

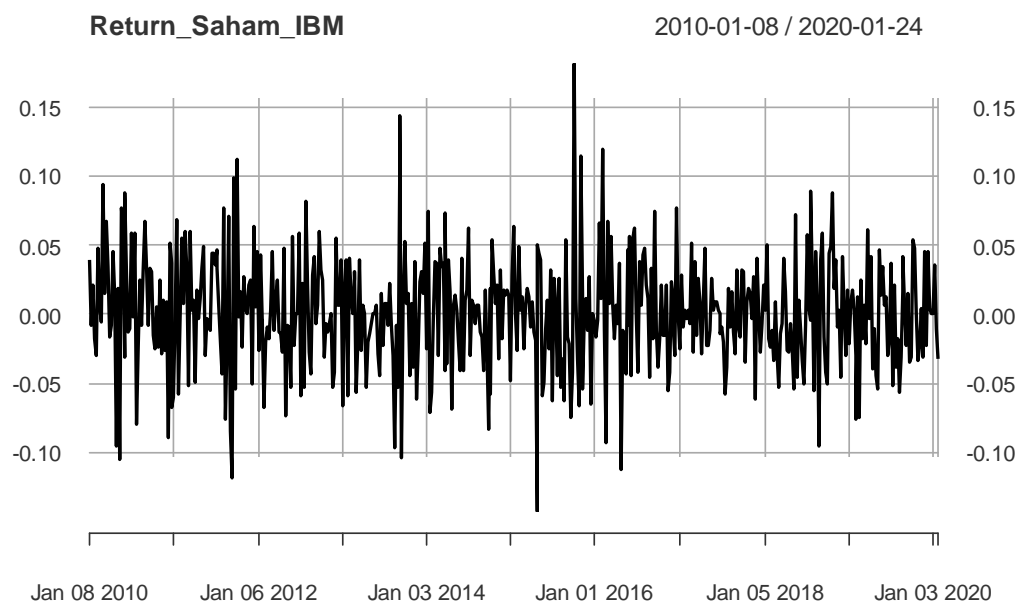
ANALISIS VOLATILITAS SAHAM DENGAN METODE GARCH

Oleh: Hafiz Yusuf Heraldi

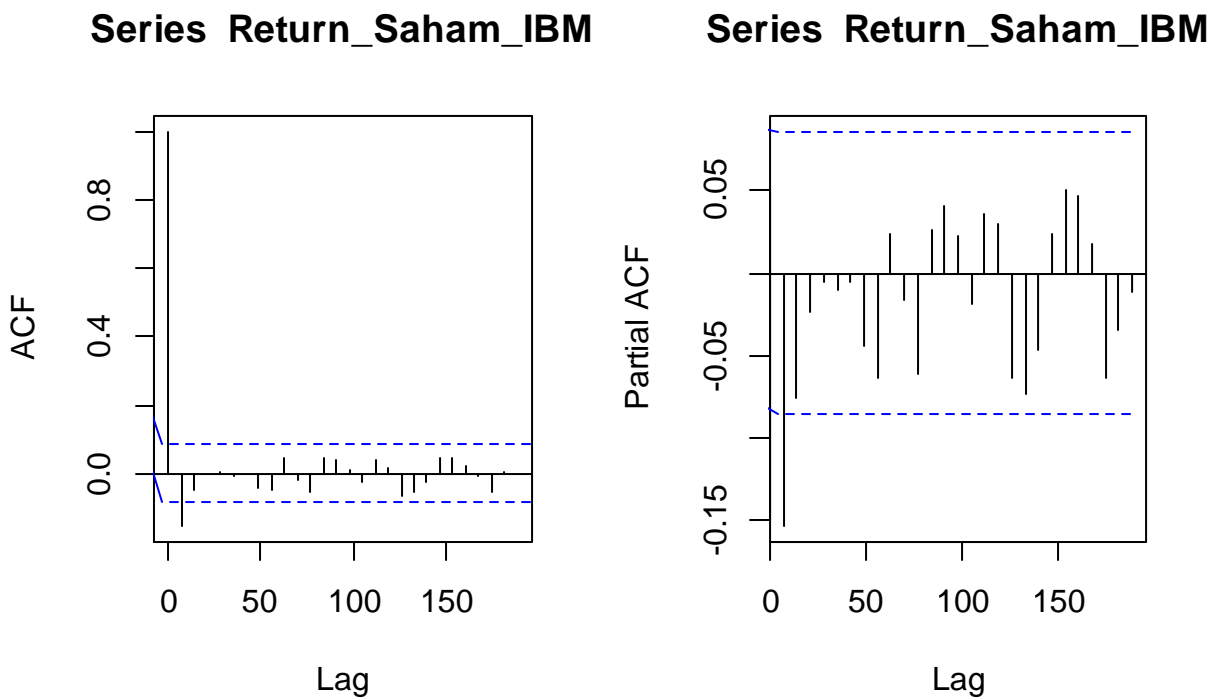
Investasi adalah penanaman modal yang berjangka waktu panjang dengan harapan akan mendapat keuntungan di masa yang akan datang (Sunariyah, 2004). Investasi merupakan salah satu cara untuk mengembangkan nilai aset dan kekayaan yang dimiliki. Secara umum, investasi dibagi menjadi dua, yaitu investasi riil yang melibatkan aset berwujud seperti tanah dan emas, dan investasi finansial yang melibatkan aset kontrak tertulis seperti obligasi dan saham.

Saham adalah surat berharga bukti penyetoran dana dari investor kepada perusahaan. Saham merupakan salah satu bentuk investasi yang paling populer dikarenakan memiliki potensi *return* yang besar. *Return* adalah tingkat pengembalian atau selisih antara harga saham yang dijual dengan harga saham yang dibeli. Apabila *return* bernilai positif, maka investor akan mendapatkan keuntungan, begitupun sebaliknya. Potensi keuntungan yang besar pada investasi saham juga dibarengi dengan tingkat risiko yang besar. Risiko yang besar ini diakibatkan volatilitas atau naik turunnya varians dari *return* secara drastis pada saat-saat tertentu. Salah satu cara dalam menghadapi risiko tersebut adalah dengan melakukan pemodelan volatilitas dari *return* saham. Metode yang umum digunakan untuk pemodelan volatilitas adalah *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* atau biasa disingkat GARCH.

Pada artikel ini akan dibahas tentang analisis volatilitas *return* saham dengan metode GARCH untuk memodelkan varians *return* saham. Metode GARCH digunakan karena kelebihanannya yang dapat memodelkan varians atau volatilitas dari data. Tingkat signifikansi yang digunakan adalah 10% atau 0,1. Data yang digunakan adalah *return* saham harian perusahaan IBM dari Januari 2010 hingga Januari 2020. Sebelum memodelkan varians dari data, dilihat terlebih dahulu pola dari data dan dilakukan pemodelan rata-ratanya.



Gambar di atas merupakan grafik *return* saham IBM perhari mulai dari 8 Januari 2010 hingga 24 Januari 2020. Terlihat bahwa data berfluktuasi naik turun dengan cepat di sekitar rata-ratanya. Oleh karena itu harus dimodelkan terlebih dahulu rata-ratanya. Metode yang digunakan untuk memodelkan rata-ratanya adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Metode ini mensyaratkan stasioneritas pada data, maka dilakukan uji stasioneritas dengan menggunakan uji ADF. Berdasarkan uji ADF, diperoleh nilai *p-value* sebesar 0,01 yang mana lebih kecil dari 0,1, sehingga dapat disimpulkan bahwa data telah stasioner. Setelah itu dilakukan pemodelan ARIMA berdasarkan ordo yang dilihat dari plot ACF dan PACF.

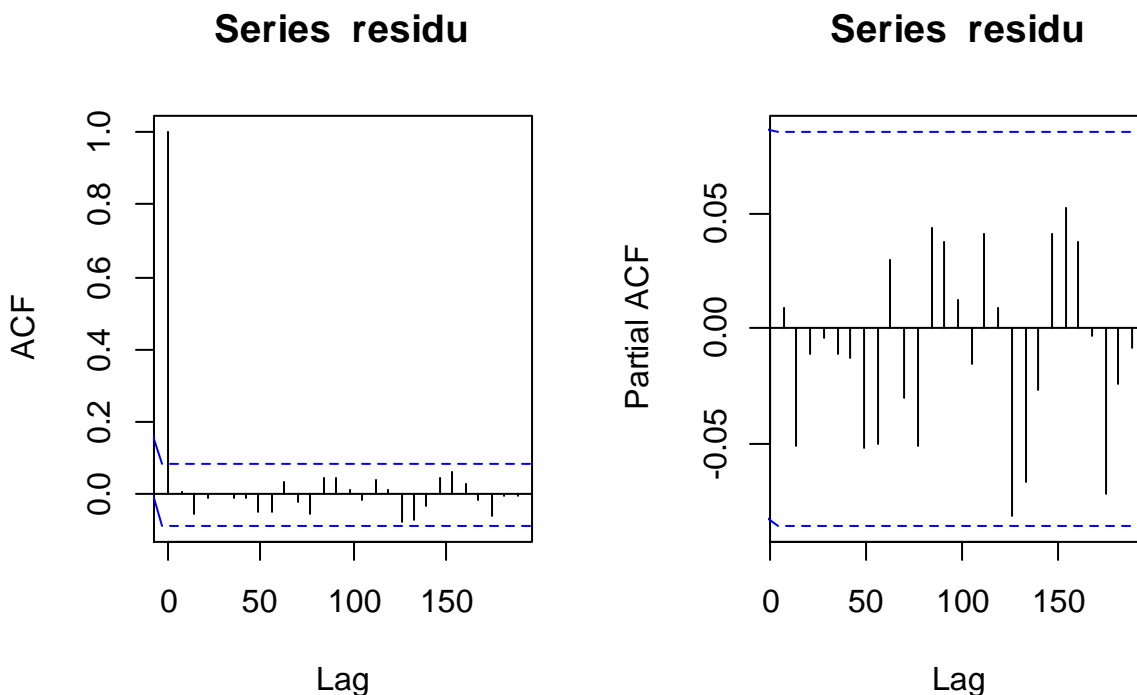


Plot ACF digunakan sebagai dasar dalam penentuan ordo dari MA, sedangkan plot PACF digunakan sebagai dasar dalam penentuan ordo dari AR. Pada plot ACF dan PACF terlihat bahwa lag satu signifikan dan terjadi *cut off* pada lag setelahnya. Maka model yang akan dibuat adalah ARIMA(1,0,0), ARIMA(0,0,1), dan ARIMA(1,0,1). Setelah dilakukan pemodelan, diperoleh hasil seperti tabel di bawah.

	Parameter	Estimasi	Std. Error	Signifikansi	AIC
ARIMA(1,0,0)	Intercept	0,0013	0,0015	0,3865	-1881,47
	AR ₁	-0,1531	0,0432	0,0004	
ARIMA(0,0,1)	Intercept	0,0013	0,0014	0,9286	-1883,35
	MA ₁	-0,1761	0,0455	0,0001	
ARIMA(1,0,1)	Intercept	0,0013	0,0013	0,3178	-1882,89
	AR ₁	0,3043	0,2457	0,2161	
	MA ₁	-0,4712	0,2286	0,0398	

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai AIC dan BIC. Model yang baik memiliki nilai AIC dan BIC yang kecil. Dari ketiga model di atas, model yang memiliki nilai AIC dan BIC terendah adalah model ARIMA(0,0,1). Sehingga, yang digunakan untuk memodelkan rata-rata dari *return* saham IBM adalah model ARIMA(0,0,1). Model tersebut dapat dituliskan menjadi: $return_t = 0,0013 + 0,1761e_{t-1}$.

Setelah dilakukan pemodelan rata-ratanya, selanjutnya adalah menguji sisaannya untuk mengetahui apakah model yang digunakan baik atau tidak. Model yang baik akan menghasilkan sisaan yang bersifat *white noise*. Sisaan yang bersifat *white noise* dapat dilihat melalui plot sisaan, ACF, dan PACF.



Plot sisaan di atas menyebar secara acak dan tidak membentuk suatu pola tertentu. Selanjutnya, dilihat dari plot ACF dan PACF tidak ada lag yang signifikan. Sehingga, berdasarkan ketiga plot di atas dapat disimpulkan bahwa tidak terjadi autokorelasi, dan sisaan bersifat *white noise*. Kesimpulan ini didukung dengan uji Ljung-Box pada sisaan yang menghasilkan nilai *p-value* sebesar 0,8301 yang mana lebih besar dari 0,1, sehingga dapat disimpulkan bahwa sisaan bersifat *white noise*. Karena sisaan bersifat *white noise*, maka model ARIMA(0,0,1) baik digunakan untuk memodelkan rata-ratanya.

Apabila dilihat kembali plot sisaan di atas terlihat bahwa terdapat volatilitas pada sisaan *return* saham, di mana pada periode tertentu melonjak secara drastis dan langsung kembali menuju rata-ratanya dengan cepat. Untuk memastikan ada tidaknya volatilitas atau biasa disebut dengan efek ARCH, maka dilakukan uji LM. Nilai *p-value* yang didapat dari uji tersebut adalah 0,04858.

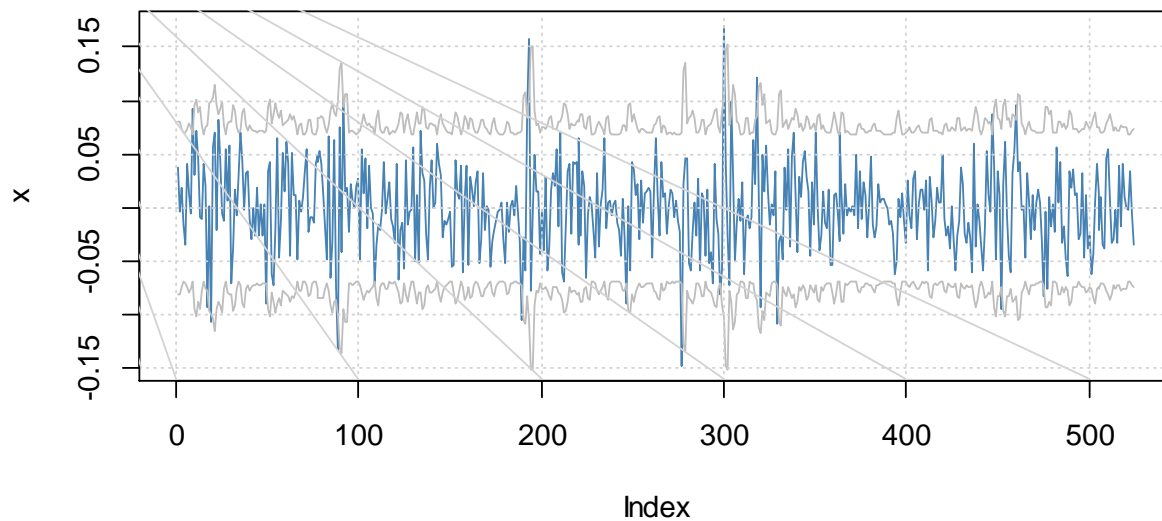
Karena p -value lebih kecil dari 0,1, maka terdapat efek ARCH pada sisaan. Karena terdapat efek ARCH, selanjutnya dilakukan pemodelan varians untuk menangkap informasi volatilitas pada sisaan menggunakan metode GARCH.

Model GARCH yang akan dibuat adalah GARCH(1,0), GARCH(1,1), GARCH(2,0), GARCH(2,1). Selanjutnya model dibandingkan berdasarkan nilai AIC untuk menentukan model terbaik. Model yang baik memiliki nilai AIC yang rendah. Hasil dari keempat model yang dibuat dituliskan pada tabel di bawah.

	Parameter	Estimasi	Std. Error	Signifikansi	AIC
GARCH(1,0)	Omega	0,0013565	0,0001169	0,00000	-3,604753
	Alfa ₁	0,1594000	0,0686300	0,02020	
GARCH(1,1)	Omega	0,0005374	0,0001931	0,00538	-3.621531
	Alfa ₁	0,1602508	0,0629970	0,01097	
	Beta ₁	0,5062044	0,1539632	0,00101	
GARCH(2,0)	Omega	0.0011560	0.0001190	0,00000	-3.622651
	Alfa ₁	0.1300670	0.0701250	0.06360	
	Alfa ₂	0.1511160	0.0576820	0.00880	
GARCH(2,1)	Omega	0.0008125	0.0002978	0.00636	-3.621574
	Alfa ₁	0.1092383	0.0738351	0.13901	
	Alfa ₂	0.1144686	0.0744315	0.12407	
	Beta ₁	0.2685917	0.2370280	0.25715	

Model yang memiliki nilai AIC terendah adalah model GARCH(2,0) dengan nilai AIC sebesar -3,622651. Seluruh parameter dalam model tersebut juga berpengaruh secara signifikan. Oleh karena itu, model yang dipakai adalah GARCH(2,0). Setelah membuat model GARCH, selanjutnya dilakukan pengujian apakah model yang dibuat baik digunakan atau tidak. Model yang baik akan menghasilkan sisaan berdistribusi normal dan homogen (tidak terdapat efek ARCH lagi). Uji normalitas dengan menggunakan uji Shapiro-Wilk diperoleh p -value sebesar 0,1093014. Karena p -value lebih besar dari 0,1 maka sisaan berdistribusi normal. Selanjutnya uji efek ARCH menggunakan uji LM diperoleh p -value sebesar 0,9512709 yang mana lebih besar dari 0,1, hal ini menandakan bahwa tidak terdapat efek ARCH dalam sisaan. Karena sisaan berdistribusi normal dan homogen, maka model GARCH(2,0) baik digunakan dalam memodelkan varians dari *return* saham IBM. Model tersebut dapat dituliskan menjadi: $\sigma_t^2 = 0.1300670e_{t-1}^2 + 0.1511160e_{t-2}^2$. Dari model tersebut didapatkan selang kepercayaan sebagaimana tergambar pada grafik di bawah.

Series with 2 Conditional SD Superimposed



Terlihat bahwa terjadi volatilitas yang tinggi pada sekitar index data ke-100, 200, dan 300. Apabila dilihat pada index waktu dari data, maka itu menunjukkan pada sekitar bulan Desember 2011, November 2013, dan Oktober 2015. Volatilitas yang tinggi ini mengakibatkan resiko yang tinggi pada saham. Hal ini dapat dijadikan pertimbangan bagi para investor dalam membuat keputusan terkait saham yang dimilikinya.

Kesimpulan yang diperoleh dari analisis volatilitas di atas adalah metode ARIMA dan GARCH dapat digunakan untuk memodelkan *return* saham IBM dengan model terbaik yaitu ARIMA(0,0,1) dan GARCH(2,0). Model yang didapatkan adalah $return_t = 0,0013 + 0,1761e_{t-1}$ untuk rata-rata dan $\sigma_t^2 = 0.1300670e_{t-1}^2 + 0.1511160e_{t-2}^2$ untuk varians. Model ini nantinya dapat digunakan untuk melihat pola sekaligus meramalkan *return* saham untuk beberapa waktu ke depan. Hal ini bisa dijadikan pertimbangan bagi investor dalam mengambil keputusan karena model dapat menangkap informasi mengenai rata-rata dan volatilitas dari *return* saham, sehingga bisa terlihat kapan terjadinya volatilitas yang tinggi untuk menghindari resiko yang terlalu besar.