

Construcción de un modelo de ingeniería del riesgo financiero para la supervisión bancaria frente a crisis sistémicas

Rafael Caparó*

* Master en Econométrie Bancaire et Financière.



Resumen

El documento desarrolla un modelo que mejora la medida de las correlaciones presentes en escenarios de estrés mediante el uso de cópulas, reordena la propagación de choques e involucra juicios de expertos para mejorar las predicciones mediante un VAR Bayesiano, se muestra que, bajo escenarios de una crisis sistémica, las pérdidas pueden alcanzar porcentajes elevados. Si se considera una tasa de pérdida asociada al incumplimiento de la contraparte del 45% y un umbral de quiebra entre el 4% y 8% sugerido por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, se estima que un choque externo puede generar caídas superiores al 10% en las diferentes variables financieras: la tasa de ahorro, los índices bursátiles, el tipo de cambio, entre otras. Si una contraparte entra en *default* genera un 45% de las pérdidas asociadas (exposición), cada institución absorbe el 45% de sus exposiciones. El modelo construido resulta de aplicabilidad para los organismos reguladores porque permite exponer un mecanismo de propagación a través de un contagio financiero resultante de un choque externo y sometido a pruebas de estrés. Teniendo en cuenta los supuestos mencionados, se encuentra que las variables reales pueden ser afectadas en más del 15%. Aunque estas tasas son extremas y el escenario de estrés poco probable, es necesario considerar estos efectos para la prevención de crisis sistémicas, de tal manera que es aconsejable que las autoridades regulatorias pongan énfasis en el capital regulatorio exigido a las instituciones financieras.

Construcción del modelo BVAR

Primera parte: construcción del VAR inicial

Usaremos el siguiente VAR en su forma reducida:

$$Y_t = X_t A + \varepsilon_t$$

Con un error en su forma vectorial que se distribuye de manera normal con media cero y varianza Sigma:

$$\varepsilon_t \sim N(0, \Sigma)$$

El modelo puede reescribirse utilizando el producto Kronecker:

$$y_t = (I_M \otimes X_t) \alpha + \varepsilon_t$$

Luego de hacer el cambio respectivo de variable podremos tener:

$$y_t = Z_t \alpha + \varepsilon_t$$

Donde se ha considerado que tenemos la forma vectorizada de la matriz A, la cual guarda los parámetros del modelo:

$$\alpha = \text{vec}(A)$$

Por lo tanto, el primer objetivo es obtener los parámetros estimados de:

$$\begin{matrix} \alpha, A \\ y \\ \Sigma \end{matrix}$$

Para ello recurriremos a la estimación por MCO, de tal manera que se puede tener:

$$\hat{\alpha} = (\sum Z_t' Z_t)^{-1} (\sum Z_t' y_t)$$

Considerando que:

$$X = (X_1, \dots, X_T)'$$

Podemos tener:

$$\hat{A} = (X'X)^{-1} (X'Y)$$

De tal manera que podemos obtener la suma de los errores al cuadrado:

$$\hat{S} = (Y - X\hat{A})'(Y - X\hat{A})$$

Por lo tanto, encontramos el último parámetro estimado de la siguiente manera:

$$\hat{E} = \hat{S}/(T - K)$$

Cabe resaltar que hemos obtenido los parámetros estimados por MCO y los hemos denotado así:

$$\hat{\alpha},$$

$$\hat{A}$$

$$\hat{\Sigma}$$

Segunda parte: construcción del BVAR

Como ya sabemos, para la construcción de la parte bayesiana requerimos algún supuesto sobre las funciones a priori utilizadas, en esta parte resumimos algunas de las funciones a priori consideradas durante la investigación:

El a priori de Jeffrey

También conocido como a priori difuso, este tipo de a priori le asigna a cada conjunto de parámetros que debemos estimar, “a” y “Sigma”, las siguientes distribuciones:

$$p(\alpha, \Sigma) \propto |\Sigma|^{-(M+1)/2}$$

Recordar que

$$\alpha = \text{vec}(A) \text{ y } \Sigma$$

Son nuestros parámetros objetivos a estimar.

Luego, se demuestra que la forma funcional de los a posteriori termina siendo la siguiente:

$$\alpha | \Sigma, y \sim N(\hat{\alpha}, \Sigma), \Sigma | y \sim IW(\hat{S}, T - K)$$

El a priori conjugado natural: similar al a priori difuso, se formula una serie de distribuciones iniciales.

$$\alpha|\Sigma, \sim N(\underline{\alpha}, \Sigma \otimes \underline{V})$$

$$\Sigma^{-1} \sim W(\underline{v}, \underline{S}^{-1})$$

Con lo que las funciones a posterioris terminan siendo:

El a posteriori de α :

$$\alpha|\Sigma, y \sim N(\bar{\alpha}, \Sigma \otimes \bar{V})$$

Donde:

$$\bar{V} = (\underline{V}^{-1} + X'X)^{-1}$$

$$\bar{\alpha} = \text{vec}(\bar{A})$$

$$\bar{A} = \bar{V}(\underline{V}^{-1} \underline{A} + X'X\hat{A})$$

Y el posteriori de Sigma es:

$$\Sigma^{-1}|y \sim W(\bar{v}, \bar{S}^{-1})$$

Donde:

$$\bar{v} = T + v$$

Y

$$\bar{S} = S + \underline{S} + \hat{A}' \underline{X}' X \hat{A} + \underline{A}' \underline{V}^{-1} \underline{A} - \bar{A}' (\underline{V}^{-1} + X'X) \bar{A}$$

El a priori de Minnesota:

El a priori de Minnesota asume una matriz de covarianzas diagonal igual a:

$$\underline{V}_{M_n}$$

Sea

$$\underline{V}_i$$

Un bloque de la matriz de covarianzas diagonal (mencionada anteriormente) asociada a los K coeficientes en la ecuación i, así como:

$$\underline{V}_{i,jj}$$

Los elementos de la diagonal. Por lo tanto, una interpretación abreviada de los a priori de Minnesota sería:

$$\underline{V}_{i,jj} = \begin{cases} \frac{\alpha_1}{r^2} & \text{para coeficientes sobre su propio rezago } r \text{ para } r = 1, \dots, p \\ \frac{\alpha_2 \sigma_{ii}}{r^2 \sigma_{jj}} & \text{para coeficientes sobre su propio rezago } r \text{ para variable } j \neq i, \text{ para } r = 1, \dots, p \\ \alpha_3 \sigma_{ii} & \text{para coeficientes sobre las variables exógenas} \end{cases}$$

Como menciona Koop, G. and Korobilis, D. (2010) lo bueno de los a priori de Minnesota es que se pueden tener predicciones a posteriori relacionadas solamente con la función Normal, de tal manera que se pueden tener los siguientes a posterioris:

$$\alpha | y \sim N(\underline{\alpha}_{M_n}, \underline{V}_{M_n})$$

Donde:

$$\bar{V}_{M_n} = \left[\underline{V}_{M_n}^{-1} + (\hat{\Sigma}^{-1} \otimes (X'X)) \right]^{-1}$$

Y

$$\bar{\alpha}_{M_n} = \underline{V}_{M_n} \left[\underline{V}_{M_n}^{-1} \underline{\alpha}_{M_n} + (\hat{\Sigma}^{-1} \otimes X)' y \right]$$

Una de las desventajas de este tipo de a prioris es la consideración de la matriz Sigma como un parámetro conocido, lo que genera de esta manera una estimación bayesiana no completa. Para el estudio utilizaremos los a prioris de Minnesota y los implementaremos en el software MATLAB.

VAR bayesiano utilizado en la implementación del modelo de la investigación: Códigos en MATLAB. Esta parte desarrollo los códigos en MATLAB a fin de poder estimar el modelo BVAR y aportar a la base de la investigación:

Primer código utilizado:

Estimación de la parte VAR. Para estimar este VAR de manera automatizada –de tal manera que se descargue los datos en tiempo real de alguna fuente de datos– se debe tener un conocimiento previo de la creación de base de datos en MATLAB, sobre todo la creación de un archivo .dat

El siguiente código muestra la matriz Yraw o matriz cruda de datos, cruda porque es la matriz de datos que se utiliza para el modelo de ingeniería del riesgo financiero. Para el ejemplo presentado por Korobilis(2010), la matriz Yraw contienen tres variables clave: inflación, desempleo y tasa de interés, datos trimestrales desde 1953 hasta 2006¹.

Para el estudio de ingeniería del riesgo financiero la matriz Yraw tendrá más variables y estarán agrupadas por variables financieras y reales, dentro de las financieras se consideran el tipo de cambio, precio de los principales commodities que exportan las empresas mineras en Perú, curvas de rendimiento para valorizar instrumentos financieros así como indicadores de rentabilidad (activos, pasivos, ROE, ROA, etc.) de las principales empresas del sector financiero, variables reales como el desempleo, el PBI, entre otras. De esta manera la matriz Yraw es fundamental para construir los inputs del modelo.

El siguiente código es un complemento al proceso de estimación de los parámetros requeridos por el modelo y ha sido tomado de la investigación de Korobilis (2010); se ha adaptado para conseguir las funciones aposterioris las FIRs y los cálculos del Valor en Riesgo (VaR), algunas partes importantes del código se detallan a continuación:

```
% Bayesian estimation, prediction and impulse response analysis in VAR
% models. Dependent on your choice of forecasting, the VAR model is:
% Iterated forecasts:
%   Y(t) = A0 + Y(t-1) x A1 + ... + Y(t-p) x Ap + e(t)
% so that in this case there are p lags of Y (from 1 to p).
% Direct h-step ahead forecasts:
%   Y(t+h) = A0 + Y(t) x A1 + ... + Y(t-p+1) x Ap + e(t+h)
% so that in this case there are also p lags of Y (from 0 to p-1).
% In any of the two cases, the model is written as:
%       Y(t) = X(t) x A + e(t)
% where e(t) ~ N(0,SIGMA), and A summarizes all parameters. Note that we
% also use the vector a which is defined as a=vec(A).
%-----PRELIMINARIES-----
% Define specification of the VAR model
constant = 1;           % 1: if you desire intercepts, 0: otherwise
p = 2;                 % Number of lags on dependent variables
forecasting = 1;       % 1: Compute h-step ahead predictions, 0: no prediction
forecast_method = 0;   % 0: Direct forecasts
                       % 1: Iterated forecasts
h = 4;                 % Number of forecast periods
```

¹ Ejemplo de data: Quarterly US data on inflation, unemployment and interest rate, % 1953:Q1 - 2006:Q3

En la siguiente parte se puede cambiar el tipo de función a priori a utilizar, para esta parte elegiremos el prior de Minnesota:

```
% Set prior for BVAR model:
prior = 2; % prior = 1--> Noninformative Prior
          % prior = 2--> Minnesota Prior
          % prior = 3--> Natural conjugate Prior
```

El siguiente código ha sido hecho para manejar de manera correcta la data:

```
%-----DATA HANDLING-----
% Get initial dimensions of dependent variable
[Traw M] = size(Yraw);

% The model specification is different when implementing direct forecasts,
% compared to the specification when computing iterated forecasts.
if forecasting==1
    if h<=0
        error('You have set forecasting, but the forecast horizon choice is wrong')
    end

    % Now create VAR specification according to forecast method
    if forecast_method==0 % Direct forecasts
        Y1 = Yraw(h+1:end,:);
        Y2 = Yraw(2:end-h,:);
        Traw = Traw - h - 1;
    elseif forecast_method==1 % Iterated forecasts
        Y1 = Yraw;
        Y2 = Yraw;
    else
        error('Wrong choice of forecast_method')
    end
else
    Y1 = Yraw;
    Y2 = Yraw;
end
```

Con este código generemos los “p” rezagos, para esta aplicación hemos considerado dos rezagos (se multiplica entonces la cantidad de variables por utilizar)²:

```
% Generate lagged Y matrix. This will be part of the X matrix
Ylag = mlag2(Y2,p); % Y is [T x M]. ylag is [T x (Mp)]
```

²Recordar que esto afecta los grados de libertad.

Se define la matriz X de variables explicativas; recuerden que se pierden tantas observaciones como rezagos incluyamos.

```
% Now define matrix X which has all the R.H.S. variables (constant, lags of
% the dependent variable and exogenous regressors/dummies)
if constant
    X1 = [ones(Traw-p,1) Ylag(p+1:Traw,:)];
else
    X1 = Ylag(p+1:Traw,:); %#ok<UNRCH>
end
```

```
% Get size of final matrix X
[Traw3 K] = size(X1);

% Create the block diagonal matrix Z
Z1 = kron(eye(M),X1);
```

```
% Form Y matrix accordingly
% Delete first "LAGS" rows to match the dimensions of X matrix
Y1 = Y1(p+1:Traw,:); % This is the final Y matrix used for the VAR

% Traw was the dimesnion of the initial data. T is the number of actual
% time series observations of Y and X
T = Traw - p;
```

```
%===== FORECASTING SET-UP:
% Now keep also the last "h" or 1 observations to evaluate (pseudo-)forecasts
if forecasting==1
    if forecast_method==0 % Direct forecasts, we only need to keep the
        Y = Y1(1:end-1,:); % last observation
        X = X1(1:end-1,:);
        Z = kron(eye(M),X);
        T = T - 1;
    else % Iterated forecasts, we keep the last h observations
        Y = Y1(1:end-h,:);
        X = X1(1:end-h,:);
        Z = kron(eye(M),X);
        T = T - h;
    end
else
    Y = Y1;
    X = X1;
    Z = Z1;
end
```

A priors de Minnessota en MATLAB

Construcción de los a prioris:

```
%-----PRIORS-----
% First get Ordinary Least Squares (OLS) estimators
A_OLS = inv(X'*X)*(X'*Y); % This is the matrix of regression coefficients
a_OLS = A_OLS(:); % This is the vector of coefficients, i.e. it holds
% that a_OLS = vec(A_OLS)
SSE = (Y-X*A_OLS)'*(Y-X*A_OLS);
SIGMA_OLS = SSE./(T-K);

%-----Prior hyperparameters for bvar model
% Define hyperparameters
if prior == 1 % Noninformtive
    % I guess there is nothing to specify in this case!
    % Posteriors depend on OLS quantities
elseif prior == 2 % Minnesota
    A_prior = 0*ones(K,M); % K = Columnas del al matriz X1
    a_prior = A_prior(:);

    % Hyperparameters on the Minnesota variance of alpha
    a_bar_1 = 0.5;
    a_bar_2 = 0.5;
    a_bar_3 = 10^2;

    % Now get residual variances of univariate p-lag autoregressions. Here
    % we just run the AR(p) model on each equation, ignoring the constant
    % and exogenous variables (if they have been specified for the original
    % VAR model)
    sigma_sq = zeros(M,1); % vector to store residual variances
    for i = 1:M
        % Create lags of dependent variable in i-th equation
        Ylag_i = mlag2(Yraw(:,i),p);
        Ylag_i = Ylag_i(p+1:Traw,:);
        % Dependent variable in i-th equation
        Y_i = Yraw(p+1:Traw,i);
        % OLS estimates of i-th equation
        alpha_i = inv(Ylag_i'*Ylag_i)*(Ylag_i'*Y_i);
        sigma_sq(i,1) = (1./(T-p+1))*(Y_i - Ylag_i*alpha_i)'*(Y_i - Ylag_i*alpha_i);
    end

    % Now define prior hyperparameters.
    % Create an array of dimensions K x M, which will contain the K diagonal
    % elements of the covariance matrix, in each of the M equations.
    V_i = zeros(K,M);
```

```

% index in each equation which are the own lags
ind = zeros(M,p);
for i=1:M
    ind(i,:) = constant+i:M:K;
end
for i = 1:M % for each i-th equation
    for j = 1:K % for each j-th RHS variable
        if constant==1
            if j==1
                V_i(j,i) = a_bar_3*sigma_sq(i,1); % variance on constant
            elseif find(j==ind(i,:))>0
                V_i(j,i) = a_bar_1./(ceil((j-1)/M)^2); % variance on own lags
            else
                for kj=1:M
                    if find(j==ind(kj,:))>0
                        ll = kj;
                    end
                end
                V_i(j,i) = (a_bar_2*sigma_sq(i,1))./((ceil((j-1)/M)^2)*sigma_sq(ll,1));
            end
        else
            if find(j==ind(i,:))>0
                V_i(j,i) = a_bar_1./(ceil((j-1)/M)^2); % variance on own lags
            else
                for kj=1:M
                    if find(j==ind(kj,:))>0
                        ll = kj;
                    end
                end
                V_i(j,i) = (a_bar_2*sigma_sq(i,1))./((ceil((j-1)/M)^2)*sigma_sq(ll,1));
            end
        end
    end
end
end

% Now V is a diagonal matrix with diagonal elements the V_i
V_prior = diag(V_i(:)); % this is the prior variance of the vector a

% SIGMA is equal to the OLS quantity
SIGMA = SIGMA_OLS;

elseif prior == 3 % Normal-Wishart (nat conj)
    % Hyperparameters on a ~ N(a_prior, SIGMA x V_prior)
    A_prior = 0*ones(K,M);
    a_prior = A_prior(:);

```

```
V_prior = 10*eye(K);
% Hyperparameters on inv(SIGMA) ~ W(v_prior,inv(S_prior))
v_prior = M; S_prior = eye(M);
inv_S_prior = inv(S_prior);
end
```

A posterioris

```
%===== POSTERIORIS =====
%=====
%----- Posterior hyperparameters of ALPHA and SIGMA with Diffuse Prior
if prior == 1
    % Posterior of alpha | Data ~ Multi-T(kron(SSE,inv(X'X)),alpha_OLS,T-K)
    V_post = inv(X'*X);
    a_post = a_OLS;
    A_post = reshape(a_post,K,M);

    % posterior of SIGMA | Data ~ inv-Wishart(SSE,T-K)
    S_post = SSE;
    v_post = T-K;

    % Now get the mean and variance of the Multi-t marginal posterior of alpha
    alpha_mean = a_post;
    alpha_var = (1/(v_post- M- 1))*kron(S_post,V_post);

%----- Posterior hyperparameters of ALPHA and SIGMA with Minnesota Prior
elseif prior == 2
    % *****Get all the required quantities for the posteriors
    V_post = inv( inv(V_prior) + kron(inv(SIGMA),X'*X) );
    a_post = V_post * ( inv(V_prior)*a_prior + kron(inv(SIGMA),X'*X)*a_OLS );
    A_post = reshape(a_post,K,M);

    % In this case, the mean is a_post and the variance is V_post
    alpha_mean=a_post;

%----- Posterior hyperparameters of ALPHA and SIGMA with Normal-Wishart Prior
elseif prior == 3
    % *****Get all the required quantities for the posteriors
    % For alpha
    V_post = inv( inv(V_prior) + X'*X );
    A_post = V_post * ( inv(V_prior)*A_prior + X'*X*A_OLS );
    a_post = A_post(:);

    % For SIGMA
    S_post = SSE+S_prior+A_OLS'*X'*X*A_OLS+A_prior'*inv(V_prior)*A_prior-A_post'*(
    inv(V_prior)+X'*X)*A_post;
    v_post = T + v_prior;

    % Now get the mean and variance of the Multi-t marginal posterior of alpha
```

```
alpha_mean = a_post;  
alpha_var = (1/(v_post- M- 1))*kron(S_post,V_post);  
end
```

Inferencia predictiva

```
%===== PREDICTIVE INFERENCE =====  
%=====  
= X_tplus1 = [1 Y(T,:) X(T,2:M*(p-1)+1)];  
% As a point forecast use predictive mean  
Pred_mean = X_tplus1*A_post;  
% Print some results  
disp('The mean of alpha is in the vector alpha_mean')  
disp('Its variance is in the vector alpha_var')  
disp('Point forecast is Pred_mean')  
  
toc;
```

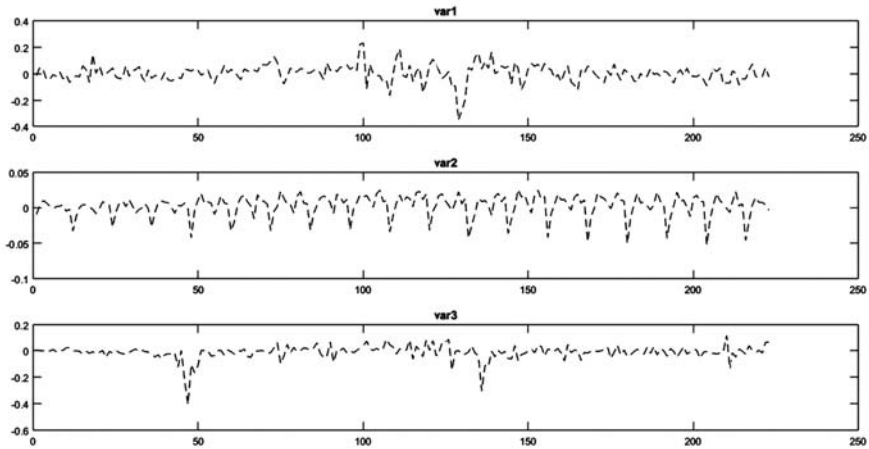
Resultados del modelo

Para esta parte hemos construido una base de datos de aproximadamente 35 variables, las interrelaciones se han desarrollado con el modelo BVAR, y se han estimado las predicciones a posterioris (funciones de distribución) y las Funciones Impulso Respuesta (FIR). Estas últimas nos ayudan a estimar los efectos en periodos futuros de algún cambio en las variables originales y posibles generadoras de crisis. A continuación mostramos el trabajo de extracción de datos:

```
var1=1  
var2=33  
var3=15
```

La elección de var1=1 corresponde a la primer columna de la matriz de 35 variables, la var2=33 corresponde a la elección de la columna 33 de la matriz de 35 columnas, de la misma manera para la var3=3 elige a la tercera columna y la guarda al var3, de la misma manera las otras variables serán guardados en var2 y var1. De esta manera de tratará de combinar de tres en tres las relaciones entre las variables consideradas, financieras y reales.

Gráfico SN1: Series originales en niveles

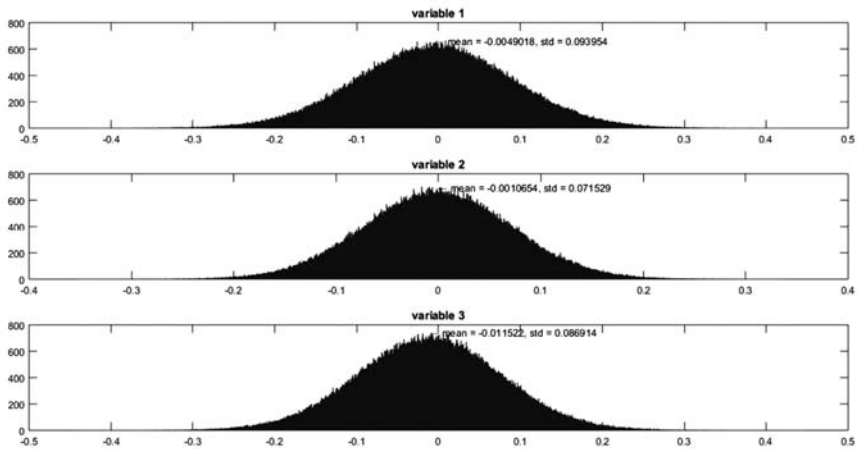


Las variables consideradas: var1 es para el índice del precio del cobre, uno de los principales commodities que exporta el Perú y genera alta recaudación, la var2 corresponde a un índice de empleo y la var3 corresponde en este caso a la tasa de ahorro. A continuación se describe las funciones de distribución a posteriori de los parámetros considerados para el modelo, la estimación bayesiana mejora en términos de precisión la calidad

A manera de detalle se han considerado estas variables para medir el efecto de los precios de los commodities (precio del cobre) un índice de empleo proveniente del BCRP y las tasas de ahorro con el objetivo de vincular una variable que se genera en el mercado internacional (precio del cobre) y que está afecta a las variaciones de la economía mundial, la cual, a su vez, afecta de manera inmediata al sector minero y la toma de decisiones; adicionalmente, se ha considerado el índice de empleo para medir el efecto sobre la economía real y, finalmente, se considera la tasa de ahorro que afecta de manera directa el crecimiento económico, tal como lo señala Solow (1956)³.

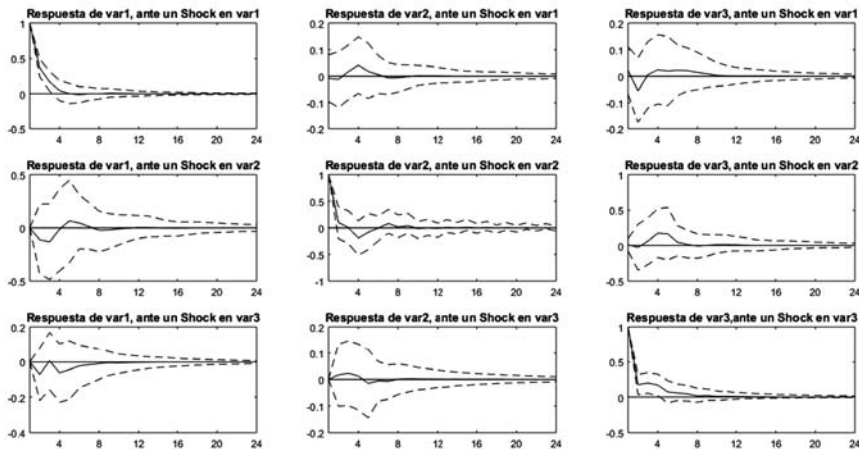
³ Solow publicó su modelo de crecimiento económico en 1956 en el *Quarterly Journal of Economics*.

Gráfico FD1: Función de densidad a posteriori



Según el gráfico FD1, observamos que la tasa de crecimiento del precio del cobre tiene una media a posteriori igual a 0.49%, el índice de empleo converge a una media a posteriori de 0.1% al igual que la tasa⁴ de los ahorros de pasivos y activos, estas tres en valores negativos, con volatilidades de 9%,7% y 8%, respectivamente.

Gráfico FIR1: Funciones de impulso respuesta



Las FIR muestran que ante un choque positivo en el precio de los commodities el empleo aumenta hasta alcanzar su máximo nivel en el mes 4 para luego converger

⁴ Las variables en niveles se convirtieron en tasas de crecimiento a excepción de las tasas de interés.

lentamente a su nivel inicial. En cuanto a la tasa de ahorro, esta presenta un ligero decaimiento en los dos primeros meses y luego aumenta ligeramente sobre su nivel inicial para finalmente converger a partir del mes 12.

Una vez estimado el mejor modelo BVAR y ya obtenidos los parámetros finales, se procede a realizar dos pasos subsiguientes, el primero relacionado con la creación del modelo de contagio y el segundo relacionado con el origen de los choques. Comenzaremos con el efecto contagio:

Efecto contagio

Siguiendo a Martínez et al. (2010), se utiliza un modelo de redes para medir y analizar la transmisión de una posible crisis financiera. Como se explicó en los otros informes, una red denotada por la letra R está compuesta por tres elementos: un conjunto de vértices denotado por V , un conjunto de arcos denotado por la letra E y finalmente una función w que guarda los pesos a los arcos. Si agrupamos V y E obtenemos una gráfica denotada por $G(E,V)$ y los pesos están dados por w_{ij} .

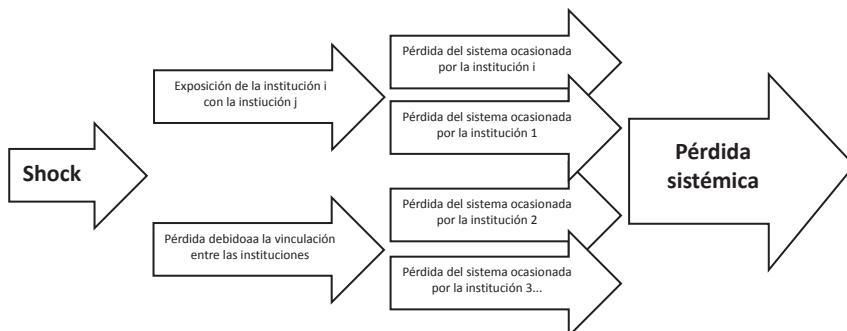
Para analizar el efecto contagio vamos a considerar un grupo en particular de vértices, V , el cual está conformado por un nodo que representará el nodo de choque inicial (lo llamaremos c) y un conjunto de nodos que corresponderán al conjunto de llegada, que serán las variables afectadas inmediatamente después de dado el choque inicial (a este conjunto de nodos lo llamaremos R); finalmente, consideraremos una variable donde se guardarán las pérdidas (la llamaremos s , relacionado a como originalmente lo llamaron los autores mencionados “sumidero”).

Luego de la estimación de los parámetros se utilizó una cópula t-student para simular escenarios de crisis financiera. Las simulaciones fueron para el máximo y se utilizó una distribución marginal para el máximo de cada variable, se utilizó una distribución normal multivariada para el conjunto de variables y una distribución marginal tipo Gumbel para cada variable. Este método fue propuesto por Embrechts et al. en 2003.

Los pesos: la variable w_{ij} define los pesos mencionados anteriormente, los cuales son definidos de manera distinta de acuerdo con la etapa en la que se encuentre el modelo, $w_{ij} = l_{ij}$ será para los arcos de c a r que pertenecen a la red (R); l_{ij} para los arco de r_i a r_j (los cuales también pertenecen a R) y por último el peso l_i para los arcos de r_i a s . Como se puede notar, cada peso está asociado a una pérdida o lost (l):

Por ejemplo: l_{0i} representa la pérdida de la institución i ocasionada por el choque macroeconómico, l_{ij} representa la exposición de la institución i con la institución j e l_i representa la pérdida del sistema ocasionada por la caída de la institución i . Como se puede notar en el gráfico el efecto contagio se produce inicialmente con un choque macroeconómico y luego de ciertas etapas se consolida en una pérdida sistémica:

Gráfico E1: Esquema de propagación del shock



Recálculo del capital regulatorio

Cuando se da el choque macroeconómico se hace una supervisión a las II.FF., se les recalcula el capital regulatorio y se verifica si alguna de ellas ha quebrado, vamos a considerar que la quiebra de un banco cuando su índice de capitalización (*ind_capi*) se encuentra por debajo del 4%. El *ind_capi* se define como el ratio entre el capital neto y los activos sujetos a riesgo. Según Basilea existe un capital regulatorio mínimo (8%). Siguiendo a Graf et al. (2005), y de acuerdo con las reglas de adecuación del capital, propuesto en Basilea, el índice de capitalización se calcula como:

$$ind_capi_i = \frac{CN_i - \theta_{ij}l_{ij}}{ASR_i - \delta\theta_{ij}l_{ij}}$$

El peso que genera la pérdida debido al contagio está cuantificado por θ_{ij} , de esta manera tenemos un porcentaje de pérdida del banco *i* producto de la exposición dado que se dio un incumplimiento de la institución *j*, δ es el otro peso debido a la exposición del banco *i* con otros bancos (medido a través de exposiciones a pérdidas).

El umbral de quiebra. Máxima pérdida que puede soportar una II.FF. manteniendo su nivel de capital en riesgo requerido:

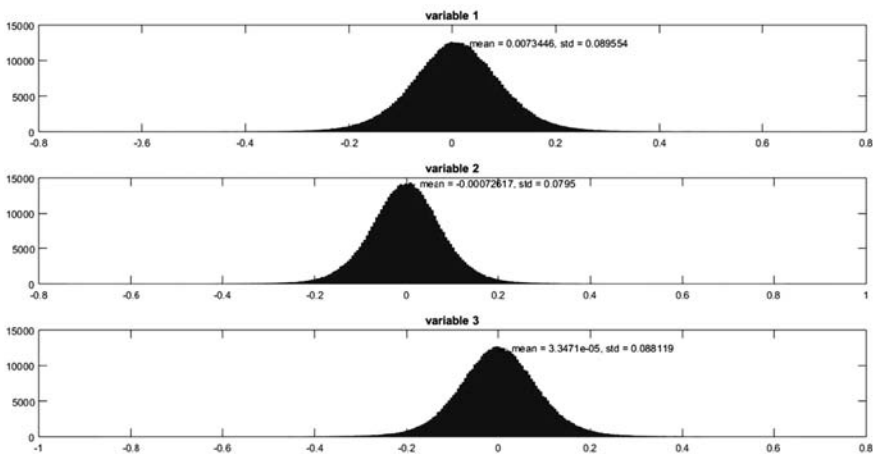
$$u_i = \frac{CN_i - ind_capi_R ASR_i}{\theta(1 - ind_capi_R \delta)}$$

Donde el *ind_capi_R* debe de estar entre 4% y 8% para ser considerado como el capital mínimo requerido, este será nuestro umbral debido a que se esperaría una quiebra.

Probando el modelo

Esta parte corresponde a la generación de choques y la respuesta del sistema frente a ellos, por conveniencia se ha considerado los dos límites que engloban al capital regulatorio propuesto anteriormente, el del umbral de quiebra y el requerido, a saber 4% y 8% respectivamente, adicionalmente se va a considerar que existe una absorción del 45% de la pérdida de un banco con respecto a la exposición con otro banco.

El siguiente gráfico muestra los resultados luego del choque producido, la expansión del efecto(contagio) y el sometimiento a la prueba de estrés, se muestra la distribución a posteriori estimada con el modelo bayesiano y una distribución t de student⁵.



Como se observa en el gráfico anterior, después de los efectos mencionados las distribuciones a posterioris muestran un crecimiento de las colas típico de pérdidas extremas, si bien unas son más asimétricas, este crecimiento en las colas se hace más evidente en la parte negativa de todas las variables, lo que estaría indicando presencia de pérdidas sistémicas, afectando pérdidas relativas al precio del commodity, al índice de empleo y a la tasa de ahorro del 15.32%, 14.34% y 15.85% en escenarios de estrés, respectivamente. Los valores finales obtenidos son equivalentes a las máximas pérdidas asociadas y fueron calculadas al 95% de confianza.

⁵ Gumbell o weibull también pueden considerarse para temas de *stress testing*.

Conclusiones y recomendaciones

Bajo escenarios de crisis sistémica las pérdidas pueden alcanzar un alto porcentaje, considerando una tasa de pérdida asociada al incumplimiento de la contraparte del 45% y un umbral de quiebra entre el 4% y 8% sugerido por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, se estima que un choque externo puede generar caídas superiores al 10% en las diferentes variables financieras. Por ejemplo, se puede dar una caída de más del 10% en la tasa de ahorro, los índices bursátiles, el tipo de cambio entre otras.

No solo las principales variables financieras pueden verse afectadas por el efecto contagio. Considerando los supuestos mencionados, se encuentra que las variables reales pueden ser afectadas en más del 15%, como el caso de los índices de empleo por ejemplo o las tasas de ahorros que a su vez repercuten en el crecimiento de la economía, si bien estas tasas son extremas y el escenario de estrés poco probable es necesario tener en cuenta estos efectos para la prevención de crisis sistémicas, de tal manera que es aconsejable que las autoridades regulatorias pongan énfasis en el capital regulatorio de las instituciones financieras.

Un supuesto clave fue considerar que cada institución absorbe el 45% de sus exposiciones, en términos simples si una contraparte entra en default genera un 45% de las pérdidas asociadas (exposición). El modelo construido resulta de aplicabilidad para los organismos reguladores porque permite exponer un mecanismo de propagación a través de un contagio financiero producto de un choque externo y sometido a pruebas de estrés.

Con el objetivo de mejorar la correlación entre las variables mencionadas, se puede plantear un análisis de diferentes cópulas de tal manera que la relación no se haga lineal sino más bien tender a tener una estructura de dependencia no lineal, como el considerado en las cópulas no gaussianas por ejemplo, de la misma manera si se desea obtener nuevos escenarios de estrés se puede considerar mejorar el ajuste de los valores extremos que distorsionan las colas de las distribuciones (*fat tails*) con una función tipo Gumbel o Weibull en ambos casos es recomendable considerar las mejores funciones que se ajusten a los datos. Esto puede aportar al ajuste de los modelos a los hechos estilizados provenientes de las series financieras como la asimetría y altos valores del coeficiente de kurtosis.

Una recomendación para la mejora en la sobreparametrización de los modelos BVAR y a la reducción de la cantidad de variables que se utilizan en este tipo de modelaje, es considerar la teoría del análisis de componentes principales y su adaptación a los modelos multivariados (FAVAR), de acuerdo a ello se puede simplificar el análisis a grupos más específicos y obtener resultados más fáciles de analizar.

Finalmente, es necesario extender el modelo al análisis no solo del riesgo de crédito (*default*) sino más bien al riesgo de liquidez y al riesgo operacional, de tal manera que podemos tener un alcance del tiempo en el que el choque externo puede llegar a convertirse en crisis sistémica importante para medir el riesgo de liquidez de las

empresas, en el sentido que sus activos menos líquidos puedan servir para cubrir las pérdidas potenciales, para este último fin se recomienda profundizar en los modelos de duración y supervivencia (*duration and survival model*).

El riesgo operacional puede ser extendido inicialmente al enfoque del análisis del microcrédito, donde familias y empresas convergen en una sola unidad de crédito lo que hace difícil encontrar donde se origina el riesgo. Para esta parte es importante un análisis más microeconómico a diferencia del modelo planteado donde se involucran variables macroeconómicas.

Se recomienda la creación de un toolbox (software en MATLAB) que automatice los procesos, que se adapte al Bloomberg y que su interface sea tan simple como las que se ven en el Excel (MS Excel– VBA), para que tenga un uso potencial en el sector de riesgos. Si bien el desarrollo de este tipo de software provee una herramienta tecnológica para los usuarios (generalmente analistas o gerentes de riesgos en bancos o IIFF) depende mucho de una buena programación que demande un alto capital humano⁶.

Referencias bibliográficas

Adrian, T. y Brunnermeier, M. K. (2009). Covar, Technical report, Federal Reserve Bank of New York and Princeton University.

Bouyé, E., Roncalli, T., Durrleman, V., Nikeghbali, A. y Riboulet, G. (2000). Copulas for finance: A reading guide and some applications, Technical report, Financial Econometrics Research Centre y Groupe de Recherche Opérationnelle, Bercy Expo, Immeuble Bercy Sud, 4^é étage, 90 quai de Bercy, 75613 Paris Cedex 12, France.

Casella, G. y George, E. I. (1992). 'Explaining the gibbs sampler', *The American Statistician* 46(3), 167–174.

Chib, S. y Greenberg, E. (1995b). 'Understanding the metropolis-hastings algorithm', *The American Statistician* 49(4), 327–335.

Diebold, F. X., Rudebusch, G. D. y Aruoba, S. B. (2004). The macroeconomy and the yield curve: A dynamix latent factor approach, Technical Report 10616, National Bureau of economic research, 1050 Massachusetts Avenue, Cambridge, MA 02138.

Demarta, S. y McNeil, A. (2004). The t copula and related copulas, Technical Report 11 -17, Federal Institute of Technology, ETH Zentrum, CH-8092 Zurich.

⁶ En caso de la UNI a diferencia de otras universidades es importante reconocer el bagje y formación cuantitativa capaz de tener un software de alto nivel.

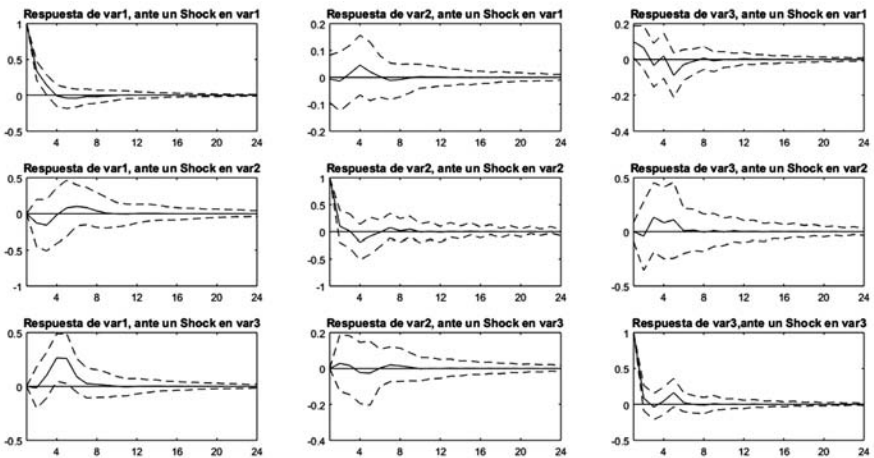
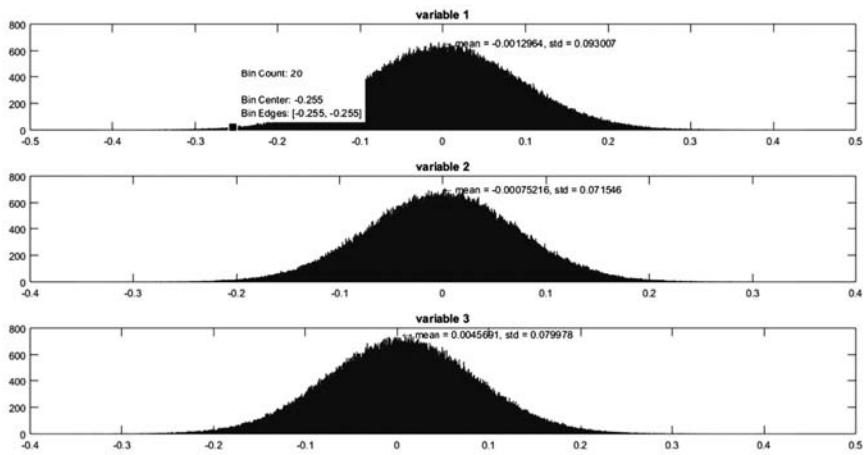
- Embrechts, P., Kluppelberg, C. y Mikosch, T. (2003). *Modelling Extremal Events for Insurance and Finance*, Springer-Verlag.
- Graf, J. P., Guerrero, S. y López-Gallo, F. (2005). *Interbank exposures and contagion: An empirical analysis for the mexican banking sector*, Technical report, Banco de México, Av. 5 de mayo No. 1-Mezzanine, Col. Centro, 06059 México D.F.
- Hamilton, J. D. (1994). *Time Series Analysis*, Princeton University Press.
- Hull, J. (2007). *Risk Management and Financial Institutions*, Pearson Prentice Hall.
- Koop, G. y Korobilis, D. (2010). *Bayesian multivariate time series methods for empirical macroeconomics*, Technical report, University of Strathclyde.
- Korobilis, D. (2011). 'Var forecasting using bayesian variable selection', *ECORE 46*.
- Lehar, A. (2005), 'A risk management approach', *Journal of Financial Economics* 29(10), 2577–2603.
- Lutkepohl, H. (2005). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, Springer.
- Martinez-Jaramillo, S., López, C., Pérez, O., Avila, F. y Lopez-Gallo, F. (2010). *Systemic risk, stress testing and financial contagion: Their interaction and measurement*, Technical report, Banco de México, Av. 5 de mayo No. 1-Mezzanine, Col. Centro, 06059 México D.F.
- Martinez-Jaramillo, S., Pérez, O., Avila, F. y Lopez-Gallo, F. (2010). 'Systemic risk, financial contagion and financial fragility', *Journal of Economic Dynamics and Control* 34, 2358–2374.
- Martínez et al (2010). *Systemic risk, stress testing and financial contagion: Their interaction and measurement*, Technical report, Banco de México.
- McCulloch, J. (1971). 'Measuring the term structure of interest rates', *Econometrica* 44, 19–31.
- Nelsen, R. B. (2006). *An Introduction to Copulas*, Springer Series in Statistics.
- Nelson, C. R. y Siegel, A. F. (1987). 'Parsimonious modeling of yield curves', *The Journal of Business* 60(4), 473–489.
- Svensson, L. (1994). *Estimating and interpreting forward interest rates: Sweden 1992-1994*, Technical Report 4871, National Bureau of economic research, 1050 Massachusetts Avenue, Cambridge, MA 02138.

Anexos

A1: Muestra de otras variables incluidas en el estudio

var1=1
var2=33
var3=3

La codificación de cada variable se muestra en el anexo A2 para mas detalle.



A2: Nombre de las variables estudiadas

	Nombre	Detalle
1	PN01652XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo) - Cobre - LME (€US\$ por libras)
2	PN01653XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo) - Estaño - LME (€US\$ por libras)
3	PN01654XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo) - Oro - LME (US\$ por onzas troy)
4	PN01655XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo) - Plata - H. Harman (US\$ por onzas troy)
5	PN01656XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo) - Plomo - LME (€US\$ por libras)
6	PN01657XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo) - Zinc - LME (€US\$ por libras)
7	PN01662XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo) - Maíz - EEUU (US\$ por toneladas)
8	PN01663XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo) - Arroz - Tailandia (US\$ por toneladas)
9	PN00493MM	Tasas de interés del Banco Central de Reserva - Tasa de Encaje
10	PN06503OM	Tasas de interés del Banco Central de Reserva - CD BCRP - Tasa de interes - Saldo CD BCRP
11	PN07811NM	Tasas de interés activas y pasivas promedio de las empresas bancarias en MN (términos efectivos anuales) - Pasivas - Ahorro
12	PN07816NM	Tasas de interés activas y pasivas promedio de las empresas bancarias en MN (términos efectivos anuales) - Pasivas - TIPMN
13	PN07819NM	Tasas de interés activas y pasivas promedio de las empresas bancarias en MN (términos efectivos anuales) - Tasa Interbancaria Promedio
14	PN07827NM	Tasas de interés activas y pasivas promedio de las empresas bancarias en ME (términos efectivos anuales) - Activas - TAMEX
15	PN07831NM	Tasas de interés activas y pasivas promedio de las empresas bancarias en ME (términos efectivos anuales) - Pasivas - Ahorro
16	PN07836NM	Tasas de interés activas y pasivas promedio de las empresas bancarias en ME (términos efectivos anuales) - Pasivas - TIPMEX
17	PN07839NM	Tasas de interés activas y pasivas promedio de las empresas bancarias en ME (términos efectivos anuales) - Tasa Interbancaria Promedio
18	tasa1	Tasa Legal Efectiva/Laboral MN (%)
19	tasa2	Tasa Legal Efectiva/Laboral ME (%)
20	tasa3	F. A. Tasa Legal Efectiva MN
21	tasa4	F. A. Tasa Legal Efectiva ME
22	tasa5	F. A. Tasa Legal Laboral MN
23	tasa9	TAMN (%)
24	tasa10	TAMEX (%)
25	tasa11	TIPMN (%)
26	tasa12	TIPMEX (%)
27	tasa13	Tasa Legal Efectiva/Laboral MN (%)
28	tasa14	Tasa Legal Efectiva/Laboral ME (%)
29	tasa15	F. A. Tasa Legal Efectiva MN
30	tasa16	F. A. Tasa Legal Efectiva ME
31	tasa17	F. A. Tasa Legal Laboral MN
32	tasa18	F. A. Tasa Legal Laboral ME

Anexo: Total de variables a filtrar

Variables disponibles en el sistema

Tasas de interés internacionales

Nombre	Detalle
PN01129XM	Indicadores de riesgo para países emergentes: EMBIG - Diferencial de Rendimientos del Índice de Bonos de Mercados Emergentes (EMBIG) - Perú
PN01130XM	Indicadores de riesgo para países emergentes: EMBIG - Diferencial de Rendimientos del Índice de Bonos de Mercados Emergentes (EMBIG) - Argentina
PN01131XM	Indicadores de riesgo para países emergentes: EMBIG - Diferencial de Rendimientos del Índice de Bonos de Mercados Emergentes (EMBIG) - Brasil
PN01132XM	Indicadores de riesgo para países emergentes: EMBIG - Diferencial de Rendimientos del Índice de Bonos de Mercados Emergentes (EMBIG) - Chile
PN01133XM	Indicadores de riesgo para países emergentes: EMBIG - Diferencial de Rendimientos del Índice de Bonos de Mercados Emergentes (EMBIG) - Colombia
PN01134XM	Indicadores de riesgo para países emergentes: EMBIG - Diferencial de Rendimientos del Índice de Bonos de Mercados Emergentes (EMBIG) - Ecuador
PN01135XM	Indicadores de riesgo para países emergentes: EMBIG - Diferencial de Rendimientos del Índice de Bonos de Mercados Emergentes (EMBIG) - México
PN01136XM	Indicadores de riesgo para países emergentes: EMBIG - Diferencial de Rendimientos del Índice de Bonos de Mercados Emergentes (EMBIG) - Venezuela
PN01137XM	Indicadores de riesgo para países emergentes: EMBIG - Latin EMBIG Países Latinoamericanos
PN01138XM	Indicadores de riesgo para países emergentes: EMBIG - EMBIG Países Emergentes
PN01139XM	Indicadores de riesgo para países emergentes: EMBIG - Tasa de Interés - Tesoro de EUA 5 años
PN01140XM	Indicadores de riesgo para países emergentes: EMBIG - Tasa de Interés - Tesoro de EUA 10 años
PN01141XM	Indicadores de riesgo para países emergentes: EMBIG - Tasa de Interés - Tesoro de EUA 30 años

Cotizaciones internacionales

Nombre	Detalle
PN01649XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo) - Harina de Pescado - Hamburgo (US\$ por toneladas)
PN01650XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo) -Azúcar - Cont.14 (US\$ por toneladas)
PN01651XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo) - Café - Otr. S. Arab. (US\$ por toneladas)
PN01652XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo) - Cobre - LME (CUS\$ por libras)

PN01653XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo)	- Estaño - LME (CUS\$ por libras)
PN01654XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo)	- Oro - LME (US\$ por onzas troy)
PN01655XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo)	- Plata - H. Harman (US\$ por onzas troy)
PN01656XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo)	- Plomo - LME (CUS\$ por libras)
PN01657XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo)	- Zinc - LME (CUSS por libras)
PN01658XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo)	- Níquel - LME (CUS\$ por libras)
PN01659XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo)	- Petróleo - Residual No.6 (US\$ por barriles)
PN01660XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo)	- Petróleo - WTI (US\$ por barriles)
PN01661XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo)	- Trigo - EEUU (US\$ por toneladas)
PN01662XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo)	- Maíz - EEUU (US\$ por toneladas)
PN01663XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo)	- Arroz - Tailandia (US\$ por toneladas)
PN01664XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo)	- Aceite Soya - EEUU (US\$ por toneladas)
PN01665XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo)	- Fr. Soya - EEUU (US\$ por toneladas)
PN01666XM	Cotizaciones de productos (promedio del periodo)	- Harina Soya - EEUU (US\$ por toneladas)
PN01685PM	Precios de productos sujetos al sistema de franjas de precios (US\$ por toneladas)	- Maíz
PN01686PM	Precios de productos sujetos al sistema de franjas de precios (US\$ por toneladas)	- Arroz
PN01687PM	Precios de productos sujetos al sistema de franjas de precios (US\$ por toneladas)	- Azúcar
PN01688PM	Precios de productos sujetos al sistema de franjas de precios (US\$ por toneladas)	- Leche entera en polvo
PN01689PM	Precios de productos sujetos al sistema de franjas de precios (US\$ por toneladas)	- Precio Techo Maíz
PN01690PM	Precios de productos sujetos al sistema de franjas de precios (US\$ por toneladas)	- Precio Techo - Arroz
PN01691PM	Precios de productos sujetos al sistema de franjas de precios (US\$ por toneladas)	- Precio Techo - Azúcar
PN01692PM	Precios de productos sujetos al sistema de franjas de precios (US\$ por toneladas)	- Precio Techo - Leche Entera en Polvo
PN01693PM	Precios de productos sujetos al sistema de franjas de precios (US\$ por toneladas)	- Precio Piso - Maíz
PN01694PM	Precios de productos sujetos al sistema de franjas de precios (US\$ por toneladas)	- Precio Piso - Arroz
PN01695PM	Precios de productos sujetos al sistema de franjas de precios (US\$ por toneladas)	- Precio Piso - Azúcar
PN01696PM	Precios de productos sujetos al sistema de franjas de precios (US\$ por toneladas)	- Precio Piso - Leche entera en polvo
PN01697PM	Precios de productos sujetos al sistema de franjas de precios (US\$ por toneladas)	- Promedio - Maíz
PN01698PM	Precios de productos sujetos al sistema de franjas de precios (US\$ por toneladas)	- Promedio - Arroz
PN01699PM	Precios de productos sujetos al sistema de franjas de precios (US\$ por toneladas)	- Promedio - Azúcar
PN01700PM	Precios de productos sujetos al sistema de franjas de precios (US\$ por toneladas)	- Promedio - Leche entera en polvo

Construcción de un modelo de ingeniería del riesgo financiero

PBI por sectores

Nombre	Detalle
PN01762AM	Producto bruto interno y demanda interna (índice 2007=100) - Manufactura
PN01766AM	Producto bruto interno y demanda interna (índice 2007=100) - Construcción
PN01767AM	Producto bruto interno y demanda interna (índice 2007=100) - Comercio
PN01770AM	Producto bruto interno y demanda interna (índice 2007=100) - PBI
PN01773AM	Producto bruto interno y demanda interna (índice 2007=100) - PBI desestacionalizado

Mercado de capitales

Nombre	Detalle
PN01112MM	Bonos del sector privado por moneda y plazo - Tasas Interés - Bonos en S/ Nominales
PN01113MM	Bonos del sector privado por moneda y plazo - Tasas Interés - Bonos en S/ Nominales - Hasta 3 años
PN01114MM	Bonos del sector privado por moneda y plazo - Tasas Interés - Bonos en S/ Nominales - De 3 hasta 5 años
PN01115MM	Bonos del sector privado por moneda y plazo - Tasas Interés - Bonos en S/ Nominales - Más de 5 años
PN01116MM	Bonos del sector privado por moneda y plazo - Tasas Interés - Bonos en S/ Indexados al VAC
PN01121MM	Bonos del sector privado por moneda y plazo - Tasas Interés - Bonos ME - Hasta 3 años
PN01142MM	Bolsa de Valores de Lima - Índices Bursátiles - Índice General BVL (base 31/12/91 = 100)
PN01143MM	Bolsa de Valores de Lima - Índices Bursátiles - Índice Selectivo BVL (base 31/12/91 = 100)
PN01144MM	Bolsa de Valores de Lima - Índices Bursátiles - Bancos (base 30/10/98 = 100)
PN01148MM	Bolsa de Valores de Lima - Índices Bursátiles - SP/BVL - Financiera (base 30/10/98 = 100)
PN01149MM	Bolsa de Valores de Lima - Índices Bursátiles - SP/BVL - Industrial (base 30/10/98 = 100)
PN01150MM	Bolsa de Valores de Lima - Índices Bursátiles - SP/BVL - Mining (base 30/10/98 = 100)
PN01152MM	Bolsa de Valores de Lima - Cotización de Títulos Peruanos en Nueva York (US\$) - Minas Buenaventura
PN10221MM	Bolsa de Valores de Lima - Cotización de Títulos Peruanos en Nueva York (US\$) - Cementos Pacasmayo
PN01153MM	Bolsa de Valores de Lima - Cotización de Títulos Peruanos en Nueva York (US\$) - Credicorp Ltd.
PN01154MM	Bolsa de Valores de Lima - Cotización de Títulos Peruanos en Nueva York (US\$) - Southern Perú
PN01155MM	Bolsa de Valores de Lima - Capitalización Bursátil (millones S/)
PN10065MM	Bolsa de Valores de Lima - Capitalización Bursátil (millones US\$)
PN01167MM	Sistema privado de pensiones - Valor del Fondo (millones S/)
PN10066MM	Bonos (millones US\$) - Saldo de Bonos Privados
PN10069MM	Bonos (millones US\$) - Saldo de Bonos Hipotecarios
PN10071MM	Bonos (millones US\$) - Saldo de Bonos de Titulización

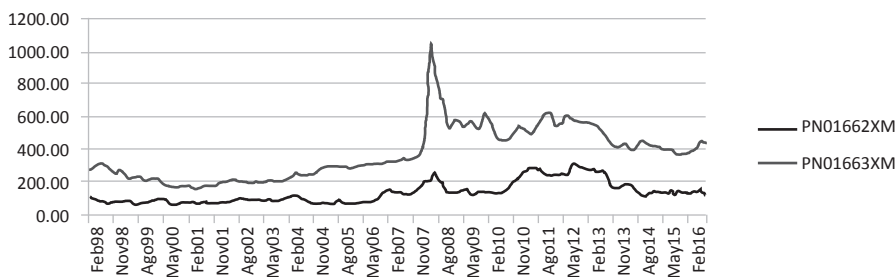
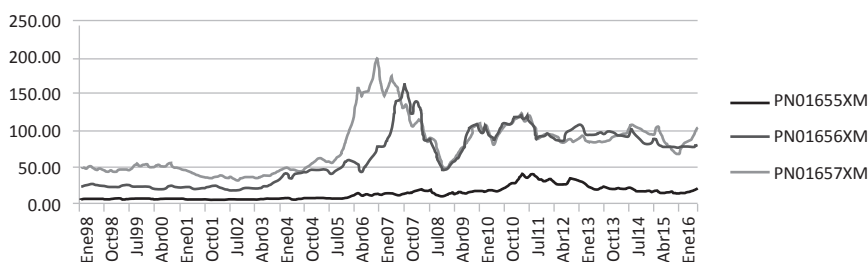
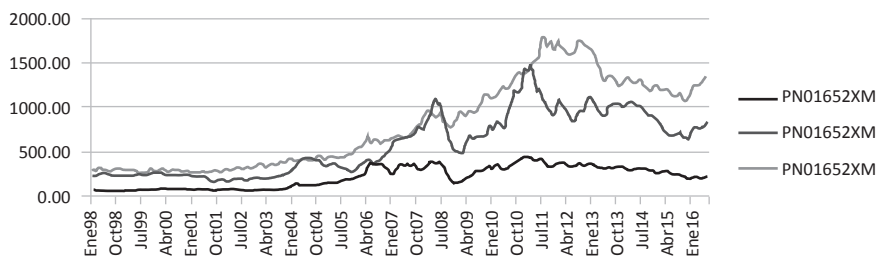
Tasas de intereses BCRP

Nombre	Detalle
PN00493MM	Tasas de interés del Banco Central de Reserva - Tasa de Encaje
PN06503OM	Tasas de interés del Banco Central de Reserva - CD BCRP - Tasa de interés - Saldo CD BCRP
PN07811NM	Tasas de interés activas y pasivas promedio de las empresas bancarias en MN (términos efectivos anuales) - Pasivas - Ahorro
PN07816NM	Tasas de interés activas y pasivas promedio de las empresas bancarias en MN (términos efectivos anuales) - Pasivas - TIPMN
PN07819NM	Tasas de interés activas y pasivas promedio de las empresas bancarias en MN (términos efectivos anuales) - Tasa Interbancaria Promedio
PN07827NM	Tasas de interés activas y pasivas promedio de las empresas bancarias en ME (términos efectivos anuales) - Activas - TAMEX
PN07831NM	Tasas de interés activas y pasivas promedio de las empresas bancarias en ME (términos efectivos anuales) - Pasivas - Ahorro
PN07836NM	Tasas de interés activas y pasivas promedio de las empresas bancarias en ME (términos efectivos anuales) - Pasivas - TIPMEX
PN07839NM	Tasas de interés activas y pasivas promedio de las empresas bancarias en ME (términos efectivos anuales) - Tasa Interbancaria Promedio
tasa1	Tasa Legal Efectiva/Laboral MN (%)
tasa2	Tasa Legal Efectiva/Laboral ME (%)
tasa3	F. A. Tasa Legal Efectiva MN
tasa4	F. A. Tasa Legal Efectiva ME
tasa5	F. A. Tasa Legal Laboral MN
tasa6	F. A. Tasa Legal Laboral ME
tasa7	Tasa del SF créd microemp MN (%)
tasa8	Tasa del SF créd microemp ME (%)
tasa9	TAMN (%)
tasa10	TAMEX (%)
tasa11	TIPMN (%)
tasa12	TIPMEX (%)
tasa13	Tasa Legal Efectiva/Laboral MN (%)
tasa14	Tasa Legal Efectiva/Laboral ME (%)
tasa15	F. A. Tasa Legal Efectiva MN
tasa16	F. A. Tasa Legal Efectiva ME
tasa17	F. A. Tasa Legal Laboral MN
tasa18	F. A. Tasa Legal Laboral ME
tasa19	Tasa del SF créd microemp MN (%)
tasa20	Tasa del SF créd microemp ME (%)

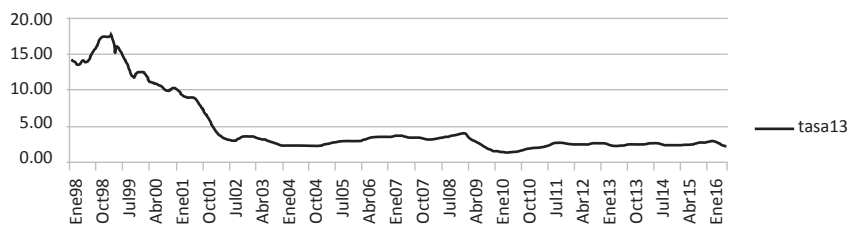
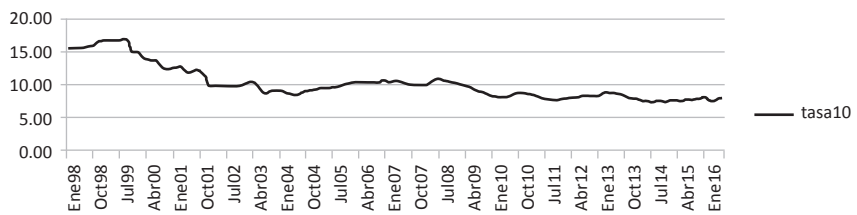
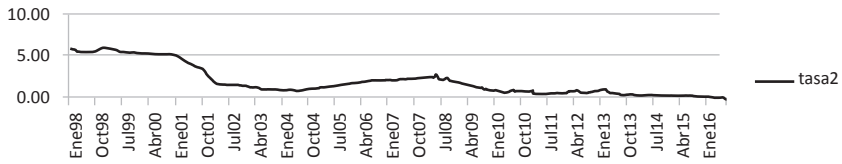
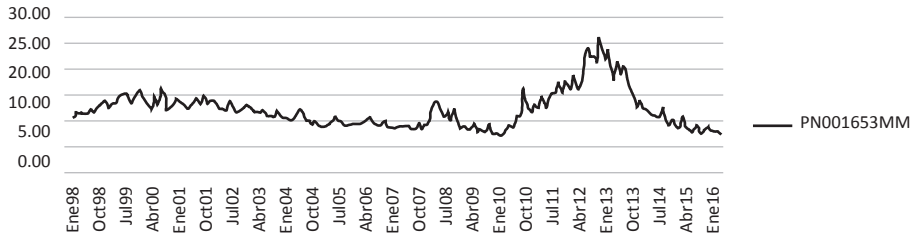
Empleo	
Nombre	Detalle
PN02124PM	Remuneraciones - Remuneración Mínima Vital - Nominal (S/)
PN02125PM	Remuneraciones - Remuneración Mínima Vital - Índice Real (base 1994 = 100)
PN02130PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Total Urbano - 10 y más trabajadores
PN02131PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Total Urbano - 10 a 49 trabajadores
PN02132PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Total Urbano - 50 y más trabajadores
PN02133PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Total Urbano - Industria Manufactura - 10 y más trabajadores
PN02134PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Total Urbano - Industria Manufactura - 10 a 49 trabajadores
PN02135PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Total Urbano - Industria Manufactura - 50 y más trabajadores
PN02136PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Total Urbano - Comercio - 10 y más trabajadores
PN02137PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Total Urbano - Comercio - 10 a 49 trabajadores
PN02138PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Total Urbano - Comercio - 50 y más trabajadores
PN02139PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Total Urbano - Servicios - 10 y más trabajadores
PN02140PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Total Urbano - Servicios - 10 a 49 trabajadores
PN02141PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Total Urbano - Servicios - 50 y más trabajadores
PN02142PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Lima Metropolitana - 100 y más trabajadores
PN02143PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Lima Metropolitana - Industria
PN02144PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Lima Metropolitana - Comercio
PN02145PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Lima Metropolitana - Servicios
PN02146PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Huelgas
PN02147PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Huelgas - Minería
PN02148PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Huelgas - Industria
PN02149PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Huelgas - Construcción
PN02150PM	Índices de empleo (índice octubre 2010 = 100) - Huelgas - Otros
PN02151PM	Índices de empleo urbano de principales ciudades en empresas de 10 y más trabajadores (índice octubre 2010 = 100) - Perú Urbano
PN02152PM	Índices de empleo urbano de principales ciudades en empresas de 10 y más trabajadores (índice octubre 2010 = 100) - Lima Metropolitana
PN02153PM	Índices de empleo urbano de principales ciudades en empresas de 10 y más trabajadores (índice octubre 2010 = 100) - Resto Urbano
PN02155PM	Índices de empleo urbano de principales ciudades en empresas de 10 y más trabajadores (índice octubre 2010 = 100) - Resto Urbano - Arequipa
PN02160PM	Índices de empleo urbano de principales ciudades en empresas de 10 y más trabajadores (índice octubre 2010 = 100) - Resto Urbano - Chiclayo
PN02161PM	Índices de empleo urbano de principales ciudades en empresas de 10 y más trabajadores (índice octubre 2010 = 100) - Resto Urbano - Chimbote
PN02163PM	Índices de empleo urbano de principales ciudades en empresas de 10 y más trabajadores (índice octubre 2010 = 100) - Resto Urbano - Cuzco
PN02165PM	Índices de empleo urbano de principales ciudades en empresas de 10 y más trabajadores (índice octubre 2010 = 100) - Resto Urbano - Huancayo

- PN02168PM** Índices de empleo urbano de principales ciudades en empresas de 10 y más trabajadores (índice octubre 2010 = 100) - Resto Urbano - Ica
- PN02169PM** Índices de empleo urbano de principales ciudades en empresas de 10 y más trabajadores (índice octubre 2010 = 100) - Resto Urbano - Iquitos
- PN02173PM** Índices de empleo urbano de principales ciudades en empresas de 10 y más trabajadores (índice octubre 2010 = 100) - Resto Urbano - Piura
- PN02174PM** Índices de empleo urbano de principales ciudades en empresas de 10 y más trabajadores (índice octubre 2010 = 100) - Resto Urbano - Pucallpa
- PN02176PM** Índices de empleo urbano de principales ciudades en empresas de 10 y más trabajadores (índice octubre 2010 = 100) - Resto Urbano - Puno
- PN02178PM** Índices de empleo urbano de principales ciudades en empresas de 10 y más trabajadores (índice octubre 2010 = 100) - Resto Urbano - Tacna
- PN02180PM** Índices de empleo urbano de principales ciudades en empresas de 10 y más trabajadores (índice octubre 2010 = 100) - Resto Urbano - Tarapoto
- PN02181PM** Índices de empleo urbano de principales ciudades en empresas de 10 y más trabajadores (índice octubre 2010 = 100) - Resto Urbano - Trujillo

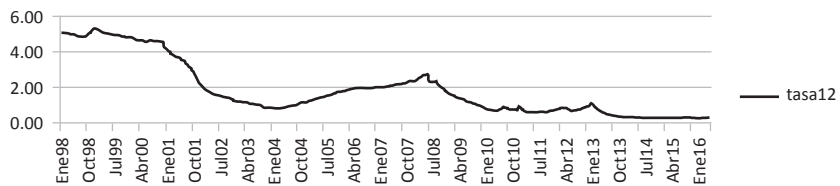
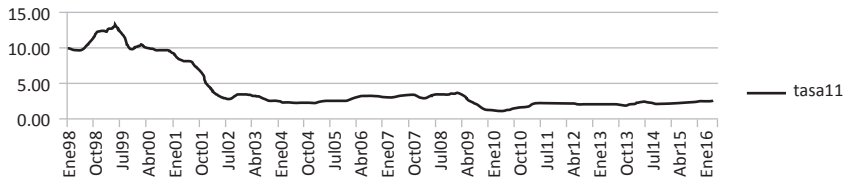
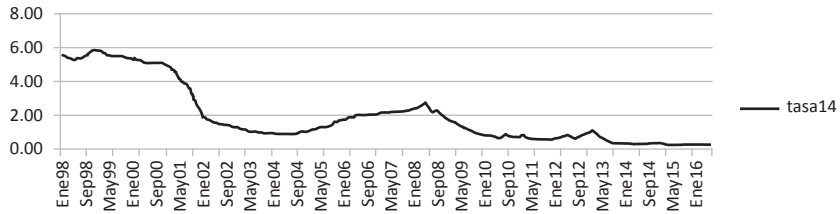
A3: Evolución de los datos considerados



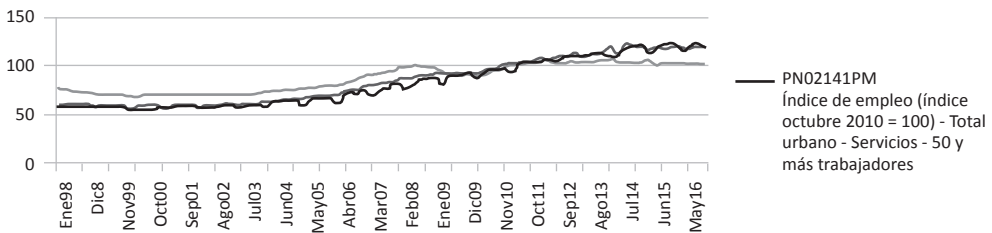
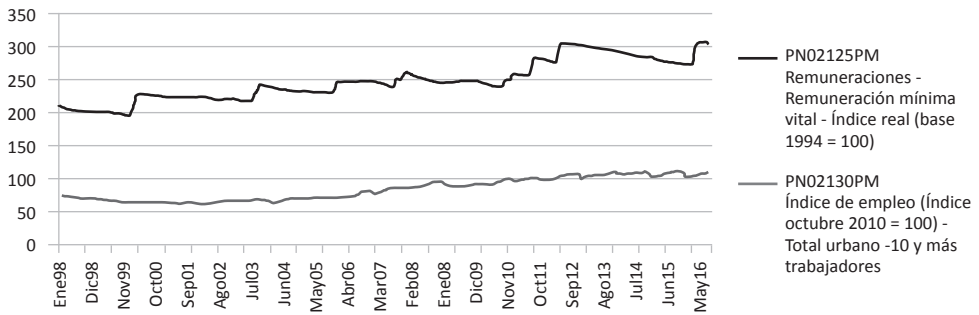
Construcción de un modelo de ingeniería del riesgo financiero



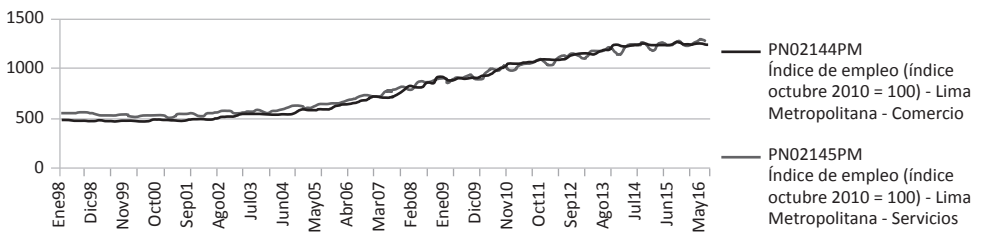
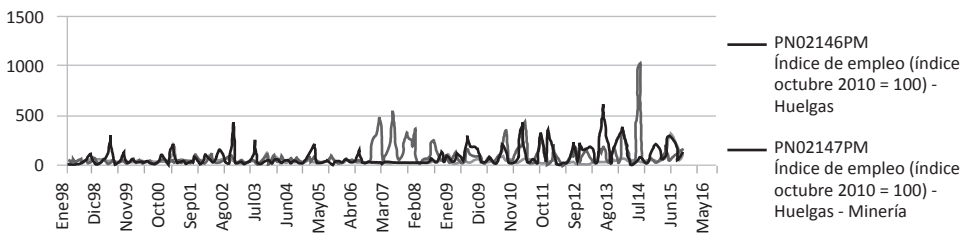
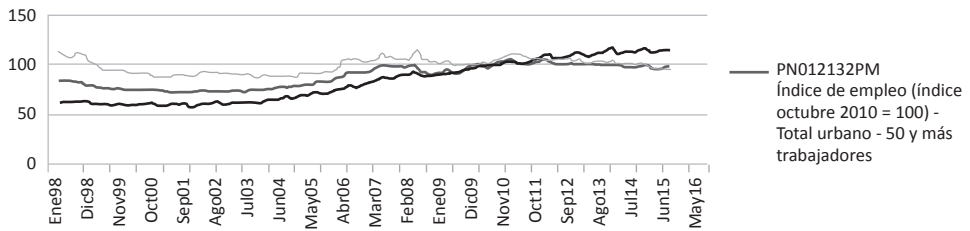
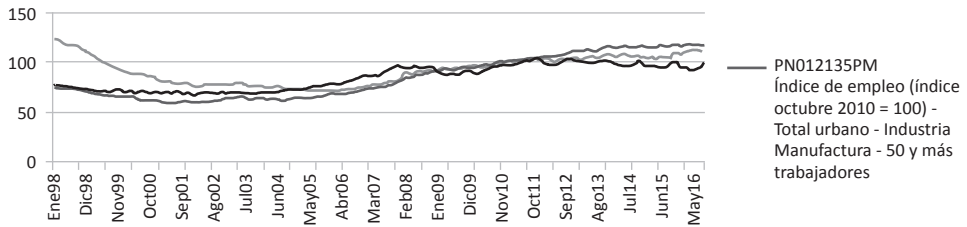
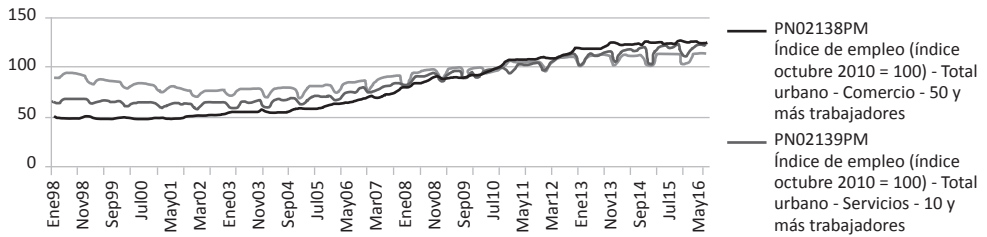
Rafael Caparó

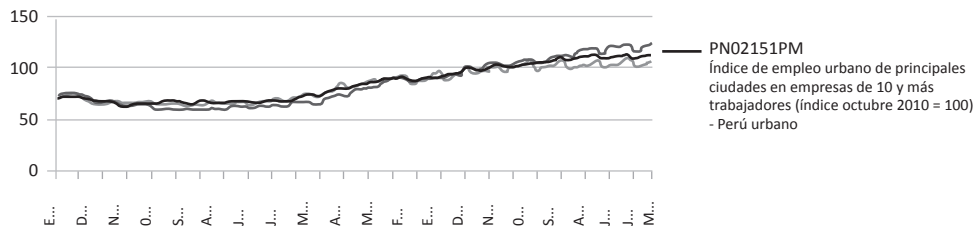
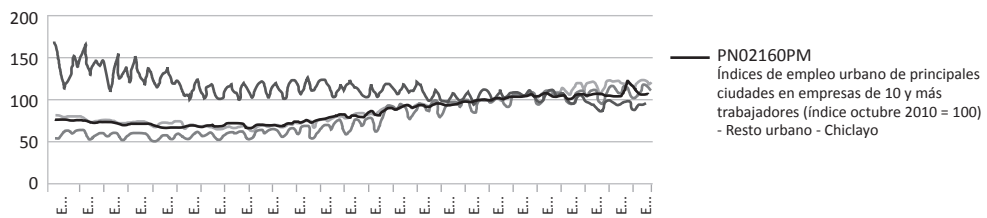
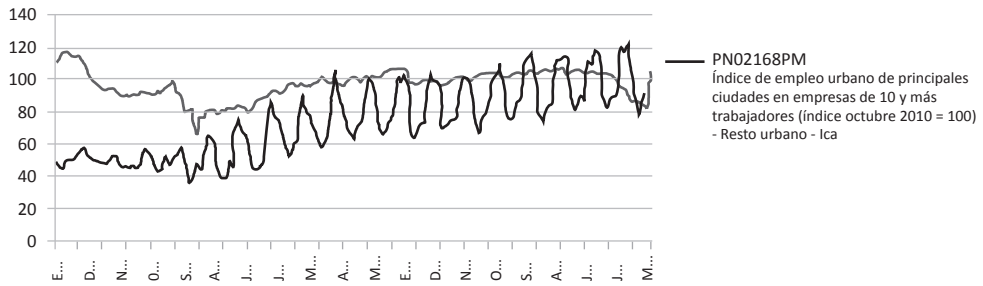
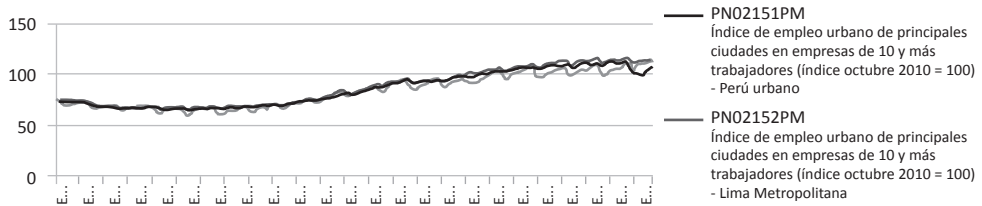
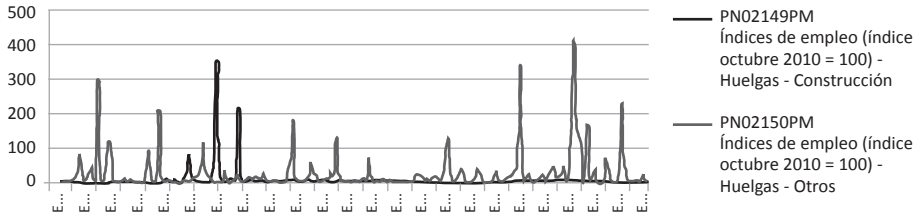


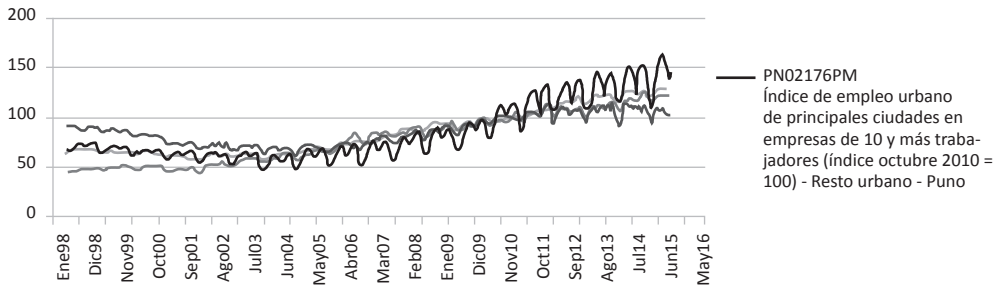
Variables reales:



Construcción de un modelo de ingeniería del riesgo financiero

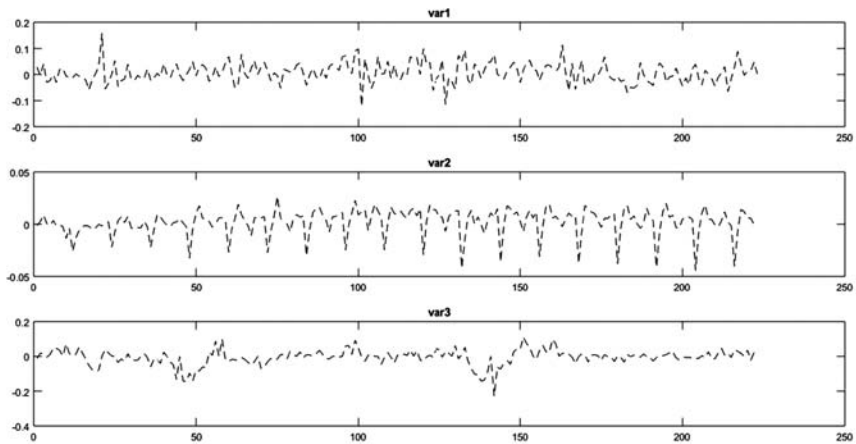






A5: Series en niveles. Funciones de distribución y FIRs

var1=3	3	Cotizaciones de productos (promedio del periodo) - Oro - LME (US\$ por onzas troy)
var2=35	35	Índices de empleo urbano de principales ciudades en empresas de 10 y más trabajadores (índice octubre 2010 = 100) - Lima Metropolitana
var3=12	12	Tasas de interés activas y pasivas promedio de las empresas bancarias en MN (términos efectivos anuales) - Pasivas - TIPMN



A5: FIRs y funciones de distribución a posterioris

