

**IMPLEMENTASI *INTELLIGENCE DECISION SUPPORT SYSTEM*
DYNAMIC UNTUK MENENTUKAN TINGKAT KERUSAKAN
SEKTOR PASCA BENCANA ALAM MENGGUNAKAN
MODIFIED-TOPSIS DAN *NEURAL NETWORK***

SKRIPSI

**Oleh:
FENTI YULIA KRISTANTI
NIM. 17650023**



**JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2021**

**IMPLEMENTASI INTELLIGENCE DECISION SUPPORT SYSTEM
DYNAMIC UNTUK MENENTUKAN TINGKAT KERUSAKAN
SEKTOR PASCA BENCANA ALAM MENGGUNAKAN
MODIFIED-TOPSIS DAN NEURAL NETWORK**

SKRIPSI

**Diajukan kepada:
Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)**

**Oleh:
FENTI YULIA KRISTANTI
NIM. 17650023**

**JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2021**

HALAMAN PERSETUJUAN

**IMPLEMENTASI INTELLIGENCE DECISION SUPPORT SYSTEM
DYNAMIC UNTUK MENENTUKAN TINGKAT KERUSAKAN
SEKTOR PASCA BENCANA ALAM MENGGUNAKAN
MODIFIED-TOPSIS DAN NEURAL NETWORK**

SKRIPSI

**Oleh:
FENTI YULIA KRISTANTI
NIM. 17650023**

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Tanggal: 07 Juni 2021

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II

Agung Teguh Wibowo Almais, M.T
NIDT. 19860301201802011235

Dr. Muhammad Faisal, M.T
NIP. 19740510 200501 1 007

Mengetahui,
Ketua Jurusan Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang

Dr. Cahyo Crysdian
NIP. 19740424 200901 1 008

HALAMAN PENGESAHAN

**IMPLEMENTASI INTELLIGENCE DECISION SUPPORT SYSTEM
DYNAMIC UNTUK MENENTUKAN TINGKAT KERUSAKAN
SEKTOR PASCA BENCANA ALAM MENGGUNAKAN
MODIFIED-TOPSIS DAN NEURAL NETWORK**

SKRIPSI

Oleh:

FENTI YULIA KRISTANTI

NIM. 17650023

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

Pada Tanggal: 07 Juni 2021

Susunan Dewan Penguji		Tanda Tangan
Penguji Utama	: <u>Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT</u> NIP. 197710202009121001	()
Ketua Penguji	: <u>A'la Syauqi, M.Kom</u> NIP. 19771201 200801 1 007	()
Sekretaris Penguji	: <u>Agung Teguh Wibowo Almais,</u> <u>M.T</u> NIDT. 19860103201802011235	()
Anggota Penguji	: <u>Dr. M. Faisal, M.T</u> NIP. 19740510 200501 1 007	()

Mengetahui dan Mengesahkan,
Ketua Jurusan Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang

Dr. Cahyo Crysdian
NIP. 19740424 200901 1 008

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Fenti Yulia Kristanti
NIM : 17650023
Fakultas : Sains dan Teknologi
Jurusan : Teknik Informatika
Judul Skripsi : Implementasi *Intelligence Decision Support System Dynamic* Untuk Menentukan Tingkat Kerusakan Sektor Pasca Bencana Alam Menggunakan *Modified-TOPSIS* dan *Neural Network*

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambilalihan data, tulisan atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan Skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 7 Juni 2021
Yang membuat pernyataan,



Fenti Yulia Kristanti
NIM. 17650023

HALAMAN MOTTO

“Work as if there’s no tomorrow”

HALAMAN PERSEMBAHAN

الْحَمْدُ لِلَّهِ رَبِّ الْعَالَمِينَ

Tidak ada kata yang bisa diucapkan selain rasa beryukur penulis kepada Allah SWT yang telah memberikan nikmat Kesehatan sehingga dalam pengerjaan skripsi ini penulis mendapatkan kelancaran sampai terselesaikannya sampai tahap sidang akhir skripsi ini. Tak lupa ucapan Terimakasih kepada keluarga penulis khususnya kedua orang tua yakni Bapak Kristiyono, SH dan Ibu Alfiah yang selalu memberikan doa, memberikan nasihat dan *support* sehingga penulis dapat sampai kepada tahap ini. Demikian juga rasa Terima kasih penulis ucapkan kepada kakak saya Friska Fris Wulandari, S.T.P yang selalu mendukung saya dan selalu ada ketika saya dalam keadaan sulit.

Serta rasa Terimakasih penulis terhadap Bapak Agung Teguh Wibowo Almais, M.T selaku dosen pembimbing dan Bapak Dr. M. Faisal, M.T yang telah memberikan bimbingan berupa saran, motivasi dan dukungan sehingga saya bisa sampai ke tahap ini.

Dalam pembuatan skripsi ini tentunya ada teman di samping saya yang senantiasa membantu ketika saya berada dalam kesulitan, saya ucapkan terima kasih kepada Kukuh Rahmadani yang selalu menjawab pertanyaan yang tidak saya pahami terkait program-program yang saya kerjakan, dan kepada Shinta Rizki yang telah menjadi teman berfikir dan teman bertukar pikiran dikala saya mengalami hambatan ketika mengerjakan skripsi ini. Semoga selalu dilancarkan dalam segala urusannya. آمين

KATA PENGANTAR

Dalam perjalanan penulis menyelesaikan skripsi yang berjudul “Implementasi *Intelligence Decision Support System Dynamic* Untuk Menentukan Tingkat Kerusakan Sektor Pasca Bencana Alam Menggunakan *Modified-TOPSIS* dan *Neural Network* “ ini tak henti-hentinya mengucap rasa syukur karena diberikan kelancaran dan kemudahan.

Skripsi ini telah berhasil diselesaikan oleh penulis atas bantuan dari beberapa pihak.

Sehingga penulis ingin menyampaikan ucapan terimakasih kepada:

1. Bapak Agung Teguh Wibowo Almais, M.T yang telah memberikan ilmu yang bermanfaat bagi saya dan selalu mendukung di setiap langkah pengerjaan skripsi ini.
2. Bapak Dr. M. Faisal, M.T yang telah memberikan ilmu yang bermanfaat kepada saya.
3. Bapak Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT dan Bapak A’la Syauqi, M.Kom selaku dosen penguji yang telah memberikan bimbingan serta saran pada skripsi ini.
4. Ayah dan Ibu yang selalu memberikan motivasi dan doa serta mendukung setiap langkah saya.
5. Seluruh teman-teman Unocore yang telah memberikan semangat, dukungan serta informasi yang bermanfaat kepada penulis ketika mengalami kesulitan.

Semoga karya ini dapat bermanfaat bagi teman-teman semua khususnya adik tingkat yang akan melakukan penelitian serupa. Semoga ilmu yang tertuang dalam tulisan ini dapat bermanfaat bagi generasi penerus bangsa.

Malang, 07 Juni 2021

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	iv
HALAMAN MOTTO	v
HALAMAN PERSEMBAHAN	vi
KATA PENGANTAR.....	vii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR TABEL	xiii
ABSTRAK	xv
ABSTRACT	xvi
المخلص.....	xvii
BAB I.....	1
PENDAHULUAN	1
1.1 LATAR BELAKANG	1
1.2 Pernyataan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian	5
1.4 Batasan Masalah	5
1.5 Manfaat Penelitian	5
BAB II	6
STUDI LITERATUR	6
2.1 Penelitian Terkait	6
2.2 Decision Suport System Dynamic (DSSD)	12
2.3 Modified Topsis	14
2.4 Neural Network.....	18
2.4.1 Single Layer Perceptron.....	20
BAB III.....	23
METODOLOGI PENELITIAN	23
3.1 Desain Penelitian	23

3.1.1 <i>Data Collection</i>	24
3.1.2 Desain Sistem	27
3.1.2.1 Rancangan Sistem Input	30
3.1.2.2 Penentuan Bobot Menggunakan <i>Pairwise Comparison</i>	31
3.1.2.2.1 Bobot pada sub sektor Keadaan Bangunan.....	31
3.1.2.2.2 Bobot pada sub sektor Keadaan Struktur Bangunan	32
3.1.2.2.3 Bobot pada sub sektor Kondisi Fisik Bangunan Rusak Sebesar.....	33
3.1.2.2.4 Bobot pada sub kriteria Fungsi Bangunan	33
3.1.2.2.5 Bobot pada sub kriteria Kondisi Penunjang Lainnya	34
3.1.2.3 Rancangan Sistem Ouput.....	35
3.1.3 Uji Coba.....	37
3.2 Perhitungan Manual Modified-Topsis	39
3.2.1 Membuat Matriks Keputusan.....	39
3.2.2 Matriks Ternormalisasi (R).....	39
3.2.3 Matriks Normalisasi Terbobot (Y)	40
3.2.4 Matriks Positive Ideal Solution (A+).....	40
3.2.5 Matriks Negative Ideal Solution (A-)	40
3.2.6 Matriks Jarak Solusi Ideal Positif (D+) Jarak Solusi Ideal Negatif (D-)	40
3.2.7 Perangkingan	41
3.3 Perhitungan Manual <i>Neural Network</i>	41
3.3.1 Single Layer Perceptron.....	42
3.3.2 Perhitungan Linier (Y).....	42
3.3.3 Hitung Fungsi Aktivasi (Sigmoid).....	43
3.3.4 Hitung Nilai Error	43
3.3.5 Bobot Baru	43
3.4 Implementasi Sistem.....	43
3.4.1 User Interface.....	44
3.4.2 Tampilan Home	44
3.4.3 Tampilan Menu Data Kriteria.....	44
3.4.4 Tampilan Menu Pembobotan Kriteria	45
3.4.5 Tampilan Menu Sektor	46
3.4.6 Tampilan Menu Alternatif	46

3.4.7 Tampilan Menu Jenis Bencana	47
3.4.8 Tampilan Menu Data Pola	48
3.4.9 Tampilan Menu Surveyor	49
BAB IV	52
Uji Coba dan Pembahasan	52
4.1 Uji Coba	52
4.1.1 Pengukuran Akurasi Metode Modified-Topsis	55
4.1.2 Pengukuran Presisi Metode Modified-Topsis	56
4.1.3 Pengukuran Recall Metode Modified-Topsis	56
4.1.4 Pengukuran F-Measure Metode Modified-Topsis	57
4.1.5 Pengukuran Akurasi Metode Neural Network	62
4.1.6 Pengukuran Presisi Metode Neural Network	62
4.1.7 Pengukuran Recall Metode Neural Network	63
4.1.8 Pengukuran F-Measure Metode Neural Network	63
4.2 Pembahasan	64
4.3 Integrasi Islam	66
BAB V	68
KESIMPULAN DAN SARAN	68
5.1 KESIMPULAN	68
5.2 SARAN	70
DAFTAR PUSTAKA	72

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Perkembangan DSS	10
Gambar 2. 2 <i>Artificial Intelligence (AI)</i> terhadap manajemen penyakit diabetes	12
Gambar 3. 1 <i>Flowchart</i> desain penelitian.....	23
Gambar 3.2 <i>Flowchart</i> Sistem	29
Gambar 3.3 Desain Database	29
Gambar 3.4 Menu Tampilan Utama (Home).....	44
Gambar 3.5 Menu Kriteria.....	45
Gambar 3.6 Menu Pembobotan	46
Gambar 3.7 Menu Sektor	46
Gambar 3.8 Menu Daftar Alternatif	47
Gambar 3.9 Menu Jenis Bencana	47
Gambar 3.10 Menu Data Pola	48
Gambar 3.11 Menu Perhitungan TOPSIS pada data pola	49
Gambar 3.12 Hasil Pencarian Data Pola Berdasarkan Jenis Bencana dan Sektor	50
Gambar 3.13 Hasil Update Bobot Menggunakan Neural Network Single Layer Perceptron.....	50
Gambar 3.14 Hasil Proses Modified-Topsis.....	51
Gambar 3.15 Data Surveyor Berhasil di Simpan	51
Gambar 4.1 <i>Confusion Matrix Modified-Topsis</i>	65
Gambar 4.2 <i>Confusion Matrix Neural Network</i>	66
Gambar 5.1 Grafik Perbandingan Pengujian Menggunakan Confusion Matrix .	69

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Contoh Data Bencana.....	24
Tabel 3.2 Data Alternatif.....	25
Tabel 3.3 Data Kriteria.....	25
Tabel 3.4 Sektor dan Sub Sektor.....	25
Tabel 3.5 Skala Pembobotan dan Penilaian.....	26
Tabel 3.6 Kriteria.....	31
Tabel 3.7 sub sektor Keadaan Bangunan.....	31
Tabel 3.8 sub sektor Keadaan Struktur Bangunan.....	32
Tabel 3.9 sub sektor Kondisi Fisik Bangunan Rusak Sebesar.....	33
Tabel 3.10 Sub kriteria Fungsi Bangunan.....	33
Tabel 3.11 Sub Kriteria Kondisi Penunjang Lainnya.....	34
Tabel 3.12 Bobot masing-masing kriteria.....	35
Tabel 3.13 Kategori Kerusakan Pasca Bencana.....	36
Tabel 3.14 Keterangan pada rumus presisi, akurasi, dan recall.....	38
Tabel 3.15 Perhitungan Matriks Keputusan.....	39
Tabel 3.16. Matriks Ternormalisasi.....	39
Tabel 3.17 Matriks Normalisasi Terbobot.....	40
Tabel 3.18 Matriks Solusi Ideal Positif (A+).....	40
Tabel 3.19 Matriks Solusi Ideal Negatif (A-).....	40
Tabel 3.20 Matriks D+ dan D-.....	40
Tabel 3.21 Perangkingan beserta alternatif.....	41
Tabel 3.22 Bobot.....	42
Tabel 3.24 Bias.....	42
Tabel 3.25 Perhitungan Linier (Y).....	42
Tabel 3.26 Nilai Fungsi Aktivasi.....	43
Tabel 3.27 Nilai Error.....	43
Tabel 3.28 Update bobot baru.....	43
Tabel 4.1 Data dan hasil Confusion Matrix Metode Modified-Topsis.....	53
Tabel 4.2 Uji Coba Sistem.....	55
Tabel 4.3 Data dan hasil Confusion Matrix Metode Neural Network.....	59

Tabel 4.4 Uji Coba Sistem	61
---------------------------------	----

ABSTRAK

Kristanti, Fenti Yulia. 2021. *Implementasi Intelligence Decision Support System Dynamic Untuk Menentukan Tingkat Kerusakan Sektor Pasca Bencana Alam Menggunakan Modified-TOPSIS dan Neural Network*. Skripsi. Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing : (I) Agung Teguh Wibowo Almais, M.T (II) Dr. M. Faisal, M.T

Kata Kunci : Sistem Pendukung Keputusan, Jaringan Syaraf Tiruan, Topsis-Modifikasi.

Indonesia merupakan negara rawan terjadi bencana. Pada penelitian ini membahas tentang pasca bencana bagian rehabilitasi rekonstruksi yang menangani berbagai sektor atau komponen pemulihan yaitu pemukiman, infrastruktur, ekonomi dan sosial. Rehabilitasi rekonstruksi merupakan salah satu upaya pemerintah dalam menata kembali sektor setelah bencana menghantam suatu daerah. Permasalahan yang banyak ditemukan adalah penilaian terhadap tingkat kerusakan suatu sector tidak memiliki kriteria dan acuan yang jelas, oleh karena itu penilaian dari masing-masing surveyor kepada Badan Penanggulangan Bencana Daerah menjadi berbeda. Sehingga untuk menentukan tingkat kerusakan sektor pasca bencana alam penulis mengembangkan suatu Intelligence Decision Support System Dynamic (IDSSD) yang menggunakan modified metode MCDM klasik yaitu Modified-TOPSIS agar dapat diterapkan di daerah manapun yang terdampak bencana alam. Selain itu dengan menggunakan integrasi metode Artificial Intelligence dengan Neural Network dapat menghasilkan hasil yang lebih obyektif. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui tingkat akurasi dari metode yang digunakan. Hasil dari penelitian ini adalah metode Modified-TOPSIS dan Neural Network dapat di implementasikan untuk menentukan tingkat kerusakan suatu sector akibat bencana alam. Metode Modified-Topsis memiliki tingkat akurasi sebesar 75%, sedangkan metode Neural Network-Modified Topsis sebesar 81%. Dalam penelitian ini metode Neural network memiliki kinerja yang lebih baik dibanding Modified-Topsis tanpa Neural Network.

ABSTRACT

Kristanti, Fenti Yulia. 2021. *Implementation of Dynamic Intelligence Decision Support System to Determine the Damage Level of Sector Post-Natural Disasters Using Modified-TOPSIS and Neural Network*. Theses. Departement of Informatics, Faculty of Science and Technology, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University of Malang. Supervisor: (I) Agung Teguh Wibowo Almais, M.T (II) Dr. M. Faisal, M.T

Keyword : *Decision Support System, Neural Network, Modified-Topsis.*

Indonesia is a disaster-prone country. This study discusses the post-disaster rehabilitation section which handles various sectors or recovery, namely settlement, infrastructure, economic and social. Rehabilitation and reconstruction is one of the government's efforts to restructure the sector after it hits an area. The problem that is often found is the problem of the level of damage to a sector that does not have clear criteria and desires, therefore the assessment of the Regional Disaster Management Agency is different. So to determine the level of damage to the natural disaster sector, the author developed an Intelligence Decision Support System Dynamic (IDSSD) that uses the classically modified MCDM method, namely Modified-TOPSIS so that it can be applied in any area that is a natural disaster. In addition, using the integration of Artificial Intelligence methods with Neural Networks can produce more objective results. The purpose of this study was to determine the level of accuracy of the method used. The results of this study are the Modified-TOPSIS and Neural Network methods can be implemented to determine the level of damage to a sector due to natural disasters. The Modified-Topsis method has an accuracy rate of 75%, while the Neural Network-Modified Topsis method has an accuracy of 81%. In this study, the Neural network method has a better performance than the Modified-Topsis without a Neural Network.

الملخص

كريستانتني ، فينتي يوليا . ٢٠٢١ . تنفيذ نظام استخبارات ديناميكي لدعم القرار لتحديد مستوى الضرر للقطاع بعد الكوارث الطبيعية باستخدام معدل توبسيس والشبكة العصبية. أطروحة. قسم هندسة المعلوماتية بكلية العلوم والتكنولوجيا مولانا مالك إبراهيم الدولة الإسلامية جامعة مالانج. مستشار : (١) أجونج تيجوه ويوو ألميس ، إم تي (٢) دكتور. فيصل ، م. تي

الكلمات الرئيسية : نظام دعم قرار الذكاء الديناميكي ، توبسيس، الشبكة العصبية

إندونيسيا بلد معرض للكوارث. تناقش هذه الدراسة قسم إعادة التأهيل بعد الكارثة من إعادة الإعمار الذي يتعامل مع مختلف قطاعات أو مكونات التعافي ، وهي المستوطنات والبنية التحتية والاقتصاد والمجتمع. إعادة التأهيل وإعادة الإعمار هي إحدى جهود الحكومة لإعادة هيكلة القطاع بعد وقوع كارثة في منطقة ما. المشكلة التي يتم العثور عليها في كثير من الأحيان هي أن البيانات من المساحين في الميدان مع البيانات من وكالة إدارة الكوارث ليست دقيقة. هذا لأنه في وقت جمع البيانات الأولية ، كان يُنظر إلى المعايير المستخدمة من قبل المساحين في هذا المجال على أنها مختلفة بحيث كانت مختلفة في تصنيف البيانات الموجودة. لذلك لتحديد مستوى الضرر الذي لحق بالقطاع بعد وقوع كارثة طبيعية ، طور المؤلف نظام ديناميكي لدعم اتخاذ القرار الاستخباراتي يستخدم طريقة الكلاسيكية المعدلة ، وهي تقنية معدلة لترتيب التفضيل عن طريق التشابه مع الحل المثالي (توبسيس) بحيث يمكن تطبيقه في أي منطقة متضررة من الكوارث الطبيعية. بالإضافة إلى ذلك ، يمكن أن يؤدي استخدام تكامل أساليب الذكاء الاصطناعي مع الشبكات العصبية إلى نتائج أكثر موضوعية. كان الغرض من هذه الدراسة هو تحديد مستوى دقة الطريقة المستخدمة. نتائج هذه الدراسة هي الأسلوب المعدل لترتيب الأفضلية عن طريق التشابه مع طريقة الحل المثالي (توبسيس) ويمكن تنفيذ الشبكة العصبية لتحديد مستوى الضرر الذي يلحق بالقطاع بسبب الكوارث الطبيعية. تتميز طريقة بمعدل دقة يبلغ 75٪ ، بينما تتميز طريقة توبسيس المعدلة بالشبكة العصبية بدقة 81٪. في هذه الدراسة ، تتميز طريقة الشبكة العصبية بأداء أفضل من الطريقة المعدلة بدون شبكة عصبية.

BAB I PENDAHULUAN

1.1 LATAR BELAKANG

Indonesia kerap kali diterjang berbagai bencana alam sehingga perlunya petugas yang cepat tanggap dalam menanggulangi bencana tersebut. Rehabilitasi merupakan bentuk penanganan pasca bencana alam sebagai upaya pemerintah dalam menata kembali sektor setelah bencana alam menghantam suatu daerah. Adapun badan yang melakukan rehabilitasi ialah Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD). Selain itu juga merupakan salah satu bentuk implementasi dari Al-Quran Surat Al-Baqarah Ayat 153 yang berbunyi:

يَا أَيُّهَا الَّذِينَ ءَامَنُوا اسْتَعِينُوا بِالصَّبْرِ وَالصَّلَاةِ إِنَّ اللَّهَ مَعَ الصَّابِرِينَ

Artinya: Hai orang-orang yang beriman, jadikanlah sabar dan shalat sebagai penolongmu, sesungguhnya Allah beserta orang-orang yang sabar

Pada ayat Al quran diatas menjelaskan bahwa dibalik kesedihan (bencana) melanda suatu kaum dan kaum tersebut sabar dalam menghadapi kesedihan tersebut maka akan ada kabar gembira di kesedihan tersebut. Kabar gembira yang dimaksud dalam ayat Al-Quran tersebut salah satunya adalah bentuk rehabilitasi rekonstruksi pasca bencana alam yang dilakukan oleh pemerintah, karena dengan adanya rehabilitasi rekonstruksi pasca bencana dapat meringankan beban korban dalam kesedihan (bencana).

Dalam rangka pelaksanaan rehabilitasi yang baik maka diperlukan data maupun informasi yang akurat sehingga dapat memperlancar proses pemulihan suatu sector pasca bencana alam oleh tim Perencanaan dan Pengendalian Penanggulangan Bencana (P3B). Permasalahan yang banyak ditemukan adalah penilaian terhadap tingkat kerusakan suatu sector tidak memiliki kriteria dan acuan yang jelas, oleh karena itu penilaian dari masing-masing surveyor kepada Badan Penanggulangan Bencana Daerah menjadi berbeda. Oleh karena itu diperlukan suatu sistem untuk meminimalisir ketidakakuratan data yang diterima

oleh Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD), sistem tersebut salah satunya adalah *Decision Support System* sehingga dapat ditetapkan kriteria-kriteria menjadi tidak berbeda-beda bagi setiap surveyor untuk menilai tingkat kerusakan suatu sector pasca bencana alam.

Pada penelitian Almais *et.al* (2016) menyebutkan bahwa metode *Multi Criteria Decision Making* (MCDM) dapat digunakan untuk menentukan jenis kerusakan dan kerugian pasca bencana alam untuk membantu penyusunan aksi pemulihan suatu sector pasca bencana alam. Pada penelitian tersebut menggunakan metode ME-MCDM (*Multi Expert-Multi Criteria Decision Making*) yang merupakan jenis dari metode metode MCDM. Pada penelitian ini mengimplementasikan metode metode MCDM klasik yang akan diintegrasikan secara intensif dengan *Artificial Intelligence* yaitu *Neural Network*. Teknik kecerdasan buatan dapat dimanfaatkan di semua komponen DSS, seperti di basis data, basis pengetahuan, basis model dan antarmuka. Sistem memanfaatkan teknik kecerdasan buatan untuk meningkatkan dukungan bagi pembuat keputusan.

Dalam penelitian Janjua dan Hussain (2012) berpendapat bahwa DSS tradisional tidak fleksibel dalam menanggapi sesuatu yang dinamis dan tidak memiliki kemampuan untuk membuat penilaian. Pada awalnya muncul penggunaan software *intelligence* untuk *bussiness intelligence*. Tujuannya untuk menghasilkan informasi yang dapat ditindaklanjuti sehingga dapat diakses dan mudah dipahami. Sebagian besar aplikasi DSS tradisional tidak dilengkapi dengan kemampuan inferensi, karena banyak informasi implisit yang masih belum ditemukan sehingga menghasilkan keputusan bisnis dan strategi bisnis yang kurang optimal. Munculnya adopsi *world wide web* telah menyebabkan perkembangan *intelligence web DSS*. Teknologi tersebut memiliki potensi untuk mengurangi beberapa batasan DSS, membuatnya fleksibel, dapat dipelihara dan dapat digunakan kembali. Oleh karena itu, sangatlah penting bagi organisasi untuk menggunakan *Intelligence DSS* untuk menangani informasi yang tidak lengkap dan bertentangan. Menurut Wren (2013) Alat kecerdasan

buatan seperti *fuzzy logic*, *evolutionary computing*, *artificial neural network* bila dikombinasikan dengan DSS memberikan bantuan yang kuat dalam memecahkan masalah terapan sulit yang sering kali *real-time*. *Intelligence* pada penelitian ini digunakan untuk menjembatani data yang tidak cerdas pada sistem.

Beberapa penelitian juga telah banyak dilakukan dengan menggunakan metode MCDM untuk menggali berbagai informasi dari sebuah *database* pasca bencana alam, seperti perhitungan kerusakan dan kerugian pasca bencana alam (*Damage and Loss Assessment*) menggunakan metode ECLAC (*Economic Commission for Latin America and Caribbean*) oleh Oetari *et.al* (2014), penggunaan ME-MCDM (*Multi Expert-Multi Criteria Decision Making*) untuk aksi pemulihan sektor pasca bencana alam oleh Almais *et.al* (2016). Pada jurnalnya (Malekia, Soffianiana, Koupaia, & Pourmanafia, 2018) telah menjelaskan bahwa metode MC-SDSS (*Multi Criteria-Spatial Decision Support System*) dapat diimplementasikan untuk menentukan prioritas restorasi lahan basah dan alat agar dapat mengurangi resiko negatif pada waktu musim kering.

Dalam penelitian (Kwok & Lau, 2019) menyebutkan bahwa kekurangan dari metode TOPSIS adalah pada penentuan jarak antara nilai *negative ideal solution* (NIS) dengan nilai *positive ideal solution* (PIS) tidak menggunakan acuan yang jelas seperti menggunakan fuzzy atau kesepakatan dari peneliti-peneliti yang sudah ada. Oleh karena itu pada jurnal tersebut untuk pengukuran jarak antara nilai NIS dengan PIS menggunakan rumus *Euclidean Distance*, diharapkan dengan menggunakan acuan rumus *Euclidean Distance* dapat menghasilkan hasil yang lebih bagus.

Dari uraian di atas, untuk menentukan tingkat kerusakan sektor pasca bencana alam diperlukan penelitian dan pengembangan suatu *Intelligence Decision Support System Dynamic* (IDSSD) yang menggunakan modified metode MCDM klasik yaitu *Modified-TOPSIS* untuk digunakan di daerah manapun yang terdampak bencana alam. Selain itu

dengan menggunakan integrasi metode Artificial Intelligence dengan DSSD dapat menghasilkan hasil yang lebih obyektif. Sehingga sistem ini diharapkan dapat mempercepat menolong korban bencana alam dalam menata kembali kehidupan. Seperti pada salah satu ayat Al-Quran Surat At-Taubah Ayat 71 yang berbunyi :

وَالْمُؤْمِنُونَ وَالْمُؤْمِنَاتُ بَعْضُهُمْ أَوْلِيَاءُ بَعْضٍ يَأْمُرُونَ بِالْمَعْرُوفِ وَيَنْهَوْنَ عَنِ الْمُنْكَرِ وَيُقِيمُونَ الصَّلَاةَ وَيُؤْتُونَ الزَّكَاةَ وَيُطِيعُونَ اللَّهَ وَرَسُولَهُ أُولَئِكَ سَيَرْحَمُهُمُ اللَّهُ إِنَّ اللَّهَ عَزِيزٌ حَكِيمٌ

Artinya: Dan orang-orang yang beriman, lelaki dan perempuan, sebahagian mereka (adalah) menjadi penolong bagi sebahagian yang lain. Mereka menyuruh (mengerjakan) yang ma'ruf, mencegah dari yang munkar, mendirikan shalat, menunaikan zakat dan mereka taat pada Allah dan Rasul-Nya. Mereka itu akan diberi rahmat oleh Allah; sesungguhnya Allah Maha Perkasa lagi Maha Bijaksana.

Pada Surat At-Taubah Ayat 71 diatas dijelaskan bahwa sebagian dari lelaki dan perempuan saling tolong-menolong bagi sebagian yang lain. Tolong menolong merupakan salah satu bentuk sikap yang ma'ruf dan sangat dianjurkan di dalam al quran. Rehabilitasi atau menata kembali kehidupan korban bencana alam merupakan bentuk perbuatan tolong menolong dan ma'ruf yang dilakukan pemerintah terhadap rakyat yang terdampak bencana.

1.2 Pernyataan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dibahas pada sub-bab sebelumnya, dapat dinyatakan permasalahan dalam penelitian ini adalah *Bagaimana menentukan tingkat akurasi metode Modified-TOPSIS dan Neural Network yang di implementasikan untuk penentuan tingkat kerusakan sektor pasca bencana alam?*

1.3 Tujuan Penelitian

Mengetahui tingkat akurasi metode Modified-TOPSIS dan *Neural Network* yang di implementasikan untuk penentuan tingkat kerusakan sektor pasca bencana alam.

1.4 Batasan Masalah

1. Menggunakan data Blitar, Jawa Timur.
2. Metode yang digunakan adalah Modified-Topsis dan *Neural Network*.

1.5 Manfaat Penelitian

1. Manfaat penelitian ini bagi pengguna adalah mempermudah para surveyor untuk menentukan tingkat kerusakan sektor pasca bencana alam sehingga memudahkan para surveyor untuk menentukan jumlah bantuan yang harus diberikan kepada para korban yang terkena dampak bencana alam.
2. Manfaat penelitian ini untuk peneliti adalah mengetahui tingkat akurasi penerapan Modified-Topsis dan *Neural Network*.

BAB II

STUDI LITERATUR

2.1 Penelitian Terkait

Chowdary (2007) menjelaskan bahwa DSS digunakan untuk pemilihan pusat permesinan intensif. Rata-rata multi-kriteria digunakan dalam proses pengambilan keputusan mereka untuk menentukan peringkat alat berat yang dievaluasi sehubungan dengan beberapa kriteria seperti produktivitas, fleksibilitas, ruang, kemampuan beradaptasi, presisi, biaya, keandalan, keselamatan, lingkungan, serta pemeliharaan dan servis. Jelas bahwa meskipun model DSS telah dikembangkan untuk mengatasi masalah pemilihan peralatan mesin, pendekatan *Neural Network* berbasis AI yang spesifik terhadap pemilihan pusat permesinan diperlukan karena *Neural Network* dapat memiliki kemampuan untuk memecahkan masalah yang sulit bagi manusia.

Dalam penelitian Almais *et. al* (2016) Tim pengamat ditunjuk dan dituntut untuk tanggap darurat terutama untuk daerah tempat terjadi bencana termasuk mengembalikan aktivitas warga dan wilayah setelah terjadi bencana alam. Selama ini para tim surveyor tidak memiliki kriteria yang jelas untuk penyusunan rehabilitasi sehingga dibutuhkan suatu sistem pendukung keputusan yang akan lebih mempermudah dan mempercepat pekerjaan tim surveyor. Hal pertama dalam mengolah data adalah memecah data setelah bencana untuk membahas kriteria, jenis bencana, jumlah bantuan dan tindakan atas upaya yang telah dilakukan. Alternatif penentuan yang paling banyak adalah jenis kerusakan. Jika jenis kerusakan diketahui maka jumlah bantuan dan jenis tindakan atau upaya yang harus dilakukan juga akan menjadi dikenal. Metode yang digunakan adalah *Multi Expert Criteria Decision Making (MECDM)*, dimana data pelatihan yang telah di proses menggunakan MECDM dapat membentuk *pattern data* untuk menilai tingkat kerusakan setelah bencana alam.

Bachriwindi *et. al* (2019) berpendapat bahwa ketika tim surveyor menentukan perencanaan pemulihan kerusakan akibat bencana timbul masalah ketidakakuratan data. Sehingga penulis membuat suatu *Decision Support System* (DSS) yang diharapkan dapat membantu dan mempercepat tim pengamat bencana dalam melaporkan tingkat kerusakan suatu sektor terhadap bencana. Ada 2 data yang digunakan dalam penelitian penulis yang menggunakan metode *Weighted Product* (WP) yakni data pola dan data uji. Data pola merupakan data yang diproses menggunakan metode WP untuk memudahkan pengguna menggunakan sistem, sedangkan data uji merupakan data yang di input oleh pengguna yang memasukkan jenis bencana, kriteria dan nilai kriteria.

Pada penelitian Almais *et. al* (2019) selanjutnya dilakukan penelitian dalam pembuat keputusan dengan menggunakan *Dynamic Decision Support System* yang merupakan model DSS terbaru. Metode yang digunakan adalah *Fuzzy-Weighted Product*. Metode Fuzzy-WP dapat digunakan sebagai metode *Dynamic Decision Support System* untuk membantu *surveyor* menyiapkan rehabilitasi untuk aksi rekontruksi pasca bencana. Tetapi waktu relaksasi metode Fuzzy-WP semakin banyak data semakin lama. Jadi, semakin banyak data pola semakin lama waktu respons.

Nugraha dan Retnowati (2015) melakukan pengembangan sistem pendukung keputusan dengan menggunakan *Neural Network Backpropagation*. Pada penelitian tersebut Sistem Pendukung Keputusan mengembangkan pandangan dan penilaian yang interaktif dalam membuat suatu keputusan kedalam model Analisa dan basis data. Pada metode *Neural Network* dimana pada tiap-tiap inputan layer akan dilakukan pengujian untuk mendapatkan perbandingan nilai hasil akhir dari data pelatihan. Hasil akhir tersebut nantinya berupa angka yang mendekati angka 0 atau lebih kecil. Setelah hasil akhir didapatkan maka dapat diteruskan ke proses selanjutnya.

Penelitian serupa juga dilakukan oleh Pujianto *et. al* (2017) dimana *neural network* digunakan untuk uji validasi dan testing. Pemberian bobot atau pemberian nilai awal bertujuan untuk mencari nilai keakuratan pada tahap pengujian model. Pemberian nilai bobot dilakukan secara *random* dengan nilai antara 0 sampai 1. Langkah selanjutnya adalah *feed forward* untuk menghitung fungsi sigmoid pada tiap-tiap neuron pada masing-masing layer dengan nilai keluaran 0 sampai 1. Setelah keluaran fungsi sigmoid didapatkan akan dilakukan proses propagasi balik untuk meminimalkan nilai kesalahan agar mendapatkan nilai output terbaik.

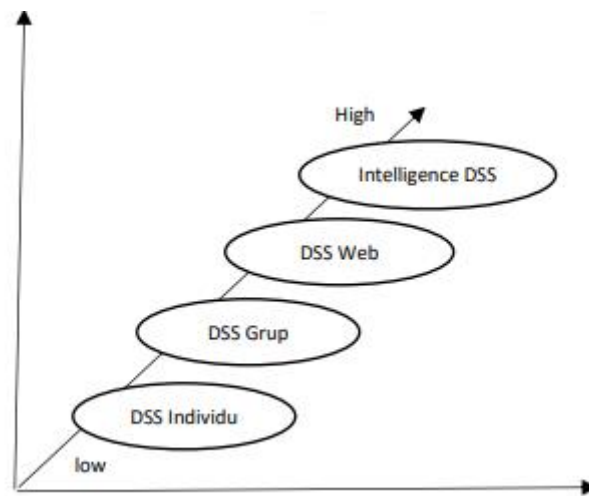
Menurut Yulianti (2013) *Neural Network* dapat mempelajari *pattern data* pada *Decision Support System* untuk pemodelan masalah. Bias pada bobot akan dirubah untuk membedakan nilai antara jaringan output dan target output. Setelah nilai bias bobot didapatkan akan menghasilkan nilai *training* untuk dilakukan pengujian terhadap jaringan yang telah *training*. Sistem cerdas *Neural Network* menggunakan *feed forward* dan *backpropagation* yang akan digunakan sebagai pola pelatihan.

Penelitian serupa yang membahas Sistem Pendukung Keputusan menggunakan *Backpropagation* juga dilakukan oleh Utomo dan Ipmawati (2016) bahwa *Backpropagation* menggunakan nilai hasil error output pada *feed forward* untuk memperbaiki nilai bobot pada setiap neuron dengan cara perambatan kearah mundur dengan menggunakan fungsi sigmoid.

Menurut Yunitarini (2014) cara kerja dari *Neural Network* adalah dengan cara merubah setiap data yang akan menjadi input ke dalam bentuk matrik atau numerik. Kemudian dilakukan pembobotan untuk memperoleh hasil keluaran (target). Tujuan dari *Neural Network* adalah meminimalkan error, jadi apabila error yang dihasilkan pada saat proses *backpropagation* lebih kecil dari nilai error sebelumnya maka dapat dikatakan *Neural Network* tersebut sudah optimal.

Syamsiah (2020) dalam penelitiannya menyimpulkan bahwa *neural network* dalam mencocokkan pola di dalam data lebih akurat untuk menentukan harga telur. Pengumpulan data yang andal dan rekayasa data yang tepat adalah persiapan awal untuk model *neural network* yang sukses. Dalam penelitian yang dilakukan oleh Janjua dan Hussain (2012) mengembangkan system Intelligent Web-DSS. Peneliti tersebut berpendapat bahwa DSS tradisional tidak fleksibel dalam menanggapi situasi dinamis dan tidak memiliki kemampuan untuk membuat penilaian, tidak seperti manusia yang mungkin dapat membuat keputusan bahkan dalam situasi di mana informasi tersebut mungkin kurang. Oleh karena itu, peneliti tersebut memiliki kategori sistem khusus guna menggantikan pembuat keputusan yang terampil, melainkan system yang dapat membantu dalam berbagai pengambilan keputusan. Selama beberapa dekade terakhir, kemajuan dalam teknologi Internet, *World Wide Web (WWW)* dan *Artificial Intelligence (AI)* telah membangkitkan kembali minat dalam penggunaan software intelligence untuk aplikasi bisnis. Meskipun desain dan pengembangan DSS telah berlangsung selama lebih dari 40 tahun, DSS masih mengalami banyak keterbatasan. Pada awalnya muncul penggunaan *software intelligence* untuk *bussiness intelligence*. Tujuannya untuk menghasilnya informasi yang dapat ditindaklanjuti sehingga dapat diakses dan mudah dipahami. *Business intelligence* sebagai istilah telah digunakan secara bergantian dengan *Decision Support system (DSS)*, sistem informasi eksekutif, dan sistem informasi manajemen. *Business intelligence (BI)* tersebut merupakan penggunaan kecerdasan perangkat lunak untuk menghasilkan informasi yang dapat ditindaklanjuti yang disampaikan pada waktu yang tepat, dan segera dapat diakses, mudah dipahami, dan dapat diekspor ke perangkat lunak lain untuk membantu proses pengambilan keputusan bisnis. Dari perspektif BI, sistem Web-DSS yang kuat seperti itu akan mampu melakukan penalaran pada data melintasi batas-batas organisasi. Gambar 1. adalah area pertumbuhan dan penelitian potensial dalam Intelligent Web-DSS. Keterbatasan arus Web DSS, yaitu kemampuan untuk menangani data informasi yang tidak

lengkap dan bertentangan informasi, dapat diatasi dengan menerapkan formalisme argumentasi berbasis logika yang sekarang dikenal sebagai *Intelligence Decision Support System (IDSS)*.

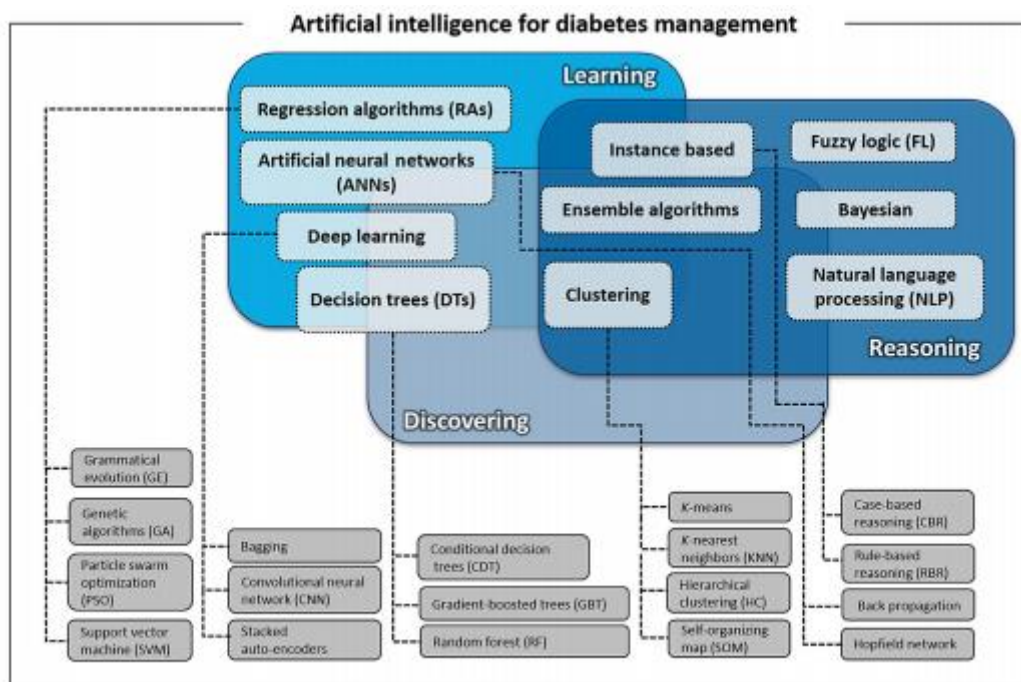


Gambar 2. 1 Perkembangan DSS

Sebagian besar aplikasi DSS tidak dilengkapi dengan kemampuan inferensi, karenanya banyak informasi implisit yang masih belum ditemukan sehingga menghasilkan keputusan bisnis dan strategi bisnis yang kurang optimal. Munculnya dan adopsi World Wide Web telah menyebabkan perkembangan Intelligent Web-DSS. Teknologi WWW memiliki potensi untuk mengurangi beberapa batasan DSS, membuatnya fleksibel, dapat dipelihara dan dapat digunakan kembali. Keterbatasan Web DSS saat ini, yaitu kemampuan untuk menangani informasi yang tidak lengkap dan bertentangan dapat diatasi dengan menerapkan IDSS. Oleh karena itu, sangatlah penting bagi organisasi untuk menggunakan *Intelligence DSS (IDSS)*.

Penelitian terkait lainnya dilakukan oleh Contreas *et.al* (2020) mengenai penerapan *Intelligence Decision Support system (IDSS)* terhadap penyakit diabetes. Di setiap fase penyembuhan diabetes, seperti diagnosis ketepatan waktu pasien dalam manajemen diri, dan perawatan medis berkelanjutan diperlukan untuk mencegah komplikasi akut misalnya nefropati, retinopati, kardiovaskular atau stroke. Selain pengobatan, penatalaksanaan diabetes

memerlukan kepatuhan pada serangkaian perilaku perawatan diri yang seringkali sangat memberatkan pasien. Menjadwalkan makan dengan teratur, menghitung karbohidrat, berolahraga, memantau kadar glukosa darah, dan menyesuaikan upaya setiap hari. Efek dari ketidakpatuhan terhadap pengobatan yang direkomendasikan tidak langsung terlihat dan komplikasi jangka panjang mungkin membutuhkan waktu bertahun-tahun untuk berkembang. Oleh karena itu, terapi diabetes tersebut kompleks, dan keputusan terapeutik perlu mempertimbangkan berbagai faktor medis dan aktivitas terkait gaya hidup yang harus dioptimalkan untuk meningkatkan kualitas hidup pasien diabetes. *Artificial Intelligence (AI)* adalah bidang yang berkembang pesat, dan aplikasinya untuk penelitian diabetes berkembang lebih pesat. Dengan memeriksa tantangan paling kompleks dalam manajemen diabetes, penulis tersebut mengidentifikasi serangkaian studi dengan tujuan mempelajari upaya terbaru DSS yang mendukung *Artificial Intelligence (AI)* untuk manajemen diabetes. Berikut ini adalah beberapa *Artificial Intelligence (AI)* yang pernah di gunakan untuk manajemen penyakit diabetes.



Gambar 2. 2 *Artificial Intelligence (AI)* terhadap manajemen penyakit diabetes

Artificial Intelligence (AI) semakin menarik perhatian dalam bidang ini karena jumlah data yang diperoleh secara elektronik dari pasien yang menderita diabetes telah meningkat secara eksponensial. Melalui metode yang kompleks dan disempurnakan, *Artificial Intelligence (AI)* telah terbukti menyediakan alat manajemen yang berguna untuk menangani penyimpanan data tambahan. Dengan demikian, AI telah memainkan peran kunci dalam pengenalan sistem sebagai alat bantu terapeutik rutin untuk pasien diabetes.

Penelitian mengenai *Intelligence Decision Support system (IDSS)* terhadap penyakit diabetes juga dilakukan oleh Ozdemir *et.al* (2020) menggunakan *Artificial Neural Network (ANN)*. Perkembangan ANN terinspirasi oleh teknologi pemrosesan informasi otak manusia. Algoritma tersebut mensimulasikan cara kerja sistem saraf biologis sederhana. Sel saraf simulasi mengandung neuron, dan neuron ini membentuk jaringan dengan menghubungkan satu sama lain dengan berbagai cara. ANN mampu mempelajari, menghafal, dan mengidentifikasi hubungan antar data. Penggunaannya telah meningkat dalam beberapa tahun terakhir untuk mendapatkan informasi yang paling akurat dan terkini serta untuk memastikan pengembangan solusi yang paling sesuai.

2.2 Decision Support System Dynamic (DSSD)

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Chan *et. al* (2016) berpendapat bahwa Terlepas dari pengakuan keputusan yang menggunakan Decision Support System (DSS) dapat dibuat lebih cepat dan akurat daripada keputusan tanpa bantuan, sering mengejutkan bahwa calon pengguna tidak selalu memanfaatkan DSS untuk mendukung pengambilan keputusan mereka. Hal ini menimbulkan kebutuhan untuk memahami bagaimana mendorong penggunaan DSS.

Namun, beberapa studi tentang penggunaan DSS telah menyimpulkan bahwa kinerja keputusan tidak selalu meningkat dengan peningkatan penggunaan DSS.

Menurut Utomo dan Ipmawati (2016) *Decision Suport System* menganalisis dan mengumpulkan data sehingga menghasilkan informasi baru. *Decision Suport System* (Sistem Pendukung Keputusan) sebagai wadah informasional, DSS berbeda dengan sistem informasi lainnya. DSS dirancang secara penuh oleh manusia. Sehingga sistem ini dapat mengolah suatu informasi untuk memberikan keputusan kepada pengguna agar lebih akurat bahkan lebih cepat. *Decision Suport System* dapat dikombinasikan dengan kecerdasan buatan sehingga menjadi sistem yang dapat ditindaklanjuti.

Dengan berkembangannya teknologi, DSS menjadi sistem yang dinamis dengan istilah *Decision Suport System Dynamic (DSSD)*. Janjua dan Hussain (2012) juga mengatakan bahwa DSS tradisional tidak fleksibel dalam menanggapi situasi dinamis dan tidak memiliki kemampuan untuk membuat penilaian, tidak seperti manusia yang mungkin dapat membuat keputusan bahkan dalam situasi di mana informasi tersebut mungkin kurang. Maka *Decision Support System (DSS)* mulai dikembangkan menjadi dinamis. *Decision Suport System Dynamic (DSSD)* memiliki perbedaan dengan *Decision Suport System (DSS)*, yaitu *Decision Support Sistem (DSS)* yang tidak mengubah sistem yang sudah berjalan saat menambahkan kriteria dan alternatif. Dengan konsep *Decision Suport System Dynamic (DSSD)*, *Decision Suport System Dynamic (DSSD)* cocok jika diterapkan untuk membantu P3B dalam melakukan penilaian tingkat kerugian dan kerusakan sektor pascabencana akibat standar Kriteria yang digunakan untuk perlakuannya suatu hari nanti meningkat atau kurang tergantung pada kebijakan pemerintah Almais *et.al* (2016). Hasil akhir pada sistem ini akan memberikan saran berdasarkan data yang diperoleh dari tim surveyor.

Perbedaan Dynamic DSS dan DSS adalah:

a. *Decision Support System (DSS)*

Tidak mengubah sistem yang sudah berjalan saat menambahkan kriteria dan alternatif.

b. *Dynamic Decision Support System (DDSS)*

Cocok digunakan untuk melakukan penilaian tingkat kerugian dan kerusakan setelah bencana karena standar kriteria yang digunakan akan meningkat atau kurang tergantung pada kebijakan pemerintah.

Fase dalam Dynamic Decision Support System:

- a. Masukkan kriteria
- b. Masukkan tingkat kepentingan
- c. Masukkan alternatif
- d. Proses
- e. Uji hasil dengan data yang memiliki karakteristik yang sama
- f. Mendapatkan hasil yang di inginkan oleh pengguna

2.3 Modified Topsis

Selvachandran dan Peng (2018) berpendapat bahwa metode TOPSIS didasarkan pada prinsip bahwa solusi ideal adalah alternatif yang paling jauh dari *Negative Ideal Solution (NIS)* dan paling dekat dengan *Positive Ideal Solution (PIS)*. Maka digunakan rumus euclidian distance untuk menghitung jarak jauh dari *Negative Ideal Solution (NIS)* dan paling dekat dengan *Positive Ideal Solution (PIS)*.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Kwok dan Lau (2019) metode VS-TOPSIS yang diusulkan dapat menghindari kemungkinan argumen di antara para peneliti tentang metode pengukuran pemisahan atau kesamaan antara dua nilai atau set yang tidak jelas. Penelitian tersebut menggunakan Euclidian Distance standar yang memungkinkan para pengguna

menentukan peringkat alternatif berdasarkan keinginan mereka atas informasi yang dikonfirmasi dan informasi yang tidak pasti dengan menyesuaikan bobot. Oleh karena itu untuk memperbaiki metode TOPSIS tradisional penulis menggunakan metode *Pairwise Comparison* untuk menentukan bobot kepentingan karena pada metode TOPSIS tradisional belum ada acuan yang pasti untuk menentukan bobot kepentingan. Perbaikan metode TOPSIS tradisional tersebut yang dinamakan dengan modified TOPSIS.

Menurut Zhuang *et.al* (2020) matriks *Pairwise Comparison* adalah inti dari masalah pengambilan keputusan dengan berbagai kriteria. Matriks *Pairwise Comparison* adalah alat yang efisien untuk menganalisis preferensi relatif dari system pembuat keputusan. Matriks ini telah diterapkan secara luas dalam analisis pengambilan keputusan dengan berbagai kriteria. Hal tersebut juga didukung oleh penulis untuk mengurangi ketidakkonsistenan pemberian bobot pada kriteria. Metode ini menggunakan skala dasar dengan nilai dari 0 hingga 9 untuk menilai preferensi sehubungan dengan sepasang kriteria (Li dan Wang, 2013).

Metodologi yang ditunjukkan oleh Gangurde dan Akarte (2013) menggunakan contoh telepon seluler dimana alternatif desain produk dihasilkan berdasarkan preferensi pelanggan sebagai masukan untuk analisis regresi kemudian dilakukan evaluasi dan pemeringkatan menggunakan metode TOPSIS yang dimodifikasi. Metodologi yang diilustrasikan dalam penelitian ini menyediakan alat yang berharga bagi pembuat keputusan dengan menghilangkan risiko terkait dalam konfigurasi desain produk yang sangat memuaskan harapan pelanggan. Sebagai kesimpulan, modified TOPSIS pada penelitian ini berfungsi untuk evaluasi dan meranking kan konfigurasi produk sehingga memberikan keputusan yang terbaik.

Berikut adalah langkah-langkah metode Topsis:

1. Membuat matriks data awal dengan rumus:

$$\begin{array}{c}
C_1 \quad C_2 \quad \dots \quad C_n \\
L_1 \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2n} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ X_{m1} & X_{m2} & \dots & X_{mn} \end{bmatrix} \\
L_2 \\
\vdots \\
L_n
\end{array} \quad (2.1)$$

Keterangan:

L = Alternatif

C = Mengacu pada kriteria

X = Kriteria

Matriks tersebut disebut dengan matriks keputusan yang terdiri dari alternatif dan kriteria.

2. Matriks Ternormalisasi (R)

Langkah ini mengubah berbagai dimensi atribut menjadi non-dimensi atribut yang memungkinkan perbandingan antar kriteria. Karena kriterianya bermacam-macam biasanya diukur dalam berbagai unit, skor dalam matriks evaluasi X harus diubah ke skala yang dinormalisasi. Berikut adalah rumus Matriks Ternormalisasi (R):

$$r_{ij} = \frac{X_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (2.2)$$

3. Matriks Normalisasi Terbobot (Y)

Untuk mendapatkan matriks ternormalisasi terbobot kalikan data ternormalisasi dengan bobot. Berikut adalah rumus Matriks Normalisasi Terbobot (Y):

$$y_{ij} = w_j \cdot r_{ij} \quad (2.3)$$

4. Matriks Solusi Ideal Positif (A+) dan Negatif (A-)

Identifikasi alternatif ideal yang positif (kinerja ekstrim pada setiap kriteria) dan mengidentifikasi alternatif ideal negatif (membalikkan kinerja ekstrem pada masing-masing kriteria). Solusi positif yang ideal adalah solusi yang memaksimalkan

keuntungan kriteria dan meminimalkan kriteria biaya sedangkan solusi ideal negative memaksimalkan kriteria biaya dan meminimalkan kriteria manfaat.

a. Solusi Ideal Positif (A+)

$$A^+ = \{(\max y_{ij} | j \in J), (\min y_{ij} | j \in J'), I = 1, 2, 3, \dots, m\} \quad (2.4)$$

b. Solusi Ideal Negatif (A-)

$$A^- = \{(\min y_{ij} | j \in J), (\max y_{ij} | j \in J'), I = 1, 2, 3, \dots, m\} \quad (2.5)$$

Keterangan:

J = himpunan kriteria keuntungan (benefit criteria)

J' = himpunan kriteria biaya (cost criteria)

y_{ij} = elemen dari matriks keputusan yang ternormalisasi terbobot Y

y_{+j} = $\max\{y_{ij}\}$; jika j adalah atribut keuntungan (benefit criteria)

y_{+j} = $\min\{y_{ij}\}$; jika j adalah atribut biaya (cost criteria)

y_{-j} = $\min\{y_{ij}\}$; jika j adalah atribut keuntungan (benefit criteria)

y_{-j} = $\max\{y_{ij}\}$; jika j adalah atribut biaya (cost criteria)

$j = 1, 2, 3, \dots, n$

5. Positive Ideal Solution Distance (D+) dan Negative Ideal Solution Distance (D-)

a. Jarak Solusi Ideal Positif (D+)

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (y_i^+ - y_{ij})^2} \quad (2.6)$$

b. Jarak Solusi Ideal Negatif (D-)

$$D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (y_{ij} - y_i^-)^2} \quad (2.7)$$

6. Nilai Preferensi

Menghitung nilai preferensi ditujukan untuk mendapat hasil yang optimal dengan rumusan sebagai berikut:

$$V_i = \frac{D_i^-}{D_i^- + D_i^+} \quad (2.8)$$

2.4 Neural Network

Chung *et. al* (2007) berpendapat bahwa *Neural Network* mengacu pada sistem neuron, baik organik atau buatan. Jaringan saraf dapat beradaptasi dengan perubahan masukan, sehingga jaringan tersebut akan memberikan hasil terbaik tanpa perlu mendesain ulang kriteria keluaran. *Neural Network* berisi lapisan node yang saling berhubungan. Setiap node adalah perceptron dan mirip dengan regresi linier berganda. Perceptron memasukkan sinyal yang dihasilkan oleh regresi linier berganda ke dalam fungsi aktivasi yang mungkin nonlinier.

Dalam multi-layered perceptron (MLP), perceptron disusun dalam lapisan yang saling berhubungan. Lapisan masukan mengumpulkan pola masukan. Lapisan keluaran memiliki klasifikasi atau sinyal keluaran yang dapat dipetakan oleh pola masukan. Lapisan tersembunyi menyempurnakan bobot masukan hingga margin kesalahan jaringan neural minimal. Dihipotesiskan bahwa lapisan tersembunyi mengekstrapolasi fitur yang menonjol dalam data masukan yang memiliki kekuatan prediksi terkait keluaran. Algoritma ini menjelaskan ekstraksi fitur, yang menyelesaikan utilitas yang mirip dengan teknik statistik seperti analisis komponen utama.

Menurut Chowdary (2017) Pendekatan *Neural Network Feedforward* telah diterapkan pada berbagai macam masalah manufaktur. *Neural Network* memiliki kemampuan pelatihan untuk memecahkan masalah yang sulit dilakukan oleh komputer konvensional atau manusia. *Neural Network* merupakan sistem pemrosesan informasi yang terdiri dari kumpulan unit

pemrosesan sederhana, disebut sebagai node atau neuron, yang dihubungkan bersama oleh tautan dengan berbagai kekuatan atau bobot. Tautan biasanya searah, seperti dalam kasus biologis sistem. Kekuatan tautan dalam jaringan adalah nilai tetap yang telah ditentukan sebelumnya, yang biasanya ditetapkan melalui algoritma pelatihan *backpropagation* yang diawasi. Unit pemrosesan memiliki status aktivasi, yang bervariasi seiring waktu. Setiap unit pemrosesan memiliki fungsi keluaran, yang memetakan domain tak terbatas, ke rentang yang telah ditentukan sebelumnya.

Dalam model sederhana, lapisan pertama adalah lapisan masukan, diikuti oleh satu lapisan tersembunyi, dan terakhir oleh lapisan keluaran. Setiap lapisan dapat berisi satu atau lebih neuron. Model dapat menjadi semakin kompleks, dan dengan peningkatan abstraksi dan kemampuan pemecahan masalah dengan meningkatkan jumlah lapisan tersembunyi, jumlah neuron di setiap lapisan, dan jumlah jalur antar neuron.

Ada beberapa tipe jaringan syaraf, antara lain:

1. Bobot

Bobot merupakan istilah untuk neuron-neuron atau jaringan yang menghubungkan informasi menuju neuron-neuron yang lain.

2. Bias

Fungsi bias adalah untuk memberikan makna terhadap informasi yang di inputkan. Ketika mempunyai inputan yang bernilai 0, bilangan tersebut akan mempunyai makna ketika diperhitungkan dengan perceptron. Karena semua yang dikalikan dengan 0 hasilnya akan 0, sehingga diperlukan nilai bias tersebut.

3. Input Layer

Input merupakan sebuah informasi yang akan diproses dan diteruskan oleh neuron-neuron (bobot) menuju hidden layer ataupun output layer tergantung pada jumlah layer yang diinginkan.

4. Hidden Layer

Informasi-informasi yang diberikan oleh neuron dari lapisan sebelumnya akan diteruskan menuju lapisan ke lapisan, mulai dari lapisan input menuju lapisan output melalui lapisan lainnya, lapisan lainnya tersebut dikenal dengan sebutan lapisan tersembunyi (hidden layer).

5. Output Layer

Informasi-informasi yang telah di olah pada lapisan sebelumnya, informasi tersebut akan sampai pada keluaran (output).

2.4.1 Single Layer Perceptron

Single Layer Perceptron merupakan kombinasi linear nilai input terhadap bobot. Tahap proses pembelajaran di Single Layer Perceptron adalah mensubstitusi nilai pada data pelatihan ke dalam model arsitektur Single Layer Perceptron, dengan tujuan memperbarui bobot-bobot model yang dihasilkan bernilai optimal. Data validasi kemudian dimasukkan ke dalam model yang dibentuk oleh proses pelatihan. Setelah proses pembelajaran selesai, data uji akan dimasukkan ke dalam rumus yang sama untuk menentukan label untuk setiap data.

Berikut adalah langkah-langkah Single Layer Perceptron:

1. Perhitungan Linier (Y)

Perhitungan linier diperoleh dari penjumlahan nilai bias dengan perkalian antara input dan bobot. Berikut adalah rumus perhitungan linier (Y):

$$Y = \sum \text{input} \times \text{bobot} + \text{Bias} \quad (2.9)$$

2. Fungsi Aktivasi (Sigmoid)

Setelah proses perkalian input dan bobot lalu dilakukan penjumlahan semua, langkah selanjutnya adalah mengenai hasil perhitungan tersebut dengan fungsi aktivasi. Berikut adalah rumus fungsi aktivasi:

$$\text{Sigmoid} (\sum \text{input} \times \text{bobot} + \text{Bias}) \quad (2.10)$$

$$\text{Sigmoid} = \frac{1}{1 + (\exp(-Y))} \quad (2.11)$$

3. Error

Perhitungan nilai Error sendiri sangat berguna dalam mengupdate bobot. Secara intuitif adalah 'kecilkan error untuk mencari bobot terbaik untuk masing-masing input'. Berikut adalah rumus untuk menghitung error:

$$\text{Error} = (\text{LabelTarget} - \text{Sigmoid})^2 \quad (2.12)$$

Rumus tersebut menghitung selisih nilai target dan fungsi aktivasi, mengkuadratkannya. Nilai target adalah nilai random antara 0 dan 1. Sedangkan sigmoid merupakan fungsi aktivasi terhadap nilai Y.

4. Bobot Baru

Setelah error diketahui maka dapat dihitung bobot baru dengan menggunakan rumus berikut:

$$\text{Bobot Baru} = \text{Bobot} - \text{Learning Rate} \times \frac{\partial \text{Error}}{\partial \text{Bobot}} \quad (2.13)$$

Keterangan:

1. Bobot = nilai bobot awal yang telah ditentukan.

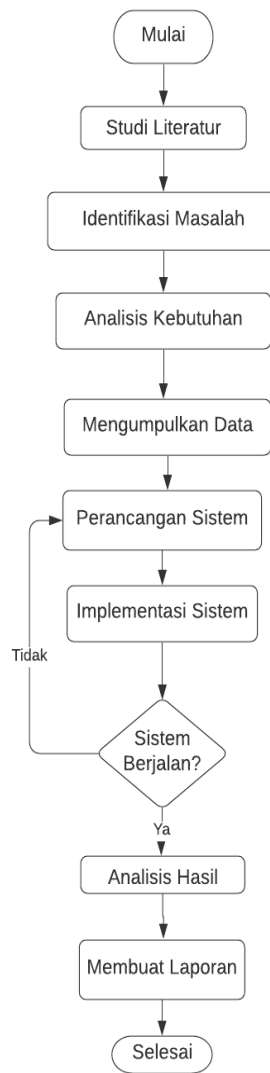
2. Learning Rate = Nilai Random antara 0 – 1.

3. $\partial Error / \partial Bobot = -2 \times (\text{LabelTarget} - \text{Sigmoid}) \times \text{Sigmoid} \times (1 - \text{Sigmoid}) \times \text{input}$

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Desain Penelitian

Desain penelitian merupakan langkah-langkah yang ditempuh penulis untuk memudahkan pengerjaan dalam penelitian ini.



Gambar 3. 1 *Flowchart* desain penelitian

Sebelum melakukan penelitian hal pertama yang harus dilakukan adalah studi literatur untuk mendapatkan referensi yang akan dijadikan acuan dalam penelitian. Setelah mendapatkan referensi hal selanjutnya yang dilakukan adalah identifikasi masalah sehingga kebutuhan dalam penelitian dapat di analisis. Setelah rumusan masalah dan kebutuhan ditemukan maka hal selanjutnya yang dilakukan adalah pengumpulan data. Kemudian, sistem mulai dirancang dan mulai untuk implementasi sistem. Jika sistem berjalan maka hal yang dilakukan selanjutnya adalah analisa hasil, jika sistem tidak berjalan maka sistem akan di tinjau ulang pada bagian perancangan sistem sehingga sistem tersebut berhasil berjalan. Setelah sistem berjalan maka hal terakhir yang dilakukan adalah membuat laporan.

3.1.1 Data Collection

Pengumpulan data dalam penelitian ini berupa data sekunder, dimana data sekunder adalah data yang didapatkan dari lembaga atau pihak peneliti lainnya. Data tersebut didapat dari rekapan bencana alam dari Badan Penanggulangan Bencana Daerah di Blitar, Jawa Timur. Pada data tersebut terdapat beberapa kriteria yang dapat dijadikan acuan dalam penentuan kerusakan sektor pasca bencana. Dimana kriteria tersebut yang akan mendukung sistem yang akan dirancang untuk surveyor dalam menentukan kerusakan sektor pasca bencana. Data yang diberikan merupakan hasil survey di lapangan langsung oleh surveyor berupa kerusakan rumah, instansi, jembatan, maupun masjid.

Berikut adalah contoh data bencana:

Tabel 3.1 Contoh Data Bencana

Nama Kriteria	Jenis Bencana	Jenis Sektor
Rumah Sdr Kami hanyut	Banjir	Pemukiman
Rumah Sdr sukiran Hanyut	Banjir	Pemukiman
450 Rumah tergenang	Banjir	Pemukiman

Nama Kriteria	Jenis Bencana	Jenis Sektor
10 Rumah tergenang	Banjir	Pemukiman
Bangunan plengsengan sungai hanyut (5 m X 5m) dan terancam ambrol/ rusak (5 m X 15 m)	Banjir	Infrastruktur
5.758 Rumah tergenang	Banjir	Pemukiman
Tanggul plengsengan jebol	Banjir	Infrastruktur
Plengsengn jebol	Banjir	Infrastruktur
Ratusan rumah terendam	Banjir	Pemukiman
15 Rumah hanyut	Banjir	Pemukiman

(Sumber: Data BPBD Jawa Timur, tahun 2010, 2011, 2013.)

Tabel 3.2 Data Alternatif

Kode Alternatif	Nama Alternatif
ALT001	Rusak Ringan
ALT002	Rusak Sedang
ALT003	Rusak Berat

(Sumber: Data BPBD Jawa Timur, tahun 2010, 2011, 2013.)

Hasil akhir merupakan alternatif. Alternatif penentuan yang paling banyak adalah jenis kerusakan. Jika jenis kerusakan telah diketahui maka jumlah bantuan dan jenis Tindakan atau upaya yang harus dilakukan juga akan menjadi dikenal.

Tabel 3.3 Data Kriteria

Kode Kriteria	Nama Kriteria
K001	Keadaan Bangunan
K002	Keadaan Struktur Bangunan
K003	Kondisi Fisik Bangunan Rusak Sebesar
K004	Fungsi Bangunan
K005	Keadaan Penunjang Lainnya

(Sumber: Data BPBD Jawa Timur, tahun 2010, 2011, 2013 dan Data Direktorat Jenderal Cipta Karya, DPU, 2006, Pedoman Teknis Rumah dan Bangunan Gedung Tahan Gempa)

Tabel 3.4 Sektor dan Sub Sektor

Nama Sektor	Nama Sub Sektor
--------------------	------------------------

Ekonomi	Peternakan
	Ruko/ Pertokoan
	Perikanan
	Pertanian
	Pasar
Pemukiman	Prasarana Pemukiman
	Perumahan
Sosial	Lembaga lainnya
	Kesehatan (Puskesmas)
	Agama (Mushola)
	Agama (Masjid)
	Pendidikan
Infrastruktur	Jalan dan Jembatan
	Air Bersih dan Sanitasi (Produksi)
	Energi (Listrik)
	Perhubungan lainnya (Kereta Api)
	Sumber daya air (Tanggul)
	Sumber daya air (Irigasi)
	Telekomunikasi

(Sumber: Rekap data 2020 by BPBD Provinsi)

Tabel 3.5 Skala Pembobotan dan Penilaian

No.	Kriteria	Skala Penilaian	Skala Pembobotan
1.	Keadaan Bangunan	Masih Berdiri	Ringan
		Miring	Sedang
		Roboh Total	Berat
2.	Keadaan Struktur Bangunan	Sebagian Kecil Rusak Ringan	Ringan
		Sebagian Kecil Rusak	Sedang
		Sebagian Besar Rusak	Berat
3.		<30%	Ringan

No.	Kriteria	Skala Penilaian	Skala Pembobotan
	Kondisi Fisik Bangunan Rusak Sebesar	30-50%	Sedang
		>50%	Berat
4.	Fungsi Bangunan	Tidak Berbahaya	Ringan
		Relatif Bahaya	Sedang
		Membahayakan	Berat
5.	Keadaan Penunjang Lainnya	Sebagian Kecil Rusak	Ringan
		Sebagian Besar Rusak	Sedang
		Rusak Total	Berat

(Sumber: Hasil analisis data kerusakan dan kerugian bencana alam tahun 2010, 2011, dan 2013)

3.1.2 Desain Sistem

Metode TOPSIS tradisional merupakan metode TOPSIS yang dalam menentukan hasil perankingan alternatif dengan menggunakan hasil perhitungan *ideal solution* dari suatu kasus dan penentuan tingkat kepentingan (bobot) dalam setiap kriteria. Pada penelitian ini jika diterapkan dengan menggunakan metode TOPSIS tradisional maka hasilnya kurang baik karena tingkat kepentingan (bobot) setiap kriteria memperhitungkan hubungan antara setiap kriteria. Alur Metode TOPSIS tradisional adalah sebagai berikut:

1. Penentuan tingkat Kepentingan (bobot)
2. Membuat matriks keputusan.
3. Membuat matriks ternormalisasi.
4. Membuat matriks ternormalisasi terbobot.
5. Menghitung Solusi ideal positif (A+) dan Solusi ideal Negatif (A-).
6. Menghitung Jarak Solusi ideal positif (D+) dan Jarak Solusi ideal Negatif (D-).

Langkah-langkah diatas merupakan langkah metode TOPSIS tradisional, untuk mengatasi problem seperti diatas maka langkah metode TOPSIS diatas akan di modifikasi

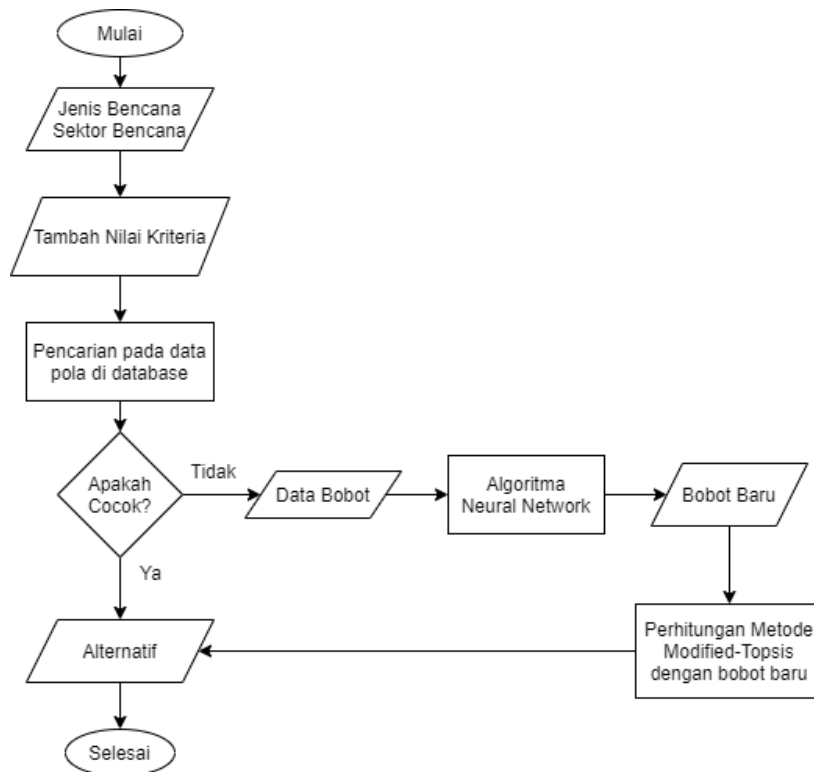
menggunakan *Pairwise Comparison* agar tingkat kepentingan (bobot) setiap kriteria dapat menghasilkan hasil yang lebih baik dari metode TOPSIS tradisional. Berikut langkah-langkah metode modified TOPSIS:

1. Penentuan tingkat Kepentingan (bobot) menggunakan *Pairwise Comparison*
2. Membuat matriks keputusan.
3. Membuat matriks ternormalisasi.
4. Membuat matriks ternormalisasi terbobot.
5. Menghitung Solusi ideal positif (A+) dan Solusi ideal Negatif (A-).
6. Menghitung Jarak Solusi ideal positif (D+) dan Jarak Solusi ideal Negatif (D-).

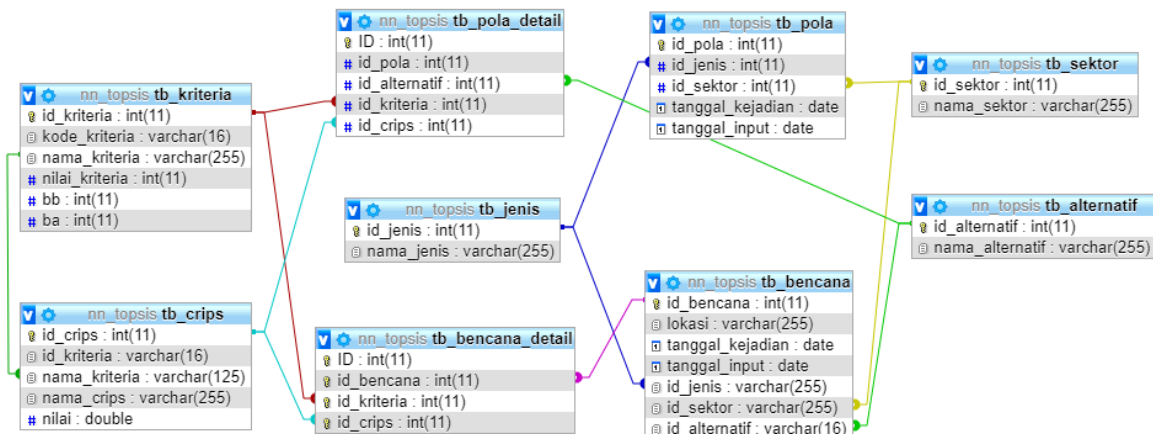
Menurut (Oswaldo, Saikhu, & Amaliah, 2014) *Pairwise Comparison Matrix* merupakan metode yang membandingkan setiap variable yang akan dipasangkan dan diperhitungkan setiap kepentingannya yang memiliki performa yang lebih baik. Pada gambar 4 menunjukkan rancangan desain sistem. Pada sistem ini diidentifikasi terlebih dahulu jenis bencana, sektor dan kriteria yang telah di input oleh *User*. Setelah data diidentifikasi, data tersebut akan di olah menggunakan metode Modified-TOPSIS.

IDSSD yang berjalan akan memproses data pola yang dikumpulkan dari Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BPBD) Kab. Blitar yang akan menjadi acuan jika surveyor ingin menilai tingkat kerusakan suatu bencana. Data pola tersebut berisi jenis bencana, jenis sector, bobot dari setiap kriteria beserta alternatif berupa rusak ringan, rusak sedang dan rusak berat lalu disimpan di database. Surveyor pertama kali akan menginputkan jenis bencana dan jenis sector lalu memberikan bobot pada masing-masing kriteria. Sistem akan secara otomatis mencari jenis bencana, jenis sector beserta bobot kriteria yang cocok. Jika data tersebut cocok maka sistem akan memberikan hasil berdasarkan data pola yang sudah ada. Jika data tersebut tidak cocok maka sistem akan mengupdate nilai bobot dari kriteria yang telah di inputkan oleh surveyor menggunakan *neural network* untuk mencari tingkat kerusakan suatu bangunan akibat

bencana alam menggunakan metode Modified-Topsis sehingga menghasilkan model baru kepada surveyor. Berikut adalah flowchart dan database sistem yang akan berjalan:



Gambar 3.2 Flowchart Sistem



Gambar 3.3 Desain Database

Sistem yang berjalan mempunyai 9 tabel yakni tb_kriteria, tb_crips, tb_pola_detail, tb_jenis, tb_bencana_detail, tb_pola, tb_bencana, tb_sektor, tb_alternatif.

Keterangan relationship antar table:

1. Tb_kriteria berelasi dengan tb_crips, tb_pola_detail dan tb_bencana_detail, dimana 1 kriteria dapat mempunyai banyak sub kriteria dan 1 kriteria dapat digunakan untuk banyak pola dan bencana (one to many).
2. Tb_crips berelasi dengan tb_bencana_detail dan tb_pola_detail, yakni 1 sub kriteria dapat digunakan untuk banyak pola dan bencana (one to many).
3. Tb_jenis berelasi dengan tb_pola dan tb_bencana, yakni pada tb_pola dan tb_bencana mengambil nilai yang ada pada tb_jenis (one to many).
4. Tb_alternatif berisi alternatif yang akan digunakan pada tb_pola_detail dan bencana (one to many).
5. Tb_sektor berisi nama-nama sector yang akan digunakan sebagai data pola dan data bencana pada tb_pola dan tb_bencana (one to many).
6. Tb_bencana_detail mengambil nilai pada tb_kriteria, tb_crips dan tb_bencana (many to one).

3.1.2.1 Rancangan Sistem Input

Pada sistem yang dibangun, input yang dibutuhkan untuk menentukan tingkat kerusakan pada suatu bangunan akibat terjadi bencana yakni kriteria kondisi bangunan, struktur bangunan, kondisi fisik bangunan, fungsi bangunan dan kondisi penunjang lainnya. Kriteria ini akan dihitung menggunakan metode Modified-Topsis untuk memberikan alternatif dari tingkat kerusakan pada bangunan.

Tabel 3.6 Kriteria

Kriteria	Nama Kriteria
K1	Kondisi Bangunan
K2	Kondisi Struktur Bangunan
K3	Kondisi Fisik Bangunan
K4	Fungsi Bangunan
K5	Kondisi Penunjang Lainnya

Pada Tabel 3.7 memberikan informasi Kriteria yang didapatkan dari data pola kerusakan bencana di kota Blitar. Kriteria tersebut antara lain Kondisi Bangunan, Kondisi Struktur Bangunan, Kondisi Fisik Bangunan, Fungsi Bangunan dan Kondisi Penunjang Lainnya.

3.1.2.2 Penentuan Bobot Menggunakan *Pairwise Comparison*

Sesuai dengan konsep metode *Pairwise Comparison* bahwa membandingkan suatu nilai dimulai dari memilah nilai-nilai atribut atau kriteria-kriteria yang paling di prioritaskan. Berikut adalah pembobotan sub kriteria dari masing-masing kriteria dengan menggunakan *Pairwise Comparison*.

3.1.2.2.1 Bobot pada sub sektor Keadaan Bangunan

Tabel 3.7 sub sektor Keadaan Bangunan

Kriteria	Berdiri	Miring	Roboh	Priority Sector (bobot)
Masih berdiri	1	1,5	2,5	0,287683284
Miring	0,666666667	1	2	0,203910068
Roboh Total	0,4	0,5	1	0,108406647
Jumlah	2,066666667	3	5,5	

Keterangan:

1. Sub kriteria “Masih Berdiri” 2,5 kali lebih penting dari sub kriteria ” Roboh”.
2. Sub kriteria “Masih Berdiri” 1,5 kali lebih penting dari sub kriteria ” Miring”.
3. Sub kriteria “Miring” 2 kali lebih penting dari sub kriteria Roboh.

3.1.2.2 Bobot pada sub sektor Keadaan Struktur Bangunan

Tabel 3.8 sub sektor Keadaan Struktur Bangunan

Kriteria	Sebagian Kecil Rusak Ringan	Sebagian Kecil Rusak	Sebagian Besar Rusak	Priority Sector (bobot)
Sebagian Kecil Rusak Ringan	1	1	2	0,243888889
Sebagian Kecil Rusak	1	1	1,5	0,221666667
Sebagian Besar Rusak	0,5	0,666666667	1	0,134444444
Jumlah	2,5	2,666666667	4,5	

Keterangan:

1. Sub kriteria ”Sebagian Kecil Rusak Ringan” 2 kali lebih penting dari sub kriteria ” Sebagian Besar Rusak”.
2. Sub kriteria “Sebagian Kecil Rusak Ringan” 1 kali lebih penting dari sub kriteria “Sebagian Kecil Rusak”.
3. Sub kriteria “Sebagian Kecil Rusak” 1,5 kali lebih penting dari sub kriteria “Sebagian Besar Rusak”

3.1.2.2.3 Bobot pada sub sektor Kondisi Fisik Bangunan Rusak Sebesar

Tabel 3.9 sub sektor Kondisi Fisik Bangunan Rusak Sebesar

Kriteria	<30%	30-50%	>50%	Priority Sector (bobot)
<30%	1	1,5	3	0,3
30-50%	0,666666667	1	2	0,203910068
>50%	0,333333333	0,5	1	0,101955034
Jumlah	2	3	6	

Keterangan:

1. Sub kriteria Kondisi Fisik Bangunan Rusak Sebesar “<30%” 3 kali lebih penting dari sub kriteria Kondisi Fisik Bangunan Rusak Sebesar “>50%”.
2. Sub kriteria Kondisi Fisik Bangunan Rusak Sebesar “<30%” 1,5 kali lebih penting dari sub kriteria Kondisi Fisik Bangunan Rusak Sebesar “30-50%”.
3. Sub kriteria Kondisi Fisik Bangunan Rusak Sebesar “30-50%” 2 kali lebih penting dari sub kriteria Kondisi Fisik Bangunan Rusak Sebesar “>50%”.

3.1.2.2.4 Bobot pada sub kriteria Fungsi Bangunan

Tabel 3.10 Sub kriteria Fungsi Bangunan

Kriteria	Tidak Berbahaya	Relatif bahaya	Membahayakan	Priority Sector (bobot)
Tidak Berbahaya	1	3	4,5	0,45
Relatif Bahaya	0,333333333	1	4	0,244379277
Membahayakan	0,222222222	0,25	1	0,074535679
Jumlah	1,555555556	4,25	9,5	

Keterangan:

1. Sub kriteria “Tidak Berbahaya” 4,5 kali lebih penting dari sub kriteria “Membahayakan”.
2. Sub kriteria “Tidak Berbahaya” 3 kali lebih penting dari sub kriteria “Relatif Bahaya”.
3. Sub kriteria “Relatif Bahaya” 4 kali lebih penting dari sub kriteria “Membahayakan”.

3.1.2.2.5 Bobot pada sub kriteria Kondisi Penunjang Lainnya

Tabel 3.11 Sub Kriteria Kondisi Penunjang Lainnya

Kriteria	Sebagian Kecil Rusak	Sebagian Besar Rusak	Sebagian Rusak Total	Priority Sector (bobot)
Sebagian Kecil Rusak	1	2,5	5	0,4897222222
Sebagian Besar Rusak	0,4	1	4,5	0,307
Sebagian Rusak Total	0,2	0,2222222222	1	0,0771111111
Jumlah	1,6	3,7222222222	10,5	

Keterangan:

1. Sub kriteria “Sebagian Kecil Rusak” 5 kali lebih penting dari sub kriteria “Sebagian Rusak Total”.
2. Sub kriteria “Sebagian Kecil Rusak” 2,5 kali lebih penting dari sub kriteria “Sebagian Besar Rusak”.
3. Sub kriteria “Sebagian Besar Rusak” 4,5 kali lebih penting dari sub kriteria “Sebgain Rusak Total”.

Sehingga didapatkan bobot hasil dari masing-masing sub kriteria sebagai berikut:

Tabel 3.12 Bobot masing-masing kriteria

Kriteria	Sub Kriteria	Bobot
Keadaan Bangunan	Masih Berdiri	0,28
	Miring	0,2
	Roboh Total	0,1
Keadaan Struktur Bangunan	Sebagian Kecil Rusak Ringan	0,24
	Sebagian Kecil Rusak	0,22
	Sebagian Besar Rusak	0,14
Kondisi Fisik Bangunan Rusak Sebesar	<30%	0,3
	30-50%	0,2
	>50%	0,1
Fungsi Bangunan	Tidak Berbahaya	0,45
	Relatif Bahaya	0,24
	Membahayakan	0,07
Keadaan Penunjang Lainnya	Sebagian Kecil Rusak	0,48
	Sebagian Besar Rusak	0,3
	Rusak Total	0,07

3.1.2.3 Rancangan Sistem Ouput

Output dari sistem yang menggunakan metode Modified Topsis dan Neural Network akan menghasilkan keputusan atas 3 alternatif yaitu rusak ringan, rusak sedang dan rusak berat dengan kriteria kerusakan yang telah disajikan pada table 3.13.

Pada Tabel 3.13 menjelaskan informasi Kategori kerusakan, kriteria kerusakan beserta penjelasannya.

Tabel 3.13 Kategori Kerusakan Pasca Bencana

No	Kategori Kerusakan	Kriteria Kerusakan	Uraian Penjelasan
I	Rusak Ringan	Bangunan masih berdiri, sebagian komponen struktur retak (struktur masih bisa difungsikan)	<ul style="list-style-type: none"> - Secara fisik kerusakan < 30% - Bangunan masih berdiri - Sebagian kecil struktur bangunan rusak - Retak-retak pada dinding plesteran - Sebagian kecil komponen penunjang lainnya rusak - Masih bisa difungsikan - Perbaikan ringan
II	Rusak Sedang	Bangunan masih berdiri, sebagian kecil komponen struktur rusak, dan komponen lainnya rusak.	<ul style="list-style-type: none"> - Secara fisik kerusakan 30% - 50% - Bangunan masih berdiri - Sebagian kecil struktur utama bangunan rusak - Sebagian besar komponen penunjang lainnya rusak. - Relatif masih berfungsi - Perbaikan dengan rehabilitasi

No	Kategori Kerusakan	Kriteria Kerusakan	Uraian Penjelasan
III	Rusak Berat	Bangunan Roboh atau sebagian besar atau sebagian besar komponen rusak.	<ul style="list-style-type: none"> - Secara fisik kondisi kerusakan > 50% - Bangunan roboh total - Sebagian besar struktur bangunan rusak - Sebagian besar dinding dan lantai bangunan patah / retak - Komponen penunjang lainnya rusak total - Membahayakan / beresiko difungsikan - Perbaikan dengan rekontruksi

3.1.3 Uji Coba

Data sekunder pada penelitian ini menggunakan data bencana di kota Blitar. Data tersebut perlu diuji coba dengan mendapatkan hasil perhitungan sistem untuk mendapatkan nilai dari Accuracy, Presisi, Recal, dan F-Measure. Untuk pengujian tingkat akurasi ini nantinya diharapkan untuk mengukur penerapan algoritma yang digunakan dalam penelitian ini.

1. Presisi

Presisi adalah tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh system.

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.1)$$

2. Akurasi

Akurasi adalah tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai actual.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3.2)$$

3. Recall

Recall adalah tingkat keberhasilan system dalam menemukan Kembali sebuah informasi.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.3)$$

4. F-Measure

F-Measure memberikan skor tunggal yang menyeimbangkan presisi dan recall dalam satu angka.

Tabel 3.14 Keterangan pada rumus presisi, akurasi, dan recall

		Nilai Sebenarnya	
		True	FALSE
Nilai Prediksi	TRUE	TP (True Positive) Correct Result	FP (False Positive) Unexpected Result
	FALSE	FN (False Negative) Missing Result	TN (True Negative) Correct absence of result

Sedangkan untuk F-Measure berikut adalah rumusnya:

$$\text{F-Measure} = 2 \cdot \frac{\text{Presisi} \cdot \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}} = \frac{2TP}{2TP+FP+FN} \quad (3.4)$$

3.2 Perhitungan Manual Modified-Topsis

Hasil dari perhitungan Modified Topsis nantinya akan digunakan sebagai data pola. Berikut adalah langkah Uji Coba untuk perhitungan manual Modified-Topsis.

3.2.1 Membuat Matriks Keputusan

Pada sub bab 3.1.2.3 telah dijelaskan bahwa penentuan bobot akan ditentukan dengan menggunakan *pairwise comparison*. Setelah bobot ditentukan akan lebih mudah untuk membuat matriks keputusan.

$$\begin{matrix}
 & C_1 & C_2 & \dots & C_n \\
 L_1 & \left[\begin{matrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2n} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ X_{m1} & X_{m2} & \dots & X_{mn} \end{matrix} \right. \\
 L_2 \\
 \vdots \\
 L_n
 \end{matrix} \quad (3.5)$$

Keterangan:

L = Alternatif

C = Mengacu pada kriteria

X = Kriteria

Dengan demikian didapatkan hasil Matriks Keputusan sebagai berikut:

Tabel 3.15 Perhitungan Matriks Keputusan

No	Alternatif	C1	C2	C3	C4	C5
1	Rusak Ringan	0,28	0,24	0,3	0,45	0,48
2	Rusak Sedang	0,2	0,22	0,2	0,24	0,3
3	Rusak Berat	0,1	0,14	0,1	0,07	0,07

3.2.2 Matriks Ternormalisasi (R)

Hasil dari Matriks Ternormalisasi adalah sebagai berikut:

Tabel 3.16. Matriks Ternormalisasi

No	Normalisasi "R"	C1	C2	C3	C4	C5
1	Rusak Ringan	0,781403801	0,6771992	0,801784	0,874157276	0,84158736
2	Rusak Sedang	0,558145572	0,6207659	0,534522	0,466217214	0,5259921
3	Rusak Berat	0,279072786	0,3950329	0,267261	0,135980021	0,12273149

3.2.3 Matriks Normalisasi Terbobot (Y)

Hasil dari perhitungan Matriks Normalisasi Terbobot adalah sebagai berikut:

Tabel 3.17 Matriks Normalisasi Terbobot

Normalisasi"Y"	C1	C2	C3	C4	C5
Rusak Ringan	0,218793064	0,1625278	0,240535	0,393370774	0,40396193
Rusak Sedang	0,15628076	0,1489838	0,160357	0,209797746	0,25247621
Rusak Berat	0,07814038	0,0948079	0,080178	0,061191009	0,05891112

3.2.4 Matriks Positive Ideal Solution (A+)

Hasil dari perhitungan *Positive Ideal Solution* adalah sebagai berikut:

Tabel 3.18 Matriks Solusi Ideal Positif (A+)

	C1	C2	C3	C4	C5
A+	0,218793064	0,1625278	0,240535	0,393370774	0,40396193

3.2.5 Matriks Negative Ideal Solution (A-)

Hasil dari perhitungan *Negative Ideal Solution* adalah sebagai berikut:

Tabel 3.19 Matriks Solusi Ideal Negatif (A-)

A-	0,07814038	0,0948079	0,080178	0,061191009	0,05891112
----	------------	-----------	----------	-------------	------------

3.2.6 Matriks Jarak Solusi Ideal Positif (D+) Jarak Solusi Ideal Negatif (D-)

Jarak Solusi Ideal adalah jarak antara nilai alternatif dengan nilai solusi ideal untuk setiap kriteria.

Tabel 3.20 Matriks D+ dan D-

+		-	
D1	0	D1	0,528665
D2	0,259165547	D2	0,273899
D3	0,52866522	D3	0

3.2.7 Perangkingan

Dengan demikian dapat diurutkan hasilnya dari yang terbesar sampai yang terkecil, dimana nilai preferensi dari alternatif yang terbesar merupakan alternatif terbaik dari data yang ada dan merupakan alternatif yang terpilih, sedangkan alternatif dengan nilai optimasi terendah adalah yang terburuk dari data yang ada. Dalam urutan dari yang terbesar sampai dengan yang terkecil, diperoleh :

Tabel 3.21 Perangkingan beserta alternatif

Nilai Preferensi untuk Setiap alternatif (A)	
A1 (Rusak Ringan)	0
A2 (Rusak Sedang)	0,486179977
A3 (Rusak Berat)	1
Alternatif	1
	A3 (Rusak Berat)

Dengan demikian data yang telah didapat dari proses perhitungan Modified-Topsis akan digunakan sebagai data pola.

3.3 Perhitungan Manual *Neural Network*

Setelah pemrosesan perhitungan data-set menggunakan Modified-Topsis selesai, maka data tersebut menjadi data pola. Pada saat surveyor ingin menilai kerusakan suatu sector sistem akan secara otomatis mencari data yang sudah ada, yakni data pola yang telah di hitung menggunakan Metode Modified-Topsis tersebut dengan kata kunci jenis bencana dan jenis sektor. Jika data yang diinput oleh surveyor tidak ada pada data pola maka sistem akan mencari menggunakan *neural network* dan mengupdate tiap-tiap bobot yang telah di inputkan lalu akan di hitung lagi menggunakan Metode Modified-Topsis untuk memberikan alternatif rusak ringan, rusak sedang dan rusak berat. Berikut adalah perhitungan *Neural Network* dengan menggunakan metode *Single Layer Perceptron*.

3.3.1 Single Layer Perceptron

Pada saat surveyor melakukan penilaian kerusakan terhadap suatu bangunan dengan menginputkan jenis bencana dan jenis sector. Sistem akan secara otomatis mencari nilai yang sama pada data pola, jika tidak ditemukan data pola yang sama, maka kriteria dan nilai kriteria tersebut akan dicari menggunakan neural network. Lalu bobot hasil neural network akan digunakan untuk perhitungan Modified-Topsis sebagai hasil akhir penilaian.

Langkah pertama adalah inialisasi bobot dan nilai input sebagai berikut:

Tabel 3.22 Bobot

bobot 1	0,5
bobot 2	0,5
bobot 3	0,5
bobot 4	0,5
bobot 5	0,5

Tabel 3.23 Input

input 1	1
input 2	2
input 3	3
input 4	2
input 5	1

3.3.2 Perhitungan Linier (Y)

Sebelum melakukan perhitungan linier (Y), terlebih dahulu inialisasi bias, target dan learning rate sebagai berikut:

Tabel 3.24 Bias

Bias	1
Target	1
learning rate	0,1

Tabel 3.25 Perhitungan Linier (Y)

Y	$\sum(\text{Input} * \text{Bobot}) + \text{Bias}$	4,5
---	---	-----

3.3.3 Hitung Fungsi Aktivasi (Sigmoid)

Setelah diperoleh nilai Y (perhitungan linier), langkah selanjutnya adalah menghitung fungsi aktivasi dengan hasil sebagai berikut:

Tabel 3.26 Nilai Fungsi Aktivasi

Fungsi Aktivasi	$1/(1+(\exp(-Y)))$	0,989013
-----------------	--------------------	----------

3.3.4 Hitung Nilai Error

Tujuan dari *Neural Network* adalah meminimalkan nilai error E untuk mengupdate bobot.

Maka didapatkan hasil perhitungan nilai error sebagai berikut:

Tabel 3.27 Nilai Error

Error	$(\text{LabelTarget} - \text{Sigmoid})^2$	0,978147
-------	---	----------

3.3.5 Bobot Baru

Setelah mendapatkan nilai error, langkah selanjutnya adalah memperbaiki nilai error tersebut pada *Neural Network* untuk mendapatkan bobot baru.

Tabel 3.28 Update bobot baru

Bobot Baru 1	$\text{bobot awal-target} \times (\text{error}/\text{bobot})$	0,000119
Bobot Baru 2	$\text{bobot awal-target} \times (\text{error}/\text{bobot})$	0,000239
Bobot Baru 3	$\text{bobot awal-target} \times (\text{error}/\text{bobot})$	0,000358
Bobot Baru 4	$\text{bobot awal-target} \times (\text{error}/\text{bobot})$	0,000239
Bobot Baru 5	$\text{bobot awal-target} \times (\text{error}/\text{bobot})$	0,000119

3.4 Implementasi Sistem

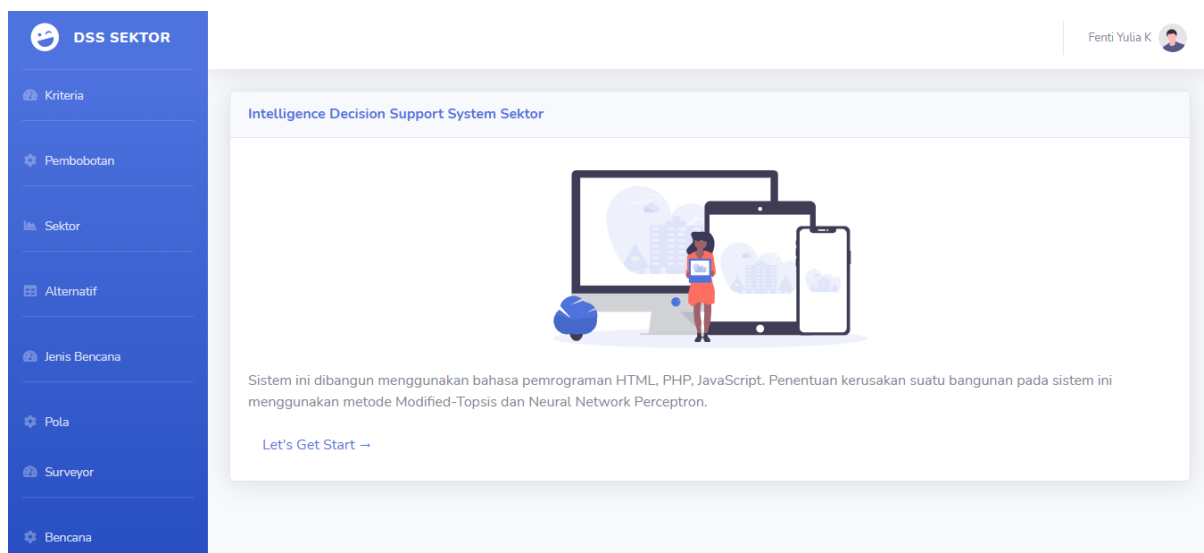
Sistem yang berjalan adalah berbasis web. Peneliti membangun sistem dengan menggunakan metode Modifie-Topsis dan *Neural Network* untuk menilai tingkat akurasi, presisi, *recall* dan *f-measure*. Sistem ini dibangun dengan menggunakan Bahasa pemrograman HTML, PHP, Javascript, css dengan server MySQL.

3.4.1 User Interface

User Interface adalah titik di mana pengguna manusia berinteraksi dengan komputer, situs web, atau aplikasi. Tujuan dari UI yang efektif adalah untuk membuat pengalaman pengguna menjadi mudah dan intuitif, membutuhkan upaya minimal dari pihak pengguna untuk menerima hasil maksimal yang diinginkan.

3.4.2 Tampilan Home

Halaman ini berisikan tampilan awal ketika website pertama kali dibuka. Pada halaman ini terdapat menu kriteria, pembobotan, sector, alternatif, jenis bencana, pola, surveyor dan bencana.







Gambar 3.4 Menu Tampilan Utama (Home)

3.4.3 Tampilan Menu Data Kriteria

Seperti yang telah dijelaskan pada table 3.3 bahwa ada 5 kriteria yang menjadi acuan dalam menilai tingkat kerusakan suatu bangunan yakni Keadaan Bangunan, Struktur Bangunan, Fisik Bangunan, Fungsi Bangunan dan Kondisi Penunjang Lainnya. Data kriteria disimpan di database dan dapat bersifat dinamis yang artinya dapat diubah sesuai kondisi yang terjadi.

Kriteria

















No	Kode	Nama	Nilai	Aksi
1	K1	Keadaan Bangunan	4	 
2	K2	Keadaan Struktur Bangunan	1	 
3	K3	Kondisi Fisik Bangunan	3	 
4	K4	Fungsi Bangunan	3	 
5	K5	Keadaan Penunjang Lainnya	2	 

Gambar 3.5 Menu Kriteria

3.4.4 Tampilan Menu Pembobotan Kriteria

Pada table 3.4 telah dijelaskan bahwa masing-masing kriteria memiliki skala pembobotan. Hal ini berfungsi agar perhitungan tingkat kerusakan suatu bangunan lebih jelas memiliki nilai yang menjadi acuan.

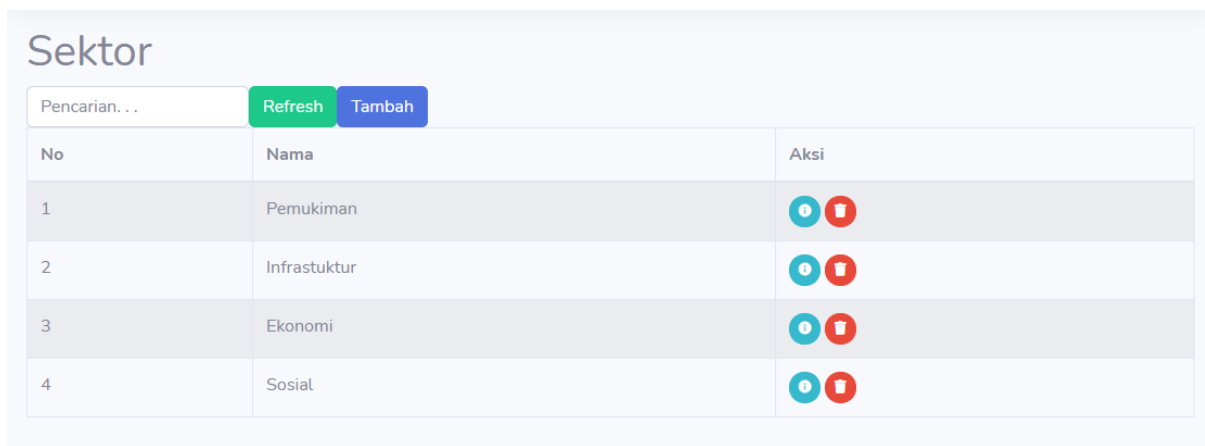
Nilai Skala Pembobotan dan Penilaian









No	Id Kriteria	Nama Kriteria	Nama	Nilai	Aksi
1	1	Keadaan Bangunan	Masih Berdiri	1	 
2	1	Keadaan Bangunan	Miring	2	 
3	1	Keadaan Bangunan	Roboh Total	3	 
4	2	Keadaan Struktur Bangunan	Sebagian Kecil Rusak Ringan	1	 
5	2	Keadaan Struktur Bangunan	Sebagian Kecil Rusak	2	 
6	2	Keadaan Struktur Bangunan	Sebagian Besar Rusak	3	 
7	3	Kondisi Fisik Bangunan	<30%	1	 
8	3	Kondisi Fisik Bangunan	30-50%	2	 

Gambar 3.6 Menu Pembobotan

3.4.5 Tampilan Menu Sektor

Pada saat admin maupun surveyor ingin menilai tingkat kerusakan suatu bangunan, terlebih dahulu diidentifikasi jenis sector yang menimpa suatu bangunan. Pada menu sector admin dapat menambah, mengubah dan menghapus data pada sector dan menyimpannya kedalam database.

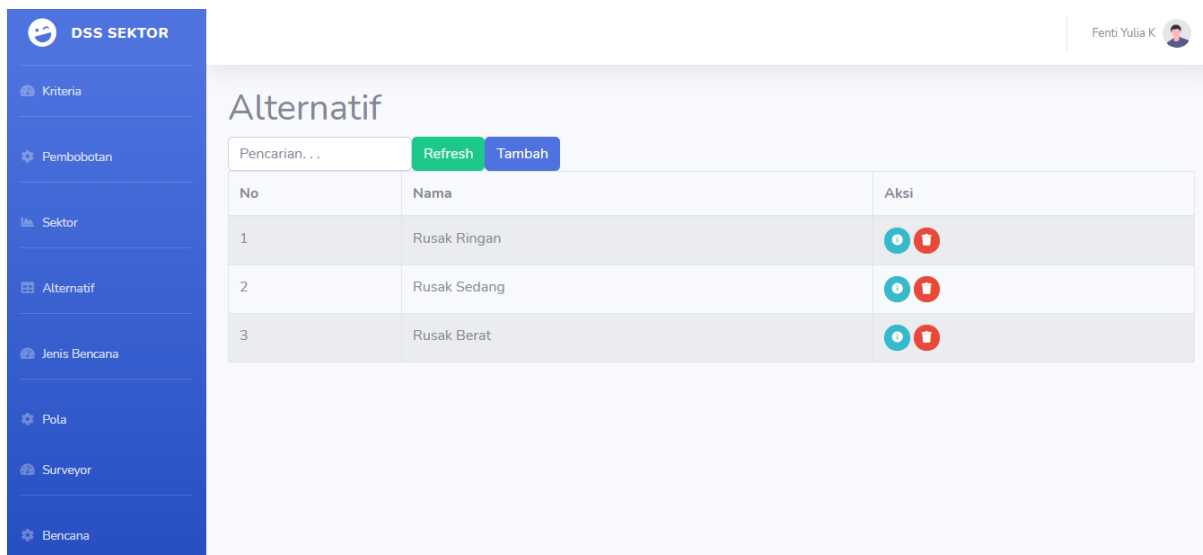


No	Nama	Aksi
1	Pemukiman	 
2	Infrastruktur	 
3	Ekonomi	 
4	Sosial	 

Gambar 3.7 Menu Sektor

3.4.6 Tampilan Menu Alternatif

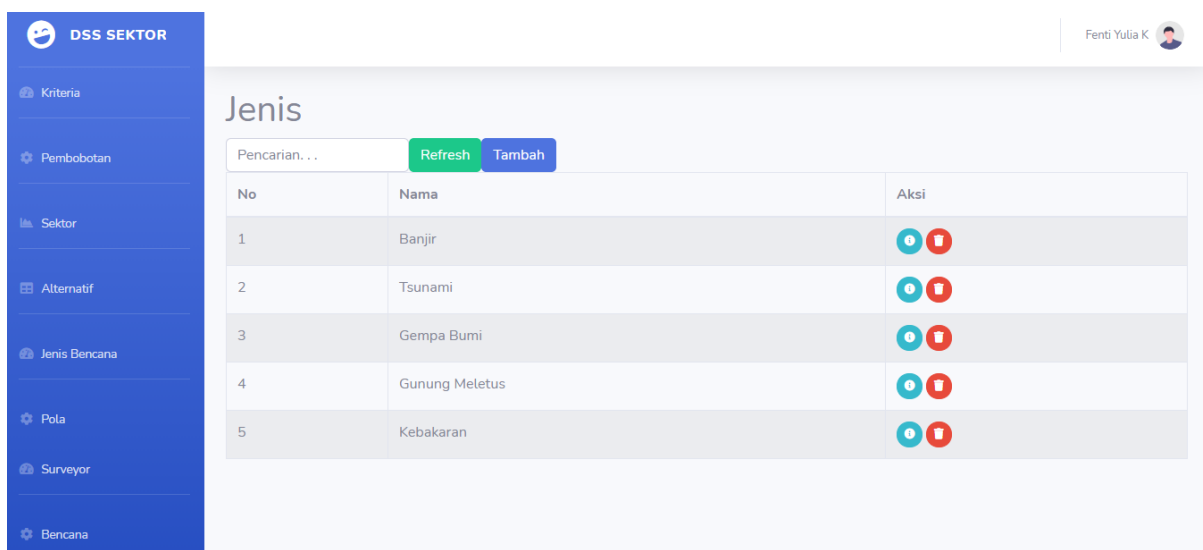
Pada menu ini memberikan informasi berupa daftar alternatif. Pada menu ini admin dapat mencari, menambah, mengubah dan menghapus data alternatif lalu menyimpannya kedalam database.



Gambar 3.8 Menu Daftar Alternatif

3.4.7 Tampilan Menu Jenis Bencana

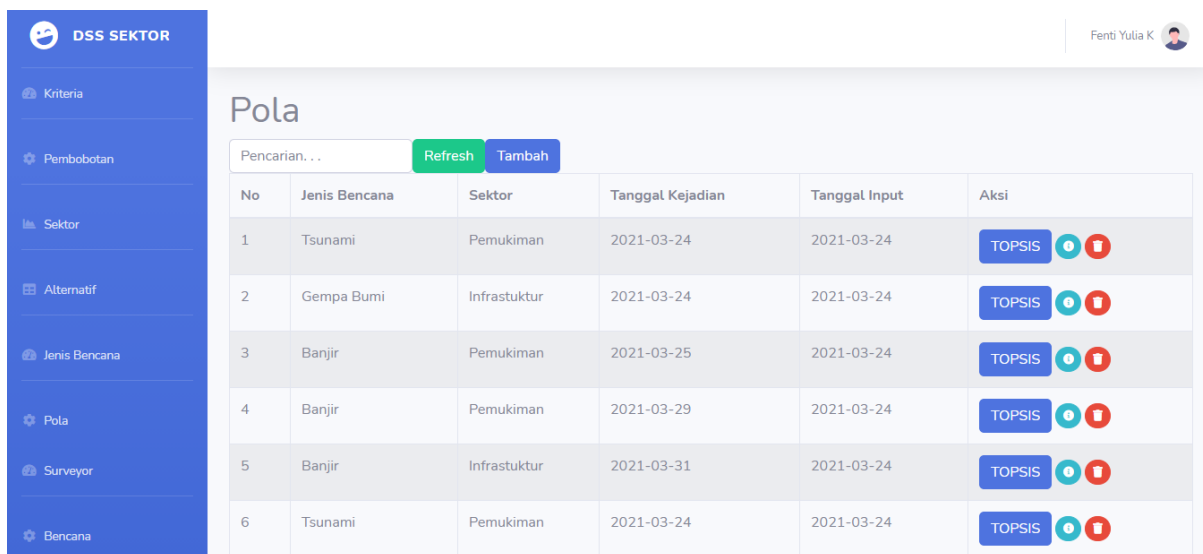
Admin maupun surveyor dalam menilai kerusakan suatu bangunan akan lebih mudah mengidentifikasi berdasarkan jenis bencana. Pada menu bencana menampilkan jenis-jenis bencana, admin dapat mencari, menambah, mengubah dan menghapus data alternatif lalu menyimpannya kedalam database.



Gambar 3.9 Menu Jenis Bencana

3.4.8 Tampilan Menu Data Pola

Data pola berfungsi sebagai acuan apabila surveyor ingin menilai tingkat kerusakan suatu bangunan akibat bencana alam. Pada data pola admin menambahkan data berdasarkan jenis bencana dan sector, lalu akan dinilai menggunakan metode Modified-Topsis sehingga memiliki label tingkat kerusakan pada masing-masing kasus.



No	Jenis Bencana	Sektor	Tanggal Kejadian	Tanggal Input	Aksi
1	Tsunami	Pemukiman	2021-03-24	2021-03-24	TOPSIS 🟢 🔴
2	Gempa Bumi	Infrastruktur	2021-03-24	2021-03-24	TOPSIS 🟢 🔴
3	Banjir	Pemukiman	2021-03-25	2021-03-24	TOPSIS 🟢 🔴
4	Banjir	Pemukiman	2021-03-29	2021-03-24	TOPSIS 🟢 🔴
5	Banjir	Infrastruktur	2021-03-31	2021-03-24	TOPSIS 🟢 🔴
6	Tsunami	Pemukiman	2021-03-24	2021-03-24	TOPSIS 🟢 🔴

Gambar 3.10 Menu Data Pola

Pada menu perhitungan topsis akan dihitung masing-masing kasus sehingga mendapatkan alternatif yang terbaik. Data tersebut adalah data pola.

Rusak Sedang	1.33333	0.72761	2.18282	1.91881	0.8528
Rusak Berat	2.66667	0.48507	1.45521	1.91881	1.2792

Matriks Solusi Ideal

	K1	K2	K3	K4	K5
positif	2.66667	0.72761	2.18282	1.91881	1.2792
negatif	1.33333	0.48507	1.45521	1.2792	0.8528

Jarak Solusi & Nilai Preferensi

Rank	Alternatif	Positif	Negatif	Preferensi
1	Rusak Berat	0.76696	1.53905	0.66741
2	Rusak Ringan	0.99866	1.39986	0.58363
3	Rusak Sedang	1.39986	0.99866	0.41637

Gambar 3.11 Menu Perhitungan TOPSIS pada data pola

3.4.9 Tampilan Menu Surveyor

Ketika surveyor melakukan penilaian, surveyor akan menginput kan data berupa alamat bencana, jenis bencana, jenis sector bencana. Sistem akan mencari data berdasarkan data jenis bencana dan jenis sector pada data pola. Jika nilai tersebut ditemukan pada data pola maka akan menampilkan alternatif sesuai data pola yang sudah ada.

Keadaan Penunjang Lainnya

Sebagian Kecil Rusak (1) ▼

Hitung

Hasil Pencarian

Berdasarkan pencarian, ditemukan hasil yaitu **Rusak Ringan** sesuai pola di bawah: ×

Jenis: Banjir
 Sektor: Pemukiman
 Tanggal Kejadian: 2021-03-29
 Tanggal Input: 2021-03-24
 Alternatif: Rusak Ringan
 - Keadaan Bangunan: Masih Berdiri
 - Keadaan Struktur Bangunan: Sebagian Kecil Rusak Ringan
 - Kondisi Fisik Bangunan: <30%
 - Fungsi Bangunan: Tidak Berbahaya
 - Keadaan Penunjang Lainnya: Sebagian Kecil Rusak

Simpan Data

Gambar 3.12 Hasil Pencarian Data Pola Berdasarkan Jenis Bencana dan Sektor

Jika nilai yang diinputkan tidak ditemukan di data pola, maka sistem akan melakukan proses neural network untuk mengupdate bobot yang di inputkan surveyor. Setelah mendapatkan bobot baru yang telah di olah oleh neural network maka bobot baru tersebut akan di update ke data pola berdasarkan jenis bencana dan sector yang diinputkan surveyor, sehingga akan di proses oleh metode Modified-Topsis untuk mendapatkan hasil kerusakan.

Proses Perceptron				
y_in	Aktivasi	Target	Error	
5	0.99330714907572	1	0.98665909240493	
Error Bobot 1	Error Bobot 2	Error Bobot 3	Error Bobot 4	Error Bobot 5
8.8988904467589E-5	0.00017797780893518	0.00026696671340277	0.00017797780893518	0.00017797780893518
Bobot Baru 1	Bobot Baru 2	Bobot Baru 3	Bobot Baru 4	Bobot Baru 5
0.099991101109553	0.099982202219106	0.09997330332866	0.099982202219106	0.099982202219106

Gambar 3.13 Hasil Update Bobot Menggunakan Neural Network Single Layer Perceptron

Bobot baru tersebut akan disimpan kedalam sebuah array yang akan digunakan untuk proses mendapatkan alternatif terbaik dari penilaian tingkat kerusakan suatu bencana. Setelah alternatif didapatkan, data hasil surveyor tersebut disimpan.

15	Pola 7_1	0.02546	0.02297	0.47437
16	Pola 18_3	0.02546	0.02297	0.47437
17	Pola 12_3	0.02546	0.02297	0.47437
18	Pola 12_2	0.02546	0.02297	0.47437
19	Pola 12_1	0.02546	0.02297	0.47437
20	Pola 7_2	0.01868	0.0166	0.47048
21	Pola 19_3	0.01868	0.0166	0.47048
22	Pola 18_2	0.01868	0.0166	0.47048
23	Pola 20_2	0.01868	0.0166	0.47048
24	Pola 23_3	0.02943	0.01234	0.29537

Berdasarkan perhitungan di atas yang paling sesuai adalah **Rusak Ringan**

[Simpan Data](#)

Gambar 3.14 Hasil Proses Modified-Topsis

Bencana

Pencarian... [Refresh](#)

No	Lokasi	Tanggal	Jenis	Sektor	Keadaan Bangunan	Keadaan Struktur Bangunan	Kondisi Fisik Bangunan	Fungsi Bangunan	Keadaan Penunjang Lainnya	Hasil	Aksi
1	Riau, Indonesia	2021-05-07	Banjir	Infrastruktur	Miring	Sebagian Besar Rusak	<30%	Tidak Berbahaya	Sebagian Kecil Rusak	Rusak Ringan	
2	Bali	2021-05-02	Banjir	Infrastruktur	Miring	Sebagian Kecil Rusak	<30%	Tidak Berbahaya	Sebagian Kecil Rusak	Rusak Berat	
3	Malang, jawa timur	2021-04-29	Banjir	Pemukiman	Masih Berdiri	Sebagian Kecil Rusak Ringan	<30%	Tidak Berbahaya	Sebagian Kecil Rusak	Rusak Ringan	

Gambar 3.15 Data Surveyor Berhasil di Simpan

BAB IV

Uji Coba dan Pembahasan

Data yang digunakan pada penelitian ini berasal dari data kerusakan bencana di kota Blitar. Sistem yang akan berjalan dirancang dengan berbasis web, dimana para surveyor akan menginputkan data jenis bencana, dan sektor yang terkena imbas oleh bencana yang telah terjadi serta kriteria kerusakan sector tersebut.

4.1 Uji Coba

Tahapan uji coba yang dilakukan yakni membandingkan dataset dengan data uji. Dataset berasal dari data BPBD Blitar, Jawa Timur. Dataset berasal dari dokumen penilaian oleh surveyor di lapangan pasca bencana terjadi pada tahun 2019 dan 2020 yang berisi keterangan *address, disaster type, event date, regency, longitude, latitude, wheater, damage, losses*, dan *level*. Pada penelitian ini penulis memilah data yang layak dan dapat dijadikan dataset, hal ini dikarenakan data yang masuk tidak lengkap sepenuhnya ke Badan Penanggulangan Bencana Daerah Blitar, Jawa Timur. Sedangkan data uji didapatkan dari data inputan surveyor pada sistem dengan pencocokan pola menggunakan *neural network* untuk mencari nilai tingkat kerusakan suatu sektor pada data surveyor dilapangan dengan data yang diterima oleh BPBD kota Blitar.

Adapun perhitungan akurasi dari *Neural Network* dan Modified-Topsis adalah untuk perbandingan performa dalam menilai tingkat kerusakan suatu sektor akibat bencana alam menggunakan *confusion matrix* untuk menghitung nilai *Accuracy, Precision, Recall*, dan *F-Measure* dari hasil pengujian.

Pada tahap Confusion matrix harus dicari jumlah data yang mengandung True Positif (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). Dengan menggunakan jumlah data surveyor dilapangan sebanyak 16 data dan data uji sebanyak 16 data, menghasilkan True Positif (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN).

Confusion Matrix memperhitungkan antara hasil keadaan actual dengan hasil keputusan (prediksi) oleh sistem yang berjalan.

Pada tabel 4.2 dan 4.4 terdapat 16 data surveyor di lapangan dan 16 data uji, kemudian data surveyor akan ditentukan nilai TP, TN, FP, dan FN untuk mencari nilai dari *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-Measure* dari metode *Modified-Topsis* dan *Neural Network*. Untuk menentukan nilai TP, TN, FP dan FN adalah sebagai berikut:

1. True Positif (TP) Kasus dimana suatu kerusakan sector diprediksi rusak berat (Positif) memang benar sama dengan data surveyor di lapangan rusak berat (True).
2. True Negatif (TN) Kasus dimana suatu kerusakan sector diprediksi tidak rusak berat (Negatif) ternyata data surveyor dilapangan sebenarnya benar (True) tidak rusak berat.
3. False Positif (FP) Kasus dimana suatu kerusakan sector diprediksi (positif) rusak berat ternyata tidak rusak berat (False).
4. False Negatif (FN) Kasus dimana suatu kerusakan sector diprediksi tidak (Negatif) rusak berat ternyata sebenarnya data surveyor dilapangan benar rusak berat (False).

Tabel 4.1 Data dan hasil Confusion Matrix Metode Modified-Topsis

Jumlah Data		Hasil Confusion Matrix			
Data Lapangan	Data Uji Modified - Topsis	TP	TN	FP	FN
16	16	6	6	3	1

Keterangan:

1. Jika diawali dengan TRUE maka prediksinya benar.
2. Jika diawali dengan FALSE maka menyatakan prediksinya salah.
3. Positif dan Negatif merupakan hasil prediksi dari program.

No	Id Bencana	Data Kriteria					Hasil data surveyor	Hasil data uji Neural Network	TP				Keterangan
		k1	k2	k3	k4	k5			TP	TN	FP	FN	
1	1	3	3	3	3	3	rusak ringan	rusak berat	0	0	1	0	salah
2	2	2	2	2	2	2	rusak sedang	rusak sedang	0	1	0	0	benar
3	3	1	1	1	1	1	rusak sedang	rusak sedang	0	1	0	0	benar
4	4	3	3	3	3	3	rusak berat	rusak sedang	0	0	0	1	benar
5	5	1	1	1	1	1	rusak sedang	rusak sedang	0	1	0	0	benar
6	6	2	2	2	2	2	rusak ringan	rusak ringan	1	0	0	0	benar
7	7	1	1	1	1	1	rusak sedang	rusak sedang	0	1	0	0	benar
8	8	3	3	3	3	3	rusak berat	rusak berat	1	0	0	0	benar
9	9	1	1	1	1	3	rusak ringan	rusak ringan	1	0	0	0	benar
10	10	3	3	1	1	1	rusak sedang	rusak sedang	0	1	0	0	benar
11	11	2	1	3	1	1	rusak sedang	rusak berat	0	0	1	0	salah
12	12	1	1	1	1	1	rusak sedang	rusak sedang	0	1	0	0	benar
13	13	1	1	1	1	1	rusak ringan	rusak ringan	1	0	0	0	benar
14	14	1	1	1	1	1	rusak ringan	rusak ringan	1	0	0	0	benar
15	15	2	1	3	1	1	rusak sedang	rusak berat	0	0	1	0	salah

9	9	3	3	3	3	3	rusak berat	rusak berat	1	0	0	0	benar
---	---	---	---	---	---	---	-------------	-------------	---	---	---	---	-------

Tabel 4.2 Uji Coba Sistem

4.1.1 Pengukuran Akurasi Metode Modified-Topsis

Pengukuran ini dilakukan untuk mendapatkan nilai akurasi yang tinggi. Akurasi data akan diukur menggunakan confusion matrix.

Pengukuran akurasi menghasilkan rasio prediksi Benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data.

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \times 100\%$$

$$\text{Accuracy} = \frac{6+6}{6+6+3+1} \times 100\%$$

$$\text{Accuracy} = \frac{12}{16} \times 100\%$$

$$\text{Accuracy} = 75\%$$

4.1.2 Pengukuran Presisi Metode Modified-Topsis

Sistem yang diukur akan dilihat tingkat kemiripan antara data pola terhadap data uji. Tujuan pengukuran ini digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan antara hasil user dengan sistem.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\%$$

$$\text{Precision} = \frac{6}{6+3} \times 100\%$$

$$\text{Precision} = \frac{6}{9} \times 100\%$$

$$\text{Precision} = 0,6 \times 100\%$$

$$\text{Precision} = 60\%$$

4.1.3 Pengukuran Recall Metode Modified-Topsis

Sistem dilakukan pengukuran recall untuk mengetahui tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan Kembali sebuah informasi.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\%$$

$$\text{Recall} = \frac{6}{6+1} \times 100\%$$

$$\text{Recall} = \frac{6}{7} \times 100\%$$

$$\text{Recall} = 0,8 \times 100\%$$

$$\text{Recall} = 80 \%$$

4.1.4 Pengukuran F-Measure Metode Modified-Topsis

Pengukuran ini hanya untuk mengevaluasi antara perhitungan presisi dan recall.

$$\text{F-Measure} = 2 \cdot \frac{\text{Presisi} \cdot \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}} \times 100\%$$

$$\text{F-Measure} = 2 \cdot \frac{60 \cdot 80}{60 + 80} \times 100\%$$

$$\text{F-Measure} = 2 \cdot \frac{4800}{140} \times 100\%$$

$$\text{F-Measure} = 2 \cdot 34,2 \times 100\%$$

F-Measure= 68,4%

Tabel 4.3 Data dan hasil Confusion Matrix Metode Neural Network

Jumlah Data		Hasil Confusion Matrix			
Data Lapangan	Data Uji Neural Network & Modified - Topsis	TP	TN	FP	FN
16	16	12	1	2	1

Keterangan:

1. Jika diawali dengan TRUE maka prediksinya benar.
2. Jika diawali dengan FALSE maka menyatakan prediksinya salah.
3. Positif dan Negatif merupakan hasil prediksi dari program.

No	Id Bencana	Data Kriteria					Hasil data surveyor	Hasil data uji Neural Network	TP				Keterangan
		k1	k2	k3	k4	k5			TP	TN	FP	FN	
1	16	2	1	3	1	1	rusak sedang	rusak berat	0	0	1	0	salah
2	17	1	1	1	1	1	rusak ringan	rusak ringan	1	0	0	0	benar
3	18	1	1	1	1	1	rusak ringan	rusak ringan	1	0	0	0	benar
4	19	1	1	1	1	1	rusak ringan	rusak ringan	1	0	0	0	benar
5	20	1	1	1	1	1	rusak ringan	rusak ringan	1	0	0	0	benar
6	21	1	1	1	1	1	rusak ringan	rusak ringan	1	0	0	0	benar
7	22	1	1	1	1	1	rusak ringan	rusak ringan	1	0	0	0	benar
8	23	1	1	1	1	1	rusak ringan	rusak ringan	1	0	0	0	benar
9	24	1	1	1	1	3	rusak sedang	rusak ringan	0	0	0	1	salah
10	25	1	1	1	1	1	rusak ringan	rusak ringan	1	0	0	0	benar
11	26	1	1	1	1	1	rusak ringan	rusak ringan	1	0	0	0	benar
12	27	3	3	1	1	1	rusak sedang	rusak sedang	0	1	0	0	benar
13	28	2	1	3	1	1	rusak sedang	rusak berat	0	0	1	0	salah
14	29	1	1	1	1	1	rusak ringan	rusak ringan	1	0	0	0	benar
15	30	1	1	1	1	1	rusak ringan	rusak	1	0	0	0	benar

								ringan					
16	31	1	1	1	1	1	rusak ringan	rusak ringan	1	0	0	0	benar

Tabel 4.4 Uji Coba Sistem

4.1.5 Pengukuran Akurasi Metode Neural Network

Pengukuran ini dilakukan untuk mendapatkan nilai akurasi yang tinggi. Akurasi data akan diukur menggunakan confusion matrix pada metode Neural Network. Pengukuran akurasi menghasilkan rasio prediksi Benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data.

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP}+\text{TN}}{\text{TP}+\text{TN}+\text{FP}+\text{FN}} \times 100\%$$

$$\text{Accuracy} = \frac{12+1}{12+1+2+1} \times 100\%$$

$$\text{Accuracy} = \frac{13}{16} \times 100\%$$

$$\text{Accuracy} = 81\%$$

4.1.6 Pengukuran Presisi Metode Neural Network

Sistem yang diukur akan dilihat tingkat kemiripan antara data pola terhadap data uji. Tujuan pengukuran ini digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan antara hasil user dengan sistem pada metode Neural Network.

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP}+\text{FP}} \times 100\%$$

$$\text{Precision} = \frac{12}{12+2} \times 100\%$$

$$\text{Precision} = \frac{12}{14} \times 100\%$$

$$\text{Precision} = 0,85 \times 100\%$$

$$\text{Precision} = 85\%$$

4.1.7 Pengukuran Recall Metode Neural Network

Sistem dilakukan pengukuran recall untuk mengetahui tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan Kembali sebuah informasi pada metode Neural Network.

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP}+\text{FN}} \times 100\%$$

$$\text{Recall} = \frac{12}{12+1} \times 100\%$$

$$\text{Recall} = \frac{12}{13} \times 100\%$$

$$\text{Recall} = 0,9 \times 100\%$$

$$\text{Recall} = 90 \%$$

4.1.8 Pengukuran F-Measure Metode Neural Network

Pengukuran ini hanya untuk mengevaluasi antara perhitungan presisi dan recall pada metode Neural Network.

$$\text{F-Measure} = 2 \cdot \frac{\text{Presisi} \cdot \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}} \times 100\%$$

$$\text{F-Measure} = 2 \cdot \frac{85 \cdot 90}{85 + 90} \times 100\%$$

$$\text{F-Measure} = 2 \cdot \frac{7650}{175} \times 100\%$$

$$\text{F-Measure} = 2 \cdot 24 \times 100\%$$

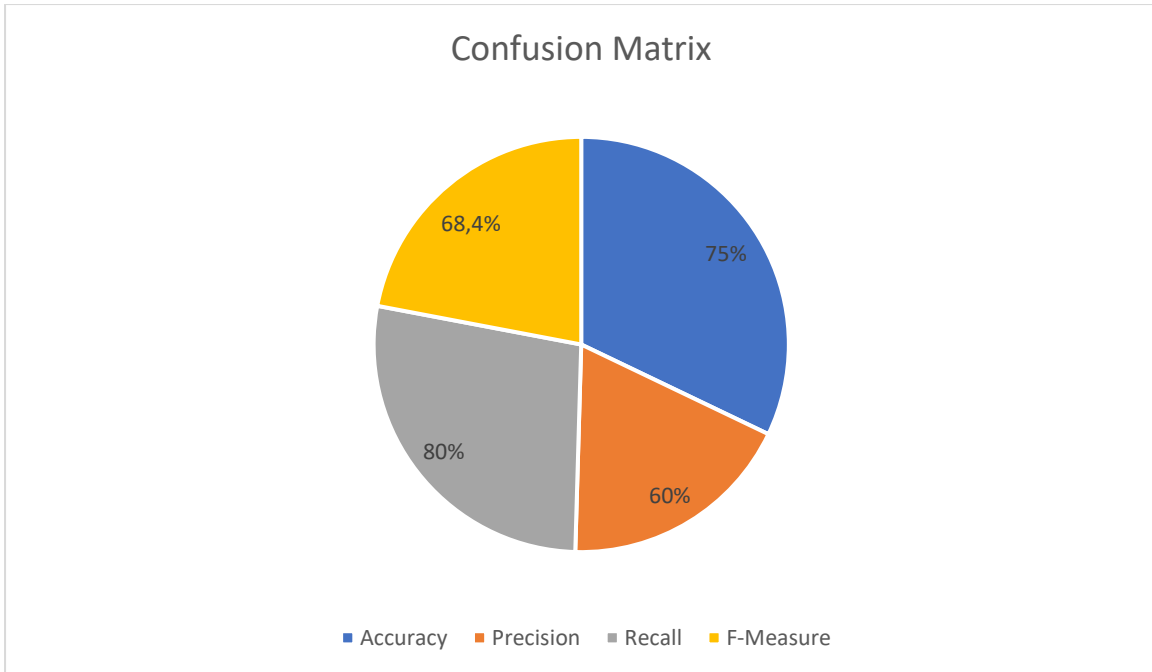
$$\text{F-Measure} = 43\%$$

4.2 Pembahasan

Sebelum melakukan uji coba penulis memilah dataset yang digunakan pada penelitian ini dan diambil sebanyak 16 data yang dijadikan untuk dataset dan 16 data yang dijadikan untuk data uji. Data bencana alam tersebut dihitung menggunakan metode Neural Network dan Modified-Topsis untuk membandingkan keadaan actual dengan nilai keputusan yang dihasilkan oleh sistem. 16 dataset tersebut akan dijadikan data pola bagi sistem yang dihitung menggunakan metode Modified-Topsis.

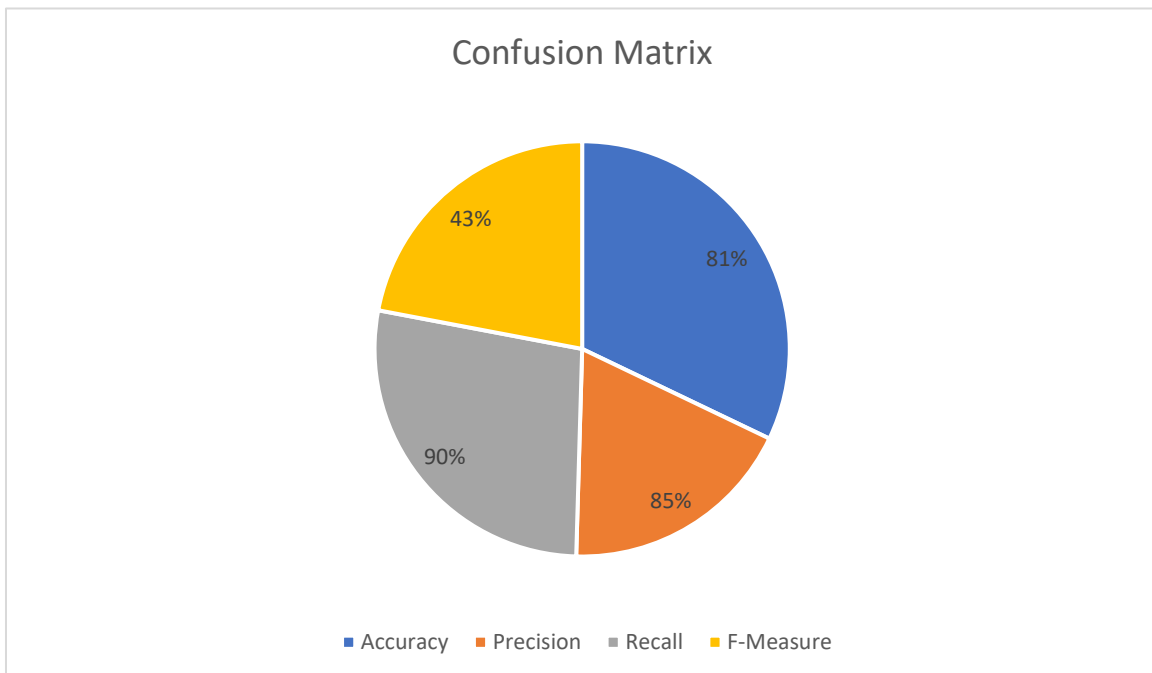
Data tersebut diolah dengan metode Neural Network dan Modified-Topsis dengan data yang memiliki ketentuan sesuai dengan yang di bahas pada bab 3, lalu data hasil perhitungan tersebut di bandingkan dengan data pasca bencana alam dari BPBD Kab. Blitar yang diperoleh dengan penilaian surveyor langsung dilapangan. Pada pengujian menggunakan metode Modified-Topsis ada 13 data yang dianggap benar yakni hasil prediksi sama benar dengan dengan data yang berasal dari surveyor, demikian dengan metode Neural Network ada 13 data yang dianggap benar.

Dari hasil pengujian menggunakan metode Modified-Topsis dapat dilihat dengan jelas pada grafik Confusion Matrix dibawah ini:



Gambar 4.1 *Confusion Matrix Modified-Topsis*

Dari hasil pengujian menggunakan metode Neural Network dapat dilihat dengan jelas pada grafik Confusion Matrix dibawah ini:



Gambar 4.2 Confusion Matrix Neural Network

4.3 Integrasi Islam

Penelitian ini berfokus pada penilaian terhadap tingkat kerusakan suatu sector akibat bencana alam yang memperhitungkan masing-masing bobot pada kriteria. Menurut Sanjaya (2020) dalam perhitungan tingkat kerusakan sector akibat bencana alam berhubungan dengan surah Ar-Rum ayat 41. Berikut ayat dan tafsir dari surah tersebut:

ظَهَرَ الْفَسَادُ فِي الْبَرِّ وَالْبَحْرِ بِمَا كَسَبَتْ أَيْدِي النَّاسِ لِيُذِيقَهُمْ بَعْضَ الَّذِي عَمِلُوا لَعَلَّهُمْ يَرْجِعُونَ

Artinya:

“Telah tampak kerusakan di darat dan di laut disebabkan karena perbuatan tangan manusia; Allah menghendaki agar mereka merasakan sebagian dari (akibat) perbuatan mereka, agar mereka kembali (ke jalan yang benar).”

Tafsir Kemenag RI:

Bila pada ayat-ayat sebelumnya Allah menjelaskan sifat buruk orang musyrik Mekah yang menuhankan hawa nafsu, melalui ayat ini Allah menegaskan bahwa kerusakan di bumi adalah akibat mempertuhankan hawa nafsu. Telah tampak kerusakan di darat dan di laut, baik kota maupun desa, disebabkan karena perbuatan tangan manusia yang dikendalikan oleh hawa nafsu dan jauh dari tuntunan fitrah. Allah menghendaki agar mereka merasakan sebagian dari akibat perbuatan buruk mereka agar mereka kembali ke jalan yang benar dengan menjaga kesesuaian perilakunya dengan fitrahnya.

Dalam surah tersebut menjelaskan bahwa telah terjadi kerusakan di darat maupun di laut akibat perbuatan manusia, tetapi dalam suatu bencana tersebut terdapat hikmah

didalamnya yakni agar manusia Kembali ke jalan yang benar. Artinya akibat perbuatan manusia yakni menciptakan teknologi, membangun Gedung, jalan raya serta jembatan. Hikmah yang dapat diambil adalah agar manusia Kembali ke jalan yang benar yakni menciptakan teknologi yang dapat menolong manusia dan tidak merugikan manusia yang lain. Sehingga penelitian ini diharapkan dapat membantu manusia yang terkena bencana dapat pulih Kembali.

Adapun penelitian ini juga bermanfaat bagi pemerintah dalam memulihkan kehidupan para korban, sebagaimana tercantum dalam Surat Al-Insyirah Ayat 5-6 Allah Ta'ala berfirman,:

فَإِنَّ مَعَ الْعُسْرِ يُسْرًا

Artinya:

“*Karena sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan.*” (QS. Al-Insyirah : 5)

إِنَّ مَعَ الْعُسْرِ يُسْرًا

Artinya:

“*Sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan.*” (QS. Al-Insyirah: 6)

Dalam surah tersebut mempunyai arti bahwa didalam kesulitan sesungguhnya ada kemudahan. Para korban yang terkena musibah bencana alam diharapkan agar bersabar dalam menghadapi musibah yang sedang dihadapi, karna nantinya akan datang pertolongan kepada mereka. Sehingga penelitian ini nantinya diharapkan dapat mempermudah pemerintah dalam merehabilitasi suatu sector akibat bencana alam.

BAB V

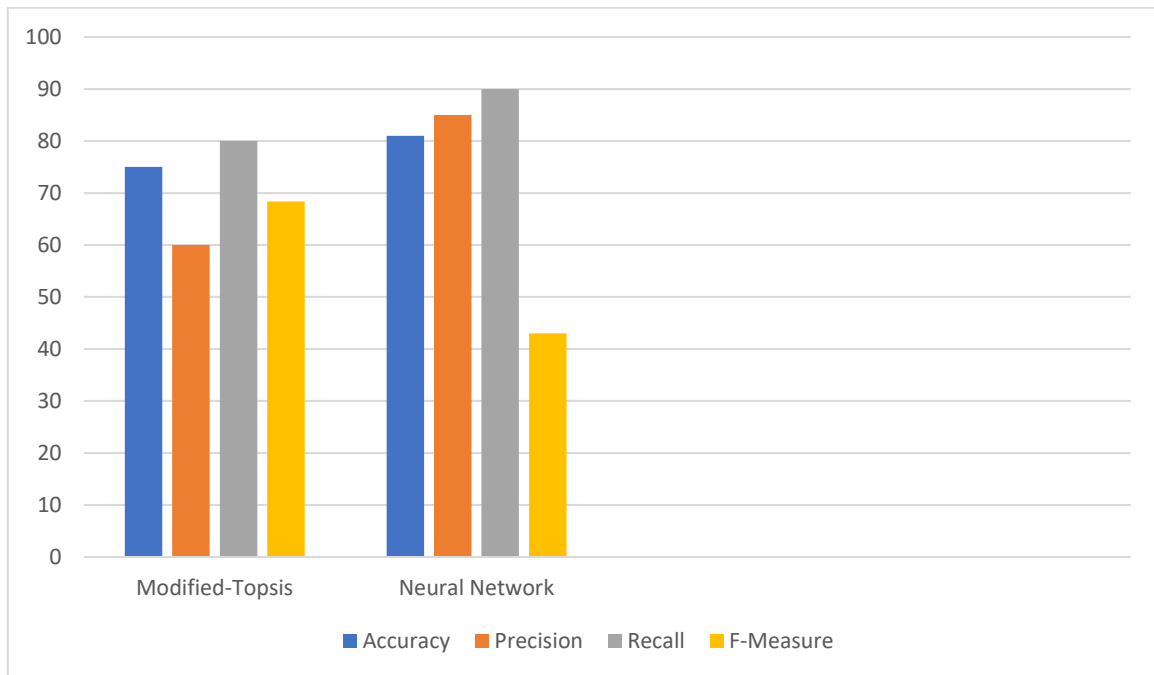
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 KESIMPULAN

Dalam penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Bachriwindi *et.al* (2019) menyimpulkan bahwa tingkat accuracy dengan menggunakan metode *Web-Based Weighted Product* adalah sebesar 48,7%. Penelitian serupa selanjutnya dilakukan oleh Almais *et.al* (2019) menggunakan metode *Fuzzy-Weighted Product (F-WP)* menghasilkan Accuracy sebesar 53% tetapi memiliki kelemahan ketika data yang digunakan meningkat maka membutuhkan waktu yang lama untuk mengeksekusi. Pada penelitian ini penulis menggunakan metode *Neural Network* dan *Modified-Topsis* dengan menguji dataset yang berasal dari groundtruth surveyor di lapangan dengan perhitungan yang ada pada sistem. Sistem yang berjalan akan menerima inputan dari surveyor berupa jenis bencana dan jenis sector yang terkena dampak akibat bencana. Lalu sistem akan secara otomatis memeriksa apakah data tersebut ada pada data pola. Jika ada sistem akan langsung memberikan hasil berdasarkan data pola tersebut, tetapi jika data inputan tersebut tidak ada pada data pola maka sistem akan mencari dengan menggunakan neural network dan modified-Topsis yang akan memberikan alternatif dari tingkat kerusakan suatu bangunan akibat bencana alam. Dari uji coba tersebut akan didapatkan tingkat akurasi dari metode yang penulis gunakan, Adapun perhitungan tingkat akurasi akan dihitung menggunakan *Confusion Matrix*. *Confusion Matrix* sering digunakan untuk memvisualisasi kinerja suatu algoritma. Hal ini memungkinkan untuk analisis yang lebih rinci untuk menghitung kebenaran suatu algoritma dalam menyelesaikan suatu masalah (Akurasi).

Hasil pengujian menggunakan *Confusion Matrix* yang telah di hitung pada sub bab Uji Coba dapat dilihat pada gambar 5.1 yang menggambarkan perbandingan nilai *accuracy*,

precision, recall, dan f-measure dari masing-masing metode yakni *Modified-Topsis* dan *Neural Network*.



Gambar 5.1 Grafik Perbandingan Pengujian Menggunakan Confusion Matrix

Dari hasil pengukuran menggunakan confusion matrix didapatkan hasil accuracy menggunakan metode *Modified-Topsis* sebesar 75% dan metode *Neural Network-Modified Topsis* sebesar 81%. Tingkat akurasi menggambarkan ukuran prediksi benar didalam sistem dengan hasil yang didapatkan surveyor ketika menilai tingkat kerusakan sector dilapangan. Pada *Confusion Matrix* juga didapatkan hasil perhitungan presisi sebesar 60%, Recall 80%, F-Measure 68,4% untuk metode *Modified-Topsis*, sedangkan pada Metode *Neural Network* didapatkan presisi sebesar 85%, Recall 90% dan F-Measure 43%. Perhitungan presisi memberikan rasio tentang seberapa besar nilai kebenaran yang sama antara sistem yang memberikan prediksi dengan kebenaran di lapangan. Perhitungan Recall memberikan rasio tentang seberapa besar prediksi benar dibandingkan dengan keseluruhan data dilapangan. Perhitungan F-Measure merupakan perbandingan rata-rata antara presisi dan recall yang dibobotkan.

Menurut Musthafa *et.al* (2015) Standar tingkat akurasi dari hasil pengukuran adalah sebagai berikut:

1. Akurasi 90% - 100% = Excellent classification
2. Akurasi 80% - 90% = Best classification
3. Akurasi 70% - 80% = Fair classification
4. Akurasi 60% - 70% = Poor classification
5. Akurasi 50% - 60% = Failure

Dapat disimpulkan bahwa tingkat akurasi perhitungan tingkat kerusakan suatu sektor akibat bencana alam menggunakan metode modified-Topsis adalah Fair Classification, sedangkan tingkat akurasi perhitungan tingkat kerusakan suatu sektor akibat bencana alam menggunakan metode neural network adalah Best classification. Sehingga metode Neural Network memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode Modified-Topsis.

Pada pengimplementasian metode Modified-Topsis dan Neural Network dapat digunakan dalam proses pengambilan keputusan dalam penilaian tingkat kerusakan suatu sektor akibat bencana alam dalam rangka membantu dan mempercepat pemerintah dalam merehabilitasi suatu sektor yang rusak dan membantu para korban memulihkan kehidupannya.

5.2 SARAN

Penelitian ini dilakukan atas dasar pengembangan sistem yang telah dilakukan sebelumnya untuk mendapatkan tingkat akurasi yang lebih baik dengan metode yang lebih baik, namun peneliti menyadari bahwa penelitian ini masih jauh dari kata sempurna atau mendekati kebenaran, oleh karena itu adapun saran yang digunakan oleh peneliti adalah sebagai berikut:

1. Penelitian dapat dikembangkan lagi menggunakan kecerdasan buatan lainnya sehingga dapat menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dari penelitian ini agar dapat

menemukan metode yang cocok dalam penilaian tingkat kerusakan suatu sektor akibat bencana alam.

2. Pada perhitungan tingkat akurasi menggunakan Confusion Matrix alangkah lebih baik untuk menghitung sesuai dengan tahapan algoritma yang ada, sehingga hasil yang didapatkan lebih akurat.

3. Sistem yang dibangun adalah berbasis website, oleh karena itu peneliti mengharapkan penelitian selanjutnya dapat digunakan berbasis mobile agar lebih *user friendly*.

DAFTAR PUSTAKA

- W. W. C. Chung, K. C. M. Wong, and P. T. K. Soon, "An ANN-based DSS system for quality assurance in production network," *J. Manuf. Technol. Manag.*, vol. 18, no. 7, pp. 836–857, 2007
- A. T. W. Almais, . Fatchurrohman, K. F. H. Holle, K. S. Kinasih, D. A. Wiranti, and S. Y. Yasin, "Implementation Fuzzy Weighted Product Preparation Post Disaster Reconstruction and Rehabilitation Action based Dynamics Decision Support System," pp. 272–277, 2020, doi: 10.5220/0009909002720277.
- A. T. Wibowo Almais, M. Sarosa, and M. A. Muslim, "Implementation Of Multi Experts Multi Criteria Decision Making For Rehabilitation And Reconstruction Action After A Disaster," *Matics*, vol. 8, no. 1, p. 27, 2016, doi: 10.18860/mat.v8i1.3480.
- A. Bachriwindi, E. K. Putra, U. M. Munawaroh, and A. T. W. Almais, "Implementation of Web-Based Weighted Product Use Decision Support System to Determine the Post-Disaster Damage and Loss," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1413, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1413/1/012019.
- B. V. Chowdary, "Back-propagation artificial neural network approach for machining centre selection," *J. Manuf. Technol. Manag.*, vol. 18, no. 3, pp. 315–332, 2007
- P. K. Kwok and H. Y. K. Lau, "Hotel selection using a modified TOPSIS-based decision support algorithm," *Decision Support System.*, vol. 120, no. February, pp. 95–105, 2019
- S. R. Gangurde and M. M. Akarte, "Customer preference oriented product design using AHP-modified TOPSIS approach," *Benchmarking*, vol. 20, no. 4, pp. 549–564, 2013, doi: 10.1108/BIJ-08-2011-0058.
- G. Selvachandran and X. Peng, "A modified TOPSIS method based on vague parameterized vague soft sets and its application to supplier selection problems," *Neural Comput. Appl.*, vol. 31, no. 10, pp. 5901–5916, 2019, doi: 10.1007/s00521-018-3409-1.
- T. Kuo, "A modified TOPSIS with a different ranking index," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 260, no. 1, pp. 152–160, 2017, doi: 10.1016/j.ejor.2016.11.052.
- A. Pujianto, K. Kusriani, and A. Sunyoto, "Perancangan Sistem Pendukung Keputusan Untuk Prediksi Penerima Beasiswa Menggunakan Metode Neural Network Backpropagation," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 2, p. 157, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201852631.

- Y. B. Utomo and J. Ipmawati, “Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Penerima Kredit Usaha (Studi Kasus: Adira Finance Kediri),” *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 3, no. 4, p. 295, 2016, doi: 10.24076/citec.2016v3i4.85.
- D. A. N. Wiwik Retnowati, “Sistem Pendukung Keputusan Penjurusan Di Sma Menggunakan Metode Neural Network Backpropagation (Studi Kasus Sma Islam Kepanjen Malang),” *J. Mhs. Fak. Sains dan Teknol.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–6, 2015.
- L. Yulianti, “Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Sistem Pendukung Keputusan (SPK) Untuk Memilih Perguruan Tinggi,” *Media Infotama*, vol. 9, no. 2, p. 45, 2013, doi: 10.1109/ICCEP.2007.384200.
- Oswaldo, M. I., Saikhu, A., & Amaliah, B. (2014). Implementasi Metode Pairwise Comparison pada Uji Kinerja Varian Metode Kecerdasan Buatan pada Penyelesaian Masalah TSP. *JURNAL TEKNIK POMITS*, 1-6.
- F. Ozdemir, A. Ari, M. H. Kilcik, D. Hanbay, and I. Sahin, “Prediction of neuropathy, neuropathic pain and kinesiophobia in patients with type 2 diabetes and design of computerized clinical decision support systems by using artificial intelligence,” *Med. Hypotheses*, vol. 143, p. 110070, 2020, doi: 10.1016/j.mehy.2020.110070.
- I. Contreras, A. Bertachi, L. Biagi, S. Oviedo, C. Ramkissoon, and J. Vehi, *Artificial intelligence-based decision support systems for diabetes*. Elsevier Inc., 2020.
- N. K. Janjua and F. K. Hussain, “Web@IDSS - Argumentation-enabled Web-based IDSS for reasoning over incomplete and conflicting information,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 32, pp. 9–27, 2012, doi: 10.1016/j.knosys.2011.09.009.
- J. Zhang, G. Kou, Y. Peng, and Y. Zhang, “Estimating priorities from relative deviations in pairwise comparison matrices,” *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 552, pp. 310–327, 2021, doi: 10.1016/j.ins.2020.12.008.
- R. Smarzewski and P. Rutka, “Consistent projections and indicators in pairwise comparisons,” *Int. J. Approx. Reason.*, vol. 124, pp. 123–132, 2020, doi: 10.1016/j.ijar.2020.06.001.
- A. Musthafa, H. Suyono, and M. Sarosa, “Perbandingan Kinerja Algoritma C . 45 dan AHP-,” *J. EECCIS*, vol. 9, no. Sistem Pendukung Keputusan, pp. 109–114.