



TESIS - BM185407

**KLASIFIKASI KEPATUHAN WAJIB PAJAK
MENGUNAKAN DATA MINING DAN PERANKINGAN
PENGAWASAN WAJIB PAJAK DENGAN FUZZY AHP DAN
TOPSIS**

M. JUPRI

09211750053021

Dosen Pembimbing:

Prof. Drs.Ec. Ir. Riyanarto Sarno, M.Sc.,Ph.D

Departemen Manajemen Teknologi

Fakultas Bisnis Dan Manajemen Teknologi

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

2019

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LEMBAR PENGESAHAN TESIS

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar

Magister Manajemen Teknologi (M.MT)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

M. JUPRI

NRP: 09211750053021

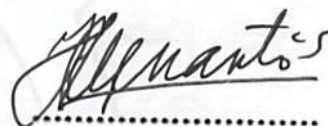
Tanggal Ujian: 1 Juli 2019

Periode Wisuda: September 2019

Disetujui oleh:

Pembimbing:

1. Prof. Drs. Ec. Ir. Rivanarto Sarno, M.Sc., Ph.D.
NIP: 19590803 198601 1 001



.....

Penguji:

1. Dr. tech. Ir. R. V. Hari Ginardi, M.Sc.
NIP: 196505181992031003
2. Faizal Mahananto, S.Kom., M.Eng., Ph.D.
NIP: 5200201301010



.....



.....

Kepala Departemen Manajemen Teknologi
Fakultas Bisnis dan Manajemen Teknologi



 Prof. Ir. I Nyoman Pujawan, M.Eng, Ph.D, CSCP
NIP: 196912311994121076

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KLASIFIKASI KEPATUHAN WAJIB PAJAK MENGUNAKAN DATA MINING DAN PERANKINGAN PENGAWASAN WAJIB PAJAK DENGAN FUZZY AHP DAN TOPSIS

Nama : M. Jupri
NRP : 09211750053021
Pembimbing : Prof. Drs.Ec. Ir. Riyanarto Sarno, M.Sc.,Ph.D.

ABSTRAK

Pajak merupakan sumber penerimaan negara yang sangat penting bagi pembangunan Indonesia, baik dari sisi ekonomi atau sisi sosial masyarakatnya. Lebih dari 70% dari total penerimaan negara Indonesia berasal dari penerimaan pajak. Pajak merupakan kontribusi wajib kepada negara yang terutang oleh orang pribadi atau badan yang bersifat memaksa berdasarkan Undang Undang, dengan tidak mendapat timbal balik secara langsung dan digunakan untuk keperluan negara bagi sebesar-besarnya kemakmuran rakyat. Sifat pajak yang memaksa dan bagi wajib pajak tidak memperoleh manfaat secara langsung diperlukan adanya pengawasan yang dilakukan oleh otoritas pajak agar penerimaan pajak dapat terealisasi secara optimal dan wajib pajak melakukan kewajiban pajaknya dengan sebenar-benarnya. Dengan menganut sistem perpajakan self-assessment yaitu wajib pajak menghitung, membayar dan melaporkan kewajiban pajak mereka sendiri ditambah dengan data yang bersumber dari eksternal akan menciptakan data yang sangat besar. Berdasarkan data yang sangat besar tersebut, otoritas pajak dituntut melakukan pengawasan kewajiban perpajakan secara efektif, efisien dan optimal. Mempertimbangkan masalah ini, tesis ini mengusulkan klasifikasi kepatuhan wajib pajak menggunakan algoritma data mining; yaitu *C4.5*, *Support Vector Machine* (SVM), *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Naive Bayes* (NB), dan *Multilayer Perceptron* (MLP). Kepatuhan Wajib Pajak dapat diklasifikasikan ke dalam empat goal, yaitu (1) wajib pajak patuh formal dan material, (2) wajib pajak patuh material, (3) wajib pajak patuh formal, dan (4) wajib pajak tidak patuh formal dan material. Pemilihan algoritma klasifikasi terbaik dalam penelitian ini dilakukan dengan memberi pembobotan menggunakan Fuzzy AHP berdasarkan kriteria Akurasi, F-Score, dan Waktu yang dibutuhkan dalam membuat model serta perankingan menggunakan TOPSIS. Data pelaporan pajak hasil klasifikasi algoritma terbaik berdasarkan goal penelitian ini diberikan prioritas untuk diawasi dengan memberi pembobotan menggunakan Fuzzy AHP berdasarkan kriteria variabel dataset serta perankingan menggunakan TOPSIS. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *C4.5* adalah algoritma klasifikasi terbaik karena memiliki nilai preferensi paling tinggi yaitu 0.998. Fuzzy AHP dan TOPSIS merupakan solusi untuk memilih prioritas data pelaporan pajak dilakukan penelitian lebih lanjut dan ditindaklanjuti sesuai dengan peraturan perpajakan yang berlaku berdasarkan tingkat kepatuhan hasil klasifikasi algoritma terbaik.

Kata kunci: Data Mining, Fuzzy AHP, TOPSIS

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

TAXPAYER COMPLIANCE CLASSIFICATION USING DATA MINING AND RANKING TAXPAYER'S SUPERVISION WITH FUZZY AHP AND TOPSIS

Nama : M. Jupri
NRP : 09211750053021
Pembimbing : Prof. Drs.Ec. Ir. Riyanarto Sarno, M.Sc.,Ph.D.

ABSTRACT

Tax is a very important source of state revenues for Indonesia's development, whether from the economic or social side of its people. More than 70% of Indonesia's total revenues come from tax revenue. Tax is a compulsory contribution to the state, which is payable by individual or corporate under The Act, which is not get reciprocating directly and used for the state purposes for prosperity of the people as much as possible. Tax that have the nature of force and do not get benefit directly for the taxpayer, it is needed to do supervision by the tax authorities to ensure that tax revenue can be realized optimally and the taxpayer performs his tax liabilities correctly. By adopting the self-assessment taxation system, that is taxpayers calculate, pay and report their own tax liability and added with external data will create enormous data. With such huge data, the tax authorities are required to do the supervision of the tax liability effectively, efficiently and optimally. Considering this issue, this paper proposes the classification of taxpayer compliance using data mining algorithms; i.e. C4.5, Support Vector Machine, K-Nearest Neighbor, Naive Bayes, and Multilayer Perceptron based on the compliance of taxpayer data. The taxpayer compliance can be classified into four classes, which are (1) formal and material compliant taxpayers, (2) formal compliant taxpayers, (3) material compliant taxpayers, and (4) formal and material non-compliant taxpayers. The selection of the best classification algorithm in this research is done by giving weighting using Fuzzy AHP based on the criteria of Accuracy, F-Score, and Time needed to make the model and ranking using TOPSIS. Tax reporting data from the classification of the best algorithms based on the goal of this study are given priority to be supervised by giving weighting using Fuzzy AHP based on criteria for dataset variables and ranking using TOPSIS. The results showed that the C4.5 algorithm is the best classification algorithm because it has the highest preference value of 0.998. Fuzzy AHP and TOPSIS is a solution for selecting priority tax reporting data for further research and following up according to applicable tax regulations based on the taxpayer compliance of the best algorithm classification results.

Kata kunci: Data Mining, Fuzzy AHP, TOPSIS.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Penulis mengucapkan rasa syukur yang tak berhingga kepada Allah SWT atas segala rahmat, berkah, hidayah, kesehatan dan petunjuk-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis yang merupakan salah satu syarat dalam menyelesaikan Program Studi Magister di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Terselesaikannya tesis beserta laporannya ini tentunya tak luput dari peran serta berbagai pihak yang telah memberikan bantuan dan dorongan semangat, baik secara langsung maupun tak langsung. Untuk itu, atas segala bantuan yang telah diberikan, penulis mengucapkan terima kasih serta penghargaan yang sebesar-besarnya antara lain kepada:

1. Bapak Dr. Tech. Ir. R. V. Hari Ginardi, M. Sc. selaku dosen wali yang senantiasa memberikan bimbingan, saran, dan motivasi selama perkuliahan S2 kepada penulis.
2. Bapak Prof. Drs.Ec. Ir. Riyanarto Sarno, M.Sc., Ph.D selaku dosen pembimbing yang telah banyak meluangkan waktu, tenaga dan pikiran dalam membimbing penulis sehingga tesis ini dapat terselesaikan dengan baik.
3. Ibu Erma Suryani, S.T., M.T., PhD. dan Dr. Tech. Ir. R. V. Hari Ginardi, M. Sc. selaku dosen penguji yang telah banyak membantu penulis untuk bisa menjadi lebih baik.
4. Seluruh dosen S2 Manajemen Teknologi MMT ITS yang telah memberikan ilmu dan pengetahuan kepada penulis selama menempuh studi.
5. Kedua Orang Tua, Istri dan Anak saya yang senantiasa memberikan motivasi, semangat, dan harapan serta mendoakan penulis demi keberhasilan penulis dalam menyelesaikan studi.
6. Reza Amalia, Dewi Ayu KK, Afrianda Cahya, A. Yusuf dan Dike Bayu selaku teman-teman yang telah disatukan dalam ikatan takdir untuk menyelesaikan thesis bersama dengan pembimbing Bapak Prof. Drs.Ec. Ir. Riyanarto Sarno, M.Sc., Ph.D yang senantiasa memberikan motivasi, semangat, nasehat dan perhatian kepada penulis dalam menyelesaikan studi dan tesisnya.

7. Terimakasih secara khusus disampaikan penulis kepada semua rekan mahasiswa S2 Manajemen Teknologi Informasi angkatan 2017 selaku rekan seperjuangan yang telah memberikan bantuannya baik secara langsung maupun tidak langsung.

Semoga kebaikan dan bantuan yang telah diberikan kepada penulis dibalas dengan kebaikan yang lebih oleh Allah SWT. Amin.

Penulis menyadari bahwa dalam laporan tesis ini masih banyak kekurangan. Karena itu, masukan ataupun saran demi perbaikan dan penerapan tesis ini di masa mendatang tetap penulis harapkan.

Surabaya, Mei 2019

Penulis

M. Jupri

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	III
ABSTRAK	V
ABSTRACT	VII
KATA PENGANTAR.....	IX
DAFTAR ISI.....	XI
DAFTAR TABEL	XV
DAFTAR GAMBAR.....	XIX
1. BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Perumusan Masalah.....	3
1.3. Tujuan.....	4
1.4. Manfaat.....	4
1.5. Kontribusi Penelitian	4
1.6. Batasan Masalah.....	4
1.7. Sistematika Penulisan.....	5
2. BAB 2 KAJIAN PUSTAKA	7
1.1 Kepatuhan Wajib Pajak.....	7
2.1. Data Mining.....	8
2.2. Tugas Data Mining	9
2.3. Proses Data Mining	10
2.3.1 Data Selection	11
2.3.2 Preprocessing	11
2.3.3 Transformation.....	12

2.3.4	Data Mining	12
2.3.5	Interpretation / Evaluation	12
2.4.	Proses Klasifikasi.....	13
2.4.1	C4.5	13
2.4.2	SVM (Support Vector Machine)	14
2.4.3	KNN (K-Nearest Neighbor)	14
2.4.4	Naive Bayes	14
2.4.5	MLP (Multilayer Perceptron)	15
2.5.	Performa Klasifikasi	16
2.6.	Fuzzy AHP.....	18
2.7.	TOPSIS	21
2.8.	Penelitian Sebelumnya.....	22
2.9.	Posisi Penelitian	24
3.	BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	25
3.1.	Perumusan Masalah dan Tujuan Penelitian	26
3.2.	Studi Literatur Penelitian Terkait	26
3.3.	Pengumpulan Data.....	26
3.3.1	Data Primer.....	26
3.3.2	Data Sekunder	26
3.3.3	Metode Pengumpulan Data	27
3.4.	Proses Data Mining.....	27
3.4.1	Seleksi Data	28
3.4.2	Preprocessing.....	29
3.4.3	Pemilihan Variabel	32
3.4.4	Pengujian Dataset	35
3.5.	Proses Pemilihan Algoritma Terbaik.....	35

3.5.1	Performa Algoritma Klasifikasi	35
3.5.2	Pembobotan Kriteria	36
3.5.3	Perankingan Data Alternatif.....	37
3.6.	Proses Pemilihan Prioritas Pelaporan Pajak	37
3.6.1	Data Hasil Klasifikasi Algoritma Terbaik.....	37
3.6.2	Pembobotan Kriteria	39
3.6.3	Perankingan Data Alternatif.....	39
3.7.	Analisis dan Evaluasi Hasil Penelitian	40
3.8.	Kesimpulan dan Saran	40
4.	BAB 4 HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN	43
4.1.	Proses Data Mining	43
4.1.1	Pengujian Algoritma C4.5.....	43
4.1.2	Pengujian Algoritma SVM.....	45
4.1.3	Pengujian Algoritma KNN.....	46
4.1.4	Pengujian Algoritma Naive Bayes	47
4.1.5	Pengujian Algoritma MLP	49
4.2.	Proses Pemilihan Algoritma Terbaik	50
4.2.1	Performa Algoritma Klasifikasi	50
4.2.2	Pembobotan Kriteria	52
4.2.3	Perankingan Data Alternatif.....	54
4.3.	Proses Pemilihan Prioritas Pelaporan Pajak	57
4.3.1	Hasil Klasifikasi Algoritma Terbaik	57
4.3.2	Pembobotan Kriteria	57
4.3.3	Perankingan Data Alternatif.....	80
5.	BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	85
5.1	Kesimpulan.....	85

5.2	Saran	85
DAFTAR PUSTAKA	87
LAMPIRAN	91
BIOGRAFI PENULIS	99

DAFTAR TABEL

Table 3-1 Nomor skala AHP dengan TFN.....	19
Tabel 4-1 Variabel Dataset Penelitian.....	34
Tabel 5-1 Perbandingan <i>Confusion Matrix</i> Pengujian Cross Validation 10-folds.....	50
Tabel 5-2 Perbandingan <i>Confusion Matrix</i> Pengujian <i>Percentage Split mode 60%</i>	51
Tabel 5-3 Perbandingan <i>Precision, Recall, F-Score, dan Accuracy</i> pada pengujian <i>Cross Validation 10-folds</i>	51
Tabel 5-4 Perbandingan <i>Precision, Recall, F-Score, dan Accuracy</i> pada pengujian <i>Percentage Split mode 60%</i>	51
Tabel 5-5 Waktu Dalam Membuat Model (<i>seconds</i>).....	52
Tabel 5-6 Matrik Perbandingan AHP	52
Tabel 5-7 Matrik Perbandingan dari Setiap Kriteria.....	53
Tabel 5-8 Nilai Sintesis (Si).....	53
Tabel 5-9 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d').....	53
Tabel 5-10 Nilai Bobot Vektor (W') dan Normalisasi Bobot Vektor (W).....	54
Tabel 5-11 Matrik Normalisasi Data Alternatif	54
Tabel 5-12 Matrik Normalisasi Data Alternatif Terbobot	55
Tabel 5-13 Matrik Solusi Ideal Positif dan Solusi Ideal Negatif	55
Tabel 5-14 Nilai Jarak Alternatif	55
Tabel 5-15 Nilai Preferensi	56
Tabel 5-16 Ranking Alternatif	56
Tabel 5-17 Matrik Perbandingan AHP Pemilihan Prioritas Pelaporan Pajak.....	58
Tabel 5-18 Matrik Perbandingan dengan Skala TFN	59
Tabel 5-19 Nilai Sintesis (Si).....	60
Tabel 5-20 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C01.....	61

Tabel 5-21 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C02.....	61
Tabel 5-22 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C03.....	62
Tabel 5-23 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C04.....	63
Tabel 5-24 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C05.....	64
Tabel 5-25 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C06.....	64
Tabel 5-26 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C07.....	65
Tabel 5-27 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C08.....	66
Tabel 5-28 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C09.....	67
Tabel 5-29 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C10.....	67
Tabel 5-30 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C11.....	68
Tabel 5-31 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C12.....	69
Tabel 5-32 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C13.....	70
Tabel 5-33 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C14.....	70
Tabel 5-34 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C15.....	71
Tabel 5-35 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C16.....	72
Tabel 5-36 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C17.....	73

Tabel 5-37 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C18.....	73
Tabel 5-38 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C19.....	74
Tabel 5-39 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C20.....	75
Tabel 5-40 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C21.....	76
Tabel 5-41 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C22.....	76
Tabel 5-42 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C23.....	77
Tabel 5-43 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C24.....	78
Tabel 5-44 <i>Degree of possibility</i> dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C25.....	79
Tabel 5-45 Nilai Bobot Vektor (W') dan Normalisasi Bobot Vektor (W).....	79
Tabel 5-46 Matrik Normalisasi Data Alternatif	81
Tabel 5-47 Matrik Normalisasi Data Alternatif Terbobot	81
Tabel 5-48 Matrik Solusi Ideal Positif dan Solusi Ideal Negatif	82
Tabel 5-49 Nilai Jarak Alternatif	82
Tabel 5-50 Nilai Preferensi	83
Tabel 5-51 Ranking Alternatif	83

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Tahapan data mining.....	11
Gambar 3.2 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan.....	15
Gambar 3.4 Separate Training and Test Sets.....	17
Gambar 3.5 <i>k-fold Cross-validation</i>	17
Gambar 3.6 Hirarki Tujuan.....	18
Gambar 4.1 Kerangka Langkah dan Prosedur Penelitian.....	25
Gambar 4.2 Diagram Proses Data Mining.....	28
Gambar 4.3 Diagram Proses Pemilihan Algoritma Terbaik.....	36
Gambar 4.4 Hirarki pemilihan algoritma terbaik dengan Fuzzy AHP dan TOPSIS.....	37
Gambar 4.5 Diagram Proses Pemilihan Prioritas Pelaporan Pajak.....	38
Gambar 4.6 Hirarki pemilihan prioritas wajib pajak.....	39
Gambar 4.7 Block Diagram Keterkaitan Metode Penelitian.....	40
Gambar 5.1 Pengujian Percentage Split mode 60% Algoritma C4.5 dengan Weka.....	44
Gambar 5.2 Pengujian Cross-validation 10-folds Algoritma C4.5 dengan Weka.....	44
Gambar 5.3 Pengujian Percentage Split mode 60% Algoritma SVM dengan Weka.....	45
Gambar 5.4 Pengujian Cross-validation 10-folds Algoritma SVM dengan Weka.....	46
Gambar 5.5 Pengujian Percentage Split mode 60% Algoritma KNN dengan Weka.....	46
Gambar 5.6 Pengujian Cross-validation 10-folds Algoritma KNN dengan Weka.....	47
Gambar 5.7 Pengujian Percentage Split mode 60% Algoritma Naive Bayes dengan Weka.....	48

Gambar 5.8 Pengujian Cross-validation 10-folds Algoritma Naive Bayes dengan Weka.....	48
Gambar 5.9 Pengujian <i>Percentage Split mode 60%</i> Algoritma MLP dengan Weka.....	49
Gambar 5.10 Pengujian <i>Cross-validation 10-folds</i> Algoritma MLP dengan Weka.....	50

BAB 1

PENDAHULUAN

Pada bab ini akan dijelaskan beberapa hal dasar dalam pembuatan proposal penelitian yang meliputi : latar belakang, perumusan masalah, tujuan, manfaat, kontribusi penelitian, dan batasan masalah.

1.1. Latar Belakang

Pajak adalah sumber pemasukan negara yang memiliki peran sangat besar dibandingkan dengan sumber pendapatan lain. Berdasarkan Pasal 1 angka 1 UU No 6 Tahun 1983 sebagaimana telah diubah terakhir dengan UU No.28 Tahun 2007 tentang Ketentuan umum dan tata cara perpajakan adalah “kontribusi wajib kepada negara yang terutang oleh orang pribadi atau badan yang bersifat memaksa berdasarkan Undang Undang, dengan tidak mendapat timbal balik secara langsung dan digunakan untuk keperluan negara bagi sebesar-besarnya kemakmuran rakyat”. Bagi perusahaan, pajak penghasilan sebagai pengurang pendapatan bersih yang diterima oleh perusahaan sehingga ada kecenderungan bagi perusahaan untuk melakukan manajemen pendapatan dan manajemen pajak (Mulyadi and Anwar 2015).

Sistem perpajakan di Indonesia menganut *Self Assesment System* yaitu suatu sistem perpajakan yang memberikan wewenang penuh kepada wajib pajak untuk menghitung, memperhitungkan, menyetor, dan melaporkan sendiri kewajiban pajaknya. Sistem pajak *self assesment* memiliki konsekuensi terciptanya data yang sangat besar yang bersumber dari laporan Surat Pemberitahuan (SPT) wajib pajak dan pembayaran pajak oleh wajib pajak. Otoritas pajak bertugas melakukan pengawasan kewajiban pajak yang dilakukan oleh wajib pajak apakah sesuai dengan sebenarnya dan sesuai dengan peraturan perpajakan yang berlaku. Dari data yang sangat besar tersebut, otoritas pajak dituntut dengan cepat mengetahui wajib pajak yang melakukan penghindaran pajak atau wajib pajak yang tidak patuh untuk dilakukan penelitian lebih lanjut. Pengawasan wajib pajak harus dilakukan dengan metode yang tepat, akurat dan pemilihan variabel yang menentukan tingkat kepatuhan wajib pajak untuk

kemudian diprioritaskan atas wajib pajak yang tidak patuh formal dan material, wajib pajak patuh formal dan wajib pajak patuh material untuk dilakukan penelitian lebih lanjut.

Pemahaman terhadap kewajiban perpajakan di Indonesia baik kewajiban pelaporan SPT beserta formulirnya maupun kewajiban pembayaran pajak apabila terdapat pajak yang terutang akan membantu dalam memilih variabel yang tepat untuk menentukan keberhasilan dalam penelitian ini. Jenis kewajiban pajak untuk wajib pajak di Indonesia terdiri atas Pajak Penghasilan (PPH) Pasal 15, PPh Pasal 21/26, PPh Pasal 22, PPh Pasal 23, PPh Pasal 26, PPh Final Pasal 4 ayat 2, PPh Pasal 25, PPh 29 dan Pajak Pertambahan Nilai (PPN). Setiap jenis pajak memiliki formulir SPT, tanggal jatuh tempo pelaporan SPT dan tanggal jatuh tempo pembayaran. Formulir SPT terdiri atas SPT Masa dan SPT Tahunan. SPT Masa adalah kewajiban pelaporan pajak yang dilakukan setiap bulan dan SPT Tahunan adalah kewajiban pelaporan pajak yang dilakukan setiap tahun. Berdasarkan Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 6 Tahun 1983 tentang Ketentuan Umum dan Tata Cara Perpajakan sebagaimana telah diubah terakhir dengan Undang-Undang Nomor 28 Tahun 2007 disebutkan bahwa Wajib Pajak dapat memperbaiki SPT yang telah dilaporkan selama belum dilakukan pemeriksaan. Dengan demikian data administrasi perpajakan akan selalu bertambah dan menjadi sangat besar.

Data mining dari data yang sangat besar diperlukan dengan tujuan dapat diperoleh manfaat atas data tersebut. Data mining merupakan proses ekstraksi informasi yang tersembunyi dari database yang besar yang sebelumnya tidak diketahui sehingga dapat memberikan manfaat (Agarwal 2013). Tujuan utama dari data mining adalah untuk mengekstraksi informasi yang berguna dari database dan membentuknya menjadi pola yang dapat dimengerti untuk digunakan di masa depan. Data mining dalam penelitian ini menggunakan algoritma klasifikasi untuk mengklasifikasikan kepatuhan wajib pajak menjadi empat tujuan yaitu (1) wajib pajak patuh formal dan material, (2) wajib pajak patuh material, (3) wajib pajak patuh formal, dan (4) wajib pajak tidak patuh formal dan material. Algoritma klasifikasi yang digunakan adalah algoritma C4.5, SVM, KNN, Naive Bayes dan MLP. Hasil klasifikasi masing-masing Algoritma

dibandingkan berdasarkan kriteria F-Score, Akurasi, dan Waktu yang dibutuhkan untuk membuat model untuk mencari algoritma terbaik dengan memberikan pembobotan pada masing-masing kriteria menggunakan Fuzzy AHP dan perangkingan menggunakan TOPSIS.

Data pelaporan pajak yang dilakukan penelitian lebih lanjut dan ditindaklanjuti sesuai dengan peraturan perpajakan yang berlaku di Indonesia berdasarkan urutan prioritas : (4) wajib pajak tidak patuh formal dan material, (3) wajib pajak patuh formal, (2) wajib pajak patuh material, dan (1) wajib pajak patuh formal dan material. Pada setiap tingkat kepatuhan yang menjadi prioritas pengawasan, masing-masing variabel dataset dibobot dengan menggunakan Fuzzy AHP dan dirangking menggunakan TOPSIS untuk menentukan prioritas data pelaporan pajak dilakukan penelitian lebih lanjut dan ditindaklanjuti sesuai peraturan perpajakan yang berlaku di Indonesia.

Hasil penelitian ini diharapkan dapat mengetahui pola (*pattern*) untuk melakukan pengawasan wajib pajak secara efektif dan efisien dengan mengklasifikasikan kepatuhan wajib pajak dan diketahui algoritma klasifikasi terbaik berdasarkan kriteria F-Score, Akurasi, dan Waktu yang dibutuhkan untuk membuat model. Selain itu agar pengawasan yang dilakukan efektif dan efisien dibuatkan prioritas data pelaporan pajak untuk dilakukan penelitian lebih lanjut dan ditindaklanjuti sesuai peraturan perpajakan yang berlaku di Indonesia dengan memberi pembobotan variabel dataset menggunakan Fuzzy AHP dan perangkingan data pelaporan pajak menggunakan TOPSIS.

1.2. Perumusan Masalah

Rumusan masalah yang diangkat dalam penelitian ini dapat dipaparkan sebagai berikut:

1. Bagaimana manajemen pengawasan wajib pajak yang efektif dan efisien berdasarkan data yang sangat besar?
2. Variabel apa saja yang dapat digunakan untuk manajemen pengawasan wajib pajak?
3. Bagaimana menemukan pola (*pattern*) untuk melakukan pengawasan wajib pajak?

4. Apa metode data mining yang digunakan untuk mengklasifikasikan kepatuhan wajib pajak ?
5. Bagaimana menentukan algoritma klasifikasi data mining yang terbaik?
6. Bagaimana menentukan prioritas data pelaporan pajak untuk dilakukan penelitian lebih lanjut dan ditindaklanjuti sesuai peraturan perpajakan yang berlaku?

1.3. Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah mencari algoritma terbaik untuk melakukan pengawasan wajib pajak yang efektif dan efisien dengan mengklasifikasikan kepatuhan wajib pajak menjadi empat tujuan dan variabel dapat digunakan untuk semua jenis wajib pajak serta merangking wajib pajak hasil klasifikasi sebagai prioritas data pelaporan pajak untuk dilakukan penelitian lebih lanjut dan ditindaklanjuti sesuai ketentuan perpajakan yang berlaku.

1.4. Manfaat

Penelitian ini diharapkan dapat menemukan pola (*pattern*) yang dapat digunakan untuk melakukan pengawasan pajak yang efektif dan efisien dengan menggunakan algoritma klasifikasi terbaik serta membuat prioritas data pelaporan pajak untuk dilakukan penelitian lebih lanjut dan ditindaklanjuti sesuai ketentuan perpajakan yang berlaku.

1.5. Kontribusi Penelitian

Kontribusi pada penelitian ini adalah menawarkan solusi bagaimana manajemen pengawasan wajib pajak dari data yang sangat besar sebagai bentuk pengawasan perpajakan di Indonesia atas konskuensi sistem perpajakan *self assessment* yang berlaku.

1.6. Batasan Masalah

Untuk memfokuskan permasalahan penelitian ini, batasan masalah yang ditentukan adalah sebagai berikut:

1. Objek penelitian adalah pajak yang berlaku di Indonesia

2. Penelitian ini tidak melakukan analisa laporan keuangan laba rugi dan neraca. Penelitian terhadap laporan keuangan merupakan bagian kegiatan lebih lanjut atas wajib pajak yang tidak patuh.

1.7. Sistematika Penulisan

Berikut ini adalah sistematika penulisan yang akan diterapkan pada proses penelitian ini :

- **Bab 1 Pendahuluan**

Bab ini menyajikan tentang latar belakang, rumusan masalah, tujuan, manfaat, batasan masalah, kontribusi penelitian, dan sistematika penulisan.

- **Bab 2 Kajian Pustaka**

Dalam bab ini terdapat sub bab dan landasan teori dari penelitian terdahulu yang memaparkan teori-teori yang berhubungan dengan masalah yang diteliti serta beberapa penelitian yang telah dilakukan pada penelitian-penelitian sebelumnya.

- **Bab 3 Metode Penelitian**

Bab ini menguraikan deskripsi tentang bagaimana penelitian nantinya akan dilakukan dan menjelaskan variabel penelitian, definisi operasional, penentuan jenis sampel, jenis dan sumber data, jalannya penelitian dan alur penelitian.

- **Bab 4 Hasil Penelitian dan Pembahasan**

Bab ini menjelaskan tentang pengumpulan data dan pengolahan data serta menguraikan tentang deskripsi objek penelitian melalui gambaran umum dan proses pengintegrasian data yang diperoleh untuk mencari makna dari hasil analisa.

- **Bab 5 Kesimpulan dan Saran**

Bab ini menyajikan kesimpulan dan saran yang didapatkan dari pembahasan pada hasil penelitian.

BAB 2

KAJIAN PUSTAKA

Pada bab ini akan dijelaskan tentang pustaka terkait yang mendukung penelitian dan studi literatur jurnal-jurnal sebelumnya yang dapat membantu penulis dalam menyelesaikan penelitian.

1.1 Kepatuhan Wajib Pajak

Kepatuhan Pajak merupakan suatu keadaan dimana wajib pajak memenuhi semua kewajiban perpajakan dan melaksanakan hak perpajakannya (Safri Nurmantu 2005), sesuai dengan aturan yang berlaku tanpa perlu diadakannya pemeriksaan, investigasi seksama, peringatan, ataupun ancaman dan penerapan sanksi baik hukum maupun administrasi (Gunadi 2005)

Jenis-jenis kepatuhan Wajib Pajak menurut Sony Devano dan Siti Kurnia Rahayu (2006) adalah:

1. Kepatuhan formal adalah suatu keadaan dimana Wajib Pajak memenuhi kewajiban secara formal sesuai dengan ketentuan dalam Undang-undang perpajakan.
2. Kepatuhan material adalah suatu keadaan dimana Wajib Pajak secara substantif memenuhi semua ketentuan material perpajakan, yakni sesuai isi dan jiwa undang-undang perpajakan. Wajib Pajak yang memenuhi kepatuhan material adalah Wajib Pajak yang mengisi dengan jujur, lengkap dan benar Surat Pemberitahuan (SPT) sesuai ketentuan perpajakan yang berlaku di Indonesia

Ketidakpatuhan formal terkait dengan pelaporan, yaitu lapor SPT tetapi tidak tepat waktu, atau bahkan tidak lapor SPT. Wajib Pajak yang tidak lapor SPT dapat dikenai sanksi administrasi dalam bentuk STP oleh kantor pajak. Sedangkan ketidakpatuhan material adalah ketidakpatuhan isi SPT. Artinya, Wajib Pajak lapor SPT tetapi tidak tepat jumlah (kurang bayar) atau tidak lapor tetapi diindikasikan ada potensi pajak yang harus dibayar tetapi tidak dibayar dan tidak dilaporkan.

Bahasa yang dipakai oleh SE-15/PJ/2018 untuk indikasi ketidakpatuhan material, yaitu adanya kesenjangan (*gap*) antara profil perpajakan (profil berdasarkan SPT) dengan profil ekonomi yang sebenarnya. Baik sistem informasi DJP maupun petugas pajak akan membandingkan SPT yang disampaikan dengan keadaan sebenarnya berdasarkan informasi lain, seperti : SPT lawan transaksi, rekening koran, dan hasil pengamatan oleh petugas.

2.1. Data Mining

Data mining merupakan proses ekstraksi informasi yang tersembunyi dari database yang besar yang sebelumnya tidak diketahui sehingga dapat memberikan manfaat (Agarwal 2013). Data mining merupakan kegiatan mengekstrak informasi atau pengetahuan (*knowledge*) yang terdiri atas pengumpulan, pemakaian data historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam set data berukuran besar (Santosa 2007). Tujuan data mining adalah untuk memanipulasi data menjadi informasi yang lebih berharga yang diperoleh dengan cara mengekstraksi dan mengenali pola yang penting atau menarik dari data yang terdapat dalam basisdata. Informasi atau *knowledge* yang dihasilkan dari data mining dapat digunakan untuk memperbaiki dalam pengambilan keputusan.

Data mining biasa juga dikenal nama lain seperti : *knowledge discovery in databases* (KDD), ekstraksi pengetahuan (*knowledge extraction*), analisa data/pola dan kecerdasan bisnis (*business intelligence*) dan merupakan alat yang penting untuk memanipulasi data untuk penyajian informasi yang akhirnya menemukan sebutir emas.

Mengapa data mining sangat menarik saat ini adalah karena dari data dalam jumlah yang besar dibutuhkan cara mengubah data tersebut menjadi informasi dan pengetahuan yang berguna. Secara umum kegunaan data mining adalah:

1. Deskriptif

Data mining digunakan untuk mencari pola-pola yang dapat dipahami manusia yang menjelaskan karakteristik data.

2. Prediktif

Data mining digunakan untuk membentuk sebuah model pengetahuan yang akan digunakan untuk melakukan

2.2. Tugas Data Mining

Tugas-tugas yang dapat dilakukan oleh data mining dikelompokkan ke dalam enam kelompok yaitu (U. Fayyad, Piatetsky-Shapiro, and Smyth 1996):

1. Klasifikasi

Metode analisa data mining dengan mengelompokkan obyek berdasarkan kelompok yang sudah ada. Metode ini men-generalisasi struktur yang diketahui untuk diaplikasikan pada data-data baru. Klasifikasi memerlukan data pelatihan (*training*) yang sudah diberi label kelompok / kelas.

2. Klustering

Metode analisa data mining yang memiliki tujuan untuk mengelompokkan data dengan karakteristik yang sama ke suatu 'wilayah' yang sama dan data dengan karakteristik yang berbeda ke 'wilayah' yang lain. Dengan kata lain metode ini mengelompokkan data berdasarkan kemiripan antar objek. Terdapat dua pendekatan utama klustering yaitu pendekatan partisi dan pendekatan hirarki. Klustering dengan pendekatan partisi mengelompokkan data dengan memilah-milah data yang dianalisa ke dalam kluster-kluster yang ada. Klustering dengan pendekatan hirarki mengelompokkan data dengan membuat suatu hirarki berupa dendogram dimana data yang mirip akan ditempatkan pada hirarki yang berdekatan dan yang tidak pada hirarki yang berjauhan. Di samping kedua pendekatan tersebut, ada juga clustering dengan pendekatan *automatic mapping (Self-Organising Map/SOM)*. Metode ini tidak memerlukan data pelatihan yang sudah diberi label.

3. Regresi/Estimasi

Metode analisa data mining dengan menemukan suatu fungsi yang memodelkan data dengan galat (kesalahan prediksi) seminimal mungkin. Regresi pada dasarnya mirip dengan klasifikasi yaitu memerlukan data pelatihan yang sudah diberi label.

4. Deteksi Anomali

Metode analisa data mining dengan mengidentifikasi data yang tidak umum, bisa berupa *outlier* (pencilan), perubahan atau deviasi yang mungkin sangat penting dan perlu investigasi lebih lanjut.

5. Asosiasi

Metode ini sering disebut *market basket analysis*. Metode ini mencari relasi antar variabel dan biasanya merupakan data transaksional. Asosiasi dilakukan dengan menghitung berapa kali dalam suatu set data suatu transaksi yang mengandung dua item atau lebih yang berhubungan.

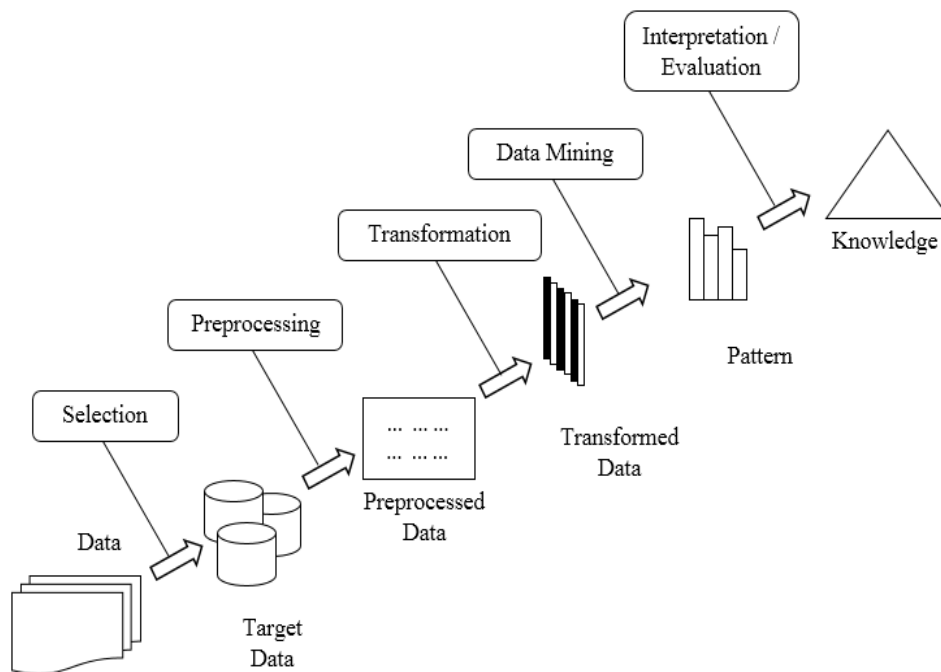
6. Perangkuman

Data mining memiliki tugas untuk menyediakan representasi data yang lebih sederhana, meliputi visualisasi dan pembuatan laporan.

Penelitian ini menggunakan tugas data mining klasifikasi untuk melakukan data mining.

2.3. Proses Data Mining

Proses data mining terdiri atas beberapa tahapan yang dilakukan yaitu diawali dari seleksi data dari data sumber ke data target, tahap *preprocessing* untuk memperbaiki kualitas data, transformasi, data mining serta tahap interpretasi dan evaluasi yang menghasilkan output berupa pengetahuan baru yang diharapkan memberikan kontribusi yang lebih baik (U. M. Fayyad, Piatetsky-Shapiro, and Smyth 1996). Untuk lebih jelasnya, tahapan data mining dijelaskan pada Gambar 2.1 berikut:



Gambar 2.1 Tahapan data mining

2.3.1 Data Selection

Seleksi data dari sekumpulan data operasional perlu dilakukan sebelum tahap penggalian informasi dalam data mining dimulai. Data hasil seleksi yang digunakan untuk proses data mining disimpan dalam suatu berkas, terpisah dari basis data operasional.

2.3.2 Preprocessing

Tujuan dari *preprocessing* data adalah untuk mempermudah memahami data sehingga mempermudah pemilihan teknik dan metode data mining yang tepat, untuk meningkatkan kualitas data sehingga hasil data mining menjadi lebih baik, dan untuk meningkatkan efisiensi dan kemudahan proses penambangan data. *Preprocessing* data dapat dilakukan dengan pembersihan data dan/atau integrasi data dan/atau reduksi data dan/atau penambahan data dan/atau transformasi data (Jiawei et al. 2012).

▪ Pembersihan Data

Proses untuk membersihkan data yang berupa nilai kosong dan/atau derau dan/atau pencilan dan/atau inkonsistensi.

- **Integrasi Data**

Proses menggabungkan beberapa basisdata untuk memperoleh data yang baik dalam melakukan data mining.

- **Reduksi Data**

Proses menjadikan data yang besar menjadi jauh lebih kecil dengan tetap menjaga integritas yang terdapat pada data asli dengan tujuan untuk efisiensi. Salah satu reduksi data dapat dilakukan dengan teknik agregasi yaitu membuat data yang bersifat rangkuman/ringkasan dengan melakukan akumulasi data (Jiawei Han 2012), misalnya data yang semula per bulan diakumulasi menjadi data per tahun.

- **Penambahan Data**

Proses menambahkan data yang bertujuan untuk mempermudah proses data mining.

- **Transformasi Data**

Proses mentransformasikan nilai-nilai atribut dalam melakukan proses data mining. Misal atribut bertipe numerik menjadi nominal.

2.3.3 Transformation

Coding adalah proses transformasi pada data yang telah dipilih, sehingga data tersebut sesuai untuk proses data mining. Proses coding dalam data mining merupakan proses kreatif dan sangat tergantung pada jenis atau pola informasi yang akan dicari dalam basis data.

2.3.4 Data Mining

Data mining merupakan proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu. Teknik, metode, atau algoritma dalam data mining sangat bervariasi. Pemilihan metode atau algoritma yang tepat sangat bergantung pada tujuan dan proses data mining secara keseluruhan.

2.3.5 Interpretation / Evaluation

Pola informasi yang dihasilkan dari proses data mining perlu ditampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti oleh pihak yang berkepentingan. Tahap ini merupakan bagian dari proses data mining yang disebut *interpretation*. Tahap ini

mencakup pemeriksaan apakah pola atau informasi yang ditemukan bertentangan dengan fakta atau hipotesis yang ada sebelumnya.

2.4. Proses Klasifikasi

Klasifikasi data adalah suatu proses untuk mencari pengetahuan dari data suatu model untuk memprediksi label / tujuan yang diinginkan (Jiawei Han 2012).

2.4.1 C4.5

C4.5 adalah algoritma klasifikasi yang dikembangkan oleh J. Ross Quinlan yang merupakan pengganti algoritma ID3 (*Iterative Dichotomiser*) yang telah dikembangkannya. Algoritma ini membangun model klasifikasi dari pohon keputusan *top-down* yang mengevaluasi semua atribut menggunakan ukuran statistik yang disebut *information gain* (Jiawei Han 2012). Proses pertama algoritma C4.5 adalah memilih atribut yang memiliki nilai *gain* tertinggi dipilih sebagai root (2.1).

$$Gain(S,A) = Entropy(S) - \sum_{v \in Values(A)} \left(\frac{|S_v|}{|S|} Entropy(S_v) \right) \quad (2.1)$$

S : Himpunan Kasus

A : Atribut

n : Jumlah partisi atribut A

|S_v| : Jumlah kasus pada partisi ke-i

|S| : Jumlah kasus dalam S

Untuk menghitung nilai *gain*, hal pertama menemukan nilai entropi (2.2). Entropi adalah keragaman. Semakin banyak keragaman data, semakin besar nilai entropi.

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^n -p_i \log_2 p_i \quad (2.2)$$

S : Himpunan kasus

n : Jumlah partisi S

p_i : Proporsi dari S_v terhadap S

Setelah memilih atribut sebagai root, langkah selanjutnya adalah membuat cabang untuk setiap nilai atribut. Kemudian bagi kasus di cabang dan ulangi proses untuk setiap cabang sampai semua kasus di cabang memiliki kelas yang sama.

2.4.2 SVM (Support Vector Machine)

Support Vector Machine (SVM) adalah metode klasifikasi untuk data linear dan nonlinier dengan menggunakan pemetaan data nonlinier untuk mengubah data pelatihan ke dimensi yang lebih tinggi (Jiawei Han 2012). Metode ini akan menemukan *hyperplane* dengan memaksimalkan margin atau jarak antar kelas. *Hyperplane* terbaik adalah yang terletak di antara dua set objek dari dua kelas. Jika $+b = +1$ mendukung *hyperplane* kelas +1 ($+b = +1$) dan $+b = -1$ mendukung *hyperplane* kelas -1 ($+b = -1$), margin antara dua kelas dapat dihitung oleh menemukan jarak antara dua *hyperplane* pendukung dari kedua kelas. Secara khusus, margin dihitung dengan cara berikut (2.3)

$$\left(\frac{w}{\|w\|} (x_1 - x_2) \right) = \frac{2}{\|w\|} \quad (2.3)$$

2.4.3 KNN (K-Nearest Neighbor)

K-Nearest Neighbor (KNN) adalah metode klasifikasi yang mengklasifikasikan pengujian data berdasarkan fungsi jarak antara pengujian data ke data pelatihan terdekat (*Neighbor*) yang memiliki angka tertinggi (Pratama and Sarno 2016). Algoritma ini akan membandingkan pengujian data dengan data pelatihan yang serupa. jika data tidak diketahui maka data akan diberikan kelas data pelatihan yang paling dekat dengan ruang pola. Metode ini juga disebut metode belajar malas.

2.4.4 Naive Bayes

Naive Bayes (NB) adalah metode klasifikasi yang menggunakan teori Bayes (4) yang didasarkan pada probabilitas dan pengetahuan statistik (Zhang et al. 2016). Metode ini ditemukan oleh Thomas Bayes pada abad ke-18. Pengambilan keputusan pada teorema Bayes berhubungan dengan probabilitas inferensi yang berfungsi untuk mengumpulkan pengetahuan tentang peristiwa sebelumnya dengan memprediksi peristiwa melalui basis aturan (Mayilvaganan and Kalpanadevi 2014). Klasifikasi *Naive Bayes* memiliki variabel masukan independen yang mengasumsikan kehadiran fitur artikular dari kelas tidak terkait dengan kehadiran fitur lainnya (Suryachandra 2017).

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) \cdot P(H)}{P(X)} \quad (2.4)$$

X = Kelas dari data sampel (yang dicari)

H = Hipotesis yang dicari secara spesifik

$P(H|X)$ = Probabilitas hipotesis berdasarkan data sampel

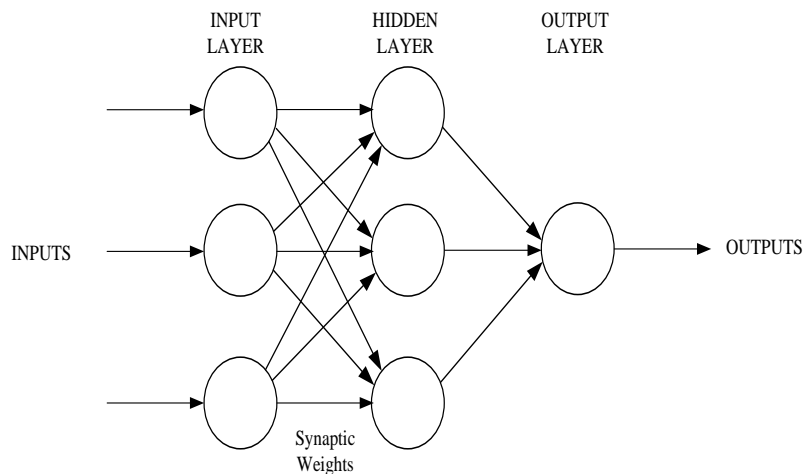
$P(H)$ = Probabilitas hipotesis H (*Prior probability*)

$P(X|H)$ = Probabilitas X berdasarkan kondisi data sampel

$P(X)$ = Probabilitas X

2.4.5 MLP (Multilayer Perceptron)

Multilayer Perceptron (MLP) adalah model jaringan saraf tiruan yang dapat digunakan untuk klasifikasi data (Mubarek and Adali 2017). Terminologi jaringan saraf tiruan adalah bagaimana neuron di otak manusia berfungsi dan berinteraksi secara paralel untuk pengenalan, penalaran, dan pemulihan kerusakan (Singh and Sachan 2015). Proses pembelajaran dari algoritma ini menemukan bobot sinapsis yang paling tepat untuk mengklasifikasikan pola dalam kumpulan data pelatihan. Sinapsis adalah tautan yang menghubungkan neuron dengan neuron lain dalam jaringan.

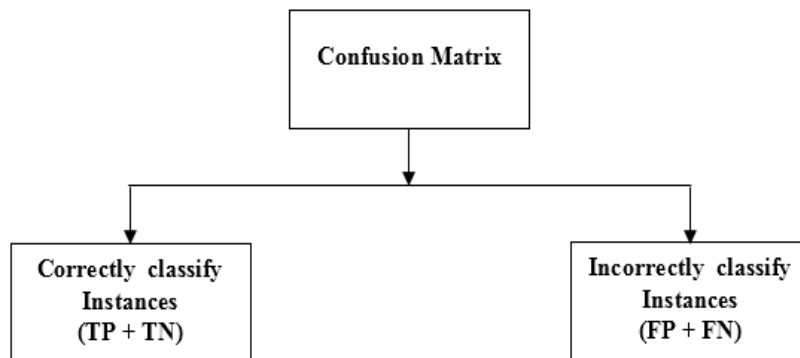


Gambar 2.2 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

Gambar 2.2 di atas menunjukkan bahwa struktur jaringan saraf tiruan terdiri dari lapisan input, lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran dimana setiap lapisan mengandung beberapa *neuron* yang memiliki beberapa bobot yang terkait dengannya untuk diproses lebih lanjut.

2.5. Performa Klasifikasi

Confusion matrix membantu untuk memberikan informasi kinerja klasifikasi terhadap tujuan bagaimana hasil klasifikasi benar dan bagaimana hasil klasifikasi salah (Bramer 2007). Mengklasifikasikan contoh dengan benar ditunjukkan oleh elemen *True Positive* (TP) dan *True Negative* (TN), sementara klasifikasi yang salah ditunjukkan oleh elemen *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN) seperti pada Gambar 2.3 (Gupta, Malviya, and Singh 2012). Hasil dari algoritma klasifikasi dibandingkan dengan hasil dari pengklasifikasi penilaian eksternal terpercaya yang dikenal sebagai *True Positive* dan *False Positive* (Ahmeda et al. 2015).



Gambar 2.3 Confusion Matrix

Precision adalah tingkat akurasi antara informasi yang diminta oleh pengguna dan jawaban yang diberikan oleh sistem (2.5). *Recall* adalah tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali informasi (2.6). Untuk menghindari pengukuran yang menyebabkan penyimpangan yang salah, kombinasi *Precision* dan *recall* digunakan yaitu *F-Score* (2.7). *Accuracy* adalah tingkat kedekatan antara nilai prediksi dan nilai aktual (2.8).

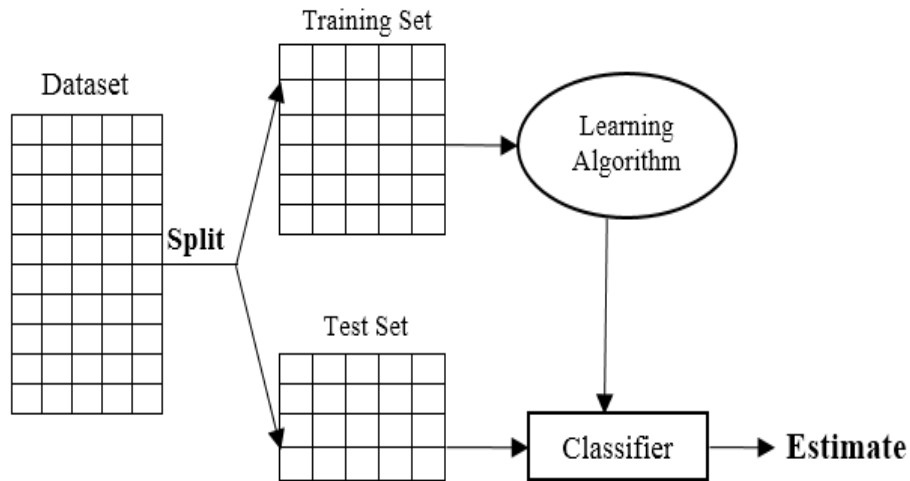
$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{(\text{TP} + \text{FP})} \quad (2.5)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{(\text{TP} + \text{FN})} \quad (2.6)$$

$$\text{F-Score} = \frac{(2 \times \text{Precision} \times \text{Recall})}{(\text{Precision} + \text{Recall})} \quad (2.7)$$

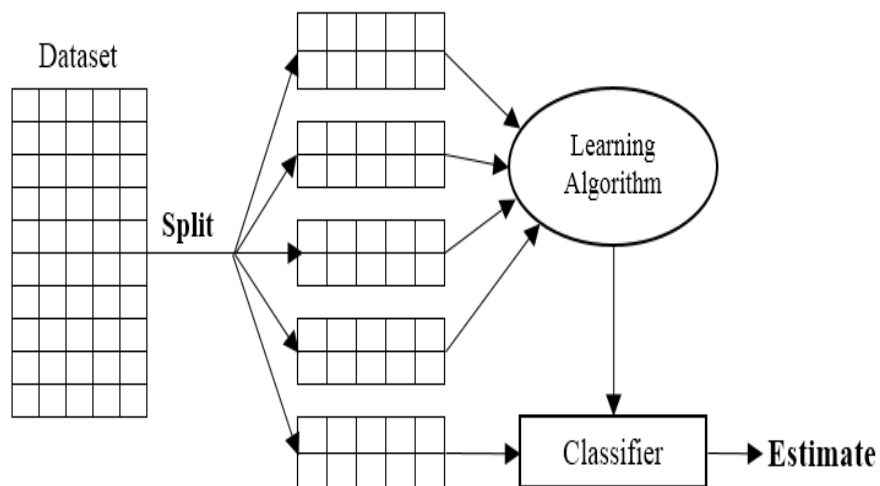
$$\text{Accuracy} = \frac{(\text{TP} + \text{TN})}{(\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN})} \quad (2.8)$$

Separate Training dan Test Sets adalah metode pengujian dengan membagi menjadi dua bagian yaitu set pelatihan dan set pengujian (Gambar 2.4) (Bramer 2007).



Gambar 2.4 Separate Training and Test Sets

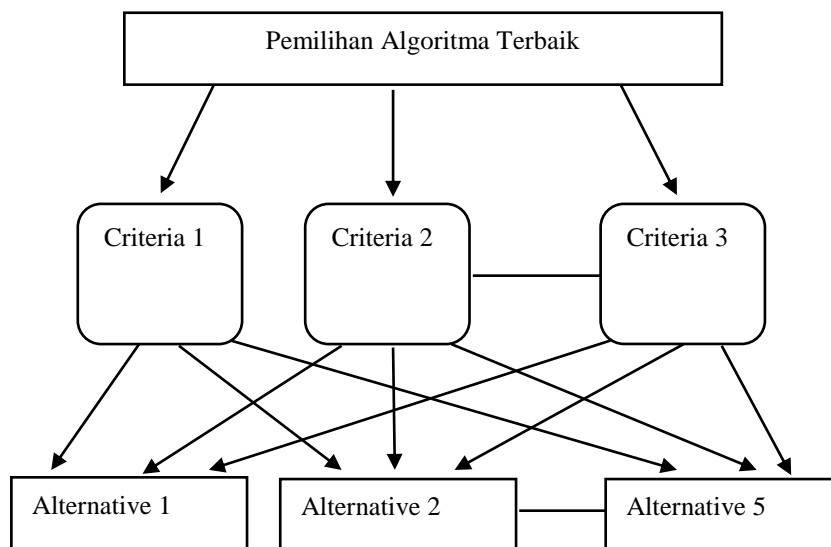
k-fold Cross-validation adalah metode pengujian dengan membagi data pelatihan sebanyak bagian k, k-1 bagian digunakan sebagai data untuk pelatihan dan sisanya digunakan sebagai data uji dan memiliki karakteristik k kecil seperti 5 atau 10 (Gambar 2.5) (Bramer 2007).



Gambar 2.5 *k-fold Cross-validation*

2.6. Fuzzy AHP

Analytic Hierarchy Process (AHP) adalah metode yang digunakan untuk membantu memecahkan masalah multi-kriteria dari beberapa alternatif keputusan (Noradachanon and Senivongse 2017) (T L Saaty 1980) (Thomas L. Saaty 2008). Metode AHP memecahkan masalah dengan memecah masalah menjadi beberapa bagian sehingga membentuk tiga bagian hirarki tujuan, kriteria, dan alternatif (Pavani, Sharma, and Hota 2013). Model hirarkis yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2.6



Gambar 2.6 Hirarki Tujuan

Namun, metode AHP ini memiliki kekurangan ketika digunakan untuk menyelesaikan masalah yang tidak terlalu subjektif sehingga dalam penelitian ini akan menggabungkan metode Fuzzy dengan AHP dimana Fuzzy berfungsi untuk meminimalkan ketidakjelasan yang terbentuk dalam rasio fuzzy (Ertuğrul and Karakaşoğlu 2008).

Pendekatan set Fuzzy di AHP memiliki tujuan untuk mengatasi masalah ketidakjelasan pemikiran manusia yang pertama kali digunakan oleh Zadeh (Grazioso et al. 2017), (Zadeh 1965). Untuk mengatasi hal ini, nomor khusus dari *Triangular Fuzzy Number* (TFN) dibentuk ke nilai AHP yang dibagi menjadi 3

bagian: l, m, u (Halim, Deris, and Zaki 2014). Untuk menemukan l, m, u kemudian gunakan persamaan (9) sebagai berikut (Yan 2016):

$$\mu_T(x) = \begin{cases} \frac{x-l}{m-l}, & \text{if } x \in [l, m] \\ \frac{u-x}{u-m}, & \text{if } x \in [m, u] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.9)$$

Dari persamaan 9, diketahui bahwa l = nilai terendah, m = nilai tengah dan u = nilai tertinggi.

Perhitungan Fuzzy metode AHP dibagi menjadi beberapa langkah, yaitu:

1. Menyusun struktur hirarkis masalah yang harus dipecahkan dan menentukan perbandingan matriks berpasangan antara kriteria dengan skala TFN seperti Tabel 2-1.

Table 2-1 Nomor skala AHP dengan TFN

AHP Scale	Himpunan Linguistik	Fuzzy Scale	Invers Fuzzy Scale
1	Perbandingan elemen yang sama (Just Equal)	(1, 1, 1)	(1, 1, 1)
2	Pertengahan (Intermediate)	(1/2, 1, 3/2)	(2/3, 1, 2)
3	Elemen satu cukup penting dari yang lainnya (moderately important)	(1, 3/2, 2)	(1/2, 2/3, 1)
4	Pertengahan (Intermediate) elemen satu lebih cukup penting dari yang lainnya)	(3/2, 2, 5/2)	(2/5, 1/2, 2/3)
5	Elemen satu kuat pentingnya dari yang lain (Strongly Important)	(2, 5/2, 3)	(1/3, 2/5, 1/2)
6	Pertengahan (Intermediate)	(5/2, 3, 7/2)	(2/7, 1/3, 2/5)
7	Elemen satu lebih kuat pentingnya dari yang lain (Very Strong)	(3, 7/2, 4)	(1/4, 2/7, 1/3)
8	Pertengahan (Intermediate)	(7/2, 4, 9/2)	(2/9, 1/4, 2/7)
9	Elemen satu mutlak lebih penting dari yang lainnya (Extremely Strong)	(4, 9/2, 9/2)	(2/9, 2/9, 1/4)

2. Menentukan nilai *fuzzy synthesis* (Si).

$$S_i = \sum_{j=1}^m M^j g_i \otimes \left[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n M^j g_i \right]^{-1} \quad (2.10)$$

dimana: $\sum_{j=1}^m M^j g_i$ adalah jumlah dari setiap nilai TFN dalam matriks berpasangan

$$\sum_{j=1}^m M^j g_i = \left(\sum_{j=1}^m l_j, \sum_{j=1}^m m_j, \sum_{j=1}^m u_j \right) \quad (2.11)$$

Sementara $[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n M^j g_i]^{-1}$ kebalikan dari operasi penjumlahan TFN

$$\begin{aligned} & \left[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n M^j g_i \right]^{-1} \\ &= \left(\frac{1}{\sum_{i=1}^n u_i}, \frac{1}{\sum_{i=1}^n m_i}, \frac{1}{\sum_{i=1}^n l_i} \right) \end{aligned} \quad (2.12)$$

Setelah operasional fuzzy dilanjutkan, maka proses pencarian derajat kemungkinan dari operasional fuzzy dilanjutkan hasilnya. Tingkat kemungkinan diasumsikan $M_2 \geq M_1$ dimana $M_1 = (l_1, m_1, u_1)$ dan $M_2 = (l_2, m_2, u_2)$ untuk rumus dapat dilihat dalam persamaan (2.13).

$$\begin{aligned} & V(M_2 \geq M_1) \\ &= \text{SUP}_{y \geq x} [\min (\mu_{M_1}(x), (\mu_{M_2}(y)))] \end{aligned} \quad (2.13)$$

Jadi tingkat kemungkinan yang didapat:

$$V(M_2 \geq M_1) = \begin{cases} 1 & \text{if } m_2 \geq m_1 \\ 0 & \text{if } l_1 \geq l_2 \\ \frac{l_1 - u_2}{(m_2 - u_2) - (m_1 - l_1)} & \end{cases} \quad (2.14)$$

3. Hitung ordinat defuzzifikasi (d') dan nilai berat dari vektor (V). Sebelum menghitung nilai bobot vektor, hal pertama yang harus dilakukan adalah menghitung nilai ordinat defuzzifikasi. Untuk menghitung ordinat defuzzifikasi dapat menggunakan persamaan (2.15).

$$d^n(A_i) = \min V(S_i \geq S_k) \quad (2.15)$$

Langkah selanjutnya setelah mendapatkan ordinasi defuzzifikasi adalah menghitung nilai bobot vektor dengan rumus (2.16).

$$W^n = (d^n(A_1), d^n(A_2), d^n(A_3), \dots, d^n(A_i))^T \quad (2.16)$$

dimana $A_i = 1, 2, \dots, n$ adalah *fuzzy vector*

4. Normalkan nilai bobot vektor fuzzy (W)

Langkah terakhir dalam metode Fuzzy AHP adalah normalisasi nilai bobot vektor yang diperoleh dari persamaan (2.17).

$$w = (d(A_1), d(A_2), d(A_3), \dots, d(A_n))^T \quad (2.17)$$

2.7. TOPSIS

Metode TOPSIS adalah metode analisis keputusan multi-kriteria yang diusulkan pada tahun 1981 oleh Hwang dan Yoon untuk menemukan alternatif yang optimal dengan *Positive Ideal Solution* (PIS) dan untuk menemukan alternatif optimal terjauh dengan *Negative Ideal Solution* (NIS) (Walczak and Rutkowska 2017). Langkah-langkah metode TOPSIS adalah sebagai berikut (Yudatama and Sarno 2016) (Sohaib and Naderpour 2017) (Dağdeviren, Yavuz, and Kilinç 2009):

1. Normalisasi matriks keputusan (2.18).

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}}, i = 1, 2, 3, \dots, m$$

$$j = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2.18)$$

r_{ij} adalah nomor i -th normal pada alternatif.

2. Matriks normalisasi tertimbang (2.19).

$$v_{ij} = w_j \cdot r_{ij}, i = 1, 2, 3, \dots, m$$

$$j = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2.19)$$

w_j adalah nilai bobot untuk setiap kriteria.

3. Menentukan solusi ideal dengan ideal negatif dan ideal positif (2.20).

$$A^- = \{v_1^-, v_2^-, v_3^-, \dots, v_n^-\}$$

$$A^+ = \{v_1^+, v_2^+, v_3^+, \dots, v_n^+\} \quad (2.20)$$

A^- digunakan sebagai ideal negatif sementara A^+ digunakan untuk ideal

positif.

4. Hitung jarak ideal negatif dan ideal positif dalam setiap alternatif dengan rumus berikut (2.21):

$$D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^-)^2} \quad D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^+)^2}$$
$$i = 1, 2, 3, \dots, m \quad (2.21)$$

D_i^- digunakan untuk menghitung jarak setiap alternatif ideal negatif sedangkan D_i^+ digunakan untuk menghitung jarak setiap alternatif positif yang ideal.

5. Hitung nilai preferensi (2.22).

$$C_i = \frac{D_i^-}{(D_i^+ + D_i^-)}$$
$$i = 1, 2, 3, \dots, m \quad (2.22)$$

6. Berikan peringkat setiap alternatif berdasarkan nilai preferensi terbesar.

2.8. Penelitian Sebelumnya

Untuk memperjelas penelitian ini, maka disusun suatu tinjauan ulang terhadap penelitian-penelitian sejenis yang telah dilakukan sebelumnya dengan berdasarkan pada pendekatan tinjauan dari objek pembahasan dan metode data mining yang digunakan.

Penelitian yang dilakukan oleh ROUNG-SHIUNN WU, C.S. OU, HUI-YING LIN, SHE-I CHANG, dan DAVID C. YEN (2012) berjudul *Using Data Mining Technique To Enhance Tax Evasion Detection Performance*. Penelitian ini membahas tentang meningkatkan kinerja deteksi penghindaran pajak dengan menggunakan teknik data mining dengan objek pajak pertambahan nilai (PPN). Dengan menggunakan asosiasi DBMiner, *framework* penyaringan dikembangkan untuk menyaring laporan PPN yang tidak memenuhi persyaratan yang akan dilakukan audit lebih lanjut (Wu et al. 2012). Hasilnya dari penelitian ini menunjukkan bahwa teknik data mining yang diusulkan benar-benar meningkatkan deteksi penghindaran pajak dan dapat digunakan untuk secara efektif mengurangi atau meminimalkan kerugian dari penghindaran PPN.

Penelitian yang dilakukan oleh Eghbal Rahimikia, Shapour Mohammadi, Teymur Rahmani, dan Mehdi Ghazanfari (2017) berjudul *Detecting corporate tax evasion using a hybrid intelligent system: A case study of Iran*. Penelitian ini membahas tentang bagaimana mendeteksi penhindaran wajib pajak badan dengan menggunakan sistem cerdas *hybrid* yaitu menggabungkan model klasifikasi *multilayer perceptron* (MLP), *support vector machine* (SVM), dan *logistic regression* (LR) dengan algoritma optimasi *harmony search* (HS) untuk mendeteksi penhindaran wajib pajak badan. Peran algoritma optimisasi adalah untuk mencari dan menemukan parameter model klasifikasi optimal dan kombinasi variabel keuangan. Sistem ini menemukan struktur optimal dari model klasifikasi berdasarkan karakteristik dataset yang diimpor (Rahimikia et al. 2017). Hasil dari penelitian ini adalah algoritma MLP kombinasi dengan algoritma optimisasi HS lebih unggul dari kombinasi yang lain. Selain itu, ada juga perbedaan antara model yang dipilih dan akurasi yang diperoleh berdasarkan data uji dan data di luar sampel di kedua sektor dan variabel keuangan yang dipilih dari setiap sektor.

Penelitian yang dilakukan oleh M. Jupri dan Riyanarto Sarno (2018) berjudul *Taxpayer Compliance Classification Using C4.5, SVM, KNN, Naive Bayes and MLP*. Penelitian ini membahas tentang mengklasifikasikan kepatuhan wajib pajak badan menjadi empat tujuan yaitu wajib pajak badan patuh formal dan material, wajib pajak badan patuh formal, wajib pajak badan patuh material dan wajib pajak badan tidak patuh formal dan material dengan menggunakan algoritma klasifikasi data mining yaitu C4.5, SVM, KNN, Naive Bayes and MLP (Jupri and Sarno 2018). Hasil klasifikasi masing-masing algoritma dibandingkan untuk mencari algoritma terbaik berdasarkan kriteria F-Score, Accuracy dan waktu yang dibutuhkan untuk membuat model. Ketiga kriteria tersebut diberi bobot dan dilakukan perangkingan dengan menggunakan metode fuzzy TOPSIS. Hasil penelitian ini adalah algoritma C4.5 adalah algoritma terbaik untuk mengklasifikasikan tingkat kepatuhan wajib pajak dibandingkan dengan algoritma lainnya.

2.9. Posisi Penelitian

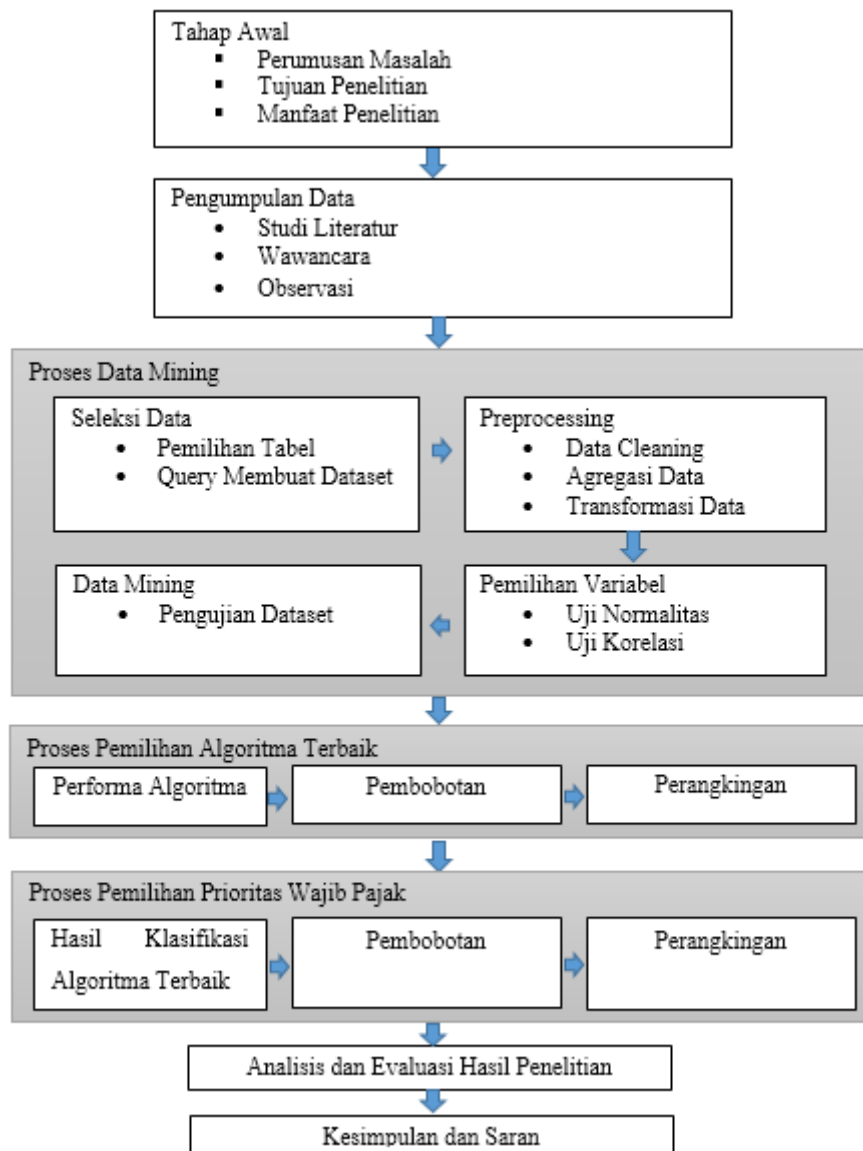
Tujuan dari review jurnal dan tinjauan pustaka serta terhadap penelitian terdahulu adalah agar penulis dapat mengetahui posisi penelitian saat ini. Penelitian saat ini yang dilakukan adalah mengembangkan penelitian sebelumnya yaitu penelitian yang dilakukan oleh M. Jupri dan Riyanarto Sarno (2018) berjudul *Taxpayer Compliance Classification Using C4.5, SVM, KNN, Naive Bayes and MLP*. Alasan utama mengapa penulis melakukan pengembangan penelitian tersebut adalah karena pada penelitian tersebut menggunakan variabel untuk mengklasifikasikan kepatuhan wajib pajak badan dan pembobotan berdasarkan subjektif penulis tanpa menggunakan metode Fuzzy AHP. Selain itu, alasan penulis melakukan pengembangan penelitian tersebut karena relevan untuk diterapkan di Indonesia hal ini dikarenakan penelitian tersebut berdasarkan proses bisnis, struktur data, dan peraturan perpajakan yang berlaku di Indonesia. Pengembangan yang dilakukan penulis pada Penelitian ini adalah:

1. Penambahan variabel yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan kepatuhan semua jenis wajib pajak yang ada di Indonesia menggunakan algoritma klasifikasi C4.5, SVM, KNN, Naive Bayes and MLP.
2. Melakukan analisa korelasi apakah terdapat tingkat keeratan hubungan antara variabel yang dipilih untuk mengklasifikasikan tingkat kepatuhan wajib pajak (variabel independen) dengan variabel tujuan dalam penelitian ini (variabel dependen)
3. Penentuan algoritma terbaik, pembobotan kriteria F-Score, Accuracy dan waktu yang dibutuhkan untuk membuat model menggunakan Fuzzy AHP
4. Penambahan perangkingan hasil dari klasifikasi kepatuhan wajib pajak untuk memprioritaskan data pelaporan pajak mana yang dilakukan penelitian/audit lebih lanjut dan ditindaklanjuti sesuai peraturan perpajakan yang berlaku di Indonesia. Proses pemberian prioritas data pelaporan pajak untuk dilakukan penelitian lebih lanjut dan ditindaklanjuti sesuai peraturan perpajakan yang berlaku dengan memberikan bobot pada variabel menggunakan Fuzzy AHP dan perangkingan dengan menggunakan TOPSIS.

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Metode penelitian merupakan langkah dan prosedur yang dilakukan untuk mencapai tujuan dan memperoleh jawaban atas permasalahan dalam penelitian. Langkah dan prosedur ini merupakan perwujudan dari kerangka pikir penelitian. Langkah dalam penelitian ini seperti terlihat pada Gambar 3.1 berikut:



Gambar 3.1 Kerangka Langkah dan Prosedur Penelitian

3.1. Perumusan Masalah dan Tujuan Penelitian

Pada tahap ini penulis mencari dan mempelajari tentang permasalahan yang akan dilakukan penelitian. Kemudian akan dilanjutkan dengan tujuan penelitian yaitu mengklasifikasikan kepatuhan wajib pajak menjadi empat jenis kepatuhan dengan algoritma klasifikasi data mining terbaik untuk manajemen pengawasan wajib pajak yang efektif dan efisien berdasarkan data yang sangat besar serta menampilkan prioritas wajib pajak untuk dilakukan penelitian lebih lanjut dan ditindaklanjuti sesuai peraturan perpajakan yang berlaku.

3.2. Studi Literatur Penelitian Terkait

Pada tahap ini penulis melakukan proses studi literatur mengenai kepustakaan terkait dengan penelitian untuk mengetahui serta memahami lingkup penelitian yang akan dilakukan. Studi literatur bersumber dari jurnal internasional, buku, dan penelitian sebelumnya yang berhubungan dengan penelitian yang akan dilakukan.

3.3. Pengumpulan Data

Pada tahap ini penulis melakukan pengumpulan data-data terkait pendukung penelitian. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari pelaporan SPT wajib pajak di wilayah tertentu untuk tahun pajak 2014 dan 2015 sebanyak 2424 data. Data yang diolah dalam penelitian ini bersifat stream karena laporan SPT wajib pajak baik SPT Masa maupun SPT Tahunan dapat dilakukan pembetulan oleh Wajib Pajak kapanpun sepanjang belum diterbitkan Surat Perintah Pemeriksaan (SP2). Pada sub bab pengumpulan data, berikut akan dipaparkan mengenai data primer, data sekunder, dan metode pengumpulan data.

3.3.1 Data Primer

Data primer dalam penelitian ini diperoleh dengan cara melakukan observasi secara langsung.

3.3.2 Data Sekunder

Data sekunder dalam penelitian ini adalah peraturan perpajakan yang berlaku seperti tabel jatuh tempo pembayaran dan pelaporan SPT.

3.3.3 Metode Pengumpulan Data

Data yang objektif dan relevan dengan pokok permasalahan penelitian merupakan indikator keberhasilan suatu penelitian. Pengumpulan data penelitian ini dilakukan dengan cara sebagai berikut:

1. Observasi

Merupakan metode pengumpulan data dengan cara mengadakan pengamatan langsung kepada objek penelitian.

2. Wawancara

Merupakan teknik pengumpulan data dengan cara mengadakan tanya jawab atau wawancara langsung kepada pegawai pajak bagian pengawasan wajib pajak yaitu *Account Representative* dan Fungsional Pemeriksa Pajak.

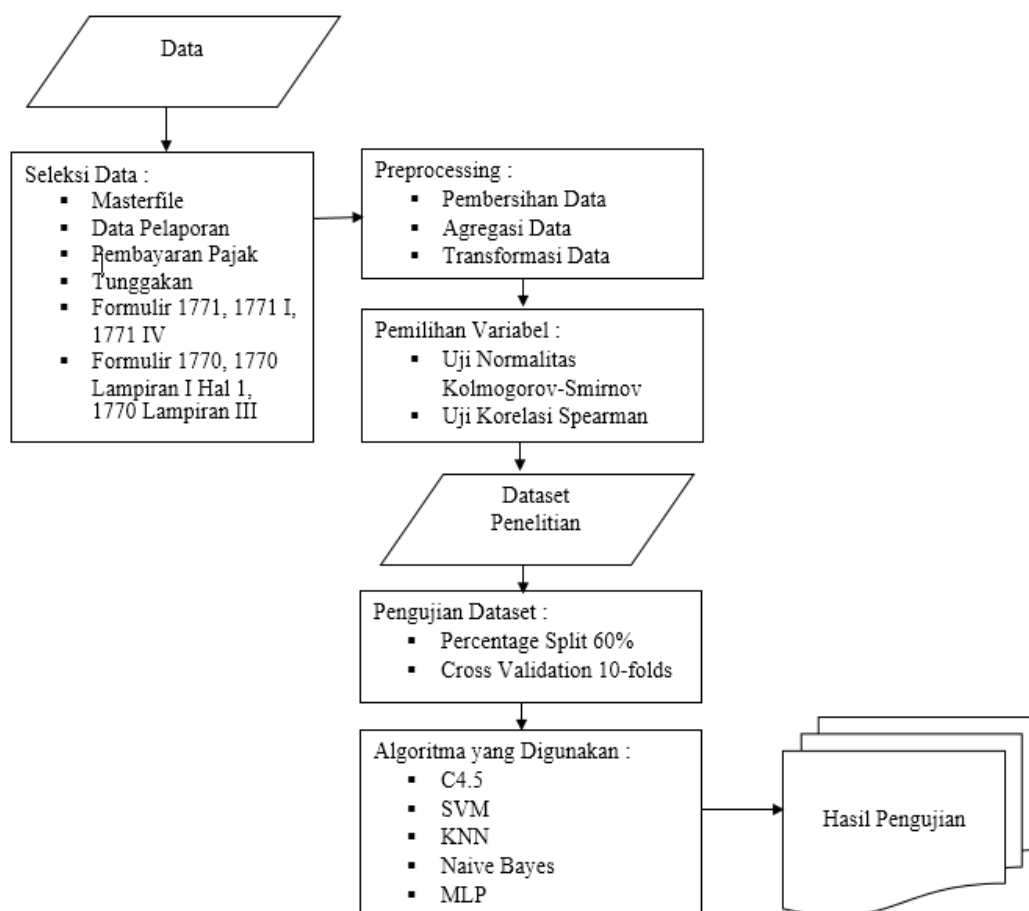
3. Studi Pustaka

Studi pustaka, mengumpulkan data dengan mempelajari masalah yang berhubungan dengan objek yang diteliti serta bersumber dari buku- buku pedoman, literatur yang disusun oleh para ahli untuk melengkapi data yang diperlukan dalam penelitian.

3.4. Proses Data Mining

Data yang telah dikumpulkan dilakukan pengolahan data dengan menggunakan tahapan data mining. Untuk mengklasifikasikan kepatuhan wajib pajak pada penelitian ini menggunakan algoritma klasifikasi C4.5, SVM, KNN, Naive Bayes and MLP. Hasil klasifikasi masing-masing algoritma dibandingkan untuk mencari algoritma terbaik berdasarkan kriteria F-Score, Akurasi dan Waktu yang dibutuhkan untuk membuat model dengan memberikan pembobotan kriteria tersebut menggunakan Fuzzy AHP dan perankingan menggunakan TOPSIS. Manajemen pengawasan wajib pajak dalam penelitian ini adalah dengan mengklasifikasikan kepatuhan wajib pajak menjadi empat tujuan yaitu (1) wajib pajak patuh formal dan material, (2) wajib pajak patuh material, (3) wajib pajak patuh formal, dan (4) wajib pajak tidak patuh formal dan material. Prioritas data pelaporan pajak yang dilakukan pengawasan adalah data pelaporan pajak pada tingkat kepatuhan : (4) wajib pajak tidak patuh formal dan material, (3) wajib pajak patuh formal, (2) wajib pajak patuh material, dan (1) wajib pajak patuh

formal dan material. Setiap tingkat kepatuhan diberikan prioritas data pelaporan pajak mana yang dilakukan penelitian lebih lanjut dan ditindaklanjuti sesuai dengan ketentuan perpajakan yang berlaku dengan memberikan bobot variabel dataset menggunakan Fuzzy AHP dan perangkingan menggunakan TOPSIS. Alur proses data mining pada penelitian ini dijelaskan Gambar 3.2 berikut:



Gambar 3.2 Diagram Proses Data Mining

3.4.1 Seleksi Data

Pengolahan data diawali dengan tahapan seleksi data yang berasal dari database operasional. Penulis melakukan seleksi data apa saja yang dibutuhkan untuk mengklasifikasikan kepatuhan wajib pajak sesuai dengan tujuan penelitian ini. Pada tahap ini penulis menciptakan himpunan data target, pemilihan himpunan data, atau memfokuskan pada subset variabel atau sampel data, dimana penemuan (*discovery*) akan dilakukan. Hasil seleksi data yang akan digunakan

untuk proses data mining, disimpan dalam file terpisah dari database operasional. Data dalam database yang digunakan untuk penelitian berasal dari tabel :

- Masterfile
- Data Pelaporan
- Pembayaran Pajak
- Tunggakan
- Formulir 1771, 1771 I, 1771 IV
- Formulir 1770, 1770 Lampiran I Hal 1, 1770 Lampiran III

3.4.2 Preprocessing

Data hasil seleksi tersebut kemudian dilakukan proses preprocessing data yang bertujuan untuk memastikan data yang akan diolah dalam data mining adalah data yang baik. Hal ini dikarenakan untuk membuat keputusan yang baik, harus menggunakan data yang baik pula (lengkap, benar, konsisten, terintegrasi).

Preprocessing adalah suatu proses/langkah yang dilakukan untuk membuat data mentah menjadi data yang berkualitas (input yang baik untuk data mining tools). Literatur yang mengatakan klasifikasi berdasarkan data masa lalu. Preprocessing perlu dilakukan karena dalam data mentah masih terdapat data yang *incomplete, noisy, inconsistent*. Goal dalam penelitian ini ditentukan berdasarkan data masa lalu yaitu goal patuh formal dan tidak patuh formal berdasarkan daftar wajib pajak patuh dengan kriteria telat lapor dalam setahun tidak lebih dari tiga kali, tidak lapor dalam setahun tidak lebih dari tiga kali dan telat bayar dalam satu tahun tidak lebih dari tiga kali. Goal tidak patuh material berdasarkan data wajib pajak yang melakukan pembetulan SPT atau wajib pajak diterbitkan Surat Ketetapan Pajak Kurang Bayar (SKPKB) yang merupakan produk hasil pemeriksaan khusus sedangkan Goal patuh material berdasarkan data wajib pajak yang tidak melakukan pembetulan SPT atau tidak diterbitkan SKPKB.

Data yang digunakan dalam penelitian dilakukan pembersihan (data *cleaning*) yang bertujuan untuk mengisi *missing value*, mengidentifikasi *outlier*, menangani data *noise*, mengoreksi data yang tidak konsisten, dan menyelesaikan masalah redundansi data akibat integrasi data. Agregasi Data adalah upaya yang

dilakukan dalam preprocessing data mining untuk membuat ringkasan suatu data (Jiawei et al. 2012). Dalam penelitian ini, variabel dari *agregation* data adalah variabel telat lapor, tidak lapor dan telat bayar, GPM, NPM dan CTTOR. Variabel telat lapor dan tidak lapor merupakan akumulasi jumlah telat lapor dan jumlah tidak lapor wajib pajak dalam satu tahun pajak yang berasal dari tabel pelaporan SPT. Variabel GPM, NPM dan CTTOR merupakan analisis rasio keuangan yang digunakan dalam penelitian ini. *Gross Profit Margin* (GPM) menunjukkan seberapa besar proporsi penjualan wajib pajak yang tersisa setelah digunakan untuk menutup ongkos untuk menghasilkan atau memperoleh produk yang dijual (HPP). GPM dapat dihitung dengan cara membandingkan laba kotor dengan total pendapatan. *Net Profit Margin* (NPM) adalah laba bersih Wajib Pajak setelah memperhitungkan Pajak Penghasilan yang terutang menurut ketentuan perundang-undangan yang berlaku. NPM ini dapat dihitung dengan cara membagi laba bersih dengan total penjualan. *Corporate Tax Turn Over Ratio* (CTTOR) menunjukkan besarnya PPh yang terutang dalam suatu tahun relatif terhadap Penjualan yang dilakukan oleh Wajib Pajak. Makin besar CTTOR menunjukkan makin besar proporsi hasil penjualan Wajib Pajak yang digunakan untuk membayar Pajak Penghasilan.

Transformasi Data adalah data yang ada harus dikonsolidasikan ke dalam bentuk yang sesuai untuk keperluan data mining (Jiawei et al. 2012). Variabel PKP berasal dari transformasi masterfile wajib pajak yaitu mentransformasikan data wajib pajak yang berstatus PKP yang ditandai dengan adanya tanggal PKP dengan “Yes” dan tidak ada tanggal PKP dengan “No”.

Prosedur menentukan label class (*Goal*) pada penelitian adalah:

1. (1) Wajib Pajak Patuh Formal Dan Material
Pelaporan SPT dan pembayaran pajak tepat waktu, dan isi SPT wajib pajak jujur, lengkap dan benar
2. (2) Wajib Pajak Patuh Material
Pelaporan SPT wajib pajak jujur, lengkap dan benar namun SPT dilaporkan tidak tepat waktu atau pembayaran pajak tidak tepat waktu
3. (3) Wajib Pajak Patuh Formal

Pelaporkan SPT dan pembayaran pajak tepat waktu namun pelaporan SPT tersebut dilakukan pembetulan SPT (konsekuensi atas ketidakpatuhan dalam menghitung pajak sepanjang belum dilakukan pemeriksaan – pasal 8 ayat 1 UU KUP) atau pelaporan SPT tersebut diterbitkan Surat Ketetapan Pajak Kurang Bayar (SKPKB) atas hasil pemeriksaan

4. (4) Wajib Pajak Tidak Patuh Formal Dan Material

Pelaporkan SPT atau pembayaran pajak tidak tepat waktu dan pelaporan SPT tersebut dilakukan pembetulan SPT (konsekuensi atas ketidakpatuhan dalam menghitung pajak sepanjang belum dilakukan pemeriksaan – pasal 8 ayat 1 UU KUP) atau pelaporan SPT tersebut diterbitkan Surat Ketetapan Pajak Kurang Bayar (SKPKB) atas hasil pemeriksaan

Teknik yang dilakukan pada tahap preprocessing dalam penelitian ini adalah :

1. Pembersihan Data

Data yang telah diseleksi dilakukan pembersihan data (*data cleaning*) dengan menghilangkan duplikasi data dan hanya data pembetulan terakhir yang digunakan.

2. Agregasi Data

Data Pelaporan SPT Masa, data Pelaporan SPT Tahunan, dan data pembayaran pajak dikumpulkan untuk memperoleh variabel jumlah pelaporan terlambat dalam setahun, jumlah tidak lapor dalam setahun dan jumlah pembayaran terlambat dalam setahun untuk setiap wajib pajak. Hasil dari proses adalah variabel yang akan menentukan wajib pajak yang memenuhi kriteria patuh secara formal.

3. Transformasi Data

Data yang dipilih dikelompokkan per tahun pajak untuk melakukan teknik equalisasi data. Teknik equalisasi adalah proses membandingkan data yang dilaporkan dalam SPT dengan SPT atau data yang dilaporkan dalam SPT dengan data pembayaran pajak. Tujuan dari teknik ini adalah untuk memperoleh variabel yang dapat digunakan untuk menentukan wajib pajak yang memenuhi kriteria patuh secara material.

3.4.3 Pemilihan Variabel

Penelitian ini menggunakan uji normalitas Kolmogorov-Smirnov untuk mengetahui apakah distribusi data dari hasil seleksi data normal atau tidak. Uji normalitas menentukan metode yang digunakan untuk melakukan uji korelasi dalam memilih variabel dataset. Tes normalitas Kolmogorov Smirnov membandingkan distribusi data dengan standar distribusi normal (Hanusz and Tarasińska 2015). Variabel yang telah dipilih dilakukan uji normalitas atas datanya yang bertujuan untuk mengetahui apakah data memiliki distribusi normal atau tidak. Uji normalitas mempengaruhi metode apa yang digunakan untuk melakukan uji korelasi antar variabel input (X) dan variabel output (Y). Uji Kolmogorov-Smirnov pertama kali diturunkan oleh Kolmogorov (1933) kemudian dimodifikasi dan diusulkan sebagai ujian oleh Smirnov (1948). Statistik uji adalah :

$$D = \sup_x |F_n(X) - F(X, \mu, \sigma)|$$

di mana, $F(X, \hat{\mu}, \hat{\sigma})$ adalah distribusi kumulatif teoretis fungsi dari fungsi distribusi normal dan $F_n(X)$ adalah fungsi distribusi data empiris. Jika memberi besar nilai D maka itu menunjukkan data tidak normal. Kapan parameter populasi (μ dan σ) tidak diketahui kemudian sampel estimasi digunakan sebagai pengganti nilai parameter. Uji Kolmogorov Smirnov merupakan pengujian normalitas yang banyak dipakai karena sederhana dan tidak menimbulkan perbedaan persepsi di antara satu pengamat dengan pengamat yang lain, yang sering terjadi pada uji normalitas dengan menggunakan grafik. Konsep dasar dari uji normalitas Kolmogorov Smirnov adalah dengan membandingkan distribusi data (yang akan diuji normalitasnya) dengan distribusi normal baku. Distribusi normal baku adalah data yang telah ditransformasikan ke dalam bentuk Z-Score dan diasumsikan normal. Jadi sebenarnya uji Kolmogorov Smirnov adalah uji beda antara data yang diuji normalitasnya dengan data normal baku. Jika signifikansi di bawah 0,05 berarti terdapat perbedaan yang signifikan, dan jika signifikansi di atas 0,05 maka tidak terjadi perbedaan yang signifikan. Penerapan pada uji Kolmogorov Smirnov adalah bahwa jika signifikansi dibawah 0,05

berarti data yang akan diuji mempunyai perbedaan yang signifikan dengan data normal baku, berarti data tersebut tidak normal (Dissanayaka et al. 2016).

Untuk mengetahui apakah variabel yang telah ditentukan dalam penelitian memiliki korelasi dengan tujuan/goal yang ingin dicapai dalam mengklasifikasikan tingkat kepatuhan wajib pajak, maka perlu dilakukan uji korelasi variabel input (X) dengan tujuan/goal atau disebut dengan variabel output (Y). Uji korelasi pada penelitian ini menggunakan uji korelasi spearman karena data variabel dataset berdasarkan hasil uji normalitas data penelitian memiliki distribusi tidak normal (signifikansi di bawah 0,05) dan karena pengujian korelasi spearman merupakan statistik nonparametrik.

Uji korelasi Spearman adalah statistik nonparametrik, dan uji korelasi ini digunakan dalam kondisi satu atau kedua variabel yang diukur adalah skala ordinal atau kedua variabel kuantitatif, tetapi kondisi normal tidak terpenuhi (Liu 2017). Statistik ini merupakan suatu ukuran asosiasi atau hubungan yang dapat digunakan pada kondisi satu atau kedua variabel yang diukur adalah skala ordinal (berbentuk ranking) atau kedua variabel adalah kuantitatif namun kondisi normal tidak terpenuhi. Simbol ukuran populasinya adalah ρ dan ukuran sampelnya r_s . Formula r_s untuk korelasi Spearman adalah sebagai berikut :

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^N d_i^2}{N^3 - N}$$

dimana:

d_i adalah perbedaan antara kedua ranking
 N adalah banyaknya observasi.

Dalam menentukan tingkat kekuatan hubungan antar variabel, kita dapat berpedoman pada nilai koefisien korelasi, dengan ketentuan (Liu 2017):

1. Nilai koefisien korelasi sebesar 0,00 - 0,25 = hubungan sangat lemah
2. Nilai koefisien korelasi sebesar 0,26 - 0,50 = hubungan cukup
3. Nilai koefisien korelasi sebesar 0,51 - 0,75 = hubungan kuat
4. Nilai koefisien korelasi sebesar 0,76 - 0,99 = hubungan sangat kuat
5. Nilai koefisien korelasi sebesar 1,00 = hubungan sempurna

Setelah dilakukan preprocessing data dan uji korelasi, maka diperoleh dataset penelitian seperti pada tabel 3-1 .

Tabel 3-1 Variabel Dataset Penelitian

No	Variabel	Keterangan	Tipe Data
1	Status_PKP	Yes = Wajib Pajak merupakan Pengusaha Kena Pajak, NO = non PKP	Nominal
2	Jenis_WP	Badan = Wajib Pajak Badan, OP = Wajib Pajak orang pribadi	Nominal
3	Sektor	Kode sektor usaha wajib pajak	Nominal
4	Telat_Lapor	Jumlah Telat Lapor dalam satu tahun pajak	Numeric
5	Tidak_Lapor	Jumlah Tidak Lapor dalam satu tahun pajak	Numeric
6	Telat_Bayar	Jumlah Telat Bayar dalam satu tahun pajak	Numeric
7	Tunggakan	Nilai Tunggakan SKPKB atas SPT tahunan yang belum lunas	Numeric
8	Omset	Omset usaha	Numeric
9	Setoran_PPN	Nilai setoran Pajak Pertambahan Nilai (PPN) dengan kodemap=411211	Numeric
10	Ph_Neto_Fiskal	Nilai Penghasilan Neto Fiskal	Numeric
11	PKP	Nilai Penghasilan Kena Pajak	Numeric
12	Kompensasi	Nilai Kompensasi Kerugian	Numeric
13	PPh_Terutang	Nilai Pajak Penghasilan terutang	Numeric
14	Setoran_PPh29	Nilai setoran PPh Pasal 29 dengan kodemap=411125 atau 411126 dengan kode jenis setor = 200	Numeric
15	Angsuran_Psl25	Jumlah angsuran PPh Pasal 25 per bulan	Numeric
16	Setoran_PPh_25	Nilai setoran PPh Pasal 29 dengan kodemap=411125 atau 411126 dengan kode jenis setor = 100	Numeric

17	HPP	Harga Pokok Penjualan	Numeric
18	DPP_Peng_TB	Dasar Pengenaan Pajak Pengalihan Hak atas Tanah dan/atau Bangunan	Numeric
19	Setoran_42_TB	Nilai setoran PPh Final Pasal 4 ayat (2) atas Pengalihan Hak atas Tanah dan/atau Bangunan dengan kodemap=411128 dengan kode jenis setor = 402	Numeric
20	DPP_Konstruksi	Dasar Pengenaan Pajak atas usaha konstruksi	Numeric
21	DPP_PP46	Dasar Pengenaan Pajak penghasilan bruto tertentu (PP 46)	Numeric
22	Setoran PP 46	Nilai setoran PPh Final peredaran bruto tertentu dengan kodemap=411128 dengan kode jenis setor = 420	Numeric
23	GPM	Gross Profit Margin	Numeric
24	NPM	Net Profit Margin	Numeric
25	CTTOR	Corporate Tax Turn Over Ratio	Numeric
26	Tax Compliance	Goal dalam penelitian	Nominal

3.4.4 Pengujian Dataset

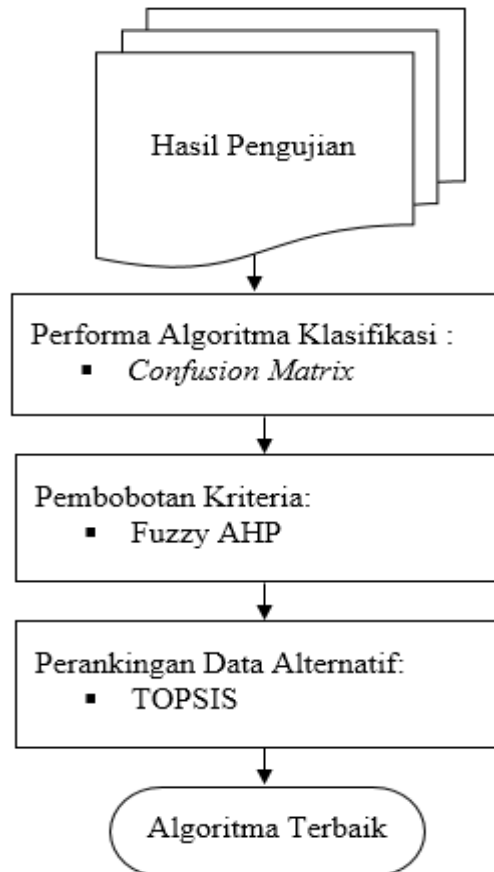
Dataset yang telah dibuat diuji menggunakan algoritma data mining penelitian ini dengan memanfaatkan *tool* data mining yaitu weka versi 3.8. WEKA (*Waikato Environment for Knowledge Analysis*) adalah suatu perangkat lunak pembelajaran mesin yang populer ditulis dengan Java, yang dikembangkan di Universitas Waikato di selandia baru. WEKA adalah perangkat lunak gratis yang tersedia di bawah GNU (*General Public License*).

3.5. Proses Pemilihan Algoritma Terbaik

3.5.1 Performa Algoritma Klasifikasi

Untuk melihat performa masing-masing algoritma klasifikasi dalam penelitian ini yaitu dengan menggunakan *Confusion Matrix*, pembobotan kriteria

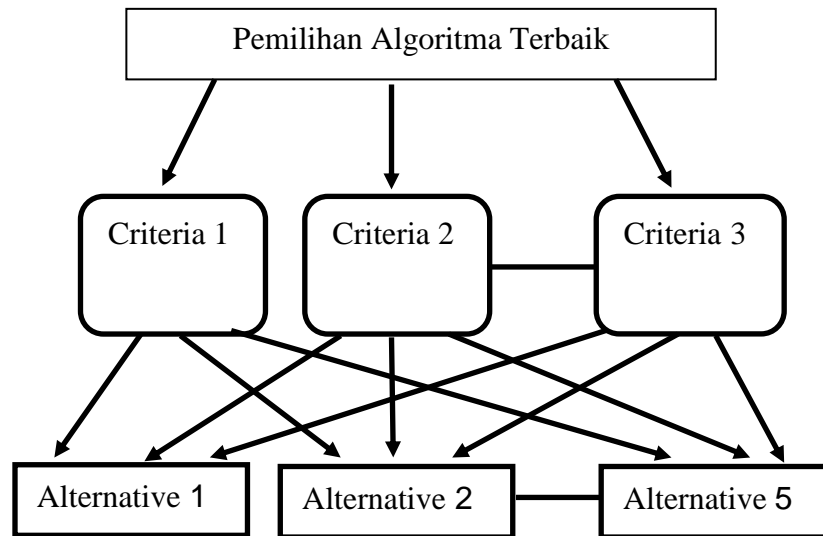
dengan Fuzzy AHP, dan perankingan algoritma dengan TOPSIS. Adapun alur untuk mengetahui algoritma terbaik dalam mengklasifikasikan kepatuhan sesuai dataset penelitian ini sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Diagram Proses Pemilihan Algoritma Terbaik

3.5.2 Pembobotan Kriteria

Akurasi, F-Score dan waktu yang dibutuhkan dalam membuat model digunakan sebagai kriteria untuk menentukan algoritma terbaik. Ketiga kriteria tersebut diberikan bobot dengan Fuzzy AHP dan kemudian diranking menggunakan TOPSIS. Peneliti menggunakan Fuzzy AHP dan TOPSIS karena metode ini dapat memberikan hasil yang baik dan metode ini cocok untuk menyelesaikan masalah kompleks yang tidak terlalu subyektif. Hirarki untuk menentukan algoritma terbaik dalam penelitian ini ditunjukkan pada gambar 3.4.



Gambar 3.4 Hirarki pemilihan algoritma terbaik dengan Fuzzy AHP dan TOPSIS

Hasil klasifikasi masing-masing algoritma dilakukan pembobotan berdasarkan kriteria Akurasi, F-Score dan Waktu yang diambil untuk membangun model dengan menggunakan Fuzzy AHP.

3.5.3 Perankingan Data Alternatif

Setelah dilakukan pembobotan kriteria, kemudian dihitung untuk melihat peringkat terbaik dengan menggunakan TOPSIS. Langkah-langkah Fuzzy AHP dan TOPSIS telah dijelaskan pada bab sebelumnya.

3.6. Proses Pemilihan Prioritas Pelaporan Pajak

3.6.1 Data Hasil Klasifikasi Algoritma Terbaik

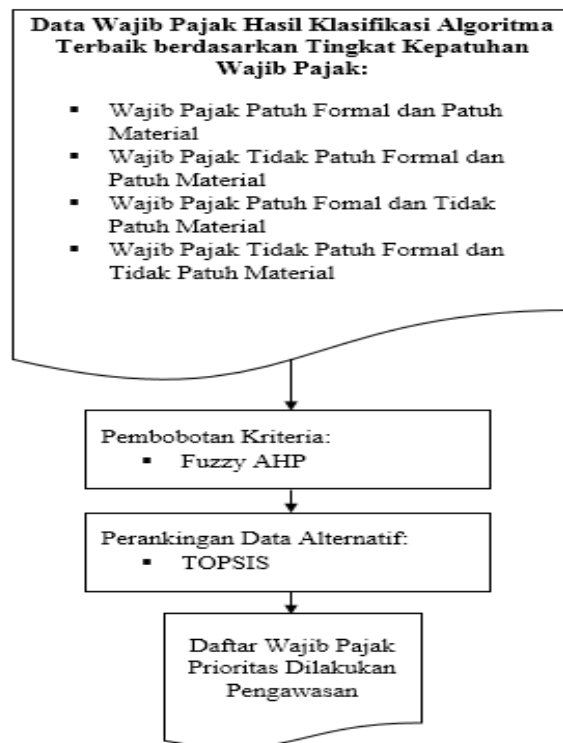
Setelah diketahui algoritma terbaik untuk mengklasifikasikan kepatuhan wajib pajak menjadi empat goal sesuai dengan penelitian ini, maka dilakukan pemilihan pelaporan pajak yang menjadi prioritas pengawasan berdasarkan data hasil klasifikasi tersebut. Berdasarkan tingkat kepatuhan wajib pajak, prioritas pelaporan pajak yang dilakukan pengawasan adalah data pelaporan pajak yang berada pada tingkat kepatuhan :

1. (4) wajib pajak tidak patuh formal dan material
2. (3) wajib pajak patuh formal

3. (2) wajib pajak patuh material
4. (1) wajib pajak patuh formal dan material

Data pelaporan pajak hasil klasifikasi algoritma terbaik dengan goal (4) wajib pajak tidak patuh formal dan material untuk menentukan prioritas pelaporan pajak dilakukan penelitian lebih lanjut dan ditindaklanjuti sesuai peraturan perpajakan yang berlaku di Indonesia, proses Fuzzy AHP dan TOPSIS ditampilkan dalam BAB 4 Hasil Penelitian dan Pembahasan sedangkan untuk data pelaporan pajak hasil klasifikasi dengan goal yang lain, proses Fuzzy AHP memiliki data yang sama seperti dalam BAB 4 Hasil Penelitian dan Pembahasan namun hasil proses TOPSIS ditampilkan dalam lampiran buku tesis ini.

Kriteria yang diberikan pembobotan dengan Fuzzy AHP untuk menentukan prioritas pelaporan pajak dalam penelitian ini adalah variabel dataset penelitian yaitu sebanyak 25 variabel. Data pelaporan pajak hasil klasifikasi algoritma terbaik merupakan alternatif untuk dirangking berdasarkan 25 kriteria tersebut. Adapun alur proses pemilihan prioritas pelaporan pajak ditunjukkan pada Gambar 3.5.

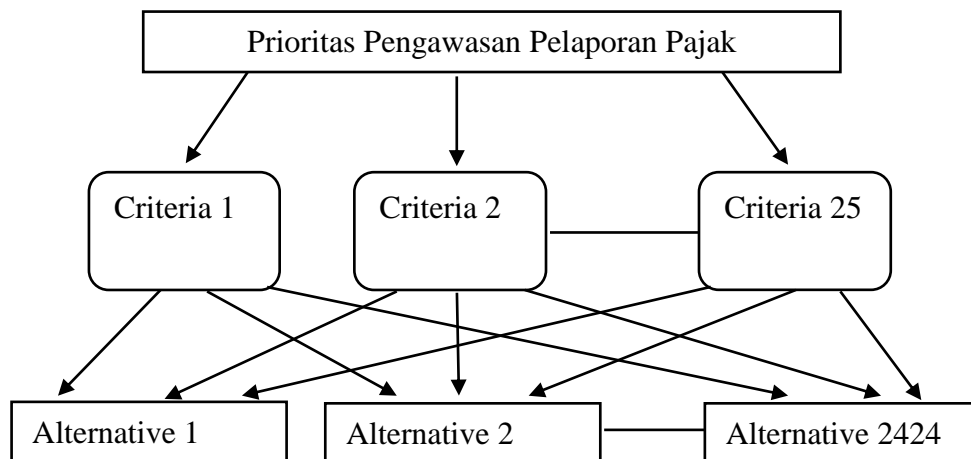


Gambar 3.5 Diagram Proses Pemilihan Prioritas Pelaporan Pajak

3.6.2 Pembobotan Kriteria

Pembobotan kriteria untuk menentukan prioritas pelaporan pajak dilakukan penelitian lebih lanjut dan ditindaklanjuti sesuai peraturan perpajakan yang berlaku di Indonesia menggunakan fuzzy AHP. Responden untuk memberikan bobot AHP dari 25 kriteria yang digunakan adalah pegawai pajak bagian pengawasan wajib pajak yaitu Account Representative dan Fungsional Pemeriksa Pajak. Total responden adalah sebanyak 37 pegawai yaitu 30 pegawai Account Representative dan 7 pegawai Fungsional Pemeriksa Pajak. 30 pegawai Account Representative terdiri dari 15 ber jenis kelamin laki-laki dan 15 ber jenis kelamin perempuan. 7 pegawai Fungsional Pemeriksa Pajak terdiri dari 4 ber jenis kelamin laki-laki dan 3 ber jenis kelamin perempuan. Usia rata-rata responden adalah 35 Tahun.

Bagaimana alur untuk menentukan prioritas pelaporan pajak dilakukan pengawasan pada penelitian ini dijelaskan pada Gambar 3.6.



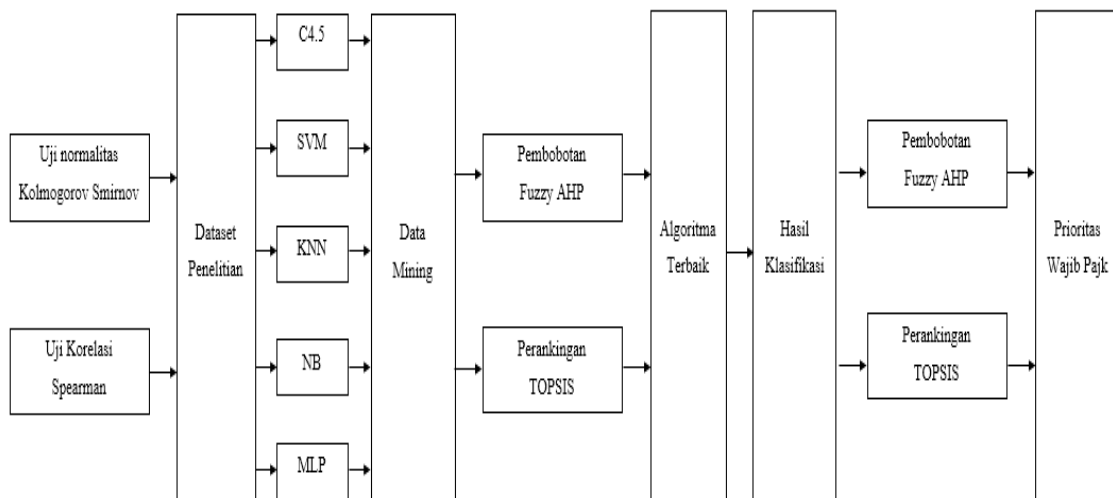
Gambar 3.6 Hirarki pemilihan prioritas wajib pajak

3.6.3 Perankingan Data Alternatif

Setelah diperoleh bobot masing-masing kriteria dengan menggunakan Fuzzy AHP, maka selanjutnya dilakukan perankingan data alternatif dengan menggunakan metode TOPSIS. Langkah-langkah metode TOPSIS telah dijelaskan pada Bab 2.

3.7. Analisis dan Evaluasi Hasil Penelitian

Tujuan dari penelitian adalah mencari algoritma terbaik untuk melakukan pengawasan wajib pajak yang efektif dan efisien dengan mengklasifikasikan kepatuhan wajib pajak menjadi empat tujuan dan variabel penelitian dapat digunakan untuk semua jenis wajib pajak serta merangking pelaporan pajak hasil klasifikasi sebagai prioritas pelaporan pajak untuk dilakukan penelitian lebih lanjut dan ditindaklanjuti sesuai ketentuan perpajakan yang berlaku di Indonesia. Maka untuk mencapai tujuan tersebut hasil penelitian diharapkan dapat mengetahui algoritma terbaik berdasarkan kriteria F-Score, Akurasi dan Waktu yang dibutuhkan dalam membuat model serta penelitian ini dapat menampilkan prioritas pelaporan pajak untuk dilakukan pengawasan dan ditindaklanjuti sesuai ketentuan perpajakan yang berlaku di Indonesia. Adapun keterkaitan metode yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.7.



Gambar 3.7 Block Diagram Keterkaitan Metode Penelitian

3.8. Kesimpulan dan Saran

Pada tahapan ini berisi tentang rangkuman penelitian dan hasil yang diperoleh dalam pengklasifikasian kepatuhan wajib pajak dengan menggunakan algoritma terbaik yang diperoleh dari pembobotan menggunakan Fuzzy AHP dan perankingan menggunakan TOPSIS. Selain itu juga diperoleh prioritas pelaporan pajak untuk dilakukan pengawasan dan ditindaklanjuti sesuai ketentuan

perpajakan yang berlaku di Indonesia. Tahap ini juga berisikan hal yang disarankan penulis bagi pembaca untuk melakukan pengembangan terhadap penelitian ini kedepannya.

BAB 4

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

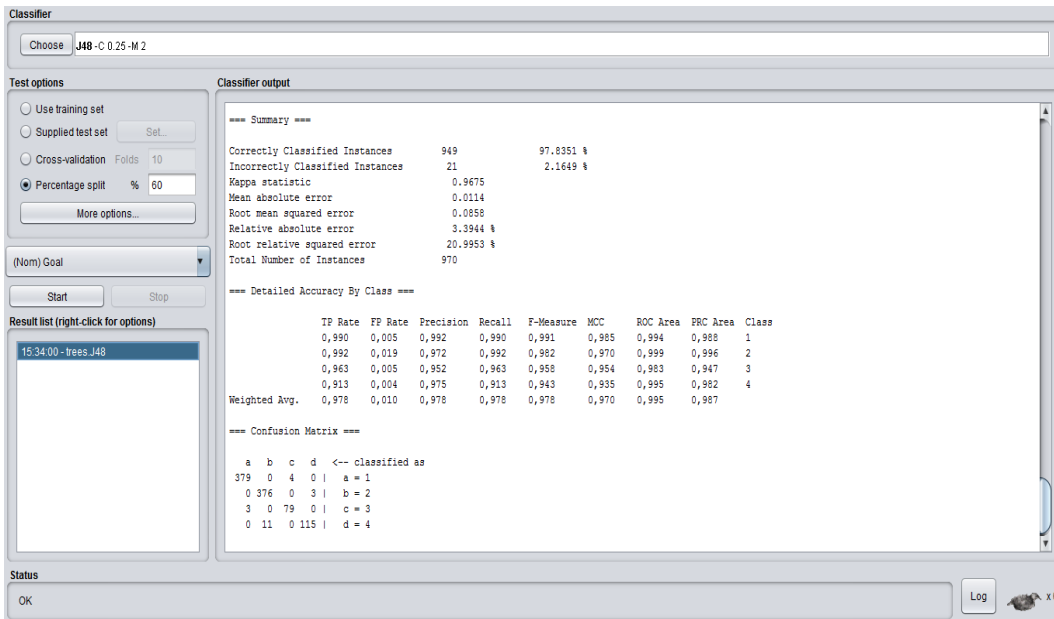
Pada bab ini, akan dijelaskan mengenai hasil implementasi penelitian serta pengujian dari metode yang digunakan dengan menggunakan pembahasan yang telah dituliskan pada BAB 3. Proses implementasi akan dilakukan berdasarkan tahapan yang telah diberikan sebelumnya. Selanjutnya pengujian performa metode akan dilakukan dengan beberapa kondisi yang telah disebutkan pada setiap evaluasi. Dari pengujian performa yang didapatkan, selanjutnya akan diambil algoritma dengan performa terbaik untuk mengklasifikasikan kepatuhan wajib pajak sesuai dengan dataset pada penelitian ini. Selanjutnya hasil klasifikasi algoritma terbaik untuk setiap tingkat kepatuhan yang telah ditetapkan, dibuat prioritas pelaporan pajak dilakukan pengawasan dan ditindaklanjuti sesuai ketentuan perpajakan yang berlaku di Indonesia untuk selanjutnya mendapatkan kesimpulan yang telah disampaikan pada tujuan.

4.1. Proses Data Mining

Peneliti menggunakan tools Weka versi 3.8.1 untuk menguji dataset penelitian. Dataset penelitian memiliki data sebanyak 2424 data. Masing-masing algoritma klasifikasi C4.5, SVM, KNN, Naive Bayes and MLP diuji dan dianalisa performa yang dihasilkan menggunakan *confusion matrix*. Model pengujian yang dilakukan adalah *Percentage Split mode 60 % and Cross-validation 10-folds*.

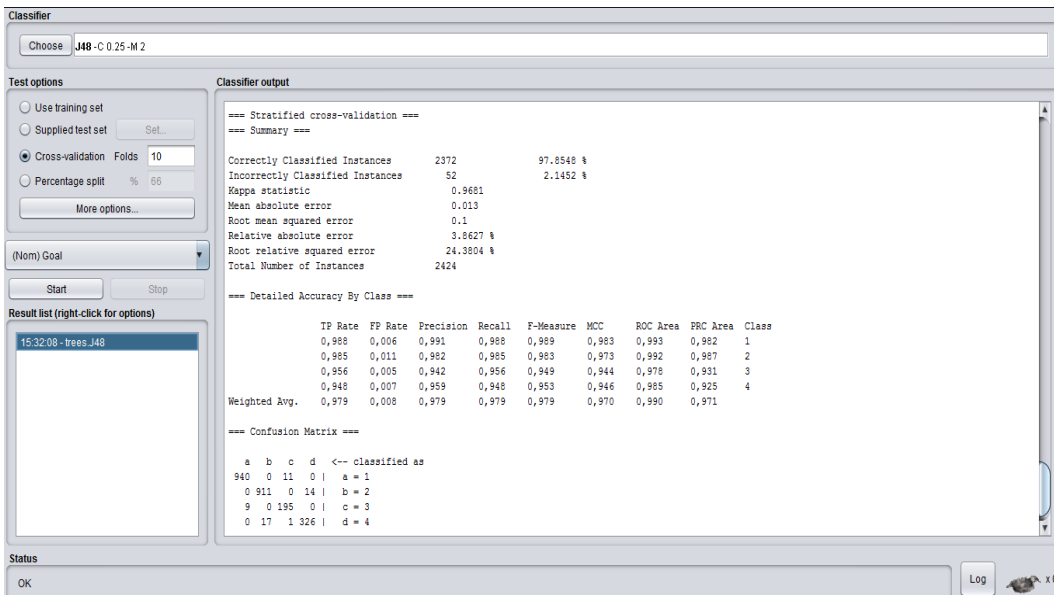
4.1.1 Pengujian Algoritma C4.5

Untuk melakukan pengujian algoritma C4.5 melalui aplikasi Weka yaitu dengan menggunakan *decision tree J48*. Hasil pengujian algoritma ini dengan menggunakan model pengujian *Percentage Split mode 60%* sebagaimana ditampilkan pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1 Pengujian Percentage Split mode 60% Algoritma C4.5 dengan Weka

Gambar diatas menunjukkan bahwa pengujian algoritma C4.5 dengan menggunakan model pengujian Percentage Split mode 60% memperoleh akurasi 97,8% dimana dari 970 data merupakan data testing, algoritma ini dapat mengklasifikasin data dengan benar sebanyak 949 data dan mengklasifikasin data dengan salah sebanyak 21 data.

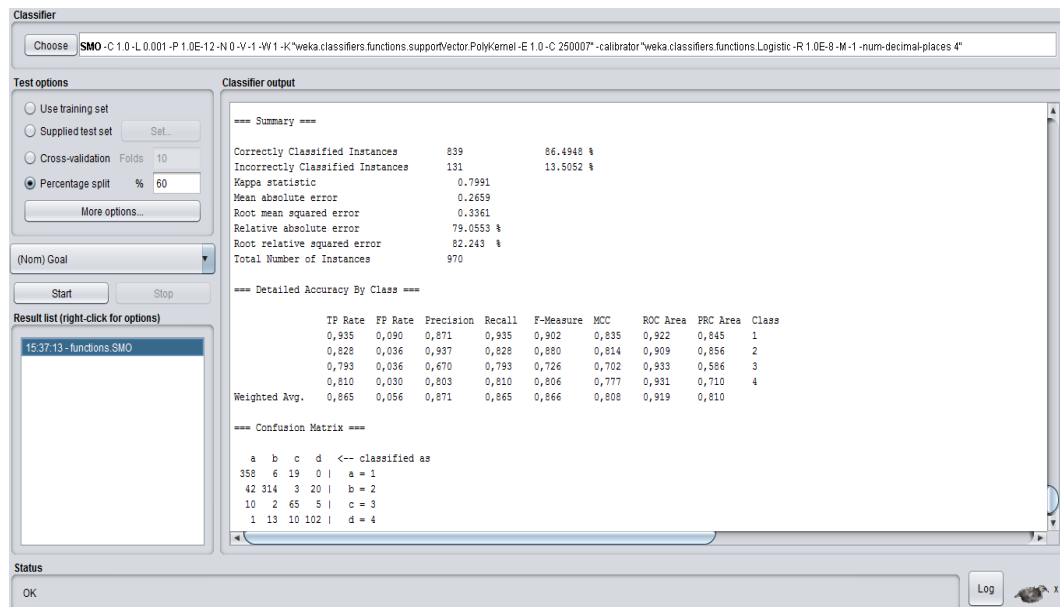


Gambar 4.2 Pengujian Cross-validation 10-folds Algoritma C4.5 dengan Weka

Gambar 4.2 merupakan pengujian algoritma C4.5 dengan menggunakan model pengujian Cross-validation 10-folds. Akurasi yang dihasilkan algoritma adalah 97,8% dimana dari 2424 data merupakan data testing, algoritma ini dapat mengklasifikasikan data dengan benar sebanyak 2372 data dan mengklasifikasikan data dengan salah sebanyak 52 data.

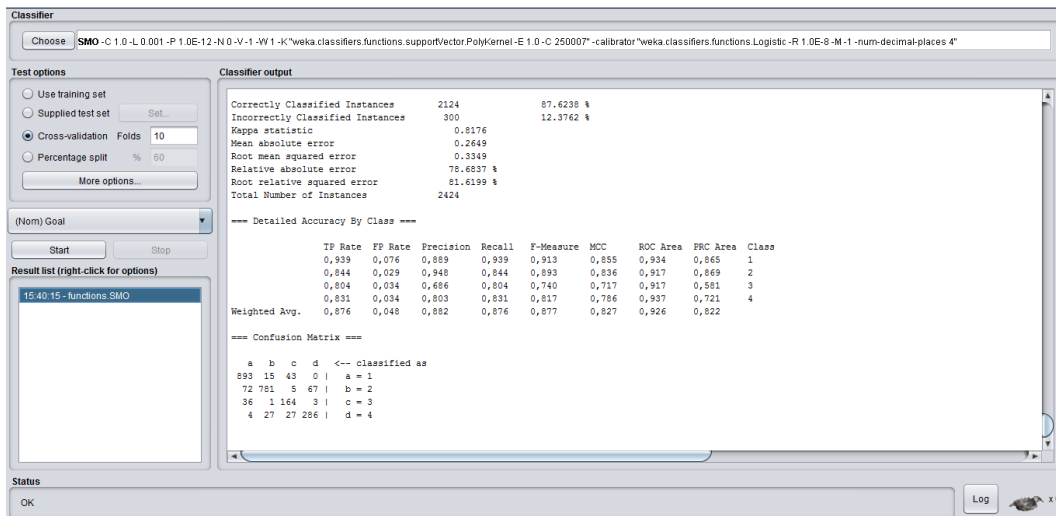
4.1.2 Pengujian Algoritma SVM

Pengujian algoritma SVM melalui aplikasi Weka yaitu dengan menggunakan *Classifier* SMO. Hasil pengujian algoritma ini dengan menggunakan model pengujian Percentage Split mode 60% sebagaimana ditampilkan pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Pengujian Percentage Split mode 60% Algoritma SVM dengan Weka

Gambar diatas menunjukkan bahwa pengujian algoritma SVM dengan menggunakan model pengujian Percentage Split mode 60% memperoleh akurasi 86,5% dimana dari 970 data merupakan data testing, algoritma ini dapat mengklasifikasikan data dengan benar sebanyak 839 data dan mengklasifikasikan data dengan salah sebanyak 131 data.

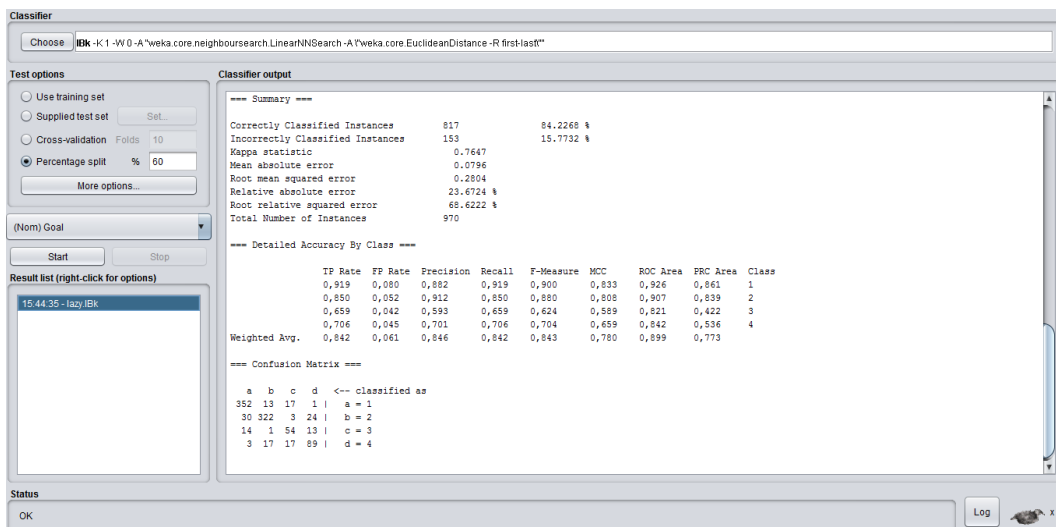


Gambar 4.4 Pengujian Cross-validation 10-folds Algoritma SVM dengan Weka

Pengujian algoritma SVM dengan menggunakan model pengujian Cross-validation 10-folds memperoleh akurasi 87,6% dimana dari 2424 data merupakan data testing, algoritma ini dapat mengklasifikasin data dengan benar sebanyak 2124 data dan mengklasifikasin data dengan salah sebanyak 300 data.

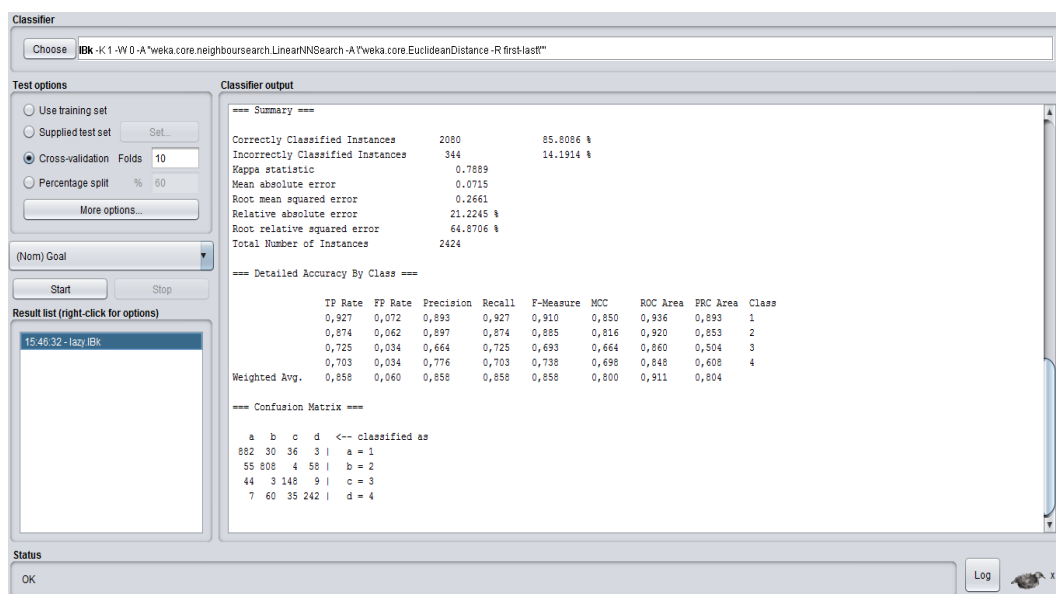
4.1.3 Pengujian Algoritma KNN

Pengujian algoritma KNN melalui aplikasi Weka yaitu dengan menggunakan *Classifier* IBk. Hasil pengujian algoritma ini dengan menggunakan model pengujian Percentage Split mode 60% sebagaimana ditampilkan pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Pengujian Percentage Split mode 60% Algoritma KNN dengan Weka

Gambar diatas menunjukkan bahwa pengujian algoritma KNN dengan menggunakan model pengujian Percentage Split mode 60% memperoleh akurasi 84,2% dimana dari 970 data merupakan data testing, algoritma ini dapat mengklasifikasin data dengan benar sebanyak 817 data dan mengklasifikasin data dengan salah sebanyak 153 data.

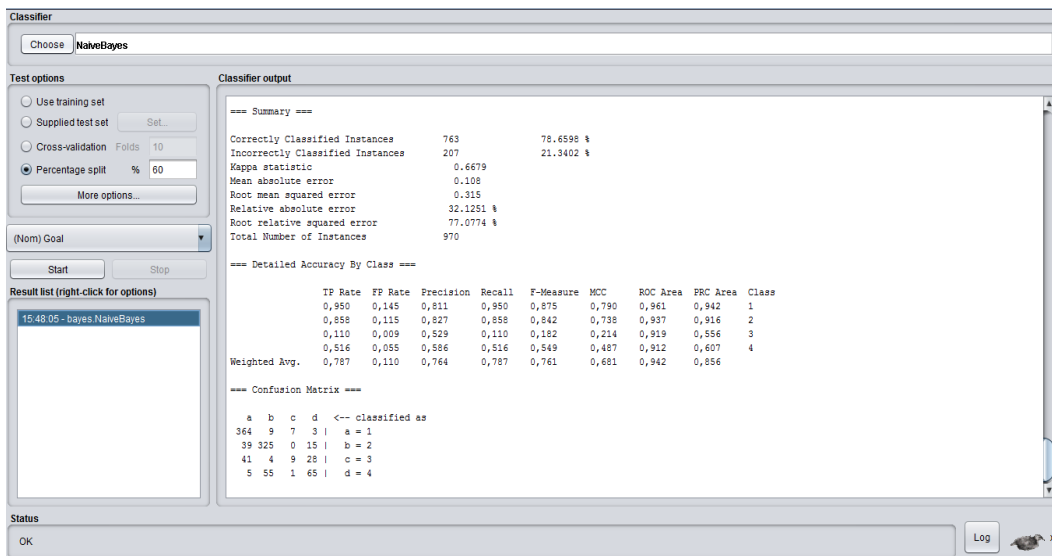


Gambar 4.6 Pengujian Cross-validation 10-folds Algoritma KNN dengan Weka

Pengujian algoritma KNN dengan menggunakan model pengujian Cross-validation 10-folds memperoleh akurasi 85,8% dimana dari 2424 data merupakan data testing, algoritma ini dapat mengklasifikasin data dengan benar sebanyak 2080 data dan mengklasifikasin data dengan salah sebanyak 344 data.

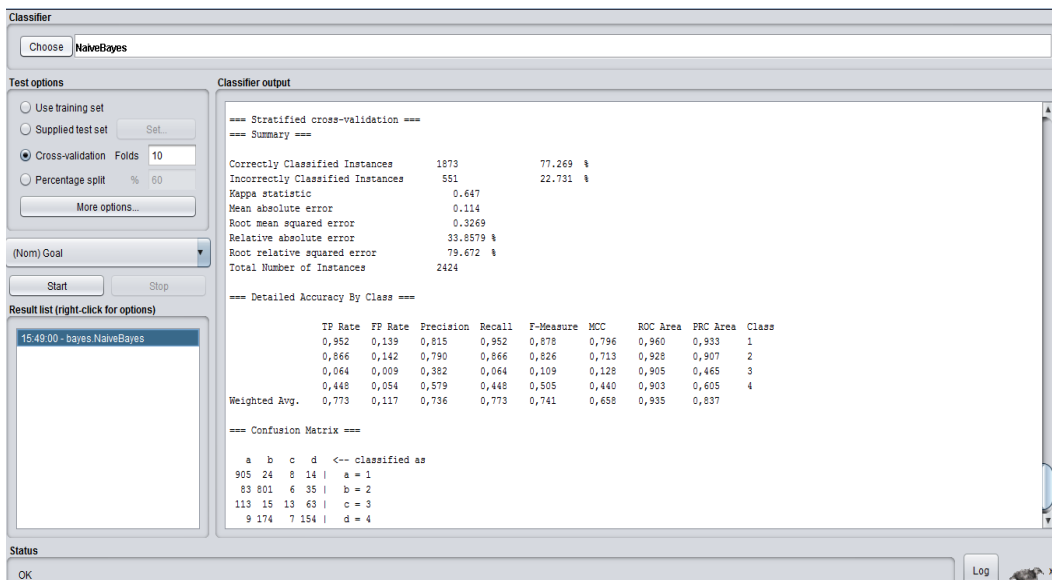
4.1.4 Pengujian Algoritma Naive Bayes

Pengujian algoritma Naive Bayes melalui aplikasi Weka yaitu dengan menggunakan *Classifier* Naive Bayes. Hasil pengujian algoritma ini dengan menggunakan model pengujian Percentage Split mode 60% sebagaimana ditampilkan pada Gambar 4.7.



Gambar 4.7 Pengujian Percentage Split mode 60% Algoritma Naive Bayes dengan Weka

Gambar diatas menunjukkan bahwa pengujian algoritma Naive Bayes dengan menggunakan model pengujian Percentage Split mode 60% memperoleh akurasi 78,7% dimana dari 970 data merupakan data testing, algoritma ini dapat mengklasifikasin data dengan benar sebanyak 763 data dan mengklasifikasin data dengan salah sebanyak 207 data.



Gambar 4.8 Pengujian Cross-validation 10-folds Algoritma Naive Bayes dengan Weka

Pengujian algoritma Naive Bayes dengan menggunakan model pengujian Cross-validation 10-folds memperoleh akurasi 77,3% dimana dari 2424 data merupakan data testing, algoritma ini dapat mengklasifikasin data dengan benar sebanyak 1873 data dan mengklasifikasin data dengan salah sebanyak 551 data.

4.1.5 Pengujian Algoritma MLP

Pengujian algoritma MLP melalui aplikasi Weka yaitu dengan menggunakan *Classifier Multilayer Perceptron*. Hasil pengujian algoritma ini dengan menggunakan model pengujian Percentage Split mode 60% sebagaimana ditampilkan pada Gambar 4.9.

The screenshot shows the Weka Classifier window for a MultilayerPerceptron model. The 'Test options' section is set to 'Percentage split' at 60%. The 'Classifier output' section displays the following summary and detailed accuracy metrics:

```

=== Summary ===
Correctly Classified Instances      859      88.5567 %
Incorrectly Classified Instances    111      11.4433 %
Kappa statistic                     0.8282
Mean absolute error                  0.0746
Root mean squared error              0.2165
Relative absolute error              22.1754 %
Root relative squared error          52.9658 %
Total Number of Instances           970

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,930	0,053	0,920	0,930	0,925	0,875	0,977	0,939	1
	0,913	0,058	0,911	0,913	0,912	0,855	0,968	0,954	2
	0,732	0,025	0,732	0,732	0,732	0,707	0,947	0,685	3
	0,770	0,028	0,802	0,770	0,785	0,754	0,951	0,795	4
Weighted Avg.	0,886	0,049	0,885	0,886	0,885	0,837	0,968	0,905	

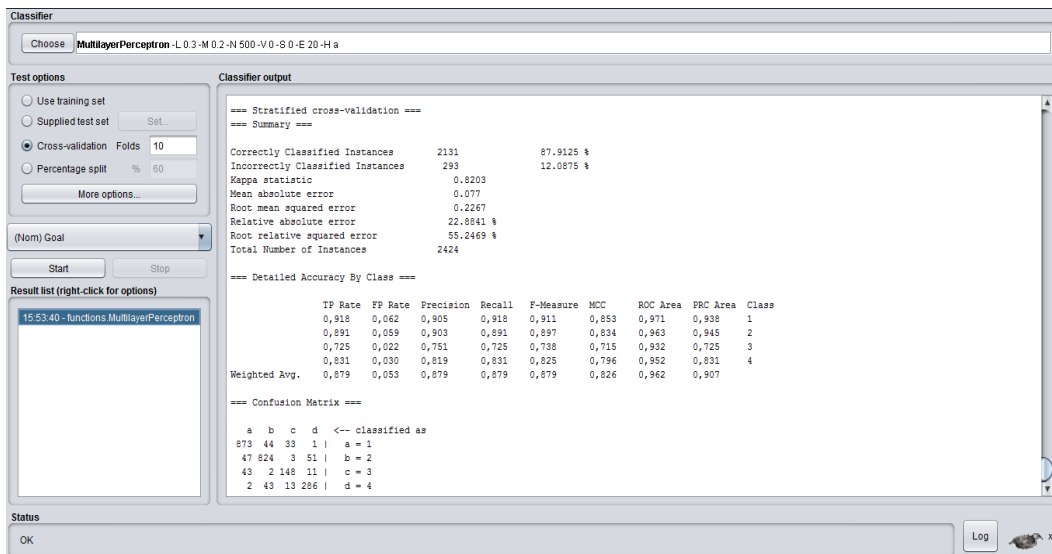
```

=== Confusion Matrix ===
 a b c d |<-- classified as
356 15 12 0 | a = 1
13 346 2 18 | b = 2
15 1 60 6 | c = 3
3 18 8 97 | d = 4

```

Gambar 4.9 Pengujian *Percentage Split mode 60%* Algoritma MLP dengan Weka

Gambar diatas menunjukkan bahwa pengujian algoritma MLP dengan menggunakan model pengujian *Percentage Split mode 60%* memperoleh akurasi 88,56% dimana dari 970 data merupakan data testing, algoritma ini dapat mengklasifikasin data dengan benar sebanyak 859 data dan mengklasifikasin data dengan salah sebanyak 111 data.



Gambar 4.10 Pengujian *Cross-validation 10-folds* Algoritma MLP dengan Weka

Pengujian algoritma MLP dengan menggunakan model pengujian *Cross-validation 10-folds* memperoleh akurasi 87,9% dimana dari 2424 data merupakan data testing, algoritma ini dapat mengklasifikasin data dengan benar sebanyak 2131 data dan mengklasifikasin data dengan salah sebanyak 293 data.

4.2. Proses Pemilihan Algoritma Terbaik

4.2.1 Performa Algoritma Klasifikasi

Untuk melihat performa masing-masing algoritma yang digunakan dalam penelitian ini, maka dibandingkan hasil pengujian masing-masing algoritma tersebut untuk kemudian dilakukan pembobotan menggunakan fuzzy AHP dan perangkingan dengan menggunakan TOPSIS.

Tabel 4-1 Perbandingan *Confusion Matrix* Pengujian Cross Validation 10-folds

	C4.5	SVM	KNN	NB	MLP
<i>Correctly Classified</i>	2372	2124	2080	1873	2131
<i>Incorrectly Classified</i>	52	300	344	551	293

Tabel 4-1 menunjukkan *confusion matrix* dengan metode pengujian *Cross Validation 10-folds* dari masing-masing algoritma yang diuji untuk memprediksi goal dataset penelitian yaitu tingkat kebenaran algoritma dalam

mengklasifikasikan data testing (*correctly classified*) dan tingkat kesalahan algoritma dalam mengklasifikasikan data testing (*incorrectly classified*).

Tabel 4-2 Perbandingan *Confusion Matrix* Pengujian *Percentage Split mode 60%*

	C4.5	SVM	KNN	NB	MLP
<i>Correctly Classified</i>	949	839	817	763	859
<i>Incorrectly Classified</i>	21	131	153	207	111

Tabel 4-2 menunjukkan *confusion matrix* dengan metode pengujian *Percentage Split mode 60%* dari masing-masing algoritma yang diuji untuk memprediksi goal dataset penelitian.

Tabel 4-3 Perbandingan *Precision*, *Recall*, *F-Score*, dan *Accuracy* pada pengujian *Cross Validation 10-folds*

	C4.5	SVM	KNN	NB	MLP
<i>Precision</i>	0.98	0.88	0.86	0.74	0.88
<i>Recall</i>	0.98	0.88	0.86	0.77	0.88
<i>F-Score</i>	0.98	0.88	0.86	0.75	0.88
<i>Accuracy</i>	97.85	87.62	85.81	77.27	87.91

Tabel 4-3 merupakan perbandingan hasil pengujian masing-masing algoritma klasifikasi penelitian berdasarkan nilai *Precision*, *Recall*, *F-Score* dan *Accuracy* untuk pengujian *Cross Validation 10-folds*.

Tabel 4-4 Perbandingan *Precision*, *Recall*, *F-Score*, dan *Accuracy* pada pengujian *Percentage Split mode 60%*

	C4.5	SVM	KNN	NB	MLP
<i>Precision</i>	0.98	0.89	0.87	0.72	0.90
<i>Recall</i>	0.98	0.89	0.86	0.77	0.90
<i>F-Score</i>	0.98	0.89	0.86	0.74	0.90
<i>Accuracy</i>	97.84	86.50	84.23	78.66	88.56

Tabel 4-4 merupakan perbandingan hasil pengujian masing-masing algoritma klasifikasi penelitian berdasarkan nilai *Precision*, *Recall*, *F-Score* dan *Accuracy* untuk pengujian *Percentage Split mode 60%*.

Waktu yang dibutuhkan untuk membuat suatu model masing-masing algoritma juga dilakukan perbandingan sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4-5.

Tabel 4-5 Waktu Dalam Membuat Model (*seconds*)

	C4.5	SVM	KNN	NB	MLP
<i>Cross Validation 10-fold</i>	0.11	3.34	0	0.05	72.67
<i>Percentage Split 60%</i>	0.13	3.04	0	0.02	69.37

4.2.2 Pembobotan Kriteria

Untuk menentukan algoritma terbaik dibagi menjadi dua fase yaitu Fuzzy AHP untuk mendapatkan bobot vektor fuzzy berdasarkan kriteria *Accuracy* (C1), *F-Score* (C2), dan waktu yang dibutuhkan untuk membuat model (*seconds*) (C3) dan TOPSIS untuk menentukan peringkat semua alternatif berdasarkan nilai preferensi terbesar. Alternatif untuk menentukan algoritma terbaik adalah C4.5 (A1), SVM (A2), KNN (A3), NB (A4) dan MLP (A5).

Sebelum melakukan pembobotan dengan Fuzzy AHP, langkah pertama untuk menentukan algoritma terbaik adalah membuat matriks perbandingan AHP sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4-6.

Tabel 4-6 Matrik Perbandingan AHP

Kriteria	C1	C2	C3
C1	1.0	2.0	3.0
C2	0.5	1.0	3.0
C3	0.3	0.3	1.0

Berdasarkan matriks perbandingan AHP seperti Tabel 4-6, maka step pertama pembobotan Fuzzy AHP adalah membuat matriks perbandingan dari setiap kriteria yang digunakan untuk memilih algoritma terbaik dengan menggunakan skala TFN sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4-7.

Tabel 4-7 Matrik Perbandingan dari Setiap Kriteria

Kriteria	C1			C2			C3		
	L	M	U	L	M	U	L	M	U
C1	1.0	1.0	1.0	0.5	1.0	1.5	1.0	1.5	2.0
C2	0.7	1.0	2.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.5	2.0
C3	0.5	0.7	1.0	0.5	0.7	1.0	1.0	1.0	1.0

Setelah dilakukan perbandingan matrik, langkah selanjutnya adalah menghitung nilai sintesis fuzzy (Si) dengan menggunakan persamaan (2.10) dan diperoleh hasil sebagaimana pada Tabel 4-8.

Tabel 4-8 Nilai Sintesis (Si)

	L	M	U
SC1	0.2	0.4	0.6
SC2	0.2	0.4	0.7
SC3	0.2	0.3	0.4

Langkah selanjutnya adalah menghitung tingkat kemungkinan (*degree of possibility*) dengan menggunakan persamaan (2.13) dan menghitung nilai defuzzifikasi ordinat (d') dengan menggunakan persamaan (2.15) sehingga diperoleh hasil sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4-9.

Tabel 4-9 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d')

Kriteria	<i>Degree of possibility</i>	<i>Summary Of Degree</i>	d'
C1	$C1 \geq C2$	1	1
	$C1 \geq C3$	1.365	
C2	$C2 \geq C1$	1	1
	$C2 \geq C3$	1.303	
C3	$C3 \geq C1$	0.636	0.622
	$C3 \geq C2$	0.622	

Langkah selanjutnya dari Fuzzy AHP adalah menghitung nilai bobot vektor dengan menggunakan persamaan (2.16) dan normalisasi nilai bobot vektor fuzzy dengan menggunakan persamaan (2.17) sehingga diperoleh hasil pada tabel sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4-10.

Tabel 4-10 Nilai Bobot Vektor (W') dan Normalisasi Bobot Vektor (W)

Kriteria	W'	W
C1	1	0.381
C2	1	0.381
C3	0.622	0.237

Berdasarkan Tabel 4-10 diketahui bahwa proses pembobotan dengan menggunakan Fuzzy AHP telah dilakukan dan diperoleh hasil yaitu kriteria C1 (*Accuracy*) bobot vektor 0.381, kriteria C2 (*F-Score*) bobot vektor 0.381 dan C3 (waktu untuk membuat model) bobot vektor 0.237.

4.2.3 Perankingan Data Alternatif

Setelah diperoleh bobot masing-masing kriteria untuk menentukan algoritma terbaik seperti pada Tabel 4-10, langkah selanjutnya memasuki fase kedua yaitu melakukan perankingan data alternatif untuk memilih algoritma terbaik dengan menggunakan metode TOPSIS. Langkah awal untuk memulai metode topsis adalah membuat matrik normalisasi dari data alternatif menggunakan persamaan (2.18) dan diperoleh hasil pada Tabel 4-11.

Tabel 4-11 Matrik Normalisasi Data Alternatif

Alternatif	C1	C2	C3
A1	0.495	0.499	0.002
A2	0.449	0.454	0.044
A3	0.439	0.438	0
A4	0.391	0.377	0
A5	0.456	0.459	0.999

Langkah selanjutnya yaitu nilai bobot vektor yang disajikan pada Tabel 4-10 dikalikan dengan matriks normalisasi data alternatif Tabel 4-11 dengan

menggunakan persamaan (2.19). Hasil dari matriks normalisasi data alternatif terbobot ditunjukkan pada Tabel 4-12.

Tabel 4-12 Matrik Normalisasi Data Alternatif Terbobot

Alternatif	C1	C2	C3
A1	0.189	0.191	0
A2	0.171	0.173	0.01
A3	0.167	0.167	0
A4	0.149	0.144	0
A5	0.174	0.175	0.237

Selanjutnya adalah menghitung nilai solusi ideal positif dan solusi negatif ideal dengan menggunakan persamaan (2.20). Hasil dari solusi ideal positif dan solusi ideal negatif ditunjukkan pada Tabel 4-13.

Tabel 4-13 Matrik Solusi Ideal Positif dan Solusi Ideal Negatif

Alternatif	C1	C2	C3
A+	0.189	0.191	0
A-	0.149	0.144	0.237

Nilai Matrik Solusi Ideal Positif dan nilai Matrik Solusi Ideal Negatif pada Tabel 4-13 digunakan untuk menghitung nilai jarak alternatif dengan menggunakan persamaan (2.21) dan hasil ditunjukkan pada Tabel 4-14.

Tabel 4-14 Nilai Jarak Alternatif

Alternatif	Jarak + (D+)	Jarak - (D-)
A1	0.0000	0.2449
A2	0.0000	0.2280
A3	0.0316	0.2387
A4	0.0632	0.2366
A5	0.2366	0.0447

Langkah selanjutnya adalah menghitung nilai preferensi masing-masing alternatif dengan menggunakan persamaan (2.22) sehingga didapat hasil seperti pada Tabel 4-15.

Tabel 4-15 Nilai Preferensi

Alternatif	Preferensi
A1	0.998
A2	0.895
A3	0.882
A4	0.794
A5	0.144

Hasil akhir dari proses TOPSIS untuk mencari algoritma terbaik dalam mengklasifikasikan kepatuhan wajib pajak dengan empat goal dapat dilihat pada Tabel 4-16 dimana setiap alternatif diranking berdasarkan nilai terbesar dari kolom preferensi.

Tabel 4-16 Ranking Alternatif

Ranking	Alternatif	Preferensi
1	A1 (C4.5)	0.998
2	A2 (SVM)	0.895
3	A3 (KNN)	0.882
4	A4 (NB)	0.794
5	A5 (MLP)	0.144

Tabel 4-16 menunjukkan bahwa algoritma C4.5 merupakan algoritma terbaik dibandingkan dengan algoritma yang lain untuk mengklasifikasikan kepatuhan wajib pajak sesuai dataset penelitian berdasarkan kriteria *Accuracy*, *F-Score*, dan Waktu yang dibutuhkan membuat model dengan nilai preferensi 0.998, sedangkan algoritma MLP terburuk dengan nilai preferensi 0.144.

4.3. Proses Pemilihan Prioritas Pelaporan Pajak

4.3.1 Hasil Klasifikasi Algoritma Terbaik

Hasil klasifikasi yang diperoleh dari algoritma terbaik dalam penelitian ini yaitu algoritma C4.5, perlu dibuat prioritas pelaporan pajak yang mana untuk diteliti lebih lanjut dan ditindaklanjuti sesuai dengan peraturan perpajakan yang berlaku di Indonesia. Sama seperti langkah menentukan algoritma terbaik, untuk menentukan wajib pajak prioritas dilakukan pengawasan dibagi menjadi dua fase yaitu Fuzzy AHP untuk mendapatkan bobot vektor fuzzy dan TOPSIS untuk menentukan peringkat semua alternatif berdasarkan nilai preferensi terbesar. Kriteria untuk diperoleh bobot vektor fuzzy adalah Status PKP (C1), Jenis_WP (C2), Sektor (C3), Telat Lapor (C4), Tidak Lapor (C5), Telat Bayar (C6), Tunggakan (C7), Omset (C8), Setoran PPN (C9), Penghasilan Neto Fiskal (C10), Penghasilan Kena Pajak (C11), Kompensasi (C12), PPh Terutang (C13), Setoran PPh Pasal 29 (C14), Angsuran PPh Pasal 25 (C15), Setoran PPh 25 (C16), Harga Pokok Penjualan (C17), Dasar Pengenaan Pajak Pengalihan Tanah dan/atau Bangunan (C18), Setoran 4 ayat 2 Pengalihan Tanah dan/atau Bangunan (C19), DPP Penghasilan Konstruksi (C20), Dasar Pengenaan Penghasilan Bruto Tertentu (PP 46) (C21), Setoran PP 46 (C22), GPM (C23), NPM (C24), dan CTTOR (C25).

Alternatif wajib pajak yang dilakukan perankingan adalah semua data pelaporan pajak hasil klasifikasi algoritma terbaik yang dikelompokkan berdasarkan prioritas masing-masing tingkat kepatuhan penelitian ini. Proses perankingan menggunakan TOPSIS untuk wajib pajak dengan goal (4) wajib pajak tidak patuh formal dan material dibahas dalam Bab 4 Hasil Penelitian dan Pembahasan sedangkan untuk alternatif dengan goal yang lain proses perankingan ditampilkan dalam lampiran buku tesis ini.

4.3.2 Pembobotan Kriteria

Step pertama proses Fuzzy AHP untuk menentukan prioritas wajib pajak diawasi adalah membuat matrik perbandingan AHP dari setiap kriteria yang digunakan sebagaimana Tabel 4-17. Responden untuk membuat skala AHP adalah para pegawai pajak yang bertugas dalam melakukan pengawasan kewajiban

perpajakan yang dilakukan oleh wajib pajak yaitu *Account Representative* dan Fungsional Pemeriksa Pajak.

Tabel 4-17 Matrik Perbandingan AHP Pemilihan Prioritas Pelaporan Pajak

	C01	C02	C03	C04	C05	C06	C07	C08	C09	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25
C01	1.0	5.0	3.0	3.0	3.0	4.0	0.1	0.3	0.2	0.3	0.3	0.3	0.3	0.2	3.0	0.2	0.3	3.0	0.2	3.0	0.3	0.2	0.2	0.2	0.3
C02	0.2	1.0	0.3	3.0	3.0	3.0	0.1	0.3	0.2	3.0	0.3	0.5	0.3	0.2	5.0	0.2	0.3	2.0	0.2	2.0	0.3	0.2	0.2	0.2	0.2
C03	0.3	3.0	1.0	4.0	4.0	4.0	0.1	0.3	0.2	4.0	0.3	0.3	0.3	0.2	3.0	0.2	0.3	0.3	0.2	0.3	0.3	0.2	0.2	0.2	0.3
C04	0.3	0.3	0.3	1.0	0.5	1.0	0.1	0.3	0.3	0.3	0.3	0.5	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.5	0.3	0.5	0.5	0.3	0.3	0.3	0.3
C05	0.3	0.3	0.3	2.0	1.0	2.0	0.1	0.3	0.3	0.3	0.3	0.5	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.5	0.3	0.5	0.5	0.3	0.3	0.3	0.3
C06	0.3	0.3	0.3	1.0	0.5	1.0	0.1	0.3	0.3	0.3	0.3	0.5	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.5	0.3	0.5	0.5	0.3	0.3	0.3	0.3
C07	7.0	7.0	7.0	7.0	7.0	7.0	1.0	5.0	3.0	4.0	5.0	5.0	5.0	3.0	4.0	3.0	4.0	4.0	3.0	5.0	5.0	3.0	3.0	3.0	2.0
C08	4.0	4.0	4.0	3.0	3.0	3.0	0.2	1.0	0.3	3.0	3.0	5.0	4.0	0.3	3.0	0.3	3.0	4.0	0.3	3.0	3.0	0.3	0.3	0.3	0.3
C09	5.0	5.0	5.0	4.0	4.0	4.0	0.3	3.0	1.0	3.0	5.0	5.0	5.0	1.0	5.0	1.0	3.0	3.0	1.0	3.0	3.0	1.0	3.0	3.0	2.0
C10	4.0	0.3	0.3	3.0	3.0	3.0	0.3	0.3	0.3	1.0	1.0	3.0	2.0	0.3	3.0	0.3	3.0	3.0	0.3	3.0	3.0	0.3	0.3	0.3	0.3
C11	4.0	4.0	4.0	3.0	3.0	3.0	0.2	0.3	0.2	1.0	1.0	3.0	2.0	0.3	3.0	0.3	0.3	3.0	0.3	3.0	3.0	0.3	0.3	0.3	0.3
C12	3.0	2.0	3.0	2.0	2.0	2.0	0.2	0.2	0.2	0.3	0.3	1.0	0.3	0.2	3.0	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3
C13	4.0	4.0	4.0	3.0	3.0	3.0	0.2	0.3	0.2	0.5	0.5	3.0	1.0	0.3	0.5	0.3	0.3	0.5	0.3	0.5	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3
C14	5.0	5.0	5.0	3.0	3.0	3.0	0.3	3.0	1.0	3.0	3.0	5.0	3.0	1.0	3.0	1.0	3.0	3.0	1.0	3.0	3.0	1.0	3.0	3.0	2.0
C15	0.3	0.2	0.3	3.0	3.0	3.0	0.3	0.3	0.2	0.3	0.3	0.3	2.0	0.3	1.0	0.3	0.3	2.0	0.3	3.0	3.0	0.3	0.3	0.3	0.3
C16	5.0	5.0	5.0	3.0	3.0	3.0	0.3	4.0	1.0	3.0	3.0	3.0	3.0	1.0	3.0	1.0	3.0	3.0	1.0	3.0	3.0	1.0	3.0	3.0	2.0
C17	4.0	4.0	4.0	3.0	3.0	3.0	0.3	0.3	0.3	0.3	3.0	4.0	3.0	0.3	3.0	0.3	1.0	3.0	0.3	3.0	3.0	0.3	0.3	0.3	0.3
C18	0.3	0.5	3.0	2.0	2.0	2.0	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	3.0	2.0	0.3	0.5	0.3	0.3	1.0	0.3	1.0	1.0	0.3	0.3	0.3	0.3
C19	5.0	5.0	5.0	3.0	3.0	3.0	0.3	3.0	1.0	4.0	4.0	4.0	3.0	1.0	3.0	1.0	3.0	3.0	1.0	3.0	3.0	1.0	3.0	3.0	2.0
C20	0.3	0.5	3.0	2.0	2.0	2.0	0.2	0.3	0.3	0.3	0.3	3.0	2.0	0.3	0.3	0.3	0.3	1.0	0.3	1.0	2.0	0.3	0.3	0.3	0.3
C21	3.0	3.0	3.0	2.0	2.0	2.0	0.2	0.3	0.3	0.3	0.3	4.0	3.0	0.3	0.3	0.3	0.3	1.0	0.3	0.5	1.0	0.3	0.3	0.3	0.3
C22	5.0	5.0	5.0	3.0	3.0	3.0	0.3	3.0	1.0	3.0	3.0	4.0	3.0	1.0	3.0	1.0	3.0	3.0	1.0	3.0	3.0	1.0	3.0	3.0	2.0
C23	5.0	5.0	5.0	3.0	3.0	4.0	0.3	3.0	0.3	3.0	3.0	3.0	3.0	0.3	3.0	0.3	3.0	3.0	0.3	3.0	3.0	0.3	1.0	0.5	0.3
C24	5.0	5.0	5.0	4.0	4.0	4.0	0.3	3.0	0.3	3.0	3.0	3.0	3.0	0.3	3.0	0.3	3.0	3.0	0.3	3.0	3.0	0.3	2.0	1.0	0.5
C25	4.0	5.0	4.0	3.0	3.0	3.0	0.5	3.0	0.5	3.0	3.0	3.0	3.0	0.5	3.0	0.5	3.0	3.0	0.5	3.0	3.0	0.5	3.0	2.0	1.0

Setelah membuat matrik perbandingan AHP sebagaimana yang ditunjukkan pada Tabel 4-17, langkah selanjutnya adalah membuat matrik perbandingan kriteria Fuzzy AHP dengan skala TFN. Hasil matrik perbandingan kriteria Fuzzy AHP ditunjukkan pada tabel 4-18.

Langkah selanjutnya adalah menghitung nilai sintesis fuzzy (Si) dengan menggunakan persamaan (2.10) dan diperoleh hasil pada Tabel 4-19

Tabel 4-20 Nilai Sintesis (Si)

Kriteria	Jumlah Baris			Nilai Sintesis		
	L	M	U	L	M	U
C01	16.483	21.919	28.333	0.017	0.031	0.054
C02	14.517	19.719	26.500	0.015	0.028	0.050
C03	16.083	20.919	27.167	0.017	0.029	0.051
C04	13.783	18.119	28.333	0.014	0.025	0.054
C05	13.117	18.119	28.333	0.014	0.025	0.054
C06	13.583	17.786	27.667	0.014	0.025	0.052
C07	44.500	56.500	68.500	0.046	0.079	0.130
C08	23.733	32.567	42.667	0.025	0.045	0.081
C09	32.500	42.167	52.000	0.034	0.059	0.099
C10	18.700	26.000	35.000	0.019	0.036	0.066
C11	20.067	27.633	36.667	0.021	0.039	0.069
C12	13.433	19.100	26.667	0.014	0.027	0.051
C13	18.400	25.300	37.167	0.019	0.035	0.070
C14	28.000	37.667	47.500	0.029	0.053	0.090
C15	15.067	21.133	29.667	0.016	0.029	0.056
C16	27.500	37.167	47.000	0.029	0.052	0.089
C17	21.400	29.667	39.667	0.022	0.041	0.075
C18	15.133	21.000	30.333	0.016	0.029	0.057
C19	28.500	38.167	48.000	0.030	0.053	0.091
C20	14.500	20.733	30.000	0.015	0.029	0.057
C21	16.500	23.067	32.500	0.017	0.032	0.062
C22	27.500	37.167	47.000	0.029	0.052	0.089
C23	24.667	34.167	45.500	0.026	0.048	0.086
C24	25.667	35.500	47.000	0.027	0.050	0.089
C25	24.500	35.500	50.500	0.026	0.050	0.096

Langkah selanjutnya adalah menghitung tingkat kemungkinan (*degree of possibility*) dengan menggunakan persamaan (2.13) dan menghitung nilai defuzzifikasi ordinat (d') dengan menggunakan persamaan (2.15). Hasil menghitung tingkat kemungkinan dan menghitung nilai defuzzifikasi ordinat ditunjukkan pada Tabel 4-20 sampai dengan Tabel 4-44.

Tabel 4-21 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C01

C01 (Status PKP)						
	$a = l-uC01$	$b = mC01-uC01$	$c = m-l$	$d = b-c$	$e = a/d$	d'
C01>C02	-0.039	-0.023	0.012	-0.035	1.087	1
C01>C03	-0.037	-0.023	0.012	-0.036	1.039	1
C01>C04	-0.039	-0.023	0.011	-0.034	1.156	1
C01>C05	-0.04	-0.023	0.012	-0.035	1.153	1
C01>C06	-0.04	-0.023	0.011	-0.034	1.171	1
C01>C07	-0.007	-0.023	0.032	-0.056	0.132	0.132
C01>C08	-0.029	-0.023	0.021	-0.044	0.661	0.661
C01>C09	-0.02	-0.023	0.025	-0.048	0.412	0.412
C01>C10	-0.034	-0.023	0.017	-0.04	0.857	0.857
C01>C11	-0.033	-0.023	0.018	-0.041	0.804	0.804
C01>C12	-0.04	-0.023	0.013	-0.036	1.11	1
C01>C13	-0.035	-0.023	0.016	-0.039	0.88	0.88
C01>C14	-0.025	-0.023	0.023	-0.046	0.527	0.527
C01>C15	-0.038	-0.023	0.014	-0.037	1.03	1
C01>C16	-0.025	-0.023	0.023	-0.046	0.541	0.541
C01>C17	-0.031	-0.023	0.019	-0.042	0.744	0.744
C01>C18	-0.038	-0.023	0.014	-0.037	1.035	1
C01>C19	-0.024	-0.023	0.024	-0.047	0.514	0.514
C01>C20	-0.039	-0.023	0.014	-0.037	1.045	1
C01>C21	-0.036	-0.023	0.015	-0.038	0.958	0.958
C01>C22	-0.025	-0.023	0.023	-0.046	0.541	0.541
C01>C23	-0.028	-0.023	0.022	-0.045	0.621	0.621
C01>C24	-0.027	-0.023	0.023	-0.046	0.587	0.587
C01>C25	-0.028	-0.023	0.024	-0.047	0.598	0.598
MIN : 0.132						

Tabel 4-22 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C02

C02 (Jenis Wajib Pajak)						
	$a = l-uC02$	$b = mC02-uC02$	$c = m-l$	$d = b-c$	$e = a/d$	d'
C02>C01	-0.033	-0.023	0.013	-0.036	0.915	0.915
C02>C03	-0.033	-0.023	0.012	-0.035	0.952	0.952
C02>C04	-0.036	-0.023	0.011	-0.034	1.066	1
C02>C05	-0.037	-0.023	0.012	-0.034	1.065	1
C02>C06	-0.036	-0.023	0.011	-0.033	1.081	1
C02>C07	-0.004	-0.023	0.032	-0.055	0.07	0.07
C02>C08	-0.025	-0.023	0.021	-0.043	0.587	0.587

C02>C09	-0.016	-0.023	0.025	-0.048	0.343	0.343
C02>C10	-0.031	-0.023	0.017	-0.039	0.778	0.778
C02>C11	-0.029	-0.023	0.018	-0.04	0.726	0.726
C02>C12	-0.036	-0.023	0.013	-0.035	1.024	1
C02>C13	-0.031	-0.023	0.016	-0.039	0.799	0.799
C02>C14	-0.021	-0.023	0.023	-0.046	0.456	0.456
C02>C15	-0.035	-0.023	0.014	-0.036	0.946	0.946
C02>C16	-0.022	-0.023	0.023	-0.046	0.47	0.47
C02>C17	-0.028	-0.023	0.019	-0.042	0.668	0.668
C02>C18	-0.034	-0.023	0.014	-0.036	0.951	0.951
C02>C19	-0.021	-0.023	0.024	-0.046	0.443	0.443
C02>C20	-0.035	-0.023	0.014	-0.037	0.961	0.961
C02>C21	-0.033	-0.023	0.015	-0.038	0.876	0.876
C02>C22	-0.022	-0.023	0.023	-0.046	0.47	0.47
C02>C23	-0.025	-0.023	0.022	-0.045	0.549	0.549
C02>C24	-0.023	-0.023	0.023	-0.045	0.516	0.516
C02>C25	-0.025	-0.023	0.024	-0.047	0.528	0.528
MIN : 0.07						

Tabel 4-23 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C03

C3 (Sektor Usaha)						
	a = l-uC03	b = mC03-uC03	c = m-l	d = b-c	e = a/d	d'
C03>C01	-0.034	-0.022	0.013	-0.036	0.961	0.961
C03>C02	-0.036	-0.022	0.012	-0.035	1.048	1
C03>C04	-0.037	-0.022	0.011	-0.033	1.118	1
C03>C05	-0.038	-0.022	0.012	-0.034	1.115	1
C03>C06	-0.037	-0.022	0.011	-0.033	1.133	1
C03>C07	-0.005	-0.022	0.032	-0.055	0.093	0.093
C03>C08	-0.027	-0.022	0.021	-0.043	0.622	0.622
C03>C09	-0.018	-0.022	0.025	-0.047	0.373	0.373
C03>C10	-0.032	-0.022	0.017	-0.039	0.819	0.819
C03>C11	-0.031	-0.022	0.018	-0.04	0.765	0.765
C03>C12	-0.037	-0.022	0.013	-0.035	1.073	1
C03>C13	-0.032	-0.022	0.016	-0.038	0.841	0.841
C03>C14	-0.022	-0.022	0.023	-0.046	0.488	0.488
C03>C15	-0.036	-0.022	0.014	-0.036	0.992	0.992
C03>C16	-0.023	-0.022	0.023	-0.045	0.502	0.502
C03>C17	-0.029	-0.022	0.019	-0.041	0.705	0.705
C03>C18	-0.036	-0.022	0.014	-0.036	0.997	0.997

C03>C19	-0.022	-0.022	0.024	-0.046	0.475	0.475
C03>C20	-0.036	-0.022	0.014	-0.036	1.007	1
C03>C21	-0.034	-0.022	0.015	-0.037	0.92	0.92
C03>C22	-0.023	-0.022	0.023	-0.045	0.502	0.502
C03>C23	-0.026	-0.022	0.022	-0.044	0.582	0.582
C03>C24	-0.025	-0.022	0.023	-0.045	0.549	0.549
C03>C25	-0.026	-0.022	0.024	-0.046	0.56	0.56
MIN : 0.093						

Tabel 4-24 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C04

C04 (Telat Laporan)						
	a = l-uC04	b = mC04-uC04	c = m-l	d = b-c	e = a/d	d'
C04>C01	-0.037	-0.028	0.013	-0.042	0.873	0.873
C04>C02	-0.039	-0.028	0.012	-0.041	0.945	0.945
C04>C03	-0.037	-0.028	0.012	-0.041	0.904	0.904
C04>C05	-0.04	-0.028	0.012	-0.04	1	1
C04>C06	-0.04	-0.028	0.011	-0.039	1.012	1
C04>C07	-0.007	-0.028	0.032	-0.061	0.12	0.12
C04>C08	-0.029	-0.028	0.021	-0.049	0.59	0.59
C04>C09	-0.02	-0.028	0.025	-0.053	0.371	0.371
C04>C10	-0.034	-0.028	0.017	-0.045	0.757	0.757
C04>C11	-0.033	-0.028	0.018	-0.046	0.712	0.712
C04>C12	-0.04	-0.028	0.013	-0.041	0.967	0.967
C04>C13	-0.035	-0.028	0.016	-0.045	0.775	0.775
C04>C14	-0.025	-0.028	0.023	-0.052	0.473	0.473
C04>C15	-0.038	-0.028	0.014	-0.042	0.9	0.9
C04>C16	-0.025	-0.028	0.023	-0.052	0.485	0.485
C04>C17	-0.031	-0.028	0.019	-0.047	0.661	0.661
C04>C18	-0.038	-0.028	0.014	-0.042	0.904	0.904
C04>C19	-0.024	-0.028	0.024	-0.052	0.462	0.462
C04>C20	-0.039	-0.028	0.014	-0.042	0.914	0.914
C04>C21	-0.036	-0.028	0.015	-0.043	0.841	0.841
C04>C22	-0.025	-0.028	0.023	-0.052	0.485	0.485
C04>C23	-0.028	-0.028	0.022	-0.05	0.555	0.555
C04>C24	-0.027	-0.028	0.023	-0.051	0.526	0.526
C04>C25	-0.028	-0.028	0.024	-0.052	0.537	0.537
MIN : 0.12						

Tabel 4-25 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C05

C05 (Tidak Laporan)						
	$a = l-uC05$	$b = mC05-uC05$	$c = m-l$	$d = b-c$	$e = a/d$	d'
C05>C01	-0.037	-0.028	0.013	-0.042	0.873	0.873
C05>C02	-0.039	-0.028	0.012	-0.041	0.945	0.945
C05>C03	-0.037	-0.028	0.012	-0.041	0.904	0.904
C05>C04	-0.039	-0.028	0.011	-0.039	1	1
C05>C06	-0.04	-0.028	0.011	-0.039	1.012	1
C05>C07	-0.007	-0.028	0.032	-0.061	0.12	0.12
C05>C08	-0.029	-0.028	0.021	-0.049	0.59	0.59
C05>C09	-0.02	-0.028	0.025	-0.053	0.371	0.371
C05>C10	-0.034	-0.028	0.017	-0.045	0.757	0.757
C05>C11	-0.033	-0.028	0.018	-0.046	0.712	0.712
C05>C12	-0.04	-0.028	0.013	-0.041	0.967	0.967
C05>C13	-0.035	-0.028	0.016	-0.045	0.775	0.775
C05>C14	-0.025	-0.028	0.023	-0.052	0.473	0.473
C05>C15	-0.038	-0.028	0.014	-0.042	0.9	0.9
C05>C16	-0.025	-0.028	0.023	-0.052	0.485	0.485
C05>C17	-0.031	-0.028	0.019	-0.047	0.661	0.661
C05>C18	-0.038	-0.028	0.014	-0.042	0.904	0.904
C05>C19	-0.024	-0.028	0.024	-0.052	0.462	0.462
C05>C20	-0.039	-0.028	0.014	-0.042	0.914	0.914
C05>C21	-0.036	-0.028	0.015	-0.043	0.841	0.841
C05>C22	-0.025	-0.028	0.023	-0.052	0.485	0.485
C05>C23	-0.028	-0.028	0.022	-0.05	0.555	0.555
C05>C24	-0.027	-0.028	0.023	-0.051	0.526	0.526
C05>C25	-0.028	-0.028	0.024	-0.052	0.537	0.537
MIN : 0.12						

Tabel 4-26 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C06

C06 (Telat Bayar)						
	$a = l-uC06$	$b = mC06-uC06$	$c = m-l$	$d = b-c$	$e = a/d$	d'
C06>C01	-0.035	-0.028	0.013	-0.041	0.859	0.859
C06>C02	-0.037	-0.028	0.012	-0.04	0.933	0.933
C06>C03	-0.036	-0.028	0.012	-0.04	0.891	0.891
C06>C04	-0.038	-0.028	0.011	-0.039	0.988	0.988
C06>C05	-0.039	-0.028	0.012	-0.039	0.988	0.988
C06>C07	-0.006	-0.028	0.032	-0.06	0.101	0.101
C06>C08	-0.028	-0.028	0.021	-0.048	0.573	0.573

C06>C09	-0.019	-0.028	0.025	-0.053	0.353	0.353
C06>C10	-0.033	-0.028	0.017	-0.044	0.742	0.742
C06>C11	-0.032	-0.028	0.018	-0.045	0.696	0.696
C06>C12	-0.038	-0.028	0.013	-0.04	0.954	0.954
C06>C13	-0.033	-0.028	0.016	-0.044	0.76	0.76
C06>C14	-0.023	-0.028	0.023	-0.051	0.456	0.456
C06>C15	-0.037	-0.028	0.014	-0.041	0.887	0.887
C06>C16	-0.024	-0.028	0.023	-0.051	0.468	0.468
C06>C17	-0.03	-0.028	0.019	-0.047	0.645	0.645
C06>C18	-0.037	-0.028	0.014	-0.041	0.891	0.891
C06>C19	-0.023	-0.028	0.024	-0.051	0.444	0.444
C06>C20	-0.037	-0.028	0.014	-0.041	0.901	0.901
C06>C21	-0.035	-0.028	0.015	-0.043	0.827	0.827
C06>C22	-0.024	-0.028	0.023	-0.051	0.468	0.468
C06>C23	-0.027	-0.028	0.022	-0.05	0.539	0.539
C06>C24	-0.026	-0.028	0.023	-0.05	0.509	0.509
C06>C25	-0.027	-0.028	0.024	-0.052	0.521	0.521
MIN : 0.101						

Tabel 4-27 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C07

C07 (Tunggakan)						
	$a = 1 - u_{C07}$	$b = m_{C07} - u_{C07}$	$c = m - l$	$d = b - c$	$e = a/d$	d'
C07>C01	-0.113	-0.051	0.013	-0.064	1.75	1
C07>C02	-0.115	-0.051	0.012	-0.063	1.81	1
C07>C03	-0.113	-0.051	0.012	-0.063	1.783	1
C07>C04	-0.115	-0.051	0.011	-0.062	1.866	1
C07>C05	-0.116	-0.051	0.012	-0.063	1.856	1
C07>C06	-0.116	-0.051	0.011	-0.062	1.877	1
C07>C08	-0.105	-0.051	0.021	-0.072	1.466	1
C07>C09	-0.096	-0.051	0.025	-0.076	1.263	1
C07>C10	-0.11	-0.051	0.017	-0.068	1.628	1
C07>C11	-0.109	-0.051	0.018	-0.069	1.587	1
C07>C12	-0.116	-0.051	0.013	-0.064	1.82	1
C07>C13	-0.111	-0.051	0.016	-0.067	1.649	1
C07>C14	-0.101	-0.051	0.023	-0.074	1.354	1
C07>C15	-0.114	-0.051	0.014	-0.065	1.762	1
C07>C16	-0.101	-0.051	0.023	-0.074	1.364	1
C07>C17	-0.107	-0.051	0.019	-0.07	1.534	1
C07>C18	-0.114	-0.051	0.014	-0.064	1.768	1

C07>C19	-0.1	-0.051	0.024	-0.075	1.343	1
C07>C20	-0.115	-0.051	0.014	-0.065	1.77	1
C07>C21	-0.113	-0.051	0.015	-0.066	1.707	1
C07>C22	-0.101	-0.051	0.023	-0.074	1.364	1
C07>C23	-0.104	-0.051	0.022	-0.073	1.427	1
C07>C24	-0.103	-0.051	0.023	-0.074	1.397	1
C07>C25	-0.104	-0.051	0.024	-0.075	1.391	1
MIN : 1						

Tabel 4-28 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C08

C08 (Omset)						
	a = l-uC08	b = mC08-uC08	c = m-l	d = b-c	e = a/d	d'
C08>C01	-0.064	-0.035	0.013	-0.049	1.304	1
C08>C02	-0.066	-0.035	0.012	-0.048	1.375	1
C08>C03	-0.064	-0.035	0.012	-0.048	1.34	1
C08>C04	-0.066	-0.035	0.011	-0.046	1.435	1
C08>C05	-0.067	-0.035	0.012	-0.047	1.429	1
C08>C06	-0.067	-0.035	0.011	-0.046	1.448	1
C08>C07	-0.034	-0.035	0.032	-0.068	0.508	0.508
C08>C09	-0.047	-0.035	0.025	-0.06	0.778	0.778
C08>C10	-0.061	-0.035	0.017	-0.052	1.176	1
C08>C11	-0.06	-0.035	0.018	-0.053	1.13	1
C08>C12	-0.067	-0.035	0.013	-0.048	1.391	1
C08>C13	-0.062	-0.035	0.016	-0.052	1.197	1
C08>C14	-0.052	-0.035	0.023	-0.059	0.879	0.879
C08>C15	-0.065	-0.035	0.014	-0.049	1.324	1
C08>C16	-0.052	-0.035	0.023	-0.059	0.89	0.89
C08>C17	-0.059	-0.035	0.019	-0.054	1.074	1
C08>C18	-0.065	-0.035	0.014	-0.049	1.33	1
C08>C19	-0.051	-0.035	0.024	-0.059	0.867	0.867
C08>C20	-0.066	-0.035	0.014	-0.049	1.335	1
C08>C21	-0.064	-0.035	0.015	-0.05	1.263	1
C08>C22	-0.052	-0.035	0.023	-0.059	0.89	0.89
C08>C23	-0.055	-0.035	0.022	-0.057	0.961	0.961
C08>C24	-0.054	-0.035	0.023	-0.058	0.93	0.93
C08>C25	-0.055	-0.035	0.024	-0.059	0.931	0.931
MIN : 0.508						

Tabel 4-29 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C09

C09 (Setoran PPN)						
	$a = l-uC09$	$b = mC09-uC09$	$c = m-l$	$d = b-c$	$e = a/d$	d'
C09>C01	-0.081	-0.04	0.013	-0.053	1.532	1
C09>C02	-0.083	-0.04	0.012	-0.052	1.601	1
C09>C03	-0.082	-0.04	0.012	-0.052	1.569	1
C09>C04	-0.084	-0.04	0.011	-0.051	1.663	1
C09>C05	-0.085	-0.04	0.012	-0.051	1.654	1
C09>C06	-0.084	-0.04	0.011	-0.05	1.676	1
C09>C07	-0.052	-0.04	0.032	-0.072	0.723	0.723
C09>C08	-0.074	-0.04	0.021	-0.06	1.222	1
C09>C10	-0.079	-0.04	0.017	-0.056	1.399	1
C09>C11	-0.078	-0.04	0.018	-0.057	1.354	1
C09>C12	-0.085	-0.04	0.013	-0.052	1.615	1
C09>C13	-0.079	-0.04	0.016	-0.056	1.422	1
C09>C14	-0.069	-0.04	0.023	-0.063	1.1	1
C09>C15	-0.083	-0.04	0.014	-0.053	1.549	1
C09>C16	-0.07	-0.04	0.023	-0.063	1.111	1
C09>C17	-0.076	-0.04	0.019	-0.059	1.297	1
C09>C18	-0.083	-0.04	0.014	-0.053	1.555	1
C09>C19	-0.069	-0.04	0.024	-0.063	1.088	1
C09>C20	-0.083	-0.04	0.014	-0.054	1.559	1
C09>C21	-0.081	-0.04	0.015	-0.055	1.487	1
C09>C22	-0.07	-0.04	0.023	-0.063	1.111	1
C09>C23	-0.073	-0.04	0.022	-0.062	1.181	1
C09>C24	-0.072	-0.04	0.023	-0.062	1.149	1
C09>C25	-0.073	-0.04	0.024	-0.064	1.146	1
MIN : 0.723						

Tabel 4-30 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C10

C10 (Penghasilan Neto Fiskal)						
	$a = l-uC10$	$b = mC10-uC10$	$c = m-l$	$d = b-c$	$e = a/d$	d'
C10>C01	-0.049	-0.03	0.013	-0.043	1.131	1
C10>C02	-0.051	-0.03	0.012	-0.042	1.207	1
C10>C03	-0.05	-0.03	0.012	-0.042	1.167	1
C10>C04	-0.052	-0.03	0.011	-0.041	1.268	1
C10>C05	-0.053	-0.03	0.012	-0.042	1.264	1
C10>C06	-0.052	-0.03	0.011	-0.041	1.282	1
C10>C07	-0.02	-0.03	0.032	-0.062	0.319	0.319

C10>C08	-0.042	-0.03	0.021	-0.051	0.819	0.819
C10>C09	-0.032	-0.03	0.025	-0.055	0.59	0.59
C10>C11	-0.045	-0.03	0.018	-0.048	0.952	0.952
C10>C12	-0.052	-0.03	0.013	-0.043	1.226	1
C10>C13	-0.047	-0.03	0.016	-0.046	1.021	1
C10>C14	-0.037	-0.03	0.023	-0.053	0.695	0.695
C10>C15	-0.051	-0.03	0.014	-0.044	1.155	1
C10>C16	-0.038	-0.03	0.023	-0.053	0.707	0.707
C10>C17	-0.044	-0.03	0.019	-0.049	0.896	0.896
C10>C18	-0.051	-0.03	0.014	-0.044	1.16	1
C10>C19	-0.037	-0.03	0.024	-0.054	0.683	0.683
C10>C20	-0.051	-0.03	0.014	-0.044	1.168	1
C10>C21	-0.049	-0.03	0.015	-0.045	1.091	1
C10>C22	-0.038	-0.03	0.023	-0.053	0.707	0.707
C10>C23	-0.041	-0.03	0.022	-0.052	0.781	0.781
C10>C24	-0.04	-0.03	0.023	-0.053	0.749	0.749
C10>C25	-0.041	-0.03	0.024	-0.054	0.755	0.755
MIN : 0.319						

Tabel 4-31 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C11

C11 (Penghasilan Kena Pajak)						
	$a = l-u_{C11}$	$b = m_{C11}-u_{C11}$	$c = m-l$	$d = b-c$	$e = a/d$	d'
C11>C01	-0.052	-0.031	0.013	-0.044	1.18	1
C11>C02	-0.054	-0.031	0.012	-0.043	1.255	1
C11>C03	-0.053	-0.031	0.012	-0.043	1.216	1
C11>C04	-0.055	-0.031	0.011	-0.042	1.317	1
C11>C05	-0.056	-0.031	0.012	-0.043	1.312	1
C11>C06	-0.055	-0.031	0.011	-0.042	1.33	1
C11>C07	-0.023	-0.031	0.032	-0.063	0.364	0.364
C11>C08	-0.045	-0.031	0.021	-0.052	0.867	0.867
C11>C09	-0.036	-0.031	0.025	-0.056	0.637	0.637
C11>C10	-0.05	-0.031	0.017	-0.048	1.048	1
C11>C12	-0.055	-0.031	0.013	-0.044	1.273	1
C11>C13	-0.05	-0.031	0.016	-0.047	1.069	1
C11>C14	-0.04	-0.031	0.023	-0.054	0.742	0.742
C11>C15	-0.054	-0.031	0.014	-0.045	1.203	1
C11>C16	-0.041	-0.031	0.023	-0.054	0.754	0.754
C11>C17	-0.047	-0.031	0.019	-0.05	0.943	0.943
C11>C18	-0.054	-0.031	0.014	-0.044	1.208	1

C11>C19	-0.04	-0.031	0.024	-0.054	0.73	0.73
C11>C20	-0.054	-0.031	0.014	-0.045	1.215	1
C11>C21	-0.052	-0.031	0.015	-0.046	1.139	1
C11>C22	-0.041	-0.031	0.023	-0.054	0.754	0.754
C11>C23	-0.044	-0.031	0.022	-0.053	0.828	0.828
C11>C24	-0.043	-0.031	0.023	-0.054	0.796	0.796
C11>C25	-0.044	-0.031	0.024	-0.055	0.8	0.8
MIN : 0.364						

Tabel 4-32 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C12

C12 (Kompensasi)						
	a = 1-uC12	b = mC12-uC12	c = m-l	d = b-c	e = a/d	d'
C12>C01	-0.033	-0.024	0.013	-0.037	0.894	0.894
C12>C02	-0.035	-0.024	0.012	-0.036	0.976	0.976
C12>C03	-0.034	-0.024	0.012	-0.036	0.93	0.93
C12>C04	-0.036	-0.024	0.011	-0.035	1.039	1
C12>C05	-0.037	-0.024	0.012	-0.035	1.039	1
C12>C06	-0.036	-0.024	0.011	-0.035	1.053	1
C12>C07	-0.004	-0.024	0.032	-0.056	0.074	0.074
C12>C08	-0.026	-0.024	0.021	-0.045	0.579	0.579
C12>C09	-0.017	-0.024	0.025	-0.049	0.341	0.341
C12>C10	-0.031	-0.024	0.017	-0.041	0.763	0.763
C12>C11	-0.03	-0.024	0.018	-0.042	0.713	0.713
C12>C13	-0.031	-0.024	0.016	-0.04	0.784	0.784
C12>C14	-0.021	-0.024	0.023	-0.047	0.452	0.452
C12>C15	-0.035	-0.024	0.014	-0.038	0.925	0.925
C12>C16	-0.022	-0.024	0.023	-0.047	0.465	0.465
C12>C17	-0.028	-0.024	0.019	-0.043	0.657	0.657
C12>C18	-0.035	-0.024	0.014	-0.037	0.929	0.929
C12>C19	-0.021	-0.024	0.024	-0.047	0.439	0.439
C12>C20	-0.035	-0.024	0.014	-0.038	0.94	0.94
C12>C21	-0.033	-0.024	0.015	-0.039	0.858	0.858
C12>C22	-0.022	-0.024	0.023	-0.047	0.465	0.465
C12>C23	-0.025	-0.024	0.022	-0.046	0.541	0.541
C12>C24	-0.024	-0.024	0.023	-0.047	0.51	0.51
C12>C25	-0.025	-0.024	0.024	-0.048	0.522	0.522
MIN : 0.074						

Tabel 4-33 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C13

C13 (PPh Terutang)						
	$a = l-uC13$	$b = mC13-uC13$	$c = m-l$	$d = b-c$	$e = a/d$	d'
C13>C01	-0.053	-0.035	0.013	-0.049	1.097	1
C13>C02	-0.055	-0.035	0.012	-0.048	1.164	1
C13>C03	-0.054	-0.035	0.012	-0.048	1.129	1
C13>C04	-0.056	-0.035	0.011	-0.046	1.218	1
C13>C05	-0.057	-0.035	0.012	-0.047	1.214	1
C13>C06	-0.056	-0.035	0.011	-0.046	1.229	1
C13>C07	-0.024	-0.035	0.032	-0.068	0.356	0.356
C13>C08	-0.046	-0.035	0.021	-0.056	0.818	0.818
C13>C09	-0.037	-0.035	0.025	-0.06	0.608	0.608
C13>C10	-0.051	-0.035	0.017	-0.052	0.981	0.981
C13>C11	-0.05	-0.035	0.018	-0.053	0.938	0.938
C13>C12	-0.056	-0.035	0.013	-0.048	1.181	1
C13>C14	-0.041	-0.035	0.023	-0.058	0.705	0.705
C13>C15	-0.055	-0.035	0.014	-0.049	1.119	1
C13>C16	-0.042	-0.035	0.023	-0.058	0.716	0.716
C13>C17	-0.048	-0.035	0.019	-0.054	0.888	0.888
C13>C18	-0.055	-0.035	0.014	-0.049	1.123	1
C13>C19	-0.041	-0.035	0.024	-0.059	0.694	0.694
C13>C20	-0.055	-0.035	0.014	-0.049	1.13	1
C13>C21	-0.053	-0.035	0.015	-0.05	1.062	1
C13>C22	-0.042	-0.035	0.023	-0.058	0.716	0.716
C13>C23	-0.045	-0.035	0.022	-0.057	0.783	0.783
C13>C24	-0.044	-0.035	0.023	-0.058	0.754	0.754
C13>C25	-0.045	-0.035	0.024	-0.059	0.759	0.759
MIN : 0.356						

Tabel 4-34 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C14

C14 (Setoran PPh Pasal 29)						
	$a = l-uC14$	$b = mC14-uC14$	$c = m-l$	$d = b-c$	$e = a/d$	d'
C14>C01	-0.073	-0.037	0.013	-0.051	1.432	1
C14>C02	-0.075	-0.037	0.012	-0.05	1.503	1
C14>C03	-0.073	-0.037	0.012	-0.05	1.469	1
C14>C04	-0.076	-0.037	0.011	-0.048	1.564	1
C14>C05	-0.076	-0.037	0.012	-0.049	1.556	1
C14>C06	-0.076	-0.037	0.011	-0.048	1.577	1
C14>C07	-0.044	-0.037	0.032	-0.07	0.624	0.624

C14>C08	-0.065	-0.037	0.021	-0.058	1.122	1
C14>C09	-0.056	-0.037	0.025	-0.062	0.899	0.899
C14>C10	-0.071	-0.037	0.017	-0.054	1.3	1
C14>C11	-0.069	-0.037	0.018	-0.055	1.254	1
C14>C12	-0.076	-0.037	0.013	-0.05	1.517	1
C14>C13	-0.071	-0.037	0.016	-0.054	1.322	1
C14>C15	-0.074	-0.037	0.014	-0.051	1.45	1
C14>C16	-0.061	-0.037	0.023	-0.061	1.012	1
C14>C17	-0.068	-0.037	0.019	-0.057	1.197	1
C14>C18	-0.074	-0.037	0.014	-0.051	1.456	1
C14>C19	-0.06	-0.037	0.024	-0.061	0.989	0.989
C14>C20	-0.075	-0.037	0.014	-0.051	1.461	1
C14>C21	-0.073	-0.037	0.015	-0.052	1.389	1
C14>C22	-0.061	-0.037	0.023	-0.061	1.012	1
C14>C23	-0.064	-0.037	0.022	-0.059	1.082	1
C14>C24	-0.063	-0.037	0.023	-0.06	1.05	1
C14>C25	-0.064	-0.037	0.024	-0.061	1.049	1
MIN : 0.624						

Tabel 4-35 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C15

C15 (Angsuran PPh Pasal 25)						
	a = 1-uC15	b = mC15-uC15	c = m-l	d = b-c	e = a/d	d'
C15>C01	-0.039	-0.027	0.013	-0.04	0.973	0.973
C15>C02	-0.041	-0.027	0.012	-0.039	1.05	1
C15>C03	-0.039	-0.027	0.012	-0.039	1.008	1
C15>C04	-0.042	-0.027	0.011	-0.038	1.112	1
C15>C05	-0.043	-0.027	0.012	-0.038	1.11	1
C15>C06	-0.042	-0.027	0.011	-0.037	1.125	1
C15>C07	-0.01	-0.027	0.032	-0.059	0.166	0.166
C15>C08	-0.031	-0.027	0.021	-0.047	0.664	0.664
C15>C09	-0.022	-0.027	0.025	-0.052	0.432	0.432
C15>C10	-0.037	-0.027	0.017	-0.044	0.844	0.844
C15>C11	-0.035	-0.027	0.018	-0.044	0.796	0.796
C15>C12	-0.042	-0.027	0.013	-0.039	1.072	1
C15>C13	-0.037	-0.027	0.016	-0.043	0.864	0.864
C15>C14	-0.027	-0.027	0.023	-0.05	0.54	0.54
C15>C16	-0.028	-0.027	0.023	-0.05	0.552	0.552
C15>C17	-0.034	-0.027	0.019	-0.046	0.74	0.74
C15>C18	-0.04	-0.027	0.014	-0.04	1.005	1

C15>C19	-0.027	-0.027	0.024	-0.05	0.527	0.527
C15>C20	-0.041	-0.027	0.014	-0.041	1.014	1
C15>C21	-0.039	-0.027	0.015	-0.042	0.935	0.935
C15>C22	-0.028	-0.027	0.023	-0.05	0.552	0.552
C15>C23	-0.031	-0.027	0.022	-0.049	0.627	0.627
C15>C24	-0.029	-0.027	0.023	-0.05	0.595	0.595
C15>C25	-0.031	-0.027	0.024	-0.051	0.605	0.605
MIN : 0.166						

Tabel 4-36 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C16

C16 (Setoran PPh Pasal 25)						
	$a = l-uC16$	$b = mC16-uC16$	$c = m-l$	$d = b-c$	$e = a/d$	d'
C16>C01	-0.072	-0.037	0.013	-0.051	1.42	1
C16>C02	-0.074	-0.037	0.012	-0.05	1.491	1
C16>C03	-0.072	-0.037	0.012	-0.05	1.457	1
C16>C04	-0.075	-0.037	0.011	-0.048	1.552	1
C16>C05	-0.075	-0.037	0.012	-0.049	1.545	1
C16>C06	-0.075	-0.037	0.011	-0.048	1.565	1
C16>C07	-0.043	-0.037	0.032	-0.07	0.613	0.613
C16>C08	-0.064	-0.037	0.021	-0.058	1.111	1
C16>C09	-0.055	-0.037	0.025	-0.062	0.888	0.888
C16>C10	-0.07	-0.037	0.017	-0.054	1.289	1
C16>C11	-0.068	-0.037	0.018	-0.055	1.243	1
C16>C12	-0.075	-0.037	0.013	-0.05	1.506	1
C16>C13	-0.07	-0.037	0.016	-0.053	1.311	1
C16>C14	-0.06	-0.037	0.023	-0.061	0.988	0.988
C16>C15	-0.073	-0.037	0.014	-0.051	1.439	1
C16>C17	-0.067	-0.037	0.019	-0.056	1.186	1
C16>C18	-0.073	-0.037	0.014	-0.051	1.445	1
C16>C19	-0.059	-0.037	0.024	-0.061	0.977	0.977
C16>C20	-0.074	-0.037	0.014	-0.051	1.449	1
C16>C21	-0.072	-0.037	0.015	-0.052	1.377	1
C16>C22	-0.06	-0.037	0.023	-0.06	1	1
C16>C23	-0.063	-0.037	0.022	-0.059	1.071	1
C16>C24	-0.062	-0.037	0.023	-0.06	1.039	1
C16>C25	-0.064	-0.037	0.024	-0.061	1.038	1
MIN : 0.613						

Tabel 4-37 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C17

C17 (HPP)						
	$a = l-uC17$	$b = mC17-uC17$	$c = m-l$	$d = b-c$	$e = a/d$	d'
C17>C01	-0.058	-0.034	0.013	-0.047	1.229	1
C17>C02	-0.06	-0.034	0.012	-0.046	1.301	1
C17>C03	-0.058	-0.034	0.012	-0.046	1.264	1
C17>C04	-0.061	-0.034	0.011	-0.045	1.361	1
C17>C05	-0.061	-0.034	0.012	-0.045	1.355	1
C17>C06	-0.061	-0.034	0.011	-0.044	1.373	1
C17>C07	-0.029	-0.034	0.032	-0.066	0.435	0.435
C17>C08	-0.05	-0.034	0.021	-0.054	0.926	0.926
C17>C09	-0.041	-0.034	0.025	-0.059	0.703	0.703
C17>C10	-0.056	-0.034	0.017	-0.051	1.101	1
C17>C11	-0.054	-0.034	0.018	-0.051	1.055	1
C17>C12	-0.061	-0.034	0.013	-0.046	1.318	1
C17>C13	-0.056	-0.034	0.016	-0.05	1.122	1
C17>C14	-0.046	-0.034	0.023	-0.057	0.805	0.805
C17>C15	-0.059	-0.034	0.014	-0.048	1.25	1
C17>C16	-0.046	-0.034	0.023	-0.057	0.816	0.816
C17>C18	-0.059	-0.034	0.014	-0.047	1.256	1
C17>C19	-0.045	-0.034	0.024	-0.057	0.793	0.793
C17>C20	-0.06	-0.034	0.014	-0.048	1.262	1
C17>C21	-0.058	-0.034	0.015	-0.049	1.189	1
C17>C22	-0.046	-0.034	0.023	-0.057	0.816	0.816
C17>C23	-0.049	-0.034	0.022	-0.056	0.887	0.887
C17>C24	-0.048	-0.034	0.023	-0.057	0.856	0.856
C17>C25	-0.05	-0.034	0.024	-0.058	0.859	0.859
MIN : 0.435						

Tabel 4-38 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C18

C18 (DPP Pengalihan Tanah dan/atau Bangunan)						
	$a = l-uC18$	$b = mC18-uC18$	$c = m-l$	$d = b-c$	$e = a/d$	d'
C18>C01	-0.04	-0.028	0.013	-0.042	0.969	0.969
C18>C02	-0.042	-0.028	0.012	-0.041	1.044	1
C18>C03	-0.041	-0.028	0.012	-0.041	1.003	1
C18>C04	-0.043	-0.028	0.011	-0.039	1.103	1
C18>C05	-0.044	-0.028	0.012	-0.04	1.101	1
C18>C06	-0.043	-0.028	0.011	-0.039	1.115	1
C18>C07	-0.011	-0.028	0.032	-0.061	0.183	0.183

C18>C08	-0.033	-0.028	0.021	-0.049	0.67	0.67
C18>C09	-0.024	-0.028	0.025	-0.053	0.444	0.444
C18>C10	-0.038	-0.028	0.017	-0.045	0.845	0.845
C18>C11	-0.037	-0.028	0.018	-0.046	0.798	0.798
C18>C12	-0.043	-0.028	0.013	-0.041	1.065	1
C18>C13	-0.038	-0.028	0.016	-0.044	0.865	0.865
C18>C14	-0.028	-0.028	0.023	-0.052	0.549	0.549
C18>C15	-0.042	-0.028	0.014	-0.042	0.996	0.996
C18>C16	-0.029	-0.028	0.023	-0.051	0.561	0.561
C18>C17	-0.035	-0.028	0.019	-0.047	0.744	0.744
C18>C19	-0.028	-0.028	0.024	-0.052	0.537	0.537
C18>C20	-0.042	-0.028	0.014	-0.042	1.009	1
C18>C21	-0.04	-0.028	0.015	-0.043	0.933	0.933
C18>C22	-0.029	-0.028	0.023	-0.051	0.561	0.561
C18>C23	-0.032	-0.028	0.022	-0.05	0.634	0.634
C18>C24	-0.031	-0.028	0.023	-0.051	0.603	0.603
C18>C25	-0.032	-0.028	0.024	-0.052	0.612	0.612
MIN : 0.183						

Tabel 4-39 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C19

C19 (Setoran Pengalihan Tanah dan/atau Bangunan)						
	$a = l-uC19$	$b = mC19-uC19$	$c = m-l$	$d = b-c$	$e = a/d$	d'
C19>C01	-0.074	-0.038	0.013	-0.051	1.444	1
C19>C02	-0.076	-0.038	0.012	-0.05	1.514	1
C19>C03	-0.074	-0.038	0.012	-0.05	1.48	1
C19>C04	-0.077	-0.038	0.011	-0.049	1.575	1
C19>C05	-0.077	-0.038	0.012	-0.049	1.567	1
C19>C06	-0.077	-0.038	0.011	-0.048	1.588	1
C19>C07	-0.045	-0.038	0.032	-0.07	0.635	0.635
C19>C08	-0.066	-0.038	0.021	-0.058	1.134	1
C19>C09	-0.057	-0.038	0.025	-0.063	0.911	0.911
C19>C10	-0.071	-0.038	0.017	-0.054	1.312	1
C19>C11	-0.07	-0.038	0.018	-0.055	1.266	1
C19>C12	-0.077	-0.038	0.013	-0.05	1.528	1
C19>C13	-0.072	-0.038	0.016	-0.054	1.334	1
C19>C14	-0.062	-0.038	0.023	-0.061	1.011	1
C19>C15	-0.075	-0.038	0.014	-0.051	1.462	1
C19>C16	-0.062	-0.038	0.023	-0.061	1.023	1
C19>C17	-0.069	-0.038	0.019	-0.057	1.209	1

C19>C18	-0.075	-0.038	0.014	-0.051	1.468	1
C19>C20	-0.076	-0.038	0.014	-0.052	1.472	1
C19>C21	-0.074	-0.038	0.015	-0.053	1.4	1
C19>C22	-0.062	-0.038	0.023	-0.061	1.023	1
C19>C23	-0.065	-0.038	0.022	-0.06	1.094	1
C19>C24	-0.064	-0.038	0.023	-0.06	1.062	1
C19>C25	-0.065	-0.038	0.024	-0.062	1.06	1
MIN : 0.635						

Tabel 4-40 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C20

C20 (DPP Konstruksi)						
	a = 1-uC20	b = mC20-uC20	c = m-l	d = b-c	e = a/d	d'
C20>C01	-0.04	-0.028	0.013	-0.041	0.96	0.96
C20>C02	-0.042	-0.028	0.012	-0.04	1.035	1
C20>C03	-0.04	-0.028	0.012	-0.04	0.994	0.994
C20>C04	-0.042	-0.028	0.011	-0.039	1.094	1
C20>C05	-0.043	-0.028	0.012	-0.04	1.092	1
C20>C06	-0.043	-0.028	0.011	-0.039	1.107	1
C20>C07	-0.01	-0.028	0.032	-0.06	0.173	0.173
C20>C08	-0.032	-0.028	0.021	-0.049	0.66	0.66
C20>C09	-0.023	-0.028	0.025	-0.053	0.434	0.434
C20>C10	-0.037	-0.028	0.017	-0.045	0.836	0.836
C20>C11	-0.036	-0.028	0.018	-0.046	0.789	0.789
C20>C12	-0.043	-0.028	0.013	-0.041	1.056	1
C20>C13	-0.038	-0.028	0.016	-0.044	0.855	0.855
C20>C14	-0.028	-0.028	0.023	-0.051	0.539	0.539
C20>C15	-0.041	-0.028	0.014	-0.042	0.987	0.987
C20>C16	-0.028	-0.028	0.023	-0.051	0.551	0.551
C20>C17	-0.035	-0.028	0.019	-0.047	0.735	0.735
C20>C18	-0.041	-0.028	0.014	-0.041	0.991	0.991
C20>C19	-0.027	-0.028	0.024	-0.051	0.527	0.527
C20>C21	-0.04	-0.028	0.015	-0.043	0.924	0.924
C20>C22	-0.028	-0.028	0.023	-0.051	0.551	0.551
C20>C23	-0.031	-0.028	0.022	-0.05	0.624	0.624
C20>C24	-0.03	-0.028	0.023	-0.051	0.594	0.594
C20>C25	-0.031	-0.028	0.024	-0.052	0.603	0.603
MIN : 0.173						

Tabel 4-41 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C21

C21 (DPP PP 46)						
	$a = l-uC21$	$b = mC21-uC21$	$c = m-l$	$d = b-c$	$e = a/d$	d'
C21>C01	-0.044	-0.029	0.013	-0.043	1.037	1
C21>C02	-0.046	-0.029	0.012	-0.042	1.112	1
C21>C03	-0.045	-0.029	0.012	-0.042	1.072	1
C21>C04	-0.047	-0.029	0.011	-0.04	1.171	1
C21>C05	-0.048	-0.029	0.012	-0.041	1.168	1
C21>C06	-0.047	-0.029	0.011	-0.04	1.184	1
C21>C07	-0.015	-0.029	0.032	-0.062	0.246	0.246
C21>C08	-0.037	-0.029	0.021	-0.05	0.735	0.735
C21>C09	-0.028	-0.029	0.025	-0.054	0.51	0.51
C21>C10	-0.042	-0.029	0.017	-0.046	0.911	0.911
C21>C11	-0.041	-0.029	0.018	-0.047	0.865	0.865
C21>C12	-0.048	-0.029	0.013	-0.042	1.132	1
C21>C13	-0.042	-0.029	0.016	-0.046	0.932	0.932
C21>C14	-0.032	-0.029	0.023	-0.053	0.614	0.614
C21>C15	-0.046	-0.029	0.014	-0.043	1.062	1
C21>C16	-0.033	-0.029	0.023	-0.053	0.626	0.626
C21>C17	-0.039	-0.029	0.019	-0.048	0.81	0.81
C21>C18	-0.046	-0.029	0.014	-0.043	1.067	1
C21>C19	-0.032	-0.029	0.024	-0.053	0.602	0.602
C21>C20	-0.046	-0.029	0.014	-0.043	1.075	1
C21>C22	-0.033	-0.029	0.023	-0.053	0.626	0.626
C21>C23	-0.036	-0.029	0.022	-0.051	0.698	0.698
C21>C24	-0.035	-0.029	0.023	-0.052	0.668	0.668
C21>C25	-0.036	-0.029	0.024	-0.053	0.675	0.675
MIN : 0.246						

Tabel 4-42 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C22

C22 (Setoran PP 46)						
	$a = l-uC22$	$b = mC22-uC22$	$c = m-l$	$d = b-c$	$e = a/d$	d'
C22>C01	-0.072	-0.037	0.013	-0.051	1.42	1
C22>C02	-0.074	-0.037	0.012	-0.05	1.491	1
C22>C03	-0.072	-0.037	0.012	-0.05	1.457	1
C22>C04	-0.075	-0.037	0.011	-0.048	1.552	1
C22>C05	-0.075	-0.037	0.012	-0.049	1.545	1
C22>C06	-0.075	-0.037	0.011	-0.048	1.565	1
C22>C07	-0.043	-0.037	0.032	-0.07	0.613	0.613

C22>C08	-0.064	-0.037	0.021	-0.058	1.111	1
C22>C09	-0.055	-0.037	0.025	-0.062	0.888	0.888
C22>C10	-0.07	-0.037	0.017	-0.054	1.289	1
C22>C11	-0.068	-0.037	0.018	-0.055	1.243	1
C22>C12	-0.075	-0.037	0.013	-0.05	1.506	1
C22>C13	-0.07	-0.037	0.016	-0.053	1.311	1
C22>C14	-0.06	-0.037	0.023	-0.061	0.988	0.988
C22>C15	-0.073	-0.037	0.014	-0.051	1.439	1
C22>C16	-0.06	-0.037	0.023	-0.06	1	1
C22>C17	-0.067	-0.037	0.019	-0.056	1.186	1
C22>C18	-0.073	-0.037	0.014	-0.051	1.445	1
C22>C19	-0.059	-0.037	0.024	-0.061	0.977	0.977
C22>C20	-0.074	-0.037	0.014	-0.051	1.449	1
C22>C21	-0.072	-0.037	0.015	-0.052	1.377	1
C22>C23	-0.063	-0.037	0.022	-0.059	1.071	1
C22>C24	-0.062	-0.037	0.023	-0.06	1.039	1
C22>C25	-0.064	-0.037	0.024	-0.061	1.038	1
MIN : 0.613						

Tabel 4-43 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C23

C23 (GPM)						
	$a = 1-u_{C23}$	$b = m_{C23}-u_{C23}$	$c = m-l$	$d = b-c$	$e = a/d$	d'
C23>C01	-0.069	-0.039	0.013	-0.052	1.329	1
C23>C02	-0.071	-0.039	0.012	-0.051	1.396	1
C23>C03	-0.069	-0.039	0.012	-0.051	1.363	1
C23>C04	-0.072	-0.039	0.011	-0.049	1.453	1
C23>C05	-0.073	-0.039	0.012	-0.05	1.446	1
C23>C06	-0.072	-0.039	0.011	-0.049	1.465	1
C23>C07	-0.04	-0.039	0.032	-0.071	0.561	0.561
C23>C08	-0.061	-0.039	0.021	-0.059	1.038	1
C23>C09	-0.052	-0.039	0.025	-0.063	0.824	0.824
C23>C10	-0.067	-0.039	0.017	-0.055	1.206	1
C23>C11	-0.065	-0.039	0.018	-0.056	1.162	1
C23>C12	-0.072	-0.039	0.013	-0.051	1.411	1
C23>C13	-0.067	-0.039	0.016	-0.055	1.226	1
C23>C14	-0.057	-0.039	0.023	-0.062	0.921	0.921
C23>C15	-0.071	-0.039	0.014	-0.052	1.348	1
C23>C16	-0.058	-0.039	0.023	-0.062	0.932	0.932
C23>C17	-0.064	-0.039	0.019	-0.058	1.109	1

C23>C18	-0.07	-0.039	0.014	-0.052	1.353	1
C23>C19	-0.057	-0.039	0.024	-0.062	0.91	0.91
C23>C20	-0.071	-0.039	0.014	-0.052	1.358	1
C23>C21	-0.069	-0.039	0.015	-0.054	1.289	1
C23>C22	-0.058	-0.039	0.023	-0.062	0.932	0.932
C23>C24	-0.059	-0.039	0.023	-0.061	0.97	0.97
C23>C25	-0.061	-0.039	0.024	-0.063	0.97	0.97
MIN : 0.561						

Tabel 4-44 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C24

C24 (NPM)						
	a = l-uC24	b = mC24-uC24	c = m-l	d = b-c	e = a/d	d'
C24>C01	-0.072	-0.04	0.013	-0.053	1.358	1
C24>C02	-0.074	-0.04	0.012	-0.052	1.424	1
C24>C03	-0.072	-0.04	0.012	-0.052	1.392	1
C24>C04	-0.075	-0.04	0.011	-0.05	1.481	1
C24>C05	-0.075	-0.04	0.012	-0.051	1.474	1
C24>C06	-0.075	-0.04	0.011	-0.05	1.493	1
C24>C07	-0.043	-0.04	0.032	-0.072	0.593	0.593
C24>C08	-0.064	-0.04	0.021	-0.06	1.068	1
C24>C09	-0.055	-0.04	0.025	-0.064	0.856	0.856
C24>C10	-0.07	-0.04	0.017	-0.056	1.235	1
C24>C11	-0.068	-0.04	0.018	-0.057	1.192	1
C24>C12	-0.075	-0.04	0.013	-0.052	1.439	1
C24>C13	-0.07	-0.04	0.016	-0.056	1.256	1
C24>C14	-0.06	-0.04	0.023	-0.063	0.952	0.952
C24>C15	-0.073	-0.04	0.014	-0.053	1.376	1
C24>C16	-0.06	-0.04	0.023	-0.063	0.963	0.963
C24>C17	-0.067	-0.04	0.019	-0.059	1.139	1
C24>C18	-0.073	-0.04	0.014	-0.053	1.381	1
C24>C19	-0.059	-0.04	0.024	-0.063	0.941	0.941
C24>C20	-0.074	-0.04	0.014	-0.053	1.386	1
C24>C21	-0.072	-0.04	0.015	-0.055	1.318	1
C24>C22	-0.06	-0.04	0.023	-0.063	0.963	0.963
C24>C23	-0.063	-0.04	0.022	-0.061	1.03	1
C24>C25	-0.064	-0.04	0.024	-0.064	1	1
MIN : 0.593						

Tabel 4-45 *Degree of possibility* dan nilai defuzzifikasi ordinat (d') Kriteria C25

C25 (CTTOR)						
	a = l-uC25	b = mC25-uC25	c = m-l	d = b-c	e = a/d	d'
C25>C01	-0.078	-0.046	0.013	-0.06	1.318	1
C25>C02	-0.081	-0.046	0.012	-0.059	1.376	1
C25>C03	-0.079	-0.046	0.012	-0.059	1.347	1
C25>C04	-0.081	-0.046	0.011	-0.057	1.425	1
C25>C05	-0.082	-0.046	0.012	-0.058	1.42	1
C25>C06	-0.082	-0.046	0.011	-0.057	1.435	1
C25>C07	-0.049	-0.046	0.032	-0.079	0.627	0.627
C25>C08	-0.071	-0.046	0.021	-0.067	1.061	1
C25>C09	-0.062	-0.046	0.025	-0.071	0.869	0.869
C25>C10	-0.076	-0.046	0.017	-0.063	1.211	1
C25>C11	-0.075	-0.046	0.018	-0.064	1.172	1
C25>C12	-0.082	-0.046	0.013	-0.059	1.389	1
C25>C13	-0.077	-0.046	0.016	-0.062	1.229	1
C25>C14	-0.066	-0.046	0.023	-0.07	0.957	0.957
C25>C15	-0.08	-0.046	0.014	-0.06	1.334	1
C25>C16	-0.067	-0.046	0.023	-0.069	0.966	0.966
C25>C17	-0.073	-0.046	0.019	-0.065	1.125	1
C25>C18	-0.08	-0.046	0.014	-0.06	1.339	1
C25>C19	-0.066	-0.046	0.024	-0.07	0.947	0.947
C25>C20	-0.081	-0.046	0.014	-0.06	1.344	1
C25>C21	-0.078	-0.046	0.015	-0.061	1.284	1
C25>C22	-0.067	-0.046	0.023	-0.069	0.966	0.966
C25>C23	-0.07	-0.046	0.022	-0.068	1.027	1
C25>C24	-0.069	-0.046	0.023	-0.069	1	1
MIN : 0.627						

Selanjutnya menghitung nilai bobot vektor dengan menggunakan persamaan (2.16) dan normalisasi nilai bobot vektor fuzzy dengan menggunakan persamaan (2.17) sehingga diperoleh hasil pada Tabel 4-45.

Tabel 4-46 Nilai Bobot Vektor (W') dan Normalisasi Bobot Vektor (W)

Kriteria	W'	W
C01	0.132	0.014
C02	0.070	0.007
C03	0.093	0.010
C04	0.120	0.013

C05	0.120	0.013
C06	0.101	0.011
C07	1.000	0.106
C08	0.508	0.054
C09	0.723	0.077
C10	0.319	0.034
C11	0.364	0.039
C12	0.074	0.008
C13	0.356	0.038
C14	0.624	0.066
C15	0.166	0.018
C16	0.613	0.065
C17	0.435	0.046
C18	0.183	0.019
C19	0.635	0.067
C20	0.173	0.018
C21	0.246	0.026
C22	0.613	0.065
C23	0.561	0.059
C24	0.593	0.063
C25	0.627	0.066

4.3.3 Perankingan Data Alternatif

Setelah diperoleh bobot masing-masing kriteria untuk menentukan prioritas wajib pajak dilakukan pengawasan seperti pada Tabel 4-45, selanjutnya menuju fase kedua yaitu melakukan perankingan data alternatif wajib pajak dengan goal (4) wajib pajak tidak patuh formal dan material hasil klasifikasi algoritma terbaik sebanyak 338 data dengan menggunakan metode TOPSIS.

Langkah untuk memulai metode TOPSIS adalah membuat matrik normalisasi dari data alternatif menggunakan persamaan (2.18) dan diperoleh hasil pada Tabel 4-46.

Tabel 4-47 Matrik Normalisasi Data Alternatif

Alternatif	C01	C02	C03	C04	C05	C06	C07	C08	C09	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25
TP001	0.06	0.06	0.07	0.06	0.00	0.02	0.00	0.01	0.00	0.02	0.01	0.11	0.01	0.04	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.02
TP002	0.06	0.06	0.07	0.06	0.00	0.05	0.00	0.20	0.09	0.13	0.14	0.00	0.15	0.05	0.22	0.20	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01
TP003	0.06	0.06	0.07	0.00	0.00	0.02	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	-0.01	0.01
TP004	0.06	0.06	0.03	0.03	0.00	0.10	0.00	0.00	0.02	0.03	0.03	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.08	0.04	0.07
TP005	0.06	0.06	0.03	0.04	0.00	0.02	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	-0.03	0.00	
TP006	0.06	0.06	0.07	0.08	0.00	0.02	0.00	0.13	0.53	0.14	0.14	0.00	0.16	0.01	0.00	0.00	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02
TP007	0.06	0.06	0.07	0.03	0.00	0.02	0.00	0.14	0.02	0.01	0.01	0.00	0.02	0.01	0.02	0.02	0.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00
TP008	0.06	0.06	0.07	0.06	0.00	0.05	0.00	0.07	0.00	0.01	0.01	0.00	0.02	0.00	0.02	0.02	0.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00
TP009	0.06	0.06	0.07	0.02	0.00	0.07	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.12	0.01	-0.02	0.00
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
TP334	0.06	0.06	0.05	0.12	0.00	0.09	0.00	0.01	0.07	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.02	0.00
TP335	0.06	0.06	0.06	0.04	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	0.06	0.07	0.00	0.06	0.00	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.03	0.09
TP336	0.03	0.03	0.07	0.05	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01	0.02	0.00
TP337	0.06	0.06	0.06	0.04	0.00	0.01	0.00	0.01	0.01	0.05	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.00	0.03	0.12	0.04	0.03	0.00	0.00
TP338	0.06	0.06	0.03	0.00	0.00	0.03	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.59	0.46	0.00	0.00	0.00	0.02	0.03	0.00

Selanjutnya matrik normalisasi dari data alternatif Tabel 4-46 dikalikan dengan nilai bobot vektor yang disajikan pada Tabel 4-45 dengan menggunakan persamaan (2.19). Hasil dari matriks normalisasi data alternatif terbobot ditunjukkan pada Tabel 4-47.

Tabel 4-48 Matrik Normalisasi Data Alternatif Terbobot

Alternatif	C01	C02	C03	C04	C05	C06	C07	C08	C09	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25
TP001	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP002	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP003	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP004	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.01
TP005	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP006	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.04	0.01	0.01	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP007	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP008	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP009	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00
TP010	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
TP334	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP335	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01
TP336	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP337	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00
TP338	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Hasil dari matriks normalisasi data alternatif terbobot sebagaimana disajikan pada Tabel 4-47 kemudian digunakan untuk menghitung nilai solusi ideal positif dan solusi ideal negatif dengan menggunakan persamaan (2.20). Hasil dari solusi ideal positif dan solusi ideal negatif ditunjukkan pada Tabel 4-48.

Tabel 4-49 Matrik Solusi Ideal Positif dan Solusi Ideal Negatif

	C01	C02	C03	C04	C05	C06	C07	C08	C09	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25
A+	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.08	0.02	0.05	0.02	0.02	0.01	0.02	0.05	0.01	0.03	0.01	0.01	0.06	0.01	0.02	0.04	0.01	0.02	0.03
A-	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.01	0.00

Nilai Matrik Solusi Ideal Positif dan nilai Matrik Solusi Ideal Negatif pada Tabel 4-48 digunakan untuk menghitung nilai jarak alternatif dengan menggunakan persamaan (2.21) dan hasilnya ditunjukkan pada Tabel 4-49.

Tabel 4-50 Nilai Jarak Alternatif

Alternatif	Jarak + (D+)	Jarak - (D-)
TP001	0.138	0.000
TP002	0.130	0.000
TP003	0.138	0.000
TP004	0.138	0.000
TP005	0.141	0.000
TP006	0.126	0.045
TP007	0.138	0.000
TP008	0.138	0.000
TP009	0.138	0.000
TP010	0.138	0.000
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
TP334	0.134	0.000
TP335	0.138	0.000
TP336	0.138	0.000
TP337	0.134	0.000
TP338	0.126	0.032

Langkah selanjutnya adalah menghitung nilai preferensi masing-masing alternatif dengan menggunakan persamaan (2.22) sehingga diperoleh hasil seperti pada Tabel 4-50.

Tabel 4-51 Nilai Preferensi

Alternatif	Preferensi	Ranking
TP001	0.074	243
TP002	0.159	21
TP003	0.062	329
TP004	0.103	83
TP005	0.062	330
TP006	0.250	7
TP007	0.092	124
TP008	0.075	235
TP009	0.077	212
TP010	0.110	58
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
TP334	0.082	173
TP335	0.095	109
TP336	0.071	269
TP337	0.109	62
TP338	0.204	11

Hasil akhir dari proses TOPSIS untuk mencari prioritas wajib pajak untuk dilakukan pengawasan dapat dilihat pada Tabel 4-51 dimana setiap alternatif diranking berdasarkan nilai terbesar dari kolom preferensi.

Tabel 4-52 Ranking Alternatif

Alternatif	Preferensi	Ranking
TP233	0.433	1
TP163	0.362	2
TP240	0.330	3
TP316	0.326	4
TP151	0.304	5
TP039	0.288	6
TP006	0.250	7
TP098	0.245	8

TP093	0.219	9
TP023	0.211	10
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
TP231	0.056	334
TP043	0.054	335
TP209	0.045	336
TP035	0.044	337
TP051	0.036	338

Tabel 4-51 menunjukkan bahwa wajib pajak dengan alternatif nomor TP233 merupakan data pelaporan pajak yang memiliki prioritas utama untuk dilakukan pengawasan dan penelitian lebih lanjut dengan nilai preferensi 0.433, sedangkan wajib pajak dengan alternatif nomor TP051 merupakan wajib pajak prioritas paling akhir untuk dilakukan pengawasan dan penelitian lebih lanjut dengan nilai preferensi 0.036.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab terakhir ini, ditarik beberapa kesimpulan yang didapat dari hasil penelitian dan saran-saran yang dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan untuk pengembangan atau riset selanjutnya.

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan metode yang telah diimplementasikan dan hasil uji coba yang diperoleh, maka dapat ditarik beberapa kesimpulan:

1. Hasil menunjukkan bahwa metode yang diusulkan dapat digunakan untuk melakukan pengawasan wajib pajak yang efektif dan efisien.
2. Tabel 4-16 menunjukkan bahwa algoritma C4.5 (A1) adalah algoritma klasifikasi dengan kinerja terbaik untuk mengklasifikasikan kepatuhan wajib pajak berdasarkan dataset penelitian ini dengan nilai preferensi 0.998 sedangkan algoritma MLP (A5) adalah algoritma klasifikasi terendah dengan nilai preferensi 0.131.
3. Tabel 4-51 menunjukkan prioritas pelaporan pajak untuk dilakukan pengawasan pada tingkat kepatuhan goal (4) wajib pajak tidak patuh formal dan material dari hasil klasifikasi algoritma terbaik. Pelaporan pajak alternatif TP233 merupakan pelaporan pajak prioritas utama dengan nilai preferensi 0.433 sedangkan pelaporan pajak alternatif TP051 adalah pelaporan pajak prioritas terendah dengan nilai preferensi 0.036.

5.2 Saran

Beberapa saran atas pengerjaan tesis ini guna pengembangan lebih lanjut diantaranya adalah:

1. Memperluas sumber data seleksi data mining karena semakin banyak kriteria yang digunakan, semakin optimal pengawasan kewajiban pajak oleh wajib pajak dan penghindaran pajak dapat diketahui dan dideteksi sedini mungkin.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR PUSTAKA

- Agarwal, Shivam. 2013. "Data Mining: Data Mining Concepts and Techniques." In *2013 International Conference on Machine Intelligence and Research Advancement*, , 203–7. <http://ieeexplore.ieee.org/document/6918822/>.
- Ahmeda, R.A.E.-D., M. Elemam Shehaba, Shereen Morsya, and Nermeen Mekawiea. 2015. "Performance Study of Classification Algorithms for Consumer Online Shopping Attitudes and Behavior Using Data Mining." *Proceedings - 2015 5th International Conference on Communication Systems and Network Technologies, CSNT 2015*: 1344–49. <http://ieeexplore.ieee.org/document/7280138/%0Ahttps://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84946944459&partnerID=40&md5=1a194e9806749ebe95cbaa10f6967aba>.
- Bramer, Max. 2007. Springer *Principles of Data Mining*.
- Dağdeviren, Metin, Serkan Yavuz, and Nevzat Kiliñç. 2009. "Weapon Selection Using the AHP and TOPSIS Methods under Fuzzy Environment." *Expert Systems with Applications* 36(4): 8143–51.
- Dissanayaka, C. et al. 2016. "Classification of Healthy Subjects and Insomniac Patients Based on Automated Sleep Onset Detection." In *IFMBE Proceedings*,.
- Ertuğrul, Irfan, and Nilsen Karakaşoğlu. 2008. "Comparison of Fuzzy AHP and Fuzzy TOPSIS Methods for Facility Location Selection." *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 39(7–8): 783–95.
- Fayyad, Usama M., Gregory Piatetsky-Shapiro, and Padhraic Smyth. 1996. "From Data Mining to Knowledge Discovery: An Overview." In *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, , 611. http://www.amazon.com/Knowledge-Discovery-Association-Artificial-Intelligence/dp/0262560976/ref=sr_1_1?s=books&ie=UTF8&qid=1308837650&sr=1-1#reader_0262560976.
- Fayyad, Usama, Gregory Piatetsky-Shapiro, and Padhraic Smyth. 1996. "From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases." *AI Magazine* 17(3): 37.
- Grazioso, S. et al. 2017. "ELIGERE: A Fuzzy AHP Distributed Software Platform

- for Group Decision Making in Engineering Design.” In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*,.
- Gupta, D L, A K Malviya, and S Singh. 2012. “Performance Analysis of Classification Tree Learning Algorithms.” *International Journal* 55(6): 39–44.
<http://research.ijcaonline.org/volume55/number6/pxc3882680.pdf%5Cnpapers2://publication/uuid/0468F298-CB9C-4986-AB9B-3B5E98817B09>.
- Halim, Shahliza A, Safaai Deris, and M Zulkifli M Zaki. 2014. “Fuzzy AHP Based Design Decision for Product Line Architecture.” *2014 8th. Malaysian Software Engineering Conference (MySEC)*: 119–24.
<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6986000>.
- Hanusz, Zofia, and Joanna Tarasińska. 2015. “Normalization of the Kolmogorov–Smirnov and Shapiro–Wilk Tests of Normality.” *Biometrical Letters*.
- Jiawei, H et al. 2012. San Francisco, CA, itd: Morgan Kaufmann *Data Mining: Concepts and Techniques*.
<http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Data+Mining+Concepts+and+Techniques#1%5Cnhttp://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Data+mining+concepts+and+techniques%231%5Cnhttp://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Se>.
- Jiawei Han, Micheline Kamber And Jian Pei. 2012. “Data Mining: Concepts and Techniques, Third Edition - Books24x7.” *Morgan Kaufmann Publishers*: 745.
- Jupri, M., and Riyanarto Sarno. 2018. “Taxpayer Compliance Classification Using C4.5, SVM, KNN, Naive Bayes and MLP.” *2018 International Conference on Information and Communications Technology, ICOIACT 2018* 2018–Janua: 297–303.
- Liu, Longjian. 2017. “Biostatistical Basis of Inference in Heart Failure Study.” *Heart Failure: Epidemiology and Research Methods*: 43–82.
- Mayilvaganan, M, and D Kalpanadevi. 2014. “Comparison of Classification Techniques for Predicting the Performance of Students Academic Environment.” *Communication and Network Technologies (ICCNT), 2014 International Conference on Computational Intelligence and Computer*

Research: 113–18.

- Mubarek, Aji Mubalaike, and Esref Adali. 2017. "Multilayer Perceptron Neural Network Technique for Fraud Detection." *2017 International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK)*: 383–87. <http://ieeexplore.ieee.org/document/8093417/>.
- Mulyadi, Martin Surya, and Yunita Anwar. 2015. "Corporate Governance, Earnings Management and Tax Management." *Procedia - Social and Behavioral Sciences* 177: 363–66. <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1877042815017152>.
- Noradachanon, Noraset, and Twittie Senivongse. 2017. "Decision Model for Identity Management Product Selection Using Fuzzy AHP." : 269–75.
- Pavani, Sirigiri, Lokesh Kumar Sharma, and H. S. Hota. 2013. "A Group Expert Evaluation for Teachers by Integrating Fuzzy AHP and TOPSIS Models." In *Proceedings of the 2013 IEEE International Conference in MOOC, Innovation and Technology in Education, MITE 2013*, , 85–90.
- Pratama, Bayu Yudha, and Riyanarto Sarno. 2016. "Personality Classification Based on Twitter Text Using Naive Bayes, KNN and SVM." In *Proceedings of 2015 International Conference on Data and Software Engineering, ICODSE 2015*, , 170–74.
- Rahimikia, Eghbal, Shapour Mohammadi, Teymur Rahmani, and Mehdi Ghazanfari. 2017. "Detecting Corporate Tax Evasion Using a Hybrid Intelligent System: A Case Study of Iran." *International Journal of Accounting Information Systems* 25: 1–17.
- Saaty, T L. 1980. *The Analytic Hierarchy Process* *The Analytic Hierarchy Process*.
- Saaty, Thomas L. 2008. "Decision Making with the Analytic Hierarchy Process." *International Journal of Services Sciences* 1(1): 83. <http://www.inderscience.com/link.php?id=17590>.
- Santosa, Budi. 2007. "DAFTAR PUSTAKA." *Graha Ilmu*: 13–14.
- Singh, Gurpreet, and Manoj Sachan. 2015. "Multi-Layer Perceptron (MLP) Neural Network Technique for Offline Handwritten Gurmukhi Character Recognition." In *2014 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research, IEEE ICCIC 2014*,.

- Sohaib, O., and M. Naderpour. 2017. "Decision Making on Adoption of Cloud Computing in E-Commerce Using Fuzzy TOPSIS." In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*,.
- Suryachandra, Palli. 2017. "Comparison of Machine Learning Algorithms." *3rd International Conference on Science and Technology - Computer (ICST) Comparison* 8(5): 2241–47.
- Walczak, Dariusz, and Aleksandra Rutkowska. 2017. "Project Rankings for Participatory Budget Based on the Fuzzy TOPSIS Method." *European Journal of Operational Research* 260(2): 706–14.
- Wu, Rong Shiunn et al. 2012. "Using Data Mining Technique to Enhance Tax Evasion Detection Performance." *Expert Systems with Applications* 39(10): 8769–77.
- Yan, Zheng. 2016. "Estimating Quality of the Construction Engineering Project Using Fuzzy AHP Approach." In *2016 International Conference on Smart Grid and Electrical Automation (ICSGEA)*, , 98–101. <http://ieeexplore.ieee.org/document/7733807/>.
- Yudatama, Uky, and Riyanarto Sarno. 2016. "Priority Determination for Higher Education Strategic Planning Using Balanced Scorecard, FAHP and TOPSIS (Case Study: XYZ University)." In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*,.
- Zadeh, L.a. 1965. "Fuzzy Sets." *Information and Control* 8(3): 338–53.
- Zhang, Hui et al. 2016. "Novel Naïve Bayes Classification Models for Predicting the Carcinogenicity of Chemicals." *Food and Chemical Toxicology* 97: 141–49.

LAMPIRAN

A. Perhitungan TOPSIS Goal (3) wajib pajak patuh formal

1. Matrik Normalisasi Data Alternatif

Alternatif	C01	C02	C03	C04	C05	C06	C07	C08	C09	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25
TP001	0.06	0.06	0.11	0.12	0.00	0.11	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.06	0.05	0.00	
TP002	0.06	0.06	0.11	0.00	0.00	0.11	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.15	0.13	0.00
TP003	0.06	0.06	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.03	0.01	0.00
TP004	0.06	0.06	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.01	0.00
TP005	0.06	0.06	0.04	0.06	0.00	0.00	0.00	0.05	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP006	0.11	0.06	0.11	0.00	0.00	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.04	0.00	
TP007	0.06	0.06	0.04	0.06	0.00	0.05	0.00	0.04	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00
TP008	0.06	0.06	0.04	0.12	0.00	0.05	0.07	0.03	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00
TP009	0.06	0.06	0.04	0.00	0.00	0.05	0.00	0.04	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
TP200	0.06	0.12	0.04	0.06	0.00	0.11	0.00	0.01	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.01	0.00	
TP201	0.06	0.06	0.11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.15	0.20	0.00	
TP202	0.11	0.06	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02	0.00	
TP203	0.06	0.06	0.11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	-0.02	0.00	
TP204	0.06	0.06	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	

2. Matrik Normalisasi Data Alternatif Terbobot

Alternatif	C01	C02	C03	C04	C05	C06	C07	C08	C09	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25
TP001	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP002	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00
TP003	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP004	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP005	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP006	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP007	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP008	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP009	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP010	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
TP200	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP201	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	
TP202	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP203	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP204	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

3. Matrik Solusi Ideal Positif dan Solusi Ideal Negatif

	C01	C02	C03	C04	C05	C06	C07	C08	C09	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25
A+	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.09	0.02	0.06	0.02	0.02	0.01	0.02	0.05	0.01	0.04	0.02	0.02	0.07	0.02	0.03	0.05	0.01	0.01	0.04
A-	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.04	0.00

4. Nilai Jarak Alternatif

Alternatif	Jarak + (D ₊)	Jarak - (D ₋)
TP001	0.161	0.032
TP002	0.161	0.045

TP003	0.161	0.032
TP004	0.161	0.032
TP005	0.161	0.032
TP006	0.164	0.032
TP007	0.161	0.032
TP008	0.158	0.032
TP009	0.161	0.032
TP010	0.161	0.032
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
TP200	0.164	0.032
TP201	0.164	0.045
TP202	0.164	0.032
TP203	0.164	0.032
TP204	0.164	0.032

5. Nilai Preferensi

Alternatif	Preferensi	Ranking
TP001	0.185	55
TP002	0.209	24
TP003	0.176	107
TP004	0.176	111
TP005	0.173	160
TP006	0.181	70
TP007	0.174	133
TP008	0.180	77
TP009	0.173	168
TP010	0.180	76
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
TP200	0.175	130
TP201	0.224	15
TP202	0.177	103
TP203	0.167	196
TP204	0.171	194

6. Ranking Alternatif

Alternatif	Preferensi	Ranking
TP147	0.419	1
TP116	0.408	2
TP032	0.397	3
TP148	0.332	4
TP035	0.315	5
TP034	0.314	6
TP033	0.294	7
TP081	0.277	8
TP176	0.263	9
TP042	0.249	10
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
TP196	0.161	200
TP037	0.156	201
TP128	0.155	202
TP038	0.123	203
TP029	0.059	204

B. Perhitungan TOPSIS (2) wajib pajak patuh material

1. Matrik Normalisasi Data Alternatif

Alternatif	C01	C02	C03	C04	C05	C06	C07	C08	C09	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25
TP001	0.03	0.02	0.03	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.03	0.05	0.01	0.00
TP002	0.03	0.02	0.02	0.01	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00
TP003	0.02	0.02	0.03	0.02	0.00	0.01	0.00	0.08	0.27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.00	0.00	0.32	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00
TP004	0.03	0.02	0.02	0.04	0.00	0.04	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02	0.04	0.01	0.00
TP005	0.03	0.02	0.02	0.00	0.00	0.05	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.03	-0.05	0.00
TP006	0.02	0.02	0.02	0.00	0.00	0.02	0.00	0.02	0.01	0.02	0.03	0.00	0.02	0.00	0.03	0.03	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01
TP007	0.03	0.02	0.05	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01
TP008	0.03	0.02	0.05	0.00	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.01	0.01
TP009	0.02	0.02	0.02	0.00	0.00	0.03	0.00	0.19	0.00	0.08	0.16	0.00	0.18	0.07	0.22	0.23	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.00	0.01
TP010	0.03	0.02	0.03	0	0	0.04	0	0.01	0.03	0.01	0.01	0	0.01	0	0	0.01	0.01	0	0	0	0.05	0.09	0.03	0.01	0
.
.
.
TP921	0.03	0.02	0.05	0.03	0.04	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.02	0.05	0.05	0.00
TP922	0.03	0.02	0.02	0.00	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP923	0.03	0.02	0.05	0.02	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP924	0.03	0.02	0.02	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.01	0.03	0.00	0.02	0.03	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02	0.04	0.03	0.04
TP925	0.03	0.02	0.05	0.00	0.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

2. Matrik Normalisasi Data Alternatif Terbobot

Alternatif	C01	C02	C03	C04	C05	C06	C07	C08	C09	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25
TP001	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP002	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP003	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP004	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP005	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP006	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP007	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP008	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP009	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	0.00	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP010	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00
.
.
.
.
TP921	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP922	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP923	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP924	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP925	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

3. Matrik Solusi Ideal Positif dan Solusi Ideal Negatif

	C01	C02	C03	C04	C05	C06	C07	C08	C09	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25
A+	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.04	0.01	0.01	0.01	0.02	0.06	0.01	0.02	0.03	0.02	0.04	0.01	0.02	0.01	0.01	0.00	0.06
A-	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.04	0.00

4. Nilai Jarak Alternatif

Alternatif	Jarak + (D+)	Jarak - (D-)
TP001	0.110	0.055
TP002	0.110	0.055
TP003	0.105	0.055
TP004	0.110	0.055
TP005	0.110	0.045
TP006	0.105	0.055
TP007	0.110	0.055
TP008	0.110	0.055
TP009	0.095	0.055
TP010	0.110	0.055
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
TP921	0.110	0.055
TP922	0.110	0.055
TP923	0.110	0.055
TP924	0.110	0.055
TP925	0.110	0.055

5. Nilai Preferensi

Alternatif	Preferensi	Ranking
TP001	0.302	233
TP002	0.297	729
TP003	0.332	23
TP004	0.301	281
TP005	0.287	898
TP006	0.302	185
TP007	0.298	680
TP008	0.302	227
TP009	0.341	19
TP010	0.306	99
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
TP921	0.310	66
TP922	0.297	817
TP923	0.297	810
TP924	0.310	61
TP925	0.297	800

6. Ranking Alternatif

Alternatif	Preferensi	Ranking
TP108	0.453	1
TP058	0.411	2
TP085	0.402	3
TP699	0.401	4
TP305	0.396	5
TP073	0.387	6
TP797	0.383	7
TP645	0.378	8
TP700	0.375	9
TP077	0.370	10
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
TP040	0.259	921

TP030	0.258	922
TP796	0.251	923
TP419	0.225	924
TP879	0.178	925

C. Perhitungan TOPSIS (1) wajib pajak patuh formal dan material

1. Matrik Normalisasi Data Alternatif

Alternatif	C01	C02	C03	C04	C05	C06	C07	C08	C09	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25		
TP001	0.03	0.02	0.03	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00		
TP002	0.03	0.02	0.02	0.00	0.00	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.32	-0.08	0.00	
TP003	0.02	0.02	0.03	0.04	0.00	0.09	0.00	0.03	0.07	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.00	0.00	0.18	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	
TP004	0.03	0.02	0.05	0.00	0.00	0.09	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.00	0.01	0.00	
TP005	0.02	0.02	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00	0.13	0.16	0.00	0.17	0.00	0.28	0.40	0.09	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.00	0.01	0.00	
TP006	0.03	0.02	0.02	0.00	0.00	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.00	0.00	0.00	
TP007	0.03	0.02	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	
TP008	0.02	0.02	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.31	0.32	0.38	0.48	0.00	0.53	0.78	0.85	0.58	0.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	
TP009	0.03	0.02	0.02	0.00	0.00	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	
TP010	0.02	0.02	0.02	0	0	0	0	0.03	0.13	0.11	0.14	0	0.1	0.11	0.16	0.14	0.02	0	0	0	0	0	0.02	0	0.02	0.00	
.
.
.
.
TP947	0.03	0.02	0.05	0.00	0.00	0.06	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.05	0.05	0.05	0.01	0.00	0.00	
TP948	0.03	0.02	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TP949	0.03	0.02	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	
TP950	0.03	0.02	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.00	0.02	0.03	0.00	0.01	0.04	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.09	0.09	0.01	0.00	0.01	0.00	
TP951	0.03	0.02	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	

2. Matrik Normalisasi Data Alternatif Terbobot

Alternatif	C01	C02	C03	C04	C05	C06	C07	C08	C09	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25		
TP001	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
TP002	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.02	-0.01	0.00	
TP003	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
TP004	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
TP005	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	0.01	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
TP006	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
TP007	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
TP008	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.03	0.01	0.02	0.00	0.02	0.05	0.02	0.04	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
TP009	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
TP010	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
.
.
.
.
.
TP947	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
TP948	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
TP949	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
TP950	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	
TP951	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	

3. Matrik Solusi Ideal Positif dan Solusi Ideal Negatif

	C01	C02	C03	C04	C05	C06	C07	C08	C09	C10	C11	C12	C13	C14	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21	C22	C23	C24	C25
A+	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.04	0.05	0.01	0.02	0.01	0.02	0.05	0.02	0.04	0.03	0.02	0.06	0.01	0.00	0.01	0.00	0.00	0.06
A-	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.03	-0.05	0.00

4. Nilai Jarak Alternatif

Alternatif	Jarak + (D+)	Jarak - (D-)
TP001	0.122	0.063
TP002	0.122	0.045
TP003	0.122	0.063
TP004	0.122	0.063
TP005	0.118	0.071
TP006	0.122	0.063
TP007	0.122	0.063
TP008	0.084	0.100
TP009	0.122	0.063
TP010	0.114	0.063
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
TP947	0.122	0.063
TP948	0.122	0.063
TP949	0.122	0.063
TP950	0.118	0.063
TP951	0.122	0.063

5. Nilai Preferensi

Alternatif	Preferensi	Ranking
TP001	0.307	625
TP002	0.263	948
TP003	0.313	121
TP004	0.312	175
TP005	0.359	9
TP006	0.309	406
TP007	0.307	604
TP008	0.517	1
TP009	0.308	590
TP010	0.341	12
.	.	.

.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
TP947	0.314	78
TP948	0.306	759
TP949	0.308	558
TP950	0.312	143
TP951	0.307	658

6. Ranking Alternatif

Alternatif	Preferensi	Ranking
TP008	0.517	1
TP353	0.479	2
TP121	0.419	3
TP062	0.415	4
TP419	0.411	5
TP290	0.385	6
TP578	0.374	7
TP120	0.360	8
TP005	0.359	9
TP151	0.354	10
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
TP769	0.264	947
TP002	0.263	948
TP544	0.239	949
TP768	0.216	950
TP868	0.181	951

BIOGRAFI PENULIS



M. Jupri, lahir pada 6 Juni 1984 di Bangkalan, Madura, Jawa Timur. Pendidikan S1 di UPN “Veteran” Jawa Timur Jurusan Teknik Informatika dan lulus pada tahun 2007. Selanjutnya melanjutkan pendidikan S2 di Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Departemen Manajemen Teknologi, Fakultas Bisnis Dan Manajemen Teknologipada Magister Teknologi Informasi Bidang Keahlian Manajemen Teknologi Informasi dan lulus pada tahun 2019 dengan tesis berjudul “Klasifikasi Kepatuhan Wajib Pajak Menggunakan Data Mining Dan Perankingan Pengawasan Wajib Pajak Dengan Fuzzy AHP Dan TOPSIS”.

Penulis ini dapat dihubungi melalui alamat e-mail: m.jupri@google.com.