

SKRIPSI

PREDIKSI TINGKAT PEMULIHAN DARI TERTANGGUNG  
PADA ASURANSI GRUP CACAT JANGKA PANJANG  
MENGUNAKAN *EXTREME GRADIENT BOOSTING*  
(XGBOOST)



Andry Wijaya

NPM: 6161901038

PROGRAM STUDI MATEMATIKA  
FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI DAN SAINS  
UNIVERSITAS KATOLIK PARAHYANGAN  
2023

**FINAL PROJECT**

**PREDICTION OF INSURED'S RECOVERY RATE IN GROUP  
LONG TERM DISABILITY USING EXTREME GRADIENT  
BOOSTING (XGBOOST)**



**Andry Wijaya**

**NPM: 6161901038**

**DEPARTMENT OF MATHEMATICS  
FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY AND SCIENCES  
PARAHYANGAN CATHOLIC UNIVERSITY  
2023**

# LEMBAR PENGESAHAN

## PREDIKSI TINGKAT PEMULIHAN DARI TERTANGGUNG PADA ASURANSI GRUP CACAT JANGKA PANJANG MENGUNAKAN *EXTREME GRADIENT BOOSTING* (XGBOOST)

Andry Wijaya

NPM: 6161901038

Bandung, 19 Januari 2023

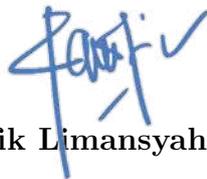
Menyetujui,

Pembimbing



Felivia, MActSc, ASAI

Ketua Tim Penguji



Taufik Limansyah, M.T.

Anggota Tim Penguji



Robyn Irawan, M.Sc.

Mengetahui,

Ketua Program Studi



Dr. Livia Owen

## PERNYATAAN

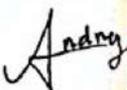
Dengan ini saya yang bertandatangan di bawah ini menyatakan bahwa skripsi dengan judul:

**PREDIKSI TINGKAT PEMULIHAN DARI TERTANGGUNG PADA  
ASURANSI GRUP CACAT JANGKA PANJANG MENGGUNAKAN  
*EXTREME GRADIENT BOOSTING (XGBOOST)***

adalah benar-benar karya saya sendiri, dan saya tidak melakukan penjiplakan atau pengutipan dengan cara-cara yang tidak sesuai dengan etika keilmuan yang berlaku dalam masyarakat keilmuan.

Atas pernyataan ini, saya siap menanggung segala risiko dan sanksi yang dijatuhkan kepada saya, apabila di kemudian hari ditemukan adanya pelanggaran terhadap etika keilmuan dalam karya saya, atau jika ada tuntutan formal atau non-formal dari pihak lain berkaitan dengan keaslian karya saya ini.

Dinyatakan di Bandung,  
Tanggal 19 Januari 2023


Andry Wijaya  
NPM: 6161901038

## ABSTRAK

Perusahaan asuransi harus dapat memprediksi dan mengetahui variabel apa yang paling memengaruhi tingkat pemulihan cacat agar dapat membuat produk asuransi dan melakukan proses *underwriting* menjadi lebih baik lagi. Tingkat pemulihan cacat merupakan perbandingan antara jumlah tertanggung yang pulih dari kondisi cacat dengan rata-rata jumlah pekerja yang menerima manfaat karena mengalami kondisi cacat pada tahun tertentu. Oleh karena itu, model prediksi yang dibuat harus akurat agar perusahaan asuransi tidak mengalami kerugian finansial di masa depan. Pada skripsi ini, akan dibahas prediksi tingkat pemulihan dengan menggunakan metode *extreme gradient boosting* (XGBoost). Metode XGBoost merupakan algoritma *ensemble machine learning* yang berbasis pohon keputusan dan mengimplementasikan kerangka *gradient boosting machine* (GBM) sehingga memiliki kecepatan yang tinggi dan performa model yang baik. Data yang digunakan adalah data tingkat pemulihan yang diterbitkan oleh *Society of Actuaries* (SOA) pada tahun 2017. Untuk mengevaluasi performa model prediksi, akan dibandingkan *root mean squared error* (RMSE) dari metode GBM dengan RMSE dari metode XGBoost. Selain itu, akan dibahas variabel yang paling memengaruhi model prediksi tingkat pemulihan asuransi grup cacat jangka panjang. Hasil prediksi tingkat pemulihan cacat yang diperoleh dengan menggunakan metode XGBoost lebih akurat dibandingkan dengan yang menggunakan metode GBM dengan nilai RMSE sebesar 0,1066381 dan diperoleh juga variabel yang paling memengaruhi model prediksi tingkat pemulihan asuransi grup cacat jangka panjang adalah durasi pemberian manfaat kepada tertanggung setelah periode eliminasi.

**Kata-kata kunci:** Tingkat Pemulihan Cacat, Asuransi Grup Cacat Jangka Panjang, *Extreme Gradient Boosting*, *Gradient Boosting Machine*, *Root Mean Squared Error*.

## ABSTRACT

The insurance company must be able to predict and know which predictor is the most influential on the disability recovery rate to make insurance products and perform better underwriting processes. The recovery rate is the ratio of insureds who recovered from disabilities to the average number of disabled workers during the year. Therefore, the predictive model must be accurate so that the insurance company will not suffer financial losses in the future. In this final project, we will discuss predicting the recovery rate using the extreme gradient boosting (XGBoost) method. XGBoost is an ensemble machine learning algorithm based on a decision tree that uses a gradient boosting machine (GBM) framework to achieve high speed and good model performance. The data used is the recovery rate published by The Society of Actuaries (SOA) in 2017. To evaluate the predictive model performance, we will compare the root mean squared error (RMSE) of a model that used the XGBoost and GBM method. In addition, we will discuss which predictor is the most influential of the group long-term disability recovery rates model. The results show that XGBoost predicts more accurately than GBM with an RMSE of 0,1066381 and the most influential predictor of the model is duration of granting benefits to the insured after the elimination period.

**Keywords:** Disability Recovery Rate, Group Long Term Disability Insurance, Extreme Gradient Boosting, Gradient Boosting Machine, Root Mean Squared Error.

## KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur kepada Tuhan Yesus Kristus karena atas segala berkat dan rahmat-Nya, penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Prediksi Tingkat Pemulihan dari Tertanggung pada Asuransi Grup Cacat Jangka Panjang Menggunakan *Extreme Gradient Boosting (XGBoost)*” dengan baik dan tepat pada waktunya sebagai salah satu syarat wajib untuk menyelesaikan studi Strata-I Program Studi Matematika, Fakultas Teknologi Informasi dan Sains, Universitas Katolik Parahyangan, Bandung. Penulis berharap skripsi ini dapat bermanfaat bagi pembaca, memberikan pengetahuan baru, dan dapat menjadi inspirasi bagi siapa pun yang akan melakukan penelitian serupa.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini dapat terselesaikan berkat dukungan dari berbagai pihak. Walaupun tidak dapat menyebutkan satu per satu, pada kesempatan ini penulis ingin memberikan ucapan terima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dan bantuan, utamanya kepada:

1. Orang tua yang selalu mendoakan, mendukung, dan memberikan semangat hingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
2. Ibu Felivia, MActSc, ASAI selaku dosen pembimbing yang selalu sabar dalam membimbing, cepat memberikan tanggapan atas pertanyaan, dan telah meluangkan waktu serta membagikan ilmu bagi penulis dalam proses penulisan skripsi ini.
3. Bapak Taufik Limansyah, M.T. selaku ketua penguji yang telah memberikan saran, kritik, dan ilmu yang berharga bagi penulis sehingga skripsi ini menjadi lebih baik.
4. Bapak Robyn Irawan, M.Sc. selaku anggota penguji yang telah meluangkan waktu untuk membimbing serta memberikan kritik, masukan, dan saran yang sangat berharga sehingga skripsi ini menjadi lebih baik.
5. Bapak Dr. Andreas Parama Wijaya selaku kepala laboratorium pemodelan dan simulasi yang telah meluangkan waktu dan tenaga untuk meminjamkan akses komputer laboratorium kepada penulis sehingga waktu komputasi dapat berlangsung lebih cepat.
6. Bapak Dr. Daniel Salim selaku koordinator skripsi yang sudah membimbing dan memberikan ilmu, saran, dan nasihat selama perkuliahan dan penyusunan skripsi ini.
7. Bapak Prof. Dr. Dharma Lesmono selaku dosen wali yang telah memberikan bimbingan serta nasihat serta saat perwalian selama penulis menjalani perkuliahan.
8. Seluruh dosen Fakultas Teknologi Informasi dan Sains, khususnya dosen Program Studi Matematika atas segala ilmu dan bimbingan yang diberikan kepada penulis selama proses perkuliahan.
9. Kakak dan sepupu dekat penulis, yaitu Veronica Wijaya, Hilda Tiara, Andrew Carney, Yosua Reynaldi, Brianico Lucardo, dan Joshua Sunjaya yang telah memberikan dukungan dan semangat kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
10. Sahabat terdekat penulis di bangku kuliah, yaitu Syawqi Halim, Andrea Effendi, Angela Julianti, Jessica Susanty, Jessica Agnesia, Leonardo Adrian, Yesuit Wongso, dan Claudi Calista yang telah menjadi teman seperjuangan, memberikan banyak kenangan, dan membuat kehidupan perkuliahan penulis menjadi lebih berwarna dan bermakna.
11. Sahabat terdekat penulis dari SMA, yaitu Rachel Wiyarta, Ullyvia Oktaviandra, Yoel Christianto, Hilman Fadly, Chania Ruri, Diana Artini, Daniel Yanta, Kenjiro Wiguna, Clarissa Wanakantjana, Fransiskus Andre, Brigitta Indah, Ignatia Rahma, Natauli Theresia, dan

Alexandra Maria yang selalu memberikan semangat, nasihat, dan bantuan serta telah bersedia menyediakan waktu untuk mendengar keluh kesah penulis dari awal perkuliahan hingga akhirnya selesai.

12. Rekan-rekan kerja penulis di unit Aktuaria BCAinsurance, yaitu Pak Erik Surjadi, Mas Husam Al Faruqi, Ko Ronald Anjaristo, Ci Claresta Felim, dan Ka Agnes Mercyana yang telah membantu dan memberikan semangat kepada penulis untuk menyelesaikan skripsi selama menjalani kegiatan kerja praktik.
13. Teman-teman Jurusan Matematika angkatan 2017, 2018, 2019, 2020, dan 2021 yang telah memberikan banyak kenangan selama proses perkuliahan.
14. Semua pihak yang telah memberikan bantuan dan dukungan kepada penulis selama proses perkuliahan dan penyusunan skripsi.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini tidaklah sempurna. Oleh karena itu, penulis hendak meminta maaf sebelumnya jika terdapat kekurangan dalam penulisan dan penelitian. Akhir kata, semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi para pembaca khususnya yang ingin mengembangkan topik ini.

Bandung, Januari 2023

Penulis

# DAFTAR ISI

<b>KATA PENGANTAR</b>	<b>xv</b>
<b>DAFTAR ISI</b>	<b>xvii</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b>	<b>xix</b>
<b>1 PENDAHULUAN</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang . . . . .	1
1.2 Rumusan Masalah . . . . .	2
1.3 Tujuan . . . . .	2
1.4 Batasan Masalah . . . . .	3
1.5 Sistematika Pembahasan . . . . .	3
<b>2 LANDASAN TEORI</b>	<b>5</b>
2.1 Asuransi Grup Cacat . . . . .	5
2.2 <i>Machine Learning</i> . . . . .	6
2.3 Pohon Keputusan . . . . .	7
2.3.1 Pohon Regresi . . . . .	7
2.3.2 Pemangkasan Pohon . . . . .	9
2.4 <i>Gradient Boosting Machine</i> (GBM) . . . . .	10
2.5 <i>Mean Squared Error</i> (MSE) . . . . .	11
2.6 <i>Root Mean Squared Error</i> (RMSE) . . . . .	11
2.7 Deret Taylor . . . . .	11
2.8 Fungsi Sigmoid . . . . .	12
<b>3 <i>Extreme Gradient Boosting</i> (XGBOOST)</b>	<b>13</b>
3.1 Model Pohon <i>Ensemble</i> . . . . .	13
3.2 Fungsi Objektif Teregularisasi . . . . .	14
3.3 <i>Gradient Tree Boosting</i> . . . . .	14
3.4 Tingkat Pembelajaran . . . . .	18
3.5 Algoritma XGBoost . . . . .	18
3.6 Ilustrasi . . . . .	19
<b>4 HASIL DAN ANALISIS PREDIKSI</b>	<b>25</b>
4.1 Data . . . . .	25
4.2 Implementasi Metode XGBoost . . . . .	26
4.2.1 Model XGBoost 1 . . . . .	27
4.2.2 Model XGBoost 2 . . . . .	28
4.2.3 Model XGBoost Optimal . . . . .	28
4.3 Analisis Prediksi dan Perbandingan Hasil . . . . .	29
4.3.1 <i>Variable Importance</i> . . . . .	29
4.3.2 Hasil Prediksi . . . . .	30

<b>5 KESIMPULAN DAN SARAN</b>	<b>33</b>
5.1 Kesimpulan . . . . .	33
5.2 Saran . . . . .	33
<b>DAFTAR REFERENSI</b>	<b>35</b>
<b>A HASIL PREDIKSI</b>	<b>37</b>

## DAFTAR GAMBAR

2.1	Komponen pohon keputusan . . . . .	7
2.2	Ilustrasi partisi dari ruangan fitur dua dimensi dengan <i>recursive binary splitting</i> . .	8
2.3	Ilustrasi pohon regresi yang diperoleh dengan <i>recursive binary splitting</i> . . . . .	9
2.4	Fungsi sigmoid . . . . .	12
3.1	Pohon regresi iterasi pertama yang ditinjau saat usia 27 tahun . . . . .	20
3.2	Pohon regresi iterasi pertama dengan titik <i>split</i> terbaik kedua . . . . .	22
3.3	Pohon regresi iterasi pertama dengan titik <i>split</i> terbaik ketiga . . . . .	22
A.1	Pohon keputusan XGBoost model optimal . . . . .	37

# BAB 1

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Berdasarkan (Maleh, 2020), satu dari empat orang pekerja di dunia dengan tahun kelahiran 1966 sampai 2000 kehilangan pekerjaan akibat kondisi disabilitas sebelum mencapai rata-rata usia pensiun (67 tahun) [1]. Selain itu, menurut *International Labour Organization*, setiap tahun terdapat sekitar 340 juta kecelakaan kerja dan 160 juta korban yang terkena penyakit akibat pekerjaan di seluruh dunia<sup>1</sup>. Fenomena serupa juga terjadi di Indonesia, total kasus kecelakaan kerja di Indonesia semakin meningkat setiap tahunnya. Terdapat peningkatan total kasus kecelakaan kerja pada tahun 2021 sebesar 5,65% dengan total kasusnya adalah 234.270 kasus berdasarkan survei yang dilakukan oleh Badan Penyelenggara Jaminan Sosial<sup>2</sup>. Oleh karena itu, tidak ada seorang pun di dunia ini yang dapat mengetahui kapan dan di mana musibah akan terjadi di masa depan. Musibah dapat memberikan dampak negatif bagi korban, misalnya kecelakaan yang menyebabkan korban mengalami kecacatan sehingga tidak dapat bekerja dan tidak dapat memperoleh pendapatan.

Dengan mengikuti program asuransi, dampak kerugian finansial di masa depan dapat berkurang. Berdasarkan jumlah tertanggungnya, asuransi dapat dibagi menjadi dua, yaitu asuransi individu dan grup. Asuransi individu adalah asuransi yang melindungi satu orang saja, sedangkan asuransi grup adalah asuransi yang melindungi sekelompok orang, misalnya kelompok karyawan dalam suatu perusahaan. Berdasarkan Pasal 14 Undang-Undang Republik Indonesia No. 24 Tahun 2011, setiap orang, termasuk orang asing yang bekerja paling singkat 6 (enam) bulan di Indonesia, wajib menjadi peserta program Jaminan Sosial yang merupakan contoh dari asuransi grup<sup>3</sup>. Dengan demikian, asuransi grup di Indonesia merupakan sebuah kewajiban yang perlu diberikan oleh perusahaan kepada karyawannya, sedangkan tidak ada peraturan yang mengatur tentang kewajiban untuk memiliki asuransi individu. Perusahaan biasanya sudah memberikan asuransi grup cacat kepada karyawannya sebagai bentuk proteksi akibat sakit, cedera, atau kecelakaan yang dapat menyebabkan karyawannya kehilangan pendapatan karena tidak dapat bekerja. Berdasarkan waktu pemberian manfaat, asuransi grup cacat dapat dibagi menjadi dua, yaitu asuransi grup cacat jangka pendek dan asuransi grup cacat jangka panjang. Asuransi cacat jangka pendek memberikan manfaat setiap minggu selama tiga sampai enam bulan, sedangkan asuransi cacat jangka panjang memberikan manfaat setiap bulan selama dua, lima, atau sepuluh tahun atau sampai pensiun. Asuransi cacat hanya memberikan manfaat apabila tertanggung mengalami kecacatan. Jika tertanggung sudah dinyatakan pulih, maka pemberian manfaat akan dihentikan. Oleh karena itu, tingkat pemulihan cacat memiliki peran yang penting dalam asuransi cacat.

Untuk mengetahui tingkat pemulihan cacat, perusahaan asuransi perlu membuat model prediksi yang akurat dan mengetahui variabel apa yang paling memengaruhi tingkat pemulihan cacat. Model prediksi tingkat pemulihan cacat digunakan oleh perusahaan asuransi sebagai pedoman untuk membuat produk asuransi, sedangkan informasi variabel yang paling berpengaruh terhadap

---

<sup>1</sup>[https://www.ilo.org/moscow/areas-of-work/occupational-safety-and-health/WCMS\\_249278/lang--en/index.htm](https://www.ilo.org/moscow/areas-of-work/occupational-safety-and-health/WCMS_249278/lang--en/index.htm)

<sup>2</sup><https://dataindonesia.id/sektor-riil/detail/kasus-kecelakaan-kerja-di-indonesia-alami-tren-meningkat>

<sup>3</sup><https://peraturan.bpk.go.id/Home/Details/39268>

tingkat pemulihan cacat digunakan oleh perusahaan asuransi untuk melakukan proses *underwriting* yang lebih baik. *Underwriting* merupakan proses untuk menentukan apakah sebuah risiko dapat diterima atau tidak oleh perusahaan asuransi. Metode yang dapat digunakan untuk membuat model prediksi tingkat pemulihan cacat adalah metode *machine learning*, seperti *decision tree* atau pohon keputusan, *random forest*, *neural network*, dan *gradient boosting machine* (GBM). Metode *machine learning* tersebut juga dapat digunakan untuk melihat variabel apa yang paling memengaruhi tingkat pemulihan cacat.

Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya, terdapat penelitian tentang prediksi tingkat pemulihan dan kematian yang sudah dilakukan oleh *Society of Actuaries* (SOA) pada tahun 2017 yang berjudul “Prediksi Tingkat Pemulihan dan Kematian Asuransi Grup Cacat Jangka Panjang dengan Menggunakan Pohon Keputusan” [2]. Hasil yang diperoleh adalah model pohon lebih cocok digunakan untuk memprediksi tingkat pemulihan cacat dibandingkan model linear sehingga banyak penelitian serupa yang menggunakan model pohon untuk memprediksi tingkat pemulihan cacat. Beberapa penelitian serupa dilakukan oleh (Vivian, 2020) [3], (Mangaratua, 2020) [4], (Mercyana, 2020) [5], (Reinhart, 2022) [6], (Gunawan, 2022) [7], (Budiana, 2022) [8], dan (Thamara, 2022) [9]. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Thamara dan Mercyana, hasil yang didapatkan adalah performa dari model prediksi tingkat pemulihan cacat dengan menggunakan metode GBM lebih baik dibandingkan dengan yang menggunakan pohon keputusan dan *neural network*. Namun, metode GBM masih memiliki kekurangan, seperti masih memungkinkan untuk terjadi *overfitting* sehingga metode ini dikembangkan oleh (Chen, 2016) menjadi *extreme gradient boosting* (XGBoost) [10].

Pada skripsi ini akan dibahas mengenai pembuatan model prediksi tingkat pemulihan asuransi grup cacat jangka panjang dengan menggunakan metode *extreme gradient boosting* (XGBoost). Metode XGBoost memiliki tingkat keakuratan dan kecepatan yang tinggi dalam membentuk model prediksi dibandingkan dengan metode GBM. Selain itu, metode XGBoost memiliki reputasi yang baik karena sering memenangkan kompetisi pembuatan model prediksi yang diselenggarakan oleh *Kaggle* [11]. Dalam pembuatan model prediksi, data yang digunakan adalah *Group Long Term Disability* (GLTD) yang didapatkan dari *Society of Actuaries* (SOA) dari Amerika Serikat [2]. Alasannya adalah karena keterbatasan akses untuk mendapatkan data asuransi grup cacat jangka panjang di Indonesia. Walaupun demikian, terdapat kemiripan antara kategori disabilitas pada data GLTD yang berasal dari Amerika Serikat dengan jenis penyakit yang terdapat pada Tabel Morbiditas Indonesia I [12]. Dengan demikian, jika data asuransi grup cacat jangka panjang sudah tersedia dan dapat diakses di Indonesia, maka data tersebut dapat digunakan untuk membentuk model prediksi atau penelitian serupa. Untuk mengevaluasi performa model prediksi, akan dibandingkan *root mean squared error* (RMSE) dari model yang menggunakan metode XGBoost dengan RMSE dari model yang menggunakan metode GBM.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, rumusan masalah yang ada adalah:

1. Bagaimana cara untuk membuat model prediksi tingkat pemulihan tertanggung pada asuransi grup cacat jangka panjang menggunakan metode XGBoost?
2. Variabel apa yang paling memengaruhi model prediksi tingkat pemulihan tertanggung pada asuransi grup cacat jangka panjang menggunakan metode XGBoost?
3. Bagaimana perbandingan RMSE dari metode GBM dengan RMSE dari metode XGBoost?

## 1.3 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah di atas, tujuan penelitian ini adalah:

1. Membuat model prediksi tingkat pemulihan tertanggung pada asuransi grup cacat jangka panjang menggunakan metode XGBoost.

2. Mengetahui variabel yang paling memengaruhi model prediksi tingkat pemulihan tertanggung pada asuransi grup cacat jangka panjang menggunakan metode XGBoost.
3. Membandingkan nilai RMSE dari metode GBM dengan RMSE dari metode XGBoost.

## 1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah pada skripsi ini adalah:

1. Jenis asuransi yang dibahas adalah asuransi grup cacat jangka panjang.
2. Diasumsikan pekerja yang cacat akan sembuh kembali dan tidak meninggal.
3. *Base learner* yang dipakai adalah pohon keputusan.

## 1.5 Sistematika Pembahasan

Pembahasan pada skripsi ini terdiri dari lima bab berikut.

- **Bab 1: Pendahuluan**  
Bab ini memuat latar belakang, rumusan masalah, tujuan, batasan masalah, dan sistematika pembahasan.
- **Bab 2: Landasan Teori**  
Bab ini memaparkan teori-teori pendukung dalam penulisan skripsi ini, yaitu asuransi grup cacat, *machine learning*, pohon keputusan, *gradient boosting machine* (GBM), *mean squared error* (MSE), *root mean squared error* (RMSE), deret Taylor, dan fungsi sigmoid.
- **Bab 3: *Extreme gradient boosting* (XGBoost)**  
Bab ini membahas *extreme gradient boosting* (XGBoost), model pohon *ensemble*, fungsi objektif teregularisasi, *gradient tree boosting*, tingkat pembelajaran, algoritma XGBoost, dan ilustrasi.
- **Bab 4: Hasil dan Analisis Prediksi**  
Bab ini menjelaskan data yang digunakan pada penelitian, implementasi metode XGBoost untuk membentuk model prediksi, analisis prediksi, dan perbandingan hasil antara metode XGBoost dengan metode GBM.
- **Bab 5: Kesimpulan dan Saran**  
Bab ini berisikan kesimpulan dari hasil penelitian dan saran untuk pengembangan penelitian lebih lanjut.