

KONTRIBUSI ANALISIS WAVELET DALAM PERMODELAN KASUS DEMAM BERDARAH DENGUE

Ignatius Danny Pattirajawane

Lembaga Pengembangan Jejaring Klinik Pratama Atma Jaya, Jakarta

Email: dannyradja@yahoo.co.id

Demam berdarah dengue (DBD) merupakan salah satu masalah kesehatan yang dihadapi masyarakat urban yang tinggal di daerah tropis maupun subtropis. Metode yang umum dipergunakan dalam permodelan epidemi DBD adalah regresi poisson atau binomial negatif yang menggunakan variabel-variabel iklim seperti curah hujan, kelembaban dan suhu sebagai variabel independen, serta metode box-jenkins (ARIMA atau SARIMA). Akan tetapi metode-metode tersebut memiliki keterbatasan. Regresi data hitung gagal dalam menjelaskan kejadian luar biasa yang muncul sewaktu-waktu. Sedangkan metode box-jenkins kurang jelas dalam mendeskripsikan siklus-siklus dalam variabel dependen maupun independen dengan frekuensi yang berbeda-beda yang berperan pada setiap waktu. Dalam hal ini analisis wavelet memberi kontribusinya. Analisis wavelet merupakan pengembangan lebih jauh dari transformasi fourier berjendela (*windowed fourier transform*) yang memberikan kemudahan untuk mengkaji signal dalam multiresolusi atau pada berbagai frekuensi pada setiap waktu. Sebagai ilustrasi kontribusi analisis wavelet dalam kajian demam berdarah dengue ini digunakan data sekunder dari publikasi penelitian berupa jumlah kasus DBD, curah hujan, kelembaban dan suhu di Banjarbaru periode 2004 – 2013. Dilakukan permodelan regresi poisson dan binomial negatif pada data. Plot kedua permodelan dibandingkan. Kemudian dilakukan juga permodelan metode box-jenkins. Analisis wavelet dilakukan dengan melakukan transformasi wavelet kontinu dan dilakukan perhitungan koherensi wavelet antara variabel dependen dengan variabel independen. Hasil pengolahan data memperlihatkan pada regresi data hitung, regresi binomial negatif memberikan nilai uji kecocokan yang lebih baik daripada regresi poisson, namun memberikan kurang prediksi yang baik pada saat terjadi lonjakan epidemi. Metode box-jenkins memberikan hasil yang lebih baik termasuk saat lonjakan terjadi dengan SARIMA (1,0,1)(0,1,1)₁₂. Koherensi wavelet memberikan hasil yang signifikan untuk jumlah kasus dan curah hujan pada siklus dengan periode 8 – 14 bulan dalam periode awal dan akhir data observasi; untuk jumlah kasus dan kelembaban pada siklus 8 – 14 bulan pada awal, pertengahan dan akhir data observasi serta juga memperlihatkan dominasi siklus panjang 18 – 28 bulan pada pertengahan data observasi; untuk jumlah kasus dan suhu pada siklus 20 – 24 bulan sepanjang data observasi, 8 – 12 bulan pada pertengahan data observasi dan 6 – 8 bulan pada awal dan akhir data observasi.

Kata kunci: koherensi wavelet, korelasi-silang wavelet, transformasi wavelet kontinu, wavelet morlet

PENDAHULUAN

Demam berdarah dengue merupakan salah satu masalah kesehatan yang dihadapi kota-kota di wilayah tropis maupun subtropis. Sejalan dengan urbanisasi, peningkatan jumlah dan kepadatan penduduk di kota dan globalisasi, epidemi dengue muncul dalam frekuensi dan jumlah yang semakin meningkat (Gubler, 2011). Hal tersebut diperburuk oleh munculnya serotipe virus dengue yang berbeda-beda (Gubler, 2011) sehingga menyulitkan imunitas suatu populasi mengatasi infeksi dengue yang muncul kembali. Peningkatan perdagangan yang menyebabkan globalisasi merupakan faktor yang mendorong penyebaran virus dengue ke wilayah lain.

Demam dengue disebabkan oleh virus dengue yang masuk dalam genus *Flaviviridae* dan ditularkan melalui vektor nyamuk *Aedes sp.* Sudah ada empat serotipe virus dengue yang dikenal. Gubler (2011) memperlihatkan di daerah tropis Amerika, tahun 1977 ditandai dengan kemunculan epidemi dengue dengan serotipe 1 (DEN-1), kemudian diikuti dengan DEN-2 dan DEN-4 pada tahun 1981 dan DEN-3 pada tahun 1994. Keempat serotipe virus dengue tersebut berasal dari Asia (Gubler, 2011).

Untuk kasus dengue di Indonesia studi Karyanti dan Hadinegoro (2009) telah mempelajari virologi epidemi di sejumlah wilayah di Indonesia tahun 1968 – 2009. Keempat

serotipe telah diidentifikasi, namun DEN-3 berkaitan dengan infeksi yang lebih berat dan fatal. Karena kaitan penularan infeksi dengue yang berhubungan dengan nyamuk *Aedes sp*, maka peningkatan periodik kasus dengue seringkali dikaitkan dengan faktor-faktor yang iklim yang mengkondisikan keadaan untuk pengembangbiakan vektor penyakit tersebut. Sukowati (2010) telah memperlihatkan hubungan kasus dengue dengan curah hujan, di mana diperlihatkan dalam plot kurva bahwa curah hujan memiliki pola oskilasi yang hampir sama dengan pola oskilasi kasus dengue dengan jeda waktu puncak 1 – 2 bulan. Waktu puncak curah hujan mendahului kasus dengue (Sukowati, 2010).

Curah hujan bukan satu-satunya faktor iklim yang telah diteliti memengaruhi kejadian kasus dengue. Fan *et al.* (2015) melakukan telaah sistematis (*systematic review*) dan meta-analisis pengaruh perubahan suhu terhadap jumlah kejadian dengue serta memperlihatkan bahwa odd ratio kejadian dengue akan meningkat bertahap pada suhu dari 22°C hingga 29°C.

Faktor iklim lain yang sering dilibatkan sebagai prediktor kasus dengue adalah kelembaban udara. Tidak jarang pula penelitian-penelitian menggunakan lebih dari satu parameter iklim dalam permodelan. Lu *et al.* (2009) menggunakan prediktor iklim suhu minimal dan kelembaban minimal dalam permodelan kasus dengue menggunakan *generalized estimation equation (GEE) poisson* untuk daerah penelitian di Guangzhou, Tiongkok; Huang *et al.* (2013) menggunakan prediktor suhu minimum, kelembaban relatif dan curah hujan untuk kasus dengue impor di Cairn, Australia dalam periode tahun 2000 – 2009 dengan metode *general linear model (GLM) binomial negatif hurdle*; Johansson *et al.* (2008) menggunakan prediktor suhu dan curah hujan di Puerto Rico periode bulan Juli 1986 – Desember 2006 pada model regresi poisson.

Pada penelitian di Indonesia yang menggunakan prediktor iklim pada permodelan kasus dengue, Tarmana (2013) menggunakan prediktor curah hujan dan suhu pada kasus dengue di Jakarta dengan data tahun 1980 – 2010 menggunakan metode regresi logistik ordinal; Fakhruddin *et al.* (2019) menggunakan curah hujan dan kelembaban relatif di Jakarta periode tahun 2008 – 2016 dengan metode *clustering integrated multiple regression*; Zubaidah, Ratodi & Marlinae (2016) menggunakan prediktor curah hujan, kelembaban dan suhu untuk periode data tahun 2004 – 2013 menggunakan metode analisis jalur.

Telaah sistematis yang dilakukan oleh Naish *et al.* (2014) yang telah menyeleksi 16 artikel dari 531 artikel yang berkaitan dengan permodelan kuantitatif kasus dengue dengan perubahan iklim. Metode permodelan kuantitatif yang digunakan adalah analisis wavelet (25%), berbagai jenis regresi (25%), analisis deret waktu *box-jenkins SARIMA* (12.5%) dan berbagai metode lainnya dalam jumlah yang lebih kecil seperti *general additive mixed (GAM)*, model spasial, model non-linear, model multivariate dan *global circulation model (GCM)*.

Kami akan mengkaji tiga metode terbanyak yang ditemukan Naish *et al.* (2014) dalam permodelan kuantitatif kasus dengue dengan parameter-parameter iklim sebagai prediktor yakni metode analisis wavelet, regresi dan analisis deret waktu *box-jenkins*. Dipandang dari penggunaan secara historis, metode regresi adalah metode statistik yang lebih dulu digunakan dibandingkan kedua metode yang lain. Setelah itu baru disusul metode analisis deret waktu *box-jenkins* dan kemudian yang termuktahir analisis wavelet.

Dalam telaah sistematis yang lain, Imai & Hashizume (2015) yang telah menyeleksi 33 artikel penelitian (13 di antaranya tentang dengue) dari 2598 artikel dalam permodelan penyakit infeksi dengan faktor lingkungan dengan metode analisis regresi menunjukkan bahwa metode

regresi yang paling sering digunakan adalah regresi poisson yang umumnya dikenal sebagai *general linear model* (GLM) dengan distribusi Poisson. Pada sebagian besar penelitian yang menggunakan regresi poisson tersebut seringkali menghadapi masalah overdispersi sehingga distribusi yang digunakan perlu mengadopsi model quasi-poisson atau binomial negatif.

Beberapa penelitian di Indonesia menggunakan regresi poisson atau binomial negatif dalam permodelan kasus dengue. Utami (2013) dan Fatmasari (2014) menggunakan pendekatan binomial negatif untuk mengatasi data berdistribusi poisson yang mengalami overdispersi. Widodo & Ariani (2018) menunjukkan bahwa regresi binomial memodelkan kasus dengue dengan lebih baik dibandingkan regresi poisson di daerah penelitian Jawa Tengah tahun 2016.

Dalam menggunakan metode analisis deret waktu box-jenkins, permodelan umumnya melibatkan faktor musiman (seasonal ARIMA atau SARIMA). Luz *et al.* (2008) menggunakan ARIMA (2,0,0)(1,0,0)₁₂ dalam memodelkan insidens dengue di Rio de Janeiro, Brazil tahun 1997 – 2004, sedangkan Gharbi *et al.* (2011) ARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂ digunakan dengan baik untuk memodelkan insidens dengue di Guadeloupe tahun 2000 – 2006.

Mengingat demam berdarah dengue masih menjadi masalah kesehatan di kota-kota Indonesia, maka permodelan matematis kasus tersebut merupakan salah satu perangkat untuk membantu pemangku kepentingan untuk mengenali pola epidemi dengue dalam rangka mengantisipasi kejadian luar biasa atau wabah.

Pada artikel ini kami bermaksud mengkaji kinerja tiga metode yang paling sering digunakan dalam permodelan dengue dengan prediktor parameter-parameter iklim yakni regresi hitung poisson (dan binomial negatif), analisis deret waktu *box-jenkins* dan analisis wavelet. Adapun tujuan penelitian ini adalah:

Pertama, menggunakan ketiga model tersebut pada data observasi kongret dan membandingkan hasilnya. Secara khusus penelitian ini bermaksud untuk memperoleh nilai-nilai estimasi parameter-parameter regresi poisson dan binomial negatif, serta membandingkan dan memilih yang terbaik dari model-model tersebut;

Kedua, melihat kelebihan dan kekurangan model-model tersebut. Secara khusus penelitian ini bermaksud untuk melihat kontribusi analisis wavelet untuk menutup kekurangan dari dua model sebelumnya.

METODE PENELITIAN

Pengambilan data

Data yang dipergunakan berupa data sekunder dari publikasi penelitian Zubaidah, Ratodi, & Marlinae (2016) berupa jumlah kasus DBD yang dilaporkan Puskesmas dan Rumah Sakit ke Dinas Kesehatan Kota Banjarbaru; data yang terkait dengan iklim seperti curah hujan, kelembaban udara dan suhu udara dalam penelitian tersebut diperoleh dari laporan Badan Meteorologi dan Geofisika (BMKG) Klas I Stasiun Klimatologi Banjarbaru dan BMKG Klas II Stasiun Klimatologi Bandara Syamsudin Noor Banjarmasin. Data-data tersebut merupakan data observasi per bulan dalam periode tahun 2004 – 2013 (120 observasi untuk tiap variabel).

Pengolahan data

Permodelan data hitung dengan regresi poisson dan binomial negatif dilakukan dengan Eview 9; permodelan metode *box-jenkins* dilakukan dengan SPSS 21; analisis wavelet

dilakukan dengan Matlab R2015a melalui toolbox wavelet-coherence yang dikembangkan oleh A. Grinsted.

Permodelan Linear dengan Regresi Hitung Poisson dan Binomial negatif

Pada permodelan regresi data hitung poisson fungsi densitas probabilitas suatu variabel dependen y_i yang ditentukan (dikondisikan) oleh vektor variabel regresor x_i dinyatakan sebagai berikut (Cameron & Trivedi, 1998):

$$f(y_i|x_i) = \frac{e^{-\mu_i} \mu_i^{y_i}}{y_i!}, \quad y_i = 0, 1, 2, \dots \quad (1)$$

dengan nilai ekspektasi atau mean:

$$E(y_i|x_i) = \mu_i = \exp(x_i'\beta) \quad (2)$$

di mana x_i' adalah transpos terhadap vektor regresor dan β adalah vektor parameter atau koefisien variabel independen yang akan diestimasi.

Persamaan log-likelihood dan estimasi dengan pemaksimalan *likelihood* pada nilai observasi sebanyak N yang dianggap independen pada model tersebut dinyatakan dengan (Cameron & Trivedi, 1998; Montgomery, Peck & Vinning, 2012):

$$\ln L(\beta) = \sum_{i=1}^N \{y_i x_i' \beta - \exp(x_i' \beta) - \ln y_i!\} \quad (3)$$

Metode komputasi standar yang digunakan untuk menghitung nilai estimasi parameter adalah metode iterasi newton-rhapson, di mana konvergensi dijamin sebab fungsi log-likelihood konkaf secara global (Cameron & Trivedi, 1998; Montgomery, Peck, & Vinning, 2012).

Bila variabel dependen berdistribusi binomial negatif dengan besar variansi $\sigma_i^2 = \mu_i + \alpha \mu_i^2$, di mana α adalah suatu besaran skalar tertentu, maka fungsi densitas probabilitasnya menjadi:

$$f(y_i|\mu_i, \alpha) = \frac{\Gamma(y_i + \alpha^{-1})}{\Gamma(y_i + 1)\Gamma(\alpha^{-1})} \left(\frac{\alpha^{-1}}{\alpha^{-1} + \mu_i}\right)^{\alpha^{-1}} \left(\frac{\mu_i}{\mu_i + \alpha^{-1}}\right)^{y_i} \quad (4)$$

di mana $\Gamma(\cdot)$ adalah fungsi gamma. Dengan mengingat $\mu_i = E(f(y_i|\mu_i, \alpha)) = \exp(x_i'\beta)$ maka persamaan log-likelihood untuk persamaan (6) dapat ditulis sebagai berikut:

$$\ln L(\alpha, \beta) = \sum_{i=1}^N \left\{ \left(\sum_{j=0}^{y_i-1} \ln(j + \alpha^{-1}) \right) - \ln y_i! - (y_i + \alpha^{-1}) \ln(1 + \alpha \exp(x_i'\beta)) + y_i \ln \alpha + y_i x_i' \beta \right\} \quad (5)$$

Dalam artikel ini variabel dependennya adalah jumlah kasus dengue, sedangkan vektor variabel independennya (regresor) terdiri atas tiga variabel yakni curah hujan, kelembaban udara dan suhu udara.

Permodelan dengan Metode Box-Jenkins

Bila pada permodelan regresi hitung sebelumnya variabel dependen ditentukan oleh regresor, dalam permodelan metode box-jenkins ini konstruksi model didasarkan melulu hanya pada data variabel dependen. Regresor dalam metode *box-jenkins* adalah jeda (*lag*) tertentu dari data deret waktu yang akan dimodelkan itu sendiri. Dan karena itulah dinamakan otoregresi.

Dua proses penting dalam deret waktu Box-Jenkins adalah rata-rata bergerak (*moving average* = MA) dan otoregresi (*autoregression* = AR). Proses campuran memuat elemen rata-rata bergerak maupun otoregresif disebut $ARMA(p, q)$ yang dinyatakan dengan persamaan (Box, Jenkins, & Reinsel, 1994; Makridakis, Wheelright, & McGee, 1999):

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (6a)$$

Di sini $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ dan $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ merupakan nilai-nilai parameter yang akan diestimasi. Akan dikenalkan operator mundur (*backward operator*) B^k di mana $B^k(X_t) = X_{t-k}$, maka persamaan (6a) dapat dituliskan kembali dengan operator mundur sebagai berikut:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) X_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) \varepsilon_t \quad (6b)$$

$$\phi(B) X_t = \theta(B) \varepsilon_t \quad (6c)$$

Suatu proses non-stasioner dapat ditambahkan pada proses $ARMA(p, q)$ yaitu dengan membuat selisih tiap variabel X_t dengan variabel jeda ke-1-nya $X_t - X_{t-1}$ dan kemudian persamaan deret waktu baru $ARIMA(p, 1, q)$ yang dinyatakan dengan

$$\phi(B)(1 - B) X_t = \theta(B) \varepsilon_t \quad (7a)$$

Operator $(1 - B)$ dapat ditulis dengan simbol lain ∇ . Operasi selisih ini dapat diteruskan hingga orde ke- d atau $ARIMA(p, d, q)$ yang dinyatakan sebagai berikut (Box, Jenkins & Reinsel, 1994; Makridakis, Wheelright, & McGee, 1999):

$$\phi(B) \nabla^d X_t = \theta(B) \varepsilon_t \quad (7b)$$

Apabila data deret waktu memuat efek musiman, maka permodelan ARIMA musiman (*seasonal*) dapat dipertimbangkan. Model ARIMA musiman atau SARIMA yang disimbolkan sebagai $ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)^S$ dapat dinyatakan sebagai (Box, Jenkins, & Reinsel, 1994; Makridakis, Wheelright, & McGee, 1999):

$$\phi(B) \Phi(B) \nabla^d \nabla^D X_t = \theta(B) \Theta(B) \varepsilon_t \quad (8)$$

Kriteria Pemilihan Model

Untuk menentukan model terbaik dari berbagai model maka diperlukan suatu kriteria yang sama yang dijadikan acuan. Pada artikel ini dipilih dua kriteria yakni R^2 dan BIC (*Bayesian Information Criterion*) atau sering disebut juga sebagai SIC (*Schwarz Information Criterion*). Alasan pemilihan kedua kriteria tersebut adalah karena keduanya merupakan kriteria yang cukup dikenal dan perhitungannya dilakukan oleh aplikasi statistik umumnya.

Dalam kriteria penilaian, semakin besar nilai R^2 -nya, semakin baik pula kecocokan model terhadap data historis. Pada BIC semakin kecil nilainya, semakin baik kecocokan model terhadap data historis. BIC mempertimbangkan juga jumlah parameter yang diestimasi. Semakin banyak parameter yang diestimasi akan memperbesar nilai kriteria sehingga memperburuk model. Dengan kata lain BIC mempertimbangkan aspek efisiensi dari model.

Analisis Wavelet

Analisis spektral merupakan salah satu metode yang digunakan dalam analisis deret waktu, di mana data deret waktu didekomposisi menjadi beberapa signal dengan frekuensi yang berlainan (Makridakis, Wheelright, & McGee, 1999; Box, Jenkins, & Reinsel, 1994). Analisis *fourier* (transformasi fourier) adalah metode matematis yang sering digunakan dalam melakukan pendekomposisian data deret waktu tersebut (Box, Jenkins, & Reinsel, 1994).

Penyajian analisis spektral umumnya menampilkan plot spektrum garis atau spektrum kuasa dengan frekuensi (atau periode) sebagai sumbu horizontal dan spektrum atau intensitas atau transformasi fourier atas fungsi otokovariansi sebagai sumbu vertikal (Makridakis, Wheelright, & McGee, 1999; Box, Jenkins, & Reinsel, 1994).

Akan tetapi, analisis spektral menggunakan transformasi fourier memiliki kelemahan. Pertama, transformasi fourier menggunakan suku-suku trigonometris seperti sinus dan kosinus sehingga menggandaikan data deret waktunya stasioner. Kedua, analisis spektral mengabaikan dimensi waktu. Terdapat kebutuhan untuk menjelaskan perubahan spektrum selama waktu observasi tertentu. Hal ini memotivasi analisis waktu-frekuensi (Cohen, 1995). Ketiga, Kaiser (1994) menjelaskan bahwa transformasi fourier berjendela memiliki keterbatasan dalam analisis waktu-frekuensi karena munculnya fenomena aliasing komponen frekuensi tinggi dan rendah di luar batas frekuensi jendela (Torrence & Compo, 1998). Keempat, analisis waktu-frekuensi yang menggunakan transformasi fourier durasi-pendek (*short-time fourier analysis*) yang dirintis oleh Gabor menggunakan fungsi jendela Gaussian yang dinilai bereskilasi terlalu besar pada frekuensi tinggi namun terlalu kecil pada frekuensi rendah sehingga menyebabkan instabilitas numeric pada perhitungan koefisien-koefisien fourier (Kahane & Lemarié-Rieusset, 1995). Hal ini mendorong Morlet mengembangkan waveletnya sendiri (Kahane & Lemarié-Rieusset, 1995).

Analisis wavelet merupakan perangkat analitik umum yang digunakan untuk menjelaskan perubahan intensitas (spektrum) pada data deret waktu. Perubahan spektrum tersebut disajikan dalam ruang waktu-frekuensi sehingga memberikan keterangan kepada seseorang kekuatan perubahan frekuensi dalam selang waktu tertentu (Torrence & Compo, 1998). Dalam selang waktu observasi tertentu dapat terjadi suatu lonjakan-lonjakan nilai data yang tidak periodik sehingga sulit didekomposisi dengan analisis fourier yang cocok untuk data deret waktu yang stasioner. Analisis wavelet dipandang metode analisis yang lebih baik untuk deret waktu yang non-stasioner (Torrence & Compo, 1998; Grinsted, Moore, & Jevreva, 2004 ; Ehelepola *et al.*, 2015).

Sebagaimana analisis *fourier*, langkah pertama untuk melakukan analisis ialah melakukan transformasi wavelet atas data deret waktu. Kemudian untuk melihat hubungan antara dua deret waktu maka akan digunakan transformasi wavelet-silang dan koherensi wavelet.

Ada dua jenis transformasi wavelet: transformasi wavelet kontinu dan transformasi wavelet diskrit (Daubechies, 1992). Transformasi wavelet diskrit merupakan representasi kompak data dan bermanfaat untuk reduksi bising dan kompresi data. Sedangkan transformasi wavelet kontinu baik digunakan untuk keperluan ekstraksi ciri (*feature*) W tertentu dari data (Grinsted, Moore, & Jevreva, 2004).

Pada artikel ini mengingat wavelet akan digunakan untuk mengekstrasi dekomposisi wavelet dari data deret waktu, maka transformasi wavelet yang digunakan adalah transformasi wavelet kontinu. Grinsted, Moore, & Jevreva (2004) menyatakan bahwa untuk tujuan tersebut wavelet kontinu morlet pilihan yang baik sebab menyediakan keseimbangan yang baik untuk lokalisasi waktu dan frekuensi. Wavelet morlet dinyatakan dengan:

$$\psi_0(\eta) = \pi^{-\frac{1}{4}} e^{-i\omega_0\eta} e^{-\frac{1}{2}\eta^2} \quad (9)$$

Di sini η dapat dinyatakan dalam skala waktu $\eta = st$ di mana s adalah skala dan t waktu. Transformasi wavelet kontinu deret waktu $X_n, n = 1, 2, \dots, N$ dengan selang waktu δt

yang uniform merupakan suatu konvolusi X_n dengan wavelet berskala dan ternormalkan. Untuk transformasi wavelet kontinu dengan wavelet morlet dinyatakan sebagai berikut:

$$W_n^X(s) = \sqrt{\frac{\delta t}{s}} \sum_{n'=1}^N X_{n'} \psi_0 \left[(n' - n) \frac{\delta t}{s} \right] \quad (10)$$

Pada persamaan di atas n merupakan indeks translasi yang mengikuti indeks data observasi. Untuk penentuan skalanya ditetapkan berdasarkan pengalaman empirik. Oleh Torrence & Compo (1998) skala ditentukan sebagai pangkat dari dua:

$$s_j = s_0 2^{j\delta j}, \quad j = 0, 1, 2, \dots, J \quad (11a)$$

$$J = \delta j^{-1} \log_2(N\delta t/s_0) \quad (11b)$$

di mana δj untuk wavelet morlet masih baik bila maksimal ditetapkan sekitar 0.5, δt selang waktu antar observasi yang dianggap uniform; sedangkan $s_0 = 2\delta t$. Demikian juga berdasarkan pengalaman empirik, nilai untuk ω_0 yang dipergunakan adalah 6 (Torrence & Compo, 1998; Grinsted, Moore, & Jevreva, 2004).

Wavelet morlet bernilai kompleks di mana argumen kompleksnya dapat dipandang sebagai fase lokal (Grinsted, Moore, & Jevreva, 2004) atau dinyatakan dengan $\tan^{-1}[\text{Im}\{W_n^X(s)\}/\text{Re}\{W_n^X(s)\}]$; dan amplitudonya dinyatakan sebagai $|W_n^X(s)|$ (Torrence & Compo, 1998). Simbol *Im* dan *Re* masing-masing menyatakan bagian imajiner dan bagian real dari fungsi kompleks.

Kuasa (*power*) dari wavelet dinyatakan dengan $|W_n^X(s)|^2 = W_n^X W_n^{X*}$. Simbol * adalah untuk menandai fungsi kompleks sekawan (konjugat). Perhitungan kuasa ini identik dengan spektrum kuasa pada analisis spektral yang bermakna sebagai kekuatan atau intensitas wavelet. Dalam penyajian ruang waktu-frekuensi yang memiliki dua dimensi, spektrum kuasa wavelet umumnya dalam gradasi warna, di mana semakin terang warnanya semakin tinggi intensitasnya dan sebaliknya. Dalam aplikasi wavelet-coherence yang ditulis Grinsted warna kuning mengacu pada spektrum kuasa wavelet yang lebih kuat, sedangkan warna biru lebih lemah.

Dalam perhitungan spektrum kuasa wavelet perlu diperhatikan efek tepi (*edge effect*) yang menyebabkan penurunan spektrum kuasa dengan faktor e^{-2} pada bagian awal dan akhir. Hal ini disebabkan transformasi wavelet kontinu tidak terlokalisasi terhadap waktu secara lengkap (Torrence & Compo, 1998; Grinsted, Moore, & Jevreva, 2004). Karena pengaruh efek tepi tersebut dikonstruksilah plot kerucut pengaruh di mana periode yang bernilai lebih besar plot kerucut pengaruh tersebut terkena dampak perlemahan spektrum kuasa wavelet dengan faktor e^{-2} tersebut.

Selanjutnya ialah bagaimana menilai bahwa spektrum kuasa wavelet benar-benar signifikan secara statistik. Dengan kata lain bagaimana kita menilai bahwa intensitas spektrum kuasa yang dimaksud benar-benar berbeda dengan signifikan dengan nilai spektrum kuasa yang lain dalam ruang waktu-frekuensi. Torrence & Compo (1998) berpendapat bahwa data deret waktu dalam bidang geofisika dapat dimodelkan dengan baik sebagai proses otoregresi jeda 1 (*autoregressive lag 1 / AR1*). Dengan mengasumsikan bahwa spektrum kuasa latar adalah AR1 atau bising merah (*red noise*), maka hipotesis nol yang dikonstruksi adalah tidak ada perbedaan antara spektrum kuasa wavelet dengan spektrum kuasa AR1.

Seperti juga spektrum kuasa AR1 yang mengikuti distribusi *chi-square* berderajat bebas dua, demikian pula spektrum kuasa wavelet (Box, Jenkins, & Reinsel, 1994, Torrence & Compo, 1998; Grinsted, Moore, & Jevreva, 2004).

$$\frac{|W_n^X(s)|^2}{\sigma_X^2} \sim \frac{1}{2} P_k^2 \chi_2^2 \quad (12)$$

Dalam ekspresi (19) di atas σ_X^2 adalah variansi dari deret waktu X , P_k^2 adalah spektrum kuasa AR1 pada frekuensi k yang berhubungan dengan skala s , dan χ_2^2 adalah distribusi *chi-square* dengan derajat kebebasan 2.

Untuk melihat apakah dua deret waktu dalam ruang waktu frekuensi memiliki intensitas bersama yang tinggi maka dapat dilakukan perhitungan transformasi wavelet silang. Transformasi wavelet silang pada dua data deret waktu X_n dan Y_n dapat dinyatakan sebagai hasil kali dari masing-masing transformasi wavelet kedua deret waktu tersebut: $W_n^{XY} = W_n^X W_n^{Y*}$. Spektrum kuasa wavelet silang dinyatakan sebagai $|W_n^{XY}(s)|$.

Distribusi transformasi wavelet silang teoritis bila masing-masing spektrum kuasa deret waktunya P_k^X dan P_k^Y adalah (Torrence & Compo, 1998; Grinsted, Moore, & Jevreva, 2004):

$$\frac{|W_n^{XY}(s)|^2}{\sigma_X^2} \sim \frac{Z_\nu(p)}{\nu} \sqrt{P_k^X P_k^Y} \quad (13)$$

Nilai untuk $\nu = 1$ adalah $Z_\nu(0.95) = 2.182$ pada wavelet bernilai real dan untuk $\nu = 2$ adalah $Z_\nu(0.95) = 3.999$ pada wavelet bernilai kompleks.

Sedangkan untuk menghitung adanya hubungan kausalitas antara kedua deret waktu maka dihitung koherensi wavelet. Koherensi wavelet merupakan kuadrat dari transformasi silang wavelet yang dinormalkan dengan spektrum kuasa masing-masing spektrum kuasa deret waktu atau yang dinyatakan sebagai berikut (Grinsted, Moore, & Jevreva, 2004; Ehelepola, et al., 2015):

$$R_n^2(s) = \frac{|S(s^{-1}W_n^{XY}(s))|^2}{S(s^{-1}|W_n^X(s)|^2)S(s^{-1}|W_n^Y(s)|^2)} \quad (14)$$

Pada persamaan di atas S merupakan operator penghalus. Operasi penghalusan dilakukan dalam waktu dan skala sebelum menghitung nilai mutlak persamaan (20). Untuk rincian operator penghalus tersebut (Grinsted, Moore, & Jevreva, 2004; Torrence & Compo, 1998).

Dalam menilai signifikansi koherensi wavelet Grinsted, Moore, & Jevreva (2004) menggunakan metode monte carlo dengan mengambil bising merah AR1 sebagai latar belakang sebagaimana pada transformasi wavelet silang. Fase koherensi dapat dihitung sebagai $\tan^{-1}[Im\{W_n^{XY}(s)\}/Re\{W_n^{XY}(s)\}]$.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada artikel ini, permodelan regresi hitung dengan model poisson maupun binomial negatif dikerjakan dengan aplikasi statistik Eview 9, di mana komputasi parameternya dilakukan dengan metode newton-rhapon/marquardt step dan perhitungan matriks kovarians dengan matriks Hessian yang terobservasi.

Tabel 1. Nilai Estimasi Parameter Pada Model Poisson, Binomial Negatif Dan Binomial Negatif Dengan Variabel Yang Signifikan Saja

Model	Variabel	Koefisien	Std Error	Prob.	R ²	BIC
Model Poisson	Konstanta	-25.20350	2.864733	0.0000	0.223871	12.13482
	Curah hujan	-0.000256	0.000315	0.4172		
	Kelembaban	0.268981	0.019472	0.0000		
	Suhu	0.179983	0.061384	0.0034		
Model Binomial Negatif	Konstanta	-18.18755	8.512399	0.0326	0.207551	5.936389
	Curah hujan	3.57E-05	0.001155	0.9753		
	Kelembaban	0.208790	0.044764	0.0000		
	Suhu	0.103768	0.239280	0.6645		
Model Binomial Negatif dengan variabel signifikan	Konstanta	-14.85138	2.354176	0.0000	0.203771	5.857635
	Kelembaban	0.202214	0.028351	0.0000		

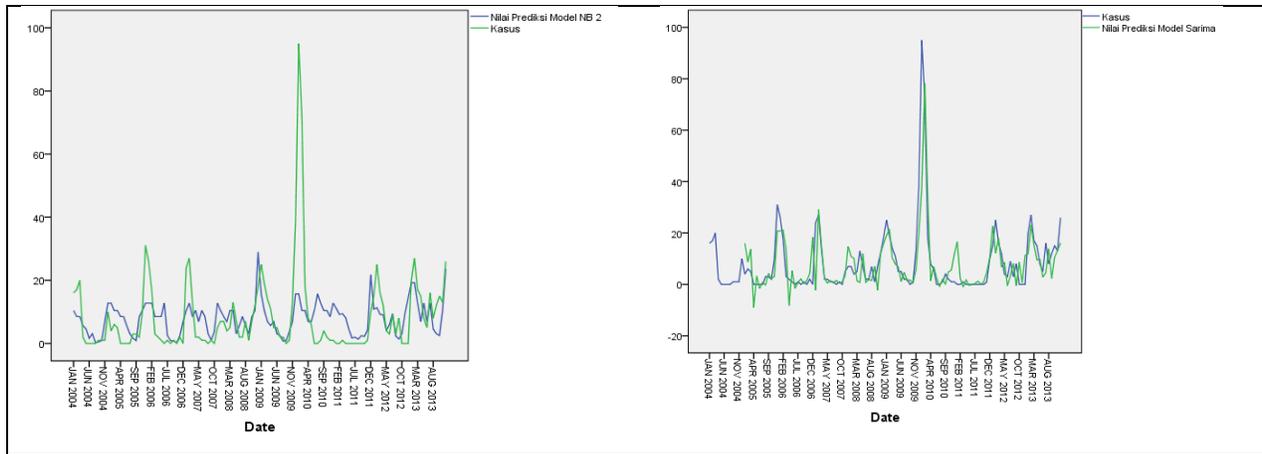
Pada permodelan regresi hitung, dengan kriteria R² model poisson memberikan nilai sedikit lebih tinggi dibandingkan dengan model binomial negatif. Akan tetapi, model BIC memberikan nilai yang jauh lebih baik (lebih rendah) untuk model binomial negatif daripada model poisson (tabel 1). Nilai BIC terbaik (terendah) diberikan oleh model binomial dengan variabel signifikan saja, meski model ini memiliki nilai R² sedikit lebih rendah daripada model binomial negatif yang melibatkan semua variabel regresor.

Estimasi terbaik untuk model box-jenkins untuk data deret waktu kasus dengue diberikan oleh *expert modeller* perangkat lunak SPSS versi 21 berupa Sarima (1,0,1)(0,1,1)₁₂. Tabel 2 menunjukkan nilai estimasi parameter model tersebut. Kriteria statistik kecocokan dari model Sarima ini memberikan hasil yang terbaik dibandingkan dengan ketiga model regresi hitung sebelumnya. Hal ini ditunjukkan dengan plot nilai estimasi model box-jenkins yang lebih baik dibandingkan plot estimasi model binomial negatif dengan variabel signifikan (Gambar 1). Terlihat bahwa model regresi hitung tidak dapat mengikuti fluktuasi-fluktuasi tinggi dari data deret waktu, sedangkan metode box-jenkins lebih baik dalam mengikuti fluktuasi-fluktuasi tinggi tersebut.

Tabel 2. Nilai Estimasi Parameter Pada Model Box-Jenkins

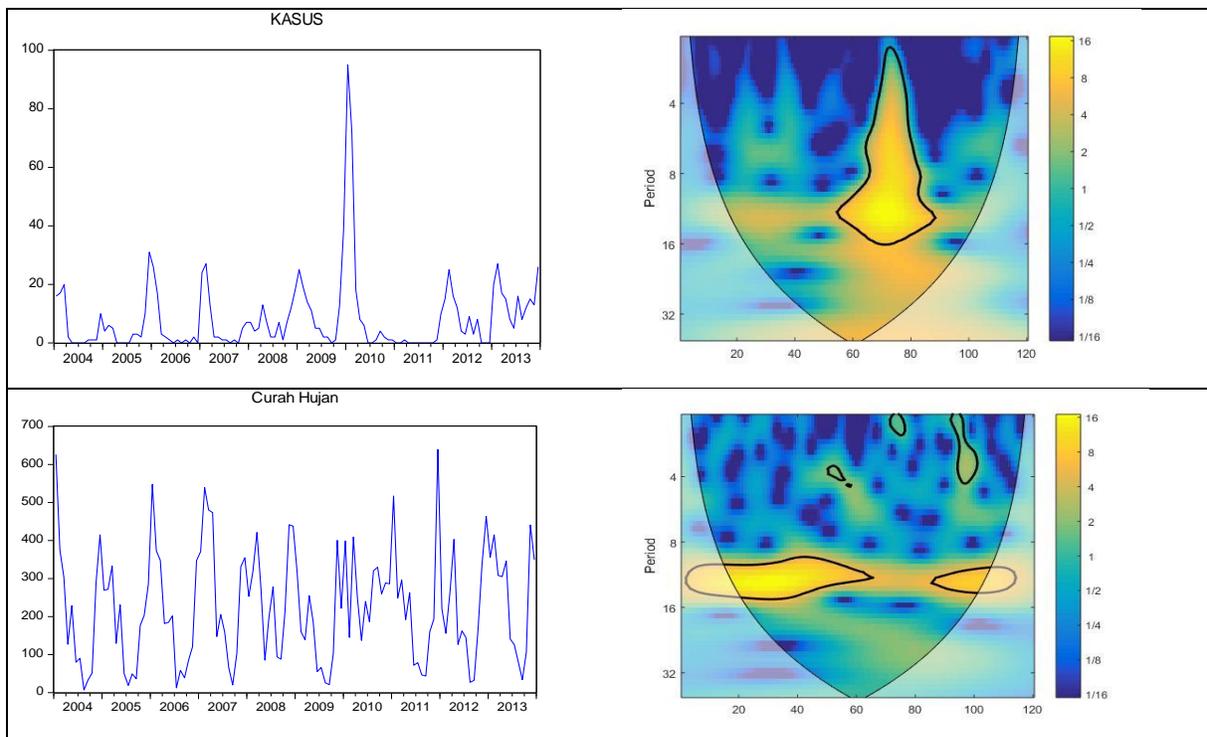
Variabel	Jeda	Estimasi	Std. Error	Sig.	R ² , BIC
AR	Jeda 1	0.466	0.113	0.000	R ² = 0.587 BIC = 4.459
MA	Jeda 1	-0.474	0.114	0.000	
Beda Musiman		1			
MA, Musiman	Jeda 1	0.930	0.327	0.005	

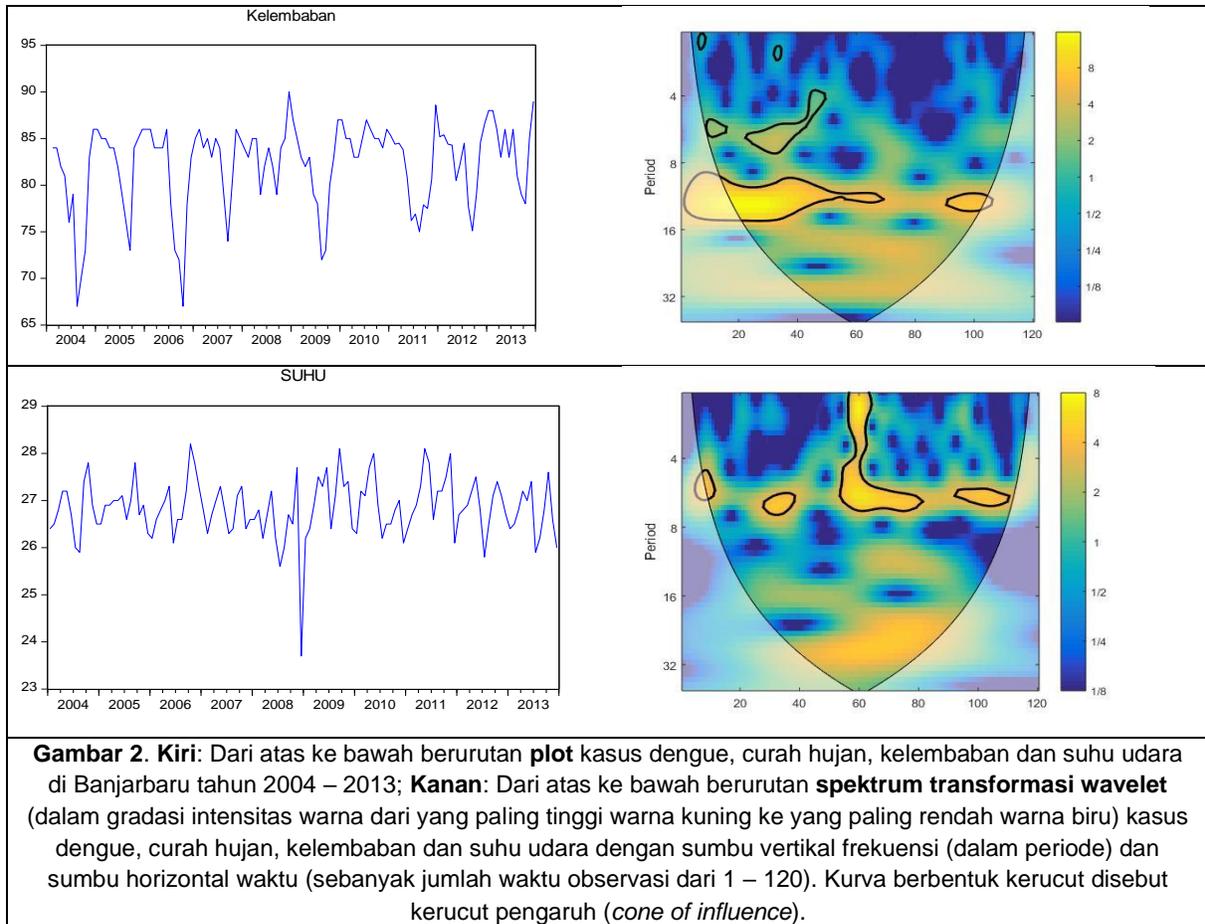
Permodelan regresi hitung poisson dan binomial negatif dalam penelitian ini tidak melibatkan suku otoregresi ke dalamnya. Pada telaah sistematis Imai dan Hashizume (2015), pelibatan suku otoregresif merupakan teknik permodelan regresi yang lazim dilakukan. Lu *et al.*, (2009) memasukan suku otoregresif jeda 1 atau AR(1) ke dalam model GEE poisson. Huang *et al.*, (2013) mengikutsertakan suku-suku otoregresif hingga jeda dua, yakni AR(1) dan AR(2), dalam model regresi binomial negatif *hurdle*.



Gambar 1. Kiri: Plot kasus dengue di Banjarbaru tahun 2004-2013 (hijau) dan plot nilai estimasi model **regresi binomial negatif** variabel signifikan (biru); Kanan: plot kasus dengue (biru) dengan plot nilai estimasi model **Sarima (1,0,1)(0,1,1)₁₂**

Pada model yang terakhir kita diinformasikan bahwa data deret waktu kasus dengue di Banjarbaru tahun 2004 – 2013 memiliki sifat yang periodik atau musiman. Namun model-model di atas tidak menginformasikan lebih jauh pada periode atau frekuensi apa saja data deret waktu tersebut dipengaruhi. Barangkali kita ingin mempelajari frekuensi apa saja yang berpengaruh pada waktu-waktu tertentu khususnya di mana terjadi lonjakan-lonjakan data. Kita juga mungkin ingin melihat bagaimana periode atau frekuensi variabel-variabel tergantung memengaruhi variabel dependen. Dalam hal inilah analisis wavelet memberikan kontribusinya.





Pada transformasi wavelet tunggal masing terhadap data deret waktu kasus dengue, curah hujan, kelembaban dan suhu udara, kemudian menampilkannya dalam spektrum waktu-frekuensi kita dapat mempelajari pada daerah frekuensi dan waktu mana saja data deret waktu mengalami intensitas yang signifikan. Pada sajian waktu-frekuensi daerah yang signifikan berbeda terhadap latar belakang bising merah proses otoregresi jeda 1 (AR1) dibatasi dengan pita hitam tebal (Gambar 1).

Pada sajian waktu-frekuensi spektrum transformasi wavelet kasus dengue (Gambar 2) meskipun sepanjang periode dua belas bulanan memberikan intensitas spektrum yang kuat (warna kuning), namun daerah yang signifikan berkumpul di antara observasi ke-60 hingga ke-80 dari periode 1 bulanan hingga 16 bulanan. Hal tersebut sejalan dengan plot deret waktu kasus dengue yang mengalami lonjakan tertinggi pada bulan Januari hingga Februari 2010 (observasi ke-73 dan ke-74).

Sajian waktu frekuensi spektrum transformasi wavelet untuk curah hujan dan kelembaban sama-sama memiliki daerah signifikan sepanjang frekuensi 12 bulanan, kecuali antara waktu observasi kurang lebih ke-70 hingga ke-80. Sedangkan untuk suhu udara transformasi waveletnya memberikan daerah signifikan pada periode 6 bulanan dan periode 6 bulan atau kurang pada sekitar waktu observasi ke-60.

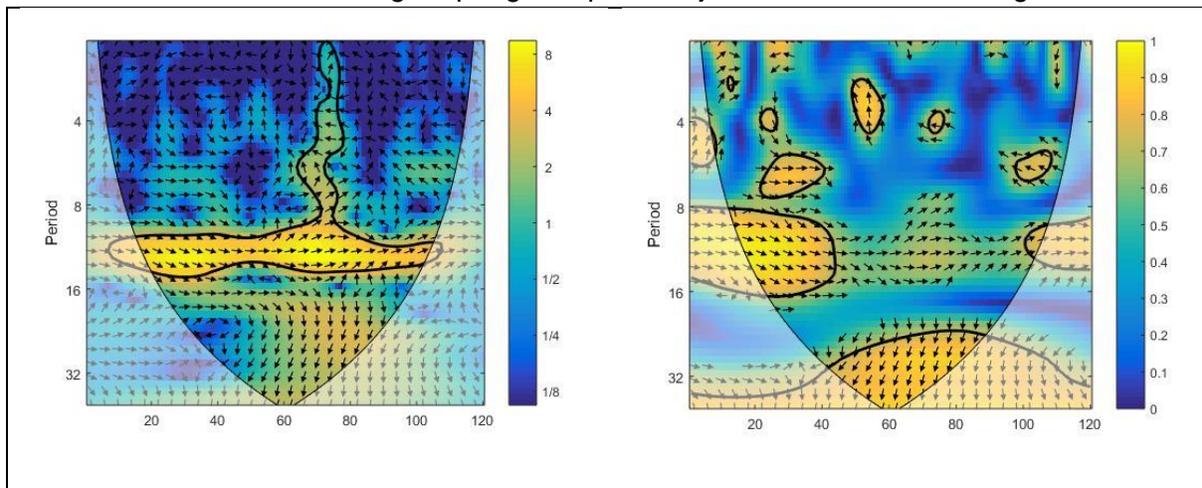
Berdasarkan sajian Gambar 3, koherensi wavelet memberikan hasil yang signifikan untuk jumlah kasus dan curah hujan pada siklus dengan periode 8-14 bulan dalam periode awal

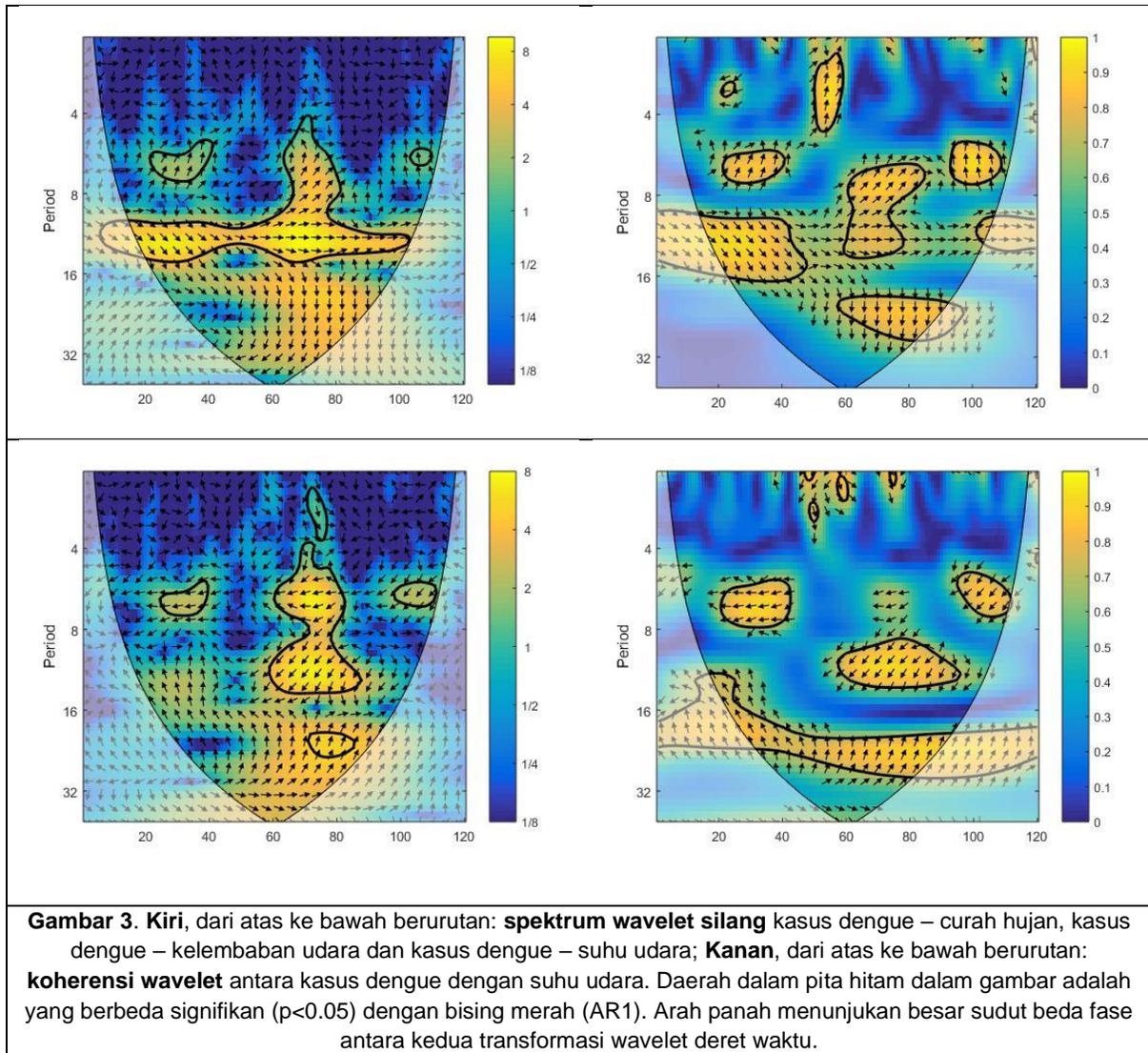
dan akhir data observasi; untuk jumlah kasus dan kelembaban pada siklus 8-14 bulan pada awal, pertengahan dan akhir data observasi serta juga memperlihatkan dominasi siklus panjang 18-28 bulan pada pertengahan data observasi; untuk jumlah kasus dan suhu pada siklus 20-24 bulan sepanjang data observasi, 8-12 bulan pada pertengahan data observasi dan 6-8 bulan pada awal dan akhir data observasi.

Kemudian perhatian dapat diberikan pada waktu di sekitar di mana kasus dengue mengalami lonjakan yakni di sekitar waktu observasi ke-73 atau pada bulan Januari 2010. Faktor-faktor iklim manakah yang menyebabkan lonjakan tersebut. Hubungan antara dua data deret waktu dapat dilihat pada transformasi wavelet silang dan koherensi wavelet. Transformasi wavelet silang mengukur kekuatan hasil kali kedua deret waktu, sedangkan koherensi wavelet dari rumus (14) lebih menyerupai rumus koefisien korelasi.

Terlihat bahwa pola daerah signifikan di sekitar peristiwa lonjakan terjadi berbeda dengan waktu-waktu lainnya. Pada koherensi wavelet di daerah tersebut, ada kontribusi siklus curah hujan panjang (sekitar 30 bulanan hingga lebih) dan siklus kelembaban sekitar 20-32 bulanan. Arah pada beda fase yang menunjuk ke arah bawah pada daerah signifikan yang dimaksud menunjukkan bahwa peningkatan baik curah hujan maupun kelembaban mendahului peningkatan kasus dengue. Siklus-siklus iklim yang lebih panjang (lebih panjang dari 3 tahun) ditunjukkan oleh curah hujan.

Pada koherensi wavelet kasus dengue, suhu udara di sekitar observasi ke-73 malahan siklus 8-14 bulanan yang justru memberikan pengaruh signifikan. Untuk siklus suhu udara yang lebih panjang tampak bahwa siklus 20-30 bulanan memberikan daerah signifikan, namun arah panah beda fase ke atas memperlihatkan bahwa peningkatan jumlah kasus dengue yang mendahului peningkatan suhu udara, ketimbang sebaliknya. Kami cenderung berpendapat bahwa siklus suhu udara kurang berpengaruh pada lonjakan ekstrim kasus dengue.





KESIMPULAN DAN SARAN

Dalam permodelan kasus dengue di Banjarbaru tahun 2004 – 2013 model regresi hitung memberikan nilai estimasi yang lebih baik (dengan kriteria R^2 dan BIC) daripada model regresi hitung poisson. Hal ini cukup masuk akal mengingat dalam banyak kasus riil, asumsi kesamaan nilai ekspektasi dan standar deviasi sulit dipenuhi sehingga orang beralih ke permodelan regresi hitung binomial negatif. Akan tetapi, model regresi hitung baik poisson maupun binomial negatif tampak kurang akurat dalam mengestimasi nilai-nilai lonjakan kasus dengue.

Model box-jenkins memberikan nilai estimasi yang lebih baik daripada model regresi hitung. Struktur persamaan model box-jenkins untuk kasus dengue dalam penelitian ini memasukan unsur otogresif dan rata-rata bergerak jeda 1 (1,0,1) serta unsur musiman (0,1,1)₁₂. Model ini juga memberikan estimasi yang lebih baik daripada model regresi hitung untuk nilai-nilai lonjakan. Akan tetapi, kelemahan struktur permodelan box-jenkins tidak memasukan variabel-variabel prediktor iklim yang dianggap dapat menjelaskan fluktuasi kasus dengue.

Model regresi hitung dapat dikembangkan dengan memasukan unsur otoregresi hingga jeda kedua. Hal ini yang menjadi kekurangan dalam penelitian ini di mana permodelan regresi hitung yang diajukan belum memasukan unsur otoregresi ke dalamnya. Dengan begitu kami mengusulkan untuk dilakukan permodelan regresi hitung dengan memasukan unsur otoregresi untuk memperbaiki model regresi hitung sebelumnya pada penelitian selanjutnya.

Analisis wavelet memberikan kontribusinya dalam menjelaskan hubungan kasus dengue dengan faktor-faktor iklim serta lamanya periode siklus pada faktor-faktor terkait. Dalam menjelaskan lonjakan kejadian ekstrim kasus dengue tampak bahwa siklus curah hujan dan kelembaban periode 20-32 bulanan memberikan pengaruh signifikan, sedangkan untuk siklus panjang di atas 3 tahun, hanya curah hujan yang berpengaruh. Siklus peningkatan suhu udara tidak begitu berpengaruh terhadap peningkatan kasus dengue.

UCAPAN TERIMA KASIH

Pertama-tama penulis ingin berterima-kasih kepada para peneliti yakni Tien Zubaidah, Muhamad Ratodi dan Lenie Malinae yang mana data dari artikel penelitian mereka penulis gunakan dalam penulisan artikel ini. Kedua penulis berterima-kasih kepada A. Grinsted yang telah mengembangkan dan menyediakan perangkat lunak *toolbox wavelet-coherence* secara online yang penulis gunakan dalam mengolah data dalam artikel ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (1994). *Time Series Analysis. Forecasting and Control*. 3rd. New Jersey. Prentice-Hall.
- Cameron, A. C., & Trevedi, P. K. (1998). *Regresion Analysis of Count Data*. Cambridge. Cambridge University Press.
- Daubechies, Ingrid. (2004). *Ten Lectures on Wavelets*. Eight printing. Philadelphia, Pennsylvania. Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM).
- Ehelepola, N. D. B., Ariyaratne, K., Buddhadasa, W. M. N. P., Ratnayake, S., & Wickramasinghe, M. (2015). A study of the correlation between dengue and weather in Kandy City, Sri Langka (2003 – 2012) and lessons learned. *Infectious Disease of Poverty*, 4:42. Doi: 10.1186/s-40249-015-007-8.
- Fakhrudin, M., Putra, P. S., Wijaya, K. P., Sopaheluwakan, A., Satyaningsih, R., Komalasari, K. E., & Soewono, E. (2019). Assessing the interplay between dengue incidence and weather in Jakarta via a clustering multiple regression model. *Ecological Complexity*, 39, 100768. www.elsevier.com/locate/ecocom.
- Fan, J., Wei, W., Bai, Z., Fan, C., Li, S., Liu, Q., & Yang, K. (2015). A Systematic Review and Meta-Analysis of Dengue Risk with Temperatur Change. *Int. J. Environ. Res. Public Health*, 12, 1 – 15. Doi: 10.3390/ijerph120100001.

- Fatmasari, F. (2014). *Pendekatan regresi binomial negatif untuk data berdistribusi poisson yang mengalami over disperse (Studi kasus DBD di kota Malang)*. <https://jurnal.ugm.ac.id/jkesvo/article/download/33870/20994>.
- Gharbi, M., Quenel, P., Gustave, J., Cassadou, S., Ruche, G. L., Gidary, L., & Marrama, L. (2011). *BMC Infectious Diseases*, 11:166. <http://www.biomedcentral.com/1471-2334/11/16>.
- Grinsted, A., Moore, J. C., & Jevrejeva, S. (2004). Application of cross wavelet transform and wavelet coherence to geophysical time series. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 11: 561 – 566. SRef-ID: 1607-7946/npg/2004-11-561.
- Gubler, D. J. (2011). Dengue, Urbanization and Globalization: The Unholy Trinity of the 21st Century. *Tropical Medicine and Health Supplement*. 39(4):3 – 11. Doi: 10.2149/tmh.2011-S05.
- Huang, X., Williams, G., Clements, C. A., & Wenbiao, H. (2013). Imported Dengue Cases, Weather Variation and Autochthonous Dengue Incidence in Cairns, Australia. *PLoS ONE*, 8(12): e81887. Doi: 10.1371/journal.pone.0081887.
- Imai, C., & Hashizume, M. (2015). A Systematic Review of Methodology: Time Series Regression Analysis for Environmental Factors and Infectious Disease. *Tropical Medicine and Health*, 43(1): 1 – 9. Doi: 10.2149/tmh.2014-21.
- Johansson, M. A., Dominici, F., Glass, G. E. (2009). Local and global Effects of Climate on Dengue Transmission in Puerto Rico. *PLoS Negl Trop Dis*, 3(2):e382. Doi: 10.1371/journal.pntd.0000382.
- Kahane, J. P., & Lemarié-Rieusset, P. G. (1995). *Fourier Series and Wavelets*. Studies in Development of Modern Mathematics. 3. Luxembourg. Gordon and Breach Publishers.
- Karyanti, M., & Hadinegoro, S. R. (2009). Perubahan Epidemiologi Demam Berdarah Dengue di Indonesia. *Sari Pediatri*. 10(6): 424 – 432.
- Lu, L., Lin, H., Tian, L., Yang, W., Sun, J., & Liu, Q. (2009). Time series analysis of dengue fever and weather in Guangzhou, China. *BMC Public Health*, 9:395. Doi: 10.1186/1471-2458-9-395.
- Luz, P. M., Mendes, V. M., Codeço, C. T., Struchiner, C. J., & Galvani, A. P. (2008). Time Series Analysis of Dengue incidence in Rio de Janeiro, Brazil. *Am. J. Trop. Med. Hyg.*, 79(6):933-939.
- Makridakis, S., Wheelright, S. C., & McGee, V. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan. Jilid 1. Edisi Kedua*. Cetakan Keenam. Jakarta. Penerbit Erlangga.
- Mallat, S. (2009). *A Wavelet Tour of Signal Processing. The Sparse Way*. Burlington, MA. Elsevier.
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vinning, G. G. (2012). *Introduction to Linear Regression Analysis*. Fifth edition. Hoboken, New Jersey. John Wiley and Sons.

- Montgomery, D., C., Jennings, C., L., & Kulahci, M. (2008). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. Hoboken, New Jersey. John Wiley and Sons.
- Naish, S., Dale, P., Mackenzie, J. S., McBride, J., Kerrie, M., & Tong, S. (2014). Climate change and dengue: a critical and systematic review of quantitative modelling approaches. *BMC Infectious Diseases*, 14:167. <http://www.biomedcentral.com/147-2334/14/167>.
- Torrence, C., & Compo, G. P. (1998). A Practical Guide to Wavelet Analysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*.79(1).
- Sukowati, S. (2010). Masalah Vektor Demam Berdarah Dengue (DBD) dan Pengendaliannya di Indonesia. *Buletin Jendela Epidemiologi*. Pusat Data dan Surveilans Kementerian Kesehatan RI.
- Tarmana, D. (2013). Potensi Peluang Demam Berdarah Dengue (DBD) Berdasarkan Proyeksi Perubahan Iklim (Study Kasus: DKI Jakarta). *The Indonesian Journal of Infectious Disease*. 1(2). <http://ijid-rspisuliantisaroso.co.id/index.php/ijid/article/view/8>
- Utami, T. W. (2013). Analisis regresi binomial negatif untuk mengatasi overdispersion regresi poisson pada kasus demam berdarah dengue. *Statistika*. 1(2).
- Widodo, E., & Ariani, P., M. (2018). Analisis Faktor Penyebab DBD di Jawa Tengah Menggunakan Regresi Binomial Negatif. *Jurnal Kesehatan Vokasional*, Vol. 3, No. 1 – Mei.
- Zubaidah, T., Ratodi, M., & Marlinae, L. (2016). Pemanfaatan informasi iklim sebagai sinyal peringatan dini kasus DBD di Banjarbaru, Kalimantan Selatan. *Vektora*.8(2): 99 – 106.