BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Ekspor dan Impor

Menurut Susilo (2008) impor bisa diartikan sebagai kegiatan memasukkan barang dari suatu negara ke dalam wilayah pabean negara lain. Pengertian ini memiliki arti bahwa kegiatan impor melibatkan dua negara. Dalam hal ini bisa diwakili oleh kepentingan dua perusahaan antar dua negara tersebut yang berbeda dan pastinya juga peraturan serta bertindak sebagai supplier dan satunya bertindak sebagai negara penerima. Impor adalah kegiatan memasukkan barang ke dalam daerah pabean. Transaksi impor adalah perdagangan dengan cara memasukkan barang dari luar negeri ke dalam daerah pabean Indonesia dengan mematuhi ketentuan peraturan perudang-undangan yang berlaku (Tandjung, 2011).

Impor adalah membeli barang-barang dari luar negeri sesuai dengan ketentuan pemerintah yang dibayar dengan menggunakan valuta asing (Purnamawati dan Fatmawati 2013). Dapat disimpulkan bahwa impor yaitu kegiatan perdagangan internasional dengan cara memasukkan barang ke wilayah pabean Indonesia yang dilakukan oleh perorangan atau perusahaan yang bergerak dibidang ekspor impor dengan mematuhi ketentuan peraturan perundang-undangan yang berlaku yang dikenakan bea masuk.

Impor adalah proses transportasi barang atau komoditas dari suatu negara ke negara lain secara legal, umumnya dalam proses perdagangan. Proses impor umumnya adalah tindakan memasukan barang atau komoditas dari negara lain ke dalam negeri. Impor barang secara besar umumnya membutuhkan campur tangan dari bea cukai di negara pengirim maupun penerima. Impor adalah bagian penting dari perdagangan internasional. Kegiatan impor dilakukan untuk memenuhi kebutuhan rakyat. Produk impor merupakan barang-barang yang tidak dapat dihasilkan atau negara yang sudah dapat dihasilkan, tetapi tidak dapat mencukupi kebutuhan rakyat.

Ekspor adalah pembelian negara lain atas barang buatan perusahaan-perusahaan di dalam negeri. Faktor terpenting yang menentukan ekspor adalah kemampuan dari negara tersebut untuk mengeluarkan barang-barang yang dapat bersaing dalam pasaran luar negeri (Sukirno, 2008). Ekspor akan secara langsung mempengaruhi pendapatan nasional, namun hubungan yang sebaliknya tidak selalu berlaku, yaitu kenaikan pendapatan nasional belum tentu menaikkan ekspor dikarenakan pendapatan nasional dapat mengalami kenaikan sebagai akibat dari kenaikan pengeluaran rumah tangga, investasi perusahaan, pengeluaran pemerintah dan penggantian barang impor dengan barang buatan dalam negeri (Sukirno, 2008). Ekspor neto merupakan selisih antara ekspor total dengan impor total suatu negara. Apabila nilai ekspor neto positif, berarti nilai ekspor lebih besar dari nilai impor dan apabila nilai ekspor neto negatif, berarti nilai ekspor lebih kecil dari nilai impor (Case dan Fair, 2007).

Kegiatan perdagangan internasional yang memberikan rangsangan guna membutuhkan permintaan dalam negeri yang menyebabkan tumbuhnya industri-industri pabrik besar, bersamaan dengan struktur politik yang stabil dan lembaga sosial yang fleksibel. Berdasarkan uraian di atas, terlihat bahwa ekspor mencerminkan aktivitas perdagangan antar bangsa yang dapat memberikan dorongan dalam dinamika pertumbuhan perdagangan internasional, sehingga suatu negara yang sedang berkembang kemungkinan untuk mencapai kemajuan perekonomian setara dengan negara-negara yang lebih maju (Todaro, 2002).

Menurut Pradini dan Rahardjo (2013) menyatakan bahwa ekspor dan impor mengambil peranan penting dalam kestabilan perekonomian suatu negara, karena secara langsung akan mempengaruhi jumlah devisa suatu negara. Ekspor dan impor berhubungan erat dengan kepabeanan dari negara pengirim maupun negara penerima, sehingga ekspor dan impor berguna untuk meningkatkan kerja sama antar negara dalam perdagangan internasional dan membawa pengaruh yang besar bagi perluasan pasar barang dan jasa suatu negara. Ekspor bukan hanya digunakan sebagai komponen pendorong pendapatan nasional saja, akan tetapi instrumen ekspor juga telah digunakan sebagai komponen untuk memperluas kesempatan kerja, peningkatan penerimaan devisa dan pengembangan teknologi.

Menurut Sedyaningrum, dkk (2016) nilai ekspor memiliki pengaruh signifikan terhadap nilai tukar, sedangkan nilai ekspor dan impor juga memiliki pengaruh signifikan terhadap daya beli. Nilai ekspor yang tinggi akan menyebabkan permintaan terhadap mata uang Rupiah naik dan menyebabkan nilai tukar Rupiah menguat, sedangkan jika nilai impor yang tinggi akan menyebabkan permintaan terhadap mata uang negara lain meningkat sehingga mata uang Rupiah melemah. Nilai ekspor yang tinggi akan mengakibatkan tenaga kerja pada suatu negara terserap secara penuh sehingga membuat pengangguran menjadi berkurang. Apabila pengangguran berkurang, maka akan meningkatkan pendapatan perkapita negara tersebut, sehingga daya beli di masyarakat akan meningkat. Namun, impor yang tinggi akan menurunkan produksi didalam negeri. Akibatnya pengangguran meningkat dan pendapatan perkapita menurun, sehingga daya beli masyarakat juga akan menurun.

2.2 Peramalan

Peramalan merupakan salah satu metode statistik yang berperan penting dalam mengambil keputusan. Analisis runtun waktu (*time series*) dan peramalan (*forecasting*) adalah bidang penelitian yang aktif (Zheng dan Zhong, 2012), artinya sampai saat ini masih terus dilakukan penelitian mengenai keakuratan dalam proses peramalan runtun waktu terkait dengan proses pengambilan keputusan. Peramalan adalah proses atau metode dalam meramal suatu peristiwa yang akan terjadi pada masa yang akan datang dengan mendasarkan diri pada variabel-variabel tertentu (Awat, 1999).

Peramalan adalah satu unsur yang sangat penting dalam pengambilan keputusan, sebab efektif atau tidaknya suatu keputusan umumnya tergantung pada beberapa faktor yang tidak dapat dilihat pada waktu keputusan itu diambil (Soejoeti, 1987). *Forecast* adalah peramalan apa yang akan terjadi pada waktu yang akan datang, sedangkan rencana merupakan penentuan apa yang akan dilakukan pada waktu yang akan datang (Subagyo, 1986).

Peramalan berasal dari kata ramalan yang artinya adalah suatu situasi atau kondisi yang diperkirakan akan terjadi pada masa yang akan dating, sedangkan peramalan adalah bentuk kegiatannya. Peramalan adalah memperkirakan keadaan dimasa yang akan datang melalui pengujian keadaan dimasa lalu. Dalam kehidupan sosial segala sesuatu itu serba tidak pasti, sukar diperkirakan secara tepat. Dalam hal ini diperlukan peramalan.

Peramalan yang dibuat selalu diupayakan agar dapat meminimumkan pengaruh ketidakpastian ini terhadap sebuah masalah. Dengan kata lain peramalan bertujuan mendapatkan peramalan yang bisa meminimumkan kesalahan meramal (*forecast error*) yang biasanya diukur dengan *mean square error, mean absolute percentage error*, dan sebagainya (Makridarkis, dkk, 1999).

Pada dasarnya peramalan adalah dugaan atau perkiraan mengenai terjadinya suatu kejadian atau peristiwa di waktu yang akan datang (Supranto,1981). Ramalan adalah peramalan atau perkiraan mengenai sesuatu yang belum terjadi (Subagyo, 1986). Ramalan bisa bersifat kualitatif, artinya tidak berbentuk angka, misalnya minggu depan akan turun hujan dan besok pasar sepi pengunjung. Ramalan juga bisa bersifat kuantitatif, artinya berbentuk angka biasanya dinyatakan dalam bilangan. Peramalan merupakan proses dari hasil ramalan.

2.3 Data Runtun Waktu

Runtun waktu adalah suatu deret observasi yang berurut dalam waktu. Analisis data runtun waktu digunakan untuk melakukan analisis data yang mempertimbangkan pengaruh waktu. Dasar pemikiran runtun waktu adalah pengamatan sekarang (Z_t) tergantung pada satu atau beberapa pengamatan sebelumnya (Z_{t-k}), k=1,2,…,q. Dengan kata lain, model runtun waktu dibuat karena secara statistik ada korelasi (dependen) antar deret pegamatan (Makridarkis *et all*, 1999).

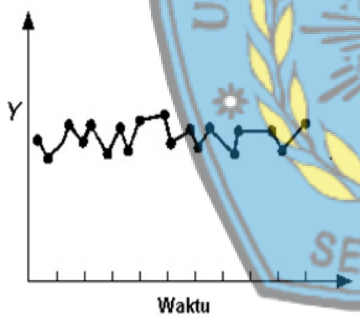
Analisis runtun waktu adalah salah satu prosedur statistika yang diterapkan untuk meramalkan struktur probabilistik keadaan yang akan terjadi di masa yang akan datang dalam rangka pengambilan keputusan. Data runtun waktu merupakan serangkaian data pengamatan yang terjadi berdasarkan indeks waktu secara berurutan dengan interval waktu tetap. Peramalan merupakan teknik untuk memperkirakan suatu nilai pada masa yang akan datang dengan memperhatikan data di masa lalu maupun data masa ini.

Langkah penting dalam memilih suatu metode deret berkala yang tepat adalah dengan mempertimbangkan jenis pola data, sehingga metode yang paling tepat dengan pola tersebut dapat diuji. Pola data dapat dibedakan menjadi empat jenis siklis dan trend.

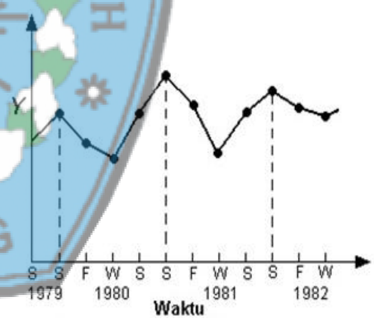
1. Pola Horisontal (H) terjadi bilamana nilai data berfluktuasi disekitar nilai rata-rata konstan. (deret seperti itu "stasioner" terhadap nilai rata-ratanya.) Contohnya ialah suatu produk yang penjualannya tidak meningkat atau menurun selama waktu tertentu termasuk jenis ini. Demikian pula, suatu keadaan pengendalian mutu yang menyangkut pengambilan contoh dari suatu proses produksi berkelanjutan yang secara teoritis tidak mengalami perubahan juga termasuk jenis ini. Gambar 2.1 menunjukkan suatu pola khas dari data horisontal atau stasioner seperti itu.
2. Pola Musiman (S) terjadi bilamana suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman. (misalnya kuartal tahun tertentu, bulanan, atau hari-hari pada minggu tertentu). Contohnya penjualan produk seperti minuman ringan, es

krim, dan bahan bakar pemanas ruang semuanya menunjukkan pola jenis ini. Gambar 2.2 menunjukkan pola yang serupa dengan pola musiman kuartalan.

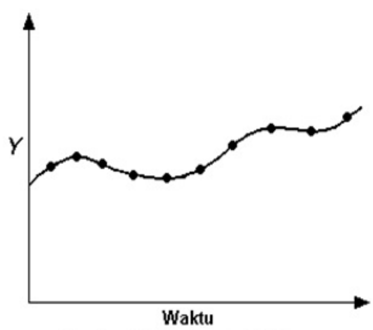
3. Pola Siklis (C) terjadi bilamana datanya dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis. Contohnya ialah penjualan produk seperti mobil, baja, dan peralatan utama lainnya. Gambar 2.3 menunjukkan pola khas dari data siklis.
4. Pola Trend (T) terjadi bilamana terdapat kenaikan atau penurunan sekuler jangka panjang dalam data. Contohnya ialah penjualan banyak perusahaan, produk bruto nasional (GNP) dan berbagai indikator bisnis atau ekonomi lainnya mengikuti pola suatu trend selama perubahannya sepanjang waktu. Gambar 2.4 menunjukkan salah satu pola trend seperti itu.



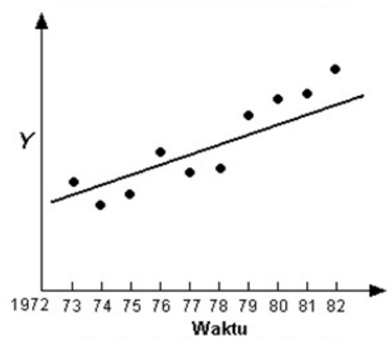
Gambar 2.1 Pola Data Horisontal



Gambar 2.2 Pola Data Musiman



Gambar 2.3 Pola Data Siklis



Gambar 2.4 Pola Data Trend

2.4 Stasioneritas

Menurut Makridakis (1999), stasioneritas berarti tidak terdapat perubahan yang drastis pada data. Fluktuasi data berada disekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut. Stasioneritas dibagi menjadi dua, yaitu:

1. Kestasioneran terhadap rata-rata

   Suatu proses stasioner dalam rata-rata jika $E(Z_t) = \mu_t = \mu$ adalah konstan untuk setiap *t*. Pemeriksaan kestasioneran ini menggunakan uji *unit root* yang bertujuan untuk mengetahui apakah data tersebut mengandung *unit root* atau tidak. Variabel yang datanya mengandung *unit root*, maka data tersebut dikatakan data yang tidak stasioner. Salah satu uji *unit root* yang biasa digunakan adalah *Augmented Dickey Fuller* (ADF-*test*)

2. Kestasioneran terhadap varian

   Suatu proses stasioner pada varinas jika $Var(Z_t) = E(Z_t - \mu)^2 = \sigma^2$ adalah konstan untuk setiap *t*. Salah satu uji yang biasa digunakan adalah *Box-Cox*.

Time series dikatakan stationer apabila tidak ada unsur *trend* dalam data dan tidak ada unsur musiman atau rata-rata dan variansinya tetap. Jika data tidak stationer dalam variansi (variansi tidak konstan dan bergantung waktu) maka salah satu cara untuk menstationerkan adalah dengan melakukan transformasi. Jika proses tidak stationer dalam *mean* maka perlu dilakukan *differencing* (pembedaan). *Differencing* derajat pertama ditulis sebagai berikut: $dYt = Yt - Yt{-}1$ sehingga akan terbentuk n-1 nilai baru.

2.5 Wavelet

2.5.1 Pengertian Wavelet

Wavelet merupakan basis baru yang dapat digunakan untuk merepresentasikan fungsi dengan pertimbangan teknik untuk analisis waktu terhadap frekuensi (Chui, 1992). Menurut Warsito, dkk (2013) menyatakan bahwa wavelet merupakan fungsi basis yang dapat digunakan dalam merepresentasikan data atau fungsi-fungsi yang lain. Beberapa contoh keluarga Wavelet adalah Haar, Daubechies, Symlets, Coiflets, BiorSplines, ReverseBior, Meyer, DMeyer, Gaussian, Mexican hat, Morlet, Complex, Shannon, Frequency B-Spline, Complex, Morlet, dan Riyad. Wavelet mulai berkembang sejak awal abad 20 namun perkembangan secara berarti dicapai pada tahun 80-an. Pada *paper* Frazier dan Jawerth tahun 1985, Wavelet juga popular di sebuah "*French School*" di Perancis yang diketahui oleh J. Morlet, A. Grossmann dan Y. Meyer. Wavelet atau dalam bahasa Prancis disebut *ondelett* yang berarti gelombang kecil, digunakan oleh seorang *geophysicist* sebagai sarana untuk mengolah sinyal *seismic* (Sianipar dan Sri, 2003). Kata "*onde*" yang berati gelombang kemudian diterjemahkan ke bahasa inggris menjadi *wave*, lalu digabung dengan kata aslinya sehingga terbentuk kata baru "*wavelet*".

2.5.2 Fungsi Wavelet

Fungsi wavelet adalah suatu fungsi matematika yang mempunyai sifat-sifat tertentu diantaranya berosilasi di sekitar nol (seperti fungsi sinus dan cosinus) dan terlokalisasi dalam domain waktu, artinya pada saat nilai domain relatif besar, fungsi wavelet berharga nol. Wavelet merupakan fungsi basis yang dapat digunakan dalam merepresentasikan data atau fungsi-fungsi yang lain. Fungsi wavelet mempunyai nilai yang berbeda dari nol dalam interval waktu yang relatif pendek. Dalam hal ini wavelet berbeda dengan fungsi normal, ataupun fungsi gelombang seperti sinusoida, yang semuanya ditentukan dalam suatu domain waktu (-1,1). Wavelet dibedakan menjadi dua jenis, yaitu wavelet ayah (ϕ) dan wavelet ibu (ψ) yang mempunyai sifat:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \phi(x)dx = 1 \text{ dan } \int_{-\infty}^{\infty} \psi(x)dx = 0$$

Dengan dilatasi diadik dan translasi integer, wavelet ayah dan wavelet ibu melahirkan keluarga wavelet yaitu:

$$\emptyset_{j,k}(x) = (p2^{j})^{-\frac{1}{2}}\emptyset(p2^{-j}x - k) \text{ dan } \psi_{j,k}(x) = (p2^{-j})^{\frac{1}{2}}\psi(p2^{-j}x - k)$$

Jenis keluarga wavelet orthogonal diantaranya *Haar*, *Daubechies*, *Coiflets*, *Symlets*, *Discrete Meyer*, dan *Morlet* (Percival dan Walden, 2000). Contoh wavelet yang paling sederhana adalah *wavelet haar* yang memiliki rumus:

$$\psi(\mathrm{x}) = \begin{cases} 1, 0 \le \mathrm{x} < \frac{1}{2} \\ -1, \frac{1}{2} \le \mathrm{x} < 1 \\ 0, \mathrm{x \ yang \ lain} \end{cases} \quad \text{dan} \quad \phi(\mathrm{x}) = \begin{cases} 1 & , \ 0 \le \mathrm{x} < 1 \\ 0 & , \ \mathrm{x \ yang \ lain} \end{cases}$$

2.5.3 Wavelet *Discrete Non-Decimated*

Discrete non-decimated wavelets merupakan dasar untuk mengkonstruksikan proses LSW waktu diskrit. Nason (2006) mengkonstruksikan wavelet diskrit $\psi_j = (\psi_{j,0}, \ldots, \psi_{j,(Nj-1)})$ dengan panjang   untuk skala   dengan menggunakan formula sebagai berikut:

$$\psi_{-1,n} = \sum_k g_{n-2k}\, \delta_{0,k} = g_n \text{ untuk } n = 0, \ldots, N_{-1} - 1$$

dan

$\psi_{(J-1),n} = \sum_k h_{n-2k}\, \psi_{c,k}$ untuk $n = 0, \dots, N_{-1} - 1, N_j = (2^{-j} - 1)(N_h - 1) + +1$

Dengan $\delta_{0,k}$ adalah delta Kronecker dan N_h adalah elemen tak nol dari $\{h_k\}$

2.5.4 Locally Stationary Wavelet

Nason *et, al*. (2000) memperkenalkan *Locally stationary wavelet* (LSW) sebagai salah satu model peramalan yang terinspirasi dari Wavelet Diskret Non-Decimated. Model LSW dapat menangkap sebagian besar informasi dalam data runtun waktu. Fryzlewicz, dkk (2003) mengembangkan sebuah algoritma untuk meramalkan proses LSW dengan prediktor merupakan kombinasi linear dari observasi sebelumnya dengan koefisien prediktor yang diperoleh dengan meminimalkan *mean square prediction error* (MSPE).

Prediktor yang digunakan merupakan kombinasi linear dari observasi sebelumnya dengan koefisien prediktor yang diperoleh dengan meminimalkan Mean Square Prediction Error (MSPE). Oleh karena itu peramalan proses Non-stasioner dapat dilakukan dengan algoritma ini.

Definisi 1 (Natson (2000)) Sebuah proses LSW adalah barisan ganda dari proses stokastik terindeks $\{X_{t,T}\}_{t=0,\dots,T-1}$ yaitu :

$$X_{t,T} = \sum_{j=-J}^{-1} \sum_k \omega_{j,k,T} \psi_{j,k-t} \xi_{j,k}$$

dengan $\xi_{j,k}$ adalah barisan kenaikan ortonormal random dan $\psi_{j,k}$ adalah keluarga discrete non-decimated wavelets untuk $j = -1, -2, \dots, -J(T)$, $k = 0, \dots, T-1$.

Asumsi-asumsi yang harus dipenuhi:

1. $E\ \xi_{j,k} = 0$ *untuk semua* j, k. *Oleh karena itu,* $E\ X_{t,T} = 0$ *untuk semua* t *dan* T
2. $cov(\xi_{j,k}, \xi_{l,m}) = \delta_{jl}\delta_{km}$
3. Amplitudo $\omega_{j,k,T}$ konstan dan untuk setiap $j \leq -1$ terdapat fungsi Lipschitz kontinu $W_j(z)$ untuk $z \in (0,1)$ yang memenuhi $\sum_{j=-\infty}^{-1} W_j^2(z) < \infty$ seragam di $z \in (0,1)$ dengan konstanta Lipschitz L_j yang seragam terbatas di j dan $\sum_{j=-\infty}^{-1} 2^{-j} L_j < \infty$. Selain itu, terdapat barisan konstanta C_j yang memenuh*i* $\sum_j C_j < \infty$ sehingga untuk setiap $sup_{k=0,\ldots,T-1}\left|\omega_{j,k,T} - W_j(k/T)\right| \leq C_j/T$.

Dengan kata lain proses stokastik stasioner X_t, $t \in \mathrm{Z}$ dapat dituliskan sebagai berikut :

$$X_t = \int_{-\pi}^{\pi} A(\delta) exp(i\delta t) d\xi(\delta)$$

dengan $d\xi(\delta)$ adalah proses kenaikan ortonormal (Priestley, 1981). Ide dibalik proses LSW adalah untuk menggantikan bentuk harmonik $\{exp(i\delta t) | \delta \in [-\pi, \pi]\}$ pada persamaan (2) ke dalam bentuk *discrete non-decimated wavelets* $\psi_{j,k}$ dan spektrum $A(\delta)$ berdasarkan waktu yang berbeda-beda $\omega_{j,k,T}$.

Asumsi ketiga memerlukan penghalusan $W_j(z)$ sebagai fungsi waktu *rescaled*, z, mengontrol variasi dari $\omega_{j,k}$ sebagai fungsi dari k, maka dari itu $W_j(z)$ tidak dapat berubah terlalu cepat, sehingga estimasi yang efektif akan diperoleh untuk model. Pada asumsi ini, waktu *rescale* $z = k/T$ digunakan yang menyiratkan bahwa sebagai $T \to \infty$, bukannya semakin banyak data masa depan, informasi lokal yang lebih rinci dari $W_j(z)$ dapat terkumpul.

Dari definisi proses LSW, perhitungan langsung memberikan struktur kovariansi dengan lag τ sebagai $cov\left(X_{t,T}, X_{t+\tau,T}\right) = \sum_j \sum_k \omega_{j,k,T}^2 \psi_{j,k-t} \psi_{j,k-t-\tau}$. *Evolutionary Wavelet Spectrum (EWS)* dari barisan $\{X_{t,T}\}_{t=0,\ldots,T-1}$ untuk barisan infinit T $\geq$ 1 didefinisikan sebagai

$$S_j(z) = W_j^2(z) \text{ untuk } j = -1, -2, \ldots, -J(T), z \in (0,1).$$

Dibawah asumsi 3 dari definisi 1, $S_j(z) = \lim_{T\to\infty} \left|\omega_{j,[zT],T}\right|^2$ *dan* $\sum_{-\infty}^{-1} S_j(z) < \infty$ seragam di $z \in (0,1)$. EWS mengukur kekuatan lokal (variansi) pada waktu tertentu z dan skala j, yang merupakan analog dari spektrum biasa untuk proses stasioner. Di kasus stasioner, EWS adalah independen terhadap waktu, sebagai contoh $S_j = \omega_{j,k,T}^2 = W_j^2$. Autokovarian didefinisikan sebagai berikut. $c_T(z,\tau) = cov\left(X_{[zT],T}, X_{[zT]+\tau,T}\right)$ dan autokovarian lokal dengan EWS $S_j(z)$ adalah $c(z,\tau) = \sum_{j=-\infty}^{-1} S_j(z)\Psi_j(\tau)$, dengan $\Psi_j(\tau) = \sum_{-\infty}^{\infty} \psi_{j,k}, \psi_{j,k-\tau}$ didefinisikan sebagai autokorelasi wavelet. Dari persamaan 3 dapat terlihat bahwa $\|c_T - c\|_{L_\infty} = O(T^{-1})$ (Nason, 2000), yang menyiratkan bahwa autokovarian lokal adalah transformasi autokorelasi wavelet dari EWS. Secara khusus, varian lokal $\sigma^2(z) \coloneqq c(z,0) = \sum_{j=-\infty}^{-1} S_j(z)$ dengan $\Psi_j(0) = 1$ untuk semua nilai dari j.

2.5.5 Peramalan Menggunakan LSW

Fryzlewicz, Bellegem, dan Sachs (2003) mengembangkan algoritma peramalan untuk proses LSW. Dengan mengamati bahwa proses LSW memiliki bentuk linear, pilihan yang sesuai untuk dipertimbangkan adalah prediktor linear untuk meramalkan h langkah ke depan dari $X_{t-1+h,T}$ diberikan observasi $X_{0,T}, X_{1,T}, \ldots, X_{t-1,T}$ adalah

$$\hat{X}_{t-1+h,T} = \sum_{s=0}^{t-1} b_{t-1-s;T}^{(h)} X_{s,T}$$

dengan

$$\mathrm{X_{t,T}} = \sum_{\mathrm{j}=-\mathrm{J}}^{-1} \sum_{\mathrm{k}} \omega_{\mathrm{j,k,T}} \psi_{\mathrm{j,k-t}} \xi_{\mathrm{j,k}}$$

Koefisien $b_{j,T}$, $j = 0, \dots, t-1$ dipilih untuk meminimalkan MSPE yang didefinisikan sebagai $E(\hat{X}_{t-1+h,T} - X_{t-1+h,T})^2$ Artinya, vektor $b_t = (b_{0,T}, \dots, b_{t-1,T})'$ adalah $\boldsymbol{b_t} = \arg min_{b_t'} \left[(b_t', -1) \sum_{t+h-1;T} (b_t', -1)' \right]$ dimana $\sum_{t+h-1;T}$ adalah matriks kovarian dari $X_{0,T}, X_{1,T}, \dots, X_{t-1,T}$ dan $X_{t-1+h,T}$. Dengan langsung mengambil derivatif bentuk kuadrat dalam persamaan 5, kemudian menyamakannya dengan nol untuk mengarah ke sistem persamaan linear untuk memecahkan b_t adalah

$$\sum_{t-1;T} \boldsymbol{b}_t = \boldsymbol{C}_{t-1+h} \triangleq \frac{\boldsymbol{C}_{t-1,h} + \boldsymbol{C}'_{h,t-1}}{2}$$

$\sum_{t-1;T}$ adalah matriks kovarian dari $X_{0,T}, X_{1,T}, \dots, X_{t-1,T}$, $\boldsymbol{C}_{t-1,h}$ adalah vektor kolom dari kovariansi antara $X_{0,T}, X_{1,T}, \dots, X_{t-1,T}$ dan $X_{t-1+h,T}$ dan $\boldsymbol{C}_{h,t-1}$ adalah vektor kolom dari kovariansi antara $X_{t-1+h,T}$ dan $X_{0,T}, X_{1,T}, \dots, X_{t-1,T}$. Kovarian ini dapat diestimasi dengan mengestimasi autokovarian lokal.

Dalam prakteknya, ada dua kesepakatan yang harus dibuat sehubungan dengan algoritma di atas. Pertama, $\sum_{t;T}$ pada persamaan 5 tergantung pada amplitudo $\omega_{j,k;T}$ yang tidak didefinisikan secara khusus karena redundansi dari keluarga wavelet *non decimated*. Berdasarkan pertimbangan teknis, Fryzlewicz, Bellegem, dan Sachs (2003) memperkirakan $(\boldsymbol{b}_t', -1) \sum_{t+h-1;T} (\boldsymbol{b}_t', -1)'$ dengan menggunakan $(\boldsymbol{b}_t', -1)\boldsymbol{B}_{t+h-1;T}(\boldsymbol{b}_t', -1)'$, dengan $\boldsymbol{B}_{t+h-1;T}$ adalah matriks berukuran $(t+1) \times (t+1)$ dengan elemen ke (m, n) adalah

$$\sum_{j=-J}^{-1} S_j \left(\frac{n+m}{2T}\right) \Psi_j(n-m)$$

Dapat diestimasi dengan mengestimasi EWS S_j. Kedua, mengingat sifat non-stasioner dan penghalusan lokal dari proses, dianjurkan bahwa hanya p obeservasi terbaru pada persamaan 4 harus digunakan daripada seluruh barisan, yaitu

$$\widehat{X_{t-1+h,T}^{(p)}} = \sum_{s=0}^{t-1} b_{t-1-s;T} X_{s,T}$$

Parameter p serta g, *bandwidth* kernel yang digunakan untuk menghaluskan estimator tidak konsisten dari autokovarian lokal, dapat dipilih secara otomatis berdasarkan peramalan adaptif. Misalkan jika mengamati barisan sampai $X_{t-1,T}$ dan ingin memprediksi $X_{t-1+h,T}$. Pergerakan pertama, katakanlah, $s+h$ langkah mundur dan mulai memprediksi $X_{t-s,T}$ menggunakan $X_{0,T}, X_{1,T}, \dots, X_{t-h-s,T}$ dengan parameter awal (p_s, g_s). Dengan beberapa kriteria yang telah ditentukan (biasanya kriteria jarak minimal atau prediksi absolut relatif eror) dan parameter ruang (p, g), kita memperoleh pasangan optimal $(p_s *, g_s *)$ dan menggunakannya sebagai nilai awal dalam prediksi berikutnya $X_{t-s+1,T}$, dan seterusnya. Setelah proses ini, pasangan $(p_1 *, g_1 *)$ diperbarui yang akhirnya diperoleh untuk peramalan yang sebenarnya.

Jumlah s dapat dipilih untuk menjadi panjang segmen terbesar pada akhir barisan yang mengandung ketidakjelasan secara visual pada titik-titik yang teramati. Jika memungkinkan, kita dapat menjalankan algoritma beberapa kali menggunakan $(p_1 *, g_1 *)$ sebagai nilai awal pada iterasi berikutnya sampai diperoleh hasil yang cukup baik.

Mengingat sifat dasar data runtun waktu dimana data ke *t+1* tidak bergantung pada semua data dari *t=1* melainkan hanya p observasi terakhir, maka persamaan prediksi dapat dituliskan dengan

$$\hat{X}^{(p)}_{t-1+h,T} = \sum_{s=t-p}^{t-1} \sum_{\mathrm{j}=-\mathrm{J}}^{-1} \sum_{\mathrm{k}} b_{t-1-s;T}\ \omega_{\mathrm{j,k,T}}\ \psi_{\mathrm{j,k-s}}\ \xi_{\mathrm{j,k}}$$

dengan b adalah solusi dari persamaan lokal Yule Walker. Program R merupakan salah satu alat bantu yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan dengan LSW.

2.6 *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

Hal yang paling penting dalam sebuah peramalah adalah kesalahan atau eror dari peramalan pasti akan selalu ada karena sudah menjadi sifat dasar/alamiah dari sebuah analisis. Namun, diharapkan peramalan yang dilakukan dapat memberikan hasil yang cukup baik, yaitu mendapatkan hasil ramalan yang dapat meminimumkan kesalahan peramalan. Kesalahan peramalan atau *forecast error* salah satunya bisa diukur dengan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE dihitung dengan persamaan

$$MAPE = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left|\frac{e_t}{X_t}\right| \text{x}100\%$$

dengan X_t merupakan data aktual untuk periode ke t dan e_t merupakan selisih antara data aktual dan data hasil ramalan pada periode yang sama. Nilai MAPE digunakan untuk menganalisis kinerja proses prediksi seperti yang tertera pada tabel sebagai berikut.

Tabel 2.1 Akurasi Prediksi MAPE

Nilai MAPE	Akurasi Prediksi
MAPE ≤ 10%	Tinggi
10% < MAPE ≤ 20%	Baik
20% < MAPE ≤ 50%	Reasonable
MAPE > 50%	Rendah