

BAB 2

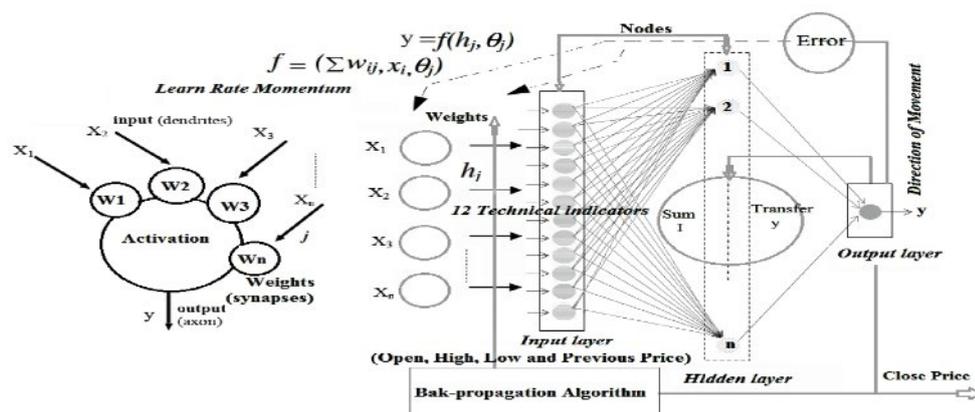
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

2.1.1 Penelitian oleh Najeb Masaoud.

Pada tahun 2014, Najeb Masaoud [18], melakukan penelitian saham dengan menggunakan objek saham harian di *daily Libyan Stock Market (LSM)* dengan periode waktu 2 Januari 2007 sampai dengan 28 April 2013. Penelitian ini berjudul “*Predicting Direction off Stock Price Index Movement Using Artificial Neural Networks: The Case of Libyan Financial Market*”. Pendekatan teknis digunakan pada penelitian ini untuk menentukan tingkat indikator yang mempengaruhi nilai saham yaitu dengan teknik *Moving Average*. Sementara *backpropagation* digunakan untuk menentukan bobot atribut yang optimal yang dijadikan sebagai *input* pada *input layer backpropagation*.

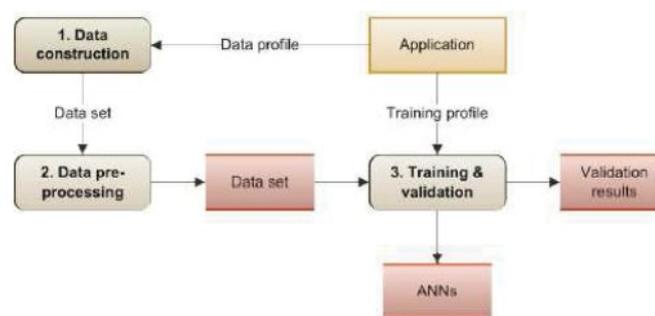
Penelitian ini membandingkan tiga metode *performance* prediksi, yaitu MAE, RMSE, dan gabungan antara MAPE and R^2 . Hasil penelitian menunjukkan bahwa ANN memiliki kemampuan prediksi yang lebih baik dibanding dengan metode *Moving Average*. Hal ini dibuktikan dengan nilai RMSE sebesar ($R^2 \geq 0.99$). Kerangka pikir yang disampaikan oleh peneliti di tampilan pada gambar 2.1 berikut ini.



Gambar 2-1 Metode yang diusulkan Najeb Masaoud [18]

2.1.2 Penelitian oleh Victor Louwerse, Léon Rothkrantz.

Pada tahun 2014 Victor Louwerse, Léon Rothkrantz [28] melakukan penelitian saham harian dengan menggunakan ANN. Penelitian ini berjudul “*Intraday Stock Forecasting*”. Prediksi saham dilakukan dengan berdasarkan pada harga saham dalam satu hari (*intraday*). Pada penelitian ini digunakan pendekatan teknis untuk menentukan konfigurasi dan rentang prediksi. Kemudian, dilakukan proses *training* dan *testing* dengan menggunakan ANN. Proses prediksi di modelkan sebagai berikut:



Gambar 2-2 Metode yang diusulkan Victor Louwerse, Léon Rothkrantz [28]

Metode yang di usulkan Victor Louwerse, Léon Rothkrantz menggunakan model Java SE 1.6 platform dan database dengan MySQL. Setelah melakukan simulasi beli dan jual yang dilakukan dengan model tersebut, menunjukkan bahwa ANN memiliki kemampuan prediksi yang lebih baik dari pada metode tradisional.

2.1.3 Penelitian oleh K.K. Sureshkumar and Dr.N.M. Elango.

Pada tahun 2012, K.K. Sureshkumar and Dr.N.M. Elango melakukan penelitian dengan judul “*Performance Analysis of Stock Price Prediction Using Artificial Neural Networks*” [29]. Penelitian ini menggabungkan antara *Multi Layer Preceptron* (MLP) dengan *backpropagation*. Algoritma *neural network* digunakan untuk mengukur performansi statistik dari nilai prediksi yang dihasilkan untuk menentukan keputusan jual atau beli saham di bidang investasi.

Penelitian ini menggunakan data dari *National Stock Exchange* (NSE) periode 1 November 2009 sampai dengan 21 Desember 2011. Atribut penelitian yang digunakan meliputi harga sebelum penutupan (*previous close*), data pembukaan (*open price*), harga penutupan (*close price*), harga tertinggi dan harga terendah (*high and low price*).

Metode ANN, digunakan karena dianggap memiliki kelebihan antara lain; dapat diterapkan pada data dengan jumlah besar dan tidak komplis serta pada kondisi yang tidak menentu. Metode ini pun dapat di kombinasikan dengan metode lain untuk memperoleh hasil akurasi penelitian yang baik. Kekurangan dari penggunaan algoritma ANN, menurut K.K. Sureshkumar and Dr.N.M. Elango antara lain; untuk penggunaan ANN, struktur topologi jaringan syaraf tiruan yang dihasilkan belum dapat di ketahui. Jika diterapkan pada data yang terlalu besar, maka akurasi hasil justru berkurang sehingga di perlukan kombinasi dengan metode statistik yang lain untuk membentuk system analisis yang tepat. Akurasi yang dihasilkan pada penelitian ini menunjukkan nilai RMSE angka 1 dari 20% koresponden target *values* dan 95% dari *confidence interval* model prediksi antara nilai *real* dan nilai prediksi.

2.1.4 Penelitian oleh Prapanna Mondal *et al.*

Pada tahun 2014, Prapanna Mondal,*et al* [30] melakukan penelitian dengan judul “*Study Of Effectiveness Of Time Series Modelling (ARIMA) In Forecasting Stock Prices*”. ARIMA merupakan salah satu metode yang di gunakan untuk melakukan prediksi saham *univariate*. Model ini di dianggap mudah dan dapat digunakan secara luas untuk melakukan prediksi rentet waktu (*time series*). ARIMA merujuk pada metode *Box Jenkins* karena dianggap metode yang fleksibel digunakan untuk identifikasi prediksi, estimasi data *univariate*.

Data yang digunakan pada penelitian ini memakai *National Stock Exchange* (NSE) dengan periode September 2013 sampai dengan Februari 2014. Penelitian

difokuskan pada 56 saham dari 7 sektor industri yang berbeda. Akurasi prediksi menunjukkan *performance* yang baik, di tunjukkan dengan tabel 2.1 berikut:

Tabel 2-1 Hasil Akurasi Prediksi Penelitian Prapanna Mondal *et al* [30]

Sector	Accuracy of prediction (in %) for twenty three months' <i>training</i> data	Accuracy of prediction (in %) for eighteen months' <i>training</i> data	Accuracy of prediction (in %) for twelve months' <i>training</i> data	Accuracy of prediction (in %) for six months' <i>training</i> data
1. Information Technology (IT)	91.06	93.77	93.79	94.03
2. Infrastructure	91.29	91.56	91.58	90.88
3. Bank	90.51	89.37	89.57	88.54
4. Automobile	87.89	85.32	85.78	85.91
5. Power	92.28	92.21	92.21	92.03
6. Fast Moving Consumer Goods (FMCG)	95.93	95.70	95.44	95.85
7. Steel	90.46	89.14	90.29	89.41

2.1.5 Penelitian oleh B. Uma Devi, *et al*.

Pada tahun 2013, B. Uma Devi *et al* [31] melakukan penelitian dengan judul "An Effective Time Series Analysis for Stock Trend Prediction Using ARIMA Model for Nifty Midcap-50". Secara umum tujuan dari penelitian saham adalah penentuan nilai jual dan nilai beli dari saham. Pergerakan nilai saham selalu cepat mengalami perubahan. Berbagai teknik prediksi yang digunakan bertujuan untuk memberikan garis batas perubahan agar ditemukan pola yang lebih stabil dalam penentuan keputusan jual atau beli terhadap nilai saham. ARIMA merupakan salah satu metode *non parametric linier* yang *identic* untuk melakukan prediksi berdasarkan pada satu parameter saja.

Model ini meliputi 3 tahap, yaitu identifikasi model, estimasi model, dan peramalan atau prediksi. *Nifty Midcap-50* merupakan 50 indeks saham yang berada pada posisi tertinggi dalam perdagangan. ARIMA lebih dikenal dengan

Box Jenkins. Hasil *performance* dan akurasi pada penelitian ini di tampilkan pada tabel 2.2 berikut:

Tabel 2-2 *Performance measures for NIFTY50 and TOP 4 indices* [31]

<i>Index/ Error</i>	<i>NIFTY-50</i>	<i>Reliance</i>	<i>OFSS</i>	<i>ABB</i>	<i>JSWSTEEL</i>
<i>MAPE</i>	0.2108	0.3759	0.4073	0.3847	0.4798
<i>PMAD</i>	0.1792	0.3746	0.2902	0.5305	0.295
<i>%Error-Accuracy</i>	16.26%	31.40%	26.47%	38.12%	24.88%

2.1.6 Penelitian oleh Alessia Naccarato - Andrea Pierini.

Pada tahun 2012, Pendekatan *multivariate* juga di gunakan oleh Alessia Naccarato - Andrea Pierini [15] untuk meneliti *portofolio* saham Italia. Penelitian ini berjudul “*Multivariate Statistical Analysis For Portofolia Selection Of Italian Stock Market*”. Model ini menggunakan 150 harga saham yang di perjual belikan di *Italian Stock Markets*. Model yang di usulkan adalah *cointegrated vector autoregressive models (CVAR) and Baba-Engle-Kraft-Kroner models (BEKK)* untuk menyeleksi *portofolio* saham.

Dengan kata lain, pada pendekatan yang digunakan pengembalian rata-rata dan resiko yang terkait atas dasar harga sejumlah saham dari waktu ke waktu diperkirakan. Perkiraan ini kemudian digunakan untuk mengidentifikasi *asset* yang menawarkan kinerja yang terbaik dan merupakan investasi terbaik. Model ini memperhitungkan kointegrasi apapun antara seri bekerja dan tren pasar yang diukur dengan cara Thomson Reuters *Datastream Global Equity Italy Index (Datastream 2008)*.

2.1.7 Penelitian oleh Lixia Liu, Junhai Ma.

Pada tahun 2008, Lixia Liu, Junhai Ma [32] menggunakan pendekatan *Multivariate Nonlinier* untuk memprediksi saham Shenzhen di China. Judul penelitian ini adalah “*Multivariate Nonlinier Analysis and Prediction of Shanghai*

Stock Market". Penelitian ini juga membandingkan hasil akurasi prediksi antara penggunaan *Multivariate Nonlinier* dengan *Univariate Nonlinier*.

Prediksi pergerakan harga saham di dasarkan pada asumsi regresi linier sederhana untuk membandingkan antara kompleksitas faktor yang mempengaruhi harga saham. Hasil dari penelitian menunjukkan akurasi pendekatan *Multivariate Nonlinier* lebih mendekati kenyataan dibandingkan dengan penggunaan pendekatan *Univariate Nonlinier*.

Dari beberapa penelitian yang ada diatas, dapat disimpulkan bahwa prediksi nilai saham yang dilakukan dengan algoritma dan ANN terbukti memiliki tingkat akurasi yang lebih baik jika diterapkan pada dengan jumlah besar. Hal tersebut mendasari model prediksi pada penelitian ini, akan digunakan ANN dengan *backpropagation* sebagai metode untuk melakukan prediksi nilai saham yang terdaftar di *Yahoo Finance* yaitu *Tata Consultancy Service (TCS)* dan *Indonesian Stock Exchange (IDX)*. Nilai prediksi yang di hasilkan akan di komparasikan antara penggunaan ANN dengan *Univariate* dan ANN dengan *Multivariate*. Adapun rangkuman penelitian terkait dapat dilihat pada tabel 2.3 di bawah ini:

Tabel 2-3 Tabel Penelitian yang terkait

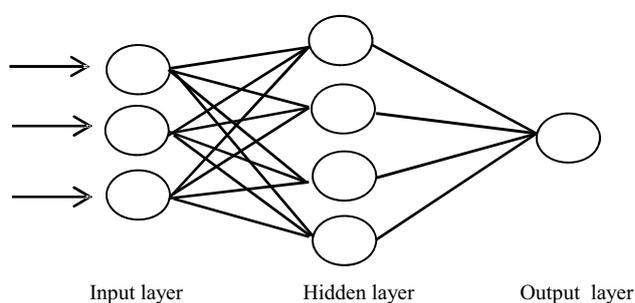
Peneliti	Masalah	Metode		
		Prediksi	Pemilihan parameter	
[23]	Prediksi nilai saham dengan menggunakan ANN dan SVM studi kasus pada <i>Istanbul Stock Exchange</i> .	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Backpropagation ▪ Linear autoregressive ▪ Random walk 	Penentuan <i>input nodes</i> dan <i>hidden nodes</i> menggunakan serangkaian eksperimen	<ul style="list-style-type: none"> ▪ ANN memiliki dibanding kedua sebesar 0,20 ▪ RMSE yang di ▪ RMSE yang di 0,33
[33]	Prediksi nilai saham studi kasus pada BSE Index (<i>India cement stock price index (ICSPI)</i>).	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Backpropagation dan GA ▪ Backpropagation ▪ GA 	Pemilihan jumlah <i>neurons</i> pada <i>input layer</i> menggunakan GA	<ul style="list-style-type: none"> ▪ RMSE yang di 0,7661 ▪ RMSE <i>backprop</i> ▪ RMSE GA sebe
[34]	Prediksi nilai saham studi kasus pada <i>Jordanian Stock Exchange</i> .	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Backpropagation dan PSO ▪ Backpropagation 	Backpropagation dan PSO digunakan untuk memilih banyak <i>neurons</i> pada <i>input layer</i>	<ul style="list-style-type: none"> ▪ PSO yang dite prediksi yang ba ▪ RMSE yang di
[29]	Prediksi nilai saham pada studi kasus pada <i>Libyan Financial Market</i> .	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Neural network dan fuzzy inference system (ANFIS) ▪ Markov switching autoregressive 	Neural Network digunakan untuk menentukan parameter dari FIS	<ul style="list-style-type: none"> ▪ RMSE yang di ▪ RMSE yang <i>autoregressive a</i>

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Artificial Neural Network

ANN sebagai cabang dari ilmu kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/ AI*) yang didesain dengan menirukan cara kerja otak manusia dalam menyelesaikan suatu masalah. ANN atau lebih di kenal dengan *neural network/ NN* telah digunakan dalam beberapa pemodelan, seperti analisis *time series*, *pattern recognition*, *signal processing*, dll. *neural network/ NN* memiliki kemampuan untuk mempelajari data *training* “ dengan atau tanpa guru”[34].

Menurut Lean Yu *et al* [29] , *neural network* mengambil input vektor X dan menghasilkan output vektor Y. Hubungan antara X dan Y ditentukan oleh arsitektur jaringan. Terdapat banyak bentuk arsitektur jaringan mengadopsi dari arsitektur sistem saraf pusat otak manusia. Pada intinya, *neural network* terdiri dari satu *input layer*, satu *output layer*, dan satu atau lebih *hidden layer*.



Gambar 2-3 Arsitektur dasar dari *neural network*

Input node merupakan merupakan *layer* pertama pada arsitektur ANN, yang berfungsi untuk menerima masukan/informasi dari luar. Masukan yang diterima akan diteruskan ke *hidden node* dan mengkombinasikan semua masukan berdasar bobot dari relasi yang terhubung, melakukan perhitungan, dan memberikan keluaran untuk *layer* berikutnya. *Output node* merupakan target akhir dari relasi tersebut.

Algoritma *neural network* ini terbagi menjadi tiga jenis berdasarkan struktur jaringan yang menyusun (*input node*) jaringan *neural network* itu sendiri. Pembagian itu antara lain *Feed-Forward Neural Networks*, *Backpropagation* dan *Multilayer Preceptron* (MLP).

2.2.2 Backpropagation

Backpropagation merupakan salah satu algoritma pembelajaran dalam *neural network*. Proses pembelajaran dalam *backpropagation* dilakukan dengan penyesuaian bobot-bobot jaringan dengan arah mundur berdasarkan nilai *error* dalam proses pembelajaran.

Backpropagation bekerja melalui proses secara iteratif dengan menggunakan sekumpulan contoh data (*data training*), membandingkan nilai prediksi dari jaringan dengan setiap contoh data. Dalam setiap proses, bobot relasi dalam jaringan dimodifikasi untuk meminimalkan nilai *Mean Squared Error* (*MSE*) antara nilai prediksi dari jaringan dengan nilai sesungguhnya. Modifikasi relasi jaringan saraf tersebut dilakukan dalam arah mundur, dari *output layer* hingga layer pertama dari *hidden layer*. Untuk mendapatkan arsitektur *backpropagation* yang baik, maka diperlukan beberapa pengaturan parameter, antara lain :

a. *Training cycle*, *learning rate*, dan *momentum*

Training cycle adalah jumlah iterasi atau perulangan pada proses *training* untuk mendapatkan *error* yang terkecil. Nilai *training cycle* mulai dari 1 sampai tak terhingga. *Learning rate* merupakan parameter *neural network* yang digunakan untuk menentukan bobot dari *neuron*. Nilai *learning rate* merupakan angka positif kurang dari 1. Nilai *learning rate* yang besar akan menyebabkan proses *training* lebih cepat, tetapi ada osilasi bobot, sedangkan nilai *learning rate* yang kecil akan menyebabkan proses *training* menjadi lambat. *Momentum* merupakan parameter *neural network*

yang digunakan untuk meningkatkan *convergence*, mempercepat waktu *training* dan mengurangi osilasi [35]. Nilai *momentum* dimulai dari 0 hingga 1.

b. *Hidden layer*

Jumlah *hidden layer* dan jumlah *nodes* pada *hidden layer*, ditentukan melalui eksperimen oleh *user*. Jumlah *node* yang banyak pada *hidden layer*, akan meningkatkan fleksibilitas jaringan dalam mengidentifikasi pola-pola yang kompleks [36]. Namun, di sisi lain dapat menyebabkan *overfitting* [37]. *Overfitting* terjadi ketika *neural network* memiliki banyak informasi yang harus diproses, namun tidak dapat diproses karena terbatasnya jumlah *nodes* pada *hidden layer*. Jika jumlah *node* sedikit dapat menyebabkan *underfitting*, yaitu jumlah *node* yang tersedia tidak mampu untuk mendeteksi pola-pola yang kompleks.

Tahap *pelatihan* dalam metode *backpropagation* adalah sebagai berikut :

1. Tahap 0 : Inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil
2. Tahap 1 : Jika kondisi penghentian (*stopping condition*) belum terpenuhi, lakukan langkah 2-9
3. Tahap 2 : Untuk setiap pasang data pelatihan, lakukan tahap 3-8
Fase I : Propagasi maju
4. Tahap 3 : Tiap unit masukan menerima sinyal dan meneruskannya ke unit tersembunyi di atasnya.
5. Tahap 4 : Hitung semua keluaran di unit tersembunyi z_j ($j=1,2,\dots,p$)

$$z_j = v_{j0} + \sum_i v_{ji} x_i \quad (2.1)$$

$$y_j = \frac{z_j}{\sigma} \quad (2.2)$$

dimana : v_{j0} adalah bobot dari bias ke *hidden unit*

v_{ji} adalah bobot dari input *nodes* ke i menuju *hidden unit* ke j

x_i adalah nilai pada data *training* ke i

z_{net_j} adalah nilai di *hidden* unit ke j untuk setiap data *training*

z_j adalah nilai di *hidden* unit ke j

6. Tahap 5 : Hitung semua keluaran jaringan di unit y_k ($k=1,2,\dots,m$)

$$y_k = w_{k0} + \sum_{j=1}^n w_{kj} z_j \quad (2.3)$$

$$y_k = \left(\sum_{j=1}^n w_{kj} z_j + w_{k0} \right) = \frac{1}{1 + e^{-y_k}} \quad (2.4)$$

dimana : w_{k0} adalah bobot dari bias ke *output* unit

z_j adalah nilai di *hidden* unit ke j

w_{kj} adalah bobot dari *hidden* unit ke j menuju *output* ke k

y_{net_k} adalah nilai di *output* unit untuk setiap data *training*

y_k adalah nilai *output* unit ke k

Fase II : Propagasi mundur

7. Tahap 6 :

a. Hitung faktor δ unit keluaran berdasarkan kesalahan di setiap unit keluaran y_k ($k=1,2,\dots,m$)

$$\delta_k = (y_k - t_k) \cdot (1 - y_k) \quad (2.5)$$

dimana : δ_k merupakan unit kesalahan yang akan dipakai dalam perubahan bobot layer di bawahnya

t_k adalah *output* yang diharapkan pada data *training* ke k

y_k adalah nilai *output* unit ke k

b. Hitung suku perubahan bobot w_{kj} dengan laju percepatan α

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k z_j ; k = 1, 2, \dots, m ; j = 0, 1, \dots, n \quad (2.6)$$

dimana : w_{kj} adalah perubahan bobot *output* ke k dan *hidden* unit ke j

α adalah *learning rate*

δ_k merupakan unit kesalahan yang akan dipakai dalam perubahan bobot layer di bawahnya

z_j adalah nilai di *hidden unit* ke j

8. Tahap 7 :

- a. Hitung faktor δ unit tersembunyi berdasarkan kesalahan di setiap unit tersembunyi z_j ($j=1,2,\dots,p$)

$$\delta_j = \sum_{k=1}^n \delta_{kj} \quad (2.7)$$

Faktor δ unit tersembunyi :

$$\delta_j = \delta_{kj} - \delta_{kj} = \delta_{kj} (1 - \delta_{kj}) \quad (2.8)$$

- b. Hitung suku perubahan bobot v_{ji}

$$\Delta v_{ji} = \delta_j v_{ji} ; j = 1, 2, \dots, p ; i = 0, 1, \dots, n \quad (2.9)$$

Fase III : Perubahan Bobot

9. Tahap 8 : Hitung semua perubahan bobot

Perubahan bobot garis yang menuju ke unit keluaran :

$$v_{kj} = v_{kj} + \Delta v_{kj} \quad (k = 1, 2, \dots, p ; j = 0, 1, \dots, n) \quad (2.10)$$

Perubahan bobot garis yang menuju ke unit tersembunyi :

$$v_{ji} = v_{ji} + \Delta v_{ji} \quad (j = 1, 2, \dots, p ; i = 0, 1, \dots, n) \quad (2.11)$$

10. Tahap 9 : Cek *stopping condition*. Jika *stopping condition* telah tercapai, maka proses pelatihan dihentikan.

Umumnya, *stopping condition* yang dipakai untuk acuan adalah :

- a. Jumlah iterasi

Iterasi akan dihentikan jika jumlah iterasi yang dilakukan sudah melebihi jumlah maksimum iterasi yang ditetapkan.

- b. Nilai *error*

Iterasi akan dihentikan jika nilai *error* yang terjadi lebih kecil dari batas toleransi yang diizinkan.

Nilai *error* yang terjadi adalah dengan mencari nilai *Mean Square Error*

$$(MSE) = \frac{1}{m} \{ (y_1 - \hat{y}_1)^2 + (y_2 - \hat{y}_2)^2 + \dots + (y_m - \hat{y}_m)^2 \} \quad (2.12)$$

dengan m adalah banyak sampel data.

Tahap-tahap pengujian :

1. Tahap 0 : Inisialisasi bobot sesuai dengan bobot yang telah dihasilkan pada proses pelatihan di atas.
2. Tahap 1 : Untuk setiap *input*, lakukanlah tahap 2-4
3. Tahap 2: Untuk setiap *input* $i=1, \dots, n$ skalakan bilangan dalam *range* fungsi aktivasi seperti pada proses pelatihan di atas
4. Hitung semua keluaran di unit tersembunyi z_j ($j=1, 2, \dots, p$) dengan menggunakan formula (1 dan 2).
5. Hitung semua keluaran jaringan di unit y_k ($k=1, 2, \dots, m$) dengan menggunakan formula (3 dan 4).

Variabel y_k adalah *output* yang masih dalam skala menurut *range* fungsi aktivasi. Untuk mendapatkan nilai *output* yang sesungguhnya, y_k harus dikembalikan seperti semula.

2.2.3 Data *Univariate* dan *Multivariate*.

Prediksi kondisi masa yang akan datang merupakan tujuan utama penggunaan data *time series* atau rentet waktu. Pendekatan *time series* banyak di gunakan untuk peramalan dibidang ekonomi, keuangan, perencanaan produksi dan peramalan penjualan. Pada umumnya banyaknya interval data sebagai input awal nilai prediksi merupakan titik penting bagi keberhasilan suatu metode [38]. Interval data ini di bagi menjadi hanya satu atribut yang disebut sebagai *univariate* dan lebih dari satu attribute atau disebut dengan *multivariate*.

Pendekatan *time series* membagi model prediksi berdasarkan aliran linier yang dihasilkan dan nilai historis yang ditelusuri. Permodelan linier ini diklasifikasikan menjadi 2 (dua) jenis berdasarkan jumlah variabel yang terlibat dalam prediksi tersebut. Satu model variabel di sebut sebagai prediksi *univariate* dan model dan beberapa nomor dari variabel yang di pertimbangkan dalam model disebut sebagai model prediksi regresi *multivariate*.

Pelaku perdagangan saham (*trader*) biasanya meletakkan perhatian mereka pada kondisi *real* dari pasar saham. Acuan yang digunakan adalah harga penutupan (*Close Price*) yang kemudian di bandingkan dengan harga penutupan sehari sebelumnya atau seminggu (5 hari sebelumnya). Kondisi ini dinamakan pelaku *trader* saham menggunakan metode non parametrik *univariate* dikarenakan hanya berfokus pada satu atribut saham saja.

Sementara itu perdagangan saham untuk investor, pertimbangan yang digunakan untuk menentukan keputusan menjual atau membeli saham dalam jumlah besar memilih titik aman dengan mempertimbangkan beberapa faktor lain yang mempengaruhi nilai saham, antara lain, harga tertinggi, terendah, penyesuaian, dan volume penjualan atau pembelian saham. Kondisi demikian prediksi saham dinamakan kondisi prediksi *multivariate* .

Pendekatan *time series* dengan *univariate* untuk prediksi nilai saham pernah dilakukan oleh Illka Virtanen *et al.* Metode yang di gunakan adalah ARIMA (*Auto Regressive Moving Average*) dengan metode *Box Jenkins*. Satu variabel harga yang digunakan di bagi menjadi harga bulanan, kuartal dan harian. Contoh data *univariate* pada prediksi harga saham di tampilkan dalam tabel 2.4 berikut:

Tabel 2-4 Contoh Data *Univariate*

No	<i>Date</i>	<i>Close Price</i>
1.	1/1/2014	2153.3
2.	1/2/2014	2167
3.	1/3/2014	2222.2
4.	1/6/2014	2239.6
5.	1/7/2014	2206.15

Data diatas di ambil sebagian dari *Tata Consultancy Service (TCS)*. Satu variabel harga penutupan digunakan sebagai dasar penetapan prediksi.

Prediksi nilai saham dengan menggunakan *multivariate* pernah dilakukan oleh Alessia Naccarato *et al* [15]. Model yang digunakan adalah *bivariat berkointegrasi vektor autoregressive* dan Baba- Model Engle-Kraft-Kroner (Engle *et al.* 1995). Nilai intrinsik saham sebagai variabel yang digunakan untuk pemilihan *portofolio* saham (Markowitz Jenis portofolio).

April Kerby *et al* [11], juga melakukan penelitian prediksi nilai saham dengan *multivariate* dengan tujuan menentukan nilai saham yang baik untuk investasi ataukah tidak. Contoh data *multivariate* untuk nilai saham tampak pada tabel 2.5 berikut ini:

Tabel 2-5 Contoh Data *Multivariate*

No	Date	Open	High	Low	Close	Volume	Adj Close
1.	1/1/2014	2180.1	2184.5	2151.1	2153.3	264900	2092.44
2.	1/2/2014	2166	2189	2156.15	2167	863400	2105.753
3.	1/3/2014	2164.7	2229.1	2147.25	2222.2	1309000	2159.393
4.	1/6/2014	2229	2244	2197	2239.6	1155900	2176.301
5.	1/7/2014	2240	2256.45	2199	2206.15	1448700	2143.797

2.2.4 Nilai Saham.

Saham memiliki definisi suatu nilai atau pembukuan dalam berbagai instrument finansial yang mengacu pada bagian kepemilikan perusahaan yang diterbitkan oleh perusahaan untuk memenuhi kebutuhan dana jangka panjangnya [7]. Saham merupakan metode untuk meningkatkan modal perusahaan selain obligasi. Saham dapat berfluktuasi dalam jumlah dan nilai. Bentuk dari *variable* transaksi harga saham biasanya terdiri dari kombinasi harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah, harga penutupan, serta volume penjualan saham.

Saham dibagi menjadi 2 (dua) jenis yaitu *common stock* dan *preferen stock*. Kedua saham tersebut dibedakan dari jenis kepemilikannya, *commonstock* biasanya membawa hak suara dari para pemegang saham yang dikeluarkan oleh perusahaan. Sedangkan *preferenstock* berbeda dengan *common stock*, *preferen stock* tidak membawa hak suara dari para pemegang saham namun mendapatkan deviden pembayaran dengan tingkat tertentu dan dibagikan kepada seluruh pemilik saham dengan tingkat pembagian tertentu.

Pemegang saham adalah individu atau perusahaan termasuk perusahaan itu sendiri yang secara hukum memiliki satu atau lebih saham saham diperusahaan saham gabungan. Kedua perusahaan diperdagangkan publik dan swasta memiliki pemegang saham. Perusahaan yang terdaftar dipasar saham diharapkan berusaha untuk meningkatkan nilai pemegang saham. Pemegang saham diberikan hak khusus tergantung pada kelas saham, termasuk hak untuk memilih pada hal-hal seperti pemilihan untuk dewan direksi, hak untuk berbagi dalam distribusi pendapatan perusahaan, hak untuk membeli saham baru yang diterbitkan oleh perusahaan, dan hak terhadap aset perusahaan saat likuidasi perusahaan.

Saham perusahaan pada umumnya ditransfer dari pemegang saham kepada pihak lain melalui penjualan atau mekanisme lain. Sebagian besar telah mendirikan yurisdiksi hukum dan peraturan yang mengatur transfer tersebut, terutama jika penerbit adalah entitas publik. Keinginan pemegang saham untuk perdagangan saham mereka telah menyebabkan pembentukan bursa efek.

Bursa saham adalah sebuah organisasi yang menyediakan pasar untuk perdagangan saham dan produk keuangan lainnya. Investor biasanya diwakili oleh broker saham yang membeli dan menjual saham dari berbagai perusahaan di bursa dengan mempertahankan persyaratan daftar pertukaran saham tertentu.

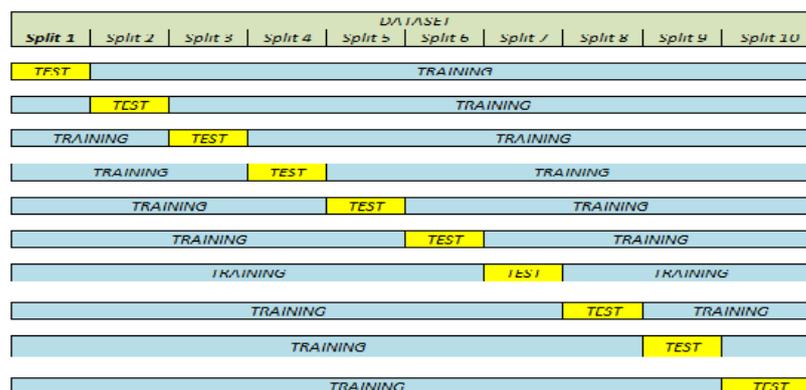
2.2.5 Pengujian Validasi

Validasi adalah proses penilaian terhadap akurasi prediksi sebuah model [1]. Validasi terhadap prediksi tersebut kemudian dibandingkan dengan hasil yang telah diketahui, dimana hasilnya digunakan untuk membangun model yang baru.

2.2.5.1 Cross Validation

Cross validation adalah metode pengamatan dalam kumpulan data yang akan digunakan untuk pengujian dan pelatihan, tetapi tidak pada waktu yang sama. Pada *cross validation*, kita dapat menentukan banyak *k-subset* dari data yang ada, dimana ada yang digunakan untuk *training* dan ada yang digunakan untuk *testing*. Sebagai contoh, kita membagi data ke dalam 3 partisi. Kemudian kita menentukan 2/3 dari kumpulan data digunakan untuk proses *training* dan 1/3 dari data digunakan untuk *testing*, dimana proses tersebut akan diulang sebanyak 3 kali. Metode evaluasi yang standard dan umum digunakan adalah *10-fold cross validation*. *10-fold cross-validation* adalah pilihan terbaik untuk mendapatkan hasil validasi yang akurat, karena *10-fold cross-validation* akan mengulang pengujian sebanyak 10 kali dan hasil pengukuran adalah nilai rata-rata dari 10 kali pengujian [39].

Dalam penelitian ini dilakukan pengujian metode dengan menggunakan *cross validation*. *Cross validation* adalah metode pengamatan dalam kumpulan data yang akan digunakan untuk pengujian dan pelatihan, tetapi tidak pada waktu yang sama. Sebagai contoh, *cross validation 5%* berarti bahwa, untuk setiap model, 5% dari kumpulan data akan disisihkan untuk pengujian dan 95% sisanya akan digunakan untuk membangun model secara umum, *10-fold cross validation* dianjurkan untuk memperkirakan akurasi karena bias dan perbedaan yang relatif rendah.



Gambar 2-4 10-fold cross validation [39].

2.2.6 Root Mean Squared Error (RMSE)

Root mean square error (RMSE) merupakan salah satu teknik evaluasi yang sering digunakan dengan membandingkan antara nilai-nilai diprediksi oleh model dan nilai-nilai yang diamati dari lingkungan yang sedang dimodelkan.

root mean square error diperoleh dengan menggunakan rumus :

$$= \sqrt{\frac{\sum (\quad)}{n}} \quad (2.13)$$

dimana: adalah hasil riil atau nyata

adalah hasil prediksi

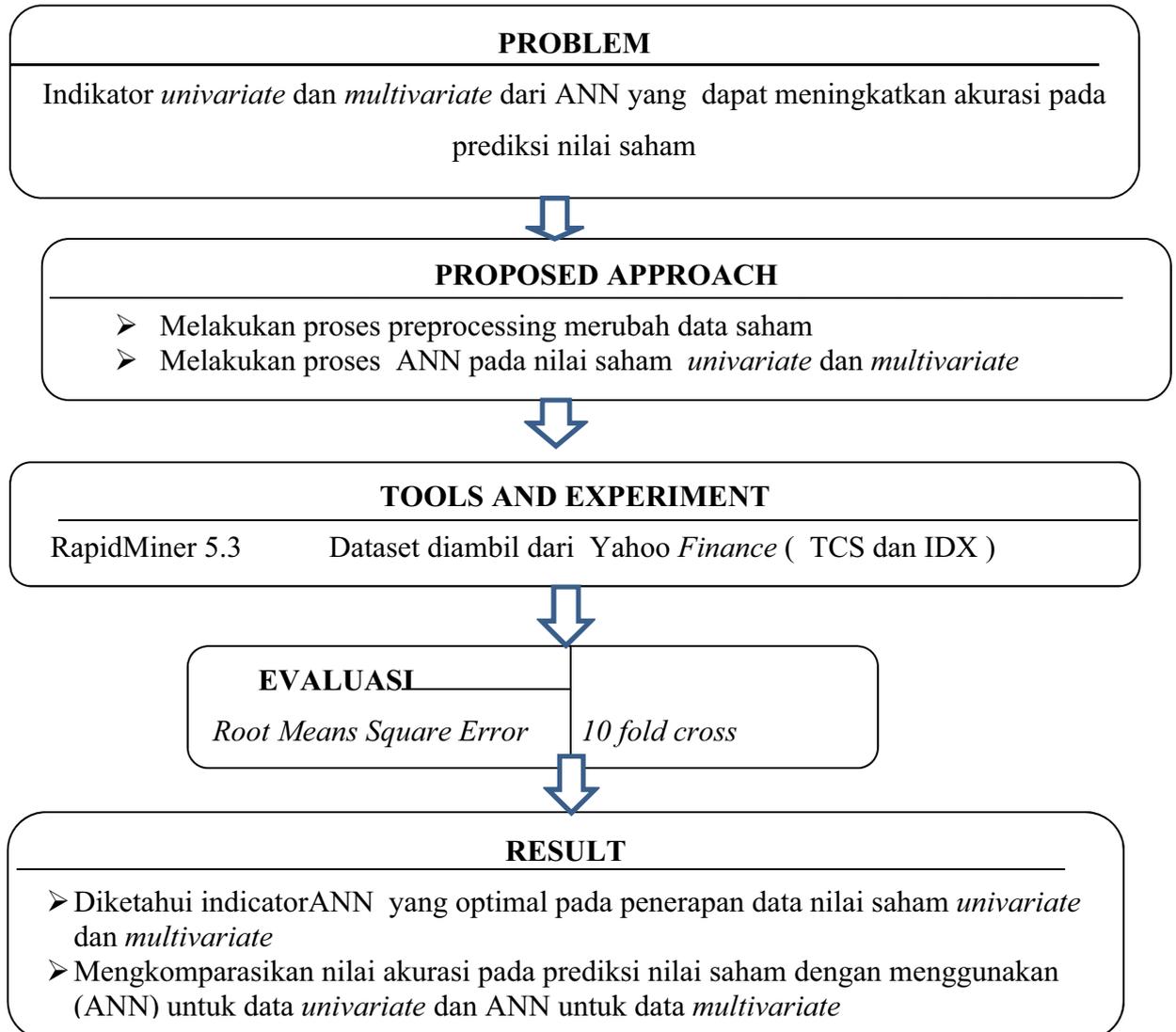
n adalah banyak sampel data

2.3 Kerangka Pemikiran

Pada penelitian ini, dataset yang digunakan diambil dari web *Yahoo Finance* yaitu *Tata Consultancy Service* dan *Indonesian Stock Exchange (IDX)*. Data tersebut dibagi terlebih dahulu menjadi data *univariate* dan *multivariate*.

Metode yang diusulkan adalah menggunakan ANN. Indikator *neural network* yang digunakan adalah *momentum*, *training cycle* dan *learning rate*. Proses validasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *10 fold cross validation*.

Tujuan (*Objectives*) pada penelitian ini adalah melakukan perbandingan akurasi pada model ANN untuk saham *univariate* dan model ANN untuk *multivariate*, dimana pengukuran peningkatan akurasi menggunakan *root mean squared error* (RMSE). Gambar 2-5 menunjukkan kerangka pemikiran dari penelitian ini.



Gambar 2-5 Kerangka Komparasi *Univariate* dan *Multivariate* Menggunakan *Artificial Neural Network* untuk Prediksi Nilai Saham