapat dilakukan dengan menguji hipotesis berikut (Montgomery, 2001):

$H_0: \mu_1 = \mu_0$ (tidak ada perbedaan rata-rata antara kelompok perlakuan dan kontrol), lawan

$H_1: \mu_1 \neq \mu_0$ (ada perbedaan rata-rata antara kelompok perlakuan dan kontrol).

Pada pengujian ini, keputusan H_0 akan diterima jika $|t_{hit}| < t_{\frac{\alpha}{2}}; df = n_1 + n_0 - 2$ atau nilai $P > \alpha$.

Hasil pengujian keseimbangan peubah prediktor dapat dilihat pada Tabel 4.19.

Tabel 4.19. Hasil Pengujian Keseimbangan Peubah Prediktor PSM-NN *Matching with Replacement*

Peubah	Balance	$P - value$	Keputusan
X_1	Sebelum	0.01077	Tolak H_0
X_1	Sesudah	0.17227	Terima H_0
X_2	Sebelum	0.57905	Terima H_0
X_2	Sesudah	0.91253	Terima H_0
X_3	Sebelum	0.15253	Terima H_0
X_3	Sesudah	0.76782	Terima H_0
X_4	Sebelum	0.02105	Tolak H_0
X_4	Sesudah	0.00312	Tolak H_0
X_5	Sebelum	0.18027	Terima H_0
X_5	Sesudah	0.09225	Terima H_0
X_6	Sebelum	0.02725	Tolak H_0

Lanjutan Tabel 4.19

Peubah	Balance	$P - value$	Keputusan
X_6	Sesudah	0.15394	Terima H_0
X_7	Sebelum	0.00031	Tolak H_0
X_7	Sesudah	0.19845	Terima H_0
X_8	Sebelum	0.62344	Terima H_0
X_8	Sesudah	0.64987	Terima H_0

Tabel 4.19 menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi $\alpha = 5\%$, setelah dilakukan *matching* dengan menggunakan metode PSM-NN *matching without replacement*, masih ada peubah yang tetap belum seimbang. Peubah yang tidak seimbang tersebut adalah peubah tempat ibu melahirkan (X_4). Selanjutnya, peubah X_4 dikeluarkan dan dilakukan pendugaan *propensity score* kembali.

Untuk mengetahui kebaikan dari metode PSM-NN *matching with replacement* akan dilihat perbandingan nilai bias antara sebelum dan sesudah dilakukan *matching* menggunakan metode ini. Nilai bias tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.20 berikut:

Tabel 4.20. Bias Sebelum dan Sesudah PSM-NN *Matching with Replacement*

	Bias
Sebelum Matching	0.2712142
Sesudah Matching	0.0895132

Dari Tabel 4.20, dapat diketahui bahwa metode PSM-NN *matching with replacement* dapat mereduksi bias sebesar 66,99%, di mana nilai bias sebelum dilakukan *matching* adalah sebesar 0,2712142 dan nilai bias setelah dilakukan *matching* berkurang menjadi 0,0895132.

Dengan mengeluarkan peubah tempat ibu melahirkan (X_4), didapatkan nilai duga parameter sebagaimana disajikan pada Tabel 4.21.

Tabel 4.21. Nilai Duga Parameter Model Regresi Logistik antara Peubah Prediktor (X) dengan Sikap Ibu terhadap Pemberian ASI Eksklusif (Z)

Peubah	Parameter (β)	SE	P-value
Intercept	-16.88319	3126.86588	0.9957
X_1	-0.07171	0.03415	0.0358
$X_{2,3}$	0.24501	0.70536	0.7238
$X_{2,4}$	0.02556	0.71029	0.9713
$X_{2,5}$	17.60416	1223.49276	0.9885
$X_{3,2}$	-37.45181	6636.39576	0.9955
$X_{3,3}$	-36.73291	2938.50739	0.9900
$X_{3,4}$	-0.37813	0.60430	0.5315
$X_{3,5}$	-0.75081	0.99125	0.4488
$X_{5,1}$	0.34718	0.55155	0.5291
$X_{6,1}$	0.74034	0.44126	0.0934
$X_{7,1}$	19.53805	3126.86563	0.9950
$X_{8,1}$	0.32450	0.47462	0.4942

Berdasarkan Tabel 4.21, dapat dilihat bahwa dengan taraf signifikansi sebesar $\alpha = 5\%$, yang berpengaruh signifikan terhadap peubah sikap ibu terhadap pemberian ASI (Z) hanyalah peubah umur ibu (X_1) saja. Dari Tabel 4.21 juga dapat dibentuk persamaan *propensity score* dengan menggunakan regresi logistik sebagai berikut:

$$\hat{e}_i(X) = \frac{\exp \left(\begin{aligned} &-16.88319 - 0.07171X_1 + 0.24501X_{2,3} + 0.02556X_{2,4} + 17.60416X_{2,5} \\ &- 37.45181X_{3,2} - 36.73291X_{3,3} - 0.37813X_{3,4} - 0.75081X_{3,5} \\ &+ 0.34718X_{5,1} + 0.74034X_{6,1} + 19.53805X_{7,1} + 0.32450X_{8,1} \end{aligned} \right)}{1 + \exp \left(\begin{aligned} &-16.88319 - 0.07171X_1 + 0.24501X_{2,3} + 0.02556X_{2,4} + 17.60416X_{2,5} \\ &- 37.45181X_{3,2} - 36.73291X_{3,3} - 0.37813X_{3,4} - 0.75081X_{3,5} \\ &+ 0.34718X_{5,1} + 0.74034X_{6,1} + 19.53805X_{7,1} + 0.32450X_{8,1} \end{aligned} \right)} \quad (4.18)$$

Persamaan (4.3) menjelaskan bahwa kecenderungan ibu yang menyusui di satu jam pertama setelah melahirkan untuk mempunyai sikap yang baik terhadap pemberian ASI adalah 0,74034 lebih besar dibandingkan peluang ibu yang tidak menyusui di satu jam pertama setelah melahirkan.

Dari persamaan (4.3) juga dapat diperoleh nilai duga *propensity score* dengan menggunakan regresi logistik. Hasil nilai duga *propensity score* dapat dilihat pada Tabel 4.22.

Tabel 4.22. Nilai Duga *Propensity Score* ($\hat{e}_i(X)$) Menggunakan Regresi Logistik

Data ke-	Nilai Duga <i>Propensity Score</i> ($\hat{e}_i(X)$)						
1-7	0.738	0.881	1	1	0.697	0.547	0.724
8-14	0.853	0.910	0.853	1	0.742	1	0.788
15-21	0.884	1	0.713	0.894	0.607	0.808	0.904
22-28	1	0.838	1	0.751	0.529	0.788	0.856
29-35	0.755	0.879	1	0.727	1	0.721	0.825
36-42	0.680	0.853	0.640	0.835	0.717	1	1
43-49	0.756	0.928	0.858	0.877	0.791	0.695	0.830
50-56	0.731	0.857	0.869	0.534	0.850	0.836	1
57-63	0.814	1	0.793	0.701	0.856	0.885	1
64-70	0.677	0.824	0.910	0.934	0.525	0.666	0.751
71-77	0.724	0.842	0.533	0.571	0.770	0.901	0.884
78-84	0.878	1	1	0.935	1	1	0.803
85-91	0.749	0.866	0.891	1	1	0.854	0.571
92-98	0.808	0.777	0.908	0.835	0.795	1	1
99-105	0.756	0.839	0.861	0.839	0.575	0.884	0.481
106-112	0.481	0.769	0.771	0.845	0.858	0.583	0.834
113-119	1	0.865	0.870	0.633	0.834	0.910	0.743
120-126	0.915	0.913	1	0.729	0.856	0.862	0.671
127-133	0.694	0.814	0.780	0.873	0.841	0.830	0.926
134-140	0.853	0.659	0.813	0.942	0.821	0.801	0.858
141-147	0.723	0.774	1	0.774	0.723	0.903	0.946
148-154	0.686	0.533	0.827	0.916	0.758	0.786	0.709
155-161	0.600	0.804	0.533	0.795	0.677	0.628	0.796
162-168	0.592	0.769	0.777	0.820	0.481	0.670	0.814
169-171	0.781	0.774	0.775				

Setelah peubah X_4 dikeluarkan dari persamaan *propensity score*, dengan menggunakan metode PSM-NN *matching with replacement* terdapat 29 data ibu dari kelompok kontrol dipasangkan dengan 143 data ibu dari kelompok perlakuan. Data ibu dari kelompok kontrol yang sudah dipasangkan dapat dipasangkan kembali dengan data ibu dari kelompok perlakuan lainnya. Sedangkan data ibu dari kelompok kontrol yang tidak mempunyai pasangan sejumlah 16 data. Hasil analisis *matching* dengan NN *matching with replacement* dapat dilihat pada Tabel 4.23.

Tabel 4.23. Jumlah Pasangan yang Terbentuk Menggunakan PSM-NN
Matching with Replacement

	Sebelum <i>matching</i>	Sesudah <i>matching</i>
Perlakuan	143	143
Kontrol	45	29

Berikut adalah pembagian data kelompok kontrol dan perlakuan yang dipasangkan.

Tabel 4.24. Anggota Kelompok Perlakuan dan Kontrol yang Dipasangkan Menggunakan PSM-NN *Matching with Replacement*

No	Data Ibu <i>Matching</i>		No	Data Ibu <i>Matching</i>	
	Perlakuan	Kontrol		Perlakuan	Kontrol
1	1	136	74	97	103
2	2	103	75	98	4
3	3	31	76	99	18
4	5	31	77	100	60
5	6	60	78	101	74
6	7	155	79	102	25
7	8	60	80	104	103
8	9	54	81	105	31
9	10	74	82	106	31
10	11	103	83	107	31
11	12	31	84	108	31
12	13	23	85	111	31
13	14	31	86	112	43
14	15	136	87	114	23
15	16	25	88	116	38
16	20	31	89	119	25
17	22	136	90	120	31
18	24	74	91	121	31
19	26	19	92	122	103
20	27	148	93	123	18
21	28	74	94	124	113
22	29	31	95	125	63
23	30	103	96	126	25
24	32	31	97	127	103
25	33	136	98	128	136
26	34	87	99	129	31
27	35	136	100	130	31
28	36	74	101	131	43
29	37	44	102	133	103

Lanjutan Tabel 4.24

No	Data Ibu Matching		No	Data Ibu Matching	
	Perlakuan	Kontrol		Perlakuan	Kontrol
30	37	63	103	134	103
31	39	103	104	135	82
32	41	31	105	137	160
33	42	175	106	138	103
34	45	31	107	139	155
35	46	136	108	140	82
36	47	103	109	141	148
37	48	60	110	142	74
38	48	118	111	143	103
39	49	54	112	144	160
40	50	132	113	145	103
41	51	82	114	146	31
42	52	136	115	147	74
43	53	31	116	149	74
44	55	31	117	150	132
45	56	136	118	151	38
46	57	25	119	152	31
47	58	103	120	154	136
48	59	103	121	156	31
49	61	40	122	157	25
50	65	60	123	159	31
51	67	38	124	161	136
52	68	23	125	162	74
53	69	54	126	163	103
54	70	74	127	164	175
55	71	78	128	165	175
56	72	40	129	167	103
57	73	38	130	169	113
58	76	31	131	170	74
59	77	103	132	171	103
60	79	31	133	172	38
61	80	113	134	173	25
62	81	60	135	174	54
63	83	74	136	177	132
64	84	103	137	179	38
65	85	31	138	180	31
66	86	118	139	182	54
67	88	54	140	183	54
68	90	25	141	184	74
69	91	31	142	185	136

Lanjutan Tabel 4.24

No	Data Ibu Matching		No	Data Ibu Matching	
	Perlakuan	Kontrol		Perlakuan	Kontrol
70	92	153	143	186	82
71	93	118	144	187	31
72	95	178	145	188	158
73	96	60			

Tabel 4.24 menunjukkan bahwa terdapat 145 pasang data ibu yang telah dicocokkan (*matched*). Dari 145 pasang ini merupakan hasil pencocokkan yang dapat diulang antara 143 data ibu dari kelompok perlakuan dan 29 data ibu dari kelompok kontrol. Dengan kata lain, terdapat 172 data ibu yang digunakan untuk analisis selanjutnya. Sedangkan data yang tidak dicocokkan dan tidak digunakan pada analisis selanjutnya ada sebanyak 16 data.

Selanjutnya dilakukan evaluasi keseimbangan peubah prediktor. Hasil pengujian keseimbangan peubah prediktor dapat dilihat pada Tabel 4.25.

Tabel 4.25. Hasil Pengujian Keseimbangan Peubah Prediktor PSM-NN *Matching with Replacement*

Peubah	Balance	<i>P – value</i>	Keputusan
X_1	Sebelum	0.01077	Tolak H_0
X_1	Sesudah	0.17227	Terima H_0
X_2	Sebelum	0.57905	Terima H_0
X_2	Sesudah	0.91253	Terima H_0
X_3	Sebelum	0.15253	Terima H_0
X_3	Sesudah	0.76782	Terima H_0
X_5	Sebelum	0.18027	Terima H_0
X_5	Sesudah	0.09225	Terima H_0
X_6	Sebelum	0.02725	Tolak H_0
X_6	Sesudah	0.15394	Terima H_0
X_7	Sebelum	0.00031	Tolak H_0
X_7	Sesudah	0.19845	Terima H_0
X_8	Sebelum	0.62344	Terima H_0
X_8	Sesudah	0.64987	Terima H_0

Setelah peubah yang tidak seimbang, yaitu peubah X_4 dikeluarkan, dengan menggunakan metode PSM-NN *matching without replacement* dan taraf

signifikansi $\alpha = 5\%$ dapat dilihat pada Tabel 4.25 bahwa semua peubah prediktor menjadi seimbang.

Perbandingan nilai bias sebelum dan sesudah *matching* pada metode NN *matching with replacement* dapat dilihat pada Tabel 4.26.

Tabel 4.26. Bias Sebelum dan Sesudah PSM-NN *Matching with Replacement*

	Bias
Sebelum Matching	0.1439966
Sesudah Matching	0.06549047

Berdasarkan Tabel 4.26 dapat dilihat bahwa nilai bias sebelum *matching* setelah peubah prediktor yang tidak seimbang dikeluarkan menurun, dari 0,2712142 menjadi 0,1439966. Begitu juga dengan nilai bias setelah *matching*, setelah peubah X_4 dikeluarkan dari persamaan *propensity score*, nilai bias setelah *matching* mengalami penurunan dari 0,0895132 menjadi 0,06549047. Setelah peubah prediktor yang tidak seimbang dikeluarkan, metode PSM-NN *matching with replacement* masih tetap efektif dalam mereduksi bias. Ini dikarenakan setelah diterapkan metode ini, bias turun sebesar 54,519%, yaitu dari 0,1439966 menjadi 0,06549047.

4.3.2 Signifikansi Hasil *Average Treatment Treated (ATT) PSM-NN Matching with Replacement*

Pengujian $ATT(\hat{\theta})$ dilakukan untuk mengetahui seberapa besar pengaruh peubah *confounding* (Z) terhadap peubah respons (Y). Hipotesis yang digunakan pada pengujian ini adalah (Li, 2003):

$$H_0 : \hat{\theta} = 0, \text{ lawan}$$

$$H_1 : \hat{\theta} \neq 0.$$

Keputusan H_0 akan diterima jika $|t_{hit}| < t_{\frac{\alpha}{2}, (n_1+n_0-2)}$ atau nilai $P > \alpha$.

Hasil pendugaan nilai ATT pada metode PSM-NN *matching with replacement* disajikan pada Tabel 4.327 berikut:

Tabel 4.27. Hasil Pendugaan Nilai ATT pada PSM-NN *Matching with Replacement*

Peubah	ATT ($\hat{\theta}$)	SE (ATT)	t_{hit}	$P - value$
Z	0.58042	0.1114	5.2103	1.885e-07

Tabel 4.27 menunjukkan bahwa sikap ibu terhadap pemberian ASI (Z) mempunyai pengaruh yang sangat signifikan terhadap status kelulusan ASI eksklusif (Y). Hal ini dikarenakan $P - value$ ($1.885e-07$) $< \alpha = 0.05$. Dari Tabel 4.27 juga dapat dilihat bahwa efek sikap ibu terhadap pemberian ASI pada status kelulusan ASI eksklusif adalah sebesar 0,58042. Dengan kata lain, peluang ibu yang mempunyai sikap baik terhadap pemberian ASI untuk lulus menyusui secara eksklusif adalah 0,58042 kali lebih besar dibandingkan dengan ibu yang mempunyai sikap kurang baik terhadap pemberian ASI.

4.4 Propensity Score Weighting (PSW)

Sebagaimana yang telah dijelaskan Thavaneswaran & Lix (2008), bobot yang digunakan untuk analisis *propensity score weighting* pada penelitian ini seperti yang telah disebutkan pada persamaan (2.18) dan persamaan (2.19). Kelompok perlakuan diberikan bobot sebagaimana pada persamaan (2.18), yaitu $w_i = \frac{1}{\hat{e}_i(X)}$. Sedangkan untuk kelompok kontrol diberikan bobot sebagaimana persamaan (2.19), yaitu $w_i = \frac{1}{1-\hat{e}_i(X)}$.

Dengan menggunakan *software* R, didapatkan nilai *propensity score* setelah diberikan bobot sebagaimana disajikan pada Tabel 4.28.

Tabel 4.28. Nilai Duga *Propensity Score Weighting*

Data ke-	Nilai Duga <i>Propensity Score Weighting</i>						
1-7	1.354	1.135	1.000	2.141	1.000	1.435	1.828
8-14	1.382	1.172	1.099	1.172	1.000	1.347	1.000
15-21	1.268	1.131	4.254	2.501	3.031	1.000	1.915
22-28	1.403	4.429	1.118	11.869	1.648	1.238	1.106
29-35	1.000	1.194	18.496	1.000	1.332	1.892	1.268
36-42	1.168	1.324	5.098	1.137	5.793	1.000	1.376
43-49	4.245	4.673	1.000	1.386	1.213	1.471	1.172
50-56	1.562	1.197	1.395	1.000	4.899	1.000	1.322
57-63	1.077	1.166	1.140	3.100	1.264	1.000	4.605
64-70	5.379	1.439	4.571	1.205	1.369	1.167	1.151
71-77	1.874	1.177	1.197	10.257	1.000	1.000	1.228
78-84	2.502	1.000	1.261	1.427	4.478	1.168	1.130
85-91	1.000	1.477	2.143	1.213	1.000	1.099	1.070
92-98	1.906	1.502	1.000	1.331	1.381	1.188	1.877
99-105	1.753	1.298	1.110	1.131	5.414	1.139	1.000
106-112	1.000	1.070	1.000	1.000	1.000	1.000	1.245
113-119	4.438	1.335	1.000	1.155	1.000	3.188	1.122
120-126	1.000	1.000	1.171	1.753	1.237	1.287	1.101
127-133	1.197	1.258	1.000	1.000	1.322	2.690	1.191
134-140	1.162	1.191	3.608	1.740	1.131	2.079	1.300
141-147	1.297	1.183	1.166	1.714	1.199	1.000	1.156
148-154	4.326	1.150	1.581	1.199	1.099	2.064	1.346
155-161	1.927	1.093	1.096	4.140	1.000	2.448	1.372
162-168	1.168	1.160	1.490	1.441	1.000	1.228	1.929
169-175	1.282	1.145	1.189	1.205	1.080	1.172	3.431
176-182	5.558	1.518	2.983	1.230	1.061	1.000	1.218
183-188	1.249	1.165	1.383	1.291	1.000	1.293	

4.4.1 Evaluasi Keseimbangan Peubah Prediktor PSW

Untuk menguji keseimbangan peubah prediktor pada *propensity score weighting*, Burgette dkk (2016) menggunakan uji Kolmogorov Smirnov. Pada pengujian KS, hipotesis yang digunakan adalah (Hassani & Silva, 2015):

$H_0 : F_1(\hat{e}_i(X)) = F_0(\hat{e}_i(X))$ untuk semua $\hat{e}_i(X)$, lawan

$H_1 : \text{paling tidak ada satu } \hat{e}_i(X) \text{ sedemikian hingga } F_1(\hat{e}_i(X)) \neq F_0(\hat{e}_i(X)).$

Jika nilai KS tabel lebih dari nilai KS hitung, keputusannya adalah terima H_0 .

Hasil pengujian keseimbangan peubah prediktor pada metode *propensity score weighting* dapat dilihat pada Tabel 4.29 berikut:

Tabel 4.29. Hasil Pengujian Keseimbangan Peubah Prediktor *Propensity Score Weighting*

Peubah	$E(Y_1 t = 1)$	$E(Y_0 t = 1)$	KS	Keputusan
X_1	29.986	31.134	0.133	Tolak H_0
$X_{2,2}$	0.084	0.05	0.034	Terima H_0
$X_{2,3}$	0.35	0.421	0.072	Terima H_0
$X_{2,4}$	0.392	0.497	0.105	Tolak H_0
$X_{2,5}$	0.175	0.031	0.143	Tolak H_0
$X_{3,1}$	0.811	0.811	0	Terima H_0
$X_{3,2}$	0	0.008	0.008	Terima H_0
$X_{3,3}$	0	0.032	0.032	Terima H_0
$X_{3,4}$	0.112	0.127	0.015	Terima H_0
$X_{3,5}$	0.077	0.022	0.054	Terima H_0
$X_{4,1}$	0.259	0.233	0.026	Terima H_0
$X_{4,2}$	0.434	0.432	0.001	Terima H_0
$X_{4,3}$	0.308	0.335	0.027	Terima H_0
$X_{5,0}$	0.748	0.771	0.023	Terima H_0
$X_{5,1}$	0.252	0.229	0.023	Terima H_0
$X_{6,0}$	0.329	0.357	0.028	Terima H_0
$X_{6,1}$	0.671	0.643	0.028	Terima H_0
$X_{7,0}$	0	0.042	0.042	Terima H_0
$X_{7,1}$	1	0.958	0.042	Terima H_0
$X_{8,0}$	0.21	0.15	0.06	Terima H_0
$X_{8,1}$	0.79	0.85	0.06	Terima H_0

Berdasarkan Tabel 4.29 dapat dilihat bahwa terdapat dua peubah yang tidak seimbang, yaitu peubah umur ibu (X_1) dan peubah pendidikan terakhir ibu (X_2). Selanjutnya akan dilakukan analisis *propensity score weighting* kembali, di mana peubah X_1 dan X_2 tidak diikuti kembali dalam persamaan *propensity score*.

Dengan mengeluarkan peubah umur ibu (X_1) dan pendidikan terakhir ibu (X_2), didapatkan nilai duga parameter sebagaimana disajikan pada Tabel 4.30.

Tabel 4.30. Nilai Duga Parameter Model Regresi Logistik antara Peubah Prediktor (X) dengan Sikap Ibu terhadap Pemberian ASI (Z)

Peubah	Parameter (β)	SE	P-value
<i>Intercept</i>	-17.3718	1972.1994	0.993
$X_{3,2}$	-19.1007	3956.1803	0.996
$X_{3,3}$	-18.8539	1749.1893	0.991
$X_{3,4}$	-0.3359	0.5734	0.558
$X_{3,5}$	0.4037	0.8144	0.620
$X_{4,2}$	-0.5828	0.5462	0.286
$X_{4,3}$	-0.3678	0.5781	0.525
$X_{5,1}$	0.6084	0.5293	0.250
$X_{6,1}$	0.3765	0.4079	0.356
$X_{7,1}$	18.6638	1972.1993	0.992
$X_{8,1}$	0.2339	0.4534	0.606

Dari Tabel 4.30, dapat dilihat bahwa dengan taraf signifikansi sebesar $\alpha = 5\%$, tidak ada peubah yang berpengaruh secara signifikan terhadap peubah sikap ibu terhadap pemberian ASI (Z). Berdasarkan hasil nilai duga parameter pada Tabel 4.30 juga dapat dibentuk persamaan *propensity score* dengan menggunakan regresi logistik sebagai berikut:

$$\hat{e}_i(X) = \frac{\exp \left(\begin{aligned} &-17.3718 - 19.1007X_{3,2} - 18.8539X_{3,3} - 0.3359X_{3,4} \\ &+ 0.4037X_{3,5} - 0.5828X_{4,2} - 0.3678X_{4,3} + 0.6084X_{5,1} \\ &+ 0.3765X_{6,1} + 18.6638X_{7,1} + 0.2339X_{8,1} \end{aligned} \right)}{1 + \exp \left(\begin{aligned} &-17.3718 - 19.1007X_{3,2} - 18.8539X_{3,3} - 0.3359X_{3,4} \\ &+ 0.4037X_{3,5} - 0.5828X_{4,2} - 0.3678X_{4,3} + 0.6084X_{5,1} \\ &+ 0.3765X_{6,1} + 18.6638X_{7,1} + 0.2339X_{8,1} \end{aligned} \right)} \quad (4.18)$$

Persamaan (4.4) menjelaskan bahwa kecenderungan ibu berpengetahuan baik tentang ASI untuk mempunyai sikap yang baik terhadap pemberian ASI adalah 0,2339 lebih besar dibandingkan peluang ibu yang berpengetahuan kurang baik tentang ASI.

Berdasarkan persamaan (4.4) juga dapat diperoleh nilai duga *propensity score* dengan menggunakan regresi logistik. Hasil nilai duga *propensity score* dapat dilihat pada Tabel 4.31.

Tabel 4.31. Nilai Duga *Propensity Score* ($\hat{e}_i(X)$) Menggunakan Regresi Logistik

Data ke-	Nilai Duga <i>Propensity Score</i> ($\hat{e}_i(X)$)						
1-7	0.670	0.841	0.848	0.761	0.761	0.789	0.722
8-14	0.786	0.870	0.870	0.786	0.841	0.720	0.789
15-21	0.841	0.873	0.873	0.670	0.791	0.841	0.794
22-28	0.768	0.761	0.870	0.925	0.724	0.791	0.870
29-35	0.927	0.859	0.870	0.794	0.823	0.695	0.841
36-42	0.789	0.720	0.789	0.925	0.827	0.794	0.767
43-49	0.789	0.761	0.823	0.849	0.789	0.720	0.870
50-56	0.720	0.870	0.789	0.823	0.768	0.794	0.823
57-63	0.925	0.895	0.870	0.768	0.720	0.000	0.823
64-70	0.823	0.720	0.789	0.823	0.789	0.870	0.823
71-77	0.720	0.870	0.823	0.827	0.000	0.728	0.789
78-84	0.761	0.816	0.786	0.720	0.789	0.789	0.870
85-91	0.795	0.873	0.816	0.823	0.000	0.823	0.870
92-98	0.849	0.748	0.748	0.000	0.821	0.823	0.895
99-105	0.761	0.647	0.870	0.870	0.789	0.873	0.894
106-112	0.761	0.647	0.925	0.854	0.000	0.000	0.789
113-119	0.898	0.720	0.670	0.000	0.894	0.000	0.720
120-126	0.873	0.873	0.873	0.822	0.647	0.761	0.854
127-133	0.895	0.825	0.894	0.823	0.761	0.670	0.748
134-140	0.823	0.823	0.870	0.789	0.720	0.841	0.670
141-147	0.789	0.748	0.845	0.895	0.670	0.748	0.845
148-154	0.823	0.670	0.873	0.670	0.823	0.845	0.670
155-161	0.927	0.670	0.873	0.895	0.871	0.949	0.720
162-168	0.720	0.789	0.895	0.720	0.761	0.000	0.789
169-175	0.720	0.823	0.768	0.823	0.925	0.870	0.761
176-182	0.821	0.720	0.720	0.720	0.870	0.000	0.895
183-188	0.768	0.873	0.789	0.789	0.720	0.791	

Selanjutnya, nilai duga *propensity score* pada Tabel 4.31 diberikan pembobot sebagaimana yang telah disebutkan oleh Thavaneswaran & Lix (2008) pada persamaan (2.18) dan (2.19).

Hasil nilai *propensity score weighting* dapat dilihat pada Tabel 4.32 berikut:

Tabel 4.32. Nilai Duga *Propensity Score Weighting*

Data ke-	Nilai Duga <i>Propensity Weighting</i>						
1-7	1.492	1.189	1.179	4.184	1.314	1.267	1.384
8-14	1.272	1.149	1.149	1.272	1.189	1.389	1.267
15-21	1.189	1.145	7.876	3.032	4.791	1.189	4.845
22-28	1.302	4.184	1.149	13.315	1.381	1.264	1.149
29-35	1.078	1.164	7.702	1.260	1.216	1.439	1.189
36-42	1.267	1.389	4.742	1.081	5.790	1.260	1.304
43-49	4.742	4.184	1.216	1.178	1.267	1.389	1.149
50-56	1.389	1.149	1.267	1.216	4.316	1.260	1.216
57-63	1.081	1.117	1.149	4.316	1.389	1.000	5.639

Lanjutan Tabel 4.32

Data ke-	Nilai Duga <i>Propensity Weighting</i>						
64-70	5.639	1.389	4.742	1.216	1.267	1.149	1.216
71-77	1.389	1.149	1.216	5.790	1.000	1.374	1.267
78-84	4.184	1.226	1.272	1.389	4.734	1.267	1.149
85-91	1.257	1.145	5.434	1.216	1.000	1.216	1.149
92-98	1.178	1.338	1.000	1.217	1.216	1.117	1.314
99-105	1.545	1.149	1.149	1.267	7.876	1.118	1.314
106-112	1.545	1.081	1.171	1.000	1.000	1.268	1.114
113-119	3.568	1.492	1.000	1.118	1.000	3.568	1.145
120-126	1.145	1.145	1.216	1.545	1.314	1.171	1.117
127-133	1.212	1.118	1.216	1.314	1.492	3.961	1.216
134-140	1.216	1.149	4.742	1.389	1.189	1.492	1.267
141-147	1.338	1.184	1.117	1.492	1.338	1.183	1.216
148-154	3.032	1.145	1.492	1.216	1.184	3.032	1.078
155-161	3.032	1.145	1.117	7.747	1.054	3.568	1.389
162-168	1.267	1.117	1.389	1.314	1.000	1.267	4.742
169-175	1.389	1.216	1.302	1.216	1.081	1.149	4.184
176-182	5.600	1.389	3.568	1.389	1.149	1.000	1.117
183-188	1.302	1.145	1.267	1.267	1.389	1.264	

Kemudian dilakukan evaluasi keseimbangan peubah prediktor kembali. Tabel 4.33 berikut menyajikan hasil pengujian keseimbangan peubah prediktor pada metode *propensity score weighting* setelah peubah X_1 dan X_2 dikeluarkan.

Tabel 4.33. Hasil Pengujian Keseimbangan Peubah Prediktor *Propensity Score Weighting*

Peubah	$E(Y_1 t = 1)$	$E(Y_0 t = 1)$	KS	Keputusan
$X_{3,1}$	0.811	0.815	0.004	Terima H_0
$X_{3,2}$	0	0.005	0.005	Terima H_0
$X_{3,3}$	0	0.042	0.042	Terima H_0
$X_{3,4}$	0.112	0.072	0.04	Terima H_0
$X_{3,5}$	0.077	0.065	0.011	Terima H_0
$X_{4,1}$	0.259	0.227	0.032	Terima H_0
$X_{4,2}$	0.434	0.503	0.07	Terima H_0
$X_{4,3}$	0.308	0.27	0.038	Terima H_0
$X_{5,0}$	0.748	0.748	0	Terima H_0
$X_{5,1}$	0.252	0.252	0	Terima H_0
$X_{6,0}$	0.329	0.34	0.011	Terima H_0
$X_{6,1}$	0.671	0.66	0.011	Terima H_0
$X_{7,0}$	0	0.067	0.067	Terima H_0
$X_{7,1}$	1	0.933	0.067	Terima H_0
$X_{8,0}$	0.21	0.197	0.013	Terima H_0
$X_{8,1}$	0.79	0.803	0.013	Terima H_0

Berdasarkan Tabel 4.33, setelah peubah X_1 dan X_2 dikeluarkan dari persamaan *propensity score*, dapat dilihat bahwa dengan taraf signifikansi $\alpha = 5\%$, semua peubah prediktor menjadi seimbang.

4.4.2 Signifikansi Hasil *Average Treatment Treated (ATT) PSW*

Pengujian signifikansi hasil $ATT(\hat{\theta})$ dilakukan untuk mengetahui seberapa besar pengaruh peubah *confounding* (Z) terhadap peubah respons (Y). Menurut Li (2013), hipotesis yang digunakan pada pengujian ini adalah:

$$H_0 : \hat{\theta} = 0, \text{ lawan}$$

$$H_1 : \hat{\theta} \neq 0.$$

H_0 akan diterima jika $|t_{hit}| < t_{\frac{\alpha}{2}, (n_1+n_0-2)}$ atau nilai $P > \alpha$.

Tabel 4.34 berikut menyajikan hasil pendugaan nilai ATT pada metode *propensity score weighting*.

Tabel 4.34. Hasil Pendugaan Nilai ATT pada *Propensity Score Weighting*

Peubah	ATT ($\hat{\theta}$)	SE (ATT)	t_{hit}	$P - value$
Z	0.5	4.181e-02	13.633	2e-16

Dari Tabel 4.34 dapat dilihat bahwa $P - Value$ ($2e-16$) $< \alpha = 0,05$. Artinya, sikap ibu terhadap pemberian ASI (Z) mempunyai pengaruh yang sangat signifikan terhadap status kelulusan ASI eksklusif (Y). Efek sikap ibu terhadap pemberian ASI pada status kelulusan ASI eksklusif adalah sebesar 0,5. Dengan kata lain, ibu yang mempunyai sikap baik terhadap pemberian ASI mempunyai peluang 0,5 lebih besar untuk lulus menyusui secara eksklusif dibandingkan ibu dengan sikap yang kurang baik terhadap pemberian ASI.

4.5 Perbandingan Metode *Propensity Score*

Jika dilihat berdasarkan *P – Value*, nilai ATT yang paling signifikan adalah nilai ATT pada metode *propensity score weighting*, yaitu sebesar $2e-16$. Meskipun, nilai ATT pada *propensity score weighting* merupakan nilai yang paling kecil di antara kedua metode lainnya.

Untuk membandingkan keakuratan pendugaan nilai ATT pada ketiga metode ini, dapat dilihat berdasarkan nilai standar errornya. Dari ketiga metode tersebut, metode dengan nilai standar error paling kecil adalah metode *propensity score weighting*, yaitu sebesar $4.181e-02$. Kemudian disusul oleh metode PSM-NN *matching without replacement* dengan nilai standar error sebesar 0.10119 dan yang terakhir adalah metode PSM-NN *matching with replacement* dengan nilai standar error sebesar 0.1114.

Dari sini dapat dikatakan bahwa metode *propensity score* terbaik untuk menduga efek perlakuan (sikap ibu terhadap pemberian ASI eksklusif) pada kasus data kelulusan ASI eksklusif adalah metode *propensity score weighting*.

Selanjutnya, jika dilihat berdasarkan kecepatan analisis, *propensity score weighting* lebih cepat dibandingkan *propensity score matching*. Ada tahapan yang dilakukan pada analisis *propensity score matching* tapi tidak ada pada *propensity score weighting*. Pada analisis *propensity score matching* dilakukan penghitungan bias sebelum dan sesudah *matching*. Bias dihitung untuk mengetahui sejauh mana ketepatan pengambilan sampel kembali setelah *matching* dilakukan. Sebagaimana yang telah disampaikan Becker & Ichino (2002) bahwa seberapa besar bias yang berkurang bergantung pada sejauh mana ketepatan dalam pencocokan yang dilakukan. Pada *propensity score weighting* tidak dilakukan

penghitungan bias dikarenakan sampel yang digunakan tetap sama sebagaimana yang awal digunakan.

Berdasarkan nilai bias sesudah *matching*, PSM-NN *matching with replacement* mampu mereduksi bias jauh lebih baik dibandingkan PSM-NN *matching without replacement*. Sebelum peubah prediktor yang tidak seimbang dikeluarkan, PSM-NN *matching with replacement* mampu mereduksi bias sebesar 66,99%, sedangkan PSM-NN *matching without replacement* malah meningkatkan bias sebesar 2,713%. Setelah peubah prediktor yang tidak seimbang dikeluarkan, PSM-NN *matching with replacement* mampu mereduksi bias sebesar 54,519%, sementara PSM-NN *matching without replacement* malah meningkatkan bias sebesar 44,509%.

Jika dilihat dari pemrograman *software R*, *propensity score weighting* juga lebih mudah dan cepat. Selain karena ada tahapan analisis pada *propensity score matching* yang tidak dilakukan pada *propensity score weighting*, pencocokkan yang dilakukan pada *propensity score matching* membuat ada data baru yang digunakan untuk analisis selanjutnya. Hal ini membuat pengkodean lebih lama karena harus memilih dan menyimpan ulang data yang akan digunakan. Terlebih jika data yang digunakan cukup besar, tentu akan memakan waktu yang lebih banyak.

Dikarenakan ada data yang dibuang pada analisis *propensity score matching*, dikhawatirkan interpretasi *propensity score matching* kurang bagus dalam menggambarkan populasi.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah dilakukan pada penelitian ini, maka dapat diambil kesimpulan:

1. Didapatkan model penduga nilai *propensity score* menggunakan regresi logistik, yaitu:

$$\hat{e}_i(X) = \frac{\exp \left(\begin{array}{l} -16.494 - 0.069X_1 + 0.165X_{2.3} - 0.012X_{2.4} + 17.545X_{2.5} \\ -37.462X_{3.2} - 36.7X_{3.3} - 0.45X_{3.4} - 0.666X_{3.5} - 0.42X_{4.2} \\ -0.245X_{4.3} + 0.320X_{5.1} + 0.657X_{6.1} + 19.464X_{7.1} + 0.308X_{8.1} \end{array} \right)}{1 + \exp \left(\begin{array}{l} -16.494 - 0.069X_1 + 0.165X_{2.3} - 0.012X_{2.4} + 17.545X_{2.5} \\ -37.462X_{3.2} - 36.7X_{3.3} - 0.45X_{3.4} - 0.666X_{3.5} - 0.42X_{4.2} \\ -0.245X_{4.3} + 0.320X_{5.1} + 0.657X_{6.1} + 19.464X_{7.1} + 0.308X_{8.1} \end{array} \right)}$$

2. *Propensity score weighting* mempunyai performa analisis yang lebih cepat dan mampu menduga efek perlakuan lebih presisi. *Propensity score matching* mempunyai performa analisis yang lebih panjang dan kurang presisi dalam menduga efek perlakuan.
3. Berdasarkan ketepatan pendugaan efek perlakuan, kecepatan proses analisis dan kecepatan dalam pengerjaan pemrograman *software R*, *propensity score weighting* lebih baik dibandingkan *propensity score matching*.

5.2 Saran

Pada penelitian ini dibandingkan metode *propensity score matching* dengan *propensity score weighting*. Metode *propensity score matching* yang digunakan adalah PSM-NN *matching without replacement* dan PSM-NN *matching with*

replacement. Untuk penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode *propensity score matching* lain, seperti *caliper matching*, *kernel matching*, *radius matching* atau *mahalanobis metric matching*. Pada penelitian selanjutnya juga dapat dibandingkan metode *propensity score* lain, tidak hanya *propensity score matching* dan *propensity score weighting*. Selain itu, peubah *confounding* yang digunakan pada penelitian ini hanya terdapat dua kategori, sehingga hanya terdapat dua kelompok yang dibandingkan. Pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan peubah *confounding* yang lebih dari dua kategori, agar dapat membandingkan dan menganalisis lebih dari dua kelompok menggunakan *propensity score*.



DAFTAR PUSTAKA

- Afiyanti, Y. 2008. "Validitas dan reliabilitas Instrumen penelitian." *Jurnal Keperawatan Indonesia*. **12** (2): 137–141.
- Agresti, A. 2002. *Categorical Data Analysis 2ed*. John WILEY and Sons, Inc. New York.
- AIMI. 2008. *Menyusui pada Satu Jam Pertama*. Asosiasi Ibu Menyusui Indonesia (AIMI). Aimi-asi.org.
- Andriani, A. D. N. 2019. Wawancara oleh penulis pada 21 Januari 2019.
- Astuti, I. W. 2012. *Pengalaman Ibu Usia Remaja dalam Menjalani IMD (Inisiasi Menyusui Dini) dan Memberikan ASI Eksklusif di Kota Denpasar*. Tidak Diterbitkan. Fakultas Ilmu Keperawatan Program Studi Magister Ilmu Keperawatan Kekhususan Keperawatan Maternitas Universitas Indonesia. Depok.
- Austin, P. C. 2007. "The Performance of Different Propensity Score Methods for Estimating Marginal Odds Ratios." *Statistics in Medicine*. **26**: 3078–94.
- Austin, P. C. 2011. "An introduction to propensity score methods for reducing the effects of confounding in observational studies." *Multivariate Behavioral Research*. **46** (3): 399–424.
- Beal, S. J. & Kupzyk, K. A. 2014. "An Introduction to Propensity Scores: What, When, and How." *Journal of Early Adolescence*. **34** (1): 66–92.
- Becker, S. O. & Ichino, A. 2002. "Estimation of average treatment effects based on propensity scores". *The Stata Journal*. **2** (4): 358–377.
- Burgette, J. M., Preisser, J. S. & Rozier, R. G. 2016. "Propensity Score Weighting: An Application to an Early Head Start Dental Study." *J Public Health Dent*. **76** (1): 17–29.
- Caliendo, M. & Kopeinig, S. 2005. "Some Practical Guidance for the Implementation of Propensity Score Matching." IZA DP No. 1588. Jerman.
- Fikawati, S. & Syafiq, A. 2009. "Penyebab Keberhasilan dan Kegagalan Praktik Pemberian ASI Eksklusif." *Jurnal Kesehatan Masyarakat*. **4** (3): 120–31.
- Franklin, J. M., Eddings, W., Austin, P. C., Stuart, E. A. & Schneeweiss, S. 2017. "Comparing the performance of propensity score methods in healthcare database studies with rare outcomes." *Wiley Online Library*. DOI: 10.1002/sim.7250.
- Guo, S. & Fraser, M. W. 2010. *Propensity Score Analysis (Statistical Methods and Application)*. SAGE. London.
- Gupta, A., Dadhich, J. P. & Suri, S. 2013. "How Can Global Rates of Exclusive Breastfeeding for the First 6 Months Be Enhanced?" *ICAN: Infant, Child, and Adolescent Nutrition*. **5** (3): 133–140.
- Hartini, S. 2014. *Hubungan Tingkat Pendidikan Ibu dengan Keberhasilan ASI Eksklusif pada Bayi Umur 6–12 Bulan di Puskesmas Kasihan II Yogyakarta*. Tidak Dipublikasikan. Program Studi Bidan Pendidik Jenjang D IV Sekolah

Tinggi Ilmu Kesehatan 'Aisyiyah Yogyakarta. Yogyakarta.

- Hasanah, S. 2018. *Propensity Score Matching Menggunakan Support Vector Machine Pada Kasus Diabetes Melitus (DM) Tipe 2*. Tesis. Tidak Dipublikasikan. Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data ITS. Surabaya.
- Hassani, H. & Silva, E. S. 2015. "A Kolmogorov-Smirnov Based Test for Comparing the Predictive Accuracy of Two Sets of Forecasts." *Econometrics*. **3**: 590–609.
- Hosmer, D. W. & Lemeshow, S. 2000. *Applied Logistic Regression 2nd Edition*. John Wiley & Sons, Inc. New York.
- Kamangar, F. 2012. "Confounding Variables in Epidemiologic Studies: Basics and Beyond." *Archives of Iranian medicine*. **15** (8): 508–16.
- Kanchanaraksa, S. 2008. *Bias and Confounding*. Johns Hopkins University. Baltimore.
- Kemenkes RI. 2016. *Buku Kesehatan Ibu dan Anak*. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. Jakarta.
- Khoza, S., Barner, J. C. & Richards, K. M. 2011. "Comparison of multivariable-adjusted logistic regression model with propensity score techniques using pharmacy claims data." *Journal of Pharmaceutical Health Services Research* **2** (4): 223–242.
- Kleinbaum, D. G. & Klein, M. 2002. *Logistic Regression: A Self-Learning Text Second Edition*. Springer. New York.
- Lane, F. C. & Keiffer, G. L. 2017. "Propensity Score Matching : An Introduction and Illustration." Diakses di <https://www.researchgate.net/publication/316464333>, pada 29 Januari 2019.
- Li, H., Graham, D. J. & Majumdar, A. 2013. "The impacts of speed cameras on road accidents: An application of propensity score matching methods." *Accident Analysis and Prevention*. **60**: 148–57.
- Littnerova, S., Jarkovsky, J., Parenica, J., Pavlik, T., Spinar, J. & Dusek, L. 2013. "Why to use propensity score in observational studies? Case study based on data from the Czech clinical database AHEAD 2006-09." *Cor et Vasa*. **55**: e383–e390.
- Madsen, H. & Thyregod, P. 2010. *Introduction to General and Generalized Linear Models*. CRC Press. New York.
- McCaffrey, D. F., Ridgeway, G. & Morral, A. R. 2004. "Propensity score estimation with boosted regression for evaluating causal effects in observational studies." *Psychological Methods*. **9** (4): 403–425.
- Montgomery, D. C. 2001. *Design and Analysis of Experiments*. John Wiley & Sons, Inc. New York.
- Myers, R. H., Montgomery, D. C., Vining, G. G. & Robinson, T. J. 2010. *Generalized Linear Models with Applications in Engineering and the Sciences 2nd Edition*. Wiley. Hoboken.

- Pan, W. & Bai, H. 2015. "Propensity score interval matching: Using bootstrap confidence intervals for accommodating estimation errors of propensity scores." *BMC Medical Research Methodology*. **15** (1): 1–9.
- Putri, A. Y. 2014. *Hubungan Pekerjaan Ibu dengan Keberhasilan Pemberian ASI Eksklusif pada Anak di Posyandu Bina Putra Tirto Triharjo Pandak Bantul Yogyakarta*. Tidak Dipublikasikan. Program Studi DIV Bidan Pendidik Sekolah Tinggi Ilmu Kesehatan 'Aisyiyah Yogyakarta. Yogyakarta.
- Rahman, N. 2017. *Pengetahuan, Sikap, dan Praktik Pemberian ASI Eksklusif di Wilayah Kerja Puskesmas Jumpandang Baru Kecamatan Tallo Kota Makassar*. Tidak Dipublikasikan. Fakultas Kesehatan Masyarakat Universitas Hasanuddin Makassar. Makassar.
- Rahmayani, R. O., A. Isgianto & E. Wulandari. 2016. *Hubungan Usia Ibu dengan Pemberian ASI Eksklusif pada Bayi di Wilayah Kerja Puskesmas Bentiring Kota Bengkulu*. Tidak Dipublikasikan. Program Studi Ilmu DIII Kebidanan STIKES Tri Mandiri Sakti Bengkulu. Bengkulu.
- Sariati, Y., Prastyaningrum, V. Y., Kurniasari, P. & Mustarina. 2017. "Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Keberhasilan Asi." *Journal of Issues In Midwifery*. **1** (1): 1–18.
- Seeger, J. D., Bykov, K., Bartels, D. B. & Huybrechts, K. 2017. "Propensity Score Weighting Compared to Matching in a Study of Dabigatran and Warfarin." *Drug Safety*. **40** (2): 169–181.
- Septiani, H., Budi, A. & Karbita. 2017. "Faktor-Faktor yang Berhubungan dengan Pemberian ASI Eksklusif oleh Ibu Menyusui yang Bekerja sebagai Tenaga Kesehatan." *Jurnal Ilmu Kesehatan*. **2** (2): 159–174.
- Sugiyono. 2015. *Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif, dan R&D*. Alfabeta. Bandung.
- Thavaneswaran, A. & Lix, L. 2008. *Propensity Score Matching in Observational Studies*. University of Manitoba. Winnipeg.
- Wunsch, G. 2007. "Confounding and control." *Demographic Research*. **16** (4): 97–120.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data status kelulusan ASI eksklusif di Kecamatan Selopuro Kabupaten Blitar.

No.	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9
1	0	22	2	1	2	0	0	1	0	1
2	1	26	3	1	1	0	1	1	0	1
3	0	24	5	5	2	1	0	1	0	1
4	0	42	4	1	3	0	0	1	1	0
5	0	33	5	1	3	0	0	1	1	1
6	1	39	2	1	2	0	1	1	1	1
7	1	33	4	4	1	0	0	1	0	1
8	0	35	4	1	3	0	1	1	0	1
9	0	34	3	1	1	0	1	1	1	1
10	1	26	3	1	1	0	1	1	1	1
11	1	26	3	1	3	0	1	1	0	1
12	0	40	5	1	1	0	1	1	0	1
13	0	26	4	1	2	0	0	1	1	1
14	1	30	5	1	2	0	1	1	1	1
15	1	36	3	1	1	0	1	1	0	1
16	1	26	4	1	2	1	1	1	1	1
17	0	41	3	1	2	1	1	1	1	0
18	0	31	4	1	2	0	0	1	0	0
19	0	35	4	4	1	0	1	1	0	0
20	1	26	5	1	1	0	1	1	0	1
21	0	33	4	5	2	0	0	1	1	0
22	0	33	4	4	3	0	1	1	1	1
23	0	26	4	1	3	0	0	1	1	0
24	1	26	4	1	1	0	1	1	1	1
25	0	27	4	1	1	1	1	1	1	0
26	1	38	3	4	3	0	1	1	0	1
27	0	27	3	4	1	0	1	1	0	1
28	1	27	3	1	1	0	1	1	1	1
29	1	34	5	5	3	1	1	1	1	1
30	1	27	4	4	3	1	1	1	1	1
31	0	18	3	1	1	0	1	1	1	0
32	1	24	5	5	2	0	0	1	1	1
33	0	40	3	1	3	0	1	1	1	1
34	0	35	4	4	3	0	0	1	1	1
35	1	36	3	1	1	0	1	1	0	1
Lampiran 1 (lanjutan)				1	2	0	1	1	1	1
37	1	25	4	1	2	0	0	1	1	1
38	0	33	3	1	2	0	1	1	1	0

39	1	33	2	1	1	1	1	1	1	1
40	0	27	4	4	1	0	1	1	1	0
41	1	31	5	5	2	0	0	1	1	1
42	0	26	4	4	1	0	0	1	1	1
43	0	34	2	1	2	0	1	1	1	0
44	0	25	4	1	3	0	0	1	1	0
45	1	36	5	1	3	0	1	1	1	1
46	0	30	3	5	2	0	1	1	1	1
47	0	31	3	1	2	0	1	1	1	1
48	0	33	3	1	2	0	0	1	1	1
49	1	34	3	1	1	0	1	1	1	1
50	0	33	4	1	2	0	0	1	1	1
51	1	36	3	1	1	0	1	1	1	1
52	0	40	3	1	2	0	1	1	1	1
53	1	26	5	1	3	0	1	1	1	1
54	0	29	3	4	3	0	1	1	1	0
55	0	23	5	5	2	0	0	1	1	1
56	1	37	4	1	3	0	1	1	1	1
57	1	27	3	1	1	1	1	1	1	1
58	1	32	4	1	3	1	1	1	1	1
59	1	31	3	1	1	0	1	1	1	1
60	0	38	3	4	3	0	1	1	1	0
61	0	22	4	1	2	0	0	1	1	1
62	0	38	3	1	3	0	0	0	1	0
63	0	35	2	1	3	0	1	1	1	0
64	0	32	4	1	3	0	1	1	1	0
65	0	32	3	1	2	0	0	1	1	1
66	0	35	3	1	2	0	1	1	1	0
67	1	33	3	1	3	0	1	1	1	1
68	1	39	3	1	2	0	1	1	1	1
69	1	31	4	1	1	0	1	1	1	1
70	1	26	4	1	3	0	1	1	1	1
71	1	42	3	1	2	0	0	1	1	1
72	0	32	2	1	1	0	1	1	1	1
73	1	30	2	1	3	0	1	1	1	1
74	0	20	3	4	1	0	1	1	1	0
75	0	22	3	1	2	0	0	0	1	0
76	0	28	5	4	2	0	1	1	1	1
77	1	32	3	1	2	0	1	1	1	1
78	0	38	4	1	3	0	0	1	1	0
Lampiran 1 (lanjutan)				5	2	0	1	1	0	1
79	0	32	3	1	3	0	1	1	0	1
81	0	29	4	1	2	0	0	1	1	1

82	0	26	3	1	2	1	0	1	0	0
83	1	25	4	1	2	0	1	1	1	1
84	1	30	3	1	1	0	1	1	1	1
85	1	32	5	4	2	1	1	1	0	1
86	0	45	2	1	2	1	1	1	1	1
87	0	35	2	5	2	0	1	1	0	0
88	1	31	4	1	3	0	1	1	1	1
89	0	34	5	2	3	0	1	1	1	0
90	0	20	2	1	3	0	1	1	1	1
91	1	21	3	1	1	0	1	1	1	1
92	1	40	2	5	2	0	1	1	1	1
93	1	39	3	1	2	0	1	1	0	1
94	0	34	4	1	2	0	1	0	1	0
95	0	34	3	1	1	0	0	1	1	1
96	1	42	3	1	3	0	1	1	1	1
97	1	34	2	1	3	1	1	1	1	1
98	0	42	4	1	3	0	0	1	1	1
99	0	30	4	4	2	0	0	1	1	1
100	1	42	3	1	1	0	1	1	1	1
101	0	25	4	1	1	0	1	1	1	1
102	1	24	3	1	2	0	1	1	1	1
103	0	34	4	1	2	1	1	1	1	0
104	0	26	3	1	1	1	0	1	1	1
105	1	27	5	1	3	0	0	1	1	1
106	1	35	5	4	2	0	0	1	1	1
107	0	23	4	1	1	1	1	1	1	1
108	1	32	5	1	3	1	0	1	1	1
109	0	35	5	3	3	0	0	1	1	0
110	0	32	4	3	2	0	0	1	0	0
111	1	28	5	1	2	1	0	1	0	1
112	1	34	4	4	1	1	1	1	1	1
113	0	26	3	1	2	0	0	1	1	0
114	1	21	4	1	2	0	0	1	0	1
115	0	36	5	3	2	1	0	1	0	0
116	1	25	4	1	1	1	0	1	1	1
117	0	28	5	3	3	1	0	1	1	0
118	0	30	4	1	2	0	0	1	1	0
119	1	25	4	1	2	1	1	1	1	1
120	1	22	5	1	2	1	1	1	1	1
121	1	26	5	1	2	1	1	1	1	1
Lampiran 1 (lanjutan)				1	3	1	0	1	0	1
				4	2	0	0	1	1	1
124	0	23	4	1	3	0	0	1	1	1

125	1	33	3	1	3	1	0	1	1	1
126	1	25	2	1	3	1	1	1	1	1
127	1	25	3	1	2	1	0	1	1	1
128	1	35	3	1	1	1	0	1	1	1
129	0	32	5	1	3	0	1	1	1	1
130	1	26	5	1	3	0	0	1	1	1
131	0	23	3	1	2	0	0	1	0	1
132	0	39	2	1	2	0	1	1	0	0
133	1	32	3	1	3	0	1	1	1	1
134	1	27	4	1	3	0	1	1	1	1
135	1	33	4	1	1	0	1	1	1	1
136	0	37	4	1	2	0	1	1	1	0
137	0	37	4	1	2	0	0	1	1	1
138	1	23	4	1	1	0	1	1	0	1
139	0	38	4	1	2	0	0	1	0	1
140	0	36	3	1	2	0	1	1	1	1
141	0	29	2	1	2	0	1	1	0	1
142	0	29	3	1	2	1	1	1	0	1
143	1	32	4	1	3	1	1	1	1	1
144	0	32	4	1	2	0	0	1	0	1
145	1	23	4	1	2	0	1	1	0	1
146	0	26	5	5	1	0	0	1	0	1
147	1	29	3	1	3	0	1	1	1	1
148	0	22	3	1	2	0	0	1	0	0
149	1	28	4	1	2	1	1	1	1	1
150	1	29	4	1	2	0	0	1	0	1
151	0	30	4	1	3	0	1	1	1	1
152	0	20	3	1	2	1	1	1	0	1
153	0	36	4	1	2	0	0	1	0	0
154	0	33	4	5	3	1	1	1	1	1
155	0	38	4	1	2	0	0	1	0	0
156	0	21	4	1	2	1	1	1	1	1
157	0	24	4	1	3	1	1	1	1	1
158	0	37	4	1	3	1	1	1	0	0
159	0	26	5	5	1	1	1	1	1	1
160	0	36	4	1	2	0	0	1	1	0
161	0	27	4	1	2	0	0	1	1	1
162	1	25	4	1	2	0	1	1	1	1
163	1	34	3	1	3	1	1	1	1	1
164	0	31	4	1	2	0	0	1	1	1
165	0	32	4	1	3	0	0	1	1	1
166	0	42	2	1	2	0	0	0	1	0
167	1	32	3	1	2	0	1	1	1	1

Lampiran 1 (lanjutan)

168	0	52	4	1	2	0	1	1	1	0
169	0	23	4	1	2	0	0	1	1	1
170	0	28	3	1	3	0	1	1	1	1
171	0	22	4	4	3	0	1	1	1	1
172	0	33	3	1	3	0	1	1	1	1
173	1	25	4	1	1	1	1	1	1	1
174	1	34	3	1	1	0	1	1	1	1
175	0	31	4	1	3	0	0	1	1	0
176	0	28	3	1	1	0	0	1	1	0
177	1	32	2	1	2	0	0	1	1	1
178	0	34	3	1	2	0	0	1	1	0
179	1	20	4	1	2	0	0	1	1	1
180	1	19	3	1	1	0	1	1	1	1
181	0	34	5	3	2	0	1	1	1	0
182	0	36	4	1	3	1	1	1	1	1
183	1	26	4	4	3	0	1	1	1	1
184	1	32	3	1	2	1	1	1	1	1
185	1	37	4	1	2	0	1	1	1	1
186	1	33	4	1	2	0	1	1	1	1
187	0	29	5	1	2	0	0	1	1	1
188	1	30	3	4	1	0	1	1	0	1

Lampiran 2.

A. Identitas Responden (Ibu)		
No. Responden		
Alamat Responden		
Nama Responden		
X_1	Umur Ibu	
X_2	Pendidikan Terakhir Ibu	1. Tidak pernah sekolah 2. SD atau sederajat 3. SMP atau sederajat 4. SMA atau sederajat 5. Perguruan Tinggi
X_3	Status Pekerjaan Ibu	1. Tidak bekerja/Ibu Rumah Tangga 2. Pegawai Negeri 3. Pegawai Swasta 4. Wiraswasta 5. Lain-lain
X_4	Di mana ibu melahirkan [Nama anak terakhir]?	1. Puskesmas 2. Rumah Sakit 3. Lainnya
X_5	a. Apakah ketika baru lahir, [Nama] diletakkan secara tengkurap di dada atau perut ibu tanpa ada penghalang (kulit bayi melekat pada kulit ibu)?	1. Tidak (Lanjut X_6) 2. Ya
	b. Berapa lama proses pelekatan kulit bayi dan kulit ibu tersebut berlangsung?	1. < 1 jam 2. ≥ 1 jam (Dikatakan IMD, jika jawaban X_5 (a) adalah Ya dan X_5 (b) ≥ 1 jam).
X_6	Kapan ibu mulai melakukan proses menyusui (sampai bayi menghisap puting susu ibu) untuk yang pertama kali, setelah [Nama] dilahirkan?	1. < 1 jam 2. ≥ 1 jam
X_7	Apakah ASI yang pertama kali diberikan kepada [Nama] berwarna kekuningan?	1. Tidak 2. Ya
Y	a. Apakah saat ini ibu masih menyusui [Nama]?	1. Tidak 2. Ya (Lanjut poin c)
	b. Pada saat [Nama] umur berapa, ibu tidak menyusunya lagi?	... bulan
	c. Pada saat [Nama] umur berapa, pertama kali ibu memberikannya makanan atau minuman lain selain ASI?	... bulan

X_8 Pengetahuan Ibu		
1.	Menurut ibu, apakah ASI mengandung zat-zat gizi yang lengkap sesuai kebutuhan bayi?	1. Tidak 2. Ya
2.	Menurut ibu, apakah ASI mengandung zat kekebalan yang melindungi bayi dari penyakit?	1. Tidak 2. Ya
3.	Menurut ibu, apakah susu formula mempunyai kandungan yang sama dengan ASI?	1. Tidak 2. Ya
4.	Menurut ibu, apakah menyusui dengan ASI dapat meningkatkan kecerdasan bayi?	1. Tidak 2. Ya
5.	Menurut ibu, apakah pemberian ASI sampai bayi berumur 6 bulan tanpa diberikan makanan atau minuman lain selain ASI dapat membantu mengatur jarak kelahiran?	1. Tidak 2. Ya
6.	Menurut ibu, apakah dengan menyusui dapat mencegah terjadinya kanker payudara?	1. Tidak 2. Ya
7.	Menurut ibu, apakah ASI yang pertama kali keluar dan berwarna kekuningan mengandung zat kekebalan (antibodi)?	1. Tidak 2. Ya
8.	Menurut ibu, apakah menyusui dapat memberikan rasa kasih sayang kepada bayi?	1. Tidak 2. Ya
9.	Menurut ibu, apakah dengan meletakkan bayi yang baru lahir di dada atau perut ibu tanpa ada penghalang kain (kulit ibu dan kulit bayi melekat tanpa penghalang) dapat memberikan kemungkinan untuk ibu memberikan ASI eksklusif pada bayi?	1. Tidak 2. Ya
X_9 Sikap Ibu		
1.	Apakah ibu bersedia memberikan ASI saja kepada [Nama] sampai berumur 6 bulan?	1. Tidak 2. Ya (Dapat dilihat dari jawaban Y poin c)
2.	Apakah ibu bersedia menyusui [Nama] sampai berumur 2 tahun?	1. Tidak 2. Ya (Jika jawaban Y poin a Ya)
3.	Apakah ibu menganggap sebelum berumur 6 bulan, lebih baik [Nama] diberikan ASI dibandingkan susu formula?	1. Tidak 2. Ya

Lampiran 3. Syntax dan output chi-square

- a. Syntax chi-square antara peubah yang berpotensi sebagai *confounding* dengan peubah *X* lainnya

```
##Chisquare X1
tableX2X1<-table(X2,X1)
testX2X1<-chisq.test(tableX2X1,correct=FALSE)
tableX3X1<-table(X3,X1)
testX3X1<-chisq.test(tableX3X1,correct=FALSE)
tableX4X1<-table(X4,X1)
testX4X1<-chisq.test(tableX4X1,correct=FALSE)
tableX5X1<-table(X5,X1)
testX5X1<-chisq.test(tableX5X1,correct=FALSE)
tableX6X1<-table(X6,X1)
testX6X1<-chisq.test(tableX6X1,correct=FALSE)
tableX7X1<-table(X7,X1)
testX7X1<-chisq.test(tableX7X1,correct=FALSE)
tableX8X1<-table(X8,X1)
testX8X1<-chisq.test(tableX8X1,correct=FALSE)
tableX9X1<-table(X9,X1)
testX9X1<-chisq.test(tableX9X1,correct=FALSE)
tableY1<-table(Y,X1)
testY1<-chisq.test(tableY1,correct=FALSE)
peubahX1<-
rbind("X2*X1","X3*X1","X4*X1","X5*X1","X6*X1","X7*X1","X8*X1","X9*X1","Y
*X1")
xsquareX1<-
rbind(testX2X1$statistic,testX3X1$statistic,testX4X1$statistic,testX5X1$statisti
c,testX6X1$statistic,testX7X1$statistic,testX8X1$statistic,testX9X1$statistic,tes
tY1$statistic)
pvalueX1<-
rbind(testX2X1$p.value,testX3X1$p.value,testX4X1$p.value,testX5X1$p.value,
testX6X1$p.value,testX7X1$p.value,testX8X1$p.value,testX9X1$p.value,testY1
$p.value)
confoundX1<-data.frame(peubahX1,xsquareX1,pvalueX1)
confoundX1
##Chisquare X2
tableX1X2<-table(X1,X2)
testX1X2<-chisq.test(tableX1X2,correct=FALSE)
tableX3X2<-table(X3,X2)
testX3X2<-chisq.test(tableX3X2,correct=FALSE)
tableX4X2<-table(X4,X2)
testX4X2<-chisq.test(tableX4X2,correct=FALSE)
tableX5X2<-table(X5,X2)
testX5X2<-chisq.test(tableX5X2,correct=FALSE)
```

```

tableX6X2<-table(X6,X2)
testX6X2<-chisq.test(tableX6X2,correct=FALSE)
tableX7X2<-table(X7,X2)
testX7X2<-chisq.test(tableX7X2,correct=FALSE)
tableX8X2<-table(X8,X2)
testX8X2<-chisq.test(tableX8X2,correct=FALSE)
tableX9X2<-table(X9,X2)
testX9X2<-chisq.test(tableX9X2,correct=FALSE)
tableY2<-table(Y,X2)
testY2<-chisq.test(tableY2,correct=FALSE)
peubahX2<-
rbind("X1*X2","X3*X2","X4*X2","X5*X2","X6*X2","X7*X2","X8*X2","X9*X2","Y
*X2")
xsquareX2<-
rbind(testX1X2$statistic,testX3X2$statistic,testX4X2$statistic,testX5X2$statisti
c,testX6X2$statistic,testX7X2$statistic,testX8X2$statistic,testX9X2$statistic,tes
tY2$statistic)
pvalueX2<-
rbind(testX1X2$p.value,testX3X2$p.value,testX4X2$p.value,testX5X2$p.value,
testX6X2$p.value,testX7X2$p.value,testX8X2$p.value,testX9X2$p.value,testY2
$p.value)
confoundX2<-data.frame(peubahX2,xsquareX2,pvalueX2)
confoundX2
##Chisquare X3
tableX1X3<-table(X1,X3)
testX1X3<-chisq.test(tableX1X3,correct=FALSE)
tableX2X3<-table(X2,X3)
testX2X3<-chisq.test(tableX2X3,correct=FALSE)
tableX4X3<-table(X4,X3)
testX4X3<-chisq.test(tableX4X3,correct=FALSE)
tableX5X3<-table(X5,X3)
testX5X3<-chisq.test(tableX5X3,correct=FALSE)
tableX6X3<-table(X6,X3)
testX6X3<-chisq.test(tableX6X3,correct=FALSE)
tableX7X3<-table(X7,X3)
testX7X3<-chisq.test(tableX7X3,correct=FALSE)
tableX8X3<-table(X8,X3)
testX8X3<-chisq.test(tableX8X3,correct=FALSE)
tableX9X3<-table(X9,X3)
testX9X3<-chisq.test(tableX9X3,correct=FALSE)
tableY3<-table(Y,X3)
testY3<-chisq.test(tableY3,correct=FALSE)
peubahX3<-
rbind("X1*X3","X2*X3","X4*X3","X5*X3","X6*X3","X7*X3","X8*X3","X9*X3","Y
*X3")

```



```

xsquareX3<-
rbind(testX1X3$statistic,testX2X3$statistic,testX4X3$statistic,testX5X3$statisti
c,testX6X3$statistic,testX7X3$statistic,testX8X3$statistic,testX9X3$statistic,tes
tY3$statistic)
pvalueX3<-
rbind(testX1X3$p.value,testX2X3$p.value,testX4X3$p.value,testX5X3$p.value,
testX6X3$p.value,testX7X3$p.value,testX8X3$p.value,testX9X3$p.value,testY3
$p.value)
confoundX3<-data.frame(peubahX3,xsquareX3,pvalueX3)
confoundX3
##Chisquare X4
tableX1X4<-table(X1,X4)
testX1X4<-chisq.test(tableX1X4,correct=FALSE)
tableX2X4<-table(X2,X4)
testX2X4<-chisq.test(tableX2X4,correct=FALSE)
tableX3X4<-table(X3,X4)
testX3X4<-chisq.test(tableX3X4,correct=FALSE)
tableX5X4<-table(X5,X4)
testX5X4<-chisq.test(tableX5X4,correct=FALSE)
tableX6X4<-table(X6,X4)
testX6X4<-chisq.test(tableX6X4,correct=FALSE)
tableX7X4<-table(X7,X4)
testX7X4<-chisq.test(tableX7X4,correct=FALSE)
tableX8X4<-table(X8,X4)
testX8X4<-chisq.test(tableX8X4,correct=FALSE)
tableX9X4<-table(X9,X4)
testX9X4<-chisq.test(tableX9X4,correct=FALSE)
tableY4<-table(Y,X4)
testY4<-chisq.test(tableY4,correct=FALSE)
peubahX4<-
rbind("X1*X4","X2*X4","X3*X4","X5*X4","X6*X4","X7*X4","X8*X4","X9*X4","Y
*X4")
xsquareX4<-
rbind(testX1X4$statistic,testX2X4$statistic,testX3X4$statistic,testX5X4$statisti
c,testX6X4$statistic,testX7X4$statistic,testX8X4$statistic,testX9X4$statistic,tes
tY4$statistic)
pvalueX4<-
rbind(testX1X4$p.value,testX2X4$p.value,testX3X4$p.value,testX5X4$p.value,
testX6X4$p.value,testX7X4$p.value,testX8X4$p.value,testX9X4$p.value,testY4
$p.value)
confoundX4<-data.frame(peubahX4,xsquareX4,pvalueX4)
confoundX4
##Chisquare X5
tableX1X5<-table(X1,X5)
testX1X5<-chisq.test(tableX1X5,correct=FALSE)

```

```

tableX2X5<-table(X2,X5)
testX2X5<-chisq.test(tableX2X5,correct=FALSE)
tableX3X5<-table(X3,X5)
testX3X5<-chisq.test(tableX3X5,correct=FALSE)
tableX4X5<-table(X4,X5)
testX4X5<-chisq.test(tableX4X5,correct=FALSE)
tableX6X5<-table(X6,X5)
testX6X5<-chisq.test(tableX6X5,correct=FALSE)
tableX7X5<-table(X7,X5)
testX7X5<-chisq.test(tableX7X5,correct=FALSE)
tableX8X5<-table(X8,X5)
testX8X5<-chisq.test(tableX8X5,correct=FALSE)
tableX9X5<-table(X9,X5)
testX9X5<-chisq.test(tableX9X5,correct=FALSE)
tableY5<-table(Y,X5)
testY5<-chisq.test(tableY5,correct=FALSE)
peubahX5<-
rbind("X1*X5","X2*X5","X3*X5","X4*X5","X6*X5","X7*X5","X8*X5","X9*X5","Y
*X5")
xsquareX5<-
rbind(testX1X5$statistic,testX2X5$statistic,testX3X5$statistic,testX4X5$statisti
c,testX6X5$statistic,testX7X5$statistic,testX8X5$statistic,testX9X5$statistic,tes
tY5$statistic)
pvalueX5<-
rbind(testX1X5$p.value,testX2X5$p.value,testX3X5$p.value,testX4X5$p.value,
testX6X5$p.value,testX7X5$p.value,testX8X5$p.value,testX9X5$p.value,testY5
$p.value)
confoundX5<-data.frame(peubahX5,xsquareX5,pvalueX5)
confoundX5
##Chisquare X6
tableX1X6<-table(X1,X6)
testX1X6<-chisq.test(tableX1X6,correct=FALSE)
tableX2X6<-table(X2,X6)
testX2X6<-chisq.test(tableX2X6,correct=FALSE)
tableX3X6<-table(X3,X6)
testX3X6<-chisq.test(tableX3X6,correct=FALSE)
tableX4X6<-table(X4,X6)
testX4X6<-chisq.test(tableX4X6,correct=FALSE)
tableX5X6<-table(X5,X6)
testX5X6<-chisq.test(tableX5X6,correct=FALSE)
tableX7X6<-table(X7,X6)
testX7X6<-chisq.test(tableX7X6,correct=FALSE)
tableX8X6<-table(X8,X6)
testX8X6<-chisq.test(tableX8X6,correct=FALSE)
tableX9X6<-table(X9,X6)

```

```

testX9X6<-chisq.test(tableX9X6,correct=FALSE)
tableY6<-table(Y,X6)
testY6<-chisq.test(tableY6,correct=FALSE)
peubahX6<-
rbind("X1*X6","X2*X6","X3*X6","X4*X6","X5*X6","X7*X6","X8*X6","X9*X6","Y
*X6")
xsquareX6<-
rbind(testX1X6$statistic,testX2X6$statistic,testX3X6$statistic,testX4X6$statisti
c,testX5X6$statistic,testX7X6$statistic,testX8X6$statistic,testX9X6$statistic,tes
tY6$statistic)
pvalueX6<-
rbind(testX1X6$p.value,testX2X6$p.value,testX3X6$p.value,testX4X6$p.value,
testX5X6$p.value,testX7X6$p.value,testX8X6$p.value,testX9X6$p.value,testY6
$p.value)
confoundX6<-data.frame(peubahX6,xsquareX6,pvalueX6)
confoundX6
##Chisquare X7
tableX1X7<-table(X1,X7)
testX1X7<-chisq.test(tableX1X7,correct=FALSE)
tableX2X7<-table(X2,X7)
testX2X7<-chisq.test(tableX2X7,correct=FALSE)
tableX3X7<-table(X3,X7)
testX3X7<-chisq.test(tableX3X7,correct=FALSE)
tableX4X7<-table(X4,X7)
testX4X7<-chisq.test(tableX4X7,correct=FALSE)
tableX5X7<-table(X5,X7)
testX5X7<-chisq.test(tableX5X7,correct=FALSE)
tableX6X7<-table(X6,X7)
testX6X7<-chisq.test(tableX6X7,correct=FALSE)
tableX8X7<-table(X8,X7)
testX8X7<-chisq.test(tableX8X7,correct=FALSE)
tableX9X7<-table(X9,X7)
testX9X7<-chisq.test(tableX9X7,correct=FALSE)
tableY7<-table(Y,X7)
testY7<-chisq.test(tableY7,correct=FALSE)
peubahX7<-
rbind("X1*X7","X2*X7","X3*X7","X4*X7","X5*X7","X6*X7","X8*X7","X9*X7","Y
*X7")
xsquareX7<-
rbind(testX1X7$statistic,testX2X7$statistic,testX3X7$statistic,testX4X7$statisti
c,testX5X7$statistic,testX6X7$statistic,testX8X7$statistic,testX9X7$statistic,tes
tY7$statistic)

```

```

pvalueX7<-
rbind(testX1X7$p.value,testX2X7$p.value,testX3X7$p.value,testX4X7$p.value,
testX5X7$p.value,testX6X7$p.value,testX8X7$p.value,testX9X7$p.value,testY7
$p.value)
confoundX7<-data.frame(peubahX7,xsquareX7,pvalueX7)
confoundX7
##Chisquare X8
tableX1X8<-table(X1,X8)
testX1X8<-chisq.test(tableX1X8,correct=FALSE)
tableX2X8<-table(X2,X8)
testX2X8<-chisq.test(tableX2X8,correct=FALSE)
tableX3X8<-table(X3,X8)
testX3X8<-chisq.test(tableX3X8,correct=FALSE)
tableX4X8<-table(X4,X8)
testX4X8<-chisq.test(tableX4X8,correct=FALSE)
tableX5X8<-table(X5,X8)
testX5X8<-chisq.test(tableX5X8,correct=FALSE)
tableX6X8<-table(X6,X8)
testX6X8<-chisq.test(tableX6X8,correct=FALSE)
tableX7X8<-table(X7,X8)
testX7X8<-chisq.test(tableX7X8,correct=FALSE)
tableX9X8<-table(X9,X8)
testX9X8<-chisq.test(tableX9X8,correct=FALSE)
tableY8<-table(Y,X8)
testY8<-chisq.test(tableY8,correct=FALSE)
peubahX8<-
rbind("X1*X8","X2*X8","X3*X8","X4*X8","X5*X8","X6*X8","X7*X8","X9*X8","Y
*X8")
xsquareX8<-
rbind(testX1X8$statistic,testX2X8$statistic,testX3X8$statistic,testX4X8$statisti
c,testX5X8$statistic,testX6X8$statistic,testX7X8$statistic,testX9X8$statistic,tes
tY8$statistic)
pvalueX8<-
rbind(testX1X8$p.value,testX2X8$p.value,testX3X8$p.value,testX4X8$p.value,
testX5X8$p.value,testX6X8$p.value,testX7X8$p.value,testX9X8$p.value,testY8
$p.value)
confoundX8<-data.frame(peubahX8,xsquareX8,pvalueX8)
confoundX8
##Chisquare X9
tableX1X9<-table(X1,X9)
testX1X9<-chisq.test(tableX1X9,correct=FALSE)
tableX2X9<-table(X2,X9)
testX2X9<-chisq.test(tableX2X9,correct=FALSE)
tableX3X9<-table(X3,X9)
testX3X9<-chisq.test(tableX3X9,correct=FALSE)

```

```
tableX4X9<-table(X4,X9)
testX4X9<-chisq.test(tableX4X9,correct=FALSE)
tableX5X9<-table(X5,X9)
testX5X9<-chisq.test(tableX5X9,correct=FALSE)
tableX6X9<-table(X6,X9)
testX6X9<-chisq.test(tableX6X9,correct=FALSE)
tableX7X9<-table(X7,X9)
testX7X9<-chisq.test(tableX7X9,correct=FALSE)
tableX8X9<-table(X8,X9)
testX8X9<-chisq.test(tableX8X9,correct=FALSE)
tableY9<-table(Y,X9)
testY9<-chisq.test(tableY9,correct=FALSE)
peubahX9<-
rbind("X1*X9","X2*X9","X3*X9","X4*X9","X5*X9","X6*X9","X7*X9","X8*X9","Y
*X9")
xsquareX9<-
rbind(testX1X9$statistic,testX2X9$statistic,testX3X9$statistic,testX4X9$statisti
c,testX5X9$statistic,testX6X9$statistic,testX7X9$statistic,testX8X9$statistic,tes
tY9$statistic)
pvalueX9<-
rbind(testX1X9$p.value,testX2X9$p.value,testX3X9$p.value,testX4X9$p.value,
testX5X9$p.value,testX6X9$p.value,testX7X9$p.value,testX8X9$p.value,testY9
$p.value)
confoundX9<-data.frame(peubahX9,xsquareX9,pvalueX9)
confoundX9
```

- b. *Output chi-square* antara peubah yang berpotensi sebagai *confounding* dengan peubah X lainnya

	peubahX1	X.squared	pvalueX1
1	X2*X1	83.46571	0.31529785
2	X3*X1	77.23651	0.97707653
3	X4*X1	50.54846	0.53112486
4	X5*X1	31.34084	0.21581936
5	X6*X1	22.93479	0.63663351
6	X7*X1	23.35404	0.61284978
7	X8*X1	28.23286	0.34709603
8	X9*X1	37.43410	0.06827854
9	Y*X1	20.91228	0.74647746

	peubahX2	X.squared	pvalueX2
	X1*X2	83.465713	3.152979e-01
	X3*X2	51.515158	7.554194e-07
	X4*X2	10.330539	1.114048e-01
	X5*X2	2.509227	4.736259e-01
	X6*X2	10.227928	1.672479e-02
	X7*X2	2.362869	5.005839e-01
	X8*X2	1.138256	7.678478e-01
	X9*X2	1.770867	6.212950e-01
	Y*X2	2.679955	4.436446e-01

peubahX3	X.squared	pvalueX3
X1*X3	77.236513	9.770765e-01
X2*X3	51.515158	7.554194e-07
X4*X3	11.370667	1.815680e-01
X5*X3	2.466116	6.507133e-01
X6*X3	5.658418	2.261514e-01
X7*X3	1.104583	8.935444e-01
X8*X3	2.850027	5.832284e-01
X9*X3	20.024481	4.938725e-04
Y*X3	6.295828	1.781181e-01
peubahX4	X.squared	pvalueX4
X1*X4	50.5484562	0.5311248604
X2*X4	10.3305389	0.1114048305
X3*X4	11.3706666	0.1815680436
X5*X4	0.5324178	0.7662790525
X6*X4	13.9648285	0.0009280599
X7*X4	1.7087706	0.4255446899
X8*X4	6.5318869	0.0381609149
X9*X4	3.4555892	0.1776758261
Y*X4	6.5833126	0.0371921962
peubahX5	X.squared	pvalueX5
X1*X5	31.34084383	0.21581936
X2*X5	2.50922658	0.47362594
X3*X5	2.46611605	0.65071334
X4*X5	0.53241775	0.76627905
X6*X5	2.07531505	0.14969903
X7*X5	1.21199400	0.27093757
X8*X5	0.02521952	0.87382128
X9*X5	1.79537072	0.18027316
Y*X5	3.07664498	0.07942421
peubahX6	X.squared	pvalueX6
X1*X6	22.9347916	0.6366335124
X2*X6	10.2279284	0.0167247869
X3*X6	5.6584178	0.2261513832
X4*X6	13.9648285	0.0009280599
X5*X6	2.0753151	0.1496990261
X7*X6	2.4942310	0.1142641784
X8*X6	0.9977066	0.3178660788
X9*X6	4.8748970	0.0272500670
Y*X6	13.0806876	0.0002983559
peubahX7	X.squared	pvalueX7
X1*X7	23.354037	0.6128497755
X2*X7	2.362869	0.5005839118
X3*X7	1.104583	0.8935444067
X4*X7	1.708771	0.4255446899
X5*X7	1.211994	0.2709375740
X6*X7	2.494231	0.1142641784
X8*X7	1.139899	0.2856735778
X9*X7	12.987440	0.0003135875
Y*X7	3.230642	0.0722723587

peubahX8	X.squared	pvalueX8
X1*X8	28.23285685	0.34709603
X2*X8	1.13825617	0.76784783
X3*X8	2.85002719	0.58322836
X4*X8	6.53188692	0.03816091
X5*X8	0.02521952	0.87382128
X6*X8	0.99770661	0.31786608
X7*X8	1.13989944	0.28567358
X9*X8	0.24105594	0.62344450
Y*X8	1.21653995	0.27004076

peubahX9	X.squared	pvalueX9
X1*X9	37.4340960	6.827854e-02
X2*X9	1.7708673	6.212950e-01
X3*X9	20.0244814	4.938725e-04
X4*X9	3.4555892	1.776758e-01
X5*X9	1.7953707	1.802732e-01
X6*X9	4.8748970	2.725007e-02
X7*X9	12.9874396	3.135875e-04
X8*X9	0.2410559	6.234445e-01
Y*X9	46.7652348	8.002044e-12



Lampiran 4. Syntax dan output pendugaan propensity score menggunakan regresi logistik

a. Syntax pendugaan propensity score menggunakan regresi logistik

```
library(glm2)
ASI<-read.table("D:/S T A T I S T I K A/T E S I
S/Data/FIX/DataFix.txt",header=TRUE)
ASI$X2<-factor(ASI$X2)
ASI$X3<-factor(ASI$X3)
ASI$X4<-factor(ASI$X4)
ASI$X5<-factor(ASI$X5)
ASI$X6<-factor(ASI$X6)
ASI$X7<-factor(ASI$X7)
ASI$X8<-factor(ASI$X8)
ps_logit<-
glm(X9~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7+X8,data=ASI,family=binomial("logit"))
summary(ps_logit)
##Estimasi Nilai PS
ps<-ps_logit$fitted
ps
```

b. Output pendugaan model propensity score

```
Call:
glm(formula = X9 ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6 + X7 + X8, family = binomial("logit"),
    data = ASI)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.41561  0.00008  0.52478  0.69348  1.20972

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -16.49368  3153.95832  -0.005  0.9958
X1           -0.06879   0.03443  -1.998  0.0457 *
X23           0.16466   0.71637   0.230  0.8182
X24          -0.01207   0.71826  -0.017  0.9866
X25          17.54450 1225.30261   0.014  0.9886
X32          -37.46178 6636.72967  -0.006  0.9955
X33          -36.70000 2937.66224  -0.012  0.9900
X34          -0.49901   0.63048  -0.791  0.4287
X35          -0.66598   0.99800  -0.667  0.5046
X42          -0.41957   0.59174  -0.709  0.4783
X43          -0.24542   0.60563  -0.405  0.6853
X51           0.31978   0.55517   0.576  0.5646
X61           0.65717   0.46132   1.425  0.1543
X71          19.46377 3153.95803   0.006  0.9951
X81           0.30836   0.47950   0.643  0.5202
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 206.93  on 187  degrees of freedom
Residual deviance: 153.51  on 173  degrees of freedom
AIC: 183.51
```

c. Output pendugaan propensity score menggunakan regresi logistik

1	2	3	4	5
7.382822e-01	8.811419e-01	1.000000e+00	5.328620e-01	1.000000e+00
7	8	9	10	11
5.470690e-01	7.235211e-01	8.533728e-01	9.098372e-01	8.529419e-01
13	14	15	16	17
7.423430e-01	1.000000e+00	7.884079e-01	8.844365e-01	7.649407e-01
19	20	21	22	23
6.700507e-01	1.000000e+00	4.776778e-01	7.127827e-01	7.742261e-01
25	26	27	28	29
9.157464e-01	6.066708e-01	8.077552e-01	9.040325e-01	1.000000e+00
31	32	33	34	35
9.459354e-01	1.000000e+00	7.508441e-01	5.285153e-01	7.884079e-01
37	38	39	40	41
7.552803e-01	8.038486e-01	8.792359e-01	8.273728e-01	1.000000e+00
43	44	45	46	47
7.644201e-01	7.860239e-01	1.000000e+00	7.213014e-01	8.246407e-01
49	50	51	52	53
8.533728e-01	6.402915e-01	8.353070e-01	7.168666e-01	1.000000e+00
55	56	57	58	59
1.000000e+00	7.563497e-01	9.284180e-01	8.577246e-01	8.773620e-01
61	62	63	64	65
7.913951e-01	6.315703e-09	7.828617e-01	8.140791e-01	6.946929e-01
67	68	69	70	71
8.298651e-01	7.306189e-01	8.570441e-01	8.686980e-01	5.335045e-01
73	74	75	76	77
8.356742e-01	9.025076e-01	1.595199e-08	1.000000e+00	8.144695e-01
79	80	81	82	83
1.000000e+00	7.933281e-01	7.009451e-01	7.766644e-01	8.562075e-01
85	86	87	88	89
1.000000e+00	6.770228e-01	5.334338e-01	8.242671e-01	8.646869e-09
91	92	93	94	95
9.343562e-01	5.245627e-01	6.658343e-01	1.129659e-08	7.510345e-01
97	98	99	100	101
8.417087e-01	5.328620e-01	5.705275e-01	7.704682e-01	9.005825e-01
103	104	105	106	107
8.152941e-01	8.780685e-01	1.000000e+00	1.000000e+00	9.346907e-01
109	110	111	112	113
8.962276e-09	2.220446e-16	1.000000e+00	8.030315e-01	7.746770e-01
115	116	117	118	119
7.110016e-09	8.660330e-01	1.997255e-08	6.863283e-01	8.912839e-01
121	122	123	124	125
1.000000e+00	8.537657e-01	5.705275e-01	8.082547e-01	7.768301e-01
127	128	129	130	131
8.352754e-01	7.949664e-01	1.000000e+00	1.000000e+00	7.563793e-01
133	134	135	136	137
8.393588e-01	8.606504e-01	8.393456e-01	7.228459e-01	5.747985e-01
139	140	141	142	143
4.810846e-01	7.692613e-01	7.707715e-01	8.451580e-01	8.577246e-01
145	146	147	148	149
8.338783e-01	1.000000e+00	8.652789e-01	7.688312e-01	8.696133e-01
151	152	153	154	155
8.340106e-01	9.102146e-01	5.154673e-01	7.430243e-01	4.810846e-01
157	158	159	160	161
9.126846e-01	7.584483e-01	1.000000e+00	5.915193e-01	7.289672e-01
163	164	165	166	167
8.624347e-01	6.713321e-01	6.941451e-01	3.417996e-09	8.144695e-01
169	170	171	172	173
7.798104e-01	8.730986e-01	8.409967e-01	8.298651e-01	9.257726e-01
175	176	177	178	179
7.085523e-01	8.200810e-01	6.586958e-01	6.647569e-01	8.132005e-01
181	182	183	184	185
1.556206e-08	8.207365e-01	8.006705e-01	8.580393e-01	7.228459e-01
187	188			
1.000000e+00	7.736627e-01			

Lampiran 5. Syntax dan hasil analisis *matching* PSM-NN *without replacement*

a. Syntax analysis PSM-NN *matching without replacement*

```
library(Matching)
library(PSAgraphics)
library(MatchIt)
library(optmatch)
attach(ASI)
Y<-ASI$Y
Tr<-ASI$X9
####PSM Without Replacement
psm1<-matchit(X9~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7+X8,method="nearest",data=ASI)
psm1
summary(psm1)
Match1<-Match(Y=Y,Tr=Tr,X=ps_logit$fitted,replace=FALSE)
Match1
summary(Match1)
pmatch1<-Match1$MatchLoopC
pmatch1
```

b. Hasil analisis *matching* PSM-NN *matching without replacement*

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]	[,5]
[1,]	1	136	1	1	136
[2,]	2	74	1	2	74
[3,]	3	31	1	3	31
[4,]	5	25	1	5	25
[5,]	6	118	1	6	118
[6,]	7	87	1	7	87
[7,]	8	175	1	8	175
[8,]	9	40	1	9	40
[9,]	10	176	1	10	176
[10,]	11	103	1	11	103
[11,]	12	64	1	12	64
[12,]	13	158	1	13	158
[13,]	14	38	1	14	38
[14,]	15	44	1	15	44
[15,]	16	54	1	16	54
[16,]	20	63	1	20	63
[17,]	22	60	1	22	60
[18,]	24	66	1	24	66
[19,]	26	78	1	26	78
[20,]	27	82	1	27	82
[21,]	28	113	1	28	113
[22,]	29	23	1	29	23
[23,]	30	148	1	30	148
[24,]	32	17	1	32	17
[25,]	33	43	1	33	43
[26,]	34	4	1	34	4
[27,]	35	19	1	35	19
[28,]	36	178	1	36	178
[29,]	37	132	1	37	132
[30,]	39	18	1	39	18
[31,]	41	160	1	41	160
[32,]	42	153	1	42	153
[33,]	45	168	1	45	168
[34,]	46	155	1	46	155
[35,]	47	21	1	47	21
[36,]	48	117	1	48	117
[37,]	49	110	1	49	110
[38,]	50	75	1	50	75
[39,]	51	94	1	51	94
[40,]	52	109	1	52	109
[41,]	53	166	1	53	166
[42,]	55	115	1	55	115
[43,]	56	181	1	56	181
[44,]	57	89	1	57	89
[45,]	58	62	1	58	62

Lampiran 6. Syntax dan hasil analisis PSM-NN *matching with replacement*

a. Syntax analisis PSM-NN *matching with replacement*

```
psm2<-
matchit(X9~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7+X8,method="nearest",replace=TRUE,da
ta=ASI)
psm2
summary(psm2)
match2<-Match(Y=Y,Tr=Tr,X=ps_logit$fitted,replace=TRUE)
match2
summary(match2)
pmatch2<-match2$MatchLoopC
pmatch2
```

b. Hasil analisis PSM-NN *matching with replacement*

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]	[,5]
[1,]	1	136	1.0	1	136
[2,]	2	74	1.0	2	74
[3,]	3	31	1.0	3	31
[4,]	5	31	1.0	5	31
[5,]	6	118	1.0	6	118
[6,]	7	87	1.0	7	87
[7,]	8	136	1.0	8	136
[8,]	9	40	1.0	9	40
[9,]	10	25	1.0	10	25
[10,]	11	40	1.0	11	40
[11,]	12	31	1.0	12	31
[12,]	13	158	1.0	13	158
[13,]	14	31	1.0	14	31
[14,]	15	44	1.0	15	44
[15,]	16	74	1.0	16	74
[16,]	20	31	1.0	20	31
[17,]	22	175	1.0	22	175
[18,]	24	74	1.0	24	74
[19,]	26	78	1.0	26	78
[20,]	27	38	1.0	27	38
[21,]	28	74	1.0	28	74
[22,]	29	31	1.0	29	31
[23,]	30	40	1.0	30	40
[24,]	32	31	1.0	32	31
[25,]	33	158	1.0	33	158
[26,]	34	4	1.0	34	4
[27,]	35	44	1.0	35	44
[28,]	36	40	1.0	36	40
[29,]	37	158	1.0	37	158
[30,]	39	74	1.0	39	74
[31,]	41	31	1.0	41	31
[32,]	42	136	1.0	42	136
[33,]	45	31	1.0	45	31
[34,]	46	136	1.0	46	136
[35,]	47	40	1.0	47	40
[36,]	48	60	1.0	48	60
[37,]	49	40	1.0	49	40
[38,]	50	132	1.0	50	132
[39,]	51	40	1.0	51	40
[40,]	52	136	1.0	52	136
[41,]	53	31	1.0	53	31
[42,]	55	31	1.0	55	31
[43,]	56	158	1.0	56	158
[44,]	57	25	1.0	57	25
[45,]	58	40	1.0	58	40

[46,]	59	74	1.0	59	74
[47,]	61	54	1.0	61	54
[48,]	65	118	1.0	65	118
[49,]	67	40	1.0	67	40
[50,]	68	136	1.0	68	136
[51,]	69	40	1.0	69	40
[52,]	70	74	1.0	70	74
[53,]	71	4	0.5	71	4
[54,]	71	87	0.5	71	87
[55,]	72	40	1.0	72	40
[56,]	73	40	1.0	73	40
[57,]	76	31	1.0	76	31
[58,]	77	64	1.0	77	64
[59,]	79	31	1.0	79	31
[60,]	80	54	1.0	80	54
[61,]	81	175	1.0	81	175
[62,]	83	40	1.0	83	40
[63,]	84	74	1.0	84	74
[64,]	85	31	1.0	85	31
[65,]	86	60	1.0	86	60
[66,]	88	40	1.0	88	40
[67,]	90	25	1.0	90	25
[68,]	91	31	1.0	91	31
[69,]	92	4	1.0	92	4
[70,]	93	178	1.0	93	178
[71,]	95	158	1.0	95	158
[72,]	96	136	1.0	96	136
[73,]	97	40	1.0	97	40
[74,]	98	4	0.5	98	4
[75,]	98	87	0.5	98	87
[76,]	99	160	1.0	99	160
[77,]	100	148	1.0	100	148
[78,]	101	74	1.0	101	74
[79,]	102	74	1.0	102	74
[80,]	104	74	1.0	104	74
[81,]	105	31	1.0	105	31
[82,]	106	31	1.0	106	31
[83,]	107	31	1.0	107	31
[84,]	108	31	1.0	108	31
[85,]	111	31	1.0	111	31
[86,]	112	38	1.0	112	38
[87,]	114	158	1.0	114	158
[88,]	116	74	1.0	116	74
[89,]	119	74	1.0	119	74
[90,]	120	31	1.0	120	31
[91,]	121	31	1.0	121	31
[92,]	122	40	1.0	122	40
[93,]	123	160	1.0	123	160
[94,]	124	38	1.0	124	38
[95,]	125	82	1.0	125	82
[96,]	126	74	1.0	126	74
[97,]	127	40	1.0	127	40
[98,]	128	54	1.0	128	54
[99,]	129	31	1.0	129	31
[100,]	130	31	1.0	130	31
[101,]	131	158	1.0	131	158
[102,]	133	40	1.0	133	40
[103,]	134	40	1.0	134	40
[104,]	135	40	1.0	135	40

[105,]	137	160	1.0	137	160
[106,]	138	74	1.0	138	74
[107,]	139	155	0.5	139	155
[108,]	139	168	0.5	139	168
[109,]	140	148	1.0	140	148
[110,]	141	148	1.0	141	148
[111,]	142	40	1.0	142	40
[112,]	143	40	1.0	143	40
[113,]	144	160	1.0	144	160
[114,]	145	40	1.0	145	40
[115,]	146	31	1.0	146	31
[116,]	147	74	1.0	147	74
[117,]	149	74	1.0	149	74
[118,]	150	132	1.0	150	132
[119,]	151	40	1.0	151	40
[120,]	152	25	1.0	152	25
[121,]	154	158	1.0	154	158
[122,]	156	25	1.0	156	25
[123,]	157	25	1.0	157	25
[124,]	159	31	1.0	159	31
[125,]	161	136	1.0	161	136
[126,]	162	40	1.0	162	40
[127,]	163	40	1.0	163	40
[128,]	164	19	1.0	164	19
[129,]	165	118	1.0	165	118
[130,]	167	64	1.0	167	64
[131,]	169	66	1.0	169	66
[132,]	170	74	1.0	170	74
[133,]	171	40	1.0	171	40
[134,]	172	40	1.0	172	40
[135,]	173	25	1.0	173	25
[136,]	174	40	1.0	174	40
[137,]	177	178	1.0	177	178
[138,]	179	64	1.0	179	64
[139,]	180	31	1.0	180	31
[140,]	182	176	1.0	182	176
[141,]	183	38	1.0	183	38
[142,]	184	40	1.0	184	40
[143,]	185	136	1.0	185	136
[144,]	186	23	0.5	186	23
[145,]	186	113	0.5	186	113
[146,]	187	31	1.0	187	31
[147,]	188	23	1.0	188	23

Lampiran 7. Syntax dan hasil analisis PSW

a. Syntax analisis PSW

```
PSW<-ifelse(ASI$X9==1,1/ps,1/(1-ps))
PSW
model<-
ps(X9~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7+X8,data=ASI,weights=PSW,stop.method=c("e
s.mean","ks.mean"),
estimand="ATT",
verbose=FALSE)
model
summary(model)
```

b. Hasil analisis PSW

[1]	1.354496	1.134891	1.000000	2.140695	1.000000	1.434699	1.827923
[8]	1.382130	1.171821	1.099098	1.172413	1.000000	1.347086	1.000000
[15]	1.268379	1.130663	4.254245	2.500585	3.030768	1.000000	1.914527
[22]	1.402952	4.429210	1.118254	11.868934	1.648341	1.237999	1.106155
[29]	1.000000	1.193693	18.496397	1.000000	1.331834	1.892093	1.268379
[36]	1.167941	1.324012	5.098103	1.137351	5.792831	1.000000	1.375781
[43]	4.244843	4.673420	1.000000	1.386383	1.212649	1.470783	1.171821
[50]	1.561789	1.197165	1.394960	1.000000	4.899465	1.000000	1.322140
[57]	1.077101	1.165875	1.139780	3.099502	1.263591	1.000000	4.605359
[64]	5.378631	1.439485	4.571329	1.205015	1.368703	1.166801	1.151148
[71]	1.874398	1.176537	1.196639	10.257213	1.000000	1.000000	1.227793
[78]	2.502020	1.000000	1.260513	1.426645	4.477566	1.167941	1.130488
[85]	1.000000	1.477055	2.143319	1.213199	1.000000	1.098833	1.070256
[92]	1.906350	1.501875	1.000000	1.331497	1.380780	1.188060	1.876659
[99]	1.752764	1.297912	1.110392	1.131380	5.414012	1.138863	1.000000
[106]	1.000000	1.069873	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.245281
[113]	4.438074	1.334945	1.000000	1.154690	1.000000	3.188047	1.121977
[120]	1.000000	1.000000	1.171282	1.752764	1.237234	1.287283	1.101253
[127]	1.197210	1.257915	1.000000	1.000000	1.322088	2.690019	1.191386
[134]	1.161912	1.191404	3.608101	1.739740	1.130950	2.078636	1.299948
[141]	1.297401	1.183211	1.165875	1.713865	1.199216	1.000000	1.155697
[148]	4.325844	1.149936	1.580746	1.199025	1.098642	2.063844	1.345851
[155]	1.927096	1.092634	1.095669	4.139900	1.000000	2.448096	1.371804
[162]	1.167941	1.159508	1.489576	1.440621	1.000000	1.227793	1.929344
[169]	1.282363	1.145346	1.189065	1.205015	1.080179	1.171821	3.431148
[176]	5.558058	1.518151	2.982910	1.229709	1.061225	1.000000	1.218418
[183]	1.248953	1.165448	1.383421	1.291185	1.000000	1.292553	

Lampiran 8. Syntax dan output uji *balance* peubah prediktor

a. Syntax uji *balance* peubah prediktor sebelum analisis *propensity score*

```
####Untuk X1
tX1<-t.test(ASI$X1[ASI$X9=="0"],ASI$X1[ASI$X9=="1"])
balX1<-tX1$p.value
round(balX1,digits=5)

####Untuk X2
X2_1<-ASI$X2[(ASI$X2=="1"&ASI$X9=="0")]
X2_2<-ASI$X2[(ASI$X2=="2"&ASI$X9=="0")]
X2_3<-ASI$X2[(ASI$X2=="3"&ASI$X9=="0")]
X2_4<-ASI$X2[(ASI$X2=="4"&ASI$X9=="0")]
X2_5<-ASI$X2[(ASI$X2=="5"&ASI$X9=="0")]
X2_6<-ASI$X2[(ASI$X2=="1"&ASI$X9=="1")]
X2_7<-ASI$X2[(ASI$X2=="2"&ASI$X9=="1")]
X2_8<-ASI$X2[(ASI$X2=="3"&ASI$X9=="1")]
X2_9<-ASI$X2[(ASI$X2=="4"&ASI$X9=="1")]
X2_10<-ASI$X2[(ASI$X2=="5"&ASI$X9=="1")]
X2tes<-
as.table(rbind(c(length((X2_1)),length((X2_2)),length((X2_3)),length((X2_4)),le
ngth((X2_5))),c(length((X2_6)),length((X2_7)),length((X2_8)),length((X2_9)),le
ngth((X2_10))))
a1<-length((X2_2))
b1<-
length((X2_1))+length((X2_2))+length((X2_3))+length((X2_4))+length((X2_5))
c1<-length((X2_7))
d1<-
length((X2_6))+length((X2_7))+length((X2_8))+length((X2_9))+length((X2_10))
z.propX2<-function(a1,c1,b1,d1){
  numeratorX2<-((c1/d1)-(a1/b1))
  p.commonX2<-(a1+c1)/(b1+d1)
  denominatorX2<-sqrt(p.commonX2*(1-p.commonX2)*(1/d1+1/b1))
  z.prop.risX2<-numeratorX2/denominatorX2
  return(z.prop.risX2)
}
z.propX2
zX2<-z.propX2(a1,c1,b1,d1) ##Memanggil fungsi z score
zX2
round(zX2,digits=5)
p.value_X2<-2*pnorm(-abs(zX2))
round(p.value_X2,digits=5)

####Untuk X3
X3_1<-ASI$X3[(ASI$X3=="1"&ASI$X9=="0")]
X3_2<-ASI$X3[(ASI$X3=="2"&ASI$X9=="0")]
X3_3<-ASI$X3[(ASI$X3=="3"&ASI$X9=="0")]
X3_4<-ASI$X3[(ASI$X3=="4"&ASI$X9=="0")]
```

```

X3_5<-ASI$X3[(ASI$X3=="5"&ASI$X9=="0")]
X3_6<-ASI$X3[(ASI$X3=="1"&ASI$X9=="1")]
X3_7<-ASI$X3[(ASI$X3=="2"&ASI$X9=="1")]
X3_8<-ASI$X3[(ASI$X3=="3"&ASI$X9=="1")]
X3_9<-ASI$X3[(ASI$X3=="4"&ASI$X9=="1")]
X3_10<-ASI$X3[(ASI$X3=="5"&ASI$X9=="1")]
X3tes<-
as.table(rbind(c(length((X3_1)),length((X3_2)),length((X3_3)),length((X3_4)),length((X3_5))),c(length((X3_6)),length((X3_7)),length((X3_8)),length((X3_9)),length((X3_10))))
a2<-length((X3_1))
b2<-
length((X3_1))+length((X3_2))+length((X3_3))+length((X3_4))+length((X3_5))
c2<-length((X3_6))
d2<-
length((X3_6))+length((X3_7))+length((X3_8))+length((X3_9))+length((X3_10))
z.propX3<-function(a2,c2,b2,d2){
  numeratorX3<-((c2/d2)-(a2/b2))
  p.commonX3<-(a2+c2)/(b2+d2)
  denominatorX3<-sqrt(p.commonX3*(1-p.commonX3)*(1/d2+1/b2))
  z.prop.risX3<-numeratorX3/denominatorX3
  return(z.prop.risX3)
}
z.propX3
zX3<-z.propX3(a2,c2,b2,d2) ##Memanggil fungsi z score
zX3
round(zX3,digits=5)
p.value_X3<-2*pnorm(-abs(zX3))
p.value_X3
round(p.value_X3,digits=5)

###Untuk X4
X4_1<-ASI$X4[(ASI$X4=="1"&ASI$X9=="0")]
X4_2<-ASI$X4[(ASI$X4=="2"&ASI$X9=="0")]
X4_3<-ASI$X4[(ASI$X4=="3"&ASI$X9=="0")]
X4_4<-ASI$X4[(ASI$X4=="4"&ASI$X9=="1")]
X4_5<-ASI$X4[(ASI$X4=="5"&ASI$X9=="1")]
X4_6<-ASI$X4[(ASI$X4=="1"&ASI$X9=="1")]
X4tes<-
as.table(rbind(c(length((X4_1)),length((X4_2)),length((X4_3)),length((X4_4)),length((X4_5))),c(length((X4_6))))
a3<-length((X4_1))
b3<-length((X4_1))+length((X4_2))+length((X4_3))
c3<-length((X4_4))
d3<-length((X4_4))+length((X4_5))+length((X4_6))

```

```

z.propX4<-function(a3,c3,b3,d3){
  numeratorX4<-((c3/d3)-(a3/b3))
  p.commonX4<-(a3+c3)/(b3+d3)
  denominatorX4<-sqrt(p.commonX4*(1-p.commonX4)*(1/d3+1/b3))
  z.prop.risX4<-numeratorX4/denominatorX4
  return(z.prop.risX4)
}
z.propX4
zX4<-z.propX4(a3,c3,b3,d3) ##Memanggil fungsi z score
zX4
round(zX4,digits=5)
p.value_X4<-2*pnorm(-abs(zX4))
p.value_X4
round(p.value_X4,digits=5)

###Untuk X5
X5_1<-ASI$X5[(ASI$X5=="0"&ASI$X9=="0")]
X5_2<-ASI$X5[(ASI$X5=="1"&ASI$X9=="0")]
X5_3<-ASI$X5[(ASI$X5=="0"&ASI$X9=="1")]
X5_4<-ASI$X5[(ASI$X5=="1"&ASI$X9=="1")]
X5tes<-
as.table(rbind(c(length((X5_1)),length((X5_2)),length((X5_3)),length((X5_4))))
a4<-length((X5_1))
b4<-length((X5_1))+length((X5_2))
c4<-length((X5_3))
d4<-length((X5_3))+length((X5_4))
z.propX5<-function(a4,c4,b4,d4){
  numeratorX5<-((c4/d4)-(a4/b4))
  p.commonX5<-(a4+c4)/(b4+d4)
  denominatorX5<-sqrt(p.commonX5*(1-p.commonX5)*(1/d4+1/b4))
  z.prop.risX5<-numeratorX5/denominatorX5
  return(z.prop.risX5)
}
z.propX5
zX5<-z.propX5(a4,c4,b4,d4) ##Memanggil fungsi z score
zX5
round(zX5,digits=5)
p.value_X5<-2*pnorm(-abs(zX5))
p.value_X5
round(p.value_X5,digits=5)

###Untuk X6
X6_1<-ASI$X6[(ASI$X6=="0"&ASI$X9=="0")]
X6_2<-ASI$X6[(ASI$X6=="1"&ASI$X9=="0")]
X6_3<-ASI$X6[(ASI$X6=="0"&ASI$X9=="1")]

```

```

X6_4<-ASI$X6[(ASI$X6=="1"&ASI$X9=="1")]
X6tes<-
as.table(rbind(c(length((X6_1)),length((X6_2)),length((X6_3)),length((X6_4))))
a5<-length((X6_1))
b5<-length((X6_1))+length((X6_2))
c5<-length((X6_3))
d5<-length((X6_3))+length((X6_4))
z.propX6<-function(a5,c5,b5,d5){
  numeratorX6<-((c5/d5)-(a5/b5))
  p.commonX6<-(a5+c5)/(b5+d5)
  denominatorX6<-sqrt(p.commonX6*(1-p.commonX6)*(1/d5+1/b5))
  z.prop.risX6<-numeratorX6/denominatorX6
  return(z.prop.risX6)
}
z.propX6
zX6<-z.propX6(a5,c5,b5,d5) ##Memanggil fungsi z score
zX6
round(zX6,digits=5)
p.value_X6<-2*pnorm(-abs(zX6))
p.value_X6
round(p.value_X6,digits=5)

####Untuk X7
X7_1<-ASI$X7[(ASI$X7=="0"&ASI$X9=="0")]
X7_2<-ASI$X7[(ASI$X7=="1"&ASI$X9=="0")]
X7_3<-ASI$X7[(ASI$X7=="0"&ASI$X9=="1")]
X7_4<-ASI$X7[(ASI$X7=="1"&ASI$X9=="1")]
X7tes<-
as.table(rbind(c(length((X7_1)),length((X7_2)),length((X7_3)),length((X7_4))))
a6<-length((X7_1))
b6<-length((X7_1))+length((X7_2))
c6<-length((X7_3))
d6<-length((X7_3))+length((X7_4))
z.propX7<-function(a6,c6,b6,d6){
  numeratorX7<-((c6/d6)-(a6/b6))
  p.commonX7<-(a6+c6)/(b6+d6)
  denominatorX7<-sqrt(p.commonX7*(1-p.commonX7)*(1/d6+1/b6))
  z.prop.risX7<-numeratorX7/denominatorX7
  return(z.prop.risX7)
}
z.propX7
zX7<-z.propX7(a6,c6,b6,d6) ##Memanggil fungsi z score
zX7
round(zX7,digits=5)
p.value_X7<-2*pnorm(-abs(zX7))

```

```
p.value_X7
round(p.value_X7,digits=5)
####Untuk X8
X8_1<-ASI$X8[(ASI$X8=="0"&ASI$X9=="0")]
X8_2<-ASI$X8[(ASI$X8=="1"&ASI$X9=="0")]
X8_3<-ASI$X8[(ASI$X8=="0"&ASI$X9=="1")]
X8_4<-ASI$X8[(ASI$X8=="1"&ASI$X9=="1")]
X8tes<-
as.table(rbind(c(length((X8_1)),length((X8_2)),length((X8_3)),length((X8_4)))))
a7<-length((X8_1))
b7<-length((X8_1))+length((X8_2))
c7<-length((X8_3))
d7<-length((X8_3))+length((X8_4))
z.propX8<-function(a7,c7,b7,d7){
  numeratorX8<-((c7/d7)-(a7/b7))
  p.commonX8<-(a7+c7)/(b7+d7)
  denominatorX8<-sqrt(p.commonX8*(1-p.commonX8)*(1/d7+1/b7))
  z.prop.risX8<-numeratorX8/denominatorX8
  return(z.prop.risX8)
}
z.propX8
zX8<-z.propX8(a7,c7,b7,d7) ##Memanggil fungsi z score
round(zX8,digits=5)
p.value_X8<-2*pnorm(-abs(zX8))
p.value_X8
round(p.value_X8,digits=5)
```

b. Syntax uji *balance* sesudah PSM-NN *matching without replacement*

```
####Untuk X1
PSM1<-read.table("D:/S T A T I S T I K A/T E S I
S/Data/FIX/PSM1.txt",header=TRUE)
t2X1<-t.test(PSM1$X1[PSM1$X9=="0"],PSM1$X1[PSM1$X9=="1"])
bal2X1<-t2X1$p.value
round(bal2X1,digits=5)
####Untuk X2
aX2_1<-PSM1$X2[(PSM1$X2=="1"&PSM1$X9=="0")]
aX2_2<-PSM1$X2[(PSM1$X2=="2"&PSM1$X9=="0")]
aX2_3<-PSM1$X2[(PSM1$X2=="3"&PSM1$X9=="0")]
aX2_4<-PSM1$X2[(PSM1$X2=="4"&PSM1$X9=="0")]
aX2_5<-PSM1$X2[(PSM1$X2=="5"&PSM1$X9=="0")]
aX2_6<-PSM1$X2[(PSM1$X2=="1"&PSM1$X9=="1")]
aX2_7<-PSM1$X2[(PSM1$X2=="2"&PSM1$X9=="1")]
aX2_8<-PSM1$X2[(PSM1$X2=="3"&PSM1$X9=="1")]
aX2_9<-PSM1$X2[(PSM1$X2=="4"&PSM1$X9=="1")]
```

```

aX2_10<-PSM1$X2[(PSM1$X2=="5"&PSM1$X9=="1")]
aX2tes<-
as.table(rbind(c(length((aX2_1)),length((aX2_2)),length((aX2_3)),length((aX2_
4)),length((aX2_5))),c(length((aX2_6)),length((aX2_7)),length((aX2_8)),length((
aX2_9)),length((aX2_10))))))
aa1<-length((aX2_2))
ab1<-
length((aX2_1))+length((aX2_2))+length((aX2_3))+length((aX2_4))+length((aX
2_5))
ac1<-length((aX2_7))
ad1<-
length((aX2_6))+length((aX2_7))+length((aX2_8))+length((aX2_9))+length((aX
2_10))
a.z.propX2<-function(aa1,ac1,ab1,ad1){
a.numeratorX2<-((ac1/ad1)-(aa1/ab1))
a.p.commonX2<-(aa1+ac1)/(ab1+ad1)
a.denominatorX2<-sqrt(a.p.commonX2*(1-a.p.commonX2)*(1/ad1+1/ab1))
a.z.prop.risX2<-a.numeratorX2/a.denominatorX2
return(a.z.prop.risX2)
}
a.z.propX2
a.zX2<-a.z.propX2(aa1,ac1,ab1,ad1) ###Memanggil fungsi z score
round(a.zX2,digits=5)
a.p.value_X2<-2*pnorm(-abs(a.zX2))
round(a.p.value_X2,digits=5)
###Untuk X3
aX3_1<-PSM1$X3[(PSM1$X3=="1"&PSM1$X9=="0")]
aX3_2<-PSM1$X3[(PSM1$X3=="2"&PSM1$X9=="0")]
aX3_3<-PSM1$X3[(PSM1$X3=="3"&PSM1$X9=="0")]
aX3_4<-PSM1$X3[(PSM1$X3=="4"&PSM1$X9=="0")]
aX3_5<-PSM1$X3[(PSM1$X3=="5"&PSM1$X9=="0")]
aX3_6<-PSM1$X3[(PSM1$X3=="1"&PSM1$X9=="1")]
aX3_7<-PSM1$X3[(PSM1$X3=="2"&PSM1$X9=="1")]
aX3_8<-PSM1$X3[(PSM1$X3=="3"&PSM1$X9=="1")]
aX3_9<-PSM1$X3[(PSM1$X3=="4"&PSM1$X9=="1")]
aX3_10<-PSM1$X3[(PSM1$X3=="5"&PSM1$X9=="1")]
aX3tes<-
as.table(rbind(c(length((aX3_1)),length((aX3_2)),length((aX3_3)),length((aX3_
4)),length((aX3_5))),c(length((aX3_6)),length((aX3_7)),length((aX3_8)),length((
aX3_9)),length((aX3_10))))))
aa2<-length((aX3_1))
ab2<-
length((aX3_1))+length((aX3_2))+length((aX3_3))+length((aX3_4))+length((aX
3_5))

```



```

ac2<-length((aX3_6))
ad2<-
length((aX3_6))+length((aX3_7))+length((aX3_8))+length((aX3_9))+length((aX3_10))
a.z.propX3<-function(aa2,ac2,ab2,ad2){
a.numeratorX3<-((ac2/ad2)-(aa2/ab2))
a.p.commonX3<-(aa2+ac2)/(ab2+ad2)
a.denominatorX3<-sqrt(a.p.commonX3*(1-a.p.commonX3)*(1/ad2+1/ab2))
a.z.prop.risX3<-a.numeratorX3/a.denominatorX3
return(a.z.prop.risX3)
}
a.z.propX3
a.zX3<-a.z.propX3(aa2,ac2,ab2,ad2) ##Memanggil fungsi z score
round(a.zX3,digits=5)
a.p.value_X3<-2*pnorm(-abs(a.zX3))
round(a.p.value_X3,digits=5)
####Untuk X4
aX4_1<-PSM1$X4[(PSM1$X4=="1"&PSM1$X9=="0")]
aX4_2<-PSM1$X4[(PSM1$X4=="2"&PSM1$X9=="0")]
aX4_3<-PSM1$X4[(PSM1$X4=="3"&PSM1$X9=="0")]
aX4_4<-PSM1$X4[(PSM1$X4=="4"&PSM1$X9=="1")]
aX4_5<-PSM1$X4[(PSM1$X4=="5"&PSM1$X9=="1")]
aX4_6<-PSM1$X4[(PSM1$X4=="1"&PSM1$X9=="1")]
aX4tes<-
as.table(rbind(c(length((aX4_1)),length((aX4_2)),length((aX4_3)),length((aX4_4)),length((aX4_5))),c(length((aX4_6)))))
aa3<-length((aX4_1))
ab3<-length((aX4_1))+length((aX4_2))+length((aX4_3))
ac3<-length((aX4_4))
ad3<-length((aX4_4))+length((aX4_5))+length((aX4_6))
a.z.propX4<-function(aa3,ac3,ab3,ad3){
a.numeratorX4<-((ac3/ad3)-(aa3/ab3))
a.p.commonX4<-(aa3+ac3)/(ab3+ad3)
a.denominatorX4<-sqrt(a.p.commonX4*(1-a.p.commonX4)*(1/ad3+1/ab3))
a.z.prop.risX4<-a.numeratorX4/a.denominatorX4
return(a.z.prop.risX4)
}
a.z.propX4
a.zX4<-a.z.propX4(aa3,ac3,ab3,ad3) ##Memanggil fungsi z score
round(a.zX4,digits=5)
a.p.value_X4<-2*pnorm(-abs(a.zX4))
round(a.p.value_X4,digits=5)
####Untuk X5
aX5_1<-PSM1$X5[(PSM1$X5=="0"&PSM1$X9=="0")]
aX5_2<-PSM1$X5[(PSM1$X5=="1"&PSM1$X9=="0")]

```



```

aX5_3<-PSM1$X5[(PSM1$X5=="0"&PSM1$X9=="1")]
aX5_4<-PSM1$X5[(PSM1$X5=="1"&PSM1$X9=="1")]
aX5tes<-
as.table(rbind(c(length((aX5_1)),length((aX5_2)),length((aX5_3)),length((aX5_
4))))))
aa4<-length((aX5_1))
ab4<-length((aX5_1))+length((aX5_2))
ac4<-length((aX5_3))
ad4<-length((aX5_3))+length((aX5_4))
a.z.propX5<-function(aa4,ac4,ab4,ad4){
a.numeratorX5<-((ac4/ad4)-(aa4/ab4))
a.p.commonX5<-(aa4+ac4)/(ab4+ad4)
a.denominatorX5<-sqrt(a.p.commonX5*(1-a.p.commonX5)*(1/ad4+1/ab4))
a.z.prop.risX5<-a.numeratorX5/a.denominatorX5
return(a.z.prop.risX5)
}
a.z.propX5
a.zX5<-a.z.propX5(aa4,ac4,ab4,ad4) ##Memanggil fungsi z score
round(a.zX5,digits=5)
a.p.value_X5<-2*pnorm(-abs(a.zX5))
round(a.p.value_X5,digits=5)
####Untuk X6
aX6_1<-PSM1$X6[(PSM1$X6=="0"&PSM1$X9=="0")]
aX6_2<-PSM1$X6[(PSM1$X6=="1"&PSM1$X9=="0")]
aX6_3<-PSM1$X6[(PSM1$X6=="0"&PSM1$X9=="1")]
aX6_4<-PSM1$X6[(PSM1$X6=="1"&PSM1$X9=="1")]
aX6tes<-
as.table(rbind(c(length((aX6_1)),length((aX6_2)),length((aX6_3)),length((aX6_
4))))))
aa5<-length((aX6_1))
ab5<-length((aX6_1))+length((aX6_2))
ac5<-length((aX6_3))
ad5<-length((aX6_3))+length((aX6_4))
a.z.propX6<-function(aa5,ac5,ab5,ad5){
a.numeratorX6<-((ac5/ad5)-(aa5/ab5))
a.p.commonX6<-(aa5+ac5)/(ab5+ad5)
a.denominatorX6<-sqrt(a.p.commonX6*(1-a.p.commonX6)*(1/ad5+1/ab5))
a.z.prop.risX6<-a.numeratorX6/a.denominatorX6
return(a.z.prop.risX6)
}
a.z.propX6
a.zX6<-a.z.propX6(aa5,ac5,ab5,ad5) ##Memanggil fungsi z score
round(a.zX6,digits=5)
a.p.value_X6<-2*pnorm(-abs(a.zX6))
round(a.p.value_X6,digits=5)

```

```

####Untuk X7
aX7_1<-PSM1$X7[(PSM1$X7=="0"&PSM1$X9=="0")]
aX7_2<-PSM1$X7[(PSM1$X7=="1"&PSM1$X9=="0")]
aX7_3<-PSM1$X7[(PSM1$X7=="0"&PSM1$X9=="1")]
aX7_4<-PSM1$X7[(PSM1$X7=="1"&PSM1$X9=="1")]
aX7tes<-
as.table(rbind(c(length((aX7_1)),length((aX7_2)),length((aX7_3)),length((aX7_
4))))))
aa6<-length((aX7_1))
ab6<-length((aX7_1))+length((aX7_2))
ac6<-length((aX7_3))
ad6<-length((aX7_3))+length((aX7_4))
a.z.propX7<-function(aa6,ac6,ab6,ad6){
a.numeratorX7<-((ac6/ad6)-(aa6/ab6))
a.p.commonX7<-(aa6+ac6)/(ab6+ad6)
a.denominatorX7<-sqrt(a.p.commonX7*(1-a.p.commonX7)*(1/ad6+1/ab6))
a.z.prop.risX7<-a.numeratorX7/a.denominatorX7
return(a.z.prop.risX7)
}
a.z.propX7
a.zX7<-a.z.propX7(aa6,ac6,ab6,ad6) ##Memanggil fungsi z score
round(a.zX7,digits=5)
a.p.value_X7<-2*pnorm(-abs(a.zX7))
round(a.p.value_X7,digits=5)
####Untuk X8
aX8_1<-PSM1$X8[(PSM1$X8=="0"&PSM1$X9=="0")]
aX8_2<-PSM1$X8[(PSM1$X8=="1"&PSM1$X9=="0")]
aX8_3<-PSM1$X8[(PSM1$X8=="0"&PSM1$X9=="1")]
aX8_4<-PSM1$X8[(PSM1$X8=="1"&PSM1$X9=="1")]
aX8tes<-
as.table(rbind(c(length((aX8_1)),length((aX8_2)),length((aX8_3)),length((aX8_
4))))))
aa7<-length((aX8_1))
ab7<-length((aX8_1))+length((aX8_2))
ac7<-length((aX8_3))
ad7<-length((aX8_3))+length((aX8_4))
a.z.propX8<-function(aa7,ac7,ab7,ad7){
a.numeratorX8<-((ac7/ad7)-(aa7/ab7))
a.p.commonX8<-(aa7+ac7)/(ab7+ad7)
a.denominatorX8<-sqrt(a.p.commonX8*(1-a.p.commonX8)*(1/ad7+1/ab7))
a.z.prop.risX8<-a.numeratorX8/a.denominatorX8
return(a.z.prop.risX8)
}
a.z.propX8
a.zX8<-z.propX8(aa7,ac7,ab7,ad7) ##Memanggil fungsi z score

```

```
round(a.zX8,digits=5)
a.p.value_X8<-2*pnorm(-abs(a.zX8))
round(a.p.value_X8,digits=5)
```

c. *Syntax uji balance peubah prediktor X sesudah PSM-NN matching with replacement*

```
###Untuk X1
PSM2<-read.table("D:/S T A T I S T I K A/T E S I
S/Data/FIX/PSM2.txt",header=TRUE)
PSM2
ps_logit3<-
glm2(X9~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7+X8,data=PSM2,family="logit")
summary(ps_logit3)
t3X1<-t.test(PSM2$X1[PSM2$X9=="0"],PSM2$X1[PSM2$X9=="1"])
bal3X1<-t3X1$p.value
round(bal3X1,digits=5)
###Untuk X2
bX2_1<-PSM2$X2[(PSM2$X2=="1"&PSM2$X9=="0")]
bX2_2<-PSM2$X2[(PSM2$X2=="2"&PSM2$X9=="0")]
bX2_3<-PSM2$X2[(PSM2$X2=="3"&PSM2$X9=="0")]
bX2_4<-PSM2$X2[(PSM2$X2=="4"&PSM2$X9=="0")]
bX2_5<-PSM2$X2[(PSM2$X2=="5"&PSM2$X9=="0")]
bX2_6<-PSM2$X2[(PSM2$X2=="1"&PSM2$X9=="1")]
bX2_7<-PSM2$X2[(PSM2$X2=="2"&PSM2$X9=="1")]
bX2_8<-PSM2$X2[(PSM2$X2=="3"&PSM2$X9=="1")]
bX2_9<-PSM2$X2[(PSM2$X2=="4"&PSM2$X9=="1")]
bX2_10<-PSM2$X2[(PSM2$X2=="5"&PSM2$X9=="1")]
bX2tes<-
as.table(rbind(c(length((bX2_1)),length((bX2_2)),length((bX2_3)),length((bX2_
4)),length((bX2_5))),c(length((bX2_6)),length((bX2_7)),length((bX2_8)),length(
(bX2_9)),length((bX2_10))))
ba1<-length((bX2_2))
bb1<-
length((bX2_1))+length((bX2_2))+length((bX2_3))+length((bX2_4))+length((bX
2_5))
bc1<-length((bX2_7))
bd1<-
length((bX2_6))+length((bX2_7))+length((bX2_8))+length((bX2_9))+length((bX
2_10))
b.z.propX2<-function(ba1,bc1,bb1,bd1){
b.numeratorX2<-((bc1/bd1)-(ba1/bb1))
b.p.commonX2<-(ba1+bc1)/(bb1+bd1)
b.denominatorX2<-sqrt(b.p.commonX2*(1-b.p.commonX2)*(1/bd1+1/bb1))
b.z.prop.risX2<-b.numeratorX2/b.denominatorX2
```

```

return(b.z.prop.risX2)
}
b.z.propX2
b.zX2<-b.z.propX2(ba1,bc1,bb1,bd1) ###Memanggil fungsi z score
round(b.zX2,digits=5)
b.p.value_X2<-2*pnorm(-abs(b.zX2))
round(b.p.value_X2,digits=5)
####Untuk X3
bX3_1<-PSM2$X3[(PSM2$X3=="1"&PSM2$X9=="0")]
bX3_2<-PSM2$X3[(PSM2$X3=="2"&PSM2$X9=="0")]
bX3_3<-PSM2$X3[(PSM2$X3=="3"&PSM2$X9=="0")]
bX3_4<-PSM2$X3[(PSM2$X3=="4"&PSM2$X9=="0")]
bX3_5<-PSM2$X3[(PSM2$X3=="5"&PSM2$X9=="0")]
bX3_6<-PSM2$X3[(PSM2$X3=="1"&PSM2$X9=="1")]
bX3_7<-PSM2$X3[(PSM2$X3=="2"&PSM2$X9=="1")]
bX3_8<-PSM2$X3[(PSM2$X3=="3"&PSM2$X9=="1")]
bX3_9<-PSM2$X3[(PSM2$X3=="4"&PSM2$X9=="1")]
bX3_10<-PSM2$X3[(PSM2$X3=="5"&PSM2$X9=="1")]
bX3tes<-
as.table(rbind(c(length((bX3_1)),length((bX3_2)),length((bX3_3)),length((bX3_
4)),length((bX3_5))),c(length((bX3_6)),length((bX3_7)),length((bX3_8)),length(
(bX3_9)),length((bX3_10))))
ba2<-length((bX3_1))
bb2<-
length((bX3_1))+length((bX3_2))+length((bX3_3))+length((bX3_4))+length((bX
3_5))
bc2<-length((bX3_6))
bd2<-
length((bX3_6))+length((bX3_7))+length((bX3_8))+length((bX3_9))+length((bX
3_10))
b.z.propX3<-function(ba2,bc2,bb2,bd2){
b.numeratorX3<-((bc2/bd2)-(ba2/bb2))
b.p.commonX3<-(ba2+bc2)/(bb2+bd2)
b.denominatorX3<-sqrt(b.p.commonX3*(1-b.p.commonX3)*(1/bd2+1/bb2))
b.z.prop.risX3<-b.numeratorX3/b.denominatorX3
return(b.z.prop.risX3)
}
b.z.propX3
b.zX3<-b.z.propX3(ba2,bc2,bb2,bd2) ###Memanggil fungsi z score
round(b.zX3,digits=5)
b.p.value_X3<-2*pnorm(-abs(b.zX3))
round(b.p.value_X3,digits=5)
####Untuk X4
bX4_1<-PSM2$X4[(PSM2$X4=="1"&PSM2$X9=="0")]

```

```

bX4_2<-PSM2$X4[(PSM2$X4=="2"&PSM2$X9=="0")]
bX4_3<-PSM2$X4[(PSM2$X4=="3"&PSM2$X9=="0")]
bX4_4<-PSM2$X4[(PSM2$X4=="4"&PSM2$X9=="1")]
bX4_5<-PSM2$X4[(PSM2$X4=="5"&PSM2$X9=="1")]
bX4_6<-PSM2$X4[(PSM2$X4=="1"&PSM2$X9=="1")]
bX4tes<-
as.table(rbind(c(length((bX4_1)),length((bX4_2)),length((bX4_3)),length((bX4_
4)),length((bX4_5))),c(length((bX4_6)))))
ba3<-length((bX4_1))
bb3<-length((bX4_1))+length((bX4_2))+length((bX4_3))
bc3<-length((bX4_4))
bd3<-length((bX4_4))+length((bX4_5))+length((bX4_6))
b.z.propX4<-function(ba3,bc3,bb3,bd3){
b.numeratorX4<-((bc3/bd3)-(ba3/bb3))
b.p.commonX4<-(ba3+bc3)/(bb3+bd3)
b.denominatorX4<-sqrt(b.p.commonX4*(1-b.p.commonX4)*(1/bd3+1/bb3))
b.z.prop.risX4<-b.numeratorX4/b.denominatorX4
return(b.z.prop.risX4)
}
b.z.propX4
b.zX4<-b.z.propX4(ba3,bc3,bb3,bd3) ##Memanggil fungsi z score
round(b.zX4,digits=5)
b.p.value_X4<-2*pnorm(-abs(b.zX4))
round(b.p.value_X4,digits=5)
###Untuk X5
bX5_1<-PSM2$X5[(PSM2$X5=="0"&PSM2$X9=="0")]
bX5_2<-PSM2$X5[(PSM2$X5=="1"&PSM2$X9=="0")]
bX5_3<-PSM2$X5[(PSM2$X5=="0"&PSM2$X9=="1")]
bX5_4<-PSM2$X5[(PSM2$X5=="1"&PSM2$X9=="1")]
bX5tes<-
as.table(rbind(c(length((bX5_1)),length((bX5_2)),length((bX5_3)),length((bX5_
4)))))
ba4<-length((bX5_1))
bb4<-length((bX5_1))+length((bX5_2))
bc4<-length((bX5_3))
bd4<-length((bX5_3))+length((bX5_4))
b.z.propX5<-function(ba4,bc4,bb4,bd4){
b.numeratorX5<-((bc4/bd4)-(ba4/bb4))
b.p.commonX5<-(ba4+bc4)/(bb4+bd4)
b.denominatorX5<-sqrt(b.p.commonX5*(1-b.p.commonX5)*(1/bd4+1/bb4))
b.z.prop.risX5<-b.numeratorX5/b.denominatorX5
return(b.z.prop.risX5)
}
b.z.propX5
b.zX5<-b.z.propX5(ba4,bc4,bb4,bd4) ##Memanggil fungsi z score

```

```

round(b.zX5,digits=5)
b.p.value_X5<-2*pnorm(-abs(b.zX5))
round(b.p.value_X5,digits=5)
####Untuk X6
bX6_1<-PSM2$X6[(PSM2$X6=="0"&PSM2$X9=="0")]
bX6_2<-PSM2$X6[(PSM2$X6=="1"&PSM2$X9=="0")]
bX6_3<-PSM2$X6[(PSM2$X6=="0"&PSM2$X9=="1")]
bX6_4<-PSM2$X6[(PSM2$X6=="1"&PSM2$X9=="1")]
bX6tes<-
as.table(rbind(c(length((bX6_1)),length((bX6_2)),length((bX6_3)),length((bX6_
4))))))
ba5<-length((bX6_1))
bb5<-length((bX6_1))+length((bX6_2))
bc5<-length((bX6_3))
bd5<-length((bX6_3))+length((bX6_4))
b.z.propX6<-function(ba5,bc5,bb5,bd5){
b.numeratorX6<-((bc5/bd5)-(ba5/bb5))
b.p.commonX6<-((ba5+bc5)/(bb5+bd5))
b.denominatorX6<-sqrt(b.p.commonX6*(1-b.p.commonX6)*(1/bd5+1/bb5))
b.z.prop.risX6<-b.numeratorX6/b.denominatorX6
return(b.z.prop.risX6)
}
b.z.propX6
b.zX6<-b.z.propX6(ba5,bc5,bb5,bd5) ##Memanggil fungsi z score
round(b.zX6,digits=5)
b.p.value_X6<-2*pnorm(-abs(b.zX6))
round(b.p.value_X6,digits=5)
####Untuk X7
bX7_1<-PSM2$X7[(PSM2$X7=="0"&PSM2$X9=="0")]
bX7_1
bX7_2<-PSM2$X7[(PSM2$X7=="1"&PSM2$X9=="0")]
bX7_2
bX7_3<-PSM2$X7[(PSM2$X7=="0"&PSM2$X9=="1")]
bX7_4<-PSM2$X7[(PSM2$X7=="1"&PSM2$X9=="1")]
bX7tes<-
as.table(rbind(c(length((bX7_1)),length((bX7_2)),length((bX7_3)),length((bX7_
4))))))
ba6<-length((bX7_1))
bb6<-length((bX7_1))+length((bX7_2))
bc6<-length((bX7_3))
bd6<-length((bX7_3))+length((bX7_4))
b.z.propX7<-function(ba6,bc6,bb6,bd6){
b.numeratorX7<-((bc6/bd6)-(ba6/bb6))
b.p.commonX7<-((ba6+bc6)/(bb6+bd6))

```



```

b.denominatorX7<-sqrt(b.p.commonX7*(1-b.p.commonX7)*(1/bd6+1/bb6))
b.z.prop.risX7<-b.numeratorX7/b.denominatorX7
return(b.z.prop.risX7)
}
b.z.propX7
b.zX7<-b.z.propX7(ba6,bc6,bb6,bd6) ##Memanggil fungsi z score
b.zX7
round(b.zX7,digits=5)
b.p.value_X7<-2*pnorm(-abs(b.zX7))
round(b.p.value_X7,digits=5)
####Untuk X8
bX8_1<-PSM2$X8[(PSM2$X8=="0"&PSM2$X9=="0")]
bX8_2<-PSM2$X8[(PSM2$X8=="1"&PSM2$X9=="0")]
bX8_3<-PSM2$X8[(PSM2$X8=="0"&PSM2$X9=="1")]
bX8_4<-PSM2$X8[(PSM2$X8=="1"&PSM2$X9=="1")]
bX8tes<-
as.table(rbind(c(length((bX8_1)),length((bX8_2)),length((bX8_3)),length((bX8_
4))))))
ba7<-length((bX8_1))
bb7<-length((bX8_1))+length((bX8_2))
bc7<-length((bX8_3))
bd7<-length((bX8_3))+length((bX8_4))
b.z.propX8<-function(ba7,bc7,bb7,bd7){
b.numeratorX8<-((bc7/bd7)-(ba7/bb7))
b.p.commonX8<-(ba7+bc7)/(bb7+bd7)
b.denominatorX8<-sqrt(b.p.commonX8*(1-b.p.commonX8)*(1/bd7+1/bb7))
b.z.prop.risX8<-b.numeratorX8/b.denominatorX8
return(b.z.prop.risX8)
}
b.z.propX8
b.zX8<-b.z.propX8(ba7,bc7,bb7,bd7) ##Memanggil fungsi z score
round(b.zX8,digits=5)
b.p.value_X8<-2*pnorm(-abs(b.zX8))
round(b.p.value_X8,digits=5)

```


d. *Syntax uji balance peubah prediktor X sesudah PSW*

```
PSW.balance<-bal.table(model)
PSW.balance
pretty.tab<-bal.table(model)[[2]][,c("tx.mn","ct.mn","ks")]
pretty.tab<-cbind(pretty.tab,bal.table(model)[[1]]$ct.mn)
names(pretty.tab)<-c("E(Y1|t=1)","E(Y0|t=1)","KS","E(Y0|t=0)")
xtable(pretty.tab,
caption="Keseimbangan antara Kelompok Perlakuan dan Kontrol",
label="tab.balance",
digits=c(0,4,4,4,4),
align=c("l","r","r","r","r"))
```

e. *Output uji balance peubah prediktor X sebelum analisis propensity score*

Peubah	P-value
X_1	0.01077
X_2	0.57905
X_3	0.15253
X_4	0.02105
X_5	0.18027
X_6	0.02725
X_7	0.00031
X_8	0.62344

f. *Output uji balance peubah prediktor X sesudah PSM-NN matching without replacement*

Peubah	P-value
X_1	0.1153
X_2	0.45882
X_3	1
X_4	0.124
X_5	1
X_6	0.03142
X_7	0.04076
X_8	0.80904

g. *Output uji balance peubah prediktor X sesudah PSM-NN matching with replacement*

Peubah	P-value
X_1	0.17227
X_2	0.91253
X_3	0.76782
X_4	0.00312
X_5	0.09225

X_6	0.15394
X_7	0.19845
X_8	0.64987

h. *Output uji balance peubah prediktor X sesudah PSW*

```

\hline
& E(Y1$|$t=1) & E(Y0$|$t=1) & KS & E(Y0$|$t=0) \\
\hline
X1 & 29.9860 & 31.1340 & 0.1330 & 32.7780 \\
X2:2 & 0.0840 & 0.0500 & 0.0340 & 0.1110 \\
X2:3 & 0.3500 & 0.4210 & 0.0720 & 0.3110 \\
X2:4 & 0.3920 & 0.4970 & 0.1050 & 0.4670 \\
X2:5 & 0.1750 & 0.0310 & 0.1430 & 0.1110 \\
X3:1 & 0.8110 & 0.8110 & 0.0000 & 0.7110 \\
X3:2 & 0.0000 & 0.0080 & 0.0080 & 0.0220 \\
X3:3 & 0.0000 & 0.0320 & 0.0320 & 0.1110 \\
X3:4 & 0.1120 & 0.1270 & 0.0150 & 0.1110 \\
X3:5 & 0.0770 & 0.0220 & 0.0540 & 0.0440 \\
X4:1 & 0.2590 & 0.2330 & 0.0260 & 0.1330 \\
X4:2 & 0.4340 & 0.4320 & 0.0010 & 0.5560 \\
X4:3 & 0.3080 & 0.3350 & 0.0270 & 0.3110 \\
X5:0 & 0.7480 & 0.7710 & 0.0230 & 0.8440 \\
X5:1 & 0.2520 & 0.2290 & 0.0230 & 0.1560 \\
X6:0 & 0.3290 & 0.3570 & 0.0280 & 0.5110 \\
X6:1 & 0.6710 & 0.6430 & 0.0280 & 0.4890 \\
X7:0 & 0.0000 & 0.0420 & 0.0420 & 0.0890 \\
X7:1 & 1.0000 & 0.9580 & 0.0420 & 0.9110 \\
X8:0 & 0.2100 & 0.1500 & 0.0600 & 0.2440 \\
X8:1 & 0.7900 & 0.8500 & 0.0600 & 0.7560 \\
| \hline

```

Lampiran 9. Syntax dan output bias sebelum dan sesudah *matching*

a. Syntax bias sebelum *matching*

```
BM<-read.csv("D:/S T A T I S T I K A/T E S I S/After
Sempro/OUTPUT/PS_Before_Matching.csv",header=TRUE)
n<-length((BM$code_a))
pst<-BM$ps_before[BM$ps_before&BM$code_a==1]
psc<-BM$ps_before[BM$ps_before&BM$code_a==0]
npst<-length(pst)
npsc<-length(psc)
pst.bar<-mean(pst)
psc.bar<-mean(psc)
pst.var<-var(pst)
psc.var<-var(psc)
Bias.ps.before<-abs(pst.bar-psc.bar)
Bias.ps.before
```

b. Output bias sebelum *matching*

```
> Bias.ps.before
[1] 0.2712142
```

c. Syntax bias sesudah PSM-NN *without replacement*

```
AF1<-read.csv("D:\\S T A T I S T I K A\\T E S I S\\After
Sempro\\OUTPUT\\AfterMatching1.csv",header=TRUE)
n1<-length((AF1$code_b))
pst1<-AF1$ps_after[AF1$ps_after&AF1$code_b==1]
psc1<-AF1$ps_after[AF1$ps_after&AF1$code_b==0]
npst1<-length(pst1)
npsc1<-length(psc1)
pst.bar1<-mean(pst1)
psc.bar1<-mean(psc1)
pst.var1<-var(pst1)
psc.var1<-var(psc1)
Bias.ps.after1<-abs(pst.bar1-psc.bar1)
Bias.ps.after1
```

d. Output bias sesudah PSM-NN *without replacement*

```
> Bias.ps.after1
[1] 0.2785715
```

e. *Syntax bias sesudah PSM-NN with replacement*

```
AF2<-read.csv("D:\\S T A T I S T I K A\\T E S I S\\After  
Sempro\\OUTPUT\\AfterMatching2.csv",header=TRUE)  
n2<-length((AF2$code_c))  
pst2<-AF2$ps_after[AF2$ps_after&AF2$code_c==1]  
psc2<-AF2$ps_after[AF2$ps_after&AF2$code_c==0]  
npst2<-length(pst2)  
npsc2<-length(psc2)  
pst.bar2<-mean(pst2)  
psc.bar2<-mean(psc2)  
pst.var2<-var(pst2)  
psc.var2<-var(psc2)  
Bias.ps.after2<-abs(pst.bar2-psc.bar2)  
Bias.ps.after2
```

f. *Output bias sesudah PSM-NN with replacement*

```
> Bias.ps.after2  
[1] 0.08951317
```



Lampiran 10. Syntax dan output Pendugaan ATT

a. Syntax pendugaan ATT untuk PSM-NN *without replacement*

```
Match1<-read.csv("D://S T A T I S T I K A//T E S I
S//Data//FIX//Match1.csv",header=TRUE)
Y.Match1<-Match1$Y
Tr.Match1<-Match1$X9
X.Match1<-AF1
ATT.Match1<-Match(Y=Y.Match1,X=X.Match1,Tr=Tr.Match1,estimand="ATT")
summary(ATT.Match1)
```

b. Output pendugaan ATT untuk PSM-NN *without replacement*

```
Estimate... 0.57778
AI SE..... 0.13709
T-stat..... 4.2146
p.val..... 2.5018e-05

Original number of observations..... 90
Original number of treated obs..... 45
Matched number of observations..... 45
Matched number of observations (unweighted). 45
```

c. Syntax pendugaan ATT untuk PSM-NN *with replacement*

```
Match2<-read.csv("D://S T A T I S T I K A//T E S I
S//Data//FIX//Match2.csv",header=TRUE)
Y.Match2<-Match2$Y
Tr.Match2<-Match2$X9
X.Match2<-AF2
ATT.Match2<-Match(Y=Y.Match2,X=X.Match2,Tr=Tr.Match2,estimand="ATT")
summary(ATT.Match2)
```

d. Output pendugaan ATT untuk PSM-NN *with replacement*

```
Estimate... 0.57746
AI SE..... 0.092723
T-stat..... 6.2278
p.val..... 4.729e-10

Original number of observations..... 170
Original number of treated obs..... 142
Matched number of observations..... 142
Matched number of observations (unweighted). 227
```

e. Syntax pendugaan ATT untuk PSW

```
design.logit<-svydesign(ids=~1,weights=~PSW,data=ASI)
ATT.PSW<-svyglm(Y~X9,design=design.logit)
summary(ATT.PSW)
```

f. *Output* pendugaan ATT untuk PSW

```
svyglm(formula = Y ~ X9, design = design.logit)

Survey design:
svydesign(ids = ~1, weights = ~PSW, data = ASI)

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 3.239e-17  9.447e-18   3.429 0.000747 ***
X9          5.651e-01  4.240e-02  13.328 < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for gaussian family taken to be 0.1268541)

Number of Fisher Scoring iterations: 2
```



Lampiran 11. Sertifikat Bebas Plagiasi

