

Prediksi Indeks Gabungan Harga Saham (ISHG) Menggunakan Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS)

1) Yulius Eka Agung Seputra

Mahasiswa Program Doktor Ilmu Ekonomi Universitas Borobudur

Email : yulius.eka@gmail.com

2) Meirinaldi

Dosen Program Doktor Ilmu Ekonomi Universitas Borobudur

Email : meirinaldi.2505@gmail.com

ABSTRACT.

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga saham dengan menggunakan variabel terbuka, tinggi, rendah, dekat menggunakan jaringan saraf tiruan, terutama sistem inferensi saraf fuzzy adaptif (ANFIS). Survei dilakukan untuk mengumpulkan data stok dari situs Yahoo Finance. Data stok yang digunakan adalah data dari 2001-2018. Pola pembelajaran pola data menggunakan Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS) dibandingkan dengan analisis regresi, Mean Square Error (MSE) dan Mean Prediction Error. Hasil penelitian menunjukkan bahwa prediksi harga saham menggunakan Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS) memiliki tingkat kesalahan kecil (di bawah 1 persen). Harga saham saat penutupan (penutupan) ditentukan oleh harga terbuka dan volume saham. Nilai harga tertinggi (tinggi) dari saham dan nilai terendah dari saham mengikuti nilai yang ditentukan dari harga pembukaan (terbuka). Makalah ini memberikan kontribusi untuk penelitian yang ada di bidang ekonomi, terutama investasi saham dan Teknologi Keuangan. Pendekatan Adaptive neural fuzzy inference system (ANFIS) memiliki keuntungan karena dapat mengenali pola pola acak yang tidak dikenali ketika menggunakan pendekatan regresi dan statistik. Mean Square Error (MSE), Mean Prediction Error (MPE) digunakan sebagai indikator model sehingga prediksi tidak terjadi. Temuan penelitian ini menunjukkan bahwa dalam memprediksi harga saham sangat tergantung pada harga pembukaan dan volume saham. Setiap saham memiliki pola yang berbeda dan dapat diprediksi jika memiliki data lengkap. Penyedia data stok di Indonesia perlu menyediakan data stok lengkap jika mereka ingin mengimplementasikan penelitian ini. Penelitian ini dibatasi oleh data stok untuk 2012-2019. Oleh karena itu, sangat mungkin untuk mengembangkan menggunakan pendekatan Jaringan Syaraf Tiruan lain seperti Genetic Algorithm (GA)

Kata Kunci: *Prediksi Indeks Gabungan Harga Saham, adaptive neural fuzzy inference system (ANFIS), Artificial Neural Network, Industry 4.0, financial Technology*

PENDAHULUAN

Implementasi Revolusi 4.0 adalah aplikasi teori dengan menggunakan komputer. Teknologi Keuangan menggunakan komputer sebagai alat bantu untuk menyelesaikan perhitungan statistik, aplikasi akuntansi, dan sebagainya. Dengan kemajuan teknologi Neural Network, komputer diharapkan dapat membuat prediksi seperti prediksi harga, prediksi

harga emas, prediksi investasi ekspor, prediksi kompetisi, dan sebagainya.

Dalam penelitian ini algoritma Neural Network akan digunakan untuk memprediksi pola nilai pada masa depan pada nilai stok di masa lalu (Nam dan Seong, 2018).

Hipotesis Pasar Efisien (HPE) yang merupakan pilar teori utama dari literatur ekonomi menentukan apa yang

memprediksi harga di masa depan berdasarkan pada aset keuangan masa lalu tidak dapat mencapai hasil yang diinginkan. Alasannya adalah fungsi distribusi deret waktu keuangan menunjukkan gerakan Brown, yang memiliki karakteristik distribusi acak, independen, dan Gaussian. (Hu, Tang, Zhang, & Wang, 2018)

Prediksi menggunakan kombinasi analisis teknis dan logika fuzzy menunjukkan akurasi yang lebih baik daripada analisis teknis konvensional (Goykhman dan Teimouri, 2018)

Hasil dari profitabilitas peramalan harga saham telah diselamatkan menggunakan analisis teknis gabungan dengan genetika dan akurasi peramalan yang rendah.

Kelemahan menggunakan algoritma genetika ditingkatkan dengan menambahkan indikator teknis, skala waktu, dan akurasi peramalan meningkat (Patel et al., 2015)

Peramalan harga saham menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dan Algoritma Genetika telah terbukti untuk memprediksi harga saham, tantangannya adalah untuk mengidentifikasi hubungan antara masa lalu dan masa depan dengan tujuan harga pra- mendikte atau pengembalian saham (Wang et al., 2011)

(I) Model ekonometrik. Ini adalah model statistik seperti regresi linier, autoregresif (AR), rata-rata bergerak autoregresif (ARMA), heteroscedasticity kondisional autoregresif (ARCH), dan heteroscedasticity conditional autoregressive (GARCH). Poin-poin penting dalam mengevaluasi penggunaan model-model ini fokus pada asumsi bahwa seri keuangan harus dipenuhi untuk memastikan kualitas dan keandalan hasil. (Lahmiri, 2018)

(II) Model berdasarkan pembelajaran mesin. Ini adalah model yang didasarkan pada metode kecerdasan buatan. Mereka termasuk jaringan saraf tiruan, algoritma genetika, logika fuzzy, mesin vektor pendukung, hutan acak, dan optimisasi

partikel kerumunan (Zahedi dan Rounaghi, 2015)

Model ini sering digunakan karena memungkinkan penggunaan berbagai jenis data (kualitatif dan kuantitatif); Selain itu, metode ini tidak tunduk pada asumsi kaku seperti yang dikenakan pada model ekonometrik. (Asadi, 2018)

Model ini sangat cocok untuk berurusan dengan masalah dengan karakteristik nonlinier, non- stasioner daripada model ekonometrik (Gunduz et al., 2017)

Untuk mendapatkan hasil yang lebih baik dalam memprediksi stok, algoritma Hybrid akan diuji yang merupakan hasil kombinasi dari algoritma Backpropagation Network dan algoritma SOM dan data time series keuangan. (Göçken et al., 2016)

Dalam penelitian ini, Penelitian ini menggunakan Adaptive Neural Fuzzy Inferences System (ANFIS) dan data time series keuangan untuk memperkirakan harga saham di Bursa Efek Jakarta.

BAHAN DAN METODE

Teori Keagenan

Teori Agensi membahas pemisahan antara pemilik perusahaan (kepala sekolah) dan manajemen perusahaan (agen). Sebagai dua pihak yang berbeda, ada konflik kepentingan antara kepala sekolah dan agen. Pemilik Perusahaan sebagai penyedia modal untuk perusahaan. Sementara itu, agen adalah manajemen yang bertugas menjalankan perusahaan. Keduanya memiliki kepentingan untuk memaksimalkan manfaat masing-masing sehingga tidak ada jaminan bahwa agen akan selalu bertindak untuk kepentingan perusahaan (Tatiana et al., 2015)

Dalam konteks hubungan seperti itu, pemilik dan manajer diasumsikan sebagai pelaku ekonomi yang rasional dan bertindak semata-mata dengan motivasi diri. Oleh karena itu, sering ada konflik kepentingan antara pemilik dan manajer. Konflik kepentingan ini terjadi karena informasi asimetris antara pemilik dan

manajer sehingga manajer dapat melakukan sesuatu untuk kepentingannya dan mengabaikan kepentingan pemilik (moral hazard). (Sedmíradská, 2015)

Ada dua jenis asimetri informasi seperti moral hazard dan diverse selection (Scott, 2009). Bahaya moral adalah tindakan yang dilakukan oleh agen yang tidak konsisten dengan kepentingan kepala sekolah. Sementara itu, seleksi yang merugikan adalah situasi di mana pihak-pihak dari dalam perusahaan mengambil keuntungan dari penjualan informasi dari dalam yang dapat menyebabkan kesalahan dalam pengambilan keputusan. Kepala sekolah dapat melakukan beberapa hal untuk mengatasi masalah keagenan ini. Biaya yang dikeluarkan untuk mengatasi masalah keagenan disebut biaya agensi. Jumlah biaya agensi yang dikeluarkan tergantung pada seberapa besar kepala sekolah melihat masalah agensi di perusahaan (Packham, 2018).

Biaya agensi terdiri dari:

1. Memantau Pengeluaran (biaya pengawasan), yaitu biaya yang ditanggung oleh kepala sekolah untuk memantau perilaku agen seperti biaya yang dikeluarkan untuk membangun sistem audit dan kontrol untuk membatasi terjadinya penyalahgunaan oleh manajemen.
2. Pengeluaran Bonding (biaya perjanjian), yaitu, harga ditanggung oleh agen, dengan beban akhir (yaitu, penurunan laba), untuk menetapkan dan mematuhi mekanisme yang memastikan bahwa agen akan bertindak untuk kepentingan Kepala Sekolah.
3. Biaya Peluang (opportunity cost) adalah biaya yang dikeluarkan oleh perusahaan untuk melihat peluang memperoleh laba.
4. Pengeluaran Strukturasi (struktur biaya) adalah biaya yang timbul sebagai akibat dari kompensasi terstruktur perusahaan untuk memberikan insentif bagi para manajer untuk melakukan upaya terbaik untuk memaksimalkan keuntungan maksimum.

Biaya tambahan untuk mengatasi masalah keagenan terkait dengan nilai formulir (Boučková, 2015) :

1. Sistem audit untuk membatasi otoritas manajemen.
2. Berbagai jenis perjanjian menetapkan bahwa manajer tidak menyalahgunakan kekuasaan mereka.
3. Perubahan pada sistem organisasi untuk membatasi manajer untuk menjelaskan praktik yang tidak diinginkan

Teori Pensinyalan

Teori Pensinyalan membahas bagaimana sinyal keberhasilan atau kegagalan manajemen (agen) disampaikan kepada pemilik (pelaku). Teori Pensinyalan menjelaskan bahwa pemberian sinyal dilakukan oleh manajemen untuk mengurangi informasi asimetris.

Perusahaan memiliki keinginan untuk memberikan informasi laporan keuangan kepada pihak luar. Dorongan itu muncul karena informasi asimetris antara perusahaan (manajemen) dan pihak luar, di mana manajemen mengetahui informasi internal perusahaan yang relatif lebih dan lebih cepat daripada pihak luar seperti investor dan kreditor.

Kurangnya informasi yang diperoleh orang luar tentang perusahaan menyebabkan orang luar melindungi diri mereka sendiri dengan memberi nilai rendah kepada perusahaan. Perusahaan dapat meningkatkan nilai perusahaan dengan mengurangi informasi asimetris, salah satunya adalah dengan memberikan sinyal kepada orang luar dalam bentuk informasi keuangan yang dapat diandalkan sehingga dapat mengurangi ketidakpastian tentang prospek perusahaan di masa depan. Laporan kinerja perusahaan yang baik akan meningkatkan nilai perusahaan.

Motivasi manajemen untuk menyajikan informasi keuangan diharapkan dapat memberikan sinyal kemakmuran bagi pemilik atau pemegang saham. Publikasi laporan keuangan tahunan yang disajikan oleh perusahaan akan dapat memberikan

sinyal pertumbuhan dividen dan perkembangan harga saham perusahaan

Laporan keuangan yang mencerminkan kinerja yang baik adalah sinyal atau tanda bahwa perusahaan telah beroperasi dengan baik. Sinyal yang baik akan direspon dengan baik oleh orang luar, karena respons pasar sangat tergantung pada sinyal fundamental yang dikeluarkan oleh perusahaan. Investor hanya akan menginvestasikan modalnya jika mereka menilai bahwa perusahaan mampu memberikan nilai tambah pada modal yang diinvestasikan lebih banyak daripada jika diinvestasikan di tempat lain. Untuk alasan ini, perhatian investor diarahkan pada profitabilitas perusahaan yang tercermin dalam laporan keuangan yang dikeluarkan oleh perusahaan

Hubungan yang baik akan berlanjut jika pemilik atau investor puas dengan kinerja manajemen, dan penerima sinyal juga mengartikan sinyal perusahaan sebagai sinyal positif. Jelas bahwa mengukur kinerja keuangan perusahaan sangat penting dalam hubungan antara manajemen dan pemilik atau investor..

Laporan Keuangan

Perusahaan akan menyiapkan laporan keuangan yang dapat menggambarkan semua hasil kegiatan perusahaan. Laporan keuangan disusun dengan maksud untuk memberikan informasi tentang hasil operasi, posisi keuangan dari berbagai faktor yang menyebabkan perubahan posisi keuangan kepada berbagai pihak dengan kepentingan akan keberadaan perusahaan sehingga investor dapat mempertimbangkan untuk membeli dan menjual saham mereka pada bursa efek.

Analisis laporan keuangan memiliki tujuan sebagai berikut:

1. Untuk mengetahui posisi keuangan perusahaan dalam periode tertentu, baik aset, kewajiban, modal dan hasil usaha yang telah diraih selama beberapa periode.

2. Untuk mengetahui kelemahan apa yang tidak dimiliki perusahaan.
3. Untuk mengetahui kekuatan perusahaan.
4. Untuk mengetahui langkah korektif apa yang perlu dilakukan ke depan terkait dengan posisi keuangan perusahaan saat ini.
5. Untuk menilai kinerja manajemen ke depan apakah perlu atau tidak segar karena dianggap berhasil atau gagal.
6. Dapat juga digunakan sebagai pembandingan dengan perusahaan sejenis tentang hasil yang mereka capai.

Berdasarkan uraian di atas, hingga pemahaman penulis bahwa analisis laporan keuangan adalah untuk memperoleh pandangan tentang posisi keuangan perusahaan di masa depan. Dengan menganalisis laporan keuangan, informasi yang dibaca dari laporan keuangan akan menjadi lebih luas dan lebih dalam. Hubungan antara satu pos dengan pos lainnya dapat menjadi indikator posisi keuangan dan pencapaian perusahaan serta menunjukkan bukti kebenaran penyusunan laporan keuangan.

Untuk melakukan analisis laporan keuangan diperlukan metode dan teknik analisis yang sesuai. Tujuan dari menentukan metode dan teknik analisis yang tepat adalah agar laporan keuangan dapat memberikan hasil yang maksimal. Hasil analisis laporan keuangan akan memberikan informasi tentang kelemahan dan kekuatan perusahaan.

Ada dua jenis metode analisis laporan keuangan yang umum digunakan (Goykhman & Teimouri, 2018), yaitu:

1. Analisis Vertikal (Statis)
2. Analisis Horisontal (Dinamis)

Penjelasan dari dua metode adalah sebagai berikut:

1. Analisis Vertikal (Statis)

Analisis vertikal adalah analisis hanya satu periode laporan keuangan. Analisis dilakukan antara posting yang ada dalam satu periode. Informasi yang diperoleh hanya untuk satu periode saja dan tidak ada kemajuan yang diketahui dari periode ke periode.

2. Analisis Horizontal (Dinamis)

Analisis horizontal adalah analisis yang dilakukan dengan membandingkan laporan keuangan untuk beberapa periode. Dan hasil analisis ini akan melihat perkembangan perusahaan dari satu periode ke periode lainnya.

Selain metode yang digunakan untuk menganalisis laporan keuangan, ada beberapa jenis teknik analisis laporan keuangan. Jenis-jenis teknik laporan keuangan adalah sebagai berikut:

1. Analisis Komparatif Laporan Keuangan
2. Analisis Tren
3. Analisis Persentase
4. Analisis Sumber dan Penggunaan Dana
5. Analisis Sumber dan Penggunaan Uang Tunai
6. Analisis Rasio
7. Analisis Laba Kotor
8. Analisis Titik Impas

Penjelasan dari masing-masing teknik analisis laporan keuangan adalah sebagai berikut:

1. Analisis komparatif antara laporan keuangan, suatu analisis yang dilakukan dengan membandingkan laporan keuangan selama lebih dari satu periode. Itu berarti setidaknya dua periode atau lebih. Dari analisis ini kita akan mengetahui perubahan yang terjadi. Perubahan yang terjadi berupa kenaikan atau penurunan pada setiap komponen yang dianalisis. Dari perubahan ini, dapat dilihat bahwa setiap kemajuan atau kegagalan dalam mencapai target yang telah ditentukan.
2. Analisis tren, analisis laporan keuangan yang biasanya dinyatakan dalam persentase tertentu. Analisis ini

dilakukan dari periode ke periode sehingga akan terlihat apakah perusahaan telah berubah dan berapa banyak perubahan tersebut dihitung sebagai persentase.

3. Analisis persentase per komponen, analisis yang dilakukan untuk membandingkan antara komponen-komponen yang ada dalam laporan keuangan, baik dalam neraca maupun laporan laba rugi.
4. Analisis sumber dan penggunaan dana, analisis yang dilakukan untuk menentukan sumber dana perusahaan dan penggunaan dana dalam suatu periode. Analisis ini juga untuk mengetahui jumlah modal kerja dan penyebab perubahan jumlah modal kerja dalam suatu periode.
5. Analisis sumber dan penggunaan uang tunai, adalah analisis yang digunakan untuk menentukan sumber penggunaan uang tunai perusahaan dan penggunaan uang tunai di pasar

Peramalan Harga Saham

Metodologi peramalan jatuh ke dalam tiga kategori besar yang dapat (dan sering dilakukan) tumpang tindih. Mereka adalah analisis fundamental, analisis teknis (*charting*) dan metode teknologi..

Analisis Fundamental

Analisis Fundamental khawatir dengan perusahaan yang mendasari saham itu sendiri. Mereka mengevaluasi kinerja masa lalu perusahaan serta kredibilitasnya. Banyak rasio kinerja dibuat yang membantu analisis fundamental dengan menilai validitas suatu saham, seperti rasio P / E. Warren Buffett mungkin adalah yang paling terkenal dari semua Analisis Fundamental.

Apa yang ingin dicapai oleh analisis fundamental di pasar saham, adalah mencari tahu nilai sebenarnya dari sebuah saham, yang kemudian dapat dibandingkan dengan nilai yang diperdagangkan dengan di pasar saham dan karena itu mencari tahu apakah stok di pasar itu undervalued atau

tidak. Menemukan nilai sebenarnya dapat dilakukan dengan berbagai metode dengan prinsip yang pada dasarnya sama. Prinsipnya adalah bahwa perusahaan bernilai semua keuntungan masa depan ditambahkan bersama. Keuntungan masa depan ini juga harus didiskon ke nilai sekarang. Prinsip ini sejalan dengan teori bahwa bisnis adalah semua tentang keuntungan dan tidak ada yang lain. Berlawanan dengan analisis teknis, analisis fundamental dianggap lebih sebagai strategi jangka panjang. Analisis fundamental dibangun berdasarkan keyakinan bahwa masyarakat manusia membutuhkan modal untuk membuat kemajuan dan jika perusahaan beroperasi dengan baik, itu harus dihargai dengan modal tambahan dan mengakibatkan lonjakan harga saham. Analisis fundamental banyak digunakan oleh manajer investasi karena merupakan yang paling masuk akal, objektif, dan dibuat dari informasi yang tersedia untuk umum seperti analisis laporan keuangan.

Arti lain dari analisis fundamental adalah di luar analisis perusahaan bottom-up, mengacu pada analisis top-down dari pertama menganalisis ekonomi global, diikuti oleh analisis negara dan kemudian analisis sektor, dan akhirnya analisis tingkat perusahaan.

Analisis Tehnikal

Analisis Diagram teknis tidak peduli dengan fundamental perusahaan. Mereka berusaha untuk menentukan harga masa depan suatu saham semata-mata berdasarkan tren harga masa lalu (suatu bentuk analisis deret waktu). Banyak pola yang digunakan seperti kepala dan bahu atau cangkir dan piring. Bersamaan dengan pola, teknik digunakan seperti *exponential moving average* (EMA), osilator, level support dan resistance atau momentum dan indikator volume. Pola tongkat lilin, diyakini pertama kali dikembangkan oleh pedagang beras Jepang, saat ini banyak digunakan oleh analis teknis. Analisis teknis lebih digunakan untuk strategi jangka pendek, daripada yang jangka

panjang. Dan karena itu, ini jauh lebih lazim di pasar komoditas dan valas di mana para pedagang fokus pada pergerakan harga jangka pendek. Ada beberapa asumsi dasar yang digunakan dalam analisis ini, pertama adalah bahwa segala sesuatu yang signifikan tentang suatu perusahaan sudah diberi harga ke dalam saham, yang lain adalah bahwa harga bergerak dalam tren dan terakhir bahwa sejarah (harga) cenderung terulang kembali yang terutama karena psikologi pasar..

Pembelajaran Mesin (Machine Learning)

Dengan munculnya komputer digital, prediksi pasar saham telah pindah ke ranah teknologi. Teknik yang paling menonjol melibatkan penggunaan jaringan saraf tiruan (JST) dan Algoritma Genetika (GA). Para ahli menemukan metode optimisasi kemotaksis bakteri dapat berkinerja lebih baik daripada GA. (Patel et al., 2015) JST dapat dianggap sebagai aproksimasi fungsi matematika. Bentuk JST yang paling umum digunakan untuk prediksi pasar saham adalah jaringan umpan maju menggunakan propagasi mundur kesalahan algoritma untuk memperbarui bobot jaringan. Jaringan-jaringan ini biasanya disebut sebagai jaringan Backpropagation. Bentuk lain dari JST yang lebih sesuai untuk prediksi stok adalah time neural network (RNN) atau time delay neural network (TDNN). Contoh jaringan RNN dan TDNN adalah jaringan Elman, Jor dan, dan Elman-Jordan (Lihat Jaringan Elman dan Jordan).

Untuk prediksi stok dengan JST, biasanya ada dua pendekatan yang diambil untuk memperkirakan horizon waktu yang berbeda: independen dan gabungan. Pendekatan independen menggunakan JST tunggal untuk setiap horizon waktu, misalnya, 1 hari, 2 hari, atau 5 hari. Keuntungan dari pendekatan ini adalah bahwa kesalahan peramalan jaringan untuk satu cakrawala tidak akan memengaruhi kesalahan untuk cakrawala lain — karena setiap cakrawala waktu biasanya merupakan masalah unik. Pendekatan

bersama, bagaimanapun, menggabungkan beberapa horizon waktu bersama sehingga mereka ditentukan secara bersamaan. Dalam pendekatan ini, kesalahan perkiraan untuk satu horizon waktu dapat berbagi kesalahannya dengan horizon lain, yang dapat menurunkan kinerja. Ada juga lebih banyak parameter yang diperlukan untuk model bersama, yang meningkatkan risiko overfitting.

Akhir-akhir ini, mayoritas kelompok penelitian akademik yang mempelajari JST untuk peramalan stok tampaknya menggunakan ansambel metode JST independen lebih sering, dengan keberhasilan yang lebih besar. Sebuah ensemble dari ANN akan menggunakan harga rendah dan jeda waktu untuk memprediksi posisi terendah di masa depan, sementara jaringan lain akan menggunakan nilai tertinggi untuk memprediksi masa depan yang tinggi. Prediksi rendah dan tinggi yang diprediksi kemudian digunakan untuk membentuk harga berhenti untuk membeli atau menjual. Output dari jaringan individual "rendah" dan "tinggi" juga dapat dimasukkan ke dalam jaringan final yang juga akan memasukkan volume, data antar pasar, atau ringkasan statistik harga, yang mengarah ke output ensemble final yang akan memicu pembelian, penjualan, atau arah pasar perubahan. Temuan utama dengan JST dan prediksi stok adalah bahwa pendekatan klasifikasi (vs. perkiraan fungsi) menggunakan output dalam bentuk beli ($y = +1$) dan jual ($y = -1$) menghasilkan keandalan prediksi yang lebih baik daripada output kuantitatif seperti harga rendah atau tinggi. Karena NN memerlukan pelatihan dan dapat memiliki ruang parameter yang besar; itu berguna untuk mengoptimalkan jaringan untuk kemampuan prediksi optimal.

Sumber Data untuk Prediksi Pasar

Tobias Preis et al. memperkenalkan metode untuk mengidentifikasi prekursor online untuk pergerakan pasar saham, menggunakan strategi perdagangan

berdasarkan volume pencarian yang disediakan oleh Google Trends. Analisis mereka tentang volume pencarian Google untuk 98 istilah dengan relevansi keuangan yang bervariasi, dipublikasikan dalam Scientific Reports, menunjukkan bahwa peningkatan volume pencarian untuk istilah pencarian yang relevan secara finansial cenderung mendahului kerugian besar di pasar keuangan. Dari ketentuan ini, tiga signifikan pada tingkat 5% ($|z| > 1,96$). Istilah terbaik dalam arah negatif adalah "utang", diikuti oleh "warna" (Nick, 2013)

Dalam sebuah penelitian yang diterbitkan dalam Scientific Reports pada 2013, Helen Susannah Moat, Tobias Preis dan rekan menunjukkan hubungan antara perubahan dalam jumlah pandangan artikel Wikipedia bahasa Inggris yang berkaitan dengan topik keuangan dan pergerakan pasar besar berikutnya.

Penggunaan Text Mining bersama dengan algoritma Machine Learning mendapat perhatian lebih dalam beberapa tahun terakhir, dengan penggunaan konten teks dari Internet sebagai input untuk memprediksi perubahan harga di Saham dan pasar keuangan lainnya (Khadjeh, 2014).

Suasana kolektif pesan Twitter telah dikaitkan dengan kinerja pasar. Studi ini, bagaimanapun, telah dikritik karena metodologinya (Bollen, 2013). Aktivitas di papan pesan saham telah ditambang di order untuk memprediksi pengembalian aset. Berita utama perusahaan dari Yahoo! Keuangan dan Google Keuangan digunakan sebagai umpan berita dalam proses penambangan Teks, untuk memperkirakan pergerakan harga Saham dari Dow Jones Industrial Average (Ramiro, 2017).

Mimikri Pasar

Dengan menggunakan alat analisis statistik baru dari teori kompleksitas, para peneliti di New England Complex Systems Institute (NECSI) melakukan penelitian untuk memprediksi pasar crash. (Goykhman & Teimouri, 2018) Sudah lama

diperkirakan bahwa jatuhnya pasar dipicu oleh kepanikan yang mungkin atau tidak bisa dibenarkan oleh berita eksternal. Penelitian ini menunjukkan bahwa itu adalah struktur internal pasar, bukan krisis eksternal, yang terutama bertanggung jawab atas crash. Jumlah saham yang berbeda yang bergerak naik atau turun bersama ditunjukkan menjadi indikator mimikri di pasar, seberapa banyak investor melihat satu sama lain untuk isyarat.

Ketika mimikri tinggi, banyak saham mengikuti pergerakan satu sama lain - alasan utama untuk panik. Itu menunjukkan bahwa peningkatan dramatis dalam mimikri pasar terjadi sepanjang tahun sebelum setiap kehancuran pasar selama 25 tahun terakhir, termasuk krisis keuangan tahun 2007-2008.

Time series aspect structuring

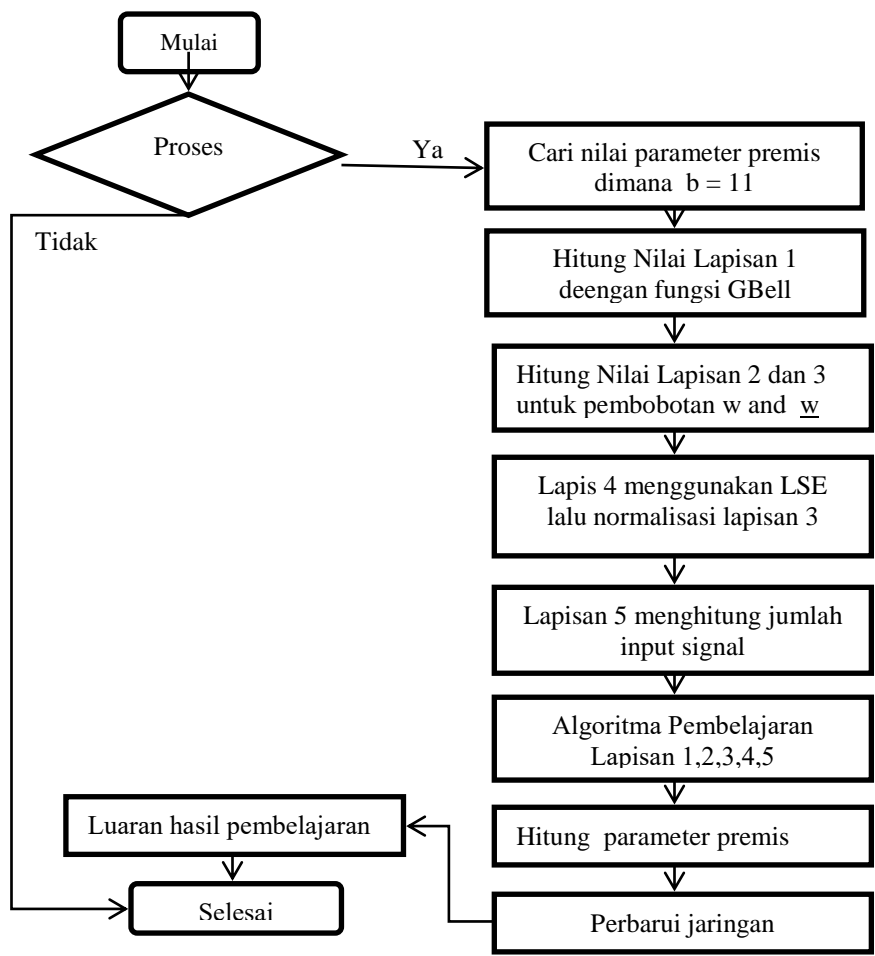
Aspect structuring, juga disebut sebagai Jacaruso Aspect Structure (JAS) adalah metode peramalan tren yang telah terbukti valid untuk mengantisipasi perubahan tren di berbagai pasar saham dan dataset time series geopolitik [22]. Metode ini membahas tantangan yang muncul dengan data dimensi tinggi di mana variabel eksogen terlalu banyak atau tak terukur untuk diperhitungkan dan digunakan untuk membuat perkiraan. Metode ini mengidentifikasi variabel tunggal pengaruh utama pada deret waktu, atau "faktor primer", dan mengamati perubahan tren yang terjadi selama masa penurunan signifikansi dalam variabel primer tersebut.

Agaknya, perubahan tren dalam contoh ini bukan karena apa yang disebut "faktor latar belakang". Meskipun metode ini tidak dapat menjelaskan sifat multivariat dari faktor latar belakang, metode ini dapat mengukur efeknya terhadap deret waktu pada titik waktu tertentu bahkan tanpa mengukurnya. Pengamatan ini dapat digunakan untuk membuat perkiraan.

ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)

ANFIS adalah struktur jaringan di mana seperangkat parameter yang dimodifikasi menentukan perilaku input-output keseluruhan. Salah satu struktur jaringan saraf adalah multilayer perceptrons (MLP). Titik Simpul ANFIS dapat meramalkan dataset dalam rangkaian waktu keuangan (Wan dan Si, 2017).

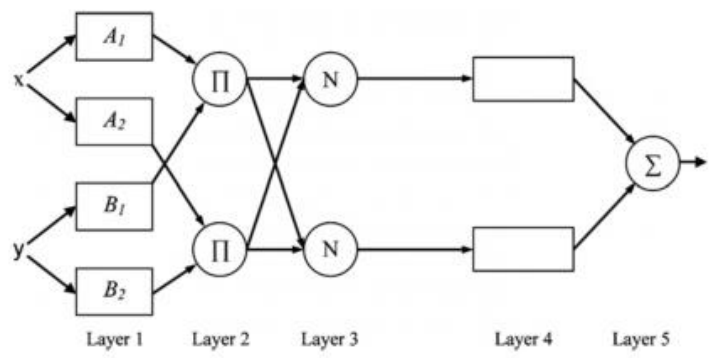
ANFIS menggabungkan logika fuzzy dan jaringan saraf. ANFIS dalam pekerjaannya menggunakan algoritma pembelajaran hybrid yang menggabungkan metode Least-Squares Estimator (LSE) dan Error Back-Propagation (EBP). Penggunaan ANFIS dilakukan dengan menggunakan fungsi keanggotaan dan bekerja seluruh jaringan dengan angka fuzzy. Untuk detail lebih lanjut tentang cara kerja fungsi keanggotaan, lihat gambar 2: Input dari ANFIS yang diusulkan adalah 2 (kondisi keuangan, terlalu percaya diri Manajerial) dan outputnya adalah 1 (Kebangkrutan Korporat). ANFIS dapat menentukan bagaimana masing-masing faktor ini memengaruhi indeks dalam data kuantitatif (gambar 1)



Gambar. 1. Diagram Alur ANFIS

Proses sistem ANFIS terdiri dari beberapa lapisan. Pada lapisan pertama input data pada setiap periode akan dilakukan proses fuzzifikasi. Proses ini

adalah memetakan input data ke dalam set fuzzy sesuai dengan klasifikasi yang dipilih (dalam penelitian ini hanya menggunakan dua jenis fuzzy: tinggi dan rendah) ..



Gambar 2. Bagan ANFIS

Dalam proses ini, input akan dihitung fungsi keanggotaan fuzzy untuk mengubah set input tradisional (crisp) ke tingkat tertentu. Fungsi keanggotaan yang digunakan adalah tipe Bell dimana dalam fungsi keanggotaan ini terdapat dua parameter yaitu mean dan varians, parameter dalam metode ANFIS disebut sebagai parameter premis. Pada lapisan kedua dan ketiga dilakukan proses mesin inferensi (sistem inferensi fuzzy) menetapkan aturan fuzzy untuk proses perhitungan lebih lanjut.

Dalam proses ini, karena sistem ANFIS yang digunakan adalah satu input, maka tidak ada perhitungan. Node output dari lapisan ini sama dengan node lapisan output 1. Pada layer tiga dinormalisasi setiap vertex menampilkan tingkat aktivasi dinormalisasi. Pada lapisan empat proses defuzzifikasi melakukan perhitungan mengubah hasil fuzzy menjadi bentuk output yang tajam. Di lapisan ini, perhitungan LSA dilakukan untuk mendapatkan nilai parameter berikut. Pada lapisan lima proses ringkasan dari dua output dilakukan pada lapisan 4. Dalam ANFIS sistem fuzzy terletak pada lapisan 1, 2, 3 dan 4. Sistem fuzzy adalah penentu simpul tersembunyi dari sistem jaringan saraf. Penjelasan dari setiap lapisan sebagai berikut:

Lapisan 1:

Setiap node adaptif memiliki fungsi: $n1a = \text{Bell}(x; a1, b1, c1)$ $n2a = \text{Bell}(x; a2, b2, c2)$ di mana x adalah input untuk simpul $n1a$, dan $n2a$, sedangkan $a1, b1, c1, a2, b2, c2$ adalah parameter tingkat keanggotaan fuzzy set A (= $a1, a2, b1$ Atau $b2$) dan menentukan tingkat keanggotaan input x yang diberikan. Fungsi bel dapat mendekati parameter fungsi keanggotaan A:

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x - ci}{2a} \right)^2 \right]^{bi}} \dots\dots\dots(1)$$

Di mana $\{ai, bi, ci\}$ adalah himpunan parameter. Parameter di lapisan ini disebut parameter dari parameter premis.

Lapisan 2:

Setiap node dalam lapisan ini diberi label $n3a$ dan $n4a$, non-adaptif (parameter tetap) yang meneruskan hasil dari lapisan 1. Karena sistem menggunakan satu input, tidak ada inferensi AND. Dengan demikian keluaran pada layer ke-2 adalah:

$$n3a = n1a \dots\dots\dots(2)$$

$$n4a = n2a \dots\dots\dots(3)$$

Lapisan 3:

Setiap node di lapisan ini diberi label $n5a$ dan $n6a$, juga non-adaptif. Setiap dhuwur menampilkan tingkat aktivasi dinormalisasi ke bentuk. $n5a = n3a / (n3a + n4a)$ $n6a = n4a / (n3a + n4a)$

Lapisan 4:

$$A = \begin{bmatrix} (n5a)x(n) & n5a & (n6a)x(n) & n6a \\ (n5a)x(n) & n5a & (n6a)x(n) & n6a \\ \dots\dots\dots & & & \end{bmatrix} \dots\dots\dots(4)$$

Setiap node pada layer ini adalah node adaptif, dan pada layer ini, kita mendapatkan matriks A, sebagai berikut: Jumlah baris matriks sebanyak jumlah data input x . Pada lapisan ini dicari nilai parameter berikut θ dengan metode LSE. Persamaan metode LSE adalah:

$$\theta = \text{inv}(A^T A) A^T . y \dots\dots\dots(5)$$

$y = \text{Target yang dicapai}$
 $\theta = [p1 \quad q1 \quad p2 \quad q2] \dots\dots\dots(6)$

Selanjutnya, untuk menghitung output pada lapisan keempat digunakan persamaan berikut:

$$n7a = p1 * x + q1 \dots\dots\dots(7)$$

$$n8a = p2 * x + q2 \dots\dots\dots(8)$$

Lapisan 5:

Node tunggal pada layer ini diberi label $n9a$, yang menghitung semua output sebagai jumlah dari semua sinyal yang masuk:

$$n9a = n7a + n8a \dots\dots\dots(9)$$

$$T_s(l,t) = T_g(l,t) \dots\dots\dots(10)$$

Methodologi

Data Eksperimen

Data yang dikumpulkan termasuk 396 sampel untuk pelatihan dan pengujian.

Analisis Statistik

Dalam penelitian ini, mengukur kinerja prediksi model memerlukan empat kriteria statistik. Kriteria ini adalah koefisien determinasi (R^2), root mean squared error (RMSE), Standar Deviasi (STD) dan mean absolute percentage error (MAPE).

Fungsi Keinginan (Desirability Function)

Yang utama dari prosedur fungsi keinginan adalah untuk mengubah masalah multi-respons menjadi satu masalah dengan menggunakan metodologi transformasi. Beberapa tanggapan ini mungkin dekat satu sama lain atau tidak memiliki tren yang konsisten. Jadi, fungsi keinginan individu dan keseluruhan didefinisikan. Nilai fungsi keinginan berkisar antara 0 dan 1.

Permodelan dan Validasi ANFIS

ANFIS adalah teknik hybrid neuro-fuzzy untuk penyetelan otomatis sistem inferensi tipe Fuzzy berdasarkan data

pelatihan dan manfaat dari keunggulan logika fuzzy dan jaringan saraf. Jenis pendekatan pemodelan ini sangat cocok dengan proses dengan perilaku non-linear. Data memiliki dua bagian: pelatihan (78%) dan tes (22%) setelah menghitung parameter input. Model ANFIS adalah bagian dari fungsi perangkat lunak PREDIKTOR. Untuk membangun model ANFIS, PREDIKTOR menggunakan dengan C tajam (C #).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Manfaat

Manfaat paling nyata dari penggunaan ANFIS karena metode ini membuka banyak kemungkinan untuk memperluas penduga yang ada ke pengaturan data campuran. Dalam kasus Manu, tidak ada cara langsung untuk mengadopsi estimator ke data campuran.

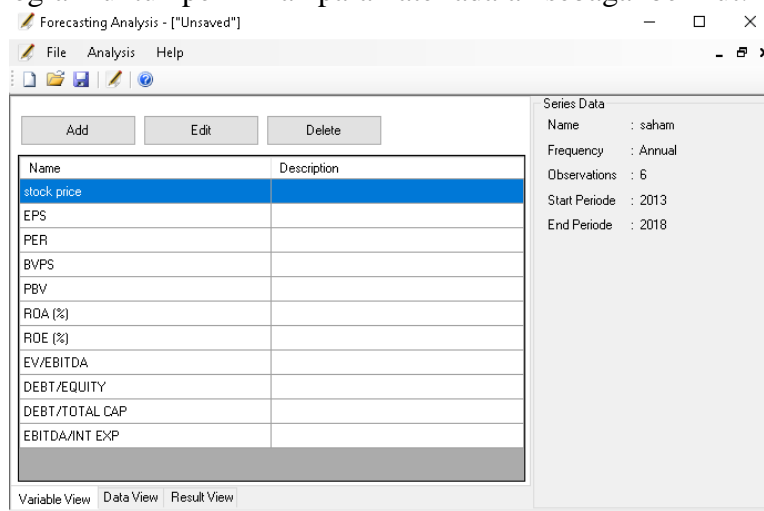
Manfaat yang kurang jelas muncul untuk mempelajari sifat umum masalah estimasi fungsi nonparametrik. Dalam pengaturan yang berkelanjutan, argumen asimptotik seringkali lebih mudah diakses dan mapan. Sebagai contoh, argumen ANFIS memudahkan untuk mendapatkan tingkat konvergensi minimal-optimal dalam model data campuran nonparametrik.

Masalah dan Pertanyaan Terbuka

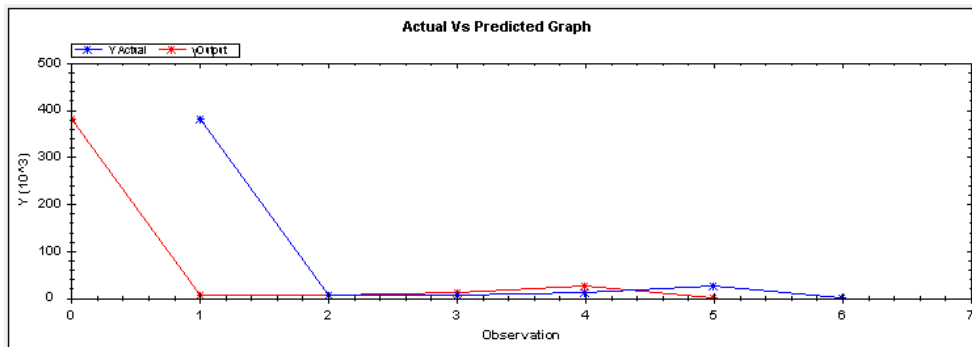
Masalah vital untuk nonparametrik tergantung pada karakteristik penduga. Kriteria utama adalah bagaimana "lokal" estimator beroperasi; atau lebih khusus lagi, jika estimator hanya dipengaruhi oleh data dalam lingkungan yang ringkas. Metodologi ini hanya berlaku untuk penduga nonparametrik. Biasanya, bentuknya fungsional.

Hasil

Tampilan Program untuk pemilihan parameter adalah sebagai berikut.



Gambar. 3. ANFIS Parameter



Gambar 4. Proses Pembelajaran ANFIS

Tabel 1. Deskripsi Variabel

Variable	Description
Harga Saham	Indeks Saham Harga Gabungan.
ROA	Return on Assets .
ROE	Return on Equity
EPS	Earning Per Share
PER	Price Earning Ratio
BPVS	Book Value Per Share
PBV	Price to Book Value Ratio
EV	Enterprise Value
EBITDA	Earning Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization
DEBT / EQUITY	Debt to Equity Ratio (DER)
DEBT/ TOTAL CAP	Debt to Capitalization Ratio

terlebih dahulu, atau analisis nya dapat dikombinasikan dengan Analisis Statistik

DAFTAR PUSTAKA

- Asadi, S. (2018). Evolutionary fuzzification of RIPPER for regression : Case study of stock prediction. *Neurocomputing*, (xxxx), 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.11.052>
- Adam, T.R., Fernando, C.S., & Golubeva, E. 2015. "Managerial Overconfidence and Corporate Risk Management." *Journal of Banking and Finance* 60:195–208. Retrieved (<http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.07.013>).
- Adams, Z., & Glück, T. 2015. "Financialization in Commodity Markets: A Passing Trend or the New Normal?" *Journal of Banking and Finance* 60:93–111. Retrieved (<http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.07.008>).
- Bollen, J., Huina, M., & Zeng, X.J. "Twitter mood predicts the stock market". Cornell University. October 14, 2010. Retrieved November 7, 2013
- Boučková, M. 2015. "Management Accounting and Agency Theory." *Procedia Economics and Finance* 25(15):5–13. Retrieved (<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2212567115007078>).
- Chou, C.H, Su Chen Hsieh, and Chui Jie Qiu. 2017. "Hybrid Genetic Algorithm and Fuzzy Clustering for Bankruptcy Prediction." *Applied Soft Computing Journal* 56:298–316. Retrieved (<http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2017.03.014>).
- Chung, D.Y., Hrazdil, K., & Trottier, K. 2015. "On the Efficiency of Intra-Industry Information Transfers: The Dilution of the Overreaction Anomaly." *Journal of Banking and Finance* 60:153–67. Retrieved (<http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.08.013>).
- Foster, B.P., & Trim Shastri. 2016. "Advances in Accounting, Incorporating Advances in International Accounting Determinants of Going Concern Opinions and Audit Fees for Development Stage Enterprises." *International Journal of Cardiology* 33:68–84. Retrieved (<http://dx.doi.org/10.1016/j.adiac.2016.05.001>).
- Geanina, M., Hlaciuc, E & Ursache, A. 2015. "The Role of Prudence in Financial Reporting : IFRS versus Directive 34." 32(15):738–44.
- George-silvi, C. 2015. "New Audit Reporting Challenge Es : Auditing the Going Concern Basis of Accounting." 32(15):216–24.
- Göçken, M., Özçalıcı, M., & Boru, A. (2016). Integrating metaheuristics and Artificial Neural Networks for improved stock price prediction, 44, 320–331. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.09.029>
- Goykhman, M., & Teimouri, A. (2018). Machine learning in sentiment reconstruction of the simulated stock market. *Physica A*, 492, 1729–1740. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2017.11.093>
- Gunduz, H., Yaslan, Y., & Cataltepe, Z. (2017). Knowledge-Base d Systems Intraday prediction of Borsa Istanbul using convolutional neural networks and feature correlations. *Knowledge-Based Systems*, 137, 138–148. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2017.09.023>
- Moat, H.S., Curme, C., Avakian, A., Kenett, D.Y., Stanley, H.E & Preis, T. (2013). "Quantifying Wikipedia Usage Patterns Before Stock Market Moves". *Scientific Reports*. 3: 1801. doi:10.1038/srep01801. PMC 3647164
- Hill, M. S., Lopez, T.J, & Reitenga, A.L. 2016. "Advances in Accounting, Incorporating Advances in

- International Accounting CEO Excess Compensation : The Impact of Firm Size and Managerial Power ☆.” *International Journal of Cardiology* 33:35–46. Retrieved (<http://dx.doi.org/10.1016/j.adiac.2016.04.007>).
- Hu, H., Tang, L., Zhang, S., & Wang, H. (2018). Neurocomputing Predicting the direction of stock markets using optimized neural networks with Google Trends. *Neurocomputing*, 285, 188–195. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.01.038>
- Ittonen, K., Tronnes, P.C. & Wong, L. 2017. “Journal of Contemporary Accounting & Economics Substantial Doubt and the Entropy of Auditors’ Going Concern Modifications Q.” *Journal of Contemporary Accounting & Economics* 13(2):134–47. Retrieved (<http://dx.doi.org/10.1016/j.jcae.2017.05.005>).
- Jha, A. & Cox, J. 2015. “Corporate Social Responsibility and Social Capital.” *Journal of Banking and Finance* 60:252–70. Retrieved (<http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.08.003>).
- Kalelkar, R. 2016. "Advances in Accounting, Incorporating Advances in International Accounting Audit Committee Diligence around Initial Audit Engagement." *International Journal of Cardiology* 33:59–67. Retrieved (<http://dx.doi.org/10.1016/j.adiac.2016.04.009>).
- Khadjeh, N.A., & Arman, A.S.; Ying Wah, Teh; Ngo, David Chek Ling (2014-11-15). "Text mining for market prediction: A systematic review". *Expert Systems with Applications*. 41 (16): 7653–7670. doi:10.1016/j.eswa.2014.06.009
- Lai, J.H., Lin, W.C., & Chen, L.Y. 2017. “The Influence of CEO Overconfidence on Ownership Choice in Foreign Market Entry Decisions.” *International Business Review* 26(4):774–85.
- Lahmiri, S. (2018). Minute-ahead stock price forecasting based on singular spectrum analysis and support vector regression, 320. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2017.09.049>
- Lian, Y. 2017. “Financial Distress and Customer-Supplier Relationships.” *Journal of Corporate Finance* 43:397–406. Retrieved (<http://dx.doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2017.02.006>).
- Nam, K., & Seong, N. (2018). PT US CR. *Decision Support Systems*, #pagerange#. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2018.11.004>
- Packham, N. 2018. “Optimal Contracts under Competition When Uncertainty from Adverse Selection and Moral Hazard Are Present.” *Statistics and Probability Letters* 137:99–104. Retrieved (<https://doi.org/10.1016/j.spl.2018.01.014>).
- Patel, J., Shah, S., Thakkar, P., & Kotecha, K. (2015). Expert Systems with Applications Predicting stock and stock price index movement using Trend Deterministic Data Preparation and machine learning techniques. *EXPERT SYSTEMS WITH APPLICATIONS*, 42(1), 259–268. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.07.040>
- Ramiro H.G., & Gravano, A. (2017). "Assessing the usefulness of online message board mining in automatic stock prediction systems". *Journal of Computational Science*. 19: 1877–7503. doi:10.1016/j.jocs.2017.01.001
- Rodriguez-Fernandez, M. 2016. “Social Responsibility and Financial Performance: The Role of Good Corporate Governance.” *BRQ Business Research Quarterly* 19(2):137–51. Retrieved

- (<http://dx.doi.org/10.1016/j.brq.2015.08.001>).
- Sedmíhradská, L. 2015. "Budget Transparency in Czech Local Government." *Procedia Economics and Finance* 25(May):598–606. Retrieved ([http://dx.doi.org/10.1016/S2212-5671\(15\)00774-1](http://dx.doi.org/10.1016/S2212-5671(15)00774-1)).
- Tatiana, D., Mihaela Prozan, and Roxana Diana. 2015. "Perspectives Regarding Accounting – Corporate Governance – Internal Control." 32(15):588–94.
- Preis, T., Moat, H.S & Stanley, H.E (2013). "Quantifying Trading Behavior in Financial Markets Using Google Trends". *Scientific Reports*. 3: 1684. doi:10.1038/srep01684. PMC 3635219. PMID 23619126.
- Wan, Y., & Si, Y.W. 2017. "Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for Chart Pattern Matching in Financial Time Series." *Applied Soft Computing Journal* 57:1–18. Retrieved (<http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2017.03.023>).
- Wang, J., Wang, J., Zhang, Z., & Guo, S. (2011). Expert Systems with Applications Forecasting stock indices with back propagation neural network. *Expert Systems With Applications*, 38(11), 14346–14355. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.04.222>
- Zahedi, J., & Rounaghi, M. M. (2015). Application of artificial neural network models and principal component analysis method in predicting stock prices on Tehran Stock Exchange. *Physica A*, 438, 178–187. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2015.06.033>