

Pendeteksi Sinyal Jual/Beli Saham dengan *Fuzzy Rule-Based Evidential Reasoning* dan *C-means Clustering*

M. Lutfi Sulthon A.S.¹, Agung B. Prasetijo², Maman Somantri³

Abstract—Stocks are securities indicating the share of ownership of a company. In stock market, most of traded stocks fluctuate in price at all times and traders take an advantage for taking profit. Traders often use technical analysis to determine the trend of stock price movements. The problem is on how traders take positions (buying/selling stocks) with minimal trading decision so they can maximize profits. Fuzzy rule-based evidential reasoning approach can map the conditions of stock movements. Clustering can help the mapping conducted with a high degree of equality with each other. One of the clustering methods is fuzzy C-means clustering. This method is used to determine the number of membership functions for each attribute. To increase profit/Return of Investment (ROI), verification of output decision is required to analyze stock trends when placing buy or sell. From the results experimented, an ROI of 83.80% profit is obtained.

Intisari— Saham adalah surat berharga yang menunjukkan bagian kepemilikan atas suatu perusahaan. Pada pasar saham, kebanyakan saham yang diperdagangkan senantiasa berfluktuasi harganya dan trader memanfaatkannya untuk mengambil keuntungan. Para trader menggunakan analisis teknis untuk mengetahui pola pergerakan harga saham. Masalahnya adalah cara para trader membeli saham yang minim kesalahan trading sehingga dapat memaksimalkan profit. Penggunaan pendekatan *fuzzy rule-based evidential reasoning* dapat memetakan kondisi pergerakan saham. *Clustering* dapat membantu proses pengelompokan data sehingga data dalam suatu cluster memiliki tingkat persamaan yang tinggi satu dengan lainnya. Salah satu teknik clustering adalah *fuzzy c-means clustering*. Metode ini digunakan untuk menentukan jumlah fungsi keanggotaan masing-masing atribut. Untuk meningkatkan profit/Return of Investment (ROI), diperlukan verifikasi hasil keputusan keluaran (*output decision*) yang berfungsi untuk menganalisis tren saham ketika dilakukan posisi beli atau jual. Dari pengujian sistem diperoleh ROI sebesar 83,80% dari profit maksimal yang didapatkan selama pengujian.

Kata Kunci— Logika fuzzy, Rule Base Evidential Reasoning, Decision Support System, saham, Fuzzy C-Means Clustering, Expert System.

I. PENDAHULUAN

Pasar modal menurut UU No. 8 Tahun 1995 adalah kegiatan yang berkaitan dengan penawaran umum dan

¹ Mahasiswa, Program Studi Magister Teknik Elektro, Universitas Diponegoro, Jl. Prof. Soedarto, SH Semarang 50275, INDONESIA (telp: 024-7460057; e-mail: lutfisulistiyono@gmail.com)

^{2,3} Dosen, Program Studi Magister Teknik Elektro, Universitas Diponegoro, Jl. Prof. Soedarto, SH Semarang 50275, INDONESIA (telp: 024-7460057; e-mail: agungprasetijo@gmail.com, mmsomantri@live.undip.ac.id)

perdagangan efek, perusahaan publik yang berkaitan dengan efek yang diterbitkannya, serta lembaga dan profesi yang berkaitan dengan efek. Salah satu aset untuk investasinya adalah saham [1]. Pergerakan saham selalu mengalami perubahan yang fluktuatif. Ini yang dimanfaatkan oleh trader untuk mencari keuntungan. Para trader menggunakan analisis teknis untuk mengetahui tren pergerakan harga saham yang memiliki potensi kenaikan harga pada waktu singkat.

Dalam trading tentunya terdapat beberapa risiko atau kerugian yang harus diminimalkan, salah satunya adalah kesalahan trading. Kesalahan trading adalah kerugian yang terjadi karena trader tidak cermat dan tidak hati-hati dalam melakukan investasi tersebut, yang harga jualnya lebih rendah dibandingkan harga beli. Untuk itu, perlu adanya sebuah sistem yang dapat membantu para investor saham dalam menganalisis history dan tren saham untuk menentukan saham yang terbaik.

Saat ini banyak dikembangkan analisis market saham berdasarkan metode *time series prediction*. Salah satunya adalah *Decision Support System (DSS) Determining Credit Customer* pada PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. tentang sistem pendukung keputusan dalam mengalokasikan bantuan kredit pada pengusaha kecil dan menengah [2]. Dalam penerapannya pada bidang peramalan saham, ada beberapa penelitian yang telah menggunakan *artificial intelligence* dalam membantu pengambilan keputusan. Dalam sebuah penelitian dibandingkan kinerja akurasi peramalan dengan algoritme *hybrid* dan *backpropagation*. Penelitian tersebut menyatakan bahwa algoritme *hybrid* menghasilkan keakuratan yang lebih tinggi dalam memprediksi harga saham dibandingkan dengan algoritme *backpropagation network* [3]. Penelitian lainnya menggunakan konsep *machine learning*, yaitu dengan menggunakan SVR dan algoritme *grid search*. Data yang digunakan adalah data history saham PT. XL Axiata. Dalam hasil penelitian tersebut dinyatakan bahwa model SVR terbaik dengan fungsi *kernel* linier menggunakan parameter $C = 0,1$ dan nilai epsilon = 0,1. Model tersebut sudah layak untuk memprediksi harga saham PT. XL Axiata Tbk. karena mempunyai tingkat akurasi 92,47% untuk data pelatihan dan 83,39% untuk data pengujian [4].

Dengan mengacu pada beberapa hasil penelitian tersebut, penggunaan konsep *neural network* dan *machine learning* memberikan hasil yang cukup baik tetapi setiap melakukan peramalan harus melatih kembali data history saham, karena semakin lama jarak waktu peramalan dengan pelatihan, maka akurasi hasilnya juga akan jauh dari nilai riilnya [5]. Untuk itu perlu adanya pendekatan yang lebih baik lagi. Peneliti lain telah melakukan penelitian dengan *expert system* menggunakan pendekatan *fuzzy rule base evidential reasoning* terhadap *forex trading*. Penelitian tersebut diklaim berhasil

memperoleh profit yang memuaskan [5], tetapi terdapat satu kekurangan, yaitu tidak ada pengelompokan data untuk proses pembelajaran sistem yang menghasilkan *membership function*. Dalam logika *fuzzy* juga dikenal istilah *clustering*. *Clustering* merupakan proses pengelompokan data dalam kelas-kelas sehingga data dalam suatu *cluster* memiliki tingkat persamaan yang tinggi satu dengan lainnya [6]. Salah satu metode *clustering* dalam *fuzzy* adalah *fuzzy C-means* (FCM). Dalam penerapannya oleh seorang peneliti mengenai *clustering* data *performance* mengajar dosen, sistem dapat mengelompokkan data *performance* sesuai kriteria yang disediakan [6]. Penggunaan metode FCM nantinya diharapkan dapat membantu menentukan *membership function* secara tepat.

Masalah dalam menentukan *buy* dan *sell* saham sering menjadi tantangan bagi seorang *trader* atau pelaku saham untuk memperoleh profit yang maksimal. Kebanyakan perhitungan dalam memperoleh *decision* yang terbaik masih dilakukan secara konvensional. Untuk itu, dengan menggunakan perkembangan ilmu teknologi, hal tersebut dapat dikomputerisasi sehingga dapat membantu para *trader* untuk memberikan keputusan yang terbaik. Diharapkan metode tersebut dapat memberikan rekomendasi saham dan menghasilkan profit yang maksimal.

Makalah ini bertujuan menghasilkan sebuah sistem yang dapat digunakan untuk membantu memberikan pengambilan keputusan *buy* dan *sell* saham menggunakan *expert system* dengan pendekatan *Rule-Based Evidential Reasoning* dan metode FCM. Pembahasan makalah disusun sebagai berikut. Bagian pertama membahas tentang permasalahan, solusi dalam memaksimalkan keuntungan *trading* saham dan penelitian yang terkait dengan saham, *Rule-Based Evidential Reasoning* dan metode FCM. Lalu, bagian kedua membahas metodologi, bagian ketiga membahas perancangan sistem, bagian keempat membahas hasil dan analisis sistem, serta bagian kelima membahas kesimpulan dari hasil penelitian yang diperoleh.

II. METODOLOGI

A. Analisis Teknis Saham

Analisis teknis, atau lebih dikenal dengan istilah analisis teknikal, adalah suatu teknik analisis yang dikenal dalam dunia keuangan yang digunakan untuk memprediksi tren suatu harga saham dengan cara mempelajari data pasar yang lampau, terutama pergerakan harga dan volume [7]. Analisis teknis dapat menggunakan berbagai model dan dasar, misalnya untuk pergerakan harga digunakan metode seperti indeks kekuatan relatif, indeks pergerakan rata-rata, regresi, korelasi antar pasar dan intra pasar, siklus, ataupun dengan cara klasik yaitu menganalisis pola grafik. Analisis teknis yang digunakan meliputi indikator RSI, MACD, *commodity channel index*, *stochastic*, *bollinger bands*, dan *parabolic stop and reversal*.

B. Indikator Relative Strength Index (RSI)

Indikator RSI adalah indikator untuk menentukan titik balik saham. Pergerakan indikator ini mengikuti pergerakan saham, yang diinterpretasikan dengan *range* antara 0 dan 100. Secara matematis, RSI dituliskan dalam (1) [8].

$$RSI = 100 - \frac{100}{1+RS} \quad (1)$$

dengan RS adalah *relative strength*, yaitu rasio pembagian antara *average price gain* (AG) dan *average price loss* (AL) pada periode yang ditentukan. Periode yang direkomendasikan Wilder adalah empat belas hari. Namun, periode tersebut dapat diubah dan kadang dipersingkat agar lebih sensitif untuk keperluan *trading* jangka pendek. Berikut ini kondisi-kondisi yang biasa digunakan untuk analisis indikator RSI.

1) *Overbought dan Oversold*: Fungsi RSI adalah untuk mendeteksi kondisi *overbought* (jenuh beli) dan *oversold* (jenuh jual). Wilder merekomendasikan level di atas 70 sebagai area *overbought*, sedangkan area *oversold* untuk level di bawah 30. Sebagian *trader* mengganti level 30-70 menjadi 20-80 untuk meredam *bad signal* dari RSI. Selain itu, sebagaimana pernah disampaikan sebelumnya, untuk suatu tren yang kuat (baik *bullish* maupun *bearish*), sinyal *overbought* dan *oversold* menjadi kurang valid [8].

2) *Divergence*: RSI juga dapat digunakan untuk menentukan *divergence* positif maupun negatif. Jika terjadi *divergence* dengan garis RSI berada di atas level 70 (*overbought*), maka ini menandakan sinyal *bearish* yang kuat. Sebaliknya, jika terjadi *divergence* dengan garis RSI di bawah 30 (*oversold*), ini menunjukkan sinyal *bullish* yang kuat. Sinyal RSI dianggap benar apabila telah menembus level *overbought* atau *oversold* yang telah ditentukan [8].

3) *Support and Resistance dari Tren*: RSI pun mampu menandai tren yang terjadi sekaligus bertindak sebagai *support* dan *resistance*. Pada kondisi *bullish* (*uptrend*) yang kuat, RSI bergerak fluktuatif pada kisaran 40-90 dengan 40-50 menjadi *support*. Sebaliknya, pada kondisi *bearish* (*downtrend*) yang kuat, RSI bergerak fluktuatif pada kisaran 10-60 dengan 50-60 bertindak sebagai *resistance* [8].

C. Indikator Moving Average Convergence Divergence

Moving Average Convergence Divergence (MACD) merupakan salah satu indikator teknis yang dapat membantu untuk mengidentifikasi perubahan arah. Selain itu, MACD bisa memberikan informasi tren yang berlangsung cukup kuat atau tidak.

Pada indikator MACD di Gbr. 1 tampak osilator yang dibagi menjadi dua bagian yang tidak mempunyai limit terendah maupun tertinggi. Juga terdapat histogram (warna biru), yang dipisahkan oleh garis level 0 serta dua buah garis yang disebut dengan garis MACD (warna hitam) dan garis sinyal (warna merah). Garis MACD merupakan selisih dari EMA-12 dan EMA-26 yang menggunakan *close price*. Sinyal beli terjadi apabila garis MACD memotong ke atas garis sinyal, atau disebut *golden cross*. Sedangkan sinyal jual terjadi apabila garis MACD memotong ke bawah garis sinyal, atau disebut *dead cross* [9].

D. Indikator Commodity Channel Index (CCI)

Indikator CCI merupakan salah satu indikator teknis *leading* yang digunakan untuk mengukur sinyal *buy* dan sinyal *sell*. Gbr. 2 memperlihatkan indikator CCI. Cara kerja

indikator ini adalah ketika garis CCI bergerak naik, artinya harga saham akan bergerak naik, maka saatnya beli (sinyal *buy*). Ketika indikator CCI bergerak turun, artinya harga saham akan bergerak turun, maka saatnya *sell* (sinyal *sell*). Ketika garis CCI berada di zona *overbought*, artinya harga saham cenderung akan terkoreksi karena harga sudah tinggi. Artinya, pada zona *overbought* inilah saat untuk *sell*. Ketika garis CCI berada di zona *oversold*, artinya harga saham cenderung akan *rebound* karena harga sudah rendah. Artinya pada zona *overbought* inilah saat untuk *buy*/akumulasi [10].



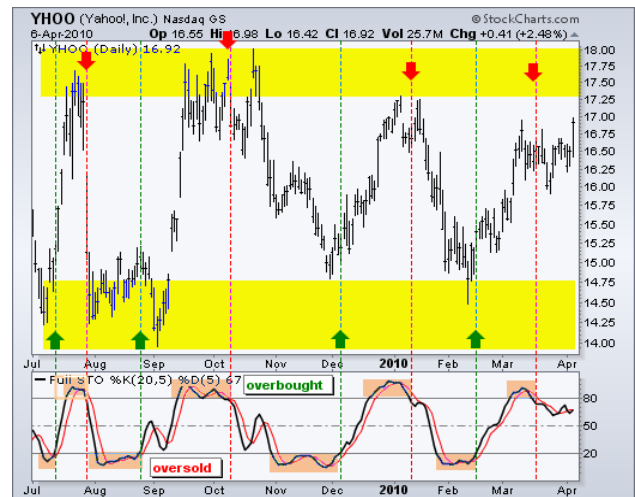
Gbr. 1 Indikator MACD [9].



Gbr. 2 Posisi *overbought* dan *oversell* indikator CCI [10].

E. Indikator Stochastic

Indikator *stochastic* merupakan salah satu indikator yang juga dapat membantu untuk menemukan momentum yang baik untuk menentukan *entry point*. Gbr. 3 memperlihatkan indikator *stochastic*. *Stochastic* memiliki dua garis dalam osilator, yang disebut dengan garis %K (diberi warna hitam/biru *donker*) dan garis %D (diberi warna merah). Kedua garis ini berkisar (*oscillate*) pada skala vertikal 0-100. Di atas level 80 disebut zona *overbought*, sedangkan di bawah level 20 disebut zona *oversold* [11].



Gbr. 3 Posisi *overbought* dan *oversold* indikator *stochastic* [11].

Garis %K adalah garis utama dan disebut sebagai *signal line*. Sementara garis %D disebut dengan *trigger line*, yang merupakan rerata (*moving average*) dari garis %K. Perpotongan dari kedua garis ini menghasilkan sinyal *buy* maupun *sell*. Sinyal *buy* terjadi ketika garis %K memotong ke atas garis %D di zona *oversold*. Sebaliknya, sinyal *sell* terjadi apabila garis %K memotong ke bawah garis %D di zona *overbought* [11].

F. Indikator Bollinger Bands

Bollinger Bands merupakan derivat dari *moving averages* yang dikembangkan menjadi dua garis, yaitu garis atas (disebut *upper band*), dan garis bawah (disebut *lower band*). Bollinger Bands dapat digunakan sebagai alat identifikasi sinyal beli dengan pola *W-Bottoms*, seperti yang ditunjukkan pada Gbr. 4. Terdapat empat langkah untuk menentukan pola tersebut yakni sebagai berikut [12].

1. Terjadi tren turun, yang level terendahnya (*low*) umumnya berada dibawah *lower band*.
2. Terbentuk *rebound* (kenaikan) setelahnya yang menembus *middle band*.
3. Terjadi penurunan kedua dengan level terendahnya (*low*) lebih rendah dibandingkan dengan pada poin pertama, tetapi masih berada di atas *lower band*.
4. Selanjutnya harga mampu menembus (*breakout*) level tertinggi dari *rebound* pada poin kedua.

Bollinger Bands juga dapat dijadikan alat identifikasi sinyal jual dengan pola *M-Tops*, seperti yang diperlihatkan pada Gbr. 5. Ada empat langkah untuk menentukan sinyal tersebut yang juga merupakan kebalikan dari langkah sebelumnya, yaitu sebagai berikut [12].

1. Terjadi tren naik yang level tertingginya (*high*) umumnya berada di atas *upper band*.
2. Terbentuk koreksi yang menembus ke bawah *middle band*.
3. Kemudian terjadi kenaikan kedua dengan level tertingginya (*high*) lebih tinggi dibandingkan dengan pada poin pertama, tetapi masih berada di bawah *upper band*.
4. Selanjutnya harga mampu menembus ke bawah (*breakdown*) level terendah dari penurunan pada poin kedua.



Gbr. 4 Sinyal buy dengan pola W-Bottoms [12].



Gbr. 5 Sinyal sell dengan pola T-Top [12].



Gbr. 6 Sinyal buy dan sell indikator parabolic SAR [13].

G. Indikator Parabolic Stop and Reversal

Parabolic stop and reversal (parabolic SAR) merupakan indikator yang dipakai untuk mengetahui tren *bullish* atau *bearish* (trend following) yang kuat. Gbr. 6 memperlihatkan indikator parabolic SAR. Indikator ini kurang cocok untuk pergerakan harga yang *sideways*. Garis parabolic SAR terdiri

atas titik-titik atau *dots* yang membayangi pergerakan harga. Titik-titik tersebut menandakan waktu untuk melakukan aksi beli maupun jual. Jika garis indikator melintasi harga saham dari atas ke bawah, maka ini menunjukkan sinyal *buy*. Sebaliknya, bila garis indikator melintasi harga saham dari bawah ke atas maka hal tersebut menunjukkan sinyal *sell* [13].

H. Expert System

Expert system atau sistem pakar adalah salah satu bagian dari kecerdasan buatan yang di dalamnya terdapat data-data yang berasal dari seorang pakar. Expert system adalah paket perangkat lunak pengambilan keputusan atau pemecahan masalah yang dapat mencapai tingkat kinerja yang setara atau bahkan lebih dengan pakar manusia di beberapa bidang khusus dan biasanya mempersempit area masalah [14]. Dengan kata lain, expert system mempunyai *knowledge* atau pengetahuan seperti halnya seorang pakar. Expert system menanyakan fakta-fakta dan dapat membuat inferensi hingga sampai pada kesimpulan khusus. Kemudian layaknya konsultan manusia, expert system akan memberi nasihat kepada *non-expert* dan menjelaskan, jika perlu logika dibalik nasihat yang diberikan. Knowledge dalam expert system mungkin saja seorang ahli, atau knowledge yang umumnya terdapat dalam buku, jurnal, website, dan orang yang mempunyai pengetahuan tentang suatu bidang. Expert system yang baik dirancang agar dapat menyelesaikan suatu permasalahan tertentu dengan meniru kerja dari para ahli [15].

Expert system bekerja berdasarkan *rule based* yang disimpan di dalam basis data. Bentuk umum *rule based* yang dipakai dalam expert system adalah *if A then B* atau jika A maka B, dengan A disebut sebagai premis dan B disebut sebagai konklusi, sehingga membentuk sebuah *knowledge base* yang digunakan sebagai acuan untuk pendukung keputusan. Untuk memperoleh *knowledge base* biasanya diperlukan tenaga ahli yang biasa disebut sebagai *knowledge engineer*, yaitu seorang pakar sistem komputer yang ahli dibidang expert system karena pengetahuan manusia kadang bersifat tidak terstruktur dan sulit diekspresikan secara jelas.

I. Fuzzy C-Means Clustering

Fuzzy C-Means Clustering (FCM) adalah suatu teknik clustering data yang keberadaan tiap-tiap datanya dalam suatu cluster ditentukan oleh nilai/derajat keanggotaan tertentu [16]. Berbeda dengan teknik clustering secara klasik (suatu objek hanya akan menjadi anggota suatu cluster tertentu), dalam FCM setiap data bisa menjadi anggota dari beberapa cluster. Batas-batas cluster dalam FCM adalah lunak (*soft*). Konsep dasar FCM pertama kali adalah menentukan pusat cluster yang akan menandai lokasi rata-rata untuk tiap-tiap cluster. Pada kondisi awal, pusat cluster ini masih belum akurat. Tiap-tiap data memiliki derajat keanggotaan untuk tiap-tiap cluster. Dengan cara memperbaiki pusat cluster dan nilai keanggotaan tiap data secara berulang, maka akan terlihat bahwa pusat cluster akan bergerak menuju lokasi yang tepat. Perulangan ini didasarkan pada minimalisasi fungsi objektif [16]. Fungsi objektif adalah fungsi yang nilainya akan dioptimumkan (dimaksimumkan dan diminimumkan). Adapun algoritme untuk FCM adalah sebagai berikut [16].

- Menentukan data yang akan di *cluster* X , berupa matriks berukuran $n \times m$ (n = jumlah sampel data, m = atribut setiap data). X_{ij} = data sampel ke- i ($i = 1, 2, \dots, n$), atribut ke- j ($j = 1, 2, \dots, m$).
- Menentukan:
 - Jumlah *cluster* = c
 - Pembobot = w
 - Maksimum iterasi = $MaxIter$
 - *Error* terkecil = ξ
 - Fungsi objektif awal = $P_0 = 0$
 - Iterasi awal = $t = 1$.
- Membangkitkan bilangan acak $\mu_{ik}, i = 1, 2, 3, \dots, n; k = 1, 2, 3, \dots, c$; sebagai elemen-elemen matriks awal U . Langkah awalnya dengan menghitung jumlah setiap kolom.

$$Q_i = \sum_{k=1}^c \mu_{ik} \quad (2)$$

dengan $j = 1, 2, \dots, n$, kemudian menghitung

$$\mu_{ik} = \frac{\mu_{ik}}{Q_i} \quad (3)$$

- Menghitung pusat cluster ke- k : V_{kj} , dengan $k = 1, 2, \dots, c$; dan $j = 1, 2, \dots, m$.

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^w \cdot X_{ij})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^w} \quad (4)$$

- Menghitung fungsi objektif pada iterasi ke- t .

$$P_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c \left[\left(\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right) (\mu_{ik})^w \right] \quad (5)$$

- Menghitung perubahan matriks partisi.

$$\mu_{ik} = \frac{\left[\sum_{j=1}^m (x_{ij} - v_{kj})^2 \right]^{\frac{-1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c \left[\sum_{j=1}^m (x_{ij} - v_{kj})^2 \right]^{\frac{-1}{w-1}}} \quad (6)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, n$ dan $k = 1, 2, \dots, c$.

- Memeriksa kondisi berhenti.
 - Jika $(|P_t - P_{t-1}| < \xi)$ atau $(t > MaxIter)$ maka berhenti.
 - Jika tidak, $t = t + 1$, mengulang langkah ke-4.

J. Rule Based Evidential Reasoning

Rule-Based Evidential Reasoning merupakan hasil sintesis dari dua buah metode, yaitu logika *fuzzy* dan teori Dempster-Shafer (DST). Ada dua komponen penting dalam *rule-based system*, yaitu *knowledge base* dan mesin inferensi. Dua komponen tersebut dapat digabungkan untuk menyimpulkan kesimpulan yang berguna dari *rules* yang ditetapkan oleh para ahli dan fakta pengamatan yang telah dilakukan oleh pengguna. Dalam perancangan dan implementasi *rule base system* untuk pendukung pengambilan keputusan, masalah yang pasti terjadi adalah cara mengatasi ketidakpastian yang disebabkan oleh ketidakjelasan yang melekat pada pengetahuan manusia dan ketidaktepatan atau ketidaklengkapan yang diakibatkan oleh batas pengetahuan manusia [17].

Untuk menetapkan *rule base*, harus ditentukan rangkaian referensial untuk setiap atribut *antecedent* yang perlu

digunakan dan jumlah nilai referensial yang harus digunakan. Lebih khusus lagi, aturan ke- k dalam *rule base* berbentuk aturan "if-then" konjungtif dapat ditulis sebagai (7) [17].

$$R_k: \text{if } A_1^k \wedge A_2^k \wedge \dots \wedge A_{T_k}^k, \text{ then } D_k \quad (7)$$

dengan A_i^k ($i = 1, \dots, T_k$) adalah nilai referensi dari atribut *antecedent* ke- i pada aturan ke- k . D_k adalah *consequents* pada aturan ke- k . Untuk memperhitungkan *belief degree*, bobot atribut, dan bobot peraturan dalam peraturan, aturan ke- k yang diberikan pada (7) diperluas sehingga semua *consequents* terhubung dengan *belief degrees*. Kumpulan aturan paket merupakan *rule base* dengan *belief degrees* (disebut *belief rule base*) dinyatakan sebagai (8) [17].

$$R_k: \text{if } A_1^k \wedge A_2^k \wedge \dots \wedge A_{T_k}^k, \text{ then } \{(D_2, \bar{\beta}_{1k}), (D_2, \bar{\beta}_{2k}), \dots, (D_N, \bar{\beta}_{Nk})\} \quad (8)$$

dengan $(\sum_{i=1}^N \bar{\beta}_{ik} \leq 1)$ dengan bobot *rule* θ_k dan bobot atribut $\delta_{k1}, \delta_{k2}, \dots, \delta_{kT_k}$ dan $k \in \{1, \dots, L\}$. Sebagai contoh, berikut ini adalah *belief rule* dalam analisis keselamatan.

$$R_k : \text{if the failure rate is frequent and the consequent severity is critical and the failure consequence probability is unlikely then the safety estimate is } \{(good, 0), (average, 0), (fair, 0,7), (poor, 0,3)\} \quad (9)$$

dengan $\{(good, 0), (average, 0), (fair, 0,7), (poor, 0,3)\}$ adalah representasi distribusi *belief degrees* untuk *consequents* keselamatan, yang menyatakan 70% yakin bahwa tingkat keamanannya adalah *fair* dan 30% yakin bahwa tingkat keamanannya *poor*.

Sistem perdagangan saham yang riil terdiri atas ratusan *rules* dan penggunaannya untuk mewakili dasar-dasar pendekatan baru dalam bentuk yang transparan tampaknya sangat menyulitkan. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan dengan menggunakan contoh keputusan pengambilan keputusan yang sederhana tetapi dapat diterapkan dalam perdagangan saham. Perdagangan saham tentunya tidak lepas dari para *expert* yang menganalisis setiap perubahan transaksi. Para *expert* mengambil keputusan berdasarkan analisis perubahan harga memprediksi kemungkinan transaksi: *buy*, *sell* dan *hold*. Pada kasus ini, keputusan *hold* merupakan perantara ketika seorang *expert* ragu-ragu dalam pilihannya antara *buy* dan *sell*. Oleh karena itu, keputusan berpegang pada aturan DST yang akan secara intuitif dan berdasarkan *knowledge base* mengubah informasi numerik harga menjadi istilah *linguistic* seperti *low*, *medium*, *high* dan menggunakannya sebagai prasyarat untuk keputusan yang memungkinkannya.

Pendapat ahli terkait dengan pilihan transaksi dan berdasarkan harga aktual atau prediksi dapat disajikan dalam bentuk fungsi keanggotaan $\mu_{F1}^{buy}(p), \mu_{E1}^{hold}(p), \mu_{E1}^{sell}(p)$ (berdasarkan opini dari *expert* E1) dan $\mu_{E2}^{buy}(p), \mu_{E2}^{hold}(p), \mu_{E2}^{sell}(p)$ (berdasarkan opini dari *expert* E2). Kemudian, sesuai dengan pendekatan berdasarkan sintesis dari logika *fuzzy* dan

DST dan membagi para ahli sebagai dua sumber *evidence* yang berbeda, didapatkan *rules* sebagai berikut [5].

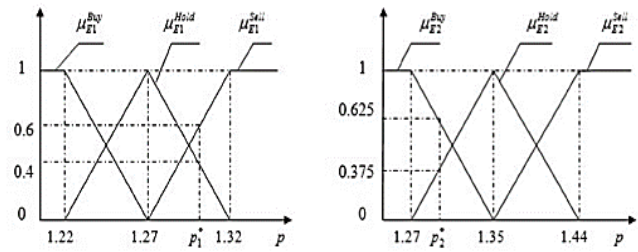
$$\begin{aligned}
 R_1: & \text{if } \mu_{E1}^{buy} \geq 0.5 \text{ then } m_{E1}^*(Buy) = \mu_{E1}^{Buy} \\
 R_2: & \text{if } \mu_{E1}^{Hold} \geq 0.5 \text{ then } m_{E1}^*(Hold) = \mu_{E1}^{Hold} \\
 R_3: & \text{if } \mu_{E1}^{Sell} \geq 0.5 \text{ then } m_{E1}^*(Sell) = \mu_{E1}^{Sell} \\
 R_4: & \text{if } \mu_{E2}^{buy} \geq 0.5 \text{ then } m_{E2}^*(Buy) = \mu_{E2}^{Buy} \\
 R_5: & \text{if } \mu_{E2}^{buy} \geq 0.5 \text{ then } m_{E2}^*(Hold) = \mu_{E2}^{Hold} \\
 R_6: & \text{if } \mu_{E2}^{buy} \geq 0.5 \text{ then } m_{E2}^*(Sell) = \mu_{E2}^{Sell}
 \end{aligned} \tag{10}$$

dengan $m_{E1}^*(Buy), m_{E1}^*(Hold), m_{E1}^*(Sell), m_{E2}^*(Buy), m_{E2}^*(Hold), m_{E2}^*(Sell)$ adalah *basic probability assignments* (bpas) yang dapat diasumsikan sebagai nilai argumen yang mendukung hasil yang sesuai. Bpas ini harus dinormalisasi sebagai berikut [5].

$$\begin{aligned}
 m_{E1}(Buy) &= \frac{m_{E1}^*(Buy)}{S_{E1}} \\
 m_{E1}(Hold) &= \frac{m_{E1}^*(Hold)}{S_{E1}} \\
 m_{E1}(Sell) &= \frac{m_{E1}^*(Sell)}{S_{E1}} \\
 S_{E1} &= m_{E1}^*(Buy) + m_{E1}^*(Hold) + m_{E1}^*(Sell) \\
 m_{E2}(Buy) &= \frac{m_{E2}^*(Buy)}{S_{E2}} \\
 m_{E2}(Hold) &= \frac{m_{E2}^*(Hold)}{S_{E2}} \\
 m_{E2}(Sell) &= \frac{m_{E2}^*(Sell)}{S_{E2}} \\
 S_{E2} &= m_{E2}^*(Buy) + m_{E2}^*(Hold) + m_{E2}^*(Sell)
 \end{aligned} \tag{11}$$

Untuk $p = p_1^*$ dan $p = p_2^*$, seperti diperlihatkan pada Gbr. 7, dengan menggunakan *rules* pada (11) dan logika *fuzzy* konvensional, dari ahli $E1$ pertama didapatkan hasil *sell* ($m_{E1}^*(Sell) = \mu_{E1}^{Sell}(p_1^*)$) dan menurut opini ahli $E2$ didapatkan hasil *Buy* ($m_{E2}^*(Buy) = \mu_{E2}^{Buy}(p_2^*)$). Untuk mempertahankan semua informasi, maka dibutuhkan *decision-making rules* seperti pada (12) [5].

$$\begin{aligned}
 & \text{if } (p = p_1^*) \text{ then} \\
 & m_{E1}^*(Buy) = \mu_{E1}^{Buy}(p_1^*), \\
 & m_{E1}^*(Hold) = \mu_{E1}^{Hold}(p_1^*), \\
 & m_{E1}^*(Sell) = \mu_{E1}^{Sell}(p_1^*) \\
 & \text{if } (p = p_2^*) \text{ then} \\
 & m_{E2}^*(Buy) = \mu_{E2}^{Buy}(p_2^*), \\
 & m_{E2}^*(Hold) = \mu_{E2}^{Hold}(p_2^*), \\
 & m_{E2}^*(Sell) = \mu_{E2}^{Sell}(p_2^*)
 \end{aligned} \tag{12}$$



Gbr. 7 Kurva *membership function* berdasarkan opini dari $E1$ dan $E2$.

Kemudian untuk menentukan kondisi *buy* dan *sell*, semua kombinasi hasil *rules* dirata-rata dan *decision* terbaik dihasilkan dari nilai yang paling besar.

III. PERANCANGAN SISTEM

Sistem ini dikembangkan dengan menggunakan dua metode. Yang pertama, untuk proses *clustering*, adalah metode FCM, untuk mendapatkan fungsi keanggotaan dari masing-masing indikator. Diagram alirnya ditunjukkan pada Gbr. 8. Yang kedua adalah proses penentuan keputusan untuk *buy* dan *sell* saham menggunakan *fuzzy rule based evidential reasoning*, diperlihatkan pada Gbr. 9. Data sampel yang dijadikan masukan berupa *high price, low price, open price, close price*, dan *volume*. Data masukan tersebut digunakan untuk mencari nilai indikator RSI, MACD, CCI, *stochastic*, Bollinger bands, dan *parabolic SAR*, yang kemudian disimpan ke dalam basis data dan diproses menggunakan metode FCM untuk membentuk himpunan *fuzzy* dan fungsi keanggotaan dari jumlah *cluster* yang dihasilkan. Sebuah *knowledge base* atau *rule* diambil berdasarkan berbagai fakta atau *evidence* yang mewakili masing-masing indikator (RSI, MACD, CCI, *stochastic*, Bollinger bands) untuk kemudian sebagai proses dari pendekatan *rule-based evidential reasoning* sehingga keluarannya adalah rekomendasi *buy, buyhold, sell, atau sellhold*. Keluaran tersebut kemudian diverifikasi dengan kombinasi-kombinasi *rules* yang dihasilkan dari penalaran *expert system* dengan menggabungkan semua parameter indikator termasuk indikator *parabolic SAR*.

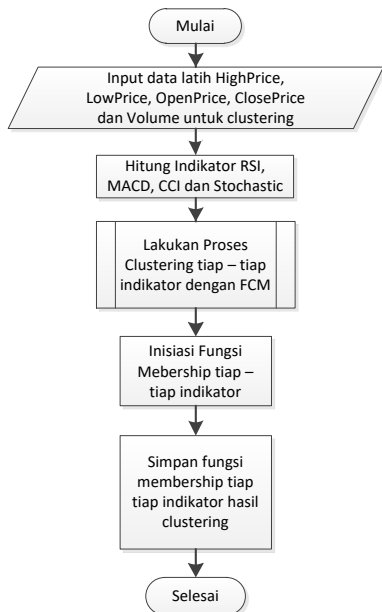
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Proses Clustering

Proses *clustering* bertujuan untuk mendapatkan fungsi keanggotaan pada masing-masing indikator (RSI, MACD, CCI, *stochastic*, dan Bollinger bands). Untuk menentukan jumlah *cluster* yang optimal, digunakan pengukuran indeks Xie-Beni, karena indeks ini mempunyai ketepatan dan keandalan yang tinggi dalam menentukan banyaknya kelompok optimum [18]. Berikut ini hasil *clustering* masing-masing indikator dengan saham PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk. antara rentang waktu 4 Maret 2016 sampai 31 Juli 2017.

1) *MACD*: Indikator MACD mempunyai tiga garis, yaitu garis *MACD line, signal line*, dan histogram. Masing-masing garis tersebut mempunyai karakteristik yang berbeda dalam membentuk *rules*, sehingga pada setiap garis dilakukan *clustering*. Jumlah *cluster* yang dipilih adalah empat karena

menghasilkan rata-rata indeks Xie-Beni yang baik. Masing-masing *cluster* mewakili *membership function* (kecil, sedang, besar, sangat besar). Gbr. 10 menunjukkan kurva hasil *clustering MACD line* dengan hasil perhitungan pusat *cluster* adalah -64,928, 1,807, 52,712, 97,635 dan mempunyai nilai indeks Xie-Beni sebesar 0,0633.



Gbr. 8 Diagram alir proses *clustering*.

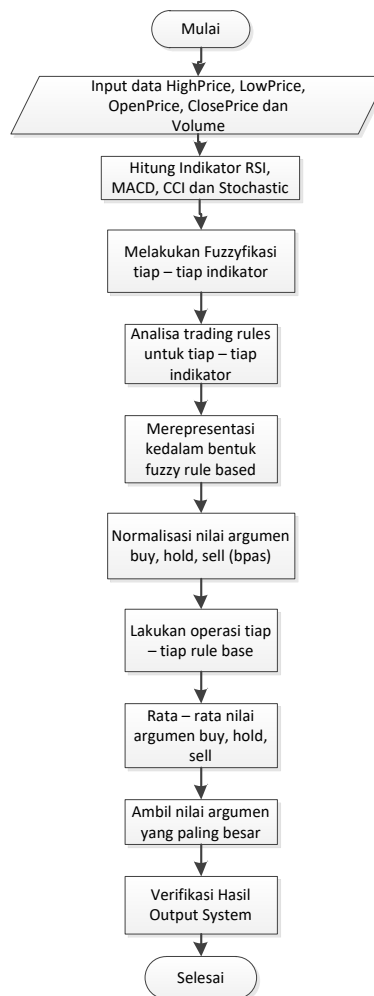
TABEL I
HASIL *CLUSTERING* INDIKATOR BOLINGER BANDS

Garis	Cluster			Xie-Beni
	I	II	III	
Upper Band	3.540,81	4.007,29	4.450,11	0,0609
Middle Band	3.429,97	3.904,39	4.287,23	0,0698
Lower Band	3.255,81	3.764,30	4.152,84	0,0706

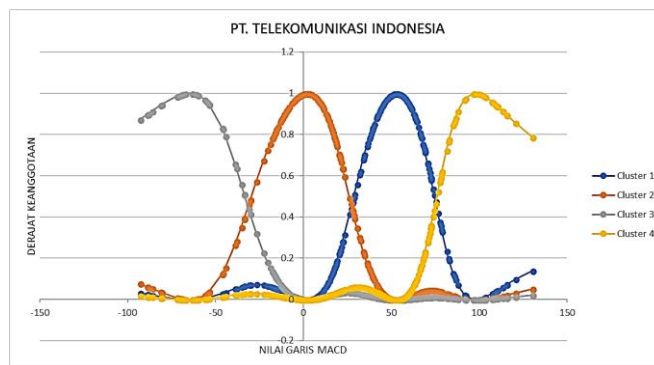
Clustering signal line dan histogram menghasilkan pusat *cluster* masing-masing adalah (-57,996, 3,425, 54,337, 99,800) dan (-18,347, -4,0408, 8,5009, 22,772), serta mempunyai nilai indeks validitas Xie-Beni masing-masing sebesar 0,0548 dan 0,0969.

2) *RSI dan CCI*: *Clustering* pada indikator RSI dan CCI menggunakan empat *cluster* (kecil, sedang, besar, sangat besar) yang menghasilkan pusat *cluster* masing-masing (28,7329, 46,9513, 62,7742, 82,4364), (-93,4959, -4,3769, 84,469, 195,358), dan menghasilkan nilai indeks validitas Xie-Beni sebesar 0,08124 dan 0,12366.

3) *Stochastic*: Indikator *stochastic* dibagi menjadi dua buah garis osilator (garis %K dan %D) yang masing-masing garis mempunyai fungsi yang berbeda, sehingga perlu dilakukan *clustering* pada masing-masing osilator. Jumlah *cluster* yang digunakan adalah empat *cluster* yang mewakili *membership function* (kecil, sedang, besar, sangat besar) dengan hasil *clustering* untuk masing-masing osilator, garis %K dan %D, menghasilkan pusat *cluster* (21,1222, 41,475, 67,5442, 85,5092), (22,7664, 42,0256, 66,7101, 83,9218), dan mempunyai indeks validitas Xie-Beni sebesar 0,08031 dan 0,08054.



Gbr. 9 Proses pendekatan *rule-based evidential reasoning* dan verifikasi keluaran.



Gbr. 10 Contoh kurva hasil *clustering MACD line*.

4) *Bolinger Bands*: Indikator bolinger bands terdiri ATAS tiga buah garis, yaitu garis atas (*upper band*), garis tengah (*middle band*), dan garis bawah (*lower band*). Masing-masing garis menggunakan tiga *cluster* (kecil, sedang, besar) dengan hasil disajikan pada Tabel I.

B. Proses Pendekatan Rule-Based Evidential Reasoning

Pada proses ini pemilihan *rule base* menjadi pokok utama karena akan sangat memengaruhi hasil akhir dari keluaran

sistem. Oleh karena itu, dibutuhkan analisis pergerakan saham dan rekomendasi dari pakar untuk menghasilkan *rules* yang terbaik. Pendekatan ini bersumber pada *evidence* yang terpenting pada masing-masing indikator sehingga meminimalkan ambiguitas pada *rule base*. *Rule base* yang terbentuk pada masing-masing indikator dituliskan pada (13).

if Histogram is kecil then $m_1(buy) = \mu_{Histogram}^{kecil}$

if Histogram is sedang then

$$m_1(buyhold) = \mu_{Histogram}^{sedang}$$

if Histogram is besar then $m_1(sell) = \mu_{Histogram}^{besar}$

if Histogram is sangat besar then

$$m_1(sellhold) = \mu_{Histogram}^{sangat\ besar}$$

if RSI is kecil then $m_2(buy) = \mu_{RSI}^{kecil}$

if RSI is sedang then $m_2(buyhold) = \mu_{RSI}^{sedang}$

if RSI is besar then $m_2(sell) = \mu_{RSI}^{besar}$

if RSI is sangat besar then

$$m_2(sellhold) = \mu_{RSI}^{sangat\ besar}$$

if CCI is kecil then $m_3(buy) = \mu_{CCI}^{kecil}$

if CCI is sedang then $m_3(buyhold) = \mu_{CCI}^{sedang}$

if CCI is besar then $m_3(sell) = \mu_{CCI}^{besar}$

if CCI is sangat besar then

$$m_3(sellhold) = \mu_{CCI}^{sangat\ besar}$$

if %K is sedang and %D is sedang then

$$m_4(buy) = \min(\mu_{\%K}^{sedang}, \mu_{\%D}^{sedang}) \quad (13)$$

if %K is kecil and %D is kecil then

$$m_4(buyhold) = \min(\mu_{\%K}^{kecil}, \mu_{\%D}^{kecil})$$

if %K is besar and %D is besar then

$$m_4(sell) = \min(\mu_{\%K}^{besar}, \mu_{\%D}^{besar})$$

if %K is sangat besar and %D is sangat besar then

$$m_4(sellhold) = \min(\mu_{\%K}^{sangat\ besar}, \mu_{\%D}^{sangat\ besar})$$

if upper band is kecil and middle band is kecil and

lower band is kecil then $m_5(buy) =$

$$\min(\mu_{upper\ band}^{kecil}, \mu_{middle\ band}^{kecil}, \mu_{lower\ band}^{kecil})$$

if upper band is kecil and middle band is kecil and

lower band is sedang then $m_5(buyhold) =$

$$\min(\mu_{upper\ band}^{kecil}, \mu_{middle\ band}^{kecil}, \mu_{lower\ band}^{sedang})$$

if upper band is besar and middle band is besar and

lower band is besar then $m_5(sell) =$

$$\min(\mu_{upper\ band}^{besar}, \mu_{middle\ band}^{besar}, \mu_{lower\ band}^{besar})$$

if upper band is sedang and middle band is sedang

and lower band is sedang then $m_5(sell) =$

$$\min(\mu_{upper\ band}^{sedang}, \mu_{middle\ band}^{sedang}, \mu_{lower\ band}^{sedang})$$

Consequences dari aturan pada (13) adalah bpas berdasarkan lima indikator analisis teknis independen. Karena *rules* tersebut memiliki *evidence* yang kuat, maka diasumsikan bahwa indikator yang digunakan adalah sama pentingnya.

Kemudian, seluruh *rules* yang terbentuk dinormalisasi seperti pada (11) untuk mendapatkan hasil akhir dengan menggunakan aturan rata-rata kombinasi bpas dari berbagai *evidence* yang berbeda, yaitu dengan cara sebagai berikut.

$$m(buy)_t = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 m_i(buy),$$

$$m(buyhold)_t = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 m_i(buyhold),$$

$$m(sell)_t = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 m_i(sell), \quad (14)$$

$$m(sellhold)_t = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 m_i(sellhold)$$

Kemudian, untuk mendapatkan hasil *transaction decision* (Td) adalah dengan cara sebagai berikut.

$$Td = \max \left\{ \begin{matrix} m(buy)_t, m(buyhold)_t \\ m(sell)_t, m(sellhold)_t \end{matrix} \right\} \quad (15)$$

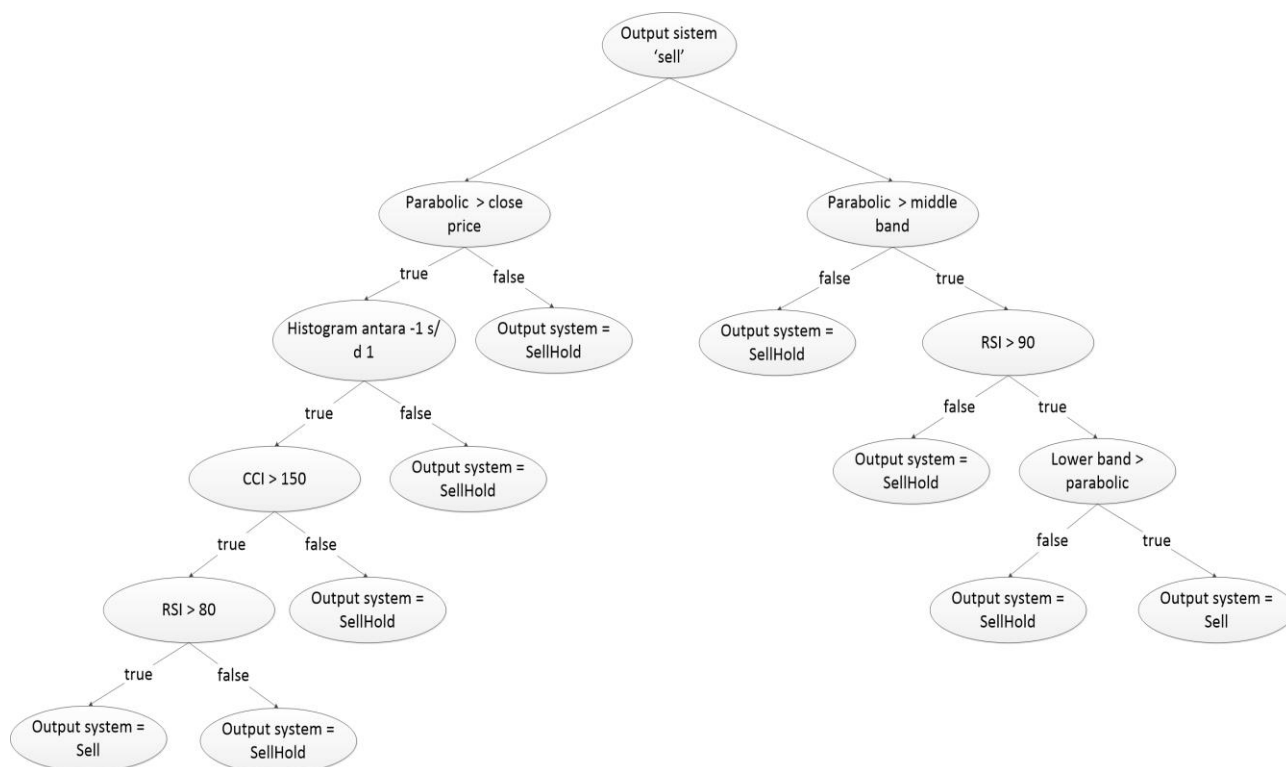
C. Optimalisasi Hasil Trading System

Sistem *trading* ini diimplementasikan dengan *codeigniter* berbasis data *history* pergerakan saham yang diambil dari *finance.yahoo.co.id*. Terdapat delapan saham yang telah diimplementasikan, yaitu:

- PT. Telekomunikasi Indonesia,
- PT. Perusahaan Gas Negara,
- PT. Adaro Energy,
- PT. Aneka Tambang,
- PT. Wijaya Karya,
- PT. Bank BTN,
- PT. H.M Sampoerna, dan
- PT. Adhi Karya.

Dalam sistem *trading* juga dikembangkan sebuah *expert system* yang terdiri atas beberapa *rules* yang membentuk sebuah pohon keputusan untuk mengatasi kondisi-kondisi yang muncul ketika terjadi kesalahan hasil *decision*, misalnya ketika sistem menghasilkan *decision sell*, tetapi melalui pengamatan, ahli atau pakar mengatakan untuk *sellhold*, sehingga mengakibatkan kerugian atau mengurangi jumlah profit *trader*. Oleh karena itu, adanya *expert system* untuk memverifikasi keluaran hasil *decision* merupakan hal yang sangat penting, karena dapat memengaruhi hasil keputusan sistem. Dalam verifikasi keluaran tersebut terdapat berbagai kombinasi dari berbagai indikator yang diperlukan, termasuk juga indikator *parabolic SAR*. Indikator ini tidak dimasukkan ke dalam proses *clustering* karena indikator ini bersifat sebagai alat bantu untuk menentukan tren saham, karena keluaran keputusan dari *rule-based evidential reasoning* hanya berdasarkan pada *rules* yang terbentuk dan kurang peka untuk mengetahui tren saham yang sedang terjadi pada saat *buy* atau *sell*. Berikut ini adalah contoh penerapan verifikasi keluaran hasil keputusan dengan pohon keputusan, ditunjukkan pada Gbr. 11.

Ketika keluaran sistem tidak sesuai dengan kondisi yang ditentukan pada pohon keputusan, maka keluaran hasil akhir keputusan akan mengikuti hasil dari pohon keputusan.



Gbr. 11 Contoh pohon keputusan untuk verifikasi hasil keluaran.

TABEL II
HASIL PROFIT PENGUJIAN SISTEM

No.	Saham	Profit Pengujian Sistem	Profit Pengujian dengan Pakar Saham
1	PT. Telekomunikasi Indonesia	1.244.240	1.247.548
2	PT. Perusahaan Gas Negara	2.538.600	2.878.278
3	PT. Adaro Energy	1.714.860	1.812.526
4	PT. Aneka Tambang	2.147.805	2.313.827
5	PT. Wijaya Karya	1.689.105	1.774.911
6	PT. Bank BTN	1.666.990	1.702.851
7	PT. H.M Sampoerna	1.707.840	1.893.997
8	PT. Adhi Karya	1.748.770	2.083.073

TABEL III
HASIL ROI PENGUJIAN SISTEM

No.	Saham	ROI Pengujian Sistem	ROI Pengujian dengan Pakar Saham
1	PT. Telekomunikasi Indonesia	24,42%	24,75%
2	PT. Perusahaan Gas Negara	153,86%	187,83%
3	PT. Adaro Energy	71,49%	81,25%
4	PT. Aneka Tambang	114,78%	131,38%
5	PT. Wijaya Karya	68,91%	77,49%
6	PT. Bank BTN	66,70%	70,29%
7	PT. H.M Sampoerna	70,78%	89,40%
8	PT. Adhi Karya	74,88%	108,31%
Jumlah		645,82%	770,70%

Pengujian dilakukan selama enam bulan, dari bulan Agustus 2017 sampai Februari 2018, dengan investasi awal sebesar 1.000.000. Pada tahap pengujian, proses ini dilakukan untuk mengukur bahwa semua keluaran sistem sesuai dan berjalan dengan baik. Dalam hal investasi, *return* saham merupakan tujuan utama seorang *trader* dalam berinvestasi, yaitu untuk mendapatkan keuntungan dari investasi tersebut. Investor yang melakukan investasi dalam bentuk saham akan selalu memperhitungkan hasil atas *return* yang diperoleh.

Return On Investment (ROI) menunjukkan kemampuan untuk mengukur investasi saham dalam menghasilkan keuntungan. Rasio ini juga memberikan ukuran yang lebih baik atas profitabilitas saham karena menunjukkan efektivitas manajemen dalam menggunakan aktiva untuk memperoleh pendapatan.

Estimasi sistem perdagangan yang efektif dapat diberikan hanya dengan memperhitungkan ROI pada periode pengujian. Pengujian dan pelatihan sistem *trading* pada makalah ini dilakukan dengan menghitung ROI dan membandingkan dengan metode perhitungan menurut pakar saham dengan rentang waktu pengujian dan jumlah *trading signal* yang sama secara riil, karena jika dibandingkan dengan metode penelitian terdahulu terdapat perbedaan periode waktu pengujian, jenis saham, dan indikator yang digunakan. Setiap jenis saham mempunyai karakteristik tersendiri dalam pergerakannya karena dipengaruhi oleh faktor yang berbeda. Indikator saham dan perbedaan periode waktu pengujian sangat berpengaruh dalam analisis setiap kondisi yang timbul pada pergerakan saham. Pengujian oleh pakar saham bertujuan untuk

mengetahui tingkat keuntungan atau keberhasilan yang dihasilkan sistem dan ketepatan kemunculan *signal buy* atau *sell* terhadap keuntungan maksimal yang didapatkan dan *signal* yang dihasilkan oleh pakar saham, sehingga dapat dilihat kinerja sistem dalam persentase ROI. Semakin tinggi nilai persentase ROI pada tiap pengujian, maka tingkat kesuksesan dan keuntungannya semakin besar. Berikut ini adalah hasil pengujian sistem terhadap pergerakan secara riil oleh pakar saham, disajikan pada Tabel II dan Tabel III.

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel II dan Tabel III, didapatkan perbandingan ROI pengujian sistem dan ROI perhitungan maksimal pergerakan secara riil mendapatkan hasil sebesar 83,80%, yaitu 645,82/770,70. Dalam pengujian tersebut tidak ditemukan *price loss*. Hal itu dimungkinkan karena hasil keputusan dari hasil *fuzzy* diverifikasi sehingga keluaran sistem akan mendekati sesuai dengan rekomendasi pakar saham.

V. KESIMPULAN

Dari penelitian yang telah dilakukan, dapat diambil beberapa kesimpulan, yaitu perlunya verifikasi hasil keputusan dari pendekatan *rule-based evidential reasoning* dan metode FCM, dikarenakan tidak adanya *knowledge* untuk mengetahui tren saham yang sedang terjadi, sehingga di dalam proses verifikasi tersebut ditambahkan *knowledge* untuk mengidentifikasi tren ketika *buy* atau *sell* dengan menggunakan indikator tambahan *parabolic SAR*. Hasil ROI setiap saham sangat dipengaruhi oleh pergerakan saham selama pengujian. Ketika saham menunjukkan tren melemah maka profit /ROI yang dihasilkan tidak maksimal.

REFERENSI

- [1] P. Situmorang, *Pengantar Pasar Modal*, Jakarta: Mitra Wacana Media, 2008.
- [2] M. Fikry, "Decision Support System (DSS) Determining Credit Customer pada PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk.," *Jurnal Edik Informatika*, Vol. 1, hal. 44–51, 2014.
- [3] C. Lubis, E. Sutedjo, dan B. Setiadi, "Prediksi Harga Saham dengan Menggunakan Algoritma Hybrid Neural Network," *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi 2005 (SNATI)*, 2005, hal. 17–19.
- [4] H. Yasin, A. Prahutama, dan T. W. Utami, "Prediksi Harga Saham Menggunakan Support Vector Regression dengan Algoritma Grid Search," *Media Statistika*, Vol. 7, No. 1, hal. 29–35, Jun. 2014.
- [5] L. Dymova, P. Sevastjanov, dan K. Kaczmarek, "A Forex Trading Expert System Based on a New Approach to the Rule-Base Evidential Reasoning," *Expert System with Applications*, Vol. 51, hal. 1–13, 2016.
- [6] E.T. Luthfi, "Fuzzy C-Means untuk Clustering Data (Studi Kasus: Data Performance Mengajar Dosen)," *Seminar Nasional Teknologi 2007 (SNT 2007)*, 2007, hal. 1–7.
- [7] C.D. Kirkpatrick dan J.R. Dahlquist, *Why Technical Analysis?* Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2012.
- [8] (2016) Relative Strength Index (RSI), [Online], http://stockcharts.com/school/doku.php?id=chart_school:technical_indicators:relative_strength_index_rsi, tanggal akses: 12 Feb. 2018.
- [9] (2016) MACD (Moving Average Convergence/Divergence Oscillator), [Online], http://stockcharts.com/school/doku.php?id=chart_school:technical_indicators:moving_average_convergence_divergence_macd, tanggal akses: 16 Feb. 2018.
- [10] (2016) Commodity Channel Index (CCI), [Online], http://stockcharts.com/school/doku.php?id=chart_school:technical_indicators:commodity_channel_index_cci, tanggal akses: 16 Feb. 2018.
- [11] (1999) Stochastic Oscillator, [Online]: http://stockcharts.com/school/doku.php?id=chart_school:technical_indicators:stochastic_oscillator_fast_slow_and_full, tanggal akses: 16 Feb. 2018.
- [12] (2016) Bollinger Bands, [Online], http://stockcharts.com/school/doku.php?id=chart_school:technical_indicators:bollinger_bands. [Accessed: 16-Feb-2018].
- [13] OnlineTradingConcepts.com, "Parabolic SAR," 2007. [Online]. Available: <http://www.onlinetradingconcepts.com/TechnicalAnalysis/ParabolicSAR.html>. [Accessed: 16-Feb-2018].
- [14] E. Turban dan L.E. Frenzel, *Expert System and Applied Artificial Intelligence*. New York, USA: Macmillan, 1992.
- [15] S. Kusumadewi, *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*. Yogyakarta, Indonesia: Graha Ilmu, 2003.
- [16] S. Kusumadewi, S. Hartatik, A. Harjoko, dan R. Wardoyo, *Fuzzy Multi Attribute Decision Making*. Yogyakarta, Indonesia: Graha Ilmu, 2006.
- [17] J.B. Yang, J. Liu, J. Wang, H.S. Sii, dan H.W. Wang, "Belief Rule-Base Inference Methodology Using the Evidential Reasoning Approach - RIMER," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part A: Systems and Humans*, Vol. 36, No. 2, hal. 266–285, 2006.
- [18] W. Nurwidodo dan M. Hariadi, "Sistem Pendukung Keputusan Multidimensi Menggunakan K-Means Clustering Berbasis Mahalanobis Distance," *Prosiding Seminar Nasional Manajemen Teknologi XVII*, 2013, hal. 1–11.