
CNN UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM

LAPORAN TUGAS

Thirafi Najwan Kurniatama

School of Electrical Engineering and Informatics
Institut Teknologi Bandung, Indonesia
13520157

Michella Chandra

Faculty of Mathematics and Natural Sciences
Institut Teknologi Bandung, Indonesia
10118011

Abstrak

Dalam melakukan analisis terhadap proses finansial seperti prediksi harga dalam kegiatan jual-beli saham, penggunaan teknologi komputasi umum untuk digunakan. Metode yang sering digunakan dalam kegiatan ini adalah dengan memanfaatkan model pembelajaran mendalam, salah satunya *Convolutional Neural Network*. Penerapan model dimulai dengan mengonstruksi data menjadi gambar 2 Dimensi melalui 15 indikator teknis berbeda yang akan memodifikasi data, dimana setiap gambar dilabeli dengan aksi *Buy* atau Beli, *Sell* atau Jual, dan *Hold* atau Tahan berdasarkan puncak dan lembah dari data orisinal. Data berupa gambar 2 dimensi kemudian diproses oleh model 2D-CNN, dan menghasilkan prediksi harga saham di akhir periode beserta tingkat akurasi pemilihan aksi dari data yang diprediksi.

Keywords CNN · pembelajaran mendalam · saham

1 Pendahuluan

Pada era ini, mayoritas kegiatan yang terjadi dunia finansial sudah melibatkan pemanfaatan teknologi komunikasi. Instrumen yang dapat dioperasikan secara manual untuk setiap permasalahan pun sudah beragam, namun sering mengalami kendala tertentu misalnya membutuhkan waktu yang besar jika dioperasikan di volume data yang besar. Atas sebab tersebut, mereka yang terlibat dalam bidang ini berbondong-bondong mencari cara untuk mengimplementasikan automasi ke dalam sistem teknologi komputasi yang akan mereka gunakan [2]. Pembuatan model otomatis dengan sistem teknologi komputasi pun menjadi salah satu hal yang perlu diketahui bagi mereka yang ingin memasuki bidang analisis finansial.

Salah satu kegiatan finansial yang memanfaatkan teknologi komputasi adalah jual-beli saham atau *stock trade*. Dalam kegiatan ini, investor membutuhkan kemampuan untuk memprediksi kenaikan dan penurunan harga saham yang akan terjadi di masa depan demi mendapatkan keuntungan terbesar. Prediksi biasanya dilakukan dengan melakukan analisis terhadap data kejadian (dalam hal ini kenaikan dan penurunan harga saham) yang sudah terjadi untuk rentang waktu tertentu kebelakang. Dengan melakukan analisis terhadap data ini, diharapkan didapatkan pola atau kecenderungan tertentu dari data yang bisa membantu prediksi kejadian di masa depan.

Dalam melaksanakan prediksi dengan memanfaatkan data yang berjumlah cukup besar, dapat digunakan model yang dibangun berdasarkan konsep *deep learning* atau pembelajaran mendalam. Melalui pembelajaran mendalam, diharapkan komputer mampu menghasilkan informasi baru dengan mempelajari data yang diproses dalam model tertentu. Pembelajaran mendalam terbukti memiliki performa lebih tinggi jika dibandingkan dengan model komputasi klasik lain seperti SVM.

Tujuan dari tugas ini adalah untuk membuat model prediksi perilaku aksi dan harga akhir dalam proses jual-beli saham. Adapun data dalam proses jual-beli harga saham merupakan data berjenis *time series*. Sesuai namanya, *time series* adalah data dengan entri-entri yang dimasukkan seiring waktu berjalan untuk membentuk rangkaian nilai tertentu yang berkembang. Analisis terhadap data *time series* bisa dilakukan dengan berbagai metode. Secara statistik, pencarian informasi maksimum, minimum, rata-rata, *moving average*, variansi, dan lainnya [5] dilakukan untuk melihat bentuk data secara keseluruhan. Sedangkan, secara matematis, analisis dengan berbagai transformasi seperti *Discrete Fourier Transform* (DFT) dan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dilakukan untuk mencari karakteristik tertentu dan kesamaan dari data. Model *machine learning* termasuk *deep learning* digunakan untuk menganalisis sifat data secara keseluruhan

beserta prediksinya. Algoritma yang sering digunakan diantaranya *clustering*, *markov model* tersembunyi, SVM atau *Support Vector Machine*, ANN atau *Artificial Neural Network*, dan SOM atau *Self Organizing Maps*.

Salah satu metode *machine learning* sederhana yang umum untuk digunakan dalam melakukan prediksi harga saham adalah SVM. Namun akhir-akhir ini, pengguna banyak beralih ke ANN khususnya pembelajaran mendalam untuk melakukan prediksi. Selain karena bisa memfasilitasi analisis yang lebih mendalam terhadap data, prediksi yang dihasilkan terbukti memiliki tingkat keakuratan lebih tinggi.

Model pembelajaran mendalam yang akan digunakan dalam pengerjaan tugas ini adalah CNN atau *Convolutional Neural Network*. CNN memiliki spesialisasi untuk menangani data yang bersifat lokalitas spasial. CNN mendapatkan input berupa matriks 2 dimensi, dimana lokasi setiap data dalam matriks tersebut bersifat penting karena akan mempengaruhi penghitungan nilai data yang bertetangga dengannya. Dengan demikian, CNN sangat ideal untuk digunakan dalam data berupa gambar yang nilai data di setiap pixelnya berkaitan.

Secara umum, CNN terdiri dari 2 tipe *layer* atau lapisan. Pertama adalah lapisan konvolusional dimana proses konvolusi (penghitungan yang lebih menekankan ke lokalitas spasial) terjadi dan hasilnya diteruskan ke lapisan selanjutnya. Lapisan kedua adalah lapisan *pooling* yang mengurangi dimensi *feature*. Pada lapisan *pooling* terakhir, data akan menjadi vektor satu dimensi yang terhubung dengan MLP.

CNN adalah model yang sering dipakai dalam masalah analisis dan klasifikasi data visual dan gambar, *natural language processing*, dan lainnya, namun kurang ideal untuk digunakan dalam data 1 dimensi secara langsung. Walaupun demikian, model CNN bekerja sangat baik terhadap data 1 dimensi yang diubah terlebih dahulu ke bentuk 2 dimensi. Selain itu, CNN juga bisa bekerja lebih cepat dan akurat dibandingkan dengan model lain yang langsung memproses data 1 dimensi. Hal tersebutlah yang menjadi alasan mengapa CNN akan digunakan dalam tugas ini.

2 Metodologi

Metode penelitian terbagi menjadi 5 tahap, yaitu pengekstrakan data, pelabelan data, pembuatan gambar (menggunakan 15 variabel indikator teknikal berbeda), aplikasi CNN dan evaluasi. Perhatikan bahwa metodologi ini dibuat berdasarkan sesuai dengan apa yang tertulis di Notebook yang dikumpulkan.

2.1 Pengekstrakan Data

Pada bagian ini, dilakukan pengekstrasian data yang akan digunakan. Pada Notebook yang dikumpulkan, tahap ini dicantumkan di bagian *Function and Procedure*.

Data diambil dari website <https://finance.yahoo.com/quote/SPY>. Data ini berupa penjualan harga saham dari SPDR S&P 500 trust ETF (*Exchange-traded Fund*) dari bulan Januari 1993 sampai Mei 2022. Setiap hari, tercatat nilai saham ketika pasar dibuka (*Open*), harga tertinggi pada hari itu (*High*), harga terendah (*Low*), dan ketika pasar ditutup (*Close*). Terdapat juga harga saham ketika ditutup yang sudah disesuaikan dengan aksi perusahaan seperti deviden dan *close split* (*Adj. Close*) serta volume yaitu jumlah lembar saham yang diperdagangkan di hari tersebut.

2.2 Pelabelan Data

Pada Notebook yang dikumpulkan, tahap ini dicantumkan di bagian *Function and Procedure*, tepatnya ketika fungsi `dolabelling()` dijalankan.

Setelah pengekstrakan, data dilabeli dengan aksi "*Hold*" atau tahan, "*Buy*" atau beli, dan "*Sell*" atau jual dengan menentukan posisi grafik harga saham di hari tersebut. Jika pada grafik titik berada di posisi paling bawah untuk jangka waktu tertentu, maka data diberi label *Buy* karena saham sebaiknya dibeli pada titik ini. Sebaliknya, jika titik ada di posisi atas, diberikan label *Sell*. Di luar itu, berikan label *Hold* atau tidak dijual ataupun dibeli. Algoritma pelabelan adalah sebagai berikut.

Algorithm 1 Metode pelabelan

```

windowSize ← 11days
while counterRow < numberOfDaysInFile do
  counterRow ← counterRow + 1
  if counterRow < windowSize then
    windowBeginIndex ← counterRow - windowSize
    windowEndIndex ← windowBeginIndex + windowSize - 1
    windowMiddleIndex ← (windowBeginIndex + windowEndIndex)/2
    for i in (windowBeginIndex, windowEndIndex) do
      number = closePriceList.get(i)
      if number < min then
        min = number
        minIndex = closePriceList.indexOf(min)
      end if
      if number > max then
        max = number
        maxIndex = closePriceList.indexOf(max)
      end if
    end for
    if maxIndex = windowMiddleIndex then
      result = "SELL"
    else if minIndex = windowMiddleIndex then
      result = "BUY"
    else
      result = "HOLD"
    end if
  end if
end while

```

2.3 Pembuatan Gambar

Pada Notebook yang dikumpulkan, tahap ini dicantumkan di bagian *Feature Generation* untuk melakukan penghitungan setiap indikator dan *Merging* untuk membentuk gambar.

Dalam membuat gambar, digunakan 15 buah indikator teknikal berbeda untuk membentuk gambar berukuran 15x15 setiap hari, dengan 15 interval berbeda (3 hari - 17 hari) untuk setiap indikator teknikal. Nilai indikator yang dihitung setiap harinya kemudian digabungkan, diterjemahkan menjadi intensitas kanal *B&W 8-bit*, dan digabungkan sehingga bisa membentuk gambar 15x15 yang dimaksud. Setiap gambar diasosiasikan dengan label "Buy", "Sell", dan "Hold" seperti yang didefinisikan di bagian sebelumnya. Perhatikan bahwa urutan dari indikator harus diperhitungkan karena urutan yang berbeda akan menghasilkan formasi gambar yang berbeda, dan dapat mengakibatkan kekeliruan terhadap analisis CNN.

Penjelasan singkat kelima belas indikator yang digunakan adalah sebagai berikut.

1. **RSI (*Relative Strength Index*)** adalah tipe analisis teknikal yang menunjukkan kekuatan dan kelemahan harga saham secara historis. Selama harga saham berubah, nilai RSI akan berubah dalam rentang 0 sampai 100 yang menunjukkan apakah saham sedang dalam kondisi terlalu banyak dibeli (<30) atau dijual (>70). Formula penghitungan RSI adalah sebagai berikut.

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + \frac{\text{averagegain}}{\text{averageloss}}}$$

2. **Williams %R** adalah indikator teknikal berbasis momentum yang juga menunjukkan penjualan atau pembelian berlebih saham secara historis. Nilainya akan berubah dalam rentang -100 sampai 0, dimana saham terindikasi dijual berlebih jika nilainya dibawah -80 dan dibeli berlebih jika diatas -20. Formula penghitungannya adalah sebagai berikut.

$$R = \frac{\text{max}(\text{high}) - \text{close}}{\text{max}(\text{high}) - \text{min}(\text{low})} * -100$$

3. **ROC (Rate of Change)** adalah indikator teknikal yang mengilustrasi kecepatan perubahan harga saham dalam periode waktu tertentu. Formula penghitungannya adalah sebagai berikut.

$$RoC = \frac{LatestClose - PreviousClose}{PreviousClose} * 100$$

4. **STOCH (Stochastic Indicator)** adalah indikator teknikal yang membandingkan harga saham pada waktu tertentu dengan harga tertinggi dan terendah pada periode waktu yang lalu. STOCH berfokus terhadap momentum dan dapat menentukan apakah saham sedang dibeli atau dijual berlebihan. Formula penghitungannya adalah sebagai berikut.

$$\%K = \frac{100(C - L14)}{H14 - L14}$$

dengan C menunjukkan harga penutupan saham paling baru, $H14$ yaitu harga tertinggi saham dalam periode waktu 14 hari, dan $L14$ adalah harga terendah saham dalam periode waktu 14 hari.

5. **PPO (Percentage Price Oscillator)** adalah indikator teknikal yang menunjukkan tren dari harga saham. Jika garis PPO menembus garis sinyal dengan arah keatas, diprediksi harga saham naik. Sebaliknya, jika arahnya turun, diprediksi harga saham turun. Formula penghitungannya adalah sebagai berikut.

$$PPO = \frac{12DayEMA - 26DayEMA}{26DayEMA} * 100$$

$$SignalLine : 9DayEMA of PPO$$

6. **PVO (Percentage Volume Oscillator)** adalah indikator osilator momentum untuk volume, yang mengukur perbedaan antara dua rata-rata bergerak berdasarkan volumenya. PVO bernilai positif ketika EMA data dengan volume lebih kecil berada di atas yang lebih besar, dan sebaliknya. Formulanya adalah sebagai berikut.

$$PVO = \frac{(12dayEMA of Volume - 26dayEMA of Volume)}{26dayEMA of Volume} * 100$$

7. **CMF (Chaikin Money Flow)** adalah indikator teknikal untuk mengukur *Money Flow Volume* dalam periode waktu tertentu. *Money Flow Volume* sendiri adalah metrik yang digunakan untuk mengukur tekanan penjualan dan pembelian saham di periode waktu tertentu. Nilai CMF berfluktuasi antara -1 dan 1. Formulanya adalah sebagai berikut.

$$MoneyFlowMultiplier = \frac{(Close - Low) - (High - Close)}{High - Low} \quad MoneyFlowVolume = MoneyFlowMultiplier * Volume$$

8. **ATR (Average True Range)** adalah indikator teknikal untuk mengukur perubahan harga saham itu sendiri, yang disebabkan jarak antar harga atau pergerakan terbatas. Formulanya adalah sebagai berikut.

$$TrueRange = \max\{(high - low), \text{abs}(high - previousclose), \text{abs}(low - previousclose)\}$$

9. **ADX (Average Directional Index)** adalah indikator teknikal untuk menentukan kekuatan dari tren tertentu, baik turun (-DI) ataupun naik (+DI). ADX juga sering disebut DMI atau *Directional Movement Indicator*. Perhitungan ADX bisa digambarkan dengan algoritma dan formula berikut.

Algorithm 2 Menghitung ADX

```

UpMove = CurrentHigh - PreviousHigh
DownMove = CurrentLow - PreviousLow
if UpMove > DownMove and UpMove > 0 then
    return +DI = UpMove
else
    return +DI = 0
end if
if DownMove > UpMove and DownMove > 0 then
    return -DI = DownMove
else
    return -DI = 0
end if

```

$$+DI = 100 * EMA\left(\frac{+DI}{AverageTrueRange}\right)$$

$$-DI = 100 * EMA\left(\frac{-DI}{AverageTrueRange}\right)$$

$$ADX = 100 * EMA(AbsoluteValueof\left(\frac{+DI - -DI}{+DI + -DI}\right))$$

10. **WMA (Weighted Moving Average)** adalah indikator teknikal berjenis rata-rata bergerak (*moving average*) yang mempertimbangkan bobot lebih besar ke harga saham di hari-hari terakhir serta memperhitungkan harga penutupan yang berkurang secara linear dari masa depan ke masa lalu. Formula penghitungannya WMA adalah sebagai berikut.

$$WMA(M, n) = \frac{SumofWeightedAverages}{SumofWeight}$$

11. **EMA (Exponential Moving Average)** adalah indikator rata-rata bergerak (*moving average*) harga saham yang ditekankan ke hari-hari terakhir (memiliki bobot lebih dibandingkan dengan data lama). Formula penghitungannya adalah sebagai berikut.

$$EMA(M, t, \tau) = (M(t) - EMA(M, t - 1, \tau)) \frac{2}{\tau + 1} + EMA(M, t - 1, \tau)$$

12. **SMA (Simple Moving Average)** menunjukkan rata-rata bergerak (*moving average*) dari harga saham selama periode tertentu. Umumnya, perpotongan nilai SMA di interval berbeda dianggap menentukan arah tren saham (apakah naik atau turun). Formula penghitungannya SMA adalah sebagai berikut.

$$SMA(M, n) = \sum_{k=n+1}^{a+n} \frac{M(k)}{n}$$

13. **TRIX** adalah indikator teknikal dari osilator momentum dengan menggunakan rasio rata-rata bergerak tripel yang dihaluskan secara eksponensial. Formula dari TRIX adalah sebagai berikut.

$$SingleSmoothedEMA = 18PeriodEMAofClosingPrice$$

$$DoubleSmoothedEMA = 18PeriodEMAofSingleSmoothedEMA$$

$$TripleSmoothedEMA = 18PeriodEMAofDoubleSmoothedEMA$$

$$TRIX = 1PeriodPercentChangeofTripleSmoothedEMA$$

14. **CCI (Commodity Channel Index)** adalah indikator teknikal yang membandingkan harga sekarang dengan harga rata-rata pada periode tertentu. Nilainya akan berselisiasi antara nilai -100 dan 100. Formula penghitungannya adalah sebagai berikut.

$$CCI = \frac{TypicalPrice - 20PeriodSMAofTP}{0.015 * MeanDeviation}$$

$$TypicalPrice(TP) = \frac{High + Low + Close}{3}$$

15. **MACD (Moving Average Convergence and Divergence)**, seperti PPO, adalah indikator teknikal yang menunjukkan tren dari harga saham. Jika garis MACD menembus garis sinyal dengan arah keatas, diprediksi harga saham naik. Sebaliknya, jika arahnya turun, diprediksi harga saham turun. Formula penghitungannya adalah sebagai berikut.

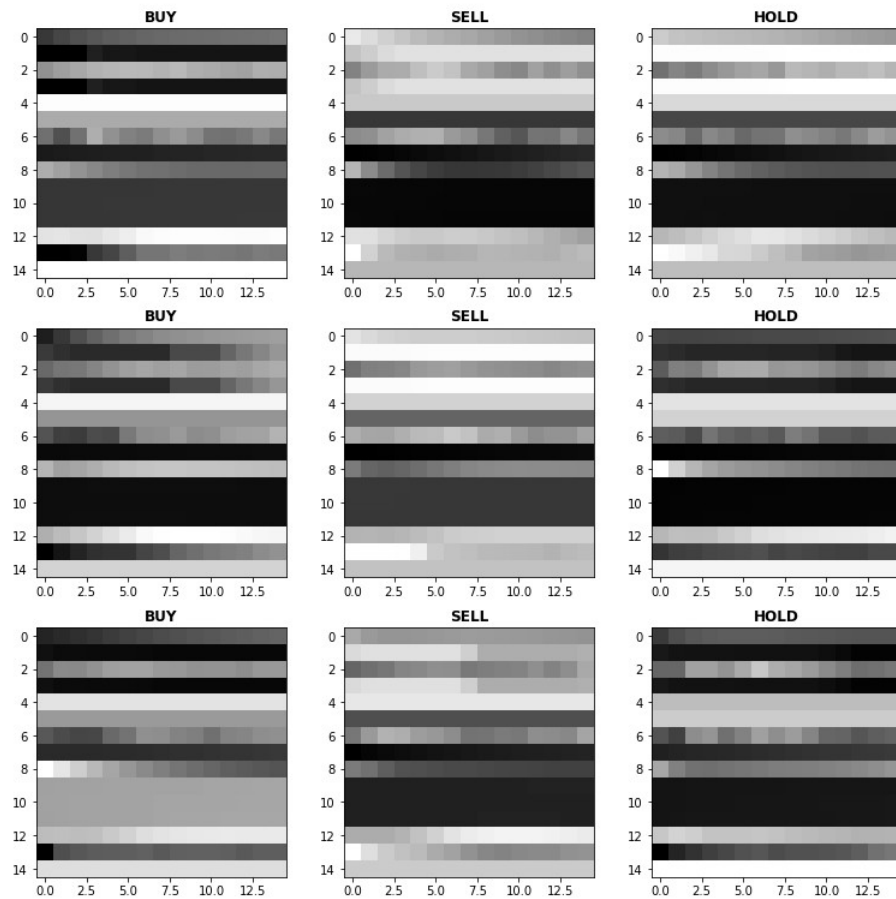
$$MACDLine = (12DayEMA - 26DayEMA)$$

$$SignalLine : 9DayEMAofMACDLine$$

Perhatikan bahwa digunakan 6 buah indikator teknikal yang menggunakan momentum yaitu RSI, Williams %R, ROC, STOCH, PPO dan PVO, 7 buah indikator yang mempertimbangkan tren yaitu ADX, WMA, EMA, SMA, TRIX, CCI dan MACD, sedangkan hanya 1 yang mempertimbangkan volume yaitu CMF dan 1 untuk *volatility* yaitu ATR. Pemilihan indikator ini disebabkan karena pengambilan keputusan dianggap dilakukan dalam interval waktu 14 hari dan diterapkan konsep *swing trade* (terjadi dalam jangka waktu yang cukup dekat). Oleh karena itu, momentum dan tren dianggap lebih relevan untuk digunakan karena lebih bisa menilai karakteristik kenaikan dan penurunan harga saham dalam *range* waktu yang singkat jika dibandingkan dengan volume atau *volatility*.

Beberapa contoh gambar yang dibentuk oleh nilai kelima belas indikator tersebut adalah sebagai berikut.

Image Example (SPY)

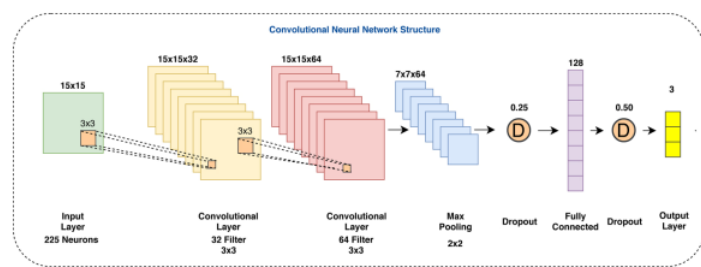


Gambar 1: Beberapa Contoh Gambar Input CNN

2.4 Aplikasi CNN

Sebelum proses CNN dimulai, data dibagi terlebih dahulu menjadi data *training* dan *test*. 80% data terlama akan digunakan untuk *training*, sedangkan sisanya adalah untuk *testing*. Pada Notebook yang dikumpulkan, tahap ini (dan selanjutnya) dicantumkan pada bagian *Training*.

Proses CNN yang akan digunakan digambarkan dalam diagram berikut.



Gambar 2: Diagram Proses CNN

Pada penelitian ini, digunakan 8 buah lapisan. Lapisan pertama adalah input berukuran 15x15, dua lapisan konvolusi yang masing-masing berukuran 15x15x32 dan 15x15x64, lapisan *pooling* maksimal berukuran 7x7x64, dua lapisan *dropout*, lapisan *fully connected*, dan lapisan output berukuran 3. Perhatikan bahwa lapisan *dropout* berfungsi untuk mencegah *overfitting*.

Sesuai namanya, pada lapisan konvolusi proses konvolusi dijalankan, berdasarkan formula sederhana

$$s(t) = (x * w)(t) = \sum_{a=-\infty}^{\infty} x(a)w(t-a)$$

dengan t melambangkan waktu. Operasi ini diimplementasikan terhadap setiap piksel dari gambar 2 dimensi yang dibuat di bagian sebelumnya, yang dapat dituliskan dalam formula

$$S(i, j) = (I * K)(i, j) = \sum_m \sum_n I(m, n)K(i-m, j-n)$$

dengan I yaitu notasi gambar input, K adalah kernel, dan i, j melambangkan koordinat piksel. Lapisan konvolusi dan *maxpooling* akan membangun struktur pembelajaran mendalam dan *neural network*, yang bisa dituliskan secara sederhana dalam formula

$$e_i = \sum_j W_{i,j}x_j + b_i.$$

Di akhir, digunakan fungsi Softmax untuk mendapatkan output.

Dalam penelitian ini, dibandingkan 3 buah model dengan perbedaan terletak pada kombinasi nilai lapisan *dropout*, ukuran lapisan *fully connected* dan *optimizer*. Pada model pertama, digunakan lapisan *dropout* 0.25 dan 0.5, lapisan *fully connected* sebesar 64, serta optimisasi SGD. Model kedua menggunakan lapisan *dropout* 0.5 dan 0.5, lapisan *fully connected* sebesar 64 serta optimisasi RMSprop. Sedangkan, model ketiga menggunakan lapisan *dropout* 0.5 dan 0.75, lapisan *fully connected* sebesar 128 serta optimisasi NADAM. Hasil *training* model CNN ketiga model ini akan dibandingkan dan dicari mana yang memiliki performa terbaik.

2.5 Evaluasi

Setelah model dilatih, keputusan Buy, Sell, atau Hold ditentukan berdasarkan label prediksi yang dihasilkan. Untuk setiap pasangan Buy dan Sell terjadi proses jual-beli saham. Proses ini direkam dan disimpan dalam tabel transaksi yang akan dinilai oleh sebuah model evaluasi tertentu. Hasil dari model ini akan menjadi penilai apakah model prediksi yang digunakan sudah memiliki performa cukup baik atau belum.

Pada penelitian ini, digunakan 3 jenis evaluasi, yaitu *Recall*, *Precision*, dan *F1 Score*. *Precision* menunjukkan fraksi data yang memiliki tebakan benar dari semua data yang didapatkan ($precision = \frac{truepositive}{truepositive+falsepositive}$), sedangkan *recall* menunjukkan fraksi data benar yang didapatkan secara total ($recall = \frac{truepositive}{truepositive+falsenegative}$). Semakin besar nilai *precision* maka algoritma mengembalikan nilai benar lebih banyak dibandingkan yang tidak (mengukur kualitas), sedangkan *recall* besar berarti model mengembalikan hasil benar lebih banyak. *F1 Score* menggabungkan *precision* dan *recall* ke dalam satu nilai dengan mengambil rata-rata berbobot antara keduanya ($F1 = 2 * \frac{precision*recall}{precision+recall}$).

Selain itu, pada evaluasi ditunjukkan juga grafik *Loss Function* serta *Financial Run* untuk masing-masing model. Grafik *Loss Function* menunjukkan perkembangan nilai *loss function* seiring dengan *training*, sedangkan *Financial Run* menunjukkan *net worth* hasil *trading* beriringan dengan keberjalanan waktu. Penghitungan *net worth* didasarkan pada formula berikut.

$$networth = tMoney + \#OfStocks * close$$

Nilai *net worth* sendiri dipengaruhi oleh pemilihan aksi Buy, Sell, atau Hold yang diprediksi. Dalam hal ini, aksi yang dipilih akan mempengaruhi nilai-nilai berdasarkan formula sebagai berikut.

$$S = \begin{cases} \#OfStocks = \frac{tMoney}{price} & \text{if label = 'Buy'} \\ noaction & \text{if label = 'Hold'} \\ tMoney = price * \#OfStocks & \text{if label = 'Sell'} \end{cases}$$

3 Hasil

Berikut dilampirkan hasil training yaitu tabel perbandingan antara label aktual dan prediksi, nilai total akurasi, nilai evaluasi dengan ketiga metode yang disebutkan sebelumnya serta prediksi nilai uang yang didapatkan di akhir sesi dengan asumsi bahwa nilai awal yang dimiliki di awal adalah 10000 USD. Disertakan juga grafik *loss function* untuk setiap model dan *financial run* seiring waktu berjalan.

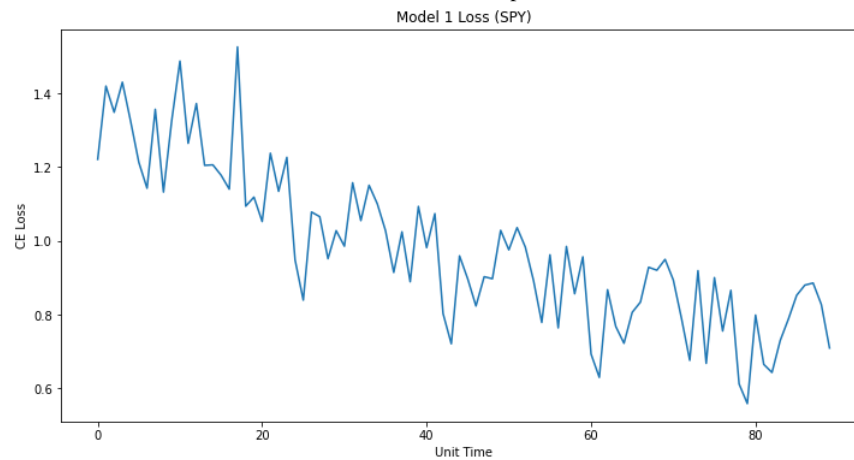
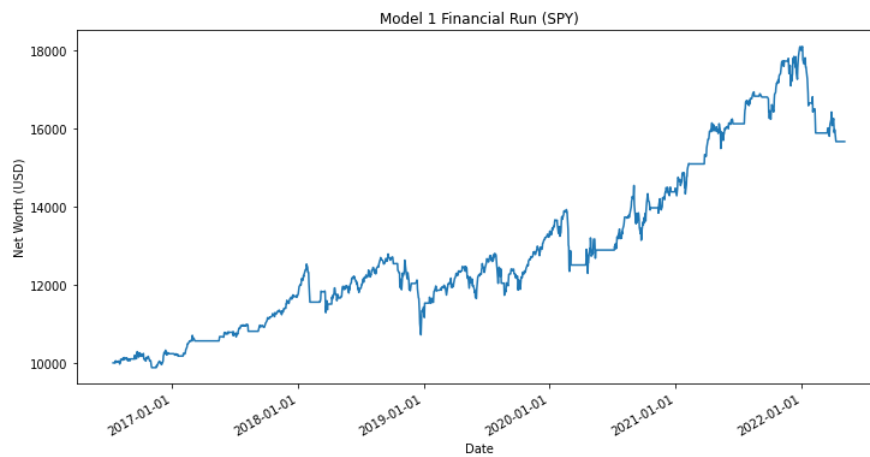
3.1 Model 1

		Predicted		
		Hold	Sell	Buy
Actual	Hold	1142	58	131
	Sell	60	0	5
	Buy	60	4	5

Tabel 1: Matriks hasil prediksi label Model 1

		Labels		
		Hold	Sell	Buy
Evaluation	Recall	0.858	0.0	0.072
	Precision	0.905	0.0	0.035
	F1 Score	0.881	0.0	0.048

Tabel 2: Matriks evaluasi hasil prediksi Model 1

Gambar 2: *Loss Function* Model 1Gambar 3: *Financial Run* Model 1

akurasi total = 0.6785, nilai uang di akhir = USD 15663.87

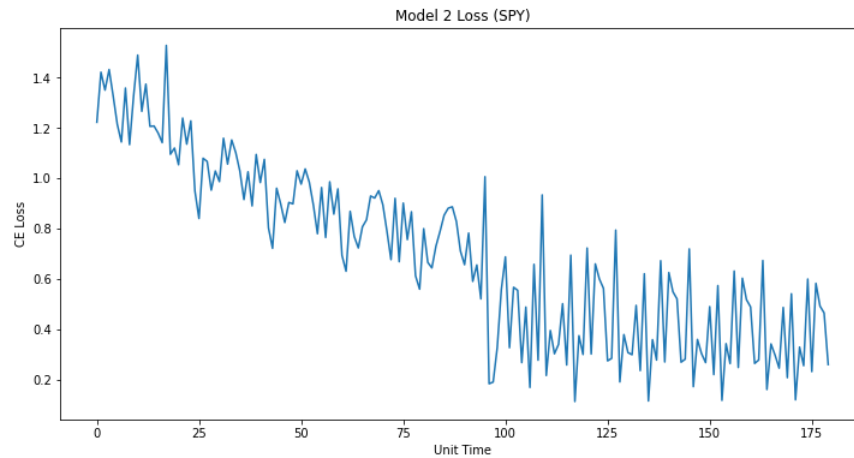
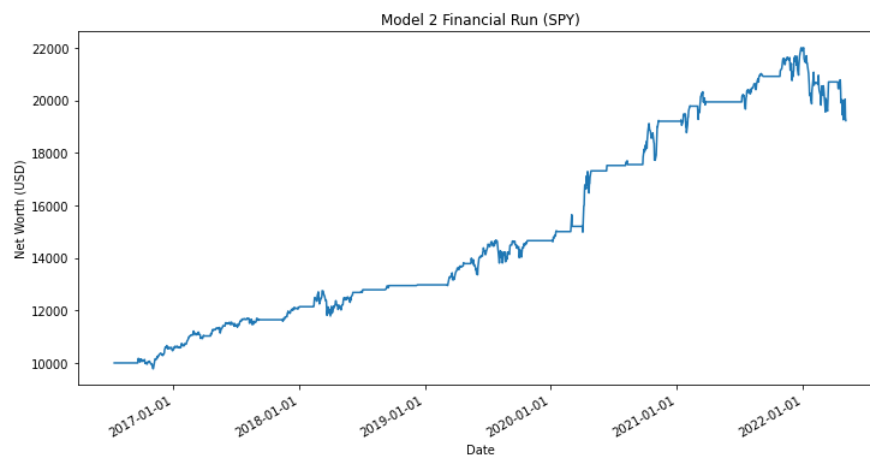
3.2 Model 2

		Predicted		
		Hold	Sell	Buy
Actual	Hold	1262	33	36
	Sell	64	1	0
	Buy	65	0	4

Tabel 3: Matriks hasil prediksi label Model 2

		Labels		
		Hold	Buy	Sell
Evaluation	Recall	0.948	0.015	0.058
	Precision	0.907	0.029	0.100
	F1 Score	0.927	0.020	0.073

Tabel 4: Matriks evaluasi hasil prediksi Model 2

Gambar 4: *Loss Function* Model 2Gambar 5: *Financial Run* Model 2

akurasi total = 0.8648, nilai uang di akhir = USD 19228.1

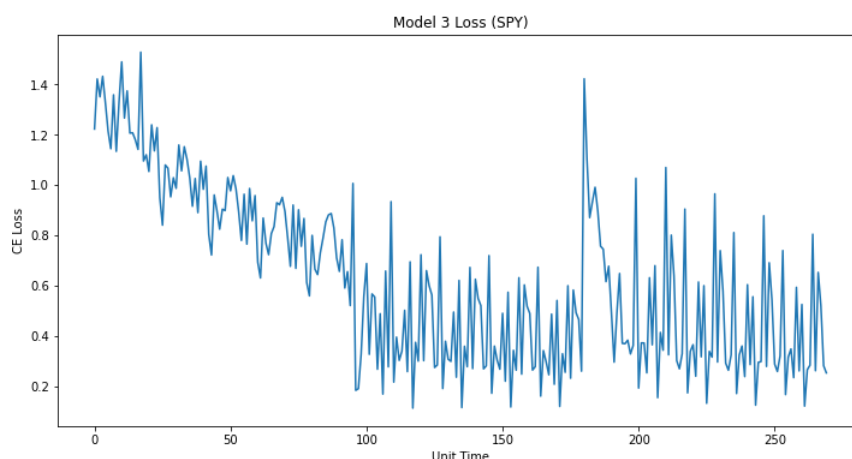
3.3 Model 3

		Predicted		
		Hold	Sell	Buy
Actual	Hold	1076	125	130
	Sell	54	7	4
	Buy	52	8	9

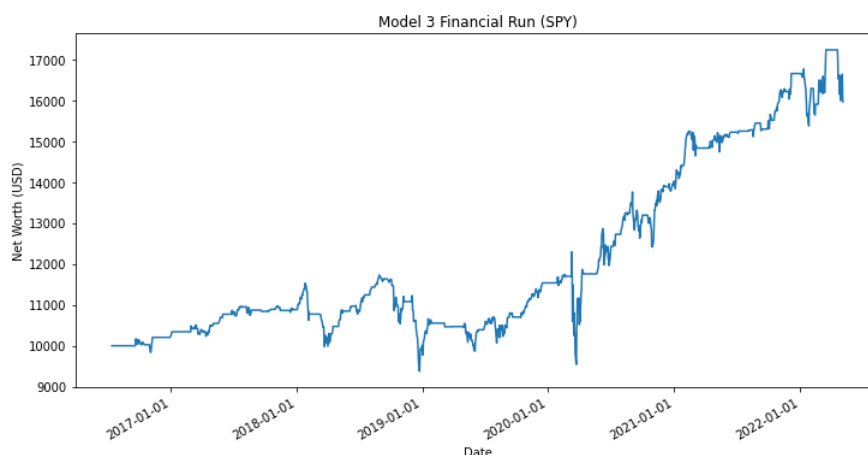
Tabel 5: Matriks hasil prediksi label Model 3

		Labels		
		Hold	Sell	Buy
Evaluation	Recall	0.808	0.108	0.130
	Precision	0.910	0.050	0.063
	F1 Score	0.856	0.068	0.085

Tabel 6: Matriks evaluasi hasil prediksi Model 3



Gambar 6: Loss Function Model 3



Gambar 7: Financial Run Model 3

akurasi total = 0.7454 , nilai uang di akhir = USD 15963.28

4 Diskusi

Sesuai dengan apa yang ada di bagian sebelumnya, tercantum performa dari ketiga model berdasarkan prediksi label dan metrik-metrik evaluasi.

Secara sederhana, terlihat bahwa model kedua yaitu yang menggunakan lapisan *dropout* sebesar 0.5 dan 0.5, lapisan *fully connected* sebesar 64 serta optimisasi RMSprop memiliki tingkat akurasi total serta nilai uang di akhir paling tinggi. Konfigurasi ini terlihat paling efektif untuk mengatasi *Overfitting* sehingga kita masih mendapatkan hasil prediksi yang berarti. Ini terlihat dari nilai *Loss Function* Model 2 yang memiliki titik terendah dengan nilai paling kecil dari seluruh model serta konvergensi yang cukup teratur. Sedangkan dari grafik *Financial Run*, terlihat Model 2 memiliki perkembangan *Net Worth* yang cukup stabil dibandingkan Model 1 dan 3.

Perhatikan bahwa untuk semua model tingkat prediksi benar untuk kondisi Sell atau Buy sangatlah rendah, namun akurasi masih tinggi. Hal ini disebabkan karena model memiliki masalah terkait *Time Series Imbalanced Classification Data*. Dalam data time-series harga saham pada umumnya, terdapat jauh lebih banyak data yang dilabeli Hold dibandingkan Sell dan Buy. Dengan demikian, terdapat bias pada model untuk memilih Hold dibandingkan dengan aksi lain. Karena data Hold berjumlah jauh lebih banyak, model tetap memiliki tingkat akurasi sangat tinggi.

Penulis sudah mencoba untuk mengantisipasi masalah ini, mulai dari menerapkan *Loss Function* yang berbeda hingga menerapkan teknik umum untuk mengatasi *Imbalanced Data* seperti *Undersampling* dan *Oversampling*, namun masih gagal. Metode-Metode tersebut cukup efektif jika diterapkan pada data yang bukan *Time-series*. Akan tetapi, pada

percobaan kami, metode tersebut tidak memberikan perbedaan yang signifikan jika diterapkan pada data *Time-series*. Dengan demikian, ada baiknya masalah ini dijadikan masalah terbuka untuk mengembangkan model kedepannya.

5 Kontribusi

Thirafi Najwan Kurniatama, 13520157, berperan terutama untuk membuat kode di Notebook. Sebagai anak Informatika yang sudah lebih terbiasa dengan *Machine Learning* dan Python, Thirafi berinisiatif untuk membuat model di Notebook. Beliau juga mengajarkan anggota lain tentang istilah-istilah dalam bidang komputasi yang kurang familiar.

Michella Chandra, 10118011, berperan terutama untuk membuat laporan. Kode mayoritas dibuat oleh Thirafi agar tidak menimbulkan ketidaksesuaian *syntax* atau *variabel*, sehingga Michella sebagai orang yang lebih berpengalaman dalam menggunakan LaTeX lebih berkontribusi dalam pembuatan laporan.

Keduanya memiliki kontribusi kurang lebih sama di pembuatan video.

References

- [1] B. S. Omer, O. Murat. Algorithmic Financial Trading with Deep Convolutional Neural Networks: Time Series to Image Conversion Approach. (2018).
- [2] R. C. Cavalcante, R. C. Brasileiro, V. L. Souza, J. P. Nobrega, A. L. Oliveira. Computational intelligence and financial markets: A survey and future directions, *Expert Systems with Applications* 55. (2020), pages 194-211.
- [3] A. Canziani, A. Paszke, E. Culurciello. An analysis of deep neural network models for practical applications. arXiv preprint, arXiv: 1605.07678.
- [4] Y. LeCun, Y. Bengio, G. Hinton. Deep learning. *Nature* 521. (2015), pages 436-444.
- [5] F. Ganz, D. Puschmann, P. Barnaghi, F. Carrez. A practical evaluation of information processing and abstraction techniques for the internet of things. *IEEE Internet of Things journal* 2 (4). (2015), pages 350-354.