

IMPROVING SPARE PARTS DEMAND FORECAST ACCURACY TO INCREASE
SERVICE LEVEL AND OPTIMIZE WORKING CAPITAL FOR KOMATSU
UNDERCARRIAGE BY UTILIZING BIG DATA AND MACHINE LEARNING

By:

Tri Warsono
12007113

BACHELOR'S DEGREE
in

INDUSTRIAL ENGINEERING
ENGINEERING AND INFORMATION TECHNOLOGY

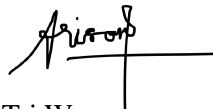


SWISS GERMAN UNIVERSITY
The Prominence Tower
Jalan Jalur Sutera Barat No. 15, Alam Sutera
Tangerang, Banten 15143 - Indonesia

Revision after the Thesis Defense on July 15th, 2022

STATEMENT BY THE AUTHOR

I hereby declare that this submission is my own work and to the best of my knowledge, it contains no material previously published or written by another person, nor material which to a substantial extent has been accepted for the award of any other degree or diploma at any educational institution, except where due acknowledgement is made in the thesis.



Tri Warsono

25 Juli 2022

Student

Date

Approved by:

Ir. Surjo Abadi, M.Sc

Thesis Advisor

25 Juli 2022

Date

Dr. Tanika D. Sofianti, S.T., M.T.

Thesis Co-Advisor

25 Juli 2022

Date

Dr. Maulahikmah Galinium, S.Kom, M.Sc

Dean

25 Juli 2022

Date

ABSTRACT

IMPROVING SPARE PARTS DEMAND FORECAST ACCURACY TO INCREASE SERVICE LEVEL AND OPTIMIZE WORKING CAPITAL FOR KOMATSU UNDERCARRIAGE BY UTILIZING BIG DATA AND MACHINE LEARNING

By

Tri Warsono

Ir. Surjo Abadi, M.Sc, Advisor

Dr. Tanika D. Sofianti, S.T.,M.T. Co-Advisor

SWISS GERMAN UNIVERSITY

The ups and downs of the heavy equipment business are influenced by various factors, which can cause the demand for spare parts to rise or fall rapidly. This study aims to determine the accuracy of demand for undercarriage spare parts by comparing the forecasting method of measuring PPU wear measurement results (Undercarriage Inspection Program), moving average method and machine learning method using the XGBoost algorithm (Xtreme Gradient Boosting) with the RStudio programming language. The data used in this study is PT. XYZ with the period from 2017 to 2021. Forecasting results were measured using mad (Mean Absolute Deviation) error forecast, RMSE (Root Mean Square Error) and for XGBoost using WMAPE (Weighted Mean Absolute Percentage Error). The application of XGboost for forecast demand for undercarriage spare parts shows that the XGBoost model has excellent performance with a WMAPE accuracy value of 78.31% compared to the Moving Average accuracy of 58.43% or an increase of 134.02%. When compared to the forecast used by the company today, the PPU result is 43.9%, the XGBoost machine learning method produces better forecasting accuracy .

Keywords: Forecasting, Machine Learning, XGBoost (Xtreme Gradient Boosting).

ABSTRAK

IMPROVING SPARE PARTS DEMAND FORECAST ACCURACY TO INCREASE SERVICE LEVEL AND OPTIMIZE WORKING CAPITAL FOR KOMATSU UNDERCARRIAGE BY UTILIZING BIG DATA AND MACHINE LEARNING

By

Tri Warsono

Ir. Surjo Abadi, M.Sc, Advisor

Dr. Tanika D. Sofianti, S.T.,M.T. Co-Advisor

SWISS GERMAN UNIVERSITY

Naik turunnya bisnis alat berat dipengaruhi oleh berbagai faktor, yang dapat menyebabkan permintaan *spare parts* naik maupun turun dengan cepat. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui akurasi *demand spare parts undercarriage* dengan membandingkan *forecasting* metode hasil pengukuran keausan PPU (Program Pemeriksaan *Undercarriage*), metode *moving average* dan metode *machine learning* menggunakan algoritma XGBoost (*Xtreme Gradient Boosting*) dengan bahasa pemrograman RStudio. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data perusahaan PT. XYZ dengan periode 2017 sampai dengan tahun 2021. Hasil peramalan diukur menggunakan *forecast error* MAD (*Mean Absolute Deviation*), RMSE (*Root Mean Square Error*) dan untuk XGBoost menggunakan WMAPE (*Weighted Mean Absolute Percentage Error*). Penerapan XGboost untuk *forecast demand spare parts undercarriage* ini menunjukkan bahwa model XGBoost memiliki performa yang sangat baik dengan nilai akurasi WMAPE 78,31% dibandingkan dengan akurasi *Moving Average* 58,43% atau naik 134,02%. Jika dibandingkan dengan *forecast* yang dipakai perusahaan saat ini hasil PPU sebesar 43,9% maka metode *machine learning* XGBoost menghasilkan akurasi *forecasting* yang lebih baik.

Keywords: Forecasting, Machine Learning, XGBoost (Xtreme Gradient Boosting).

© Copyright 2022
oleh Tri Warsono
Hak cipta dilindungi

LEMBAR PERSEMBAHAN

Thesis ini saya persembahkan untuk perusahaan tercinta, keluarga yang selalu mendukungku, almarhum kedua orang tua ku yang telah berjasa selama ini, teman-teman, dan dosen yang telah mendukung saya sampai langkah hidupku ini dan juga untuk masa depanku.

PENGHARGAAN

Pertama-tama saya panjatkan puji syukur kehadiran Tuhan Yang Maha Esa, karena atas berkat dan rahmat-Nya, saya dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul *“Improving Spare Parts Demand Forecast Accuracy to Increase Service Level and Optimize Working Capital for Komatsu Undercarriage by Utilizing Big Data and Machine Learning”* ini. Penulisan skripsi ini dilakukan dalam rangka memenuhi salah satu syarat untuk mencapai gelar Sarjana Teknik pada Program Studi Teknik Industri, Fakultas Teknik, Swiss German University. Dalam proses penyusunan skripsi ini, penulis mendapatkan berbagai bantuan, bimbingan, masukan, dan dorongan dari berbagai pihak secara langsung maupun tidak langsung. Penulis menyadari bahwa tanpa bantuan dan bimbingan dari berbagai pihak, sulit bagi penulis untuk menyelesaikan skripsi ini. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ir. Surjo Abadi, M.Sc selaku *Advisor* yang senantiasa memberikan arahan, saran, bimbingan, motivasi, serta waktu dan tenaganya selama proses penyusunan dan penyelesaian penelitian ini dan selama penulis melakukan perkuliahan di Teknik Industri.
2. Dosen penguji, yang telah memberikan saran dan masukan agar terlaksananya penelitian dan penulisan skripsi yang lebih baik
3. Seluruh dosen dan karyawan Teknik Industri *Swiss German University* yang telah memberikan ilmu dan pengajaran, serta bantuan selama masa perkuliahan
4. Orang tua, istri dan anak – anak ku, yang senantiasa memberikan doa, dukungan, motivasi, semangat, dan bantuan dalam penyusunan dan penyelesaian penelitian ini.
5. Teman-teman seperjuangan penulis dalam penyusunan dan penyelesaian thesis ini.
6. Rekan kerja yang membantu serta memberikan dukungan dan semangat selama penyusunan thesis ini.

Demikian kata pengantar yang dapat penulis sampaikan. Penulis berharap kepada Tuhan Yang Maha Esa, agar senantiasa memberikan balasan atas segala kebaikan dan bantuan yang telah diberikan untuk penulis kepada seluruh pihak yang membantu. Penulis memohon maaf jika terdapat kesalahan penggunaan kata yang kurang berkenan. Kritik dan saran sangat bermanfaat bagi penulis agar dapat dilakukan perbaikan dan pengembangan pada masa yang akan datang. Akhir kata, semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan ilmu serta penelitian yang dilakukan selanjutnya.

DAFTAR ISI

STATEMENT BY THE AUTHOR	2
ABSTRACT	3
ABSTRAK	4
LEMBAR PERSEMBAHAN	6
PENGHARGAAN	7
DAFTAR GAMBAR	13
DAFTAR TABEL	16
BAB 1 - PENDAHULUAN	17
1.1. Latar Belakang	17
1.2. Rumusan Masalah Penelitian	19
1.3. Tujuan Penelitian	20
1.4. Manfaat Penelitian	20
1.5. Pertanyaan Penelitian	20
1.6. Ruang Lingkup dan Batasan masalah	21
BAB 2 - KAJIAN PUSTAKA	22
2.1. Kajian Literatur Deduktif	22
2.1.1. Pengertian Peramalan (<i>Demand Forecasting</i>)	22
2.1.2. Tujuan dan Fungsi Peramalan	23
2.1.3. Metode <i>Forecasting</i>	23
2.1.4. <i>Time Series</i>	24
2.1.5. Pengukuran Kesalahan Peramalan	27
2.1.6. <i>Big Data</i>	30

2.1.6. <i>Machine Learning</i>	33
2.1.6. XGBoost	35
2.2. Kajian Literatur Induktif	36
2.2.1. Analisis dan Prediksi Data Penjualan Menggunakan <i>Machine Learning</i> dengan Pendekatan Ilmu Data	37
2.2.2. Analisis Algoritma <i>Machine Learning</i> dan <i>Neural Networks</i> untuk Peramalan Permintaan Suku Cadang Rudal Anti-Pesawat.....	37
2.2.3. Perbandingan Algoritma SVM, Random Forest Dan XGBoost Penentuan Persetujuan Pengajuan Kredit	38
2.2. <i>Project Framework</i>	38
BAB 3 - METODE PENELITIAN	40
3.1. Tahap <i>Define</i>	41
3.2. Tahap <i>Measure</i>	42
3.3. Tahap <i>Analyze</i>	43
3.4. Tahap <i>Improve</i>	43
3.5. Tahap <i>Control</i>	45
BAB 4 - PAPARAN DATA DAN DISKUSI	46
4.1. <i>Undercarriage</i>	46
4.2. Pengertian, Fungsi, Cara Kerja Komponen <i>Undercarriage</i>	48
4.2.1. Track Shoe Assy	48
4.2.2. Track Roller Assy	51
4.2.3. Carrier Roller	52
4.2.4. Idler Assy	52
4.2.5. Teeth Sprocket.....	53
4.2.6. Program Pengukuran <i>Undercarriage</i>	53
4.3. Pengumpulan Data	56
4.4. <i>Availability Spare Parts</i>	58

4.5. Pengolahan data dan Pemilihan <i>Spare Parts</i>	58
4.5.1. <i>Parts Ranking</i>	58
4.5.2. <i>Month Movement</i>	58
4.5.3. <i>Stock Undercarriage PT. XYZ</i>	60
4.6. <i>Data Preparation and Creating Base Table Machine Learning</i>	61
4.6.1. <i>Data Set Feature Importance</i>	61
4.6.2. <i>Creating Base Table</i>	62
4.6.3. <i>Model Development</i>	63
4.6.4. <i>Pembuatan Program Forecasting</i>	63
4.6.5. <i>Data Analisis</i>	63
4.6.6. <i>Data Hasil Perhitungan</i>	66
4.6.6.1. <i>Parts Number K01427 (Track Roller Assy)</i>	66
4.6.6.2. <i>Parts Number K01433 (Idler)</i>	70
4.6.6.3. <i>Parts Number K04413 (Track Shoe Assy)</i>	73
4.7. <i>Perbandingan Forecast Accuracy dan Amount Forecast</i>	76
4.7.1. <i>Parts Number K01427 (Track Roller)</i>	76
4.7.2. <i>Parts Number K01433 (Idler)</i>	78
4.7.3. <i>Parts Number K04413 (Track Shoe Assy)</i>	80
4.8. <i>Analisa Hasil Penelitian</i>	83
BAB 5 - KESIMPULAN DAN SARAN	85
5.1. <i>Kesimpulan</i>	85
5.2. <i>Saran</i>	87
GLOSARIUM.....	88
DAFTAR PUSTAKA.....	89
LAMPIRAN A.....	92
LAMPIRAN A.1	93

LAMPIRAN B	94
LAMPIRAN C	95
LAMPIRAN C.1	96
LAMPIRAN D.....	97
CURRICULUM VITAE	98

DAFTAR GAMBAR

	Hal
Gambar 1.1. Alat berat Komatsu Track Type.....	17
Gambar 1.2. <i>Sales Spare Parts</i> 2021	18
Gambar 1.3. <i>Undercarriage</i> unit D375.....	18
Gambar 2.1. Forecasting process	22
Gambar 2.2. Metode Peramalan <i>Qualitatif</i>	23
Gambar 2.3. Metode Peramalan <i>Quantitatif</i>	23
Gambar 2.4. Supply & Demand	27
Gambar 2.5. <i>The three Vs Big data</i>	31
Gambar 2.6. Hubungan <i>Big Data</i> , <i>Data Science</i> dan <i>Data Mining</i>	32
Gambar 2.7. Kategori <i>Algoritme Machine Learning</i>	34
Gambar 2.8. Pohon Regresi Boosting Algoritma	35
Gambar 2.9. <i>Demand Forecasting Models Integration</i>	39
Gambar 3.1. <i>Flowchart</i> Metodologi Penelitian.	40
Gambar 3.2. Tahap <i>Define</i>	41
Gambar 3.3. Tahap <i>Measure</i>	42
Gambar 3.4. Tahap <i>Analyze</i>	43
Gambar 3.5. Tahap <i>Improve</i>	43
Gambar 3.6. <i>Flowchart development</i> pada <i>Machine Learning</i>	44
Gambar 3.7. Tahap <i>Control</i>	45
Gambar 4.1. PT. XYZ <i>Support Cabang</i> dan Site.	46
Gambar 4.2. <i>Undercarriage</i> pada alat berat type Excavator dan Bulldozer	47
Gambar 4.3. Komponen <i>Undercarriage</i>	47
Gambar 4.4. Trackshoe Assy.....	48
Gambar 4.5. Shoe Plate.....	48
Gambar 4.6. Track Link Assy.	49

Gambar 4.7. <i>Type Oil Sealed link & Grease Sealed Link</i>	49
Gambar 4.8. <i>Bagian Track Link Assy.</i>	50
Gambar 4.9. <i>Tipe Seal</i>	50
Gambar 4.10. <i>Master Bushing</i>	51
Gambar 4.11. <i>Beban pada Pin</i>	51
Gambar 4.12. <i>Track Roller D375</i>	51
Gambar 4.13. <i>Track Roller Single Flange dan Double Flange</i>	52
Gambar 4.14. <i>Carrier Roller D375</i>	52
Gambar 4.15. <i>Idler Assy</i>	52
Gambar 4.16. <i>Teeth Sprocket D375</i>	53
Gambar 4.17. <i>Pengukuran Undercarriage dengan Ultrasonic Tools</i>	53
Gambar 4.18. <i>Point Measurement komponen Undercarriage</i>	54
Gambar 4.19. <i>Flow Process Inspection Report Undercarriage</i>	54
Gambar 4.20. <i>Hasil Report pengukuran Undercarriage</i>	55
Gambar 4.21. <i>Coal Price vs Sales Undercarriage</i>	56
Gambar 4.22. <i>Availability Parts Undercarriage</i>	57
Gambar 4.23. <i>Kontribusi Sales tahun 2021 by Unit Model</i>	60
Gambar 4.24. <i>Feature Importance Information Gain</i>	64
Gambar 4.25. <i>Prosentasi Information Gain Group Variable</i>	65
Gambar 4.26. <i>RMSE modeling XGBoost</i>	66
Gambar 4.27. <i>WMAPE modeling XGBoost</i>	66
Gambar 4.28. <i>Forecast Error MAD dan RMSE Part Number K01427</i>	69
Gambar 4.29. <i>Forecast demand PPU, MA12 dan XGboost Parts Number K01427</i> ..	69
Gambar 4.30. <i>Forecast Error MAD dan RMSE Part Number K01433 Idler</i>	72
Gambar 4.31. <i>Forecast demand PPU, MA12 dan XGboost Parts Number K01433</i> ..	72
Gambar 4.32. <i>Forecast Error MAD dan RMSE Part Number K01413</i>	75
Gambar 4.33. <i>Forecast Error MAD dan RMSE Part Number K04413</i>	75
Gambar 4.34. <i>Forecast Accuracy PN K01427 Track Roller</i>	76
Gambar 4.35. <i>Amount Actual Demand, PPU, MA12 dan XGBoost</i>	78
Gambar 4.36. <i>Forecast Accuracy PN K01433</i>	78
Gambar 4.37. <i>Amount Actual Demand, PPU, MA12 dan XGBoost K01433</i>	80

Gambar 4.38. <i>Forecast Accuracy</i> PN K04413 Track Shoe Assy.....	81
Gambar 4.39. <i>Amount Actual Demand</i> , PPU, MA12 dan XGBoost K04431.....	82
Gambar 4.40. Perbandingan <i>Accuracy</i> dan <i>Amount Demand</i> ketiga <i>parts number</i>	84

DAFTAR TABEL

	Hal
Tabel 4.1. <i>Days of Inventory</i> 2021	57
Tabel 4.2. <i>Availability Spare Parts</i>	58
Tabel 4.3. <i>Part Ranking</i> dan <i>Month Movement</i>	59
Tabel 4.4. <i>Stock Item</i> dan <i>Amount Undercarriage</i>	60
Tabel 4.5. <i>Parameter 51 Variable</i>	62
Tabel 4.6. Akurasi Hasil <i>Modeling XGBoost</i> dan <i>Moving Average</i>	65
Tabel 4.7. Perbandingan <i>Forecasting</i> PN K01427 Track Roller Assy.....	67
Tabel 4.8. Perbandingan <i>Forecasting</i> PN K01433 Idler	70
Tabel 4.9. Perbandingan <i>Forecasting</i> PN K04413 Track Shoe Assy.....	73
Tabel 4.10. <i>Summary Accuracy</i> dan <i>Amount Forecast</i>	83