ANALISIS KURVA KUANTIL BERSYARAT UNTUK DATA IHSG DAN KURS BELI CNY-IDR

Hariyanto[a], Leopoldus Ricky Sasongko[a]*, Didit Budi Nugroho[a]

[a] Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Matematika,
Universitas Kristen Satya Wacana
Jl. Diponegoro 52-60, Salatiga 50711, Jawa Tengah
e-mail: leopoldus.sasongko@staff.uksw.edu

Abstrak

Analisis keterhubungan antara dua peubah acak kerap dipelajari melalui analisis regresi linier yang memiliki beberapa syarat perlu. Salah satu metode alternatif yang dapat digunakan terlepas dari keterbatasan regresi linier pada syarat tertentu adalah melalui analisis kurva kuantil bersyarat. Kurva kuantil bersyarat memperluas ide estimasi suatu model yang menggambarkan keterhubungan dua peubah yang mana perolehan kurva tersebut melibatkan fungsi distribusi bersyarat dari suatu peubah terhadap peubah yang lain. Dalam penelitian ini akan dikaji mengenai hubungan IHSG (Indeks Harga Saham Gabungan) dan kurs beli CNY-IDR yang digambarkan oleh kurva kuantil bersyarat dari beberapa Copula. Data yang digunakan yaitu data sekunder kurs beli CNY-IDR dan IHSG selama periode Januari 2018 sampai dengan Juni 2018 (semester pertama). Ukuran keterhubungan pada data tersebut didasarkan pada Kendall's tau, Spearman rho, dan korelasi Pearson. Hasil penelitian menunjukkan bahwa hubungan antara kurs beli CNY-IDR dan IHSG berdasarkan ukuran Kendall's tau, Spearman rho, dan korelasi Pearson adalah kecil/rendah yang berarti data saling bebas atau hampir tidak memiliki keterhubungan. Sementara Copula terbaik dalam menggambarkan hubungan kurs beli CNY-IDR dan IHSG dipilih berdasarkan nilai SSE (Sum Square Error) terkecil dari kurva kuantil bersyaratnya terhadap data. Kurva kuantil bersyarat dari copula Frank dengan distribusi marginal Cauchy, untuk kurs beli CNY-IDR, dan Normal, untuk IHSG, adalah model terbaik dalam menggambarkan keterhubungan data.

Kata Kunci: *Kurva Kuantil Bersyarat, IHSG, Kurs Beli CNY-IDR, Ukuran Keterhubungan, Copula.*

1. PENDAHULUAN

Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) merupakan indikator yang mewakili pergerakan seluruh harga saham di Bursa Efek Indonesia (BEI). IHSG dapat menjadi acuan dalam melihat keadaan dan stabilitas perekonomian Indonesia. Apabila IHSG naik dapat dikatakan bahwa perekonomian Indonesia dalam keadaan baik, begitu juga sebaliknya. Menurut (Alwi, 2013) faktor-faktor yang dapat mempengaruhi kenaikan atau penurunan IHSG adalah peubah-peubah makroekonomi seperti tingkat suku bunga, tingkat inflasi dan nilai tukar mata uang (valuta asing).

Kurs rupiah terhadap valuta asing (valas) adalah perbandingan nilai mata uang rupiah terhadap nilai mata uang negara lain. Kurs rupiah terhadap valas secara tidak langsung menjadi salah satu faktor yang mempengaruhi

 P-ISSN: 2502-6526 E-ISSN: 2656-0615

kenaikan atau penurunan nilai IHSG, sehingga analisis hubungan kedua hal tersebut penting untuk diteliti.

Keterhubungan antara IHSG dan kurs beli CNY-IDR seringkali dipelajari melalui analisis regresi. Analisis regresi merupakan salah satu metode yang digunakan untuk menentukan hubungan atau pengaruh antara satu peubah dengan peubah lainnya. Salah satu metode alternatif yang dapat digunakan terlepas dari keterbatasan regresi linier pada syarat tertentu adalah melalui analisis kurva kuantil bersyarat. Kurva kuantil bersyarat memperluas ide estimasi suatu model yang menggambarkan keterhubungan dua peubah yang mana perolehan kurva tersebut melibatkan fungsi distribusi bersyarat dari suatu peubah terhadap peubah yang lain.

Pada penelitian sebelumnya telah membahas tentang regresi kuantil dalam mengatasi keterbatasan regresi linier pada syarat yang tidak terpenuhi. Salah satu penelitiannya dilakukan oleh (Uthami, 2013), yang membahas tentang analisis regresi kuantil median untuk mengatasi heteroskedastisitas pada analisis regresi, yang mana metode yang digunakan untuk estimasi parameter yaitu dengan Metode Kuadrat Terkecil (MKT). Dimana metode tersebut tidak memenuhi asumsi, sehingga dilakukan estimasi dengan regresi kuantil median dengan mengestimasi koefisien regresi pada setiap kuantilnya, kemudian dipilih nilai dugaan pada median kuantil sebagai hasil estimasi.Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memperoleh kurva kuantil bersyarat dengan regresi kuantil. Setelah kurva kuantil bersyarat diperoleh maka dilakukan analisis hubungan antara IHSG dan Kurs Beli CNY-IDR.

2. METODE PENELITIAN

a. Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari Bank Indonesia dengan alamat web: https://www.bi.go.id yaitu data IHSG dan kurs beli CNY terhadap IDR dari bulan Januari 2018 sampai Juni 2018.

b. Pengolahan Data

Langkah-langkah dalam pengolahan data dapat dilakukan dengan:

1. Transformasi data yaitu dengan teknik *differencing* sehingga diperoleh data bivariat (X, Y).

$$y_t = IHSG_{t+1} - IHSG_t \tag{1}$$

$$x_t = CNY_t - CNY_{t+1} \tag{2}$$

dengan $IHSG_t$ merupakan nilai IHSG pada waktu t dan CNY_t merupakan nilai kurs beli CNY-IDR pada waktu t.

2. Mengukur keterhubungan data hasil transformasi dengan menggunakan ukuran keterhubungan Kendall’s tau, Pearson dan Spearman’s rho.
Kendall’s *Tau* adalah ukuran keterhubungan dua peubah yang diperoleh dari selisih antara peluang *concordant* dengan peluang *discordant* yang didefinisikan oleh

$$\tau = \frac{c-d}{c+d} = \frac{c-d}{\binom{n}{2}} \tag{3}$$

Jika diketahui (X_1, Y_1), $(X_2, Y_2), \dots, (X_n, Y_n)$, untuk semua n bilangan bulat yang berbeda dan menyatakan peringkat data, **Spearman's *rho*** dapat dihitung melalui persamaan :

$$\rho = 1 - \frac{6\sum d_i^2}{n(n^2-1)} \tag{4}$$

dimana $d_i = rank(x_i) - rank(y_i)$ adalah perbedaan dua peringkat dari setiap pengamatan.

Untuk dua peubah acak bivariat (X, Y), memiliki titik sampel sebanyak n yaitu (x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3) ..., (x_n, y_n), korelasi **Pearson** dihitung oleh

$$r = \frac{n\sum_{i=1}^{n} x_i y_i - \sum_{i=1}^{n} x_i \sum_{i=1}^{n} y_i}{\sqrt{n\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{n} x_i\right)^2}\sqrt{n\sum_{i=1}^{n} y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^{n} y_i\right)^2}} \tag{5}$$

c. Analisis Data

Setelah dilakukan pengolahan data, langkah selanjutnya adalah analisis data berdasarkan langkah-langkah berikut:

1. Estimasi parameter distribusi-distribusi marginal x_t dan y_t dilakukan dengan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) (Blishcke, 2011).
   Fungsi *likelihood* untuk sampel n acak $x = \{x_1, x_2 \dots \dots x_n\}$ didefinisikan oleh persaman berikut :
   $$L(x; \Omega) = \prod_{i=1}^{n} f(x; \Omega) \tag{6}$$
   dimana Ω adalah vektor parameter.
2. Uji kecocokan distribusi x_t dan y_t menggunakan metode Kolmogorov-Smirnov seperti dijabarkan oleh (Tse, 2009), yang dinotasikan dengan D_n
   $$D_n = max\{D_n^-, D_n^+\} \tag{7}$$
   dimana $D_n^- = \max_{i=1\dots n}\left[\frac{i}{n} - \hat{F}(x_i; \Omega)\right] \& D_n^+ = \max_{i=1\dots n}\left[\hat{F}(x_i; \Omega) - \frac{i-1}{n}\right]$ (8)
3. Estimasi parameter model distribusi bivariat atau copula berdasarkan dengan korelasi Kendall's *tau*, Pearson dan Spearman's *rho*.

Copula

Copula (bivariat) adalah suatu fungsi distribusi bivariat dengan marginal-marginalnya berdistribusi seragam [0,1] (Nelsen, 2006). Secara matematis copula C dinyatakan oleh

$$C(u, v) = \Pr[U \le u, V \le v] \tag{9}$$

Untuk peubah acak U dan V yang masing-masing berdistribusi seragam di [0,1].

Copula Clayton

Bentuk umum dari copula Clayton adalah (Nelsen, 2006)

$$C_{C,\theta}(u, v) = \left(u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1\right)^{\frac{-1}{\theta}} \tag{10}$$

Fungsi kurva kuantil bersyarat dalam bentuk $\hat{v}_\alpha(u)$ dan $\hat{y}_\alpha(x)$ dari copula Clayton memiliki bentuk sebagai berikut (Bernard dan Czado, 2014)

$$\hat{v}_\alpha(u) = \left(\left(\alpha^{\frac{-\theta}{1+\theta}} - 1\right)u^{-\theta} + 1\right)^{\frac{-1}{\theta}} \quad (11)$$

$$\hat{y}_\alpha(x) = G^{-1}\left(\hat{v}_\alpha\big(F(x)\big)\right) = G^{-1}\left(\left(\alpha^{\frac{-\theta}{1+\theta}} - 1\right)F(x)^{-\theta} + 1\right)^{\frac{-1}{\theta}} \quad (12)$$

estimasi parameter θ (Kendall's *Tau*) dari copula Clayton diperoleh dengan menyelesaikan persamaan

$$\theta = \frac{2\tau}{1-\tau} \quad (13)$$

Copula Frank

Bentuk umum dari copula Frank adalah (Nelsen, 2006)

$$C_{F,\theta}(u,v) = -\frac{1}{\theta}\ln\left(1 + \frac{\left(e^{-\theta u} - 1\right)\left(e^{-\theta v} - 1\right)}{e^{-\theta} - 1}\right) \quad (14)$$

dimana $\theta \in \mathbb{R}\backslash\{0\}$. Fungsi kurva kuantil bersyarat dalam bentuk $\hat{v}_\alpha(u)$ maupun $\hat{y}_\alpha(x)$ dari copula Frank memiliki bentuk sebagai berikut (Bernard dan Czado, 2014)

$$\hat{v}_\alpha(u) = -\frac{1}{\theta}\ln\left(1 - \frac{\alpha\left(1 - e^{-\theta}\right)}{e^{-\theta u} + \alpha(1 - e^{-\theta u})}\right) \quad (15)$$

$$\hat{y}_\alpha(x) = G^{-1}(\hat{v}_\alpha(F(x))) = G^{-1}\left(-\frac{1}{\theta}\ln\left(1 - \frac{\alpha\left(1 - e^{-\theta}\right)}{e^{-\theta F(x)} + \alpha(1 - e^{-\theta F(x)})}\right)\right) (16)$$

Estimasi parameter θ dari copula Frank diperoleh dengan menggunakan metode numerik (Nugroho, 2009)

Copula Gumbel

Bentuk umum dari copula Gumbel adalah

$$C_{G,\theta}(u,v) = \exp\left(-\left[(-\ln u)^\theta + (-\ln v)^\theta\right]^{\frac{1}{\theta}}\right) \quad (17)$$

dimana $\theta \in [1,\infty)$. Fungsi kurva kuantil bersyarat dalam bentuk $\hat{v}_\alpha(u)$ maupun $\hat{y}_\alpha(x)$ dari copula Gumbel adalah sebagai berikut (Bernard dan Czado, 2014)

$$\hat{v}_\alpha(u) = \frac{1}{u}\big(-\ln(u)\big)^{\theta-1}\left(\big(-\ln(u)\big)^\theta + \big(-\ln(v)\big)^\theta\right)^{\frac{1-\theta}{\theta}} C_{G,\theta}(u,v) \quad (18)$$

$$\hat{y}_\alpha(x) = G^{-1}\left(\hat{v}_\alpha\big(F(x)\big)\right) =$$

$$G^{-1}\left(\frac{1}{F(x)}\big(-\ln(F(x))\big)^{\theta-1}\left(\big(-\ln(F(x))\big)^\theta + \left(-\ln\left(G\big(\hat{y}_\alpha(x)\big)\right)\right)^\theta\right)^{\frac{1-\theta}{\theta}} C_{G,\theta}\left(F(x), G\big(\hat{y}_\alpha(x)\big)\right)\right) \quad (19)$$

Dimana estimasi parameter θ dari copula Gumbel diperoleh dengan menyelesaikan persamaan

$$\theta = \frac{1}{1-\tau} \tag{20}$$

Copula Gaussian

Bentuk umum dari copula Gaussian adalah

$$C_G(u,v) = \Phi_\rho\left(\Phi^{-1}(u), \Phi^{-1}(v)\right) \tag{21}$$

dimana Φ_ρ adalah cdf dari bivariat normal dengan korelasi pearson. Kurva kuantil bersyarat dari copula Gaussian adalah sebagai berikut (Bernard dan Czado, 2014):

$$\hat{v}_\alpha(u) = \Phi\left(\Phi^{-1}(\alpha)\sqrt{1-\rho^2} + \rho\Phi^{-1}(u)\right) \tag{22}$$

$$\hat{y}_\alpha(x) = G^{-1}(\hat{v}_\alpha(F(x))) = G^{-1}\left(\Phi\left(\Phi^{-1}(\alpha)\sqrt{1-\rho^2} + \rho\Phi^{-1}\left(F(x)\right)\right)\right) \tag{23}$$

Dimana estimasi parameter θ dari copula Gaussian diperoleh dengan korelasi Pearson.

Copula Plackett

Copula Plackett memiliki bentuk umum yang dapat didefinisikan sebagai berikut (Nelsen, 2009)

$$C_{P,\theta}(u,v) = \frac{[1+(\theta-1)(u+v)] - \sqrt{[1+(\theta-1)(u+v)]^2 - 4uv\theta(\theta-1)}}{2(\theta-1)} \tag{24}$$

dimana $0 < \theta < \infty$ dan $\theta \neq 1$. Saat $\theta = 1$, $C_{P,1}(u,v) = uv$. Sedangkan fungsi kurva kuantil bersyarat dari copula Plackett adalah sebagai berikut (Bernard dan Czado, 2014)

$$\hat{v}_\alpha(u) = \frac{\alpha + (1-\theta)[(2\alpha-1)C_P(u,v) - \alpha u]}{\alpha + \theta - \alpha\theta} \tag{25}$$

$$\hat{y}_\alpha(x) = G^{-1}\left(\hat{v}_\alpha\left(F(x)\right)\right) = G^{-1}\left(\frac{\alpha + (1-\theta)\left[(2\alpha-1)C_P\left(F(x), G\left(\hat{y}_\alpha(x)\right)\right) - \alpha F(x)\right]}{\alpha + \theta - \alpha\theta}\right) \tag{26}$$

Berdasarkan Nelsen (2006), diperoleh Spearman's rho melalui copula Plackett dinyatakan oleh

$$\rho = \frac{\theta+1}{\theta-1} - \frac{2\theta}{(\theta-1)^2} \ln\theta \tag{27}$$

Estimasi parameter θ copula Plackett dapat dilakukan dengan mencari solusi persamaan (27) dengan menggunakan metode numerik.

4. Uji kecocokan data bivariat terhadap model ditribusi bivariat atau copula berdasarkan statistik uji *Cramér von Misses* dan dibantu dengan simulasi parametrik *bootstrap* (Sasongko, 2014).

   Kecocokan data terhadap suatu fungsi distribusi bivariat atau copula bergantung pada nilai statistik terkecil *Cramér-von Mises* (S_n) dari beberapa fungsi distribusi bivariat atau copula. Nilai S_n tersebut diperoleh dari

$$S_n = \sum_{i=1}^{n}[H_e(x_i,y_i) - H_{\hat{\theta}}(x_i,y_i)]^2 = \sum_{i=1}^{n}[C_e(F(x_i),G(y_i)) - H_{\hat{\theta}}(F(x_i),G(y_i))]^2 \tag{28}$$

dengan $H_e(x_i, y_i) = C_e(F(x_i), G(y_i)) = \frac{\#(x \le x_i, y \le y_i)}{n+1}$ adalah fungsi distribusi bivariat empiris atau Copula empiris untuk data, $\{(x_i, y_i)\}, i = 1,2, \dots, n$. Fungsi $\#(x \le x_i, y \le y_i)$ menyatakan banyaknya data bivariat $\{(x_i, y_i)\}$ dengan $x \le x_i$ dan $y \le y_i$.

Sedangkan algoritma *parametric bootstrap* dijabarkan sebagai berikut:

i. Diketahui data bivariat sebanyak n pasang yaitu $\{(x_a, y_a)\}, a = 0,1,2,3, \dots, n$. Untuk N bilangan bulat positif sangat besar,

ii. Bangkitkan n sampel acak bivariat $\{(x_i, y_i)\}$ dengan $i = 0,1,2, \dots, n$ dari suatu distribusi bivariat $H_\theta(x, y)$atau Copula $C_\theta(F(x), G(y))$,

iii. Hitung $H_e(x_i, y_i) = C_e\left(F(x_i), G(y_i)\right) = \frac{\#(x_a \le x_i, y_a \le y_i)}{n+1}$ dengan $\#(x_a \le x_i, y_a \le y_i)$ adalah banyak data bivariat $\{(x_a, y_a)\}$ dengan $x_a \le x_i$ dan $y_a \le y_i$,

iv. Untuk $j = 1$, hitung

$$s^*_{n,j} = \sum_{i=1}^{n} [H_e(x_i, y_i) - H_\theta(x_i, y_i)]^2 = \sum_{i=1}^{n} \left[C_e(F(x_i), G(y_i)) - C_\theta(F(x_i), G(y_i))\right]^2 \quad (29)$$

v. Untuk $j = j + 1$, ulangi poin 1 sampai poin 3, ke poin 5 jika $j = N + 1$,

vi. Hitung *p-value*, $\frac{\#(s^*_{n,j} > s_n)}{N}$ atau $\sum_{j=1}^{N} \left(\frac{I(s^*_{n,j} > s_n)}{N}\right)$, yang mana $I(s^*_{n,j} > s_n)$ adalah fungsi bernilai 1 untuk nilai $s^*_{n,j} > s_n$.

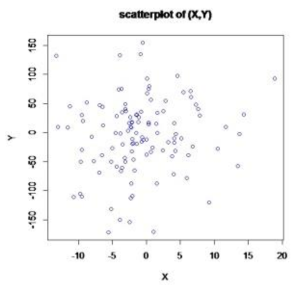
5. Penentuan Kurva Kuantil Bersyarat terbaik berdasarkan ukuran error SSE dengan mencari nilai error terkecil.

   Untuk menentukan kurva kuantil bersyarat terbaik digunakan ukuran *error* SSE, yang mana *Sum Square Error* dapat dihitung dengan persamaan:

$$SSE(\hat{y}) = \sum_{i=1}^{n} (\hat{y}_t - y_t)^2 \quad (30)$$

3. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Setelah melalui pengolahan, diperoleh data hasil transformasi *differencing* sederhana menggunakan persamaan (1) dan (2) yang disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. *Scatterplot* Data $\boldsymbol{x_t}$ dan $\boldsymbol{y_t}$

Gambar 1 merupakan *scatterplot* (X_t, Y_t) dari data CNY-IDR X_t dan IHSG Y_t.Setelah *scatterplot* masing-masing data diperoleh selanjutnya dihitung ukuran keterhubungan, dimana ukuran keterhubungan yang digunakan yaitu Kendall's *Tau*, Pearson dan Spearman's *Rho* yang disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Ukuran Keterhubungan Kendall's *Tau*, Pearson dan Spearman's *Rho* data Marginal $\boldsymbol{X_t \; dan \; Y_t}$

Sampel Bivariat	Ukuran keterhubungan		
	Pearson ($\hat{\rho}$)	Kendall ($\hat{\tau}$)	Spearman ($\hat{\rho}_s$)
x dan y	0.1796	0.0966	0.1502

Hasil perhitungan estimasi parameter distribusi marginal dilakukan dengan mengestimasi parameter-parameter yang bersesuaian (melalui MLE) dan uji kecocokan distribusi melalui metode *Kolmogorov-Smirnov* (p-value) dengan bantuan *easyfit* yang disajikan dalam tabel berikut ini

Tabel 2. Parameter dan Uji Kecocokan Kolmogorov Smirnov (*p-value)* Marginal Data

Dist.	Marg.	Parameter		*p-value* (K.S test)
Normal	x_t	$\sigma = 5.902$	$\mu = -0.8391$	0.2845
Cauchy		$\sigma = 2.8513$	$\mu = -1.6213$	0.4925
Laplace		$\lambda = 0.2396$	$\mu = -0.8391$	0.2845
Normal	y_t	$\sigma = 54.9890$	$\mu = -1.1374$	0.8535
Cauchy		$\sigma = 35.2440$	$\mu = 0.89540$	0.5008
Laplace		$\lambda = 0.0222$	$\mu = -4.7369$	0.2416

Berdasarkan Tabel 2, untuk setiap marginal x dan y mempunyai tiga pilihan distribusi yang dapat digunakan dalam menentukan model kurva kuantil bersyarat. Hal ini dikarenakan hipotesa H_0 dari ketiga distribusi tersebut diterima di tingkat signifikansi 0.05 atau nilai p-value > 0.05. Copula Clayton, copula Gumbel, Copula Frank, copula Plackett dan copula Gaussian selanjutnya diestimasi untuk kombinasi marginal. Marginal X_1: Normal, Cauchy dan Laplace, dan Y_1: Normal, Cauchy dan Laplace. Dari sini, akan dicari distribusi marginal yang sesuai dalam menggambarkan kurva kuantil bersyarat terbaiknya. Setelah nilai keterhubungan diperoleh, selanjutnya dicari nilai parameter θ dari setiap jenis copula. Parameter copula diestimasi untuk mengidentifikasi hubungan antar peubah.. Hasil estimasi parameter copula disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Penduga Parameter $\boldsymbol{\theta}$ copula dengan Kendall's *tau*, *Spearman's* rho dan Pearson

Kendall's *tau*			Spearman *rho*	Pearson
Clayton	Gumbel	Frank	Plackett	Gaussian
0.2138	1.1069	0.8758	1.5742	0.1796

Uji kecocokan untuk copula dari distribusi marginal-marginal dilakukan untuk mengetahui seberapa cocok copula dalam mencerminkan perilaku data. Uji kecocokan copula dilakukan berdasarkan distribusi-distribusi bivariat yang telah diperoleh dan melalui statistik *Cramer von Misses* (S_n) diperoleh P_{value} dengan dibantu simulasi *parametric bootsrap*. Hasil perhitungan S_n disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Perhitungan $\boldsymbol{S_n}$ pada Data

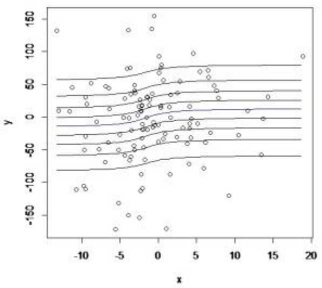
Distribusi		Jenis Copula				
X	Y	Clayton	Gumbel	Frank	Plackett	Gaussian
Normal	Normal	0,0867	0,1056	0,0966	0,3324	0,0973
Normal	Cauchy	0,0886	0,0989	0,0929	0,1951	0,0888
Normal	Laplace	0,2035	0,2385	0,222	0,6270	0,2222
Cauchy	Normal	0,0927	0,1179	0,1069	0,4453	0,1121
Cauchy	Cauchy	0,0806	0,0953	0,0886	0,3024	0,0884
Cauchy	Laplace	0,2104	0,2553	0,2337	0,7220	0,2389
Laplace	Normal	0,1288	0,1628	0,1451	0,5687	0,1456
Laplace	Cauchy	0,1024	0,1289	0,1147	0,3764	0,1101
Laplace	Laplace	0,24499	0,2984	0,2736	0,8873	0,2737

Selanjutnya dilakukan pembangkitan statistik uji $\boldsymbol{S_n}$ melalui *parametric bootstrap*, diperoleh 1000 nilai statistik uji $\boldsymbol{S_n}$ dan mengulang simulasi sebanyak 100 kali sehingga akan dihasilkan P_{value}, yang disajikan pada Tabel

Tabel 5. Nilai $\boldsymbol{P_{value}}$ Melalui *parametric bootstrap* Data

Distribusi		Jenis Copula				
X	Y	Clayton	Gumbel	Frank	Plackett	Gaussian
Normal	Normal	0,8406	0,9191	0,8626	0,6603	0,9308
Normal	Cauchy	0,2640	0,3804	0,3026	0,8971	0,4915
Normal	Laplace	0,5936	0,7040	0,6809	0,2402	0,7504
Cauchy	Normal	0,8601	0,8097	0,8688	0,5828	0,8748
Cauchy	Cauchy	0,8548	0,8239	0,8457	0,8769	0,9104
Cauchy	Laplace	0,6973	0,6264	0,7152	0,3459	0,7300
Laplace	Normal	0,9434	0,9530	0,9605	0,7016	0,9631
Laplace	Cauchy	0,9779	0,9616	0,9711	0,9653	0,9819
Laplace	Laplace	0,7812	0,8224	0,8499	0,3634	0,8597

Selanjutnya dari 45 model copula tersebut akan dipilih nilai P_{value} tertinggi, yang mana copula dengan nilai P_{value} tertinggi ditandai dengan bold kuning. Setelah nilai P_{value} diperoleh, dilakukan analisis kurva kuantil bersyarat. Analisis kurva kuantil bersyarat dilakukan untuk setiap alternatif marginal dan untuk setiap copula yaitu copula Clayton, Gumbel, Frank, Plackett, dan Gaussian. Untuk mengetahui kurva kuantil bersyarat terbaik dipilih berdasarkan nilai *Sum Square Error* terkecil.



Gambar 2. Kurva Kuantil Bersyarat Terbaik, copula Frank dengan $x{\sim}Cauchy$ dan $y{\sim}Normal$

Gambar 2 memperlihatkan hasil kurva kuantil bersyarat terbaik dari data yaitu copula Frank, dimana setiap copula sudah dilakukan kombinasi marginal dan kurva kuantil bersyarat terbaik tersebut diperoleh dari nilai *sum square error* terkecil. Hasil perhitungan nilai *Sum Square Error* disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Nilai *Sum Square Error* Setiap Alternatif Marginal dan Alternatif Copula

Copula	X_t	Y_t	SSE ($\hat{v}$)	SSE ($\hat{y}$)
Clayton	Normal	Normal	10,6337	468521,5
	Normal	Cauchy		
	Normal	Laplace	12,4947	465743,5
	Cauchy	Normal	10,0860	453046,2
	Cauchy	Cauchy	8,7944	453730,0
	Cauchy	Laplace	11,9098	454432,6
	Laplace	Normal	10,3818	459433,9
	Laplace	Cauchy	9,1201	460896,5
	Laplace	Laplace	12,2328	458309,3
Gumbel	Normal	Normal	10,9025	470584
	Normal	Cauchy		
	Normal	Laplace	12,7174	459870,3
	Cauchy	Normal	10,0940	452489,8
	Cauchy	Cauchy	8,7949	452765,8
	Cauchy	Laplace	11,9143	453525,1
	Laplace	Normal	10,4317	456381,3
	Laplace	Cauchy	9,1602	453127,6
	Laplace	Laplace	12,2617	452679,4
Frank	Normal	Normal	10,1384	452613,4
	Normal	Cauchy		
	Normal	Laplace	11,9714	453111,0
	Cauchy	Normal	10,0541	450481,6
	Cauchy	Cauchy	8,7836	451014,1
	Cauchy	Laplace	11,8820	452035,2
	Laplace	Normal	10,1069	450857,4
	Laplace	Cauchy	8,8514	450935,0
	Laplace	Laplace	11,9434	451704,2
Plackett	Normal	Normal	10,1620	452789,6
	Normal	Cauchy		
	Normal	Laplace	11,9972	453004,6
	Cauchy	Normal	10,0704	450506,1
	Cauchy	Cauchy	8,8045	450909,4
	Cauchy	Laplace	11,9002	451865,0
	Laplace	Normal	10,1322	451010,1
	Laplace	Cauchy	8,8827	450889,6
	Laplace	Laplace	11,9709	451555,4
Gaussian	Normal	Normal	10,5085	459504,8
	Normal	Cauchy	9,2555	457430,3
	Normal	Laplace	12,3489	455544,4
	Cauchy	Normal	10,1125	451884,2
	Cauchy	Cauchy	8,8397	452057,2
	Cauchy	Laplace	11,9417	452727,4
	Laplace	Normal	10,3562	455410,9
	Laplace	Cauchy	9,1155	454101,6
	Laplace	Laplace	12,1993	453317,6

4. SIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk analisis kurva kuantil bersyarat IHSG berdasarkan kurs beli CNY-IDR dari berbagai copula. Dari penelitian ini, kedua tujuan penelitian ini telah tercapai. Pertama, telah diperoleh kurva kuantil bersyarat IHSG berdasarkan kurs beli CNY-IDR yang mana perolehan kurvanya melibatkan berbagai copula, dengan kombinasi distribusi marginal yang digunakan yaitu Normal, Cauchy dan Laplace. Pemodelan melibatkan copula sehingga model-model distribusi marginal semakin banyak pilihan (bervariasi) sesuai dengan kombinasi marginal yang dilakukan. Pada penelitian ini data kurs beli CNY-IDR dan IHSG mempunyai ukuran keterhubungan yang dinyatakan oleh Kendall's tau sebesar 0.0966, Pearson sebesar 0,1796 dan Spearman's rho sebesar 0.1502. Kedua berdasarkan alternatif copula dan alternatif distribusi marginal diperoleh kurva kuantil bersyarat terbaik dengan jenis copulanya Frank dan distribusi marginal $x{\sim}Cauchy$ dan $y{\sim}Normal$.

5. DAFTAR PUSTAKA

Alwi, Iskandar Z. (2003): Pasar Modal: Teori dan Aplikasi, Edisi Pertama, Yayasan Pancur Siwah: Adinasri, Jakarta.

Bernard, C dan Czado, C. (2014): Conditional Quantiles and Tails Dependence. *Journal Education and Behavior Stattistic*, Vol.2, Oktober 2014.

Blischke, W.R., Karim, M.R., dan Murthy, D.N.P. (2011): *Warranty Data Collection and Analysis*, Springer series in Reability Engineering, London.

Nelsen, R.B. (2006): *An Introduction to Copulas 2nd Edition*,USA: Springer Series in statistics, New York, USA.

Nugroho, D.B. (2009): Metode Numerik, Diktat Kuliah, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Kristen Satya Wacana, Salatiga.

Sasongko, L.R. (2014) Copula Untuk Memodelkan Kegagalan Dua Dimensi pada Produk Bergaransi dengan Strategi Penggantian. Tesis, ITB, Bandung-Indonesia.

Tse, Y.K. (2009): *Nonlife Actuarial Models: Theory, Methods & Evaluation*, Cambridge Univesity Press.

Uthami, I.A.P, Sukarsa, I.G.K, dan Kencana, I.P.E.N. (2013): Regresi Ku-antil Median untuk Mengatasi Heteroskedastisitas Pada Analisis Regresi. e-Jurnal Matematika, Vol.2. No.1, Januari 2013 .