

OPTIMASI FUZZY TSUKAMOTO DENGAN ALGORITMA GENETIKA STUDI KASUS PERAMALAN PERMINTAAN BARANG SEMEN

Rifki Setya Armanda ¹⁾, Wayan Firdaus Mahmudy ²⁾

Program Studi Informatika

Fakultas Ilmu Komputer

Universitas Brawijaya, Malang

email: ¹rifikisetyaarmanda@gmail.com, ²wayanfm@ub.ac.id

Abstract

Production capacity planning should be based on the amount of demand needs. This objective can be achieved by using demand forecasting of the products. Tsukamoto Fuzzy Inference System can be implemented for forecasting. However, determining appropriate fuzzy membership function is not an easy task. This study proposes genetic algorithms to adjust boundaries of fuzzy membership function so more accurate results will be achieved. A computational experiment proves that the optimized Tsukamoto Fuzzy Inference System can produce more accurate predictions. In this case the application of genetic algorithm for determining the function limitation in case of forecasting the demand for goods is done by using the technique extends intermediate crossover, mutation and selection of the exchange point by using elitism selection. In this study, there are 4 stages in determining the optimal error value by using a genetic algorithm as a limitation Tsukamoto fuzzy membership functions. The data used in this study were 25 requests a week of production in units for 2015. The optimal solution is obtained on the population size of 80, the amount of generation of 120, and the combination of crossover rate and mutation rate of 0.3 and 0.7 with fitness as much as 6.863533684.

Keywords: genetic algorithms, forecasting, Tsukamoto fuzzy inference system

Abstrak

Perencanaan kapasitas produksi seharusnya menyesuaikan dengan kebutuhan permintaan. Hal ini bisa dicapai dengan melakukan peramalan permintaan barang yang diproduksi. Sistem inferensi fuzzy Tsukamoto bisa diimplementasikan untuk peramalan. Salah satu permasalahan dalam penerapan metode fuzzy adalah sulitnya menentukan batasan fungsi keanggotaan yang tepat. Pada tulisan ini diusulkan penggunaan algoritma genetika untuk memperbaiki batasan fungsi keanggotaan fuzzy sehingga didapatkan hasil peramalan yang lebih akurat. Percobaan komputasi membuktikan bahwa sistem inferensi fuzzy yang telah dioptimasi mampu memberikan hasil yang lebih akurat. Dalam hal ini penerapan algoritma genetika untuk penentuan batasan fungsi pada kasus peramalan permintaan barang dilakukan dengan menggunakan teknik extends intermediate crossover, mutasi dengan exchange point dan seleksi dengan menggunakan elitism selection. Pada penelitian ini terdapat 4 tahapan dalam menentukan nilai error yang optimal dengan menggunakan algoritma genetika sebagai batasan fungsi keanggotaan fuzzy tsukamoto. Data yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 25 permintaan produksi dalam satuan minggu selama tahun 2015. Solusi optimal diperoleh pada ukuran populasi sebanyak 80, jumlah generasi sebesar 120, dan kombinasi crossover rate dan mutation rate sebesar 0.3 dan 0.7 dengan fitness sebanyak 6.863533684.

Kata Kunci: Algoritma genetika, Peramalan, Sistem inferensi fuzzy Tsukamoto

PENDAHULUAN

Industri manufaktur memiliki tingkatan persaingan yang sangat ketat. Setiap perusahaan dituntut meningkatkan kemampuan bersaingnya dengan tujuan produk yang dipasarkan dapat diterima pasar. Dalam menyikapi permasalahan tersebut setiap perusahaan harus mampu mengetahui permintaan barang produksi yang akan datang. Peramalan suatu permintaan barang merupakan hal yang diperhitungkan untuk dimasa selanjutnya atau masa yang akan datang berdasarkan data-data permintaan yang dimiliki sebelumnya. Dengan adanya suatu peramalan dalam permintaan barang, maka suatu perusahaan dapat mencapai tujuan serta mengambil keputusan dalam memproduksi barang agar dapat memenuhi keinginan permintaan pasar.

Menurut Nasution dan Prasetyawan (2008), peramalan permintaan diharapkan akan terealisasi untuk jangka waktu tertentu pada masa yang akan datang, peramalan permintaan tersebut akan menjadi masukan yang sangat

penting dalam mengambil keputusan perencanaan dan pengendalian suatu perusahaan. Namun dalam kegiatan peramalan memerlukan penerapan metode yang optimal dalam menghasilkan suatu peramalan permintaan. Hal tersebut bertujuan agar dapat mengetahui tingkat permintaan yang akan datang dan meminimumkan kesalahan pada perhitungan peramalan. Apabila nilai dalam peramalan yang kurang tepat, maka akan menyebabkan ketidaksesuaian kuantitas dan kualitas produk dengan permintaan pasar.

Pada penelitian ini ditujukan untuk mengetahui peramalan permintaan barang produksi semen. Sistem yang akan dibangun dalam penelitian ini mampu menghasilkan nilai akurasi yang tepat dalam meramalkan suatu permintaan barang. Sistem inferensi fuzzy Tsukamoto bisa diimplementasikan untuk peramalan. Salah satu permasalahan dalam penerapan metode fuzzy adalah sulitnya menentukan batasan fungsi keanggotaan yang tepat. Pada tulisan ini diusulkan penggunaan algoritma genetika untuk memperbaiki batasan fungsi keanggotaan fuzzy sehingga didapatkan hasil peramalan yang lebih akurat.

PENELITIAN TERKAIT

Beberapa penelitian sebelumnya telah membahas mengenai permasalahan prediksi dan pengendalian persediaan. Misalnya pada penelitian yang dilakukan oleh Indroprasto dan Suryani (2012) dengan permasalahan pengendalian persediaan produk dengan metode EOQ menggunakan Algoritma Genetika yang bertujuan agar dapat mengifisiensikan biaya persediaan.

Beberapa penelitian yang berkaitan tentang peramalan atau prediksi dengan menggunakan Algoritma Genetika telah dilakukan oleh Rahmi dan Mahmudy (2015) yang menerapkan Algoritma Genetika dalam membentuk regresi untuk memprediksi harga saham, Penelitian tersebut dapat menunjukkan bahwa Algoritma Genetika mampu memberikan hasil nilai prediksi yang mendekati nilai atau data aslinya

METODOLOGI

Data Uji

Dalam pengolahan data terdapat beberapa langkah yang harus dilakukan, antara lain:

1. Pada pengamatan langsung terdapat data jumlah permintaan barang semen di setiap minggunya.
2. Menghitung total jumlah permintaan barang yang dihasilkan pada perusahaan Koperasi Warga Semen Gresik (KWSG) dengan mengakumulasikan jumlah permintaan dan jumlah persediaan pada setiap minggunya.

Data sampel yang didapatkan berupa data primer yaitu data permintaan barang semen yang dilakukan oleh Perusahaan Koperasi Semen Gresik (KWSG) setiap minggunya. Data permintaan barang semen didapatkan sebanyak 25 minggu dimulai dari bulan Januari sampai dengan bulan Juli 2015.

Siklus Penyelesaian Masalah Sistem Inferensi Fuzzy Tsukamoto

Metode Fuzzy Tsukamoto merupakan metode yang sesuai dalam memprediksi jumlah permintaan selanjutnya. Dalam perhitungan Fuzzy Tsukamoto memiliki 4 kriteria, antara lain T3, T2, T1, dan T. T3 merupakan kriteria data permintaan barang 3 minggu sebelumnya, kemudian pada T2 merupakan kriteria data permintaan barang 2 minggu sebelumnya, lalu pada T1 merupakan kriteria data permintaan barang 1 minggu sebelumnya, dan pada T merupakan kriteria data permintaan barang minggu selanjutnya.

Fungsi keanggotaan permintaan barang 3 minggu sebelumnya (T3) adalah:

Rendah

$$\mu_{Rendah}[x] = \begin{cases} 1, & x \leq 8000 \\ \frac{8500 - x}{500}, & 8000 \leq x \leq 8500 \\ 0, & x \geq 8500 \end{cases}$$

Sedang

$$\mu_{Sedang}[x] = \begin{cases} 0, & x \leq 8000 \\ \frac{x - 8000}{500}, & 8000 \leq x \leq 8500 \\ 1, & 8500 \leq x \leq 11000 \\ \frac{11500 - x}{500}, & 11000 \leq x \leq 11500 \\ 0, & x \geq 11500 \end{cases}$$

Tinggi

$$\mu_{Tinggi}[x] = \begin{cases} 0, & x \leq 11000 \\ \frac{x - 11000}{500}, & 11000 < x < 11500 \\ 1, & x \geq 11500 \end{cases}$$

Untuk kriteria lain bisa dibentuk serupa. Permasalahannya adalah bagaimana menentukan batasan fungsi keanggotaan yang tepat. Hal ini bisa ditentukan menggunakan algoritma genetika.

Siklus Penyelesaian Masalah Menggunakan Algoritma Genetika

Algoritma genetika mampu memberikan solusi dalam menyelesaikan masalah dengan mencari kemungkinan-kemungkinan dari calon solusi (populasi). Solusi yang dicari adalah satu atau lebih titik diantara solusi yang layak dalam ruang pencarian. Penyelesaian masalah menggunakan algoritma genetika memerlukan beberapa tahapan sebagai berikut:

1. Membuat populasi awal secara radom sebagai batasan-batasan dalam metode fuzzy tsukamoto. Pembentukan populasi awal sebanyak 4 kriteria, kemudian melakukan pembentukan populasi awal secara berurutan sesuai dengan kriteria yang digunakan
2. melakukan reproduksi dengan crossover extends intermediate dan mutasi exchange point pada pembentukan awal populasi.
3. Seleksi dengan metode elitism.
4. Menentukan nilai fitness agar mendapatkan solusi akhir yang optimal. Berikut merupakan persamaan perhitungan dalam mengetahui nilai fitness pada metode algoritma genetika

$$fitness = \frac{10000}{RMSE}$$

5. Iterasi dilakukan untuk generasi berikutnya.

Reprentasi Kromosom dan Perhitungan Fitness

Reprentasi kromosom merupakan proses pengkodean dari penyelesaian suatu permasalahan (Mahmudy, 2015). Reprentasi kromosom pada penelitian ini menggunakan pengkodean real (*real code*). Pada pengkodean real memiliki hasil yang optimal dalam permasalahan optimasi, sebab pengkodean real dapat menjangkau beberapa titik solusi jika range solusi berada pada daerah kontinyu Reprentasi real code juga digunakan oleh Samaher dan Mahmudy (2015) dalam permasalahan memaksimalkan laba produksi.

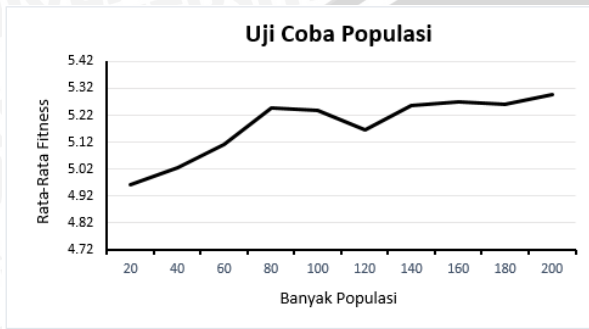
Pembentukan kromosom inisial pada penelitian ini dengan membangkitkan nilai random yang didapatkan dari jumlah permintaan barang semen dari suplier pada setiap minggunya. Angka pada gen menunjukkan batasan fungsi keanggotaan.



HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Hasil dan Uji Coba Ukuran Populasi

Uji coba yang pertama dilakukan adalah uji coba ukuran populasi terhadap perubahan nilai *fitness*. Dalam pengujian ini jumlah generasi yang digunakan adalah 5 dengan *crossover rate* sebesar 0,6 dan *mutation rate* sebesar 0,4. Jumlah data yang digunakan adalah 25 data permintaan barang perminggunya pada bulan Januari sampai dengan bulan Juni. Pada setiap ukuran populasi dilakukan sebanyak 10 kali percobaan sehingga memperoleh nilai rata-rata *fitness*. Ukuran populasi diuji pada kelipatan 20, mulai dari 20 sampai dengan 200, sehingga terdapat 10 ukuran *popSize* yang berbeda. Hasil grafik uji coba ukuran populasi ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1 Hasil Uji Coba Ukuran Populasi

Hasil uji coba ukuran populasi pada Gambar 1, dapat terlihat perbedaan hasil pengujian ukuran populasi terhadap nilai *fitness* yang dihasilkan. Dari hasil tersebut didapatkan bahwa ukuran populasi 80 merupakan hasil ukuran populasi yang dianggap optimal dengan rata-rata nilai *fitness* 5.248283825, sebab setelah jumlah populasi 80 sulit untuk mendapatkan nilai *fitness* yang lebih baik.

Besar nilai *fitness* dalam penelitian ini sangat dipengaruhi oleh besarnya ukuran populasi. Semakin besar ukuran populasi maka semakin besar juga nilai *fitness* yang dihasilkan. Akan tetapi jika ukuran populasi terlalu besar, kemungkinan akan sulit dalam memperoleh hasil nilai yang optimal dan terlalu besar ukuran populasi yang digunakan maka waktu dalam memproses perhitungan akan semakin lama. Kondisi seperti ini disebut juga dengan kondisi konvergensi, artinya hampir semua kromosom bernilai sama sehingga akan menghasilkan *offspring* yang hampir sama dengan induknya yang dapat menyebabkan eksploitasi dalam memberikan solusi kurang baik (Mahmudy, 2015).

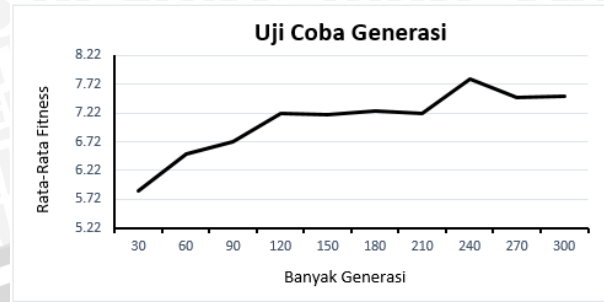
2. Hasil dan Uji Coba Banyaknya Generasi

Uji coba yang kedua adalah uji coba jumlah generasi terhadap perubahan nilai *fitness*. Setelah melakukan pengujian terhadap ukuran populasi maka hasil yang didapatkan akan digunakan dalam pengujian jumlah generasi.

Pada setiap generasi akan dilakukan pengujian nilai *fitness* sebanyak 10 kali dan didapatkan jumlah rata-rata nilai *fitness*nya. Kemudian nilai rata-rata *fitness* tersebut akan ditampilkan dalam bentuk grafik untuk mengetahui jumlah generasi yang optimal dengan ukuran populasi optimal sebesar 80, nilai *crossover rate* 0.6, nilai *mutation rate* 0.4, jumlah generasi sebanyak 5 dan jumlah data yang

digunakan sebesar 25.

Hasil Grafik uji coba jumlah Generasi dapat dilihat pada Gambar 2.

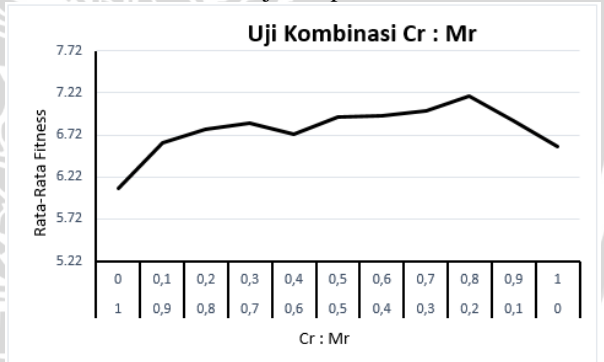


Gambar 2 Hasil Uji Coba Generasi

Hasil jumlah generasi yang optimal didapatkan pada jumlah generasi dengan nilai rata-rata *fitness* 7.213717573. Jumlah generasi 120 merupakan solusi yang optimal dalam uji coba jumlah generasi, sebab jumlah generasi setelah 120 sangat sulit untuk menentukan nilai *fitness* yang lebih besar lagi. Hal tersebut terjadi karena adanya kondisi konvergensi setelah jumlah generasi 120.

3. Hasil dan Uji Coba Kombinasi Cr dan Mr

Pengujian selanjutnya adalah pengujian untuk mendapatkan nilai optimal dari kombinasi Cr dan Mr. Dalam uji coba kombinasi Cr dan Mr jumlah populasi yang digunakan sebesar 80, jumlah generasi sebanyak 120 dan jumlah data yang digunakan sebesar 25 data. Hasil grafik kombinasi cr dan mr ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3 Hasil Uji Coba Cr dan Mr

Pada Gambar 6.3 dapat dilihat bahwa nilai *fitness* dengan rata-rata terbaik ada pada kombinasi Crossover sebesar 0.3 dan mutation sebesar 0.7 dengan nilai rata-rata *fitness* sebesar 6.863533684. Pada nilai kombinasi crossover dengan jumlah 0 dan mutation sebesar 1 merupakan nilai rata-rata *fitness* yang terkecil dengan nilai rata-rata *fitness* sebesar 6.5761184. Dengan nilai crossover rate yang tinggi dan mutation rate dengan nilai yang rendah, maka algoritma genetika akan mengalami penurunan kemampuan dalam menjaga diversitas populasi sehingga mengalami konvergensi dini hanya dalam beberapa generasi serta kehilangan untuk mengeksplorasi area lain dalam ruang pencairan (Mahmudy, 2015). Akan tetapi bila nilai crossover rate yang terlalu rendah dan nilai mutation rate yang lebih tinggi maka algoritma genetika akan sangat bergantung pada proses mutasi (Mahmudy, , Marian, & Luong, 2013). Kesimpulan yang didapat dalam uji coba kombinasi crossover rate dan mutation rate adalah nilai rata-rata *fitness* yang tertinggi ada pada nilai 0.3 : 0.7.



4. Hasil dan Uji Coba Parameter Terbaik

Setelah melakukan pengujian ukuran populasi, jumlah generasi, kombinasi Cr dan Mr dan jumlah data yang digunakan, maka pengujian selanjutnya adalah uji coba menggunakan parameter terbaik. Dalam uji coba menggunakan parameter terbaik menggunakan kombinasi Cr dan Mr yang sebesar 0.3 : 0.7, jumlah populasi yang digunakan sebesar 80, jumlah generasi sebanyak 120, dan jumlah data yang digunakan sebesar 25. Hasil dari pengujian dengan menggunakan nilai parameter terbaik dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Hasil Pengujian Parameter Terbaik

| Percobaan ke- | Nilai <i>fitness</i> |
|--------------------------|----------------------|
| 1 | 7.191586222 |
| 2 | 6.960106285 |
| 3 | 7.107569854 |
| 4 | 7.5834942 |
| 5 | 7.109786478 |
| 6 | 7.460262386 |
| 7 | 6.897202871 |
| 8 | 6.98818738 |
| 9 | 7.245711885 |
| 10 | 7.13895194 |
| Rata-Rata Fitness | 7.168286 |

Pencarian nilai rata-rata *fitness* yang dilakukan pada Tabel 6.4 dilakukan sebanyak 10 kali, sehingga hasil dari uji coba pada pengujian dengan menggunakan nilai parameter yang terbaik didapatkan pada nilai rata-rata sebesar 7.168286.

Pada tabel 2 berikut ini merupakan hasil perhitungan metode Fuzzy Tsukamoto dan Algoritma Genetika dengan menggunakan kromosom terbaik dalam menentukan hasil nilai error pada studi kasus peramalan permintaan.

Tabel 2 Contoh Hasil Perhitungan Menggunakan Kromosom Terbaik

| Minggu | Permintaan | Tsukamoto & Algoritma Genetika | Error (Data Permintaan-Hasil Prediksi) | Error (Data Permintaan-Hasil Prediksi) ² |
|--------|------------|--------------------------------|--|---|
| 1 | 13543 | - | - | - |
| 2 | 11957 | - | - | - |
| 3 | 15016 | - | - | - |
| 4 | 9990 | 10957.45 | -967.45 | 935959.5025 |
| 5 | 8785 | 7098.9 | 1686.1 | 2842933.21 |
| 6 | 8389 | 7098.9 | 1290.1 | 1664358.01 |
| 7 | 11776 | 10437.16667 | 1338.833333 | 1792474.694 |
| 8 | 12297 | 11104.82 | 1192.18 | 1421293.152 |
| 9 | 11067 | 12243.63333 | -1176.633333 | 1384466.001 |
| 10 | 11239 | 10957.45 | 281.55 | 79270.4025 |
| 11 | 9394 | 9028.175 | 365.825 | 133827.9306 |
| 12 | 9275 | 9671.266667 | -396.2666667 | 157027.2711 |
| 13 | 11772 | 10437.16667 | 1334.833333 | 1781780.028 |
| 14 | 10135 | 11104.82 | -969.82 | 940550.8324 |
| 15 | 11535 | 10957.45 | 577.55 | 333564.0025 |
| 16 | 8202 | 9028.175 | -826.175 | 682565.1306 |
| 17 | 10067 | 9671.266667 | 395.7333333 | 156604.8711 |

Tabel 2 Contoh Hasil Perhitungan Menggunakan Kromosom Terbaik (Lanjutan)

| Minggu | Permintaan | Tsukamoto & Algoritma Genetika | Error (Data Permintaan-Hasil Prediksi) | Error (Data Permintaan-Hasil Prediksi) ² |
|--------|------------|--------------------------------|--|---|
| 18 | 5725 | 7098.9 | -1373.9 | 1887601.21 |
| 19 | 8766 | 9396.6 | -630.6 | 397656.36 |
| 20 | 11468 | 10437.16667 | 1030.833333 | 1062617.361 |
| 21 | 9910 | 11104.82 | -1194.82 | 1427594.832 |
| 22 | 10088 | 9671.266667 | 416.7333333 | 173666.6711 |
| 23 | 5078 | 7098.9 | -2020.9 | 4084036.81 |
| 24 | 8300 | 9396.6 | -1096.6 | 1202531.56 |
| 25 | 5381 | 9396.6 | -4015.6 | 1.61E+07 |
| Total | | | | 40667423.2 |

Kemudian untuk menghitung Nilai *Error* dari keseluruhan total error yang didapatkan pada tabel 6.5 dengan menggunakan parameter terbaik, maka diperhitungkan dengan menggunakan RMSE yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya. Berikut merupakan persamaan perhitungan dengan RMSE.

$$RMSE = \sqrt{\frac{40667423.2}{22}} = 1848519.237$$

Untuk perhitungan *fitness* pada kromosom yang telah dikonversikan, dapat dilihat pada persamaan perhitungan berikut ini.

$$fitness = \frac{10000}{RMSE}$$

$$fitness = \frac{10000}{1848519.237} = 7.35509$$

Dari hasil perhitungan *fitness* tersebut didapatkan hasil dengan nilai *fitness* sebesar 7.35509, maka dapat disimpulkan bahwa hasil yang didapatkan dalam studi kasus peramalan permintaan dengan menggunakan metode Fuzzy Tsukamoto dan Algoritma Genetika mampu memberikan nilai error yang lebih kecil dengan menggunakan parameter terbaik.

SIMPULAN

Kesimpulan yang didapatkan dari pengujian yang telah dilakukan pada peramalan permintaan barang semen dengan menggunakan Algoritma Genetika dan Fuzzy Tsukamoto adalah sebagai berikut :

1. Dari hasil pengujian yang telah dilakukan dalam penelitian ini, metode Algoritma Genetika dan Fuzzy Tsukamoto dapat memberikan nilai error yang lebih rendah dalam studi kasus peramalan permintaan barang. Pada Implementasi dalam peramalan permintaan barang Semen menggunakan Algoritma Genetika dan Fuzzy Tsukamoto, solusi pada ukuran populasi terbaik adalah 80 popsize, solusi pada jumlah generasi terbaik adalah 120, untuk solusi kombinasi nilai *crossover* rate (cr) dan *mutation* rate (mr) didapatkan 0.3 : 0.7.
2. Dalam penelitian ini, metode Algoritma Genetika mampu menghasilkan nilai yang optimal dalam hal memprediksi atau meramalkan suatu permintaan barang semen. Cara

penyelesaian dalam Algoritma Genetika pada penelitian ini menggunakan beberapa metode seperti *Extended Intermediate Crossover*, *Reciprocal Exchange Mutation* dan *Elitism Selection*. Hasil dari penelitian ini pada peramalan menggunakan Algoritma Genetika dan Fuzzy Tsukamoto mendapatkan nilai error yang lebih rendah.

3. Dengan menggunakan metode Algoritma Genetika di dalam perhitungan Fuzzy Tsukamoto pada studi kasus peramalan permintaan barang mampu menghasilkan nilai yang optimal dibandingkan dengan melakukan perhitungan dengan metode Fuzzy Tsukamoto, sebab batasan-batasan yang digunakan dalam menentukan nilai Tinggi, Sedang, Rendah pada Fuzzy Tsukamoto dilakukan secara acak yang didapatkan dari nilai data permintaan minggu sebelumnya yang kemudian nilai yang didapatkan akan di urutkan berdasarkan dari nilai terkecil hingga terbesar pada setiap kriteria yang digunakan.

SARAN

Berdasarkan kesimpulan yang telah dibuat, maka saran yang dapat diberikan untuk pengembangan dalam penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut :

1. Pada penelitian selanjutnya diharapkan menggunakan metode selain Fuzzy Tsukamoto untuk dapat digabungkan dengan metode Algoritma Genetika dalam studi kasus peramalan atau prediksi permintaan barang.
2. Dalam penelitian selanjutnya diharapkan mampu mendapatkan jumlah data yang lebih banyak lagi dengan tujuan mendapatkan variasi pengujian yang dilakukan agar mendapatkan nilai hasil yang lebih optimal, sebab pada penelitian ini masih terbatas dalam mendapatkan data permintaan barang.

DAFTAR PUSTAKA

- Nasution, Hakim, A, & Prasetyawan, Y. 2008. *Perencanaan & Pengendalian Produksi*. Graha Ilmu, Yogyakarta.
- Indroprasto & Suryani, E. 2012. Analisis Pengendalian Persediaan dengan Metode EOQ Menggunakan Algoritma genetika untuk Mengefisiensikan Biaya Persediaan. *Jurnal Teknik*, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS).
- Mahmudy, WF 2015, *Dasar-Dasar Algoritma Evolusi*, Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya, Malang.
- Mahmudy, WF, Marian, RM & Loung, LHS 2013. Optimization of Part Type Selection and Loading Problem with Alternative Production Plans in Flexible Manufacturing System Using Hybrid Genetic Algorithms – Part 2 : Genetic Operators & Results. *5th Internasional Conference on Knowledge and Smart Technology (KST)*, Chonburi, Thailand, 31 Jan – 1 Feb, pp. 81-85.
- Rahmi, A & Mahmudy, WF 2016, Pembentukan model regresi harga saham menggunakan algoritma genetika, *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi (SENTIKA)*, Yogyakarta, 18-19 Maret.
- Samaher & Mahmudy, WF 2015, Penerapan algoritma genetika untuk memaksimalkan laba produksi jilbab,

Journal of Environmental Engineering & Sustainable Technology, vol. 2, no. 1, pp. 6-11.

Tobing, RL. 2010. *Sistem Simulasi Penjadwalan Kuliah Dengan Menggunakan Algoritma Genetika*. Universitas Sumatera Utara, Medan.

Palupi, YD Ayu, dkk. 2011. *Algoritma Genetika Untuk Optimasi Persediaan Barang Dalam Proses Produksi*. FMIPA, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.