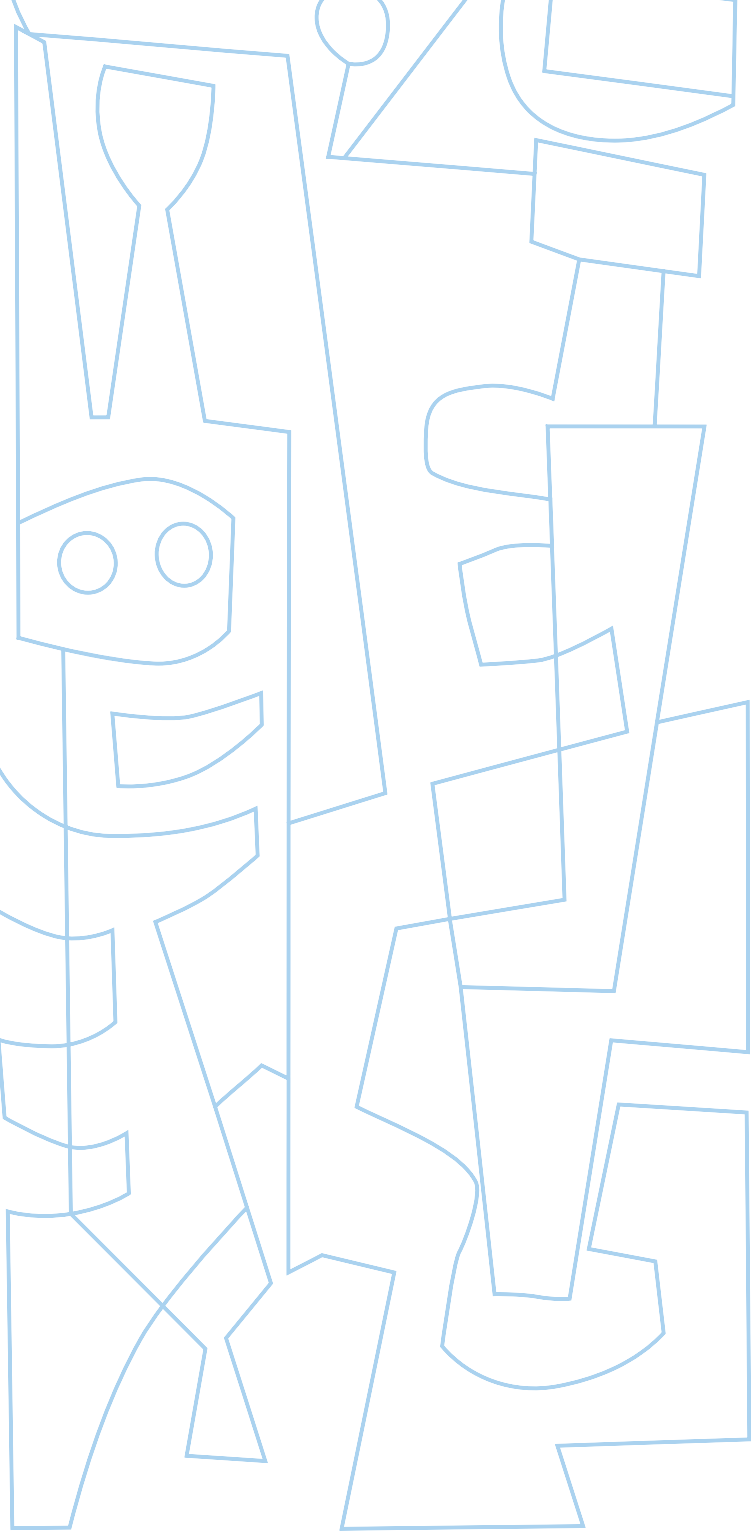


Banca Central

No. 86

julio - diciembre 2023
año XXXII - Guatemala, CA





Banco de Guatemala

7a. avenida 22-01 zona 1, Guatemala, CA

Código postal: 01001

Teléfono: PBX (502) 2429 6000 / 2485 6000 /
2390 6000

Fax: (502) 2429 6086 / 2485 6041

Web: www.banguat.gob.gt

Banca Central

No. 86
(julio-diciembre 2023)

CONSEJO EDITORIAL

Director

Johny Rubelcy Gramajo Marroquín

Consejeros

Jorge Vinicio Cáceres Dávila

Leonel Moreno Mérida

Herberth Solórzano Somoza

Juan Carlos Castañeda Fuentes

Coordinación

Guillermo Aníbal Carranza

Producción

Alejandra María Segura García

Diagramación

María Paulina Tercero González

Servicios secretariales

Ligia Hernández

Edición

Juan Francisco Sagüí Argueta

Olga María Gallegos Rodríguez

Impresión

Taller Nacional de Grabados en Acero

Banca Central es una publicación semestral, divulgativa del pensamiento institucional del Banco de Guatemala. Debido a que es una revista de amplio criterio, también está abierta a ideas no necesariamente coincidentes con las del Banco.

Los colaboradores de la revista son entera y exclusivamente responsables por sus opiniones y, por consiguiente, estas no reflejan la posición oficial del Banco, a menos que ello se haga constar expresamente.

Es libre la reproducción de los artículos, gráficas y cifras que figuren en la revista, siempre y cuando se mencione la fuente.

Toda correspondencia deberá dirigirse a: Revista Banca Central, Banco de Guatemala, 7ª. avenida 22-01, zona 1. Código Postal No. 01001.

ÍNDICE

Presentación 3

XXXIV Certamen Permanente de Investigación
"Doctor Manuel Noriega Morales"

Tercer Lugar

Cyclical Fluctuations and Synchronization of Economic Activity across Central America and Caribbean Economies 5

Fernando J. Pérez Forero

Mención Honorífica

Inflation Uncertainty and Inflation Targeting in Guatemala, an econometric approach 23

Mariano José Gutiérrez Morales

Mención Honorífica

Midiendo el crecimiento económico subnacional desde el espacio exterior 41

Walter Orlando Figueroa Chávez

Secciones permanentes

Junta Monetaria 62

Autoridades y Funcionarios Superiores
del Banco de Guatemala 63

Red de Bibliotecas del
Banco de Guatemala 66



PRESENTACIÓN

La revista Banca Central, julio-diciembre 2023, ofrece a estudiantes, académicos e investigadores de las ciencias económicas, los trabajos premiados en el XXXIV Certamen Permanente de Investigación “Doctor Manuel Noriega Morales”, que convoca anualmente el Banco de Guatemala. Para esta edición 2022-2023, el Jurado Calificador declaró desierto los primeros dos lugares, mientras que el tercer lugar fue obtenido por la investigación “Cyclical Fluctuations and Synchronization of Economic Activity across Central America and Caribbean Economies”, de **Fernando José Pérez Forero**, de Perú.

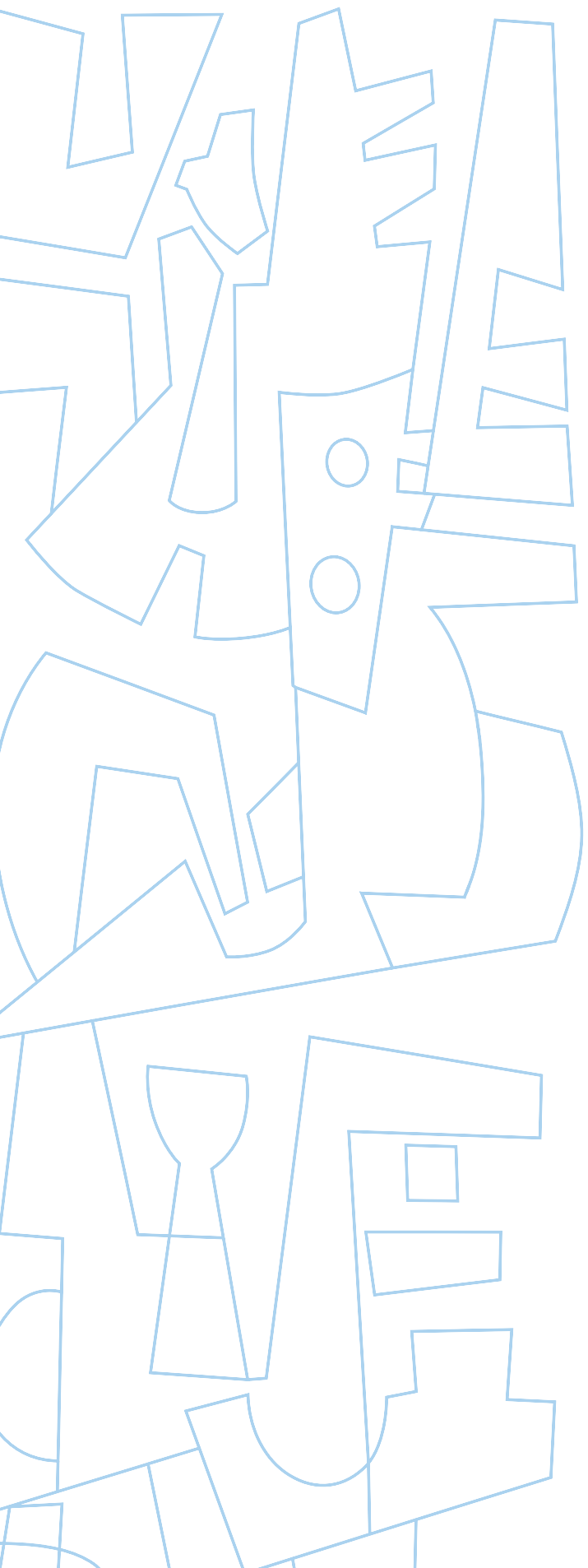
En esta investigación se comparan los ciclos económicos de las economías de Costa Rica, República Dominicana, El Salvador, Guatemala y Honduras, en el período comprendido entre el primer trimestre de 2011 y el tercer trimestre de 2022, utilizando un Modelo de Vectores Autorregresivos de panel, con base en Canova y Ciccarelli (2009), estimado por medio de métodos bayesianos, el cual toma en cuenta la interdependencia dinámica y la variación de los parámetros a través del tiempo. Asimismo, el autor presenta indicadores de la economía real regionales y por país. Pérez encuentra componentes regionales y específicos, es decir: existe evidencia de sincronización en los ciclos económicos reales, aún cuando hay componentes idiosincráticos relevantes en cada economía.

El trabajo “Inflation Uncertainty and Inflation Targeting in Guatemala, an econometric approach”, fue premiado con mención honorífica, en donde su autor, **Mariano José Gutiérrez Morales**, analiza la relación entre la inflación y la implementación del Régimen de Metas Explícitas de Inflación en Guatemala en 2005. Para este propósito, el investigador analizó el nivel promedio de inflación e incertidumbre y después construyó modelos para estudiar la evolución de la persistencia e incertidumbre en el período de 1993 a 2021. Gutiérrez modela la persistencia inflacionaria en un marco autorregresivo con el fin de analizar la persistencia acumulada en períodos de un año. Además, aproxima la incertidumbre inflacionaria usando la volatilidad condicional estimada a partir de tres modelos de Heteroscedasticidad Condicional Autorregresiva Generalizada (GARCH, por sus siglas en inglés).

Por otro lado, el autor encuentra que el período de Metas de Inflación (2005-2021) ha mostrado niveles promedio de inflación, persistencia e incertidumbre, menores que en el período anterior a la implementación del mencionado esquema (1993-2004), dando evidencia positiva a favor del correcto desempeño del Régimen de Metas Explícitas de Inflación adoptado en 2005 por el Banco de Guatemala.

La otra mención honorífica corresponde a la investigación “Midiendo el crecimiento económico subnacional desde el espacio exterior. Comprendiendo el impacto de la Covid-19 y la dinámica en la nueva normalidad”, de **Walter Orlando Figueroa Chávez**, quien comienza afirmando que los tradicionales métodos de recolección de información -como los levantamientos cartográficos, las encuestas de hogar y registros administrativos-, han sido complementados actualmente por el conjunto de tecnologías que recogen datos masivos de nuevas fuentes, como los generados por usuarios de internet o aquellos recopilados desde el espacio exterior.

El autor añade que en virtud de ello, el espacio exterior ofrece una nueva perspectiva para la construcción de aplicaciones sociales de monitoreo de tránsito automotor en tiempo real, monitoreo de migración animal, monitoreo y predicción de cambios climáticos, incluso amplía la posibilidad de mejora en la investigación económica, al permitir información masiva con menor rezago, con mayor grado de detalle y con menos costos. Figueroa plantea que su trabajo tiene como primer objetivo determinar la elasticidad de la intensidad de la luz nocturna-PIB, y segundo, estimar mediante esta elasticidad, el crecimiento económico a nivel subnacional en Guatemala (en el ámbito departamental o municipal), lo cual resulta de utilidad al no contar actualmente con estimaciones en áreas pequeñas del crecimiento económico.



Cyclical Fluctuations and Synchronization of Economic Activity across Central America and Caribbean Economies ¹

*Fernando J. Pérez Forero*²

Abstract

This paper compares the business cycles across five Central American and Caribbean economies (Costa Rica, Dominican Republic, El Salvador, Guatemala and Honduras) for the period 2001Q1–2022Q3. We estimate a Panel Vector Autoregressive Models through Bayesian Methods, where the model takes into account dynamic inter-dependencies and time-varying parameters (**Canova and Ciccarelli, 2009**). We present regional and country-specific indicators of real economic activity, as well as other interesting components. We find a significant common regional component, as well as significant country specific indicators, meaning that there exists some synchronization across business cycles (especially during Global Crisis episodes), but at the same time there is some heterogeneity across these economies, meaning that the idiosyncratic component is also relevant for explaining economic fluctuations.

JEL Classification: C11, C33, E32, F42

Key words: Panel Vector Autoregressions, Economic Activity, Synchronization, Bayesian Methods

¹ The views expressed are those of the author and do not necessarily reflect those of the Central Bank of Peru. All remaining errors are mine.

² Deputy Manager of Monetary Policy Design, Central Reserve Bank of Peru (BCRP), Jr. Santa Rosa 441, Lima 1, Perú; Email address: fernando.perez@bcrp.gob.pe

1 | Introduction

Central America and the Caribbean Economies are a particular region with interesting features, such as commodity prices dependence and the spillover effects of advanced economies such as the US and the Euro Area, since there exist many trade relationships and linkages. Although the mentioned factors can lead us to think that there exists a principal component associated with synchronization, there exist still some degree heterogeneity across these economies, and in this paper we disentangle these two components efficiently.

Thus, in this paper we estimate a Multi-Country VAR through Bayesian Methods, where the model takes into account dynamic interdependencies and time-varying parameters (Canova and Ciccarelli, 2009)³, since we want to exploit the interaction among Latin American countries and also take into account the institutional changes present in the sample of analysis. Having said that, it is important to remark that the sample span covers two crisis episodes (2008 and 2020). We employ a Panel VAR approach in the spirit of Canova and Ciccarelli (2009)⁴. The latter methodology allows us to capture cross-country lagged interdependencies and incorporate common, country-specific and variable-specific indicators summarizing spillover effects across countries and variables. In addition, we allow for time variation in order to capture structural changes in the region and in individual countries. We study the cases of Costa Rica, Dominican Republic, El Salvador, Guatemala and Honduras. Previous studies about economic growth in this region can be found in Beteta and Moreno Brid (2014), and also some studies related with other Latin American countries and emerging economies using this setup can be found in Pérez Forero (2016) and Pérez Forero and Serván (2016).

We present regional and country-specific indicators of real economic activity, where we find a significant common regional component, as well as significant country specific indicators, meaning that there exists some synchronization across business cycles, but at the same time there is some heterogeneity across these economies. We also find some heterogeneity before the international financial crisis of 2008 and a more significant co-movement after that date. A similar event occurs in the decade before Covid-19 pandemic (2011–2019), with a remarkable synchronization in 2020.

The document is organized as follows: **section 2** describes the econometric model, **section 3** describes the estimation procedure, **section 4** discusses the main results, and **section 5** concludes.

³ See also Canova and Ciccarelli (2013).

⁴ See also Canova and Ciccarelli (2013).

2 The Multi-Country Panel VAR model

We specify a Multi-Country model with lagged inter-dependencies and time varying parameters as in **Canova and Ciccarelli (2009)**. We abstract from the possible presence of Stochastic Volatility, since the current setup is already computationally demanding.⁵

2.1 The setup

The dynamic model employed in this paper has the following form:

$$y_{it} = D_{it}(L)Y_{t-1} + F_{it}(L)Z_t + c_{it} + e_{it} \quad (1)$$

where $i = 1, \dots, N$ refers to countries and $t = 1, \dots, T$ refers to time periods. In addition, y_{it} is a $M \times 1$ vector of endogenous variables for each country i and $Y_t = (y'_{1t}, y'_{2t}, \dots, y'_{Nt})'$.

We define the polynomials

$$D_{it}(L) = D_{it,1} + D_{it,2}L + \dots + D_{it,p}L^{p-1}$$

$$F_{it}(L) = F_{it,0} + F_{it,1}L + \dots + F_{it,q}L^q$$

where $D_{it,j}$ are $M \times NM$ matrices for each lag $j = 1, \dots, p$. Moreover, Z_t is a $M_2 \times 1$ vector of exogenous variables common to all countries and $F_{it,j}$ are $M \times M_2$ matrices for each lag $j = 0, \dots, q$, c_{it} is a $M \times 1$ vector of intercepts and e_{it} is a $M \times 1$ vector of random disturbances.

Notice that cross-unit lagged inter-dependencies are allowed whenever the $NM \times NM$ matrix $D_t(L) = [D_{1t}(L), D_{2t}(L), \dots, D_{Nt}(L)]'$ is not block diagonal. Notice also that coefficients in (1) are allowed to vary over time and that dynamic relationships are unit-specific. All these features add realism to the econometric model. However, this comes at the cost of having an extremely large number of parameters to estimate (we have $k = NMp + M_2(1+q)+1$ parameters per equation). For that reason, we specify a more parsimonious representation of the latter model in order to proceed to the estimation.

Equation (1) can be rewritten in a compact form as

$$Y_t = W_t \delta_t + E_t, \quad E_t \sim N(0, \Omega) \quad (2)$$

⁵ This section closely follows Canova et al. (2007), Canova and Ciccarelli (2012) and Canova et al. (2012), as well as ? and ?.

where $W_t = I_{NM} \otimes X'_t$; $X'_t = (Y'_{t-1}, Y'_{t-2}, \dots, Y'_{t-p}, Z'_t, Z'_{t-1}, \dots, Z'_{t-q}, 1)$; $\delta_t = (\delta'_{1,t}, \delta'_{2,t}, \dots, \delta'_{N,t})'$ and δ_{it} are $Mk \times 1$ vectors containing, stacked, the M rows of matrix D_{it} and F_{it} , while Y_t and E_t are $NM \times 1$ vectors. Notice that since δ_t varies with cross-sectional units in different time periods, it is impossible to estimate it using classical methods. Even in the case of constant coefficients, the amount of degrees of freedom needed to conduct proper inference is tremendously large. For that reason, **Canova and Ciccarelli (2009)** suggest to reduce the dimensionality of this problem as follows:

$$\delta_t = \Xi_1 \theta_{1t} + \Xi_2 \theta_{2t} + \Xi_3 \theta_{3t} + \Xi_4 \theta_{4t} + u_t \quad (3)$$

where $\Xi_1, \Xi_2, \Xi_3, \Xi_4$ are matrices of dimensions $NMk \times 1, NMk \times N, NMk \times M, NMk \times 1$ respectively. θ_{1t} captures movements in coefficients that are common across countries and variables; θ_{2t} captures movements in coefficients which are common across countries; θ_{3t} captures movements in coefficients which are common across variables; θ_{4t} captures movements in coefficients which are common across exogenous variables. Finally, u_t captures all the unmodeled features of the coefficient vector⁶.

The factorization (3) significantly reduces the number of parameters to be estimated. In other words, it transforms an over-parametrized panel VAR into a parsimonious SUR model, where the regressors are averages of certain right-hand side variables. In fact, substituting (3) in (2) we have

$$Y_t = \sum_{i=1}^4 W_{it} \theta_{it} + v_t$$

where $W_{it} = W_t \Xi_i$ capture respectively, common, country-specific, variable-specific and exogenous-specific information present in the data, and $v_t = E_t + W_t u_t$.

To complete the model, we specify $\theta_t = [\theta'_{1t}, \theta'_{2t}, \theta'_{3t}, \theta'_{4t}]'$ so that we have the law of motion:

$$\theta_t = \theta_{t-1} + \eta_t, \quad \eta_t \sim N(0, B_t)$$

where B_t is block-diagonal with:

$$B_t = \gamma_1 B_{t-1} + \gamma_2 \bar{B}$$

where γ_1 and γ_2 are scalars and a $\bar{B}$ is block-diagonal matrix.

To summarize, the empirical model has the state-space form:

$$Y_t = (W_t \Xi) \theta_t + v_t \quad (4)$$

$$\theta_t = \theta_{t-1} + \eta_t \quad (5)$$

where $v_t \sim N(0, \sigma_t)$; $\sigma_t = (1 + \sigma^2 X'_t X_t)$ and $\eta_t \sim N(0, B_t)$. To compute the posterior distributions, we need prior densities for the parameters $(\Omega, \sigma^2, \bar{B}, \theta_0)$.

⁶ See details in Canova and Ciccarelli (2009).

2.2 Priors

Following the references we set conjugated priors, i.e. such that the posterior distribution has the same shape as the likelihood function. In particular, given the normality assumption for the shocks, the variance and covariance parameters have an Inverse Gamma distribution⁷ or Inverse-Wishart distribution for the multivariate case. In addition, since we are going to use the Kalman filter and smoother for simulating the posterior distribution of latent factors, it is reasonable to assume the initial point as normally distributed.

$$p(\Omega^{-1}) = Wi(z_1, Q_1)$$

$$p(\sigma^2) = IG\left(\frac{\zeta}{2}, \frac{\zeta s^2}{2}\right)$$

$$p(b_i) = IG\left(\frac{\varpi_0}{2}, \frac{\delta_0}{2}\right), \quad i = 1, \dots, 4$$

$$p(\theta_0) = N(\bar{\theta}_0, \bar{R}_0)$$

where the latter implies a prior for $\theta_t = N(\theta_{t-1|t-1}, R_{t-1|t-1} + B_t)$.

2.3 Posterior Distribution

The posterior distribution of model parameters is the efficient combination of prior information with the observed data. Denote the parameter vector as

$$\psi = (\Omega^{-1}, \{b_i\}_{i=1}^4, \sigma^2, \{\theta_t\}_{t=1}^T) \quad (6)$$

Given the normality assumption of the error term v_t , the likelihood function of the Multi-Country Panel VAR model (4) is equal to

$$L(Y^T | \psi) \propto \left(\prod_{t=1}^T \sigma_t^{-NM/2} \right) |\Omega|^{-T/2} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (Y_t - W_t \Xi \theta_t) (\sigma_t \Omega)^{-1} (Y_t - W_t \Xi \theta_t)' \right] \quad (7)$$

where $Y^T = (Y_1, Y_2, \dots, Y_T)$ denotes the data, and $\sigma_t = (1 + \sigma^2 X_t' X_t)$.

Using the Bayes' rule, we have the posterior distribution

$$p(\psi | Y^T) \propto L(Y^T | \psi) p(\psi) \quad (8)$$

In the next section we will explain how to obtain the optimal estimates of model parameters in a tractable way. So far, we have identified our object of interest, and the next step is to proceed to the estimation.

⁷ See e.g. Zellner (1971) and Koop (2003).

3 | Bayesian Estimation

3.1 A Gibbs Sampling routine

Analytical computation of the posterior distribution (8) is impossible. However, we can factorize $p(\psi|Y^T)$ into different parameter blocks according to (6). The latter allows us to specify the cycle:

1. Simulate $\{\theta_t\}_{t=1}^T$ from $p(\theta_t | Y^T, \psi_{-\theta_t})$ such that

$$\theta_t | Y^T, \psi_{-\theta_t} \sim N(\bar{\theta}_{t|T}, \bar{R}_{t|T}), t \leq T \quad (9)$$

2. Simulate Ω^{-1} from $p(\Omega^{-1} | Y^T, \psi_{-\Omega})$ such that

$$\Omega^{-1} | Y^T, \psi_{-\Omega} \sim Wi\left(z_1 + T, \left[\frac{\sum_t (Y_t - W_t \Xi \theta_t)(Y_t - W_t \Xi \theta_t)'}{\sigma_t} + Q_1^{-1}\right]^{-1}\right) \quad (10)$$

3. Simulate b_i from $p(b_i | Y^T, \psi_{-b_i})$ such that

$$b_i | Y^T, \psi_{-b_i} \sim IG\left(\frac{\varpi^i}{2}, \frac{\sum_t (\theta_t^i - \theta_{t-1}^i)' (\theta_t^i - \theta_{t-1}^i) + \delta_0}{2\xi_t}\right) \quad (11)$$

where $\xi_t = \gamma_1^t + \gamma_2 \frac{1-\gamma_1^t}{1-\gamma_1}$.

4. Simulate σ^2 from $p(\sigma^2 | Y^T, \psi_{-\sigma^2})$ such that

$$\sigma^2 | Y^T, \psi_{-\sigma^2} \propto L(Y^T | \psi) p(\sigma^2) \quad (12)$$

where $\bar{\theta}_{t|T}$ and $\bar{R}_{t|T}$ are the one-period ahead forecasts of θ_t and the variance-covariance matrix of the forecast error, respectively, calculated through the Kalman Smoother, as described in **Chib and Greenberg (1995)**. We also have $\varpi^1 = T + \varpi_0$, $\varpi^2 = TM + \varpi_0$, $\varpi^3 = TN + \varpi_0$, $\varpi^4 = T + \varpi_0$.

The posterior of σ^2 is simulated using a Random-Walk Metropolis-Hastings step, since it is non-standard. That is, at each iteration l we draw a candidate $(\sigma^2)^*$ according to

$$(\sigma^2)^* = \exp \left[\ln (\sigma^2)^{l-1} + c_{\sigma} \varepsilon \right]$$

with $\varepsilon \sim N(0,1)$ and c_σ is a parameter for scaling the variance of the proposal distribution. In particular, this is chosen such that the acceptance rate is between 0.2–0.4. Moreover, the acceptance probability at each draw l is given by:

$$\alpha = \min \left\{ \frac{L((\sigma^2)^*, \psi_{-\sigma^2}^l | Y^T) p((\sigma^2)^* | (\sigma^2)^{l-1})}{L((\sigma^2)^{l-1}, \psi_{-\sigma^2}^l | Y^T) p((\sigma^2)^{l-1} | (\sigma^2)^*)}, 1 \right\}$$

where we take into account the fact that the proposal distribution is not symmetric.

Under regularity conditions, cycling through the conditional distributions (9) – (10) – (11) – (12) will produce draws from the limiting ergodic distribution.

3.2 Estimation setup

We run the presented Gibbs sampler for $K = 150,000$ draws and discard the first 100,000 in order to minimize the effect of initial values. Moreover, in order to reduce the serial correlation across draws, we set a thinning factor of 10, i.e. given the remaining 50,000 draws, we take 1 every 10 and discard the remaining ones. As a result, we have 5,000 draws for conducting inference. Priors are calibrated using a training sample based on the first five years of data. Specific details about the Data Description and how we conduct inference and assess convergence can be found in Appendices A and B respectively. We set the values $\varpi_0 = 10^6$, $\delta_0 = 1$, $z_1 = NM + 5$, $Q_1 = \text{diag}(Q_{11}, \dots, Q_{1N})$ where Q_{1i} is the residual covariance matrix of the time invariant VAR for the i -th country, $\zeta = 1$, $s^2 = \sigma$ where σ is the average of the estimated variances of NM independent $\bar{AR}(p)$ models. Moreover, $\theta_0 = \theta_0$ is the OLS estimation of the time-invariant version of the model and $R_0 = I_{\dim(\theta_t)}$. Given the calibrated value of c_σ , the acceptance rate of the metropolis-step is around 0.38. Finally, we set $\gamma_1 = 0$ and $\gamma_2 = 1$, meaning that η_t has a constant variance.



4 Results

4.1 Data and variables selection

For each country we use year-to-year growth rates of variables in real terms: GDP (Y), Consumer Expenditure (C), Investment (I), Government Expenditure (G), Exports (X) and Imports (M). As in **Canova et al. (2012)** and **Pérez Forero and Serván (2016)**, we also include domestic price indexes in order to control for variation in nominal variables. As exogenous variables, we include the annual growth rate of US and Euro Area GDP, the growth rate of WTI Oil prices and a Commodity Price Index, where we assume that all the commodity exporting and importing economies take the international commodity prices as given. Our main data sources are the International Financial Statistics (IFS) from the International Monetary Fund (IMF) and the Databases of FRED, and domestic Central Banks. The sample of analysis covers the period 2002Q1–2022Q3. Following **Canova et al. (2007)** and subsequent references, data is demeaned and standardized, since this a particular version of a factor model.

4.2 Model Comparison

Our Baseline specification considers one lag for domestic and exogenous variables, i.e. $p = 1$ and $q = 1$. We also include a common component, a country-specific component, a variable-specific component and an exogenous component. The purpose of this section is to compare this Baseline specification with alternative ones. To do so, a good practice in Bayesian Econometrics is to compute the Marginal Likelihood for each model. That is, we need to integrate out the posterior distribution across the parameter space, and see to what extent a given model is a good representation of the data, i.e. the model with a higher marginal likelihood will be the best one. The marginal likelihood for each model M_i is

$$f(Y^T | M_i) = \int L(\psi_j | Y^T, M_i) P(\psi_j | M_i) d\psi_j$$

Given the scales, it is better to compute the log-marginal likelihood $\ln f(Y^T | M_i)$, and this is estimated using a standard harmonic mean estimator. Results are shown in Table 1. In particular, we select the Baseline specification for conducting inference in the next subsection.

Model	Description	$\ln f(Y^T M_i)$
M_1	Baseline Model ($p = 1, q = 1$)	1624.1
M_2	No Variable Component	1593.8

Table 1: Log-Marginal Likelihood of Different models

4.3 Main Indicators Analysis

Figure 1 depicts the common real activity indicator. It displays relative stability during the first years of the sample (2001–2007), but with some increase in levels, meaning that there was a positive economic growth on average during this period. Then it falls deeply during the **Great Financial Crisis (2008–2009)** and recovers its level rapidly in 2011 and converged slowly to zero during the first half of the decade (2011–2015). After that, we also observe a relative calm before the 2020, with a dramatic fall and the subsequent recovery during 2021, a phenomenon that was widespread around the globe. The synchronization factor also captures structural changes, such as new trade agreements and other institutional arrangements, as well as the commodity price cycle.

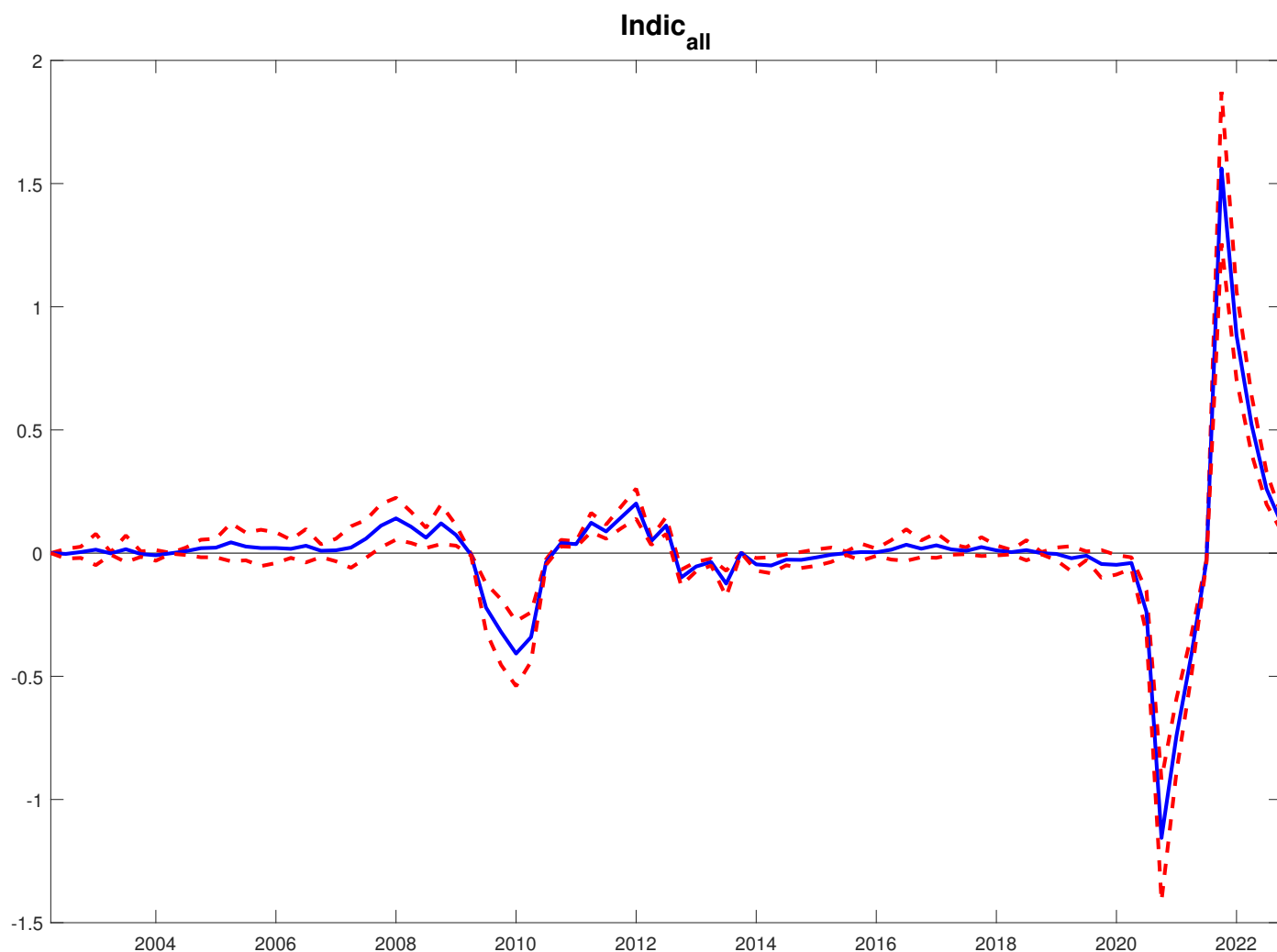


Figure 1: Posterior distribution of Common Real Indicator

Moreover, we compare the common country indicators with the real GDP growth for each case in Figure 2. We also observe significant components for the whole sample given the 68% confidence bands for all countries, meaning that heterogeneity and idiosyncratic factors are also relevant for our analysis. If we compare the common indicator with the individual country indicators, we observe that the periods with a higher synchronization are intimately related with the crisis episodes (2008–2009 and 2020). That is, we have empirical evidence of significant regional synchronized movements during crisis.

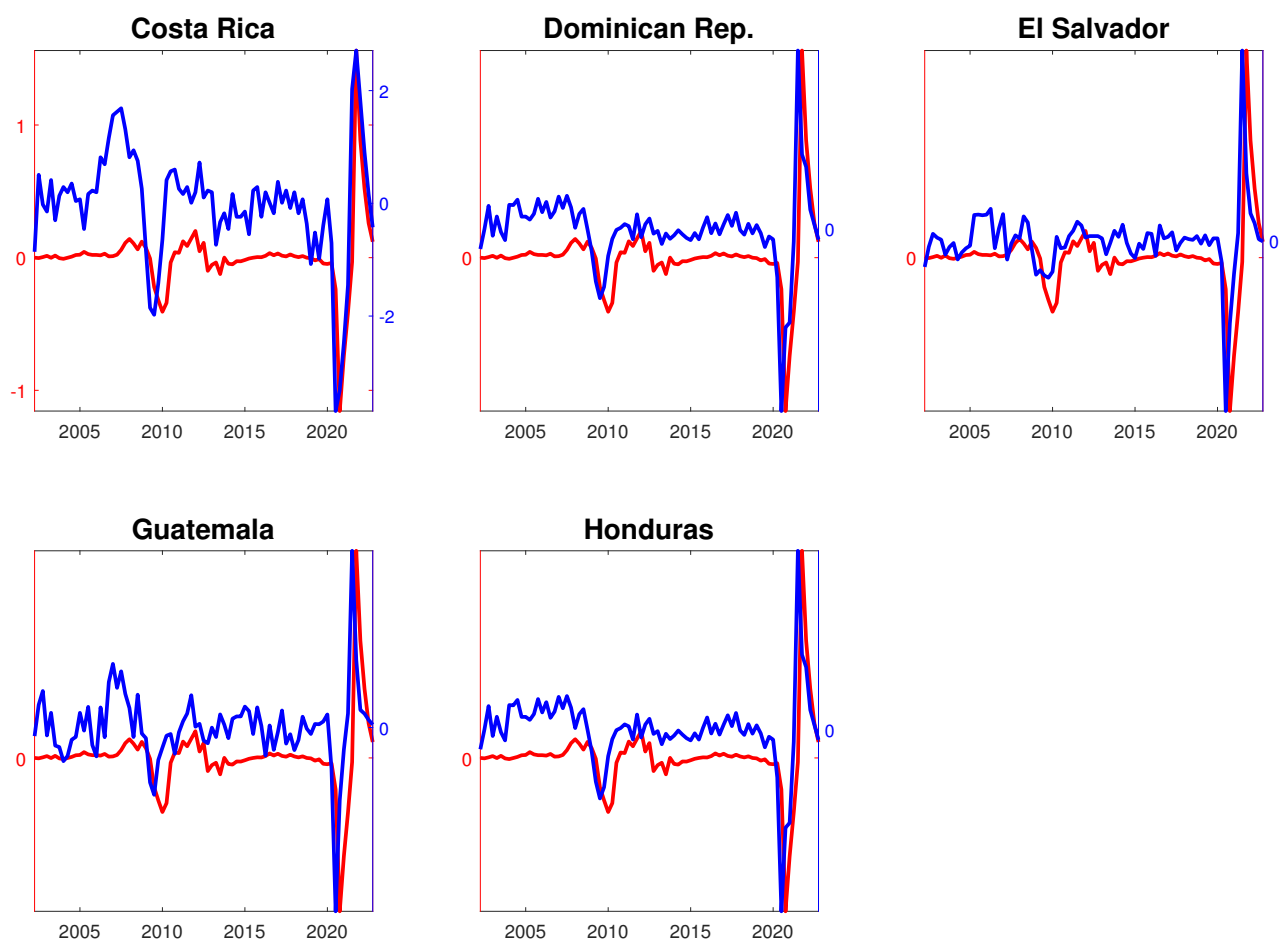
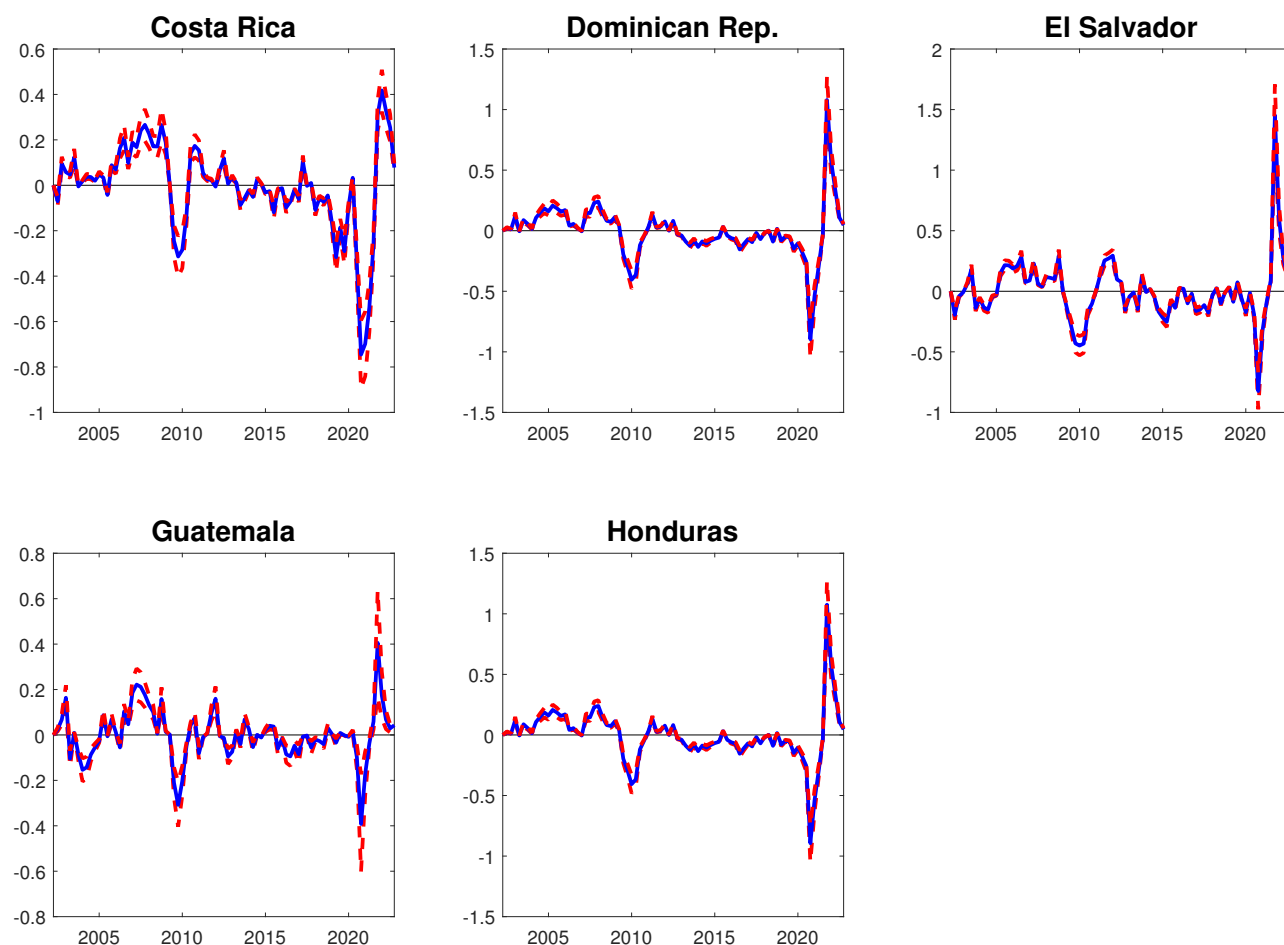


Figure 2: Posterior distribution of Common Central America and Caribbean Real Indicator vs Domestic GDP

Figure 3 depicts in addition the country specific indicators. These components, on the other hand, reflect some degree of heterogeneity across the countries under study, despite the existence of a well documented synchronization across the countries under study.



*Figure 3: Posterior distribution of Country-specific Indicators;
median value and 68% bands*

It is important to remark that we have also included a variable component (Figure 4 and an exogenous component Figure 5 in our baseline specification). Therefore, we are not omitting information when presenting these results. All the presented components are statistically significant, meaning that each of them play a relevant role in the presented statistical model. Thus, with this setup we are able to deal with a high dimensional dynamic model, but of course using an appropriate re-parametrization and normalization.



Figure 4: Posterior distribution of Variable-specific Indicators; median value and 68% bands

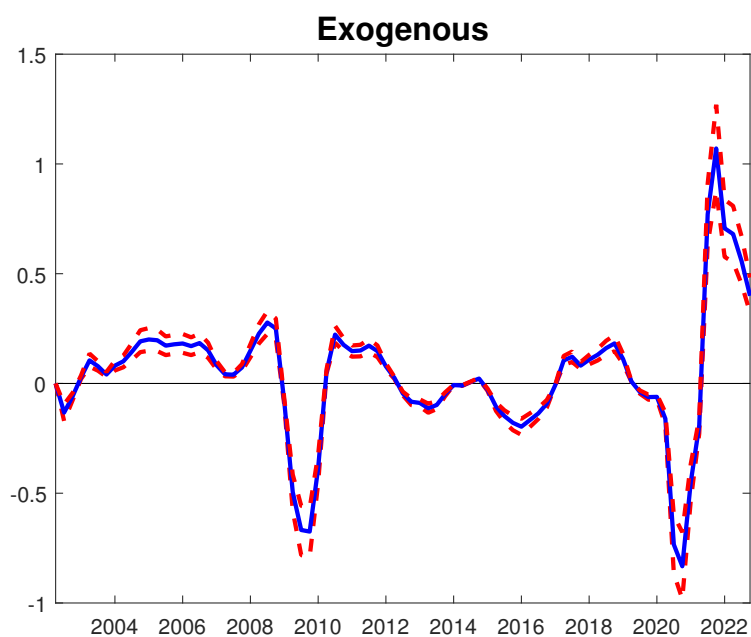


Figure 5: Posterior distribution of Exogenous Variable Indicator; median value and 68% bands

5 | Concluding Remarks

In this paper we estimate a Multi-Country VAR through Bayesian Methods, where the model takes into account dynamic inter-dependencies and time-varying parameters. We perform an empirical macroeconomic study for Costa Rica, Dominican Republic, El Salvador, Guatemala and Honduras.

For the mentioned countries, we have empirical evidence of significant regional synchronized movements during global crisis (such the Financial Crisis of 2008–2009 and the Global Crisis of the Covid-19) and, on the other hand, evidence of significant individual country effects in periods of relative calm. Finally, exogenous variables such as commodity prices and economic growth in advanced economies play also a significant role, i.e. they cannot be omitted in a relevant empirical study.

References

- Beteta, H. E. and Moreno Brid, J. C. (2014). *Structural change and growth in Central America and the Dominican Republic: an overview of two decades, 1990–2011*. No. 122 in Libros de la CEPAL, Naciones Unidas Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL).
- Canova, F. and Ciccarelli, M. (2009). Estimating multicountry var models. *International Economic Review*, **50** (3), 929–959.
- and — (2012). Clubmed? cyclical fluctuations in the mediterranean basin. *Journal of International Economics*, **82**, 162–175.
- and — (2013). Panel vector autoregressive models: a survey, European Central Bank - WP 1507.
- , — and Ortega, E. (2007). Similarities and convergence in g-7 cycles. *Journal of Monetary Economics*, **54**, 850–878.
- , — and — (2012). Do institutional changes affect business cycles? evidence from Europe. *Journal of Economic Dynamics and Control*, **36**, 1520–1533.
- Chib, S. and Greenberg, E. (1995). Hierarchical analysis of sur models with extensions to correlated serian errors and time-varying parameter models. *Journal of Econometrics*, **68**, 339–360.
- Koop, G. (2003). *Bayesian Econometrics*. John Wiley and Sons Ltd.
- Pérez Forero, F. and Serván, S. (2016). *The dynamic response of the Current Account to Commodity Prices shocks in Mining and Non-mining exporting economies*. Working Papers 2016–012, Banco Central de Reserva del Perú.
- Pérez Forero, F. (2016). *Cyclical Fluctuations, Co-movement and the Role of External Shocks in Latin America*. Working Papers 2016–013, Banco Central de Reserva del Perú.
- Zellner, A. (1971). *An Introduction to Bayesian Inference in Econometrics*. New York, NY: Wiley; reprinted in Wiley Classics Library Edition, 1996.

A | The posterior distribution of hyper-parameters

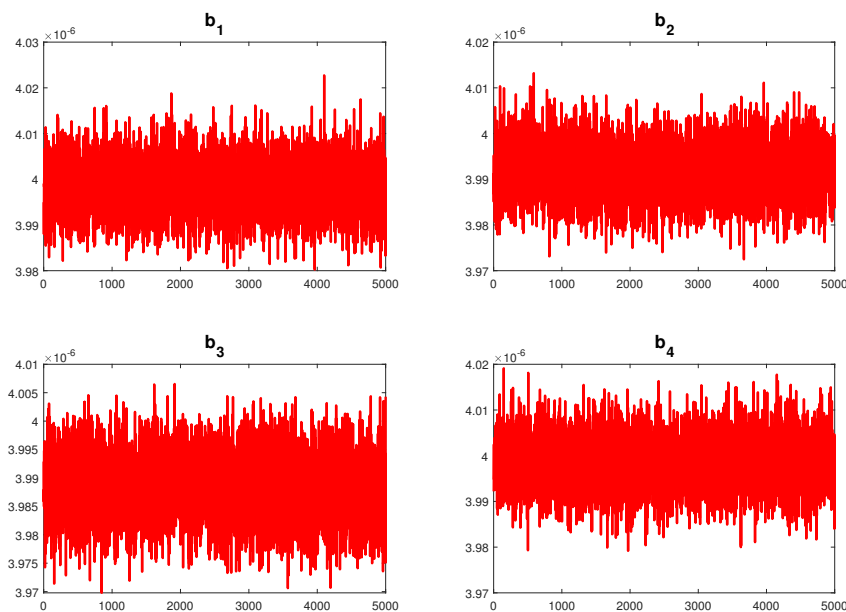


Figure 6: Posterior Draws of b

B | Data Description

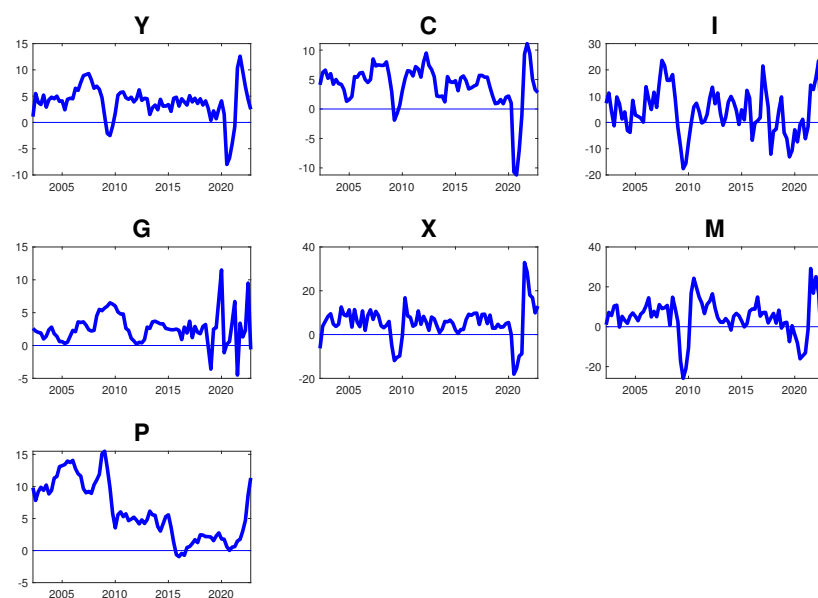


Figure 7: Data: Costa Rica

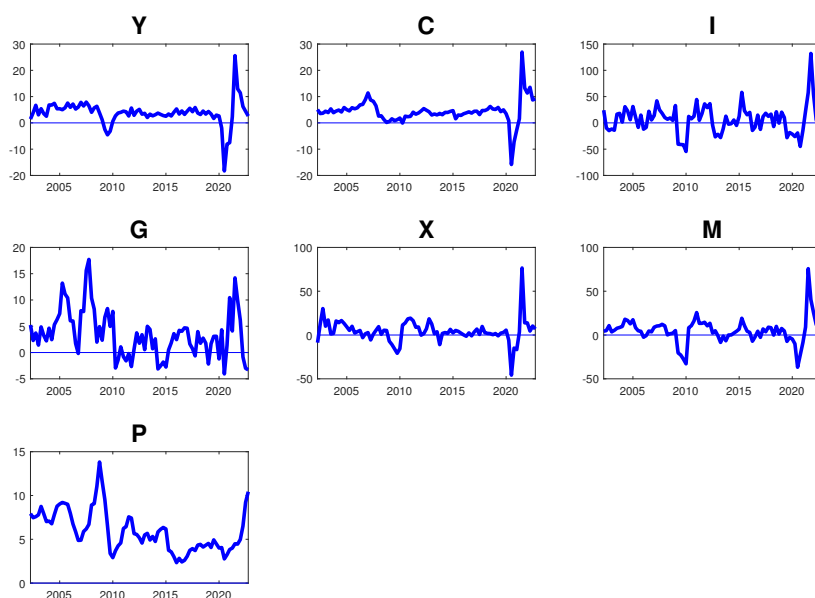


Figure 8: Data: Dominican Republic

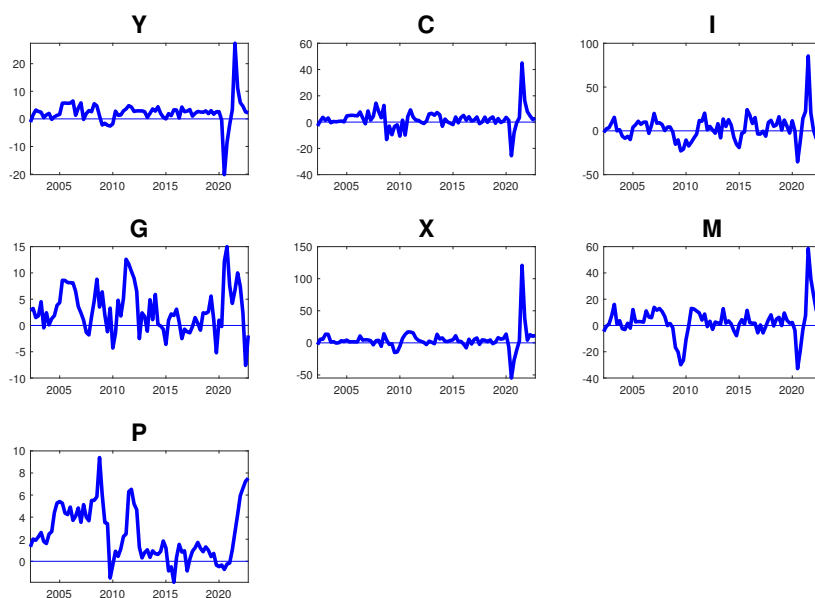


Figure 9: Data: El Salvador

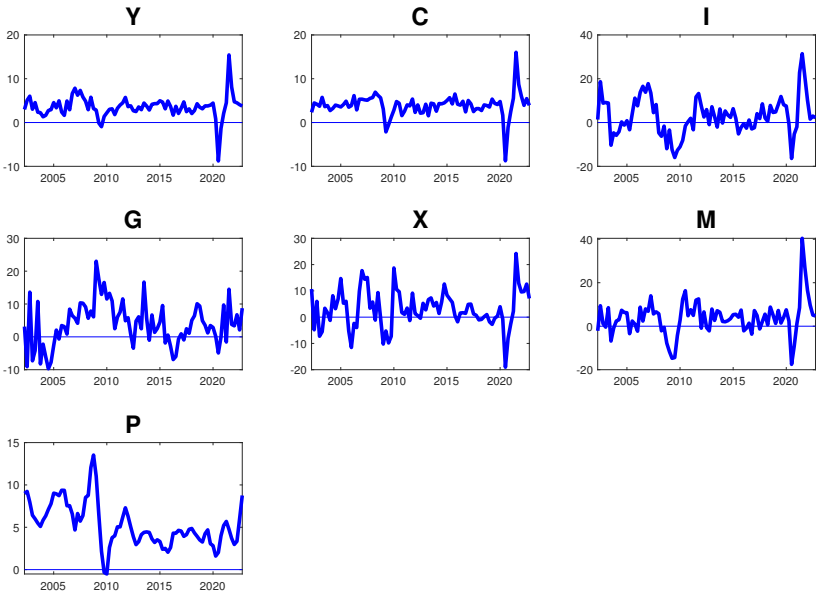


Figure 10: Data: Guatemala

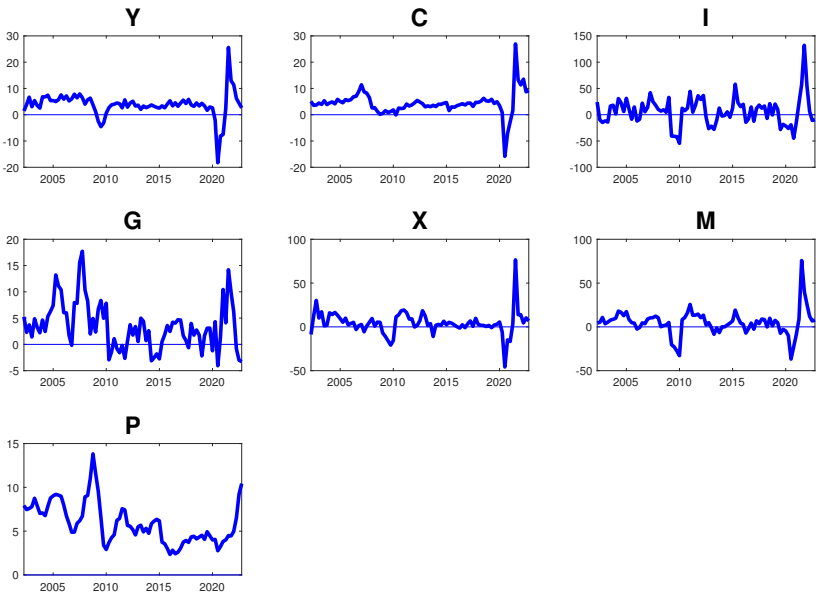


Figure 11: Data: Honduras

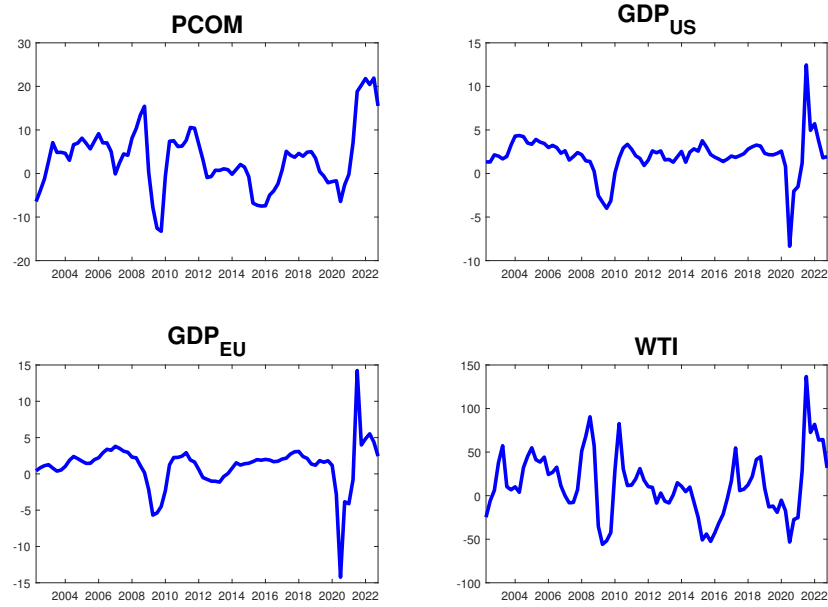
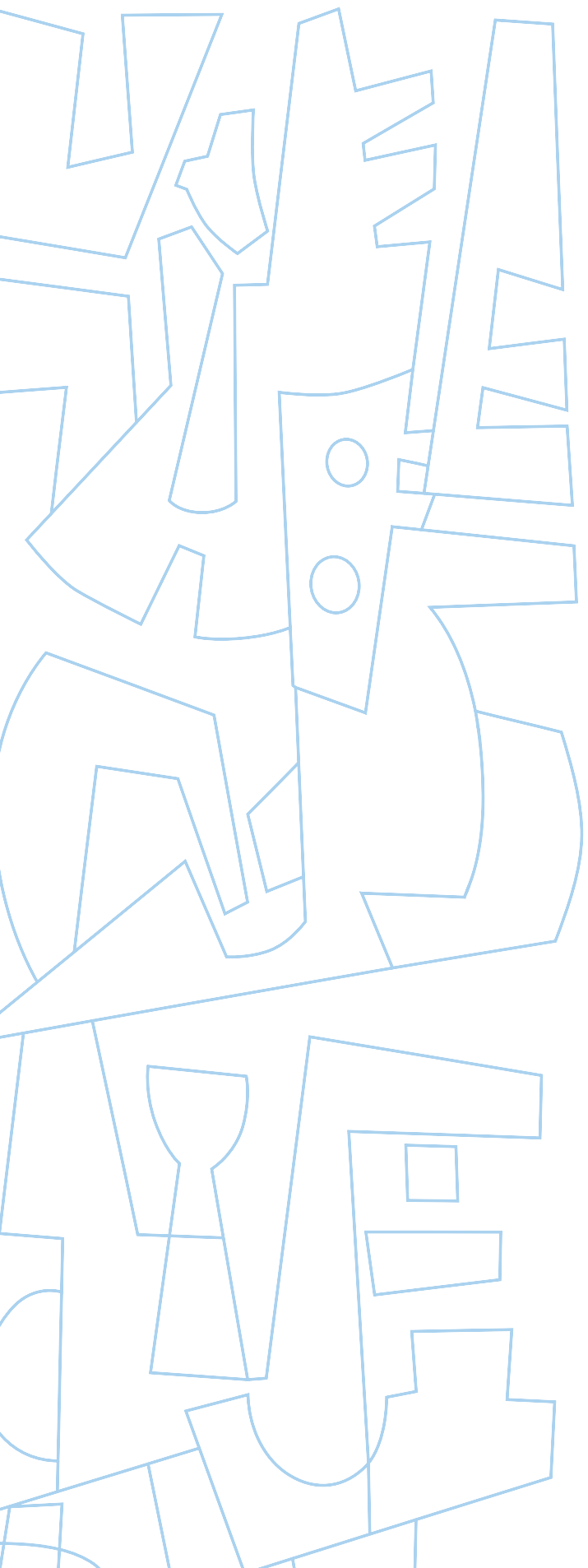


Figure 12: Exogenous Data



Inflation Uncertainty and Inflation Targeting in Guatemala, an econometric approach

Mariano José Gutiérrez Morales

Abstract

This paper analyzes the relationship between inflation and the implementation of the Inflation Targeting (IT) regime in Guatemala in 2005. For this purpose, we analyze the average level of inflation and uncertainty, and then, construct models to study the evolution of persistence and uncertainty in the 1993–2021 period. We model the inflationary persistency in a autoregressive framework to analyze the change in the cumulative first year persistence when the IT framework is introduced. Furthermore, we proxy the inflation uncertainty using the estimated conditional volatility from three different GARCH-M models of inflation. We find that the IT period (2005–2021) has shown lower average inflation levels, lower inflation persistence and lower long-run uncertainty than the Pre-IT period (1993–2004), giving evidence of a positive impact in the inflationary behavior in the Guatemalan economy after the adoption of the Inflation Targeting regime in 2005.

1

Introduction

A monetary policy framework provides a nominal anchor to the economy giving the necessary information to maintain the stability of the price level and the overall macroeconomic conditions. These nominal anchors can include variables like the exchange rate, in the form of currency pegs, or the money growth, but in the last few decades, many central banks shifted to inflation as their anchor variable. In this sense, Inflation Targeting (IT) is a monetary policy framework in which a central bank makes a public commitment to achieve a target inflation rate and then attempts to steer the actual inflation rate, usually a measure of inflation related to the CPI, towards that target using the instruments at its disposal, mainly the monetary policy interest rate. This aims to make the actions of a central bank transparent, since the interest rate movements are usually linked with the announced target. To achieve this goal, the central bank forecasts the future path of inflation and assesses the monetary policy stance according to the deviations of the predicted path from the target. Higher non-forecastable inflation variability increases uncertainty and induces economic costs deviating the allocation of resources and reducing the overall economic efficiency. This makes inflationary uncertainty an important topic to study in order to analyze to what extent it is affected by the actions of a central bank working within an Inflation Targeting regime.

Economists have long studied the link between inflation and uncertainty. Milton Friedman (1977) in his Nobel lecture suggests that there is a positive correlation between the level of inflation and the inflationary uncertainty, Ball (1992), formalizes this and shows that when inflation is high, uncertainty about the future stance of monetary policy and the path of inflation will be greater. This is known as the Friedman-Ball link. On the other hand, Cukierman and Meltzer (1986, 1992) study a reverse causation, showing that higher inflation uncertainty will raise the average level of inflation; we refer to this as the Cukierman-Melzer link.

It is a difficult task to assess the specific impact of inflation targeting and isolate it from the economic network as a whole, but in general, we can expect IT to reduce the level of inflation and its volatility, reduce the inflationary persistence making agents *forward-looking*, and also have a positive effect on other macroeconomic indicators. In the case of Guatemala, Castañeda et. al. (2019) found evidence of lower average inflation and persistence with the introduction of IT in the period 1991–2017. Edwards (2022), makes a general qualitative assessment of the Inflation Targeting regime in Guatemala, giving the central bank an overall good grade on the performance of the framework. Nevertheless, these assessments do not take into account any econometric measurement for the inflationary uncertainty or the effect of the IT framework on it. It is in this gap that the present paper aims to contribute.

We analyze the effect of the IT framework on average inflation and inflation uncertainty from three different perspectives: a baseline statistical analysis, an inflationary persistence analysis and a final assessment on inflationary uncertainty, using Guatemalan's monthly CPI inflation from 1993 to 2021. We divided the sample into two sub-samples, a pre-IT period (January 1993 – December 2004) and an IT period (January 2005 – December 2021), and then we evaluate the first and second moments. The persistence analysis is made using a simple regression framework with autoregressive elements. In the inflationary uncertainty analysis, we implement three different GARCH related models to obtain estimates for the time-varying conditional volatility of inflation, and use this as a proxy for uncertainty. We employ a GARCH-in-mean (GARCH-M) specification augmented by lagged inflation to model the simultaneous feedback relationship between inflation and its uncertainty, namely the Friedman-Ball and Cukierman-Meltzer relations. We also construct a component GARCH model to further analyze the transitory and permanent components of the conditional volatility and examine the effect of IT on long-run uncertainty.

The results show evidence of a decline in the average level of inflation between the two analyzed periods, a significative decline in the first-year inflation persistence and a reduction in the average volatility between the two periods. This tells us that beyond the reduction in the average level of inflation and its persistence, there is also evidence of a diminishing effect on inflationary uncertainty during the IT period, which furthermore promotes macroeconomic stability.

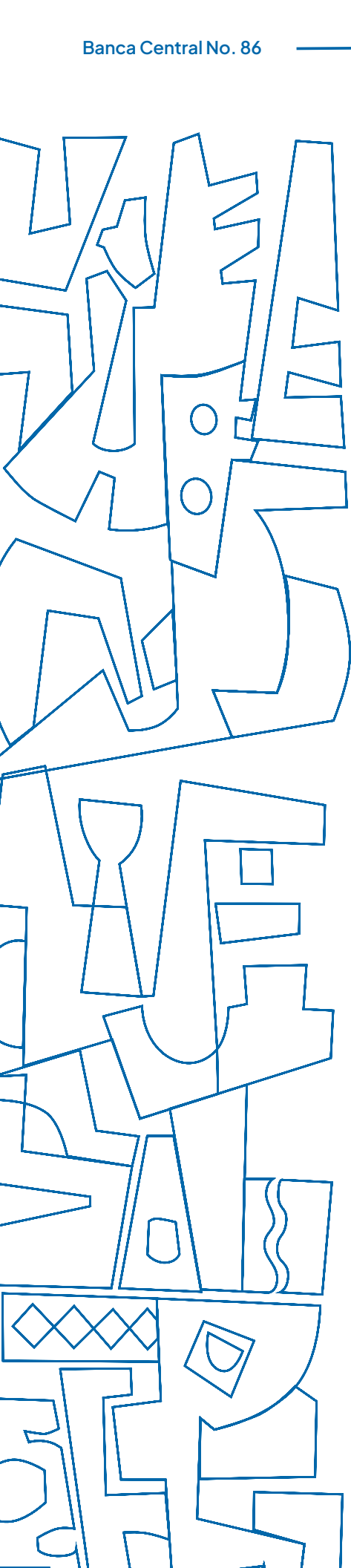
The rest of the paper is organized as follows. Section 2 briefly describes the IT implementation process in Guatemala. Section 3 presents the assessment of the IT framework in the Guatemalan case. This section contains an overview of the data and a baseline statistical analysis in Section 3.1. Section 3.2 presents an econometric approach to analyze the inflationary persistence and in Section 3.3 we analyze the inflationary uncertainty through a GARCH framework. Section 4 provides conclusions and possible policy implications.

2 | IT implementation in Guatemala. A brief history.

During the 90's the Central Bank of Guatemala (Banguat) worked under a monetary targeting framework. A Monetary Program was the base of this framework, which followed the quantitative theory of money and established the growth rate of the monetary aggregates subject to the GDP growth and the velocity of money circulation. In this context, by managing the money supply, the central bank could affect the price level. Other financial reforms happened during this decade, like the establishment of a free-floating exchange rate, the flexibilization of the interest rates and the openness of the capital account among others, leading to a reduction in the correlation between the monetary issuing and inflation. These reforms laid the groundwork for the transition to an Inflation Targeting Regime.

Starting in 2000, several legislative and macroeconomic reforms took place in order to establish a formal IT framework. Among these legislative reforms, we can mention the *Law of Free Negotiation of Foreign Currencies*, the *Law of Banks and Financial Groups*; the *Monetary Law* and the *Organic Law of the Central Bank of Guatemala*. In particular, the reforms made to the *Organic Law of the Central Bank of Guatemala* were the foundations for the constitution of the IT framework, establishing price stability as the central bank fundamental objective.

A formal target of 5% +/-1% was adopted in 2005. Gradual modifications were introduced in order to increase the efficiency of the monetary policy framework using open market operations and bank reserves as policy instruments, and in 2011, the overnight *líder* rate was established as the main monetary policy instrument. The current target is 4% +/- 1% since 2013.



3 Inflation Targeting Assessment: The Guatemalan Case.

A simple way to measure the effectiveness of the IT regime is to analyze the first two moments of inflation and examine if there is any difference between the average levels of inflation and volatility between the IT period and the previous years. Nevertheless, this approach could be incomplete given that there are other considerations that should be taken into account by a monetary authority. For example, it is also important to assess the effect of the IT regime on the inflation persistence, on inflation expectations or the change in the behavior of the monetary board in the policy decision process.

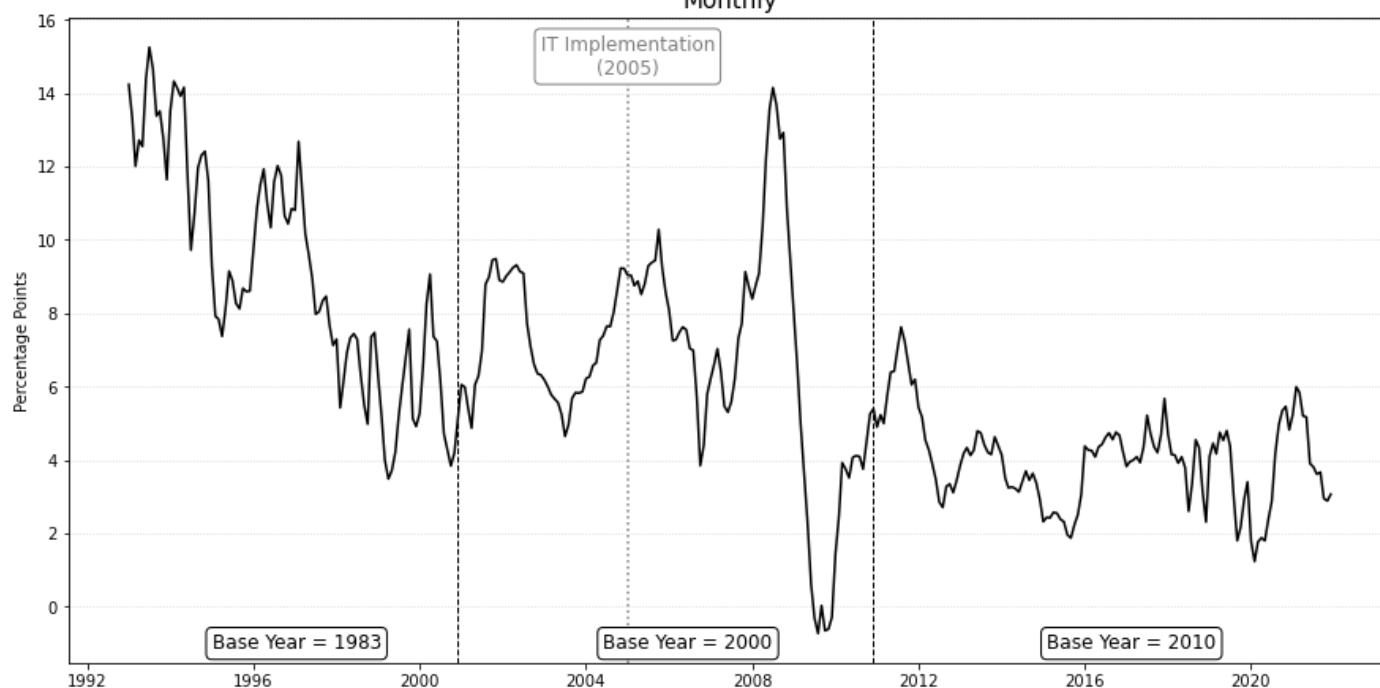
In this section, we start by doing this basic statistical analysis across the 16 years of inflation targeting in Guatemala using two baseline metrics in the pre-IT and IT periods: the average inflation and the average uncertainty, using the 12-month rolling standard deviation as initial proxy. Then, we move forward and construct econometric models to examine the behavior of the inflationary persistence and uncertainty.

3.1. Statistical Analysis

a. Data description

For our purposes, inflation is measured as the year-over-year growth rate of the Consumer Price Index as the monetary policy target in Guatemala is defined under this metric. The National Statistics Institute (INE) computes the CPI and release it on monthly basis. During the period under analysis (1993–2021), we can observe three different base years in the CPI, 1983, 2001 and 2010, having one base year change in every subsample: 2001 for the 1993–2004 period, and 2010 for the 2005–2021 period. Additionally, we initially consider the 12-month rolling standard deviation as a proxy for inflationary uncertainty.

Figure 1.
CPI Inflation Rate
Guatemala (1993-2021)
Monthly



b. Baseline Metrics

Using the forementioned variables, we obtain the first two moments across the complete sample and across the two periods under analysis, and test their difference for statistical significance. Table 1 shows this baseline metrics. Regarding inflation, we can see a reduction of 3.5 percentage points in the average inflation level and a reduction of 0.20 percentage points in its standard deviation, both statistically significant at the 1% level. On the other hand, when we consider the uncertainty proxied by the 12-month rolling standard deviation, we can see that the average has increased by 0.51 percentage points and its standard deviation has increased by 0.36 percentage points. In both cases, the difference is significative at the 1% level.

Table 1.

Monthly Baseline Metrics				
	1993 - 2021	(A) Pre - IT Period (1993- 2004)	(B) IT Period (2005 - 2021)	Δ (B-A)
<i>Inflation</i>				
Mean	6.37	8.43	4.92	-3.5***
Standar Deviation	3.22	2.83	2.63	-0.20***
<i>Inflation Uncertainty¹</i>				
Mean	1.37	1.07	1.58	0.51***
Standar Deviation	0.55	0.25	0.61	0.36***

*** 1% Significance level

¹/ Proxied by the 12-month rolling standard deviation

This shows that even when there is a decline in the average inflation level in the IT period compared with the Pre-IT period, the inflationary uncertainty, as measured by this initial proxy, has increased. We can confirm these results by plotting the distributions and the time series for each period.

Figure 2.
Inflation and Uncertainty Distributions

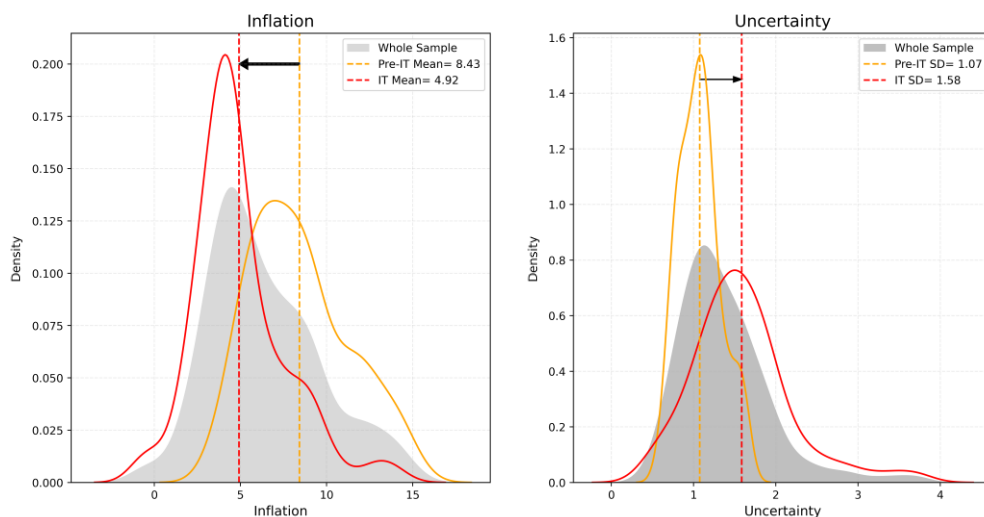
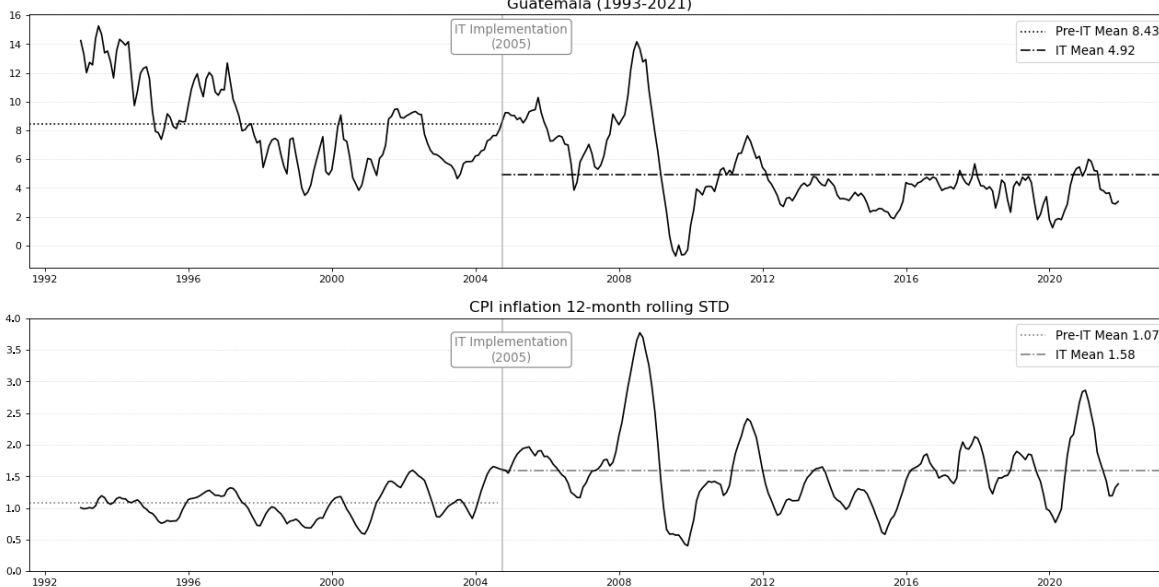


Figure 3.
Monthly CPI Inflation
Guatemala (1993-2021)

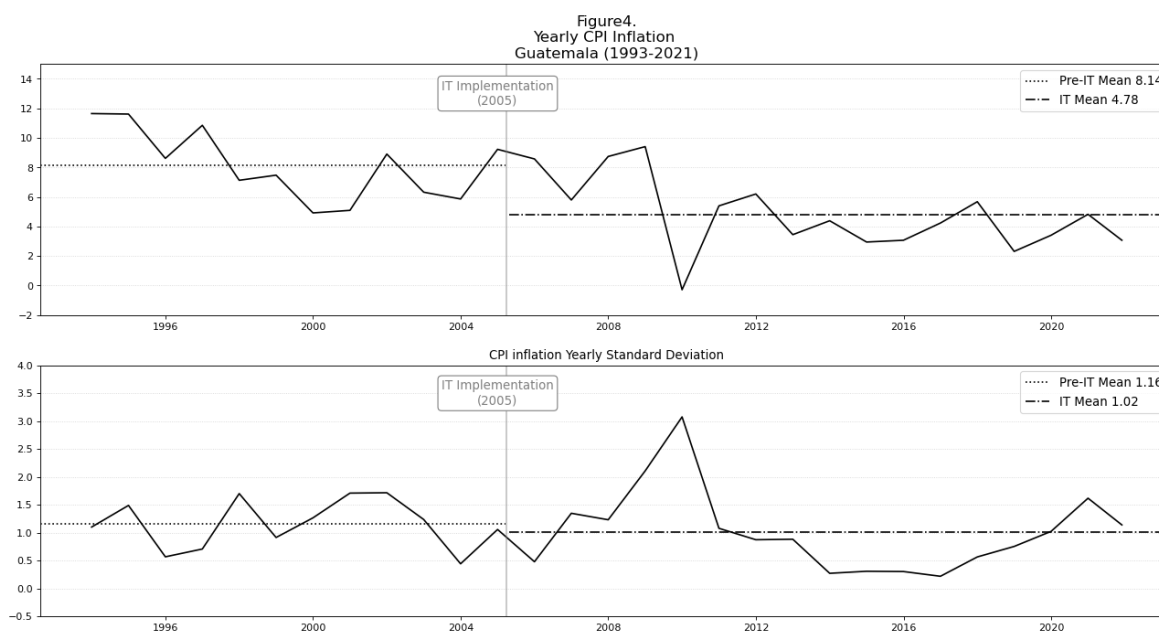


When we perform the same analysis on yearly basis, we confirm the previous results regarding the average level of inflation. On the other hand, the average volatility seems to be unchanged between periods since the difference is not statistically significant. In both cases, monthly and yearly, we cannot see the expected decline in volatility with the introduction of Inflation Targeting.

Table 2.

Yearly Baseline Metrics				
	1993 - 2021	(A) Pre - IT Period (1993- 2004)	(B) IT Period (2005 - 2021)	Δ (B-A)
<i>Inflation</i>				
Mean	6.17	8.14	4.78	-3.36***
Standar Deviation	2.95	2.40	2.51	0.11
<i>Inflation Uncertainty¹</i>				
Mean	1.08	1.16	1.02	-0.14
Standar Deviation	0.63	0.44	0.74	0.3

*** 1% Significance level

^{1/} Proxied by the yearly standard deviation

This baseline results suggest that, from a statistical point of view, the IT regime has done a reasonably good job bringing the average inflation down. On the other hand, this approach on the uncertainty is not that clear since it suggests that uncertainty has increased or at least has not changed, but there is not any clear feedback effect on the average level of inflation, contrary to what Friedman proposed. This raises the question of whether this is a good metric for inflation uncertainty. In Section 3.2 we explore other possible approaches for this matter using a GARCH framework.

c. First Order Conditions

When considering the first order conditions of the CPI inflation, we observe that during the 1993–2021 period the variable is stationary. Nevertheless, the test for the individual pre-IT and IT periods are not significative, meaning that in both periods we have a non-stationary variable. Additionally, we can observe important seasonal components in its behavior and a declining trend over time, which adds on the IT effectiveness assessment.

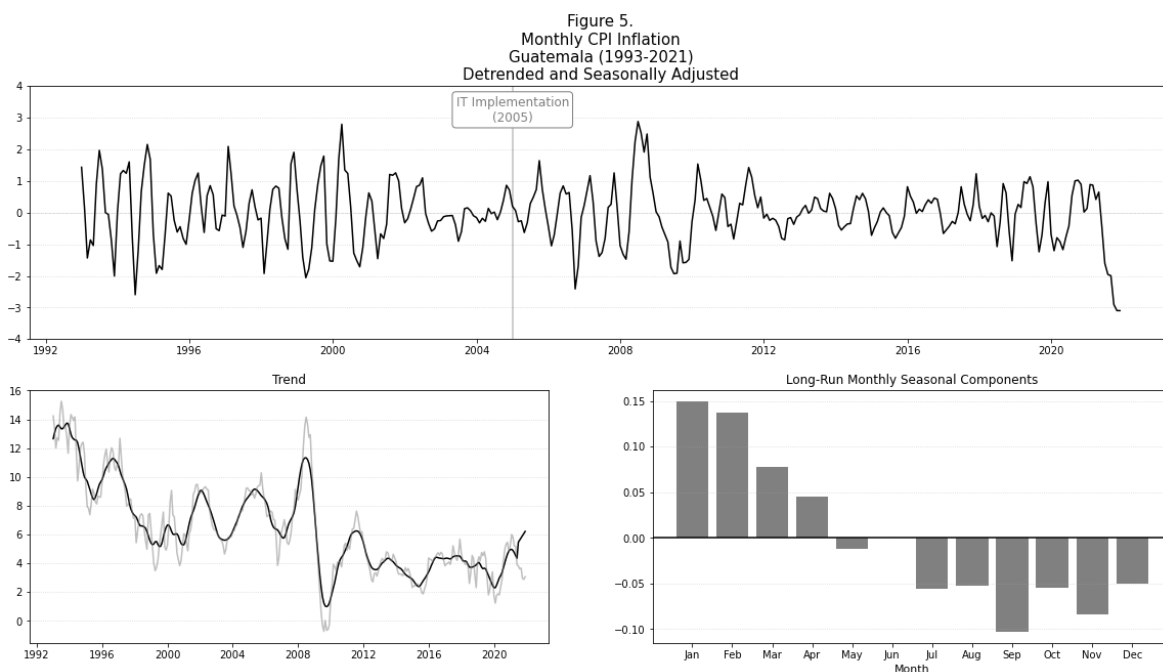
Table 3.

Unit Root tests			
	1993 - 2021	(A) Pre - IT Period (1993- 2004)	(B) IT Period (2005 - 2021)
<i>Inflation</i>			
ADF test	-2.96**	-2.36	-2.23
PP test	-3.76**	-2.28	-3.00
<i>Seasonally Adjusted and Detrended Inflation</i>			
ADF test	-6.83***	-4.80***	-3.75***
PP test	-5.62***	-4.74***	-3.34**

*** 1% Significance level

** 5% Significance level

Since the stationarity criterion is not satisfied for the individual periods and we observe some evidence of a trend component, we detrended and seasonally adjusted the year-over-year inflation rate in order to isolate the inflationary signal and analyze the underlying persistence and uncertainty once we account for these effects.



d. Additional Controls

In order to construct complete models for the Guatemalan inflationary process, we used external controls to abstract the underlying signal and exclude external factors that the monetary policy actions from the Guatemalan Central Bank cannot directly affect. We used proxies for the external inflation, commodity prices (energy and food), external economic activity and import prices. We list the specific variables and sources below:

- **External Inflation:** US Core PCE inflation – Source: BEA.
- **Commodity prices:**
 - Energy: Global Price of Energy Index – Source: IMF
 - Food: FAO food index – Source: FAO
- **External Economic Activity:** Index of Global Real Economic Activity – Source: Federal Reserve Bank of Dallas
- **Import Prices:** US Import Price Index (End use) – Source: BLS

3.2. Empirical Models and Results

Given the importance of monetary policy in a country's economy, it is of great importance to evaluate its performance beyond the baseline statistical analysis, and furthermore consider any possible policy recommendations. Understanding the underlying behavior of the inflationary process and be able to model it is a great task for a central bank and it can be a great tool for a robust and consistent monetary policy. In this sense, we assess the IT framework from two additional perspectives: the persistence and the uncertainty of the inflationary process in Guatemala. In order to keep things simple and straightforward we construct robust econometric models to evaluate both persistence and uncertainty.

a. Persistence Analysis

By anchoring the inflation expectations, an IT framework sets the necessary conditions to lower the inflation persistence. Under this type of regime, economic agents tend to form their expectations in a forward-looking perspective. Castañeda et. al. (2019) assess this by analyzing the coefficient stability of a Phillips curve, specifically the stability of the autoregressive component and found evidence of a decline in the one-quarter lagged inflation persistence for Guatemala. Other autoregressive specifications are popular in empirical literature and are widely used to analyze persistence. Based on Kontonikas (2004), we use a simple model including the lags for the first month and the three subsequent quarters



(lags 1, 3, 6 and 12). With this lag selection, we aim to capture the dynamics of inflation during the first lagged year, including the possible base effects usually observed towards the end of the base periods.

$$\pi_t = \gamma_0 + \gamma_1\pi_{t-1} + \gamma_2\pi_{t-3} + \gamma_3\pi_{t-6} + \gamma_4\pi_{t-12} + \delta X + u_t \quad (1)$$

Using a maximum of one-year lag-length is a common practice in time series studies to model the persistence of the data. Table 4 shows the OLS parameter estimates and diagnostic statistics for the above. Considering the complete period (column A), we can see that all lagged inflation coefficients are significant at the 1% level and add up to approximately 0.38.

We check the results for robustness with respect to the introduction of the IT regime in 2005, expecting to observe a structural break between December 2004 and January 2005. We formally tested parameter stability through the Chow breakpoint test; The Chow F-statistic for breakpoint in January 2005 is significant at the 1% level, rejecting the null hypothesis of no-structural change in the dynamics of inflation. Additionally, we re-estimate equation 1 for each subperiod, and results indicate changes in the time-series behavior of inflation. Columns (C) and (D) in Table 4 show the estimated coefficients for each subperiod. We can see mixed effects in the individual lag coefficients, γ_1 and γ_4 increase in magnitude, but γ_2 diminishes and γ_3 decrease and lose significance in the IT period. Nevertheless, we can observe a significative decrease in the overall cumulative persistence in the IT period, from 0.294 to 0.167.

Furthermore, a dummy variable was introduced in equation 1 to allow for changes in the slope of average inflation after the introduction of IT.

$$\pi_t = \gamma_0 + (\gamma_D + \gamma_1\pi_{t-1} + \gamma_2\pi_{t-3} + \gamma_3\pi_{t-6} + \gamma_4\pi_{t-12})D_t + \delta X + u_t \quad (2)$$

Where D_t is a dummy variable equal to zero during pre-IT period and 1 during IT period. Column (B) in Table 4 shows the results of the OLS estimates for equation (2). All inflation lags and dummy interaction coefficients are significant, at least at the 10% level. The sum of all the interaction terms is negative (-0.128) and γ_D is negative (-0.0108) indicating that the IT introduction has had a declining effect on the average level of inflation and its persistence. Considering the fact that we modeled a detrended and seasonally adjusted measure of inflation, centered near zero, we can interpret γ_D as a reduction of 1.08 percentual points in the centered level of inflation due just to the introduction of the regime. Additionally, we can think about the sum of the interaction terms as a 12.8 percentual points reduction on the level of inflation due to the effect of the regime on the lagged inflation.

It is necessary to analyze the residuals of our models for time-varying volatility; we do this by performing the White LM test and report the results in Table 4. We can clearly observe that three of our four models exhibit time varying variance, rejecting the null hypothesis of homoskedasticity. This tells us that we are not capturing the complete dynamics of the inflationary process with these base models; we need to construct further in order to analyze this time varying volatility.

Table 4.

<i>OLS estimates Equations (1) and (2)</i>				
<i>Seasonally Adjusted Inflation</i>				
Coefficients	(A) Full Sample¹	(B) Full Sample with IT Dummy	(C) Pre IT Period	(D) IT Period
γ_0	-0.068	-0.008	0.074	-0.033
γ_1 (t-1)	0.705***	0.599***	0.597***	0.734***
γ_2 (t-3)	-0.259***	-0.327***	-0.327***	-0.173***
γ_3 (t-6)	0.115***	0.184***	0.185***	-0.081
γ_4 (t-12)	-0.182***	-0.159***	-0.162***	-0.314***
γ_D (IT Dummy)		-0.010		
γ_6 (γ_1^*Dt)		0.136*		
γ_7 (γ_2^*Dt)		0.155**		
γ_8 (γ_3^*Dt)		-0.266***		
γ_9 (γ_4^*Dt)		-0.154**		
Cummulative persistance ³	0.380	0.169	0.294	0.167
IT Effect on average level of inflation		-0.018		
IT Effect on persistance ⁴		-0.128		
White LM test	91.49***	87.04**	34.97	57.84***
R ²	0.629	0.672	0.644	0.697
Adjusted R ²	0.621	0.660	0.625	0.686

1/ Test for break-point in 2005: Chow-break point-F-test: 5.524*** (Reject the null hypothesis of equality of regression coefficients in the two periods).

3/ Sum of lag coefficients, including interaction terms.

4/ Sum of interaction terms between IT Dummy and lag coefficients

b. Inflation Uncertainty

Economic and financial data often exhibits volatility clustering, where the series show periods of higher or lower volatility. Time-varying volatility is, in fact, more common than constant volatility and such is the case for inflation and in particular for the Guatemalan CPI inflation. Autoregressive constructions model the conditional expectation of the inflationary process given the past, but take the conditional variance as constant. This characteristic of autoregressive models does not allow us to describe the dynamics of inflation. In order to capture these dynamics, we can use *GARCH* models, introduced by Engle (1982) and then extended by Bollerslev (1986). In this document,

we construct three different models, similar to Kontonikas (2004), in which we aim to test the Friedman-Ball and Cukierman-Meltzer hypotheses. In this sense, we use an *ARCH-in-mean* with conditional variance augmented by lagged inflation framework to allow for feedback effects between the conditional mean and the conditional variance. In this sense, we expect to see non-significant coefficients for the *ARCH-in-mean* component, meaning that the Cukierman-Meltzer hypothesis fades when an IT regime is in place. Additionally, we should also expect evidence against the Friedman-Ball hypothesis in the IT period depicted by non-significant coefficients for the past inflation component in the variance model.

We construct three different models, using an $ARMA(1,1)$ process (equation 3) to model the conditional mean and three different specifications for the conditional volatility process (equations 4–6).

Conditional mean $ARMA(1,1)$ process:

$$(\pi_t - \mu) = \varphi_1(\pi_{t-1} - \mu) + \varepsilon_t + \theta_1\varepsilon_{t-1} + \delta\sigma_t^2 + \vartheta X \quad (3)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t \epsilon_t \text{ where } \epsilon_t \sim iid(0,1,\gamma)$$

Conditional volatility processes:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1\varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1\sigma_{t-1}^2 + \lambda\pi_{t-1} \quad (4) \text{ GARCH-M (1,1)}$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1(|\varepsilon_{t-1}| + \gamma\varepsilon_{t-1}) + \beta_1\sigma_{t-1}^2 + \lambda \quad (5) \text{ Threshold GARCH(1,1) (TGARCH)}$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1(\varepsilon_{t-1}^2 - q_{t-1}) + \beta_1(\sigma_{t-1}^2 - q_{t-1}) + \lambda\pi_{t-1}$$

$$q_t = \omega + \rho q_{t-1} + \phi(\varepsilon_{t-1}^2 - \sigma_{t-1}^2) \quad (6) \text{ Component GARCH(1,1) (CGARCH)}$$

Table 5 shows the OLS estimators for the $ARMA(1,1)/GARCH-M(1,1)$ model including equations (3) and (4). Table 6 summarizes the results for the $ARMA(1,1)/TGARCH-M(1,1)$, including equations (3) and (5), and Table 7 the results for the $ARMA(1,1)/CGARCH(1,1)$, including equations (3) and (6).

Table 5.

ARMA(1,1) - GARCH(1,1) Model				
Coefficients	Full Sample	Full Sample with IT Dummy	Pre IT Period	IT Period
Mean Model				
μ (Mean coefficient)	0.410	0.647*	-0.408	1.075
φ (AR component)	0.528	0.526***	0.502***	0.569***
θ (MA Component)	0.449	0.449***	0.486***	0.444***
δ (ARCH-in-mean)	-0.246	-0.386	-0.124	-1.187*
ϕ (IT Dummy)	--	-0.213*	--	--
Variance Model				
ω	0.001	0.000	0.000	0.000
α (ARCH Component)	0.115***	0.107***	0.123*	0.100***
β (GARCH Component)	0.867***	0.874***	0.860***	0.881***
λ (Past Inflation)	0.001	0.001	0.001	0.001
ϕ (IT Dummy)	--	0.003	--	--
Volatility Persistence ($\alpha+\beta$)			0.983	0.981

*** 1% Significance level

** 5% Significance level

* 10% Significance level

Considering the conditional mean in Table 5 (*GARCH* model), we can see that for the full sample and pre-IT period inflation uncertainty has no impact on average inflation as δ is insignificant (*ARCH-in-mean* component), contrary to the Cukierman-Meltzer hypothesis. Nevertheless, during the IT period we can see that there is some evidence in favor of the forementioned. On the other hand, we cannot see evidence of the Friedman-Ball link, since the relationship between past inflation and conditional volatility, depicted by the λ coefficient is non-significant in each estimation. Additionally, we can see that the volatility persistence, represented by the sum of the α and β coefficients, has decreased during the IT period. Results are consistent for the *Threshold GARCH* model with the additional observation that there is no evidence of asymmetries in the response of inflation uncertainty to *bad news* or *good news*, meaning that inflation in Guatemala responds symmetrically to positive and negative shocks (Table 6).

Table 6.

ARMA (1,1) – Threshold GARCH (1,1) Model				
Coefficients	Full Sample	Full Sample with IT Dummy	Pre IT Period	IT Period
<i>Mean Model</i>				
μ (Mean coefficient)	0.428*	0.612***	-0.392***	1.093***
ϕ (AR component)	0.521***	0.520***	0.489***	0.541***
θ (MA Component)	0.458***	0.458***	0.499***	0.530***
δ (ARCH-in-mean)	-0.051	-0.191	0.045	-1.090***
ϕ (IT Dummy)	--	-0.210	--	--
<i>Variance Model</i>				
ω	0.001	0.000	0.000	0.000
α (ARCH Component)	0.115***	0.107***	0.123*	0.100***
β (GARCH Component)	0.867***	0.874***	0.860***	0.881***
γ (Asymmetry component)	-0.200	-0.291	-0.198	-1.000
λ (Past Inflation)	0.001	0.001	0.001	0.001
ϕ (IT Dummy)	--	0.003	--	--
Volatility Persistence ($\alpha+\beta$)			0.983	0.981

*** 1% Significance level

** 5% Significance level

* 10% Significance level

Results in the case of the *Component GARCH* model are also consistent with the previous models. We do not observe the Cukierman-Meltzer or the Friedman-Ball links, depicted by the δ and λ coefficients, both non-significative in the complete sample and pre-IT period models, nevertheless we can see that the *ARCH-in-mean* component for the IT period is negative and significative. On the other hand, we can see that both the permanent and transitory persistence of the volatility process, represented by the ρ and $(\alpha+\beta)$ have declined significantly during the IT period. Additionally, we notice that $1 > \rho > (\alpha+\beta)$, the long run trend dominates the behavior of conditional volatility and it has decreased over the IT period but remains high, mean reversion of inflation's conditional variance does not occur slowly.

Table 7.

ARMA(1,1) - Component GARCH(1,1) Model*				
Coefficients	Full Sample	Full Sample with IT Dummy	Pre IT Period	IT Period
<i>Mean Model</i>				
μ (Mean coefficient)	0.381	0.535**	-0.351	1.013**
φ (AR component)	0.548***	0.545***	0.533***	0.580***
θ (MA Component)	0.441***	0.442***	0.470***	0.438***
δ (ARCH-in-mean)	-0.243	-0.285	-0.248	-1.093
ϕ_m (IT Dummy)	--	-0.159*	--	--
<i>Variance Model</i>				
ω	0.001	0.000	0.000	0.000
α (ARCH Component)	0.115***	0.107***	0.123*	0.100***
β (GARCH Component)	0.867***	0.874***	0.860***	0.881***
ρ (Permanent Component Persistence)	0.998***	0.999***	0.999***	0.989***
ϕ_{cs} (Permanent Component Shock)	0.130***	0.123***	0.074	0.112***
λ (Past Inflation)	0.001	0.001	0.001	0.001
ϕ_v (IT Dummy)	--	0.003	--	--
Transitory Component Persistence ($\alpha+\beta$)			0.983	0.981

*** 1% Significance level

** 5% Significance level

* 10% Significance level

As shown in Tables 5, 6 and 7, models including an IT Dummy in the mean and variance processes were estimated. In the case of the mean processes, we found some evidence of a decrease in the average inflation due to the introduction of IT. On the other hand, we found no evidence that the reduction of the conditional volatility is related with the change of monetary regime.

It is important to notice that in the *GARCH(1,1)* and *Component GARCH(1,1)* approaches the *ARCH-in-mean* component, depicted by the δ coefficient is negative and significative. This could be product of the end of sample increase in volatility due to the COVID-19 pandemic and to base effects observed in that period. The length of the 2010 base (11 years) could also induce additional volatility; this lack of update in the CPI basket can introduce undesirable base effects due to cumulative increases in some of the index components.

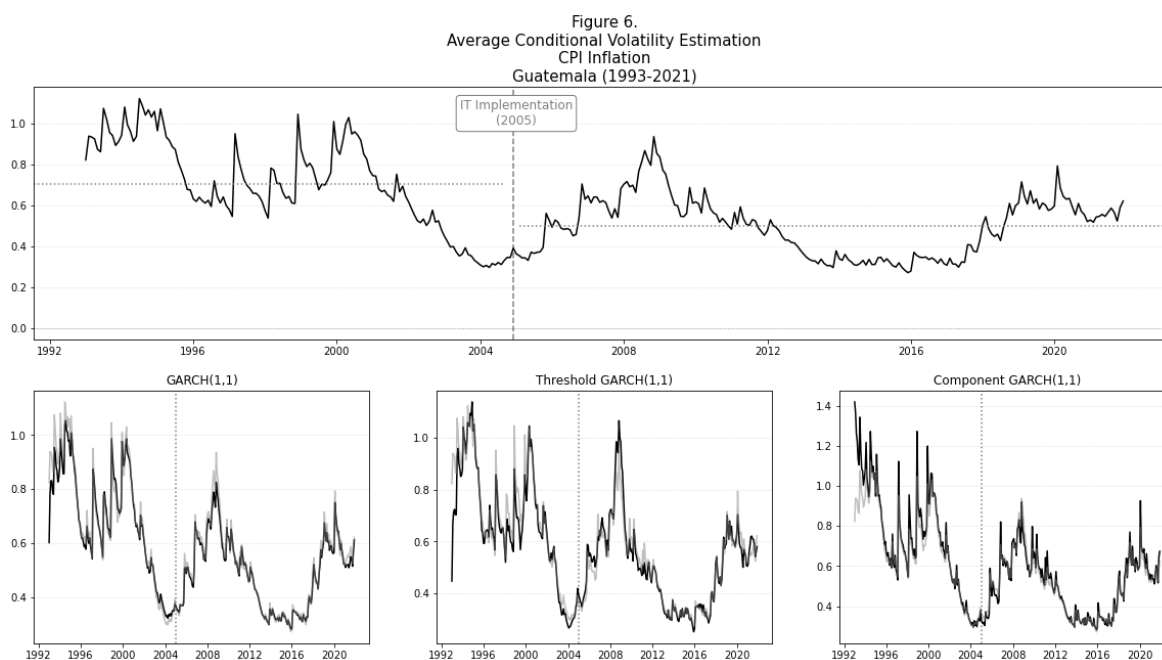
Given that we obtained an estimate of the inflationary conditional volatility for Guatemala, we further examine this estimates from each model for the IT and the Pre-IT period. Results are shown in Table 8. For the three models, disregarding the sample used in the estimation we can see that during the IT period, the average volatility has been statistically significantly lower. Our results suggest that over the IT period inflation volatility has become smaller. Nevertheless, as mentioned before, this could be an indirect effect of lower average inflation and not necessarily a direct impact of the change of regime.

Table 8.

Table 8:

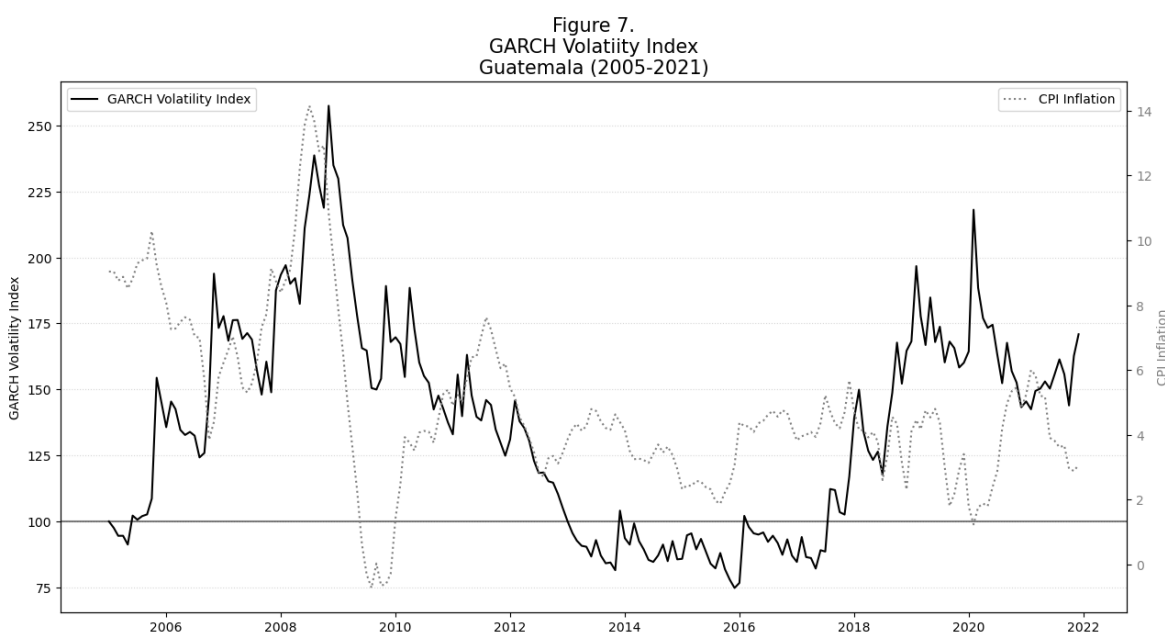
<i>ARMA(1,1) - GARCH(1,1) Model</i>			
	Pre-IT Period	IT Period	Difference
Complete Period Estimation	0.690	0.488	-0.202***
Pre-IT Period Estimation	0.678	--	-0.197***
IT Period Estimation	--	0.480	
<i>ARMA(1,1) - Threshold GARCH(1,1) Model</i>			
	Pre-IT Period	IT Period	Difference
Complete Period Estimation	0.672	0.502	-0.170***
Pre-IT Period Estimation	0.688	--	-0.206***
IT Period Estimation	--	0.482	
<i>ARMA(1,1) - Component GARCH(1,1) Model</i>			
	Pre-IT Period	IT Period	Difference
Complete Period Estimation	0.749	0.504	-0.245***
Pre-IT Period Estimation	0.757	--	-0.270***
IT Period Estimation	--	0.486	

Figure 6 shows the average conditional volatility estimation from the three models for the Guatemalan CPI Inflation.



4 | Guatemala's Volatility Index

Using the conditional volatility estimates for the Guatemalan inflationary process, we construct a volatility index, with base in January 2005. This could be a useful additional tool to keep track of the inflationary uncertainty during certain periods. Figure 7 depicts the aforementioned for the 2005–2021 period.



We can see a period of high uncertainty during 2009–2010, coinciding with the financial crisis, followed by a period of decreasing and low uncertainty up to 2018, where we start to see jumps in the CPI inflation, mostly due to base effects in the measurement. At the end of our sample under analysis, we can see the initial effects of the COVID-19 pandemic with increasing volatility starting around 2021.

5 | Conclusions and further analysis

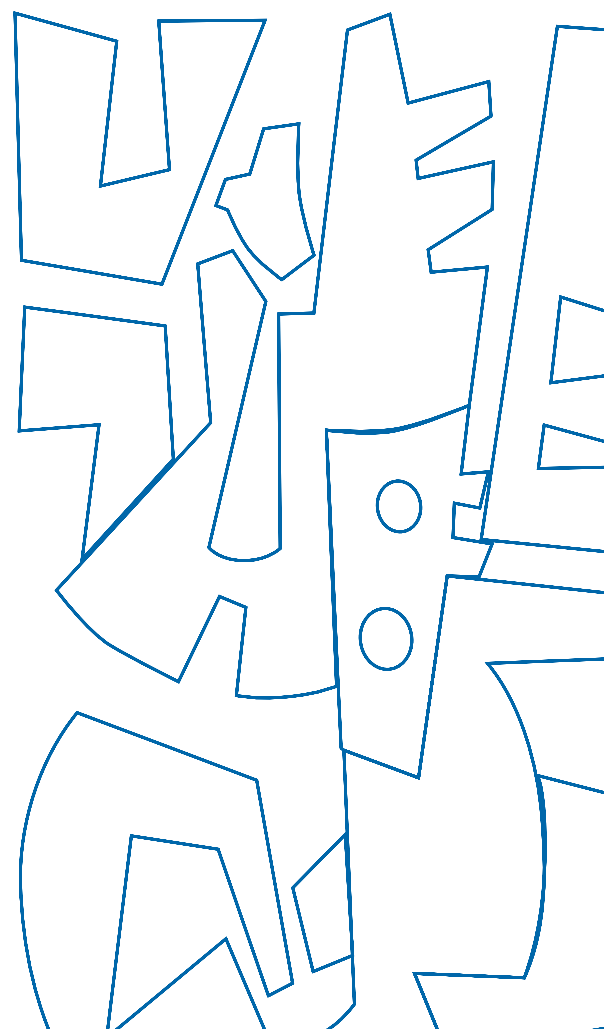
This paper looks at the relationship between inflation, uncertainty and the Inflation Targeting regime in the context of the Guatemalan economy from three different perspectives: a baseline statistical analysis, an autoregressive analysis of inflation persistence and an econometric approach to examine inflation uncertainty.

The baseline statistical analysis shows that the average level of inflation is significantly lower during the IT period. However, the average level of uncertainty, measured by the standard deviation of the CPI inflation, has not shown a decline during the IT period. These results give some evidence of a good performance of the IT regime but are not strong enough to give a broader assessment.

We aimed to construct an econometric framework under which we could evaluate if the IT introduction has reduced the persistence and uncertainty of inflation. In the first case, we used an autoregressive model and found that the first-year persistence has declined during the IT period and the introduction of IT has a direct negative impact on the average level of inflation in the 2005–2021 period. On the other hand, we used a GARCH framework to proxy the inflationary uncertainty through the conditional volatility and found that the persistence of volatility and its average level has also decline during the IT period. However, it is not that clear that the IT introduction has affected directly the uncertainty or if the impact has been indirect through the lower levels of inflation during the IT period.

It is important to mention that the GARCH models showed a negative and significant relation between the mean process and realized conditional volatility in the IT period (arch-in-mean component), as the Cukierman-Meltzer link suggests. This could be caused by the volatility induced by the pandemic at the end of the sample, but it also could be due to the length of the CPI base (11 years). It is important for a robust monetary policy framework to have an updated CPI base on regular basis to avoid possible base effects that can increase inflation uncertainty. In this sense, we propose a Volatility Index for the Guatemalan inflationary process, which could be an additional tool in the monthly assessment of inflationary pressures.

We acknowledge that the work developed in this paper has flaws and is prone to improvements. Among this we could mention the construction of more complete conditional mean models for the GARCH framework, including models beyond the ARMA(1,1), the use of controls in the volatility processes, the use of Multivariate GARCH models or the consideration of other proxies for inflation.



6 | References

- Adesina, T. (2017). Estimating volatility persistence under a Brexit-vote structural break. *Finance Research Letters*, 23, 65–68.
- Ball, L. (1992). Why does high inflation raise inflation uncertainty?. *Journal of Monetary Economics*, 29(3), 371–388.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307–327.
- Cukierman, A., & Meltzer, A. H. (1986). A theory of ambiguity, credibility, and inflation under discretion and asymmetric information. *Econometrica: journal of the econometric society*, 1099–1128.
- Engle, Robert F. “Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation.” *Econometrica: Journal of the econometric society* (1982): 987–1007.
- Friedman, M. (1977). Nobel lecture: inflation and unemployment. *Journal of political economy*, 85(3), 451–472.
- Fuentes, J. C. C., Castillo-Maldonado, C. E., González, D. N. G., Gutiérrez-Morales, M. J., & Cardona, E. O. (2019). *Evaluación del esquema de metas explícitas de inflación (EMEI) en Guatemala*. Foro de Investigadores de Bancos Centrales del Consejo Monetario Centroamericano.
- Ghalanos, A. (2015). *Introduction to the rugarch package*. (Version 1.3–1). Manuscript, <http://cran.r-project.org/web/packages/rugarch>. Accessed, 11.
- Grier, K. B., & Perry, M. J. (1996). Inflation, inflation uncertainty, and relative price dispersion: Evidence from bivariate GARCH-M models. *Journal of Monetary Economics*, 38(2), 391–405.
- Karahan, Ö. (2012). The relationship between inflation and inflation uncertainty: evidence from the Turkish economy. *Procedia economics and finance*, 1, 219–228.
- Kontonikas, A. (2004). Inflation and inflation uncertainty in the United Kingdom, evidence from GARCH modelling. *Economic modelling*, 21(3), 525–543.

Midiendo el crecimiento económico subnacional desde el espacio exterior

Comprendiendo el impacto de la Covid-19
y la dinámica en la nueva normalidad

Walter Orlando Figueroa Chávez

1

Introducción

En la actualidad, los tradicionales métodos de recolección de información tales como los levantamientos cartográficos, las encuestas de hogar y registros administrativos han sido complementados por el conjunto de tecnologías que recogen datos masivos de nuevas fuentes, tal como los generados por los usuarios de Internet o aquellos recopilados desde el espacio exterior.

Consecuentemente, el espacio exterior ofrece una nueva perspectiva para la construcción de aplicaciones sociales de monitoreo de tránsito automotor en tiempo real, monitoreo de migración animal, monitoreo y predicción de cambios climáticos, incluso, amplía la posibilidad de mejora en la investigación económica al permitir información masiva con menor rezago, con mayor grado de detalle y con menos costos. La investigación económica no queda exenta; de hecho, las nuevas fuentes de información han contribuido al entendimiento de la actividad económica durante más de una década.

En ese orden de ideas, los registros de información satelital, concretamente los de luz nocturna, han sido utilizados como una aproximación de la actividad económica debido a la alta correlación entre ambas y, aunque dichas actividades se desarrollan durante el día, debe tenerse en consideración que las economías que crecen, registran mayor iluminación respecto de aquellas que se encuentran deprimidas. Asimismo, en la medida que los territorios dentro de un país se urbanizan, las estructuras se modernizan (viviendas, comercios, industrias, etc.), en consecuencia, la iluminación se intensifica.

La información satelital relativa a la luz nocturna, durante más de una década, ha contribuido a poner a disposición de los analistas y hacedores de política pública, mejor información al permitir, por ejemplo, la elaboración de aproximaciones sobre la cuantía en el error de medición de la actividad económica (cuentas nacionales), así como el desempeño de la actividad económica en áreas pequeñas (regiones, departamentos, distritos, municipios, etc.). Lo anterior resulta de importancia capital, puesto que el producto interno bruto (PIB) y su crecimiento son de las variables más importantes en el análisis económico y también para la política pública, en especial para la económica.

El presente trabajo de investigación, dado que la luz de noche es considerada como una buena proxy de la actividad económica y que la información de las imágenes satelitales que registran esta variable pueden delimitarse no solo a nivel nacional, sino también para las divisiones administrativas que la componen, tiene como objetivo, primero, determinar la elasticidad de la intensidad de la luz nocturna -PIB- y, segundo, estimar mediante esta elasticidad, el crecimiento económico a nivel subnacional en Guatemala (a nivel departamental o municipal), lo cual resulta de utilidad al no contar actualmente con estimaciones en áreas pequeñas del crecimiento económico.

2 | Literatura relacionada

A las metodologías existentes para estimar el crecimiento económico, en los años recientes se ha unido y tomado fuerza la que propone el uso de datos satelitales que capturan la luz nocturna. Si bien la luz nocturna refleja la actividad humana en exteriores e interiores, la mayoría de bienes, para ser consumidos, requieren de las luces. Siguiendo esta lógica, a medida que el ingreso crece, también lo hace la iluminación per cápita. Como se advirtió, una economía que crece y se urbaniza, deriva en el uso de mayor iluminación (la modernización de la infraestructura requiere de mayor iluminación, por ejemplo, los complejos industriales, los destinos de bienes de consumo, tal como los centros comerciales; la iluminación de las vías de tránsito terrestre, etc.), contrariamente a lo que refleja una economía deprimida, la cual suele estar relativamente más “apagada”.

Desde hace más de una década, la información registrada por los satélites ha sido utilizada para el desarrollo de investigación económica contribuyendo a mejorar nuestra comprensión –entre otros aspectos–, de la dinámica del crecimiento económico.

Los trabajos seminales de Ebener *et al* (2005); Doll (2006) y; de Sutton, Elvidge y Ghosh (2007), usaron información de la luz nocturna para estimar la actividad económica a nivel subnacional. Otro trabajo pionero corresponde al realizado por Henderson, Storeygard y Weil (2012), a través del cual proponen un marco estadístico que utiliza el crecimiento de las luces de noche –de baja frecuencia (anual)–, con el propósito de aumentar las medidas de crecimiento del ingreso existentes, al permitir estimar la tasa de crecimiento económico real mediante el supuesto relativo a que el error de medición de la luz nocturna, al usarse como medida del ingreso, no está correlacionado con el error de medición en las cuentas nacionales. En adición, demuestran cómo la luz de noche permite medir el crecimiento de los ingresos en áreas pequeñas y, como aplicación, examinan el crecimiento en las regiones del África subsahariana en un período de 17 años.

Siguiendo a estos autores, se ha realizado una serie de investigaciones que examinan la tasa de crecimiento económico a nivel subnacional, a través de estudios de caso, tal como el de Bhandari y Roychowdhury (2011), quienes estimaron las tasas de crecimiento a nivel de distrito en la India; y el de Bundervoet, Maiyo y Sanghi (2015) para el caso de Kenia y Rwanda. Más recientemente y en esa misma línea, Beyer *et al* (2018) realizaron estimaciones a nivel de distrito de la actividad económica en el sudeste asiático.

Asimismo, se han realizado investigaciones sobre los efectos de la actividad económica de algunos choques externos. Ishizawa, Miranda y Zhang (2017) usaron la información de la luz nocturna para determinar el efecto de las tormentas tropicales sobre la actividad económica de Centro América a nivel subnacional. Del mismo modo, se han realizado análisis del impacto en la actividad económica producto de las inundaciones en 40 países (Kocornik-Mina *et al*, 2020). Por su parte, Dodd (2021) estimó el efecto sobre la economía de la guerra civil en Bosnia a nivel municipal, resaltando la importancia de las asimetrías generadas; Giovannetti y Perra (2019), hacen el mismo ejercicio, pero en el caso de la guerra civil en Siria. Más recientemente, en el contexto de la pandemia de la Covid -19, autores como Roberts (2021) y Dasgupta (2022), han evaluado los impactos de ese flagelo en la actividad económica para Marruecos e India, respectivamente.

También, a través de las luces de noche se ha evaluado la calidad de las estadísticas oficiales del PIB: Clark, Pinkovskiy y Sala-i-Martin (2017); y Morris y Zhang (2017) quienes usan la información satelital, entre ellas la de luces nocturnas, para validar el PIB de cuentas nacionales en China. Incluso, la información registrada por los satélites de la luz nocturna ha sido fundamental como alternativa para analizar los efectos en la economía de los proyectos de desarrollo en China (Dreher *et al*, 2019), de las transferencias sociales en Colombia (Villa, 2016), de la educación superior en la India (Castelló-Climent *et al*, 2019), entre otras aplicaciones que están ligadas con el desempeño económico territorial.

3 | Marco metodológico

Seguendo a Henderson, Storeygard y Weil (2012), la relación entre el crecimiento económico verdadero y el crecimiento económico de cuentas nacionales es:

$$z_j = y_j + \varepsilon_{z,j} \quad (1)$$

z_j es el crecimiento económico real de cuentas nacionales del j -ésimo país.

y_j es el crecimiento económico real verdadero del j -ésimo país.

$\varepsilon_{z,j}$ es el error de medición del crecimiento económico del j -ésimo país.

De otra parte, la relación existente entre el crecimiento económico verdadero y el crecimiento de la luz nocturna se encuentra dado por:

$$x_j = \beta y_j + \varepsilon_{x,j} \quad (2)$$

x_j es el crecimiento de la luz nocturna del j -ésimo país.

β^1 es la elasticidad de la luz nocturna respecto del PIB.

y_j es el crecimiento económico real verdadero del j -ésimo país.

$\varepsilon_{x,j}$ es el error de medición de la luz nocturna del j -ésimo país.

El término de error de la ecuación 2 corresponde a un “ruido” de medición del crecimiento de la luz nocturna que refleja el crecimiento económico e incluye: i) la diferencia entre la verdadera luz nocturna y lo que el satélite capta; ii) la variación entre países de la relación entre luz nocturna y actividad económica². En adición, como se anticipó, se supone que el error de medición del PIB y el de medición de la luz nocturna no se encuentran correlacionados, de manera que $Cov(\varepsilon_x, \varepsilon_z) = 0$.

Para avanzar en el propósito relativo a la estimación del crecimiento económico a nivel subnacional,

se utilizará una regresión entre el crecimiento económico que reflejan las cuentas nacionales y las luces de noche:

$$z_j = \Psi x_j + e_j \quad (3)$$

Esta relación puede ser estimada mediante una regresión de mínimos cuadrados ordinarios en donde el parámetro Ψ , de acuerdo con Henderson, Storeygard y Weil (2012) es el mejor ajuste a usarse en la producción de indicadores indirectos del crecimiento económico. En este sentido, se tiene como indicador indirecto del crecimiento económico $\hat{z}_j = \Psi x_j$. De esta cuenta $\hat{z}_j$ puede ser utilizado para estimar el crecimiento económico a nivel subnacional en donde este indicador no esté disponible (Storeygard y Weil, 2009: 12), como lo es el caso de Guatemala y los países de la región centroamericana, en donde se carece de cifras de crecimiento económico a nivel administrativo 1 (por ejemplo, departamento o distrito) o 2 (por ejemplo, municipios o cantones).

Debe tenerse en cuenta que en aquellos casos en los que los indicadores estén disponibles, el valor ajustado $\hat{z}_j$ puede ser usado para mejorar la precisión del crecimiento económico:

$$\hat{y} = \lambda z_j + (1-\lambda) \hat{z}_j \quad (4)$$

Tanto λ y $(1-\lambda)$ son pesos que minimizan la varianza del error de medición del crecimiento económico real verdadero³, sin embargo, para el efecto del presente trabajo de investigación, mediante el uso de mínimos cuadrados ordinarios se estimará la relación expresada en 3 para, posteriormente, a través del parámetro Ψ , estimar $\hat{z}_j$ a nivel departamental en Guatemala, incluso para otros países del área centroamericana (nivel administrativo 1 o 2).

¹ Se asume una relación de elasticidad constante entre la luz total observable en un país o región y sus ingresos totales, con lo cual, se supone que la luz total observable está creciendo al ritmo de la población y del PIB per cápita.

² El consumo de bienes y servicios, por ejemplo, duraderos y educación, tienen diferente composición en los países y, asimismo, diferentes rezagos en cuanto a su impacto sobre la iluminación nocturna.

³ Más detalles a este respecto se ofrecen en Henderson, Storeygard y Weil (2012).

4 | De los datos

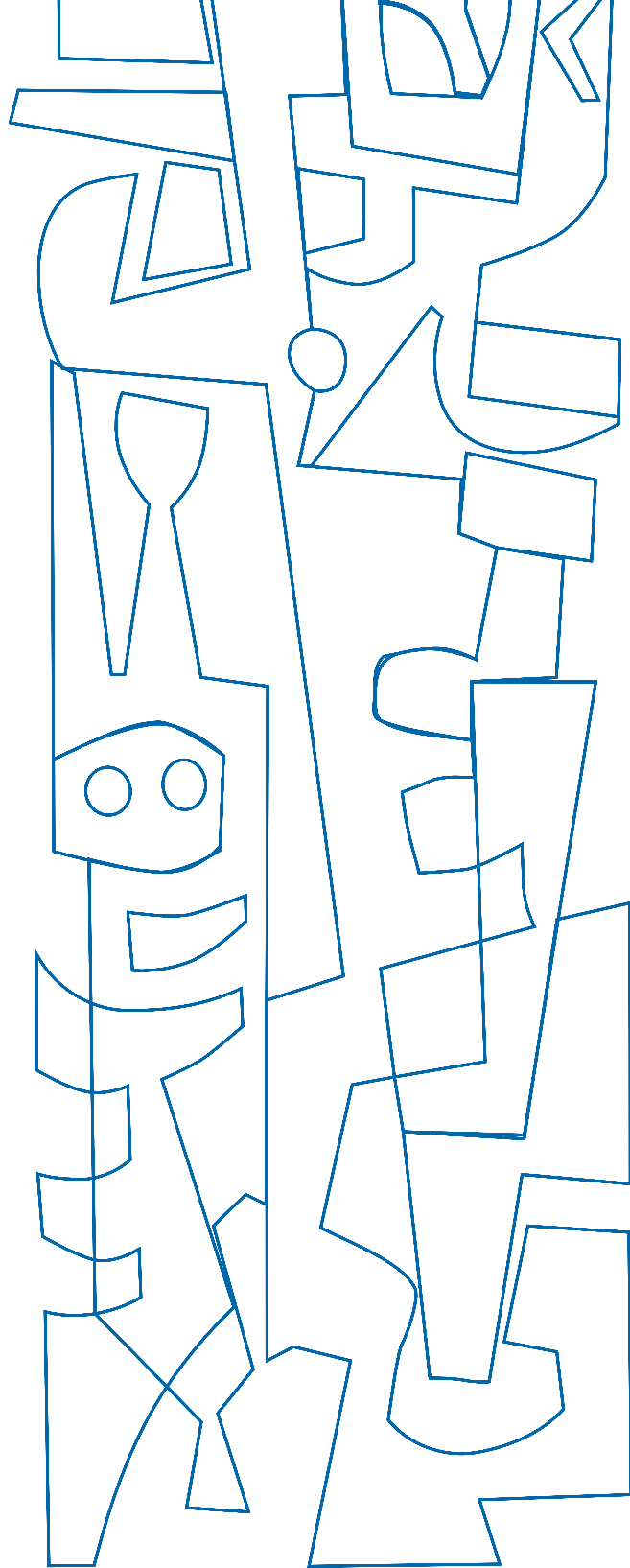
4.1 Luz nocturna

4.1.1 De las fuentes

Las luces de noche provienen de dos generaciones de satélites, el primero de ellos corresponde al *Operational Linescan Sensor* (OLS), el cual se encontraba a bordo de los satélites del *Defense Meteorological Satellite Program* (DMSP), y tuvo una cobertura que va desde 1992 a 2013; la segunda generación pertenece al *Visible Infrared Imaging Radiometer Suite* (VIIRS), a bordo del *Joint Polar Orbiting Satellite System*, teniendo una cobertura desde abril de 2012 a la actualidad. Los datos fueron capturados a través del VIIRS.

En cuanto al DMSP/OLS corresponde a un conjunto de datos, libre del “ruido” provocado de las nubes, provenientes de 6 satélites (F10, F12, F14, F15, F16 y F18), abarcando una temporalidad que va desde 1992 a 2013. Algunos detalles técnicos son: i) la resolución espacial es de 30 segundos de arco (equivalente a 1 km en el ecuador), ii) tiene una cobertura casi global de -180 grados a 180 grados en longitud y -65 grados a 65 grados en latitud. La medida corresponde al *digital number* (DN)⁴ que va desde 0 hasta un máximo de 63 (el primero es ausencia de luminosidad y el segundo el máximo)⁵.

La información derivada del VIIRS proporciona una mejora significativa en las imágenes con poca luz respecto de la primera generación; su alcance temporal inicia en abril de 2012 hasta la actualidad. En este caso se tiene: i) la resolución espacial es de 15 segundos arco (500 metros en el ecuador); ii) comprende una cobertura de -180 grados a 180 grados en longitud y -75 grados a 65 grados en latitud. El DN asociado muestra la misma escala que en el caso del DMSP/OLS.⁶



⁴ En el radiómetro, la potencia recibida (PR) se convierte en una señal analógica de salida de voltaje con forma binaria. Al ser digitalizado resulta un valor, DN, de salida para cada píxel, el cual es el valor transmitido a la estación receptora.

⁵ La información utilizada es DMSP/OLS versión cuatro disponible en: <https://ngdc.noaa.gov/eog/dmsp/downloadV4composites.html>

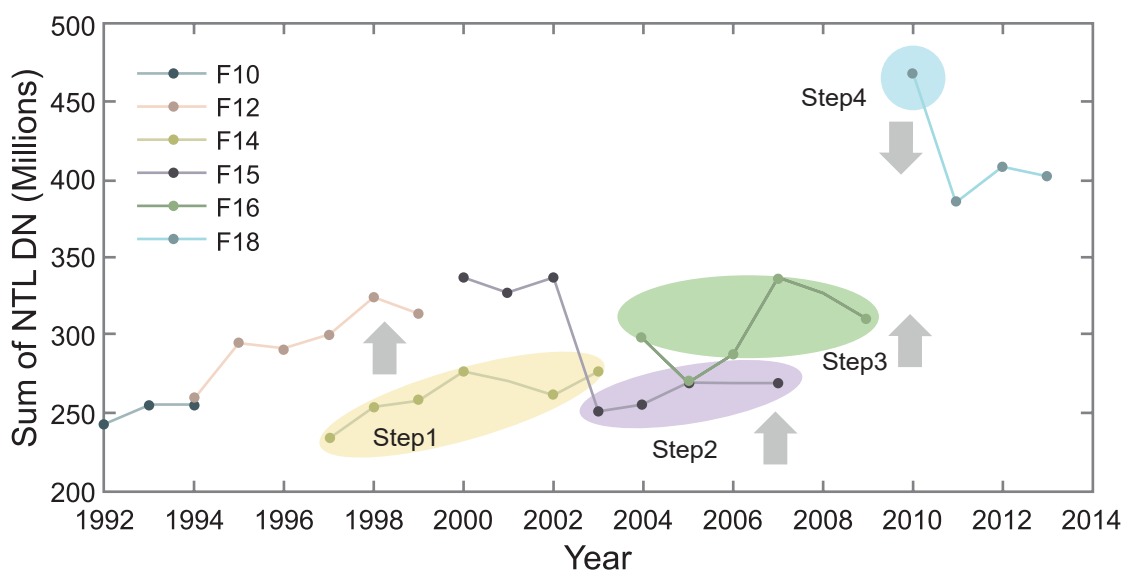
⁶ La información utilizada es la versión dos del VNL anual disponible en: https://eogdata.mines.edu/products/vnl/#annual_v2

4.1.2 De la armonización de las series de tiempo

Las series de tiempo derivadas del DMSP/OLS resultan inconsistentes en el tiempo, reflejando distintas trayectorias entre satélites. La suma de los datos provenientes de la luz nocturna estable aumenta con el tiempo, lo que es consistente con las imágenes derivadas de los satélites F10, F12 y F14; sin embargo, para el resto de satélites (F15, F16 y F18) la trayectoria de su dinámica temporal es complicada y resulta no ser clara (Li y Zhou, 2017).

Li y Zhou proponen un esquema de calibración de la serie de tiempo del DMSP/OLS consistente en cuatro pasos: i) ajuste a la subestimación del satélite F14; ii) ajuste de la subestimación de los años 2003 a 2007 de F15 con la trayectoria de F14 en 2000 a 2002; iii) calibración híbrida del F16, basada en la que es usada para Sicilia, Italia; iv) ajuste de los valores extremos del satélite F18 en 2010, de manera que sea consistente con la tendencia del resto de satélites⁷.

Imagen 1: Suma total de DN de los diferentes satélites para la serie de tiempo del DMSP/OLS



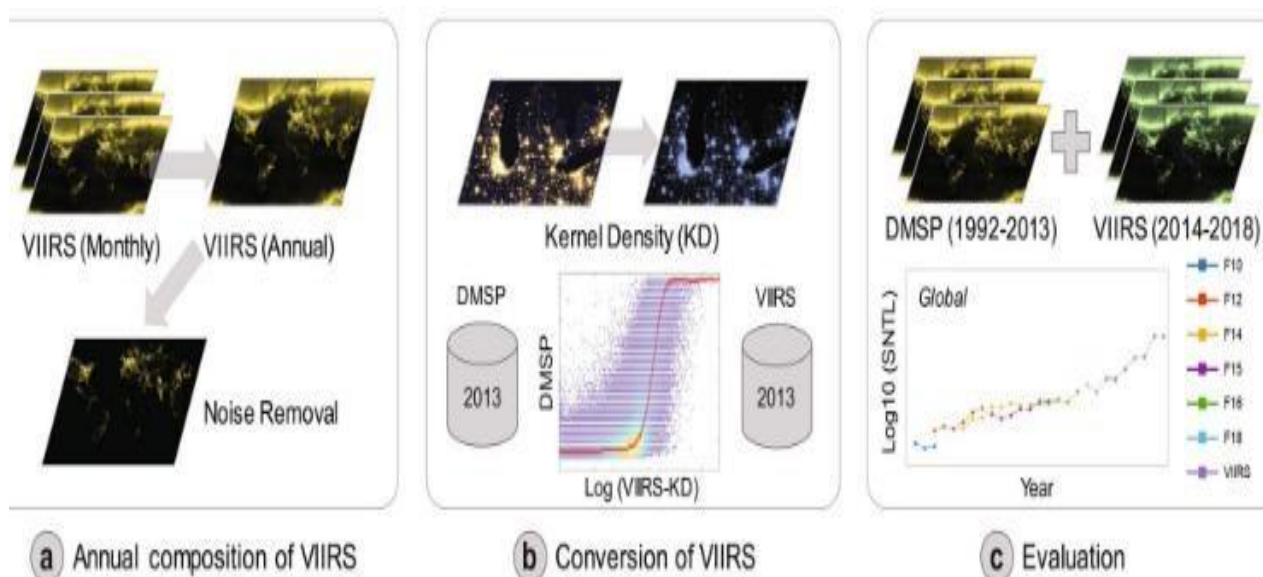
Fuente: Li y Zhou, 2017.

Por otro lado, existe inconsistencia entre ambas generaciones de satélites, con lo cual, no solo es necesario armonizar la serie de tiempo que se deriva de la primera generación de satélites, sino hecho esto, armonizar la segunda generación con la primera, de manera que pueda realizarse un análisis, del mismo modo, consistente y con una serie de tiempo de más larga data. Para estos efectos, Li et al (2020) proponen un esquema para armonizar ambas generaciones en tres pasos: i) generación de una serie de datos anual del VIIRS; ii) armonización de los datos del VIIRS con los del DMSP/OLS, usando una función sigmoide; iii) evaluación de los datos armonizados (ver imagen 2)⁸.

⁷ Más detalles del marco metodológico de armonización de la serie de tiempo del DMSP/OLS se encuentran en Li y Zhou, 2017.

⁸ Más detalles de la armonización entre los datos del DMSP/OLS y del VIIRS se encuentran en Li et al (2020), disponible en: <https://www.nature.com/articles/s41597-020-0510-y>

Imagen 2: Esquema de armonización de los datos del DMSP/OLS y del VIIRS



Fuente: Li et al 2020

4.1.3 Datos de luz nocturna utilizados y procesamiento de datos

Para el caso del presente trabajo se utilizan los datos armonizados de la serie de tiempo del DMSP/OLS, y de esta con los datos del VIIRS. Inicialmente, se obtienen las imágenes del mapamundi del tipo GeoTIFF⁹ (capas ráster), correspondientes a cada año del período 1992–2021, las cuales contienen los registros de los DN; luego, se recortan las imágenes, de acuerdo con los polígonos de cada uno de los países integrantes de la muestra, obteniendo una capa ráster de menores dimensiones (registros de los DN para cada uno de los países de la muestra). Posteriormente, se poligonizan las capas ráster, obteniendo una capa vectorial; se unen los vectores de los polígonos del nivel administrativo 1, 2 o 3 con la capa vectorial que contiene los registros de los DN, a través de los cuales se obtienen los registros de los DN según el nivel administrativo con mayor desagregación disponible. Por último, se obtiene una base de datos con la información de la luz nocturna.

Debe señalarse que la muestra de países elegida para el presente trabajo corresponde a diez países a saber: Belice, Costa Rica, El Salvador, Guatemala, Haití, Honduras, México, Nicaragua, Panamá y República Dominicana. La cobertura temporal se vincula al período 1992–2021. Debido a que para la estimación de la regresión por mínimos cuadrados antes referida se usan los datos del PIB –los cuales no están disponibles para áreas pequeñas, sino únicamente a nivel nacional–, se debe obtener la suma de los DN para cada año y para cada país, es decir, se cuenta con un total de 30 registros (30 por país en diez años). En términos de la implementación del modelo a incluir se usa el logaritmo natural de los DN.

⁹ Estándar de metadatos que permite incrustar una imagen geo referenciada en un archivo de tipo TIFF.

4.1.4 Producto Interno Bruto

Este trabajo utiliza la información del PIB que es extraída de la base de datos del *World Economic Outlook* (WEO) del Fondo Monetario Internacional (FMI), con información actualizada a abril de 2021¹⁰.

La información del producto es armonizada de manera que la información del PIB a precios constantes de cada uno de los países es trasladada a paridad de poder adquisitivo (PPA). Para este efecto se usa el factor de conversión de PPA, el cual también proviene de la base de datos del WEO del FMI. Para estimar la regresión por mínimos cuadrados ordinarios expresada en 4, se usa el logaritmo natural del producto PPA.

5. Discusión de resultados

Debe advertirse el hecho que, en general, la comprensión sobre el crecimiento económico a través de investigaciones que usan información satelital de la luz nocturna se concentra en los datos obtenidos del DMSP/OLS, los cuales –se reitera–, tienen una cobertura temporal de 1992 a 2013. Muy pocos hacen uso de los datos registrados a través del VIIRS, aun cuando una de sus limitantes es su cobertura temporal (2012 a la actualidad, aunque se encuentran registros de alta frecuencia –mensual–). Aún menos son los que hacen uso de toda la serie temporal disponible (1992 a la actualidad). El presente trabajo no solo hace uso de toda la serie disponible armonizada, tanto entre la primera generación como con la segunda, sino que con ello dispone de una temporalidad mayor.

El uso de información satelital armonizada de las luces nocturnas no exime que, tanto la recalibración como el decaimiento de los sensores, pueden afectar la captura de la luz nocturna en los países (incremento o decaimiento por artificio de la intensidad de la luz nocturna). Dado que estos hechos afectan a todos los países, controlar por efectos fijos tanto en el tiempo como en el espacio, ayuda a mitigar esta problemática (Beyer, Hu e Yao, 2022).

Derivado de lo anterior se estima la regresión por mínimos cuadrados ordinarios expresada en 4, de acuerdo a las variantes siguientes: i) efectos fijos por país y año; ii) efectos fijos relativos al país; iii) efectos fijos relativos al año. Adicionalmente, para cada una de las variantes se usan distintas variables independientes (el logaritmo natural de los DN; el logaritmo natural de los DN por kilómetro cuadrado; el logaritmo de los DN y de los DN al cuadrado). Consecuentemente, se estiman 9 regresiones, cuyos resultados se muestran en la tabla 1¹¹.

En general, los modelos que usan como variables independientes el logaritmo natural de los DN y de los DN al cuadrado en sus distintas variables (3, 6 y 9 en tabla 1) dan como resultado que el parámetro Ψ es estadísticamente no significativo. En otros términos, se descarta el hecho que en la medida que el crecimiento de la luz nocturna es mayor, el crecimiento del producto es mayor, pero cóncavo.

Por otro lado, cuando se utilizan como variables independientes el logaritmo natural de los DN o el logaritmo de los DN por kilómetro cuadrado, utilizando efectos fijos para la variable de espacio (países), el parámetro Ψ , si bien significativo (al 1%) el signo es negativo (7 y 8 en tabla 1), es decir que a mayor crecimiento de la luz nocturna, menor el crecimiento económico, lo cual, desde una perspectiva teórica resulta ser contradictorio. Esto da cuenta de que controlar únicamente por tiempo es incorrecto.

Lo anterior unido al hecho que cuando se controla únicamente por la variable de tiempo (efectos fijos por año), el citado parámetro resulta ser positivo estadísticamente significativo (al 0.1%) y bastante alto (4 y 5 en tabla 1); es decir, en los modelos 4, 5, 7 y 8, el parámetro Ψ es significativo y da cuenta de la necesidad de controlar en espacio y tiempo (efectos fijos por país y año).

¹⁰ Disponible en: <https://www.imf.org/en/Publications/WEO/weo-database/2022/April>

¹¹ No se utiliza el método de máxima verosimilitud.

Derivado de lo dicho antes, el caso de los modelos 1 y 2 expresados en la tabla 1, los cuales se estiman con efectos fijos en tiempo y espacio, dan como resultado que el parámetro Ψ es estadísticamente significativo (al 5%), lo cual significa que en la medida que aumenta el crecimiento de las luces nocturnas o el crecimiento de las luces nocturnas por área en 1%, tiende a aumentar el crecimiento económico en 0.37%.

Este último resultado es importante para el propósito de este trabajo, puesto que a través del parámetro Ψ derivado de la estimación del modelo 1, es la base para realizar una aproximación de crecimiento económico.

Tabla 1: Relación entre el crecimiento del PIB y el crecimiento de la luz nocturna

	(1) ln(PIB)	(2) ln(PIB)	(3) ln(PIB)	(4) ln(PIB)	(5) ln(PIB)	(6) ln(PIB)	(7) ln(PIB)	(8) ln(PIB)	(9) ln(PIB)
Indn	0.37 *		-0.69	1.10 ***		0.28	-0.18 **		-0.66
	-0.15		-0.65	-0.04		-0.45	-0.07		-0.64
Indn_area		0.37 *			0.99 ***			-0.18 **	
		-0.15			-0.13			-0.07	
Indn2			0.05			0.03			0.02
			-0.03			-0.02			-0.03
R ²	0.9937	0.9937	0.9938	0.9564	0.8614	0.9569	0.9929	0.9929	0.9929
Adj. R ²	0.9927	0.9927	0.9928	0.9513	0.8455	0.9517	0.9926	0.9926	0.9926
Num. obs.	300	300	300	300	300	300	300	300	300
Efectos fijos país	Sí	Sí	Sí	No	No	No	Sí	Sí	Sí
Efectos fijos año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	No	No	No

***, 0.001 ** 0.01 * 0.05 . 0.1

Para efectos comparativos de los resultados antes mostrados, con estudios previos, el parámetro Ψ encontrado por Henderson, Storeygard y Weil (2012) fue de 0.28 para una muestra de 188 países; Beyer et al (2022) encuentran que es de 0.275 para una muestra de 187 países; Bhandari y Roychowdhury (2011), quienes dan cuenta de que, el referido parámetro, para el caso de la India, era de 0.32; Bundervoet, Maiyo y Sanghi (2015), encuentran que el valor en discusión era de 0.567 para una muestra de 46 países. Para el área centroamericana, se encuentra que ese valor era de 0.183 (Ishizawa, Miranda, Zhang, 2017).

6. Estimación del crecimiento económico subnacional: el caso de Guatemala

6.2 El efecto de la Covid-19 en el crecimiento económico departamental

Tal como lo sugieren Henderson, Storeygard y Weil (2012), el parámetro Ψ (0.37) puede ser utilizado al combinarse con el crecimiento de la luz nocturna, para estimar el crecimiento económico, para áreas pequeñas. De acuerdo con los resultados expuestos en la tabla 1, este parámetro puede ser utilizado, no solo para realizar predicciones a nivel de la media condicional, sino para valores individuales (a niveles administrativos con mayor desagregación).

En este sentido, esta información resulta valiosa, por ejemplo, para aproximarse al impacto que provocó la pandemia vinculada con la Covid-19 en la dinámica económica de Guatemala a nivel departamental. De acuerdo con las estimaciones, las economías de los territorios correspondientes a los departamentos de Alta Verapaz, Quiché, Huehuetenango, El Progreso y Suchitepéquez son los que mayores decrementos experimentaron en el 2020.

También, los departamentos de Jutiapa, Chiquimula, Baja Verapaz y Sololá registraron decrementos, pero en menor medida. Nótese que la mayoría de los territorios más azotados por los efectos económicos vinculados con la pandemia referida son los más vulnerables en términos socioeconómicos, por ejemplo, donde la incidencia de la pobreza resulta ser, comparativamente, mayor (con excepción de territorios como El Progreso, Jutiapa, Chiquimula y Suchitepéquez)¹².

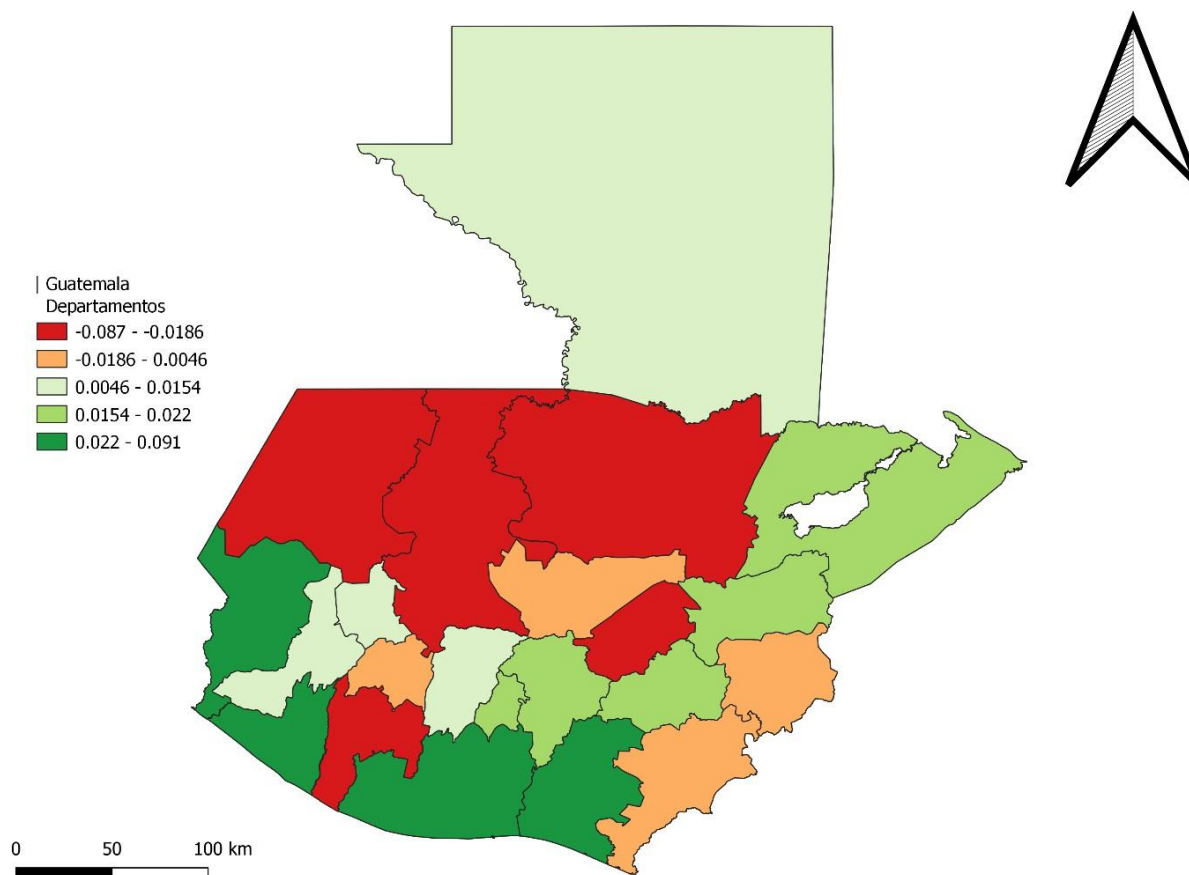
Chimaltenango, Totonicapán, Petén y Quetzaltenango crecieron de manera discreta y con mayor dinámica, crecieron los departamentos de Guatemala, Sacatepéquez, Jalapa, Zacapa e Izabal. Llama la atención que departamentos como San Marcos, Santa Rosa, Escuintla y Retalhuleu mostraron una dinámica económica relativamente envidiable.

Es de hacer notar que pese a la presencia de la pandemia y de las medidas restrictivas para contener su propagación, estos departamentos reflejaron tasas de crecimiento positivas, contribuyendo así, a que el deterioro económico fuera mayor a nivel nacional.

Sobre todo, el hecho que departamentos como Quetzaltenango, Escuintla, Izabal y, especialmente Guatemala –este último que ejerce una especie de centro neurálgico de la actividad económica en el país–, fueron fundamentales para ejercer una especie de búfer ante la presencia de la pandemia, lo que por su parte, contribuyó a que fuera una de las economías menos golpeadas de la región centroamericana.

¹² Véase la tasa de incidencia de pobreza de acuerdo con la Encuesta de Condiciones de Vida 2014–2015.

Mapa 1: Crecimiento económico departamental de Guatemala, año 2020



Fuente: Elaboración propia con información del FMI; *National Center for Enviromental Information* y de la NASA.

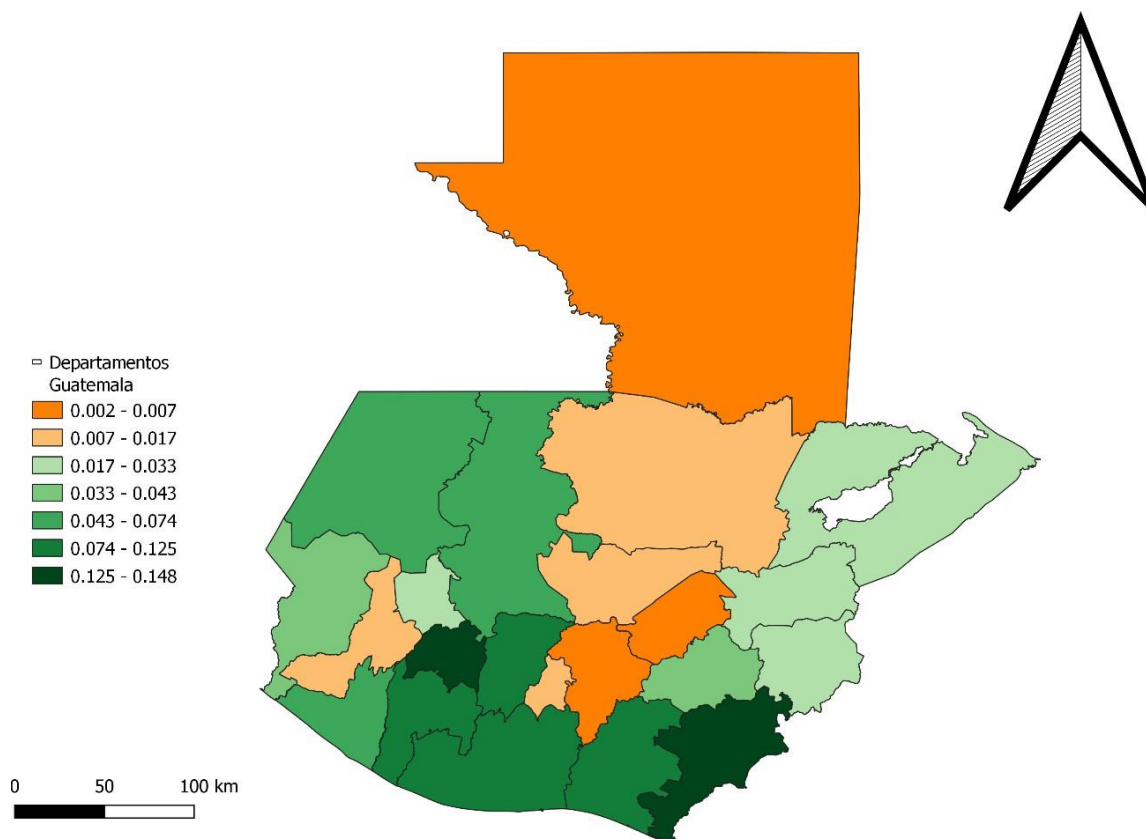
6.3 Crecimiento económico departamental en 2021.

En el año 2021, aunque la pandemia vinculada a la Covid-19 estuvo presente en el territorio guatemalteco, las medidas para su contención fueron disminuyendo paulatinamente, con lo cual, la actividad económica tendió a regularizarse en el marco de la llamada nueva normalidad. De acuerdo con las cuentas nacionales, el crecimiento económico mostró un aumento excepcional (8%).

En este contexto, se tiene que todos los departamentos reportaron tasas de crecimiento económico positivas y la mayoría, como puede observarse en el mapa 2, crecieron a ritmos entre el 2% y el 15%, mostrando mayor dinámica los departamentos ubicados en la costa pacífica del país: Santa Rosa, Escuintla, Suchitepéquez y Jutiapa especialmente, los cuales crecieron a ritmos mayores al 7%, llegando a reflejar cifras de dos dígitos.

Algunos de los departamentos que ejercieron como búfer durante el primer año de la pandemia y, en donde las restricciones fueron mayores, en 2021, siguieron creciendo, aunque de manera discreta, tal el caso de Guatemala, Quetzaltenango e Izabal.

Mapa 2: Crecimiento económico departamental de Guatemala, año 2021



Fuente: Elaboración propia con información del FMI; *National Center for Environmental Information* y de la NASA

7. Conclusiones

La información satelital relativa a la luz de noche es un proxy de la actividad económica de gran utilidad, por su relativo bajo costo, así como por su disponibilidad con un rezago, comparativamente mínimo. De esa cuenta, diversas investigaciones económicas la han utilizado para aumentar la comprensión de la dinámica económica en el tiempo y espacio, encontrando que el parámetro Ψ proveniente de la ecuación 3, presentada arriba, es un parámetro idóneo para producir indicadores indirectos del crecimiento económico, especialmente para áreas administrativas donde este tipo de indicadores no se encuentran disponibles. Consecuentemente, el presente trabajo de investigación utiliza la luz nocturna proveniente de satélites, para encontrar la dimensión del parámetro mencionado y aplicarlo en la estimación del crecimiento económico a nivel departamental en Guatemala, aunque puede ser utilizado para la estimación a nivel subnacional para los otros países de la muestra que se utilizó.

Uno de los aportes del presente trabajo consiste en la utilización de una serie de tiempo de datos de luz nocturna armonizada, tanto entre los que integran la primera generación de satélites (DMSP/OLS), y esta con la segunda generación (VIIRS). Muchos otros de los que preceden al presente documento utilizan información de la primera generación de satélites que captura información de la luz nocturna (DMSP/OLS), con una serie de tiempo limitada (1992–2013), sin armonizarla, pese a que existen inconsistencias entre los registros que captan los diferentes satélites o, bien, solo utilizan los datos registrados por la segunda generación de satélites.

Para evitar problemas de calibración y decaimiento de los satélites, lo cual afecta a todos los países, se utilizaron efectos fijos en espacio y tiempo (en conjunto -país y año- y por separado -país o año-), en adición se utilizaron distintos conjuntos de variables independientes. Los resultados obtenidos sugieren la aplicación de efectos fijos temporal y espacialmente; en esta variante se tiene que la elasticidad crecimiento económico – crecimiento de la luz nocturna, es igual, tanto si se usa como variable dependiente el logaritmo de la luz nocturna, o el logaritmo de la luz nocturna por kilómetro cuadrado.

En la muestra de 10 países, con datos anuales de la luz de noche correspondientes al período 1992–2021, se encuentra que la elasticidad del crecimiento económico, respecto de la luz nocturna es de 0.37%, es decir, por cada 1% de crecimiento de la luz nocturna, la economía tiende a crecer en 0.37%, siendo esta la base para estimar el crecimiento a nivel departamental en Guatemala.

En cuanto a los efectos de la Covid-19 en la economía guatemalteca, se tiene que departamentos más vulnerables, tal como los ubicados en el altiplano guatemalteco, en donde los niveles, por ejemplo de pobreza, resultan ser mayores, fueron los que reportaron caídas de su producción (en algunos casos caídas significativas). Además, departamentos como Guatemala, Escuintla, Quetzaltenango e Izabal ejercieron una especie de búfer, pues sus economías siguieron creciendo, evitando un mayor deterioro del crecimiento económico.

En el año 2021, en donde se registró, de acuerdo con el Banco de Guatemala, una tasa de crecimiento excepcional, todos los departamentos presentaron crecimiento, pero especialmente departamentos de la zona costera pacífica, tal como Escuintla, Jutiapa, Santa Rosa, Retalhuleu y algunos del noroccidente (San Marcos y Huehuetenango).

Los departamentos que ejercieron como búfer en el primero de los años de la pandemia, aunque siguieron creciendo sus ritmos, comparativamente fueron menores. Debe señalarse que algunos de los primeros departamentos mencionados en este párrafo alcanzaron crecimiento de dos dígitos.

8. Referencias bibliográficas

- Beyer, R., Chhabra, E., Galdo, V. y Rama, M. (2018). *Measuring Districts' Monthly Economic Activity from Outer Space*. World Bank Policy Research Working Paper, No. 8523.
- Beyer, R., Yinghao, H., y Jiaxiong, Y. (2022). *Measuring Quarterly Economic Growth from Outer Space*. World Bank Policy Research Working Paper, No. 9893.
- Bhandari, L., y Roychowdhury, K. (2011). *Night lights and economic activity in India: A study using DMSP-OLS night time images*. Proceedings of the Asia-Pacific Advanced Network, 32, 218–236.
- Bundervoet, T., Maiyo, L., y Sanghi, A. (2015). *Bright Lights, Big Cities – Measuring National and Sub-National Economic Growth from Outer Space in Africa, with an Application to Kenya and Rwanda* (No. 7461). World Bank Policy Research Working Paper.
- Chen, X. y Nordhaus, W. (2011). *Using Luminosity Data as a Proxy for Economic Statistics*. Proceedings of the National Academy of Sciences 108 (21): 8589–8594.
- Clark, H., Pinkovskiy, M., & Sala-i-Martin, X. (2017). *China's GDP Growth May be Understated* (No. w23323). National Bureau of Economic Research.
- Dasgupta, N. (2022). *Using satellite images of nighttime lights to predict the economic impact of COVID-19 in India*. Advances in Space Research Volume 70, Issue 4, 15 August 2022, Pages 863–879.
- Ebener, S., Murray, C., Tandon, A. y Elvidge, C. (2005). *From wealth to health: modelling the distribution of income per capita at the sub-national level using night-time light imagery*. International Journal of Health Geographics, 4(1), 5.
- Doll, C., Muller, J., y Morley, J. (2006). *Mapping regional economic activity from night-time light satellite imagery*. Ecological Economics, 57(1), 75–92.
- Dodd, S. (2021). *The Impact of Conflict on Economic Activity: Night Lights and the Bosnian Civil War*. Duke University.
- Donaldson, D., & Storeygard, A. (2016). *The view from above: Applications of satellite data in economics*. Journal of Economic Perspectives, 30(4), 171–98.
- Elvidge, C., Baugh, K., Kihn, A., Kroehl, H., Davis, E. y Davis, C. (1997). *Relation between satellite observed visible-near infrared emissions, population, economic activity and electric power consumption*. International Journal of Remote Sensing, 18 (6), 1373–1379.

- Gibson, J., Olivia, S., y Boe-Gibson, G. (2020). *Night lights in economics: Sources and uses*. J. Econ. Surv. 2020, 34, 955–980.
- Giovannetti, G. y Elena Perra, E. (2019). *Syria in the Dark: Estimating the Economic Consequences of the Civil War through Satellite-Derived Night Time Lights*. Working Papers – Economics, Università degli Studi di Firenze, Dipartimento di Scienze per l'Economia e l'Impresa.
- Gosh, T., Powell, R., Elvidge, C., Baugh, K., Sutton, P. y Anderson, S. (2010). *Shedding Light on the Global Distribution of Economic Activity*. The Open Geography Journal 3: 147–160.
- Henderson, J., Storeygard, A., y Weil, D. (2012). *Measuring economic growth from outer space*. The American Economic Review, 102(2), 994–1028.
- Li, X., Xu, H., Chen, X., y Li, C. (2013). *Potential of NPP-VIIRS nighttime light imagery for modeling the regional economy of China*. Remote Sensing, 5(6), 3057–3081.
- Li, X. y Zhou, Y. (2017). *A Stepwise Calibration of Global DMSP/OLS Stable Nighttime Light Data (1992–2013)*. Remote Sensing, Department of Geological and Atmospheric Sciences, Iowa State University.
- Ishizawa, O., Miranda, J. y Zhang, H. (2017). *Understanding the Impact of Windstorms on Economic Activity from Night Lights in Central America*. World Bank Policy Research Working Paper 8124.
- Morris, S. y Zhang, J. (2019): “Validating China’s Output Data Using Satellite Observations”, Macroeconomic Dynamics, 23(8), 3327–3354.
- Roberts, M. (2021): *Tracking Economic Activity in Response to the COVID-19 Crisis Using Nighttime Lights*. World Bank Policy Research Working Paper, No. 9538.
- Small, C., Elvidge, C., Balk, D. y Montgomery, M. (2011). *Spatial Scaling of Stable Night Lights*. Remote Sensing of Environment 115 (2): 269–280.
- Kocornick-Mina, A., McDermott, T., Michaels, G., y Rauch, F. (2020). *Flooded Cities*. American Economic Journal: Applied Economics 12: 2.
- Sutton, P., y Costanza, R. (2002). *Global estimates of market and non-market values derived from nighttime satellite imagery, land cover, and ecosystem service valuation*. Ecological Economics 41(3): 509–527.
- Sutton, P., Elvidge, C. y Gosh, T. (2007). *Estimation of Gross Domestic Product at Subnational Scales Using Nighttime Satellite Imagery*. International Journal of Ecological Economics and Statistics 8 (S07): 5–21.

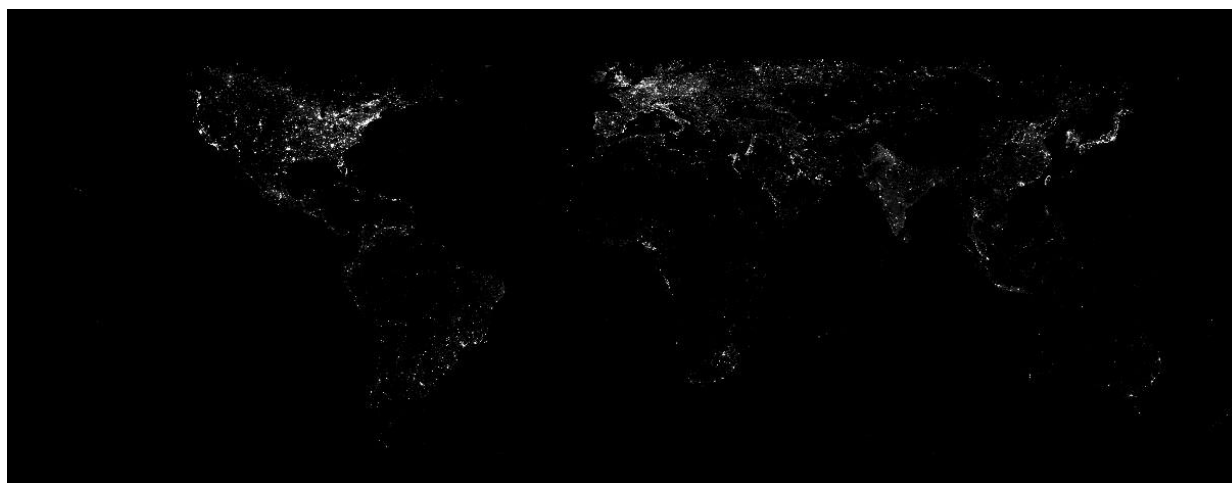
9. Anexos

Mundo: capa ráster de luz nocturna para años seleccionados

1992



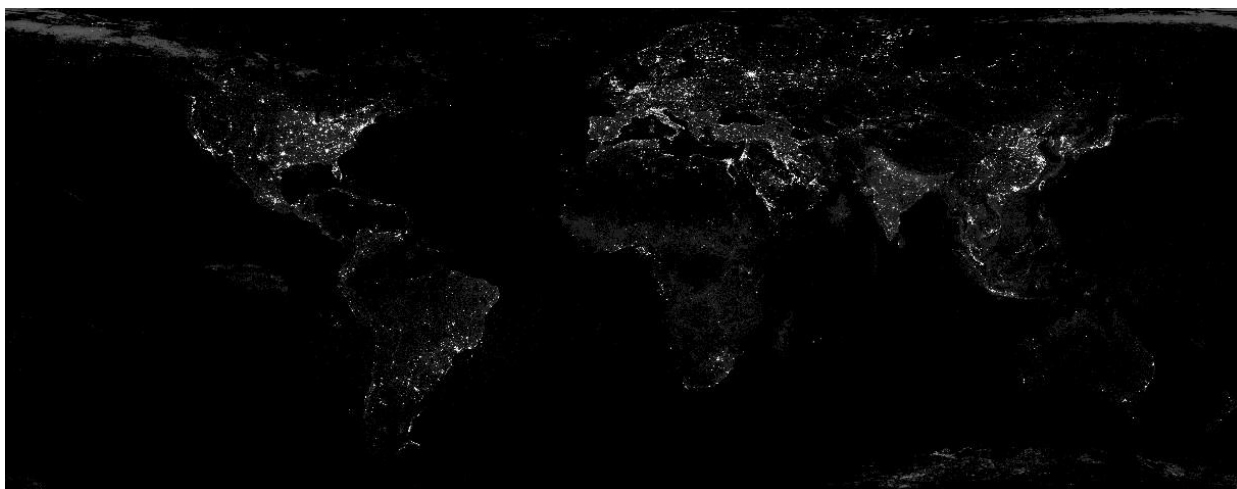
2002



2012



2021



Guatemala: capa ráster de luz nocturna para años seleccionados

1992

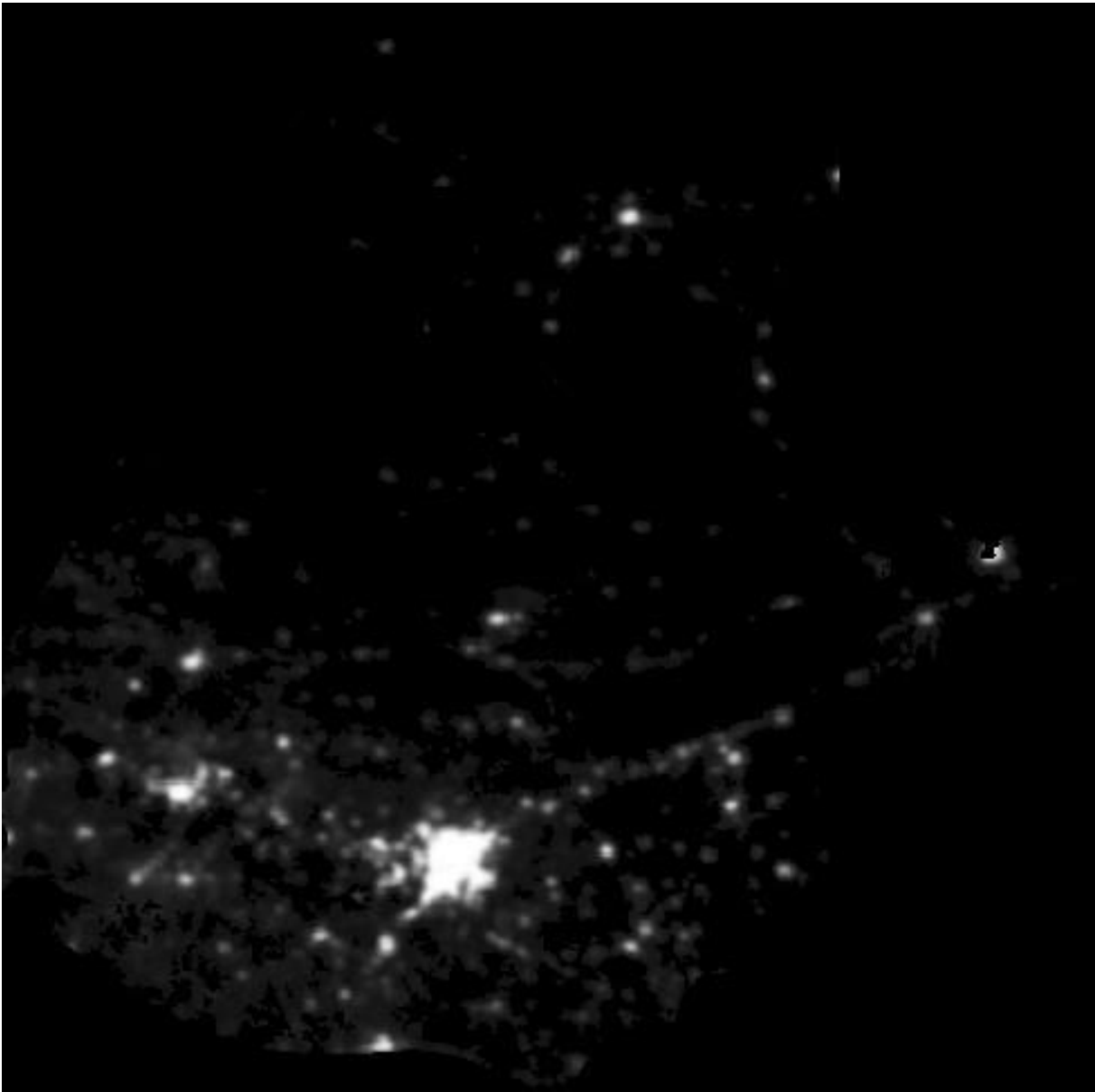


2002

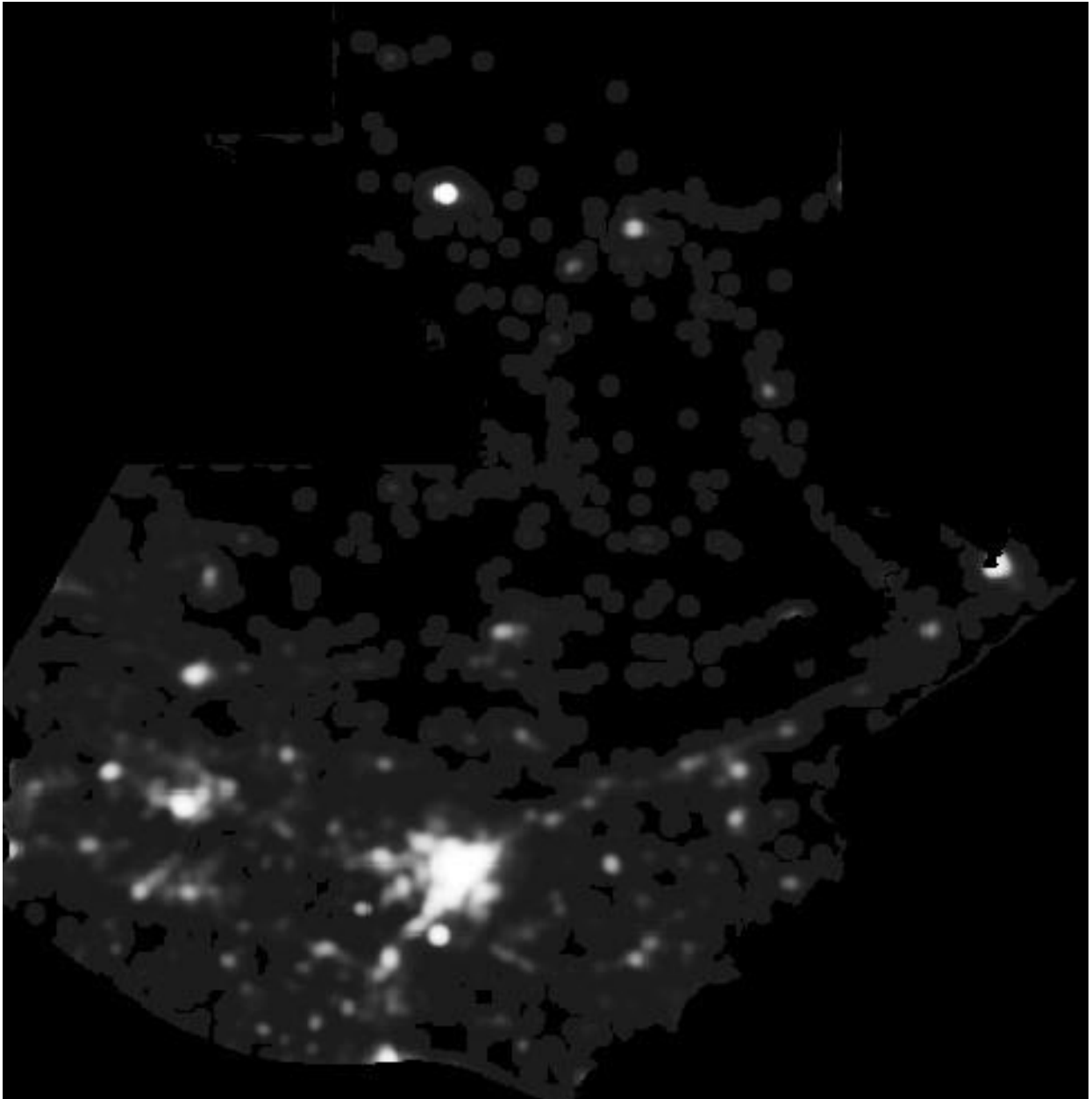




2012



2021



Junta Monetaria*

Alvaro González Ricci
Presidente

José Alfredo Blanco Valdés
Vicepresidente

Miembros titulares

Edwin Oswaldo Martínez Cameros
Ministro de Finanzas Públicas

Luz Mariana Pérez Contreras de Enríquez
Ministra de Economía

Edgar René De León Moreno
Ministro de Agricultura, Ganadería y
Alimentación

Duay Antoni Martínez Salazar
Electo por el Congreso de la República

Sergio de la Torre Gimeno
Electo por las asociaciones empresariales
de comercio, industria y agricultura

Luis Rolando Lara Grojec
Electo por los presidentes de los consejos
de administración o juntas directivas de los
bancos privados nacionales

José Rolando Secaída Morales
Electo por el Consejo Superior de la
Universidad de San Carlos de Guatemala

Miembros suplentes

Carlos Roberto Arias Bouscayrol
Electo por las asociaciones empresariales
de comercio, industria y agricultura

Enrique Antonio José Rodríguez Mahr
Electo por los presidentes de los consejos
de administración o juntas directivas de los
bancos privados nacionales

* Al 31 de diciembre de 2023

Autoridades*

Alvaro González Ricci
Presidente

Jorge Vinicio Cáceres Dávila
Gerente General

Herberth Solórzano Somoza
Gerente Administrativo

José Alfredo Blanco Valdés
Vicepresidente

Johny Rubelcy Gramajo Marroquín
Gerente Económico

Leonel Hipólito Moreno Mérida
Gerente Jurídico

William Ariel Cano Hernández
Gerente Financiero

Funcionarios Superiores*

Departamento de Análisis Macroeconómico y Pronósticos

David René Samayoa Gordillo
Director

Jorge Salvador Samayoa Mencos
Subdirector

Juan Antonio Ibañez Reyes
Subdirector

Departamento de Investigaciones Económicas

Juan Carlos Castañeda Fuentes
Director

Juan Carlos Catalán Herrera
Asesor III

Carlos Andres Nicolle Alburez
Subdirector

Departamento de Estadísticas Macroeconómicas

Víctor Estuardo Flores Súchite
Director

Ismael Herlindo Matías Vargas
Asesor III

Carlos Ricardo Figueroa Aguilar
Subdirector

Departamento de Análisis de Estabilidad Financiera

Héctor Augusto Valle Samayoa
Director

Odalís Hernández Martínez
Subdirector

Departamento de Ejecución de Política Monetaria, Cambiaria y Crediticia

Marco Tulio López Quiñonez
Director

Ariel Wosbeli López Meléndez
Subdirector

Departamento Internacional

Victor Manuel Vásquez García
Director

Susana Manoella Guerra Jordán de Guzmán
Subdirector

Departamento de Contabilidad y Sistema de Pagos

Edgar Iván León Ovalle
Director

María Regina Castillo Pinzón
Subdirector

Jorge Guillermo Rodas Gomez
Subdirector

Departamento de Emisión Monetaria

Edvin Ariel Morales y Morales
Director

Claudia Waleska Raxón Díaz de Contreras
Subdirector

Departamento de Análisis de Riesgo de Reservas Monetarias Internacionales

Neri Alfredo Juracán Par
Director

Departamento de Tecnologías de Información

Mario Geovanni Cordova Gomar
Director

Luis Arturo González Pineda
Subdirector

Departamento de Servicios Administrativos

Mario Roberto León Ardon
Director

Manuel Lizandro Ramírez Barrios
Subdirector

Departamento de Seguridad

Walter Emilio Barrios Guevara
Director

Kilian René Rayo Saravia
Subdirector

Departamento de Recursos Humanos

Gloria Edelmira Mayen Veliz de Velez
Director

Carlos Alberto Arriaga Barrios
Subdirector

Asesoría Jurídica

Giovanni Paolo Vitola Mejia
Asesor III

Beatriz Eugenia Ordóñez Porta de Leal
Asesor III

Julio René Martínez Guerra
Asesor II

Oficialía de Cumplimiento

Maynor Augusto Ambrosio Higueros
Oficial de Cumplimiento

Nelton Adolfo Navarro Aguilar
Oficial de Cumplimiento Suplente

Auditoría Interna

Juan Manuel Melendez Godínez
Auditor Interno

Walter Israú Córdova Citalán
Subauditor Interno

Planificación y Desarrollo Organizacional

Marco Tulio Juárez Chavarría
Asesor III

Secretaría de la Junta Monetaria

Romeo Augusto Archila Navarro
Secretario

José Fernando Monteros Portillo
Subsecretario

* Autoridades y Funcionarios Superiores en ejercicio de funciones al 31 de diciembre de 2023.

Nota: Los nombres y apellidos se incluyen textualmente de acuerdo con la lista proporcionada por Sección de Planificación y Relaciones Laborales del Departamento de Recursos Humanos del Banco de Guatemala.



Red de Bibliotecas del Banco de Guatemala*

Guatemala

Ciudad Guatemala

- 1) Biblioteca Central
7ª. avenida 22-01, zona 1

Amatitlán

- 2) 5ª. calle y 4ª. avenida, esquina,
Barrio La Cruz

San José Pinula

- 3) Parcela No. 115, Aldea San Luis,
sector Letrán, Escuela Mixta No. 861

Alta Verapaz

Cobán

- 4) Calzada "Rabín Ajau", zona 11,
salida a Chisec
Instituto de la Juventud y el Deporte

Cobán

- 5) 1ª. calle 5-24, zona 2

Baja Verapaz

Rabinal

- 6) 4a. avenida 2-37, zona 3

Salamá

- 7) 5ª. avenida 6-21, zona 1, nivel 2

Chimaltenango

San Martín Jilotepeque

- 8) Plaza Central, frente a municipalidad

Patzún

- 9) 3a. calle 5-48, zona 1, edificio municipal

Chimaltenango

- 10) 2ª. avenida 2-20, zona 3, nivel 2

Zaragoza

- 11) 7a. avenida norte, No. 3

Chiquimula

Quezaltepeque

- 12) 3a. calle y 2ª. avenida,
zona 2

Ipala

- 13) 2a. calle 3-18, zona 1
nivel 2, edificio municipal

Olopa

- 14) Edificio municipal, nivel 2, Barrio El Centro

Concepción Las Minas

- 15) Segundo nivel, mercado municipal

El Progreso

Guastatoya

- 16) Avenida principal, contiguo
al Banco G&T Continental

El Júcaro

- 17) Edificio municipal, nivel 2

Escuintla

Escuintla

- 18) 3ª. avenida 3-63, zona 1

Puerto San José

- 19) Avenida El Comercio

Santa Lucía Cotzumalguapa

- 20) 5a. calle 3-39, zona 1,
edificio municipal

Huehuetenango**Huehuetenango**

- 21) 4ª. calle 5-07, zona 1
(reapertura)

San Antonio Huista

- 22) Cantón Central

San Mateo Ixtatán

- 23) Cantón Yolwitz

Malacatancito

- 24) 1a. calle "A" 4-17, zona 1
Barrio El Centro

Izabal**Puerto Barrios**

- 25) 7ª. calle y 8ª. avenida, esquina, zona 1,
Parque "José María Reyna Barrios"

Los Amates

- 26) Edificio municipal

Jalapa**Jalapa**

- 27) Calle "Tránsito Rojas"
5-46, zona 6, nivel 2

San Luis Jilotepeque

- 28) Edificio municipal,
Barrio El Centro

Jutiapa**Asunción Mita**

- 29) Instituto Nacional de Educación
de Diversificado

El Progreso

- 30) Calle principal y avenida Achuapa,
Casa de la Cultura

Jutiapa

- 31) 4ª. avenida y 7ª. calle, zona 1

Petén**Melchor de Mencos**

- 32) Escuela Municipal Bilingüe Intercultural
Barrio El Arroyito

San Francisco

- 33) A la par del Puesto de Salud

San Luis

- 34) Edificio municipal

San Benito

- 35) Calzada "Virgilio Rodríguez Macal"
5ª. avenida, zona 1,
Escuela Oficial Urbana Mixta
"3 de abril"

San Andrés

- 36) Edificio municipal

Quetzaltenango**El Palmar**

- 37) Edificio de la Cruz Roja

Coatepeque

- 38) Avenida Ferrocarril, Barrio San Francisco,
zona 3

Quetzaltenango

- 39) 12 avenida 5-12, zona 1

Quiché**Pachalum**

- 40) Edificio Mercado Central, nivel 4

Santa Cruz del Quiché

- 41) 3ª. calle 4-00, zona 5,
Barrio La Sirena

Canillá

- 42) Edificio municipal

Santa María Nebaj

- 43) Caserío Vikolá,
Aldea Río Azul

Retalhuleu**Champerico**

- 44) Avenida del Ferrocarril,
a un costado del Parque Central,
nivel 2

San Felipe

- 45) 3ª. avenida 2-44, zona 1
Edificio municipal

Sacatepéquez**Antigua Guatemala**

- 46) Portal Las Panaderas
5ª. avenida norte, No. 2, nivel 2

Sumpango

- 47) 0 avenida 1-18, zona 3

San Marcos**San Marcos**

- 48) 9ª. calle 7-54, zona 1

Tecún Umán

- 49) 1ª. avenida entre 3ª. y 4ª. calles,
zona 1

Santa Rosa**Chiquimulilla**

- 50) 1ª. calle "B" y 2ª. avenida,
zona 1, edificio municipal

Barberena

- 51) Parque Central, 4a. calle y
4a. avenida, zona 1

Guazacapán

- 52) Edificio municipal, nivel 2

Sololá**Sololá**

- 53) 7a. avenida 8-72,
zona 2, nivel 2

Suchitepéquez**Mazatenango**

- 54) 7ª. calle 3-18, zona 1

Totonicapán**Totonicapán**

- 55) 7a. avenida y 5a. calle,
zona 1, nivel 2

Zacapa**Zacapa**

- 56) 4a. calle 14-32,
zona 1, nivel 2

Gualán

- 57) Barrio El Centro,
edificio municipal, nivel 2

Estanzuela

- 58) 1a. calle 2-00, zona 1

Río Hondo

- 59) 6a. calle 2-49, zona 1,
edificio municipal

* Al 31 de diciembre de 2023

