

# **E**NSAYOS *Revista de Economía*

---

Volumen XXX, número 2

noviembre de 2011

## **Artículos**

### **Modelling the Density of Inflation Using Autoregressive Conditional Heteroscedasticity, Skewness, and Kurtosis Models**

*Doaa Akl Ahmed*

### **Las tendencias de la pobreza y la desigualdad: una evidencia para los departamentos de Colombia**

*Alexander Cotte Poveda, Clara Inés Pardo Martínez*

### **Variaciones en la medición estatal de la pobreza por ingresos según índices de precios locales: México 2000-2008**

*Carlos Guerrero de Lizardi, Manuel Lara Caballero*

### **Does the Impact of Oportunidades Program Increases in Highly Competitive Regions?**

*Marcos E. Domínguez Viera*



# UANL

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

Universidad Autónoma de Nuevo León

Facultad de Economía

Centro de Investigaciones Económicas



Universidad Autónoma de Nuevo León

**Rector**

Dr. med. Santos Guzmán López

**Secretario General**

Dr. Juan Paura García

**Secretario Académico**

Dr. Jaime Arturo Castillo Elizondo

**Secretario de Extensión y Cultura**  
Dr. José Javier Villarreal Álvarez Tostado

**Director de Editorial Universitaria**

Lic. Antonio Jesús Ramos Revillas

**Directora de la Facultad de Economía**

Dra. Joana Cecilia Chapa Cantú

**Director del Centro de Investigaciones Económicas**

Dr. Edgar Mauricio Luna Domínguez

**Editor Responsable**

Dr. Jorge Omar Moreno Treviño

**Editores Asociados**

Dr. Edgar Mauricio Luna Domínguez

Dr. Daniel Flores Curiel

Dra. Cinthya Guadalupe Caamal Olvera

Dra. Joana Cecilia Chapa Cantú

**Consejo Editorial**

Alejandro Castañeda Sabido (Comisión Federal de Competencia Económica, México)

Dov Chernichovsky (University of the Negev, Israel)

Richard Dale (University of Reading, Inglaterra)

Alfonso Flores Lagunes (Syracuse University, EUA)

Chinhui Juhn (University of Houston, EUA)

Timothy Kehoe (University of Minnesota, EUA)

Félix Muñoz García (Washington State University, EUA)

Salvador Navarro (University of Western Ontario, Canadá)

José Pagán (The New York Academy of Medicine, EUA)

Elisenda Paluzie (Universitat de Barcelona, España)

Leobardo Plata Pérez (Universidad Autónoma de San Luis Potosí, México)

Martín Puchet (Universidad Nacional Autónoma de México, México)

Patricia Reagan (Ohio State University, EUA)

Mark Rosenzweig (Yale University, EUA)

Ian Sheldon (Ohio State University, EUA)

Carlos Urzúa Macías († 2024) (Tecnológico de Monterrey, México)

Francisco Venegas Martínez (Instituto Politécnico Nacional, México)

**Comité Editorial**

Ernesto Aguayo Téllez, Lorenzo Blanco González (UANL, México)

Alejandro Ibarra Yúnez (Tecnológico de Monterrey, México)

Vicente Germán-Soto (Universidad Autónoma de Coahuila, México)

Raúl Ponce Rodríguez (Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, México)

Ignacio de Loyola Perrotini Hernández (Universidad Nacional Autónoma de México)

**Edición de redacción, estilo y formato**

Paola Beatriz Cárdenas Pech

Bricelda Bedoy Varela

Ensayos Revista de Economía, Vol. 30, No. 2, julio-diciembre 2011. Es una publicación semestral, editada por la Universidad Autónoma de Nuevo León, a través de la Facultad de Economía con la colaboración del Centro de Investigaciones Económicas. Domicilio de la publicación: Av. Lázaro Cárdenas 4600 Ote., Fracc. Residencial Las Torres, Monterrey, N.L. C.P. 64930. Tel. +52 (81) 8329 4150 Ext. 2463 Fax. +52 (81) 8342 2897. Editor Responsable: Jorge Omar Moreno Treviño. Reserva de derechos al uso exclusivo No. 04-2009-061215024200-102, ISSN 1870-221X, ambos otorgados por el Instituto Nacional del Derecho de Autor. Licitud de Título y Contenido No. 14910, otorgado por la Comisión Calificadora de Publicaciones y Revistas Ilustradas de la Secretaría de Gobernación. Registro de marca ante el Instituto Mexicano de la Propiedad Industrial: 1182771. Impresa por: Serna Impresos, S.A. de C.V., Vallarta 345 Sur, Centro, C.P. 64000, Monterrey, Nuevo León, México. Fecha de terminación de impresión: 1 de noviembre de 2011. Tiraje: 30 ejemplares. Distribuido por: Universidad Autónoma de Nuevo León, a través de la Facultad de Economía, Av. Lázaro Cárdenas 4600 Ote., Fracc. Residencial Las Torres, Monterrey, N.L. C.P. 64930.

Las opiniones y contenidos expresados en los artículos son responsabilidad exclusiva de los autores.

**Impreso en México**

**Todos los derechos reservados**

© Copyright 2011

ensayos.uanl.mx

## Índice

*Modelling the Density of Inflation Using Autoregressive  
Conditional Heteroscedasticity, Skewness, and Kurtosis  
Models* 1

Doaa Akl Ahmed

*Las tendencias de la pobreza y la desigualdad: una evidencia  
para los departamentos de Colombia* 29

Alexander Cotte Poveda, Clara Inés Pardo Martínez

*Variaciones en la medición estatal de la pobreza por ingresos  
según índices de precios locales: México 2000-2008* 51

Carlos Guerrero de Lizardi, Manuel Lara Caballero

*Does the Impact of Oportunidades Program Increases in  
Highly Competitive Regions?* 79

Marcos E. Domínguez Viera



## **Modelling the Density of Inflation Using Autoregressive Conditional Heteroscedasticity, Skewness, and Kurtosis Models**

Doaa Akl Ahmed\*

Fecha de recepción: 21 XI 2010

Fecha de aceptación: 28 III 2011

### **Abstract**

The paper aimed at modelling the density of inflation based on time-varying conditional variance, skewness and kurtosis model developed by Leon, Rubio, and Serna (2005) who model higher-order moments as GARCH-type processes by applying a Gram-Charlier series expansion of the normal density function. Additionally, it extended their work by allowing both conditional skewness and kurtosis to have an asymmetry term. The results revealed the significant persistence in conditional variance, skewness and kurtosis which indicate high asymmetry of inflation. Additionally, diagnostic tests reveal that models with nonconstant volatility, skewness and kurtosis are superior to models that keep them invariant.

**Keywords:** inflation targeting, conditional volatility, skewness and kurtosis, modelling uncertainty of inflation.

**JEL Classification:** C13, E31, E37.

### **Resumen**

El objetivo de este artículo es modelar la densidad de la inflación con base en la variación temporal de la varianza condicional, asimetría y curtosis del modelo desarrollado por León, Rubio y Serna (2005), en donde se aplicó la serie de expansión Gram-Charlier de la función de densidad normal para modelar procesos tipo GARCH con momentos de mayor orden. Además, este artículo proporciona una extensión al artículo mencionado, ya que permite que tanto la asimetría y la curtosis condicionales incluyan un término de asimetría. Los resultados revelan persistencia significativa en la varianza condicional, asimetría y curtosis, lo cual sugiere alta asimetría en la

---

\* University of Leicester, University Road, Leicester, LE1 7RH, United Kingdom, and University of Benha, Egypt.  
Email: [da88@le.ac.uk](mailto:da88@le.ac.uk)

inflación. Por su parte, las pruebas de diagnóstico revelan que los modelos con volatilidad no constante, asimetría y curtosis son superiores a los modelos que las asumen invariables.

**Palabras Clave:** inflación objetivo, volatilidad condicional, asimetría y curtosis, modelación de la inflación en condiciones de incertidumbre.

**Clasificación JEL:** C13, E31, E37.

### **Introduction**

Exploring the relation between inflation and its higher-order moments is quite important for central banks especially under an Inflation Targeting (IT) framework. That is because policymakers are increasingly worrying about complete density forecasts that allow a much richer setting of anti-inflation policy. Therefore, the paper aims at exploring the relation between CPI inflation and its higher-order moments that allows better understanding of the risks involved in inflation.

As indicated by Engle (1982), unpredictability of inflation causes high levels of welfare loss associated with inflation. The reason behind that is however, the costly expected inflation due to institutional rigidities, government intervention, and transaction costs. On the one hand, these costs will be minimized in the long-run if agents use different forms of indexation. On the other hand, the lack of ability to predict future inflation affects risk averse agents as it damages the efficiency of allocation decisions between current and future periods, due to uncertainty; even though prices and quantities are perfectly flexible in all markets. Additionally, as many countries have adopted an inflation targeting (IT) regime, this requires the existence of efficient inflation forecasts models. Given that the Central Bank of Egypt (CBE) announced its intention to adopt an IT framework to anchor its monetary policy when the basic prerequisites are satisfied (CBE, 2005), it must have accurate models to forecast future inflation.

Literature on inflation forecasting is still very limited in Egypt. However, some studies analysed and estimated the sources of inflation but it did not assess the ability of these models to forecast inflation. Nouredin (2005) assessed the robustness of three alternative approaches to forecast inflation in Egypt. These three approaches are output gap (Phillips curve), money gap model, and Vector Autoregressive (VAR) model. However, point forecast does not provide a full description of the uncertainty associated with the forecast. Actually, the Business and Economic Statistics Section of the American Statistical Association (ASA) and the National Bureau of Economic Research (NBER) initially published the first series of density

forecasts in macroeconomics in 1968. They jointly started a quarterly survey of macroeconomic forecasters in the United States known as the ASA-NBER survey (Tay and Wallis, 2000). Additionally, the Bank of England published a density forecast of inflation in its quarterly Inflation Report since February 1996 (Wallis, 2004).

An examination of the monthly Egyptian CPI inflation data reveals that it exhibits high degree of volatility, which is a necessary condition to apply models that allow for time-varying conditional variance, skewness, and kurtosis. Forecasting monthly inflation is highly needed by central banks as many central banks including CBE publish monthly bulletin including inflation data. For inflation targeters, it is more appropriate to publish monthly forecasts to enable monetary authority to better decision making in terms of altering instruments. To investigate the importance of including second, third, and fourth moments, six models have been estimated assuming different distributions for the error term. The first two models are GARCH-M, and its threshold (TARCH-M) extension assuming a normal distribution for the error term while the third is a GARCH-M model when the error term follows a GED distribution.

Nevertheless, the main contribution of the current paper is modelling the relationship between inflation and its second, third, and fourth moments that represent the full risks involved in inflation. Thus, the other models employed here are developed versions of GARCH and TARCH models that allow for jointly modelling the relation between inflation, its volatility, skewness, and kurtosis. This development is attributed to Leon, Rubio and Serna (2005), who model time-varying second, third and fourth moments jointly by applying a Gram-Charlier (G-C) series expansion of the normal density function. They extended the basic GARCH and NGARCH models to employ their methodology to different stock indices and exchange rates. Consequently, I will apply their methodology using GARCH-M and TARCH-M specification in measuring and forecasting inflation in the case of Egypt.

However, this paper differs from those of Leon *et al.* (2005) in three points. First, it uses inflation instead of stock returns and exchange rates. Second, current paper applies a TARCH specification of the conditional variance equation instead of NGARCH applied by them. Moreover, I allow the conditional skewness and kurtosis equation to have an asymmetry term (*i.e.*, TARCH specification for conditional third and fourth moments). The results show that specifications that allow skewness and kurtosis to vary with time outperform specifications that keep them constant. However, allowing both conditional skewness and kurtosis to follow a TARCH structure is inferior to allowing them to have a GARCH-type process. The paper is structured as

follows. Section 1 is devoted to review the existing literature. Section 2 presents the different models while the preliminary check for the data, analysis of the results and comparison of different models is the core of section 3. Finally, section 4 applies the methodology to Mexico inflation data to show the applicability of the model to other economies. Finally, concludes and draws some policy implications.

### **1. Literature Review**

As indicated before modelling the relation between inflation and its higher-order moments is quite important for policymakers to provide better understanding of the uncertainty of inflation. Regarding the relation between inflation and its volatility, Friedman (1977) asserts that high inflation leads to inflation that is more variable. This inflation uncertainty is costly since it distorts relative prices and increases risk in nominal contracts (Berument, Metin-Ozcan, and Neyapti, 2001). From the empirical viewpoint, Engle (1982) finds that for some kinds of data including inflation, the variance of the disturbance term is not stable as usually assumed by OLS model. Assuming that the error term exhibits heteroscedasticity, however with a zero and serially uncorrelated mean, he found that UK inflation follows Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH) process (*i.e.*, variances conditional on past value of the error term are time-varying while unconditional variance is constant). He uses Maximum Likelihood (ML) methodology to estimate this model and claimed that the ML estimator is more efficient than the OLS estimator. To detect the existence of ARCH effects, he applied a Lagrange Multiplier (LM) test based on the autocorrelation of the squared OLS residuals.

However, the basic ARCH model has some shortcomings including the absence of clear approach to choose the suitable number of lags of the squared residuals to be included in the model. Additionally, this number of lags may be quite large leading to non-parsimonious model and violation of the nonnegativity constraints on variance parameters. Moreover, it assumes that the current conditional volatility depends only on the past values of residuals squared which may be unrealistic assumption as volatility response to positive and negative shocks are not similar (Engle, 1995; Rachev *et al.*, 2007; and Brooks, 2002).

The basic ARCH model has been extended many times. Bollerslev (1986) introduced generalized version of the ARCH process by allowing the conditional variance to be an Autoregressive Moving Average (ARMA) process which permits a more flexible lag structure without the violation of the nonnegativity restrictions.



However, the basic GARCH model is criticised as it assumes that the response of variance to negative and positive shocks is similar. Due to the observed asymmetry of the variance response to shocks with different signs, some variant models have been developed to account for this asymmetry. The first variant is the exponential GARCH (EGARCH) model suggested Nelson (1991) to permit conditional volatility to be a function of both the size and the sign of lagged residuals assuming that the residuals follow Generalized Error Distribution (GED). However, this distribution allows shocks of different signs to have different impact on volatility, but it is still symmetric like the normal distribution (Harvey and Siddique, 1999). Additionally, Glosten, Jagannathan and Runkle (1993) introduced a formula that captures the leverage effect of financial time series, namely threshold ARCH (TARCH) or GJR specification<sup>1</sup>.

Although ARCH family models are quite useful in modelling time-series variation in conditional volatility, these models assume that the conditional distribution are time-varying only in the first two moments and ignore the information content in higher-order moments (Chaudhuri, Kim, and Shin, 2011). To fill this gap, Harvey and Siddique (1999) developed a new approach to estimate nonconstant conditional skewness. They extended the traditional GARCH (1,1) model by explicitly modelling the conditional variance and skewness using maximum likelihood framework assuming that the standardised errors follow noncentral t-distribution. To allow for nonconstant conditional kurtosis, Leon *et al.* (2005) developed the methodology of Harvey and Siddique (1999) by jointly modelling time-varying variance, skewness and kurtosis (GARCHSK model) assuming that the error term is derived by G-C series expansion of the normal density function which is easier to estimate than the noncentral t-distribution suggested by Harvey and Siddique (1999).

Chaudhuri, Kim, and Shin (2011) introduce a semi-parametric Functional Autoregressive (FAR) model for forecasting a time-varying distribution of the sectoral inflation rates in the UK. Their approach employs the autoregressive operator to specify the time-dependence of the distribution function and thus allows all the moments to depend on all the past moments. Thus, they do not impose particular moment specifications like those in the conventional parametric models.

Concerning the relationship between inflation and skewness, it could be investigated using two models that differ in the degree of flexibility in the

---

<sup>1</sup> For more details about the different extensions of ARCH/GARCH models, see Bollerslev (2008).

economy. Under a sticky price model, Ball and Mankiw (1995) argue that when the economy is exposed to a supply shock, firms can adjust their prices but they have to face a menu cost. Thus, the firm will change its price if the shock is large enough and the menu cost is less than the loss resulting from keeping the price unchanged. Therefore, large shocks have unequal effects on the price level. They conclude that aggregate inflation depends on the distribution of relative price changes. As the distribution of the relative price shock is asymmetric, it will cause the distribution of aggregate inflation to be asymmetric as well. This asymmetric distribution for the relative price shocks cause temporary fluctuations in the mean of prices and hence will lead to a positive correlation between the mean and skewness of the price-change distribution. However, the model assumes that the mean-skewness correlation vanishes in the long-term since this correlation is attributed to short-run considerations. Therefore, the correlation must be declined and die out as the time length used to measure price changes increases.

On the other hand, under a flexible price model, Balke and Wynne (1996) show that allowing the prices to be flexible does not capture the observed relation between mean and skewness of the relative price changes. However, when the model is amended to include the input-output relationship between sectors as well the variance of productivity (or supply) shocks, the mean-skewness relation is captured by the flexible price model. Thus, a supply shock could affect prices through two channels. The first one, it changes the level of output and hence the aggregate price level given a certain level of money supply. The other channel works through the inter-firm purchases that causes different price changes on different sectors of the economy. The relative price changes are conditional on the influence of supply shock on the level of productivity in a certain sector. Since the input-output structure is asymmetric, the distribution of price changes will be skewed. Thus, this model assumes a positive correlation between the first and the third moment of inflation. Moreover, they assume that this relation should persist or even it may be strengthened in the long-run. Therefore, the skewness of inflation may be of a great importance in investigating and forecasting future inflation.

In fact, Bryan and Cecchetti (1996) reported fat-tailed properties in inflation data. Additionally, Roger (2000) found evidence towards right skewness. In addition, Chaudhuri, Kim, and Shin (2011) found that the mean inflation is positively correlated with variance and skewness. These results suggest that a greater attention must be paid to increases than decreases of inflation rates.

Given the growing importance of accounting for nonconstant higher order moments, I will apply the specification proposed by Leon *et al.* (2005) for conditional third and fourth moments to Egyptian inflation data. This will be

followed by examining the possibility to apply the methodology to Mexican CPI inflation.

## 2. Empirical Models

This section presents the basic GARCH model briefly as well as the TARCH extension to account for the leverage effect. Additionally, a GARCH-M specification will be presented in short. These standard models are presented as their parameter estimates will be used in the developed models that allow conditional skewness and kurtosis to vary across time. Then, these extended models of Leon *et al.* (2005) will be introduced in details.

### 2.1 Basic Models of Time-Varying Conditional Volatility

As indicated in the introduction, Bollerslev (1986) extended the basic ARCH model to relate the conditional variance to both past squared errors and past conditional variances. The GARCH(1,1) model has the following specification of the conditional variance

$$h_t = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 h_{t-1} \quad (i)$$

Where  $h_t$  is the conditional variance,  $h_{t-1}$  is the past volatility which is used as a measure of variance persistence and  $\varepsilon_{t-1}^2$  is the past squared errors.

In order to ensure that the conditional variance is strictly positive, the following inequality restrictions are to be imposed:  $\beta_0 \geq 0$ ,  $\beta_1 \geq 0$ ,  $\beta_2 \geq 0$ . Additionally, to insure stationarity, it is also required that  $\beta_1 + \beta_2 < 1$  where the persistence of variance becomes higher as  $\beta_2$  approaches 1.

One of the key restrictions of GARCH(p,q) models is that they enforce a symmetric response of volatility to positive and negative shocks. GJR specification that captures the leverage effect of financial time series could be written as

$$h_t = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 h_{t-1} + \beta_3 \varepsilon_{t-1}^2 (\varepsilon_{t-1} < 0) \quad (ii)$$

According to the TARCH model, the conditions  $\beta_0 > 0$ ,  $\beta_1 > 0$ ,  $\beta_1 + \beta_3 > 0$ ,  $\beta_2 \geq 0$  are sufficient to ensure a strictly positive conditional variance. The asymmetry parameter  $\beta_3$  is allowed to be of either sign to capture the asymmetric effects. This parameter measures the contributions of shocks to both short run persistence ( $\beta_1 + \beta_3/2$ ) and long run persistence ( $\beta_1 + \beta_2 + \beta_3/2$ ). Another interpretation of the relation between the mean inflation and its uncertainty allows the conditional variance to be a regressor in the mean

equation. This GARCH in mean specification denoted GARCH-M add another term in the equation of the mean as follows:

$$\pi_t = \mu h_t + \sum_{i=1}^n \alpha_i \pi_{t-i} + \varepsilon_t \quad (\text{iii})$$

Where  $\pi_t$  refers to inflation,  $h_t$  is the conditional volatility. Actually, the relation between inflation, volatility and price dispersion has been investigated using GARCH-M specification (Grier and Perry, 1996). Their results suggest that inflation volatility is superior to trend inflation in investigating price dispersion. Additionally, Wilson (2006) employs an EGARCH-M model to explain the relation between inflation, its volatility and output gap. Their results suggested that higher uncertainty do raise inflation and reduce output, which supports Friedman (1977) argument.

## 2.2. Modelling Conditional Variance, Skewness and Kurtosis<sup>2</sup>

Leon *et al.* (2005) developed a new approach allowing for modelling time-varying variance, skewness and kurtosis jointly as a GARCH process. The employed likelihood function, based on the series expansion of the normal density function is less complicated to estimate in comparison with the likelihood function proposed by Harvey and Siddique (1999) that assumes non-central t distribution for the model errors.

First, an inflation model is specified as GARCH(1,1)-M or TARCH (1,1)-M. Then, it is included a GARCH(1,1) specification for both conditional nonconstant skewness and kurtosis. Let GARCHSK-M refers to the model when the conditional variance is derived by a GARCH specification while TARCHSK-M when conditional variance is derived by the TARCH (1,1)-M model. In addition, denote the specification that allows for an asymmetry term in the skewness and kurtosis equation by TARCHTSK-M. Thus, the different models are specified as follows

Mean equation:

$$\pi_t = \mu h_t + \sum_{i=1}^n \alpha_i \pi_{t-i} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \approx (0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (1.1)$$

$$\varepsilon_t = \eta_t \sqrt{h_t}; \eta_t \approx (0,1) \quad E(\varepsilon_t | I_{t-1}) \approx (0, h_t)$$

---

<sup>2</sup> This section is mainly based on Leon *et al.* (2005) and their development to the GARCH-type model of skewness and kurtosis.

Variance (GARCH):

$$h_t = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 h_{t-1} \quad (1.2)$$

Variance (TARCH):

$$h_t = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 h_{t-1} + \beta_3 \varepsilon_{t-1}^2 (\varepsilon_{t-1} < 0) \quad (1.3)$$

Skewness (GARCH):

$$s_t = \gamma_0 + \gamma_1 \eta_{t-1}^3 + \gamma_2 s_{t-1} \quad (1.4)$$

Skewness (TARCH):

$$s_t = \gamma_0 + \gamma_1 \eta_{t-1}^3 + \gamma_2 s_{t-1} + \gamma_3 \eta_{t-1}^3 (\eta_{t-1} < 0) \quad (1.5)$$

Kurtosis (GARCH):

$$k_t = \delta_0 + \delta_1 \eta_{t-1}^4 + \delta_2 k_{t-1} \quad (1.6)$$

Kurtosis (TARCH):

$$k_t = \delta_0 + \delta_1 \eta_{t-1}^4 + \delta_2 k_{t-1} + \delta_3 \eta_{t-1}^4 (\eta_{t-1} < 0) \quad (1.7)$$

Where  $\varepsilon_t$  is the error term,  $\eta_t$  is the standardised residuals,  $h_t$ ,  $s_t$ , and  $k_t$  are conditional volatility, skewness and kurtosis corresponding to  $\eta_t$  respectively. They establish that  $E_{t-1}(\eta_t) = 0$ ,  $E_{t-1}(\eta_t^2) = 1$ ,  $E_{t-1}(\eta_t^3) = s_t$  and  $E_{t-1}(\eta_t^4) = k_t$ . First, two basic models are estimated, a GARCH (1,1)-M (equations (1.1) and (1.2)) and a TARCH (1,1)-M (equations (1.1) and (1.3)). This followed by models with nonconstant higher order moments, GARCHSK-M (equations (1.1), (1.2), (1.4) and (1.6)), TARCHSK-M (equations (1.1), (1.3), (1.4) and (1.6)), and a TARCHTSK-M (equations (1.1), (1.3), (1.5) and (1.7)).

They employed G-C series expansion of the normal density function and truncated at the fourth moment to get the following density function for the standardised errors

$$\begin{aligned} f(\eta_t | I_{t-1}) &= \phi(\eta_t) \left[ 1 + \frac{s_t}{3!} (\eta_t^3 - 3\eta_t) + \frac{k_t - 3}{4!} (\eta_t^4 - 3\eta_t^2 + 3) \right] \\ &= \phi(\eta_t) \psi(\eta_t) \end{aligned} \quad (2)$$

Where  $\phi(\cdot)$  denotes the Probability Density Function (pdf) corresponding to the standard normal distribution. Since some parameter estimates in equation (1) may lead to negative value of  $f(\cdot)$  due to the component  $\psi(\cdot)$ , therefore,  $f(\cdot)$  is not a real density function. Additionally, the integral of  $f(\cdot)$  on R is not equal to one. Therefore, Leon *et al.* (2005) introduce a true pdf, by squaring the polynomial part  $\psi(\cdot)$ , and dividing by the integral of  $f(\cdot)$  over

R to assure that the density integrates to one. The resulting form of pdf is as follows:

$$w(\eta_t|I_{t-1}) = \phi(\eta_t)\psi^2(\eta_t)/\Gamma_t \quad (3)$$

Where

$$\Gamma_t = 1 + \frac{s_t^2}{3!} + \frac{(k_t - 3)^2}{4!}$$

Thus, the logarithm of the likelihood function for one observation corresponding to the conditional distribution  $\varepsilon_t = \eta_t\sqrt{h_t}$ , whose pdf is  $\sqrt{h_t}w(\eta_t|I_{t-1})$  could be reached after deleting the redundant constants as follows

$$l_t = -\frac{1}{2}\ln h_t - \frac{1}{2}\eta_t^2 + \ln(\psi^2(\eta_t)) - \ln(\Gamma_t) \quad (4)$$

One advantage of this likelihood function is the similarity with the standard normal density function in addition to two adjustment terms to account for time-varying third and fourth moments. What is more, the aforementioned developed density function in equation (3) nests the normal density function (when  $s_t = \text{zero}$  and  $k_t = 3$ ). Thus, the restrictions imposed by the normal density functions (*i.e.*,  $\gamma_0 = \gamma_1 = \gamma_2 = \delta_0 = \delta_1 = \delta_2 = 0$ ) could be tested by conducting a likelihood ratio test.

### 3. Empirical Results

#### 3.1. Data and Preliminary Check

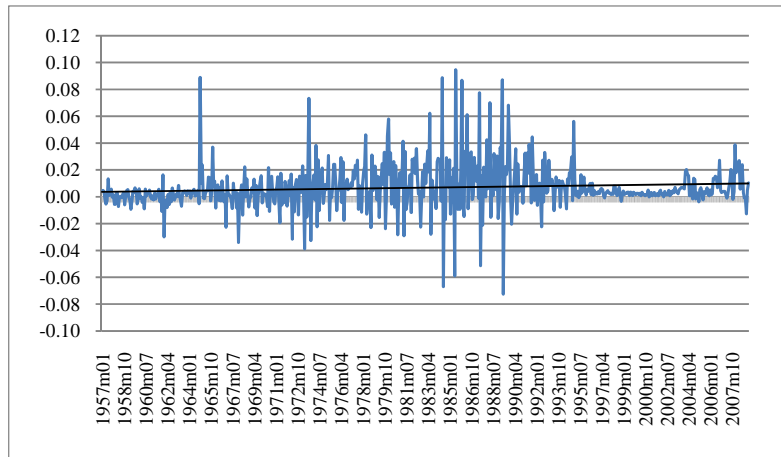
The data of monthly CPI is collected from IMF's International Financial Statistics (IFS) and cover the period 1957:1 to 2009:2. Inflation data is computed as monthly changes in the logarithm of CPI. The sample is chosen to include the largest number of available observations to provide more accurate results. Table 1 gives the basic descriptive statistics for the data. It is clearly shown that the distribution of the data is right-skewed and leptokurtic (*i.e.*, the data are not normally distributed as indicated by Jarque-Bera test statistic).

Table 1  
**Descriptive statistics of monthly inflation rate  
 for the Period (1957:1 to 2009:2)**

Mean	0.0068
Median	0.0039
Maximum	0.0946
Minimum	-0.0725
Std. Dev.	0.0166
Skewness	1.0967
Kurtosis	10.2498
Jarque-Bera	1494.0770
Probability	0.0000

Source: Own calculations.

Figure 1  
**Monthly inflation rate for the period (1957:1 to 2009:2)**



Source: Author's calculation based on CPI data from IFS.

It will be examined the dynamics structure in the conditional mean before estimating models concerned with the dynamics of conditional volatility, skewness, and kurtosis. To explore the dynamics of the conditional mean, the correlogram of inflation have been analysed as guidance for selecting the appropriate mean specification.

According to Brooks (2002) a given autocorrelation coefficient is classified as significant if it is outside a range of  $\pm 1.96 \times 1/\sqrt{N}$ , where  $N$  is the number of observations. In this case, it would imply that a correlation coefficient is classified as significant if it were outside the band of -0.08 and

0.08. Examining the correlogram of the data reveals that autocorrelation and partial autocorrelation coefficients are significant under that rule for first, second, sixth, ninth and twelfth lags. Therefore, an ARMA process seems to be suitable, although it is hard to determine the appropriate order precisely given these results. Thus, the information criteria are employed to determine the appropriate order.

Accordingly, different specification for the mean equation has been applied using different orders of AR and MA terms. In the underlying case, criteria choose different models. That is while AIC selects an ARMA (3,3) specification of the mean equation, SIC chooses ARMA(2,1). However, by checking LJUNG-BOX Q-statistic to see if the models are free from autocorrelation leads to the rejection of the null hypothesis of no autocorrelation. Therefore, both specifications are not valid. Re-examining the values of both criteria show that many different models provide almost identical values of the information criteria, which indicates that the chosen models do not provide particularly sharp characteristics of the data and other specifications could fit the data almost as well.

As a result, I have estimated many different specifications using different significant lags detected from the correlogram. The results show that any specification that does not include second and twelfth lags would exhibit serial correlation between the residuals. According to SIC, the chosen model should include first, second and twelfth lags of inflation. Diagnostic checks reveal the absence of serial autocorrelation amongst the residuals while it exists in the sequences of squared, cubed, and the fourth power of residuals. Additionally, ARCH LM test which indicates the existence of ARCH effects in the residuals. Therefore, a model that allow second, third, and fourth order moments to be time-varying would be more appropriate in modelling inflation.

As the likelihood function is highly nonlinear, good starting values of the parameters are required. Thus, the models should be estimated in steps starting from simpler models that nested in the complicated ones. In other words, the estimated parameters of the simpler models are used as starting values for more complex ones. Accordingly, I start by modelling inflation using basic GARCH(1,1)-M model followed by TAR(1,1)-M model to test the asymmetry of volatility response to the sign of the shock to inflation. It is worth noting that the variance equation is allowed to include two dummies, *d74* and *July*. The first dummy captures the effects of shifting to the open door policy in 1974 that leads to a high increase in the inflation rate. The second dummy is included to capture the beginning of the financial year that witnesses the annual increase in wages. Addition of these dummies to the volatility equation allows for exploring their effect on the variability of



inflation. Furthermore, both dummies are essential to insure covariance stationarity in TARCH-M model and its extensions. Moreover, I have estimated a GARCH-M model with GED distribution for the error term. This is done to compare the effect of choosing a non-normal distribution of the error term with constant skewness and kurtosis with models that allow skewness and kurtosis to vary with time.

### 3.2. Results

Table 2 reports the results of two basic models, GARCH-M with normal distribution, GED distribution, and the GARCHSK-M model with time-varying conditional third and fourth moments. Results indicate a significant presence of conditional variance persistence as the parameter of lagged volatility is positive and significant across the different models. Thus, high conditional volatility leads to higher conditional volatility next periods. Additionally, the coefficient of volatility persistence decreases by allowing nonconstant conditional skewness and kurtosis in GARCHSK-M specification. Thus, a time-varying conditional third and fourth moments lowers the magnitude of both volatility persistence and of shocks to conditional variance. Moreover, allowing the error term to follow a GED distribution leads to the highest volatility persistence. Concerning the conditional skewness, it is found that skewness persistence is positive and significant however, its magnitude is much lower than the variance case. In addition, shocks to skewness are significant and less than shocks to conditional variance. Similarly, the conditional kurtosis equation indicates that months with high kurtosis are followed by months with high kurtosis as conducted from the positivity and significance of lagged kurtosis parameter. Moreover, the coefficient of lagged kurtosis is higher than that of the lagged skewness and it is close the variance persistence parameter in the basic GARCH-M model. Finally, shocks effect to kurtosis are the highest related to the effects of shocks to volatility and skewness.

With respect to dummies effect in the variance equation,  $d74$  is positive and significant in all cases. Additionally, *July* is negative in all models but insignificant in GARCH-M where the error term follows a GED distribution.

Results of models that allow for asymmetries are displayed in Table 3. First, the asymmetry parameter in the volatility equation  $\beta_3$  is found to be positive however insignificant in the basic TARCH model. Allowing the conditional skewness and kurtosis to follow a GARCH-type process lowers  $\beta_3$  and keeps it insignificant while it turns to be significant with a little negative magnitude when the conditional skewness and kurtosis follow a TARCH-type process. Therefore, an unexpected decline in inflation has higher effect on volatility than that of unexpected rise according to the TARCHTSK

model. On the other hand, both negative and positive shocks have the same effect on inflation variability under the basic TARCH-M and TARCHSK-M model where skewness and kurtosis is derived by GARCH process.

Secondly, the shocks to inflation  $\beta_1$ , it is found to be significant in the standard TARCH-M model and allowing for time-varying third and fourth moments raises its magnitude while still significant. Additionally, the persistence parameter in the variance equation is significant in all models with the highest magnitude in TARCHTSK-M model where both skewness and kurtosis are allowed to have an asymmetry parameter. Regarding skewness equation, the persistence parameter is positive and significant although it is less than that of the variance equation. As before, shocks to conditional skewness are lower in magnitude relative to shocks to conditional variance. Furthermore, as the coefficient for lagged kurtosis is positive and significant, months with high kurtosis are followed by months with high kurtosis. In addition, shocks to kurtosis have small magnitude close to the magnitude of shocks to conditional skewness. Finally, the asymmetries parameters  $\gamma_3$  and  $\delta_3$  are significant with tiny magnitudes and positive in the case of skewness; however, it is negative in the kurtosis equation.

In addition, the parameter of GARCH in mean is significant in all models. Moreover, this estimate declines when moving from the simpler to the advanced models. In other words, inclusion of time-varying conditional skewness and kurtosis leads to a decline in  $\mu$ .

Concerning the specification of the models, the Ljung-Box Q-statistics for the both standardised residuals and its squares are insignificant for lag length even larger than 20. Thus, there is evidence that both the level and squares of standardised residuals do not exhibit any serial correlation. Furthermore, ARCH LM tests indicate the absence of any further ARCH effects in the standardised residuals.

To choose the best model, SIC criterion is set to be equal to  $\ln(LML) - (q/2)\ln(N)$ , where  $q$  is the number of estimated parameters,  $N$  is the number of observations, and  $LML$  is the value of the log likelihood function using the  $q$  estimated parameters. Then, the best model is the one with the highest SIC. According to SIC criterion, the specification that allow for nonconstant third and fourth moments without an asymmetric term while the variance is structured as GARCH process (TARCHSK-M) is the best model.

To sum up, these results support Friedman (1977) hypothesis concerning the positive correlation between inflation and its uncertainty, as volatility persistence and GARCH in mean coefficients are significant in all models.

Additionally, the results show the evidence of positive skewness that is consistent with Balke and Wynne (1996) that the mean-skewness correlation could persist even in the long-run.

Table 2  
**GARCH-M, GARCH-M (GED) and GARCHSK-M Models for inflation**

Mean equation:  $\pi_t = \mu h_t + \alpha_1 \pi_{t-1} + \alpha_2 \pi_{t-2} + \alpha_3 \pi_{t-12} + \varepsilon_t$   
 Variance equation:  $h_t = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 h_{t-1} + \kappa_1 d74 + \kappa_2 July$   
 Skewness Equation:  $s_t = \gamma_0 + \gamma_1 \eta_{t-1}^3 + \gamma_2 s_{t-1}$   
 Kurtosis Equation:  $k_t = \delta_0 + \delta_1 \eta_{t-1}^4 + \delta_2 k_{t-1}$

Model		GARCH-M		GARCH-M (GED)		GARCHSK-M	
		estimate	p-value	estimate	p-value	estimate	p-value
Mean Equation	$\mu$	16.57217	<b>0.0000</b>	13.94960	<b>0.0000</b>	14.65763	<b>0.0000</b>
	$\alpha_1$	-0.076226	0.1434	0.075078	<b>0.0020</b>	-0.053183	<b>0.0000</b>
	$\alpha_2$	0.139471	<b>0.0039</b>	0.102082	<b>0.0001</b>	0.149367	<b>0.0000</b>
Variance equation	$\alpha_3$	0.244509	<b>0.0000</b>	0.213028	<b>0.0000</b>	0.174258	<b>0.0000</b>
	$\beta_0$	$1.71 \times 10^{-5}$	<b>0.0000</b>	$3.36 \times 10^{-6}$	<b>0.0740</b>	0.000494	<b>0.0000</b>
	$\beta_1$	0.135005	<b>0.0047</b>	0.061078	<b>0.0002</b>	0.107057	<b>0.0000</b>
	$\beta_2$	0.800171	<b>0.0000</b>	0.911308	<b>0.0000</b>	0.757790	<b>0.0000</b>
	$\kappa_1$	$2.48 \times 10^{-5}$	<b>0.1027</b>	$1.87 \times 10^{-5}$	<b>0.0225</b>	$-3.86 \times 10^{-5}$	<b>0.0000</b>
	$\kappa_2$	$-7.56 \times 10^{-5}$	<b>0.0000</b>	$-1.69 \times 10^{-5}$	0.3909	-0.000253	<b>0.0000</b>
	GED			0.846461	<b>0.0000</b>		
Skewness Equation	$\gamma_0$					-0.270272	<b>0.0000</b>
	$\gamma_1$					0.076670	<b>0.0000</b>
	$\gamma_2$					0.640609	<b>0.0000</b>
Kurtosis Equation	$\delta_0$					0.117602	<b>0.0000</b>
	$\delta_1$					0.147469	<b>0.0000</b>
	$\delta_2$					0.807013	<b>0.0000</b>
Log-likelihood		1684.490		1787.573		2542.654	
SIC		1655.879		1755.784		2494.969	
Ljung-Box Q-stat.							
Residuals (lag 20)		16.591	(0.679)	22.055	(0.338)	21.690	(0.358)
squared (lag 20)		2.1088	(1.000)	0.6610	(1.000)	26.019	(0.165)

The basic GARCH-M with normal distribution is estimated using Quasi Maximum Likelihood (Bollerslev and Wooldridge, 1992) while GARCH-M (GED) and GARCHSK-M models are estimated using ML estimation. All models are estimated using Marquardt algorithm. Significant p-values are indicated by bold.

Source: Own calculations.

Table 3  
**TARCH-M, TARCHSK-M, and TARCHTSK-M Models**

$$\begin{aligned} \text{Mean equation:} \quad & \pi_t = \mu h_t + \alpha_1 \pi_{t-1} + \alpha_2 \pi_{t-2} + \alpha_3 \pi_{t-12} + \varepsilon_t \\ \text{Variance equation:} \quad & h_t = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 h_{t-1} + \beta_3 \varepsilon_{t-1}^2 (\varepsilon_{t-1} < 0) \\ & \quad + \kappa_1 d74 + \kappa_2 July \\ \text{Skewness (GARCH):} \quad & s_t = \gamma_0 + \gamma_1 \eta_{t-1}^3 + \gamma_2 s_{t-1} \\ \text{Skewness (TARCH):} \quad & s_t = \gamma_0 + \gamma_1 \eta_{t-1}^3 + \gamma_2 s_{t-1} + \gamma_3 \eta_{t-1}^3 (\eta_{t-1} < 0) \\ \text{Kurtosis (GARCH):} \quad & k_t = \delta_0 + \delta_1 \eta_{t-1}^4 + \delta_2 k_{t-1} \\ \text{Kurtosis (TARCH):} \quad & k_t = \delta_0 + \delta_1 \eta_{t-1}^4 + \delta_2 k_{t-1} + \delta_3 \eta_{t-1}^4 (\eta_{t-1} < 0) \end{aligned}$$

Model	TARCH-M		TARCHSK-M		TARCHTSK-M		
	estimate	p-value	estimate	p-value	estimate	p-value	
Mean equation	$\mu$	15.20880	0.0000	14.33151	<b>0.0000</b>	10.99486	<b>0.0000</b>
	$\alpha_1$	-0.066469	0.2109	-0.027512	<b>0.0000</b>	-0.040836	<b>0.0000</b>
	$\alpha_2$	0.149982	0.0015	0.164858	<b>0.0000</b>	0.080036	<b>0.0000</b>
	$\alpha_3$	0.251071	0.0000	0.254065	<b>0.0000</b>	0.230157	<b>0.0000</b>
Variance equation	$\beta_0$	$1.71 \times 10^{-5}$	0.0000	$4.74 \times 10^{-5}$	<b>0.0000</b>	$2.01 \times 10^{-5}$	<b>0.0000</b>
	$\beta_1$	0.076294	0.1155	0.135653	<b>0.0000</b>	0.120574	<b>0.0000</b>
	$\beta_2$	0.806646	0.0000	0.798135	<b>0.0000</b>	0.874757	<b>0.0000</b>
	$\beta_3$	0.113107	0.2040	0.001450	0.6793	-0.008974	<b>0.0113</b>
	$\kappa_1$	$2.59 \times 10^{-5}$	0.0477	0.000135	<b>0.0000</b>	$3.28 \times 10^{-5}$	<b>0.0000</b>
	$\kappa_2$	$-7.73 \times 10^{-5}$	0.0000	-0.000184	<b>0.0000</b>	$-5.45 \times 10^{-5}$	<b>0.0000</b>
Skewness equation	$\gamma_0$			-0.046571	<b>0.0000</b>	0.050332	<b>0.0000</b>
	$\gamma_1$			0.004812	<b>0.0000</b>	0.010138	<b>0.0000</b>
	$\gamma_2$			0.680600	<b>0.0000</b>	0.693480	<b>0.0000</b>
	$\gamma_3$					0.041699	<b>0.0000</b>
Kurtosis equation	$\delta_0$			0.448608	0.0000	0.836251	<b>0.0000</b>
	$\delta_1$			0.000401	0.0000	0.002240	<b>0.0000</b>
	$\delta_2$			0.810595	0.0000	0.650395	<b>0.0000</b>
	$\delta_3$					-0.005481	<b>0.0000</b>
Log-likelihood	1687.417		2634.648		1986.751		
SIC	1655.627		2583.785		1929.531		
Ljung-Box Q-stat.							
Residuals (lag 20)	15.384	(0.754)	15.384	(0.754)	16.209	(0.704)	
Residuals squared	2.2548	(1.000)	2.2042	(1.000)	2.6569	(1.000)	

The basic TARCH-M with normal distribution is estimated using Quasi Maximum Likelihood (Bollerslev and Wooldridge, 1992) while other models are estimated using ML estimation. All models are estimated using Marquardt algorithm. Significant p-values are indicated by bold.

Source: Own calculations.

### 3.3. Diagnostic Tests

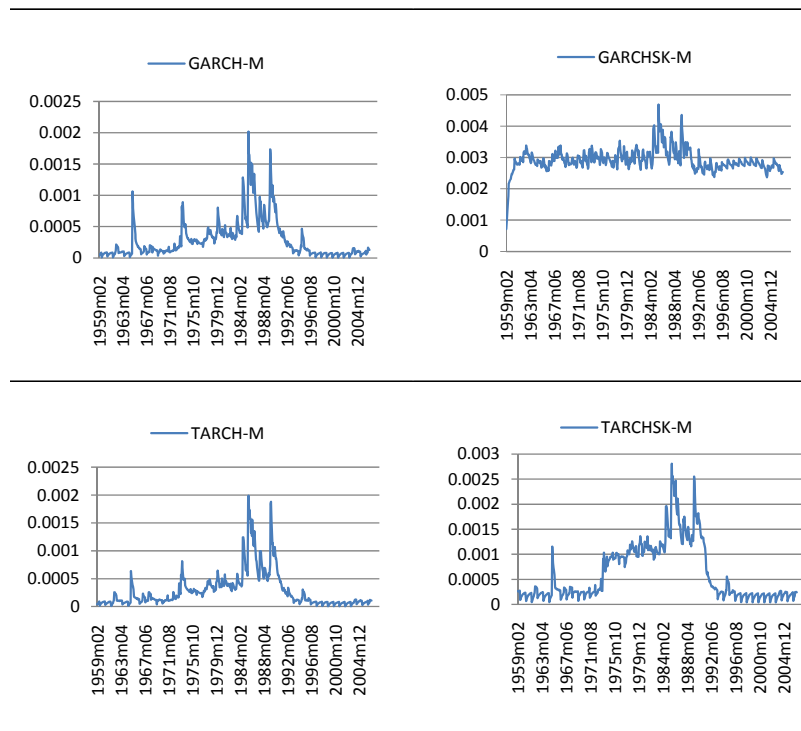
To compare models, I start with comparing the behaviour of the standardised residuals obtained from different models. The standardised residuals of GARCHSK-M model have a skewness of 0.73 and kurtosis of 9.19. In comparison, the standardised residuals obtained from the basic GARCH-M model have a skewness of 1.99 and excess kurtosis of 23.42. Similarly, the

standardised residuals from TARCHSK-M and TARCHTSK-M have skewness and kurtosis less than the residuals from TARCH-M model. Moreover, allowing the error term to follow a GED distribution leads to the highest dispersion among all models. Thus, the standardised residuals series from models with time-varying higher order conditional moments have a lower dispersion than those resulting from time-invariant conditional skewness and kurtosis.

Another way to compare models is to evaluate the behaviour of conditional volatilities resulting from the six different models. Figure 2 shows that conditional variances obtained from models with nonconstant conditional skewness and kurtosis are smoother than conditional volatility generated by standard GARCH-M and TARCH-M models. The same conclusion could be obtained from examining the descriptive statistics of these conditional variances displayed in Table 5. It is obvious that TARCHSK-M model have the lowest Jarque-Bera statistic that measures the difference of skewness and kurtosis of the series with those from the normal distribution. Additionally, the variances of TARCHSK-M and TARCHTSK-M models have skewness and kurtosis that are lower than the variance of TARCH-M model. On the other hand, the resulting variance from GARCH-M has skewness higher than that resulting from GARCHSK-M model while the latter has higher kurtosis than the former.

The final diagnostic test is to conduct a likelihood ratio test. As it was mentioned earlier, the normal density function is nested in the G-C series expansion when  $s_t=0$  and  $k_t=3$ . Therefore, the constraints imposed by the normal density function with respect to the more general density based on a G-C series expansion can be tested by applying a likelihood ratio test. To compare GARCH-M and GARCHSK-M, the value of the LR statistic is quite large resulting in rejection of the null hypothesis that the restricted density (*i.e.*, the normal density function) is the correct density. Similarly, the value of LR statistic is very high in case of comparing TARCH-M with its extensions, TARCHSK-M and TARCHTSK-M. Thus, the density that restricts the skewness and kurtosis to be time-invariant is inferior to the density that permits them to vary over time. A final remark, it was not possible to run a LR test to choose between TARCHSK-M and TARCHTSK-M as the log likelihood of the latter is less than the log likelihood of the former. Thus, the specification that allow conditional skewness and kurtosis to follow a GARCH process while the variance is derived by a TARCH process outperforms the specification that assume a TARCH structure for conditional variance, skewness and kurtosis.

Figure 2  
**Estimated Conditional Variances from GARCH-M, GARCHSK-M,  
 TARCH-M and TARCHSK-M Models**



Source: Author's calculation from models.

Table 4  
**Descriptive statistics for standardised residuals**

Statistic	GARCH-M	GARCH-M (GED)	GARCHSK-M	TARCH-M	TARCHSK-M	TARCHSK-M
Mean	0.079326	0.101916	-0.697897	0.086074	-0.133299	0.025444
Median	0.042160	0.053838	-0.732487	0.042998	-0.140971	-0.012598
Maximum	10.29504	14.64040	0.842837	10.12453	6.225940	7.245058
Minimum	-3.914970	-4.119234	-2.117273	-3.722729	-2.728351	-2.927933
Std. Dev.	0.997464	1.120017	0.296164	0.996351	0.685996	0.728253
Skewness	1.986015	3.847826	0.725296	1.857173	1.680308	1.900507
Kurtosis	23.42197	53.01585	9.193916	22.04523	19.06223	21.90398
Jarque-Bera	10406.05	61566.10	972.9378	9052.096	6474.159	8938.892
Probability	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

Source: Own calculations.

Table 5  
Descriptive statistics for conditional variances

Statistic	GARCH-M	GARCH-M (GED)	GARCHSK -M	TARCH-M	TARCHSK -M	TARCHTSK -M
Mean	0.000285	0.000291	0.002915	0.000284	0.000614	0.000470
Median	0.000155	0.000127	0.002867	0.000144	0.000275	0.000260
Maximum	0.002020	0.001581	0.004689	0.001989	0.002805	0.002431
Minimum	$5.14 \times 10^{-6}$	$1.50 \times 10^{-5}$	0.000713	$5.65 \times 10^{-6}$	$3.92 \times 10^{-6}$	$9.43 \times 10^{-6}$
Std. Dev.	0.000316	0.000321	0.000344	0.000324	0.000570	0.000421
Skewness	2.207727	1.546118	0.039775	2.435293	1.195691	1.700310
Kurtosis	8.542156	4.986887	10.64108	9.886839	3.804254	5.890463
Jarque-Bera	1207.174	324.7943	1403.852	1710.592	153.0380	478.8859
Probability	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

Source: Own calculations.

Table 6  
Likelihood ratio tests

GARCH-M vs. GARCHSK-M		GARCH-M vs. TARCH-M	
Logl(GARCH-M)	1684.490	Logl(GARCH-M)	1684.490
Logl(GARCHSK-M)	2542.654	Logl(TARCH-M)	1687.417
LR	1625.386	LR	5.853
p-value	0.000	p-value	0.015
TARCH-M vs. TARCHSK-M		TARCH-M vs. TARCHSTK-M	
Logl(TARCH-M)	1687.417	Logl(TARCH-M)	1687.417
Logl(TARCHSK-M)	2634.648	Logl(TARCHSTK-M)	1986.751
LR	1804.257	LR	508.463
p-value	0.000	p-value	0.000

Source: Own calculations.

### 3.4. Forecasting Performance

The predictive power of the different models is evaluated by applying several measures reported in Table 7. The first two forecast error statistics depend on the scale of the dependent variable. Thus, they are relative measures to compare forecasts across different models. According to these criteria, the smaller the error, the better is the forecasting ability of the related model. With respect to Theil inequality coefficient, it must lie between zero and one, where zero is a sign of perfect fit. Additionally, the bias and variance proportion are indicators of how far the mean and variation of the forecast are from the mean and the variance of the actual series while the covariance proportion measures the remaining unsystematic forecasting errors. These different proportions must sum up to one where smaller bias and variation proportion refers to a better forecasts. Thus, most of the bias should be concentrated on the covariance proportion.

Table 7  
**Different Criteria of Forecasts Power**

1. Mean square error	$MSE = \frac{1}{N} \sum_{t=T+1}^{T+N} (\hat{\pi}_t - \pi_t)^2$
2. Mean absolute error	$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=T+1}^{T+N}  \hat{\pi}_t - \pi_t $
3. Theil inequality coefficient	$TIC = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=T+1}^{T+N} (\hat{\pi}_t - \pi_t)^2}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=T+1}^{T+N} \hat{\pi}_t^2} + \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=T+1}^{T+N} \pi_t^2}}$
Bias Proportion	$BP = \frac{(\bar{\hat{\pi}} - \bar{\pi})^2}{\frac{1}{N} \sum_{t=T+1}^{T+N} (\hat{\pi}_t - \pi_t)^2}$
Variance proportion	$VP = \frac{(\sigma_{\hat{\pi}} - \sigma_{\pi})^2}{\frac{1}{N} \sum_{t=T+1}^{T+N} (\hat{\pi}_t - \pi_t)^2}$
Covariance proportion	$CP = \frac{2(1-r)\sigma_{\hat{\pi}}\sigma_{\pi}}{\frac{1}{N} \sum_{t=T+1}^{T+N} (\hat{\pi}_t - \pi_t)^2}$

Source: Pindyck and Rubinfeld (1998).

Where  $\sigma_{\hat{\pi}}, \sigma_{\pi}$  are the biased standard deviations of  $\hat{\pi}$  and  $\pi$ , and  $r$  is the correlation between of  $\hat{\pi}$  and  $\pi$ .

Table 8 displays the results of different measures for the out-of-sample (2007:2 to 2009:2) period. The selected sample includes two years, as inflation in actual policy conduct is likely to be forecasted in a two-year horizon. Comparing GARCH-M with GARCHSK-M model reveals that for the first criterion, GARCH-M does a better job in forecasting inflation during the out-of-sample period.

For GARCH-M, TIC of 0.66 indicates a relatively poor fit between forecasted and actual values. The bias proportion accounted for 0.17 of TIC referring to the difference between the predicted and the actual mean. Additionally, the variance proportion equals 0.615318 that is the highest amongst different models indicating the failure in tracking the actual variance path. Additionally, the bias proportion for GARCHSK-M is the highest indicating significant difference between the forecasted and actual mean. Furthermore, MAE and MSE are also the highest value, which is another indication of poor predictability of inflation. Thus, comparing GARCH-M and GARCHSK-M reveals that accounting for higher order moments did not improve inflation forecasting. In addition, allowing the



error term to follow a GED distribution does not improve the forecasting also as TIC is the highest coefficient relative to other models. Moreover, both BP and VP are very high which indicates the low ability to trace both actual mean and variance. Therefore, however GARCHSK-M is the best model according to the diagnostic tests, all models based on GARCH-M specification show poor forecasting performance.

Concerning TARCH-M model, comparing it with the previous models does not imply superiority to others in most of those criteria. For TARCHSK-M where skewness and kurtosis are derived by a GARCH process, TIC of 0.52 is the lowest value compared with other models. Thus, it indicates a relatively moderate fit between forecasted and actual values. The bias proportion accounted for 0.04 of TIC referring to the similarity between the predicted and the actual mean. However, the high value of VP is an indication of the significant difference between the actual variance and the predicted from the model. Overall, this model could be regarded as the best model compared to other models as CV equals 0.44. Thus, a high proportion of the dispersion is attributed to the unsystematic forecasting errors.

According to these criteria, the model that allows nonconstant conditional skewness and kurtosis to follow a GARCH process whereas the conditional variance is derived by a TARCH process outperforms all other models. Thus, a specification that allows conditional third and fourth moments outperforms all other specification that keeps them constants.

Table 8  
**Out-of sample Forecasts power of different models<sup>3</sup>**

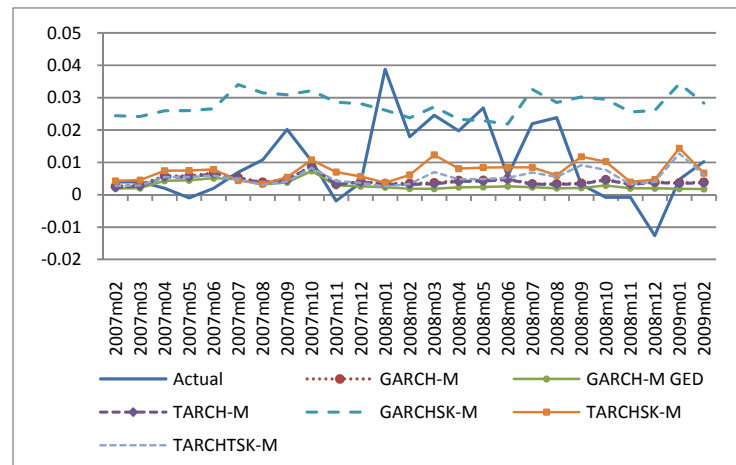
	GARCH-M	GARCH-M (GED)	GARCHSK-M	TARCH-M	TARCHSK-M	TARHTSK-M
MSE	0.000166 [3]	0.000184 [5]	0.000467 [6]	0.000169 [4]	0.000145 [1]	0.000161 [2]
MAE	0.009231[1]	0.009809 [5]	0.030476 [6]	0.009307 [2]	0.009391 [3]	0.009486 [4]
TIC	0.658177[4]	0.744276 [6]	0.591939 [2]	0.670647 [5]	0.527362 [1]	0.608068 [3]
BP	0.177879 [3]	0.255730 [5]	0.863351 [6]	0.189682 [4]	0.043756 [1]	0.122149 [2]
VP	0.615318 [6]	0.553804 [4]	0.067531 [1]	0.602909 [5]	0.508448 [2]	0.518346 [3]
CP	0.206802 [4]	0.190466 [5]	0.069118 [6]	0.207410 [3]	0.447795 [1]	0.359506 [2]

Numbers in brackets indicate rankings of the models where [1] indicates the best models according to the corresponding measure.

Source: Author's own calculations.

<sup>3</sup> It was not possible to compare the forecasting power of the models with the factor models of Stock and Watson (2002) as it requires a large set of data that is unavailable. Moreover, the conventional models of inflation forecasting, Phillips curve, requires unemployment or output data which is available only on annual basis (the quarterly series starts at the first quarter of 2003 and there is no monthly data). Therefore, to compare with the above mentioned model, the model could be applied for another advanced economy and compared with Stock and Watson (2002) models as a potential further research.

Figure 3  
Actual versus predicted inflation from different models



Source: Author's calculation from models.

#### 4. Applicability of the Model to other Economies: Evidence for Mexico

This section is devoted to check the applicability of the model to other countries conditional on that inflation data show the existence of conditional volatility. First, the appropriate mean equation has been specified according to the methodology followed in Section 4. Accordingly, inflation in Mexico is regressed on its first, fourth, and eleventh lags. Comparing the results of GARCH and TARCH models displayed in Table 9 shows that TARCH specification is superior to the GARCH model. Therefore, the analysis will extend TARCH model to allow for time-varying conditional skewness and kurtosis.

Table 9 reports the results of two basic models, GARCH and TARCH with normal distribution, and the TARCHSK model with time-varying conditional third and fourth moments. First, the shocks to inflation  $\beta_1$ , it is found to be significant in the standard TARCH-M model and allowing for time-varying third and fourth moments lowers its magnitude while still significant. Additionally, the persistence parameter in the variance equation is significant in all models with the highest magnitude in TARCHTSK model where both skewness and kurtosis are allowed to follow a GARCH-type process. Concerning the asymmetry term  $\beta_3$ , it is found to be negative and significant in the basic TARCH model. Allowing the conditional skewness and kurtosis to follow a GARCH-type process raises  $\beta_3$  and keeps it significant.

Regarding skewness equation, the persistence parameter is positive and significant although it is less than that of the variance equation. Finally, the coefficient for lagged kurtosis is the highest persistence coefficient while shocks to kurtosis have the smallest magnitude in comparison with shocks to conditional volatility and skewness.

Concerning the specification of the models, the Ljung-Box Q-statistics for the both standardised residuals and its squares are insignificant up to the twelfth lag. Thus, there is evidence that both the level and squares of standardised residuals do not exhibit any serial correlation. Finally, according to SIC criterion, TARCHSK model that allow conditional skewness and kurtosis to be time-varying is the best model.

Table 9  
GARCH, TARCH, and TARCHSK Models

Mean equation:  $\pi_t = \alpha_1 \pi_{t-1} + \alpha_2 \pi_{t-4} + \alpha_3 \pi_{t-11} + \varepsilon_t$   
 Variance equation:  $h_t = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 h_{t-1} + \beta_3 \varepsilon_{t-1}^2 (\varepsilon_{t-1} < 0)$   
 Skewness equation:  $s_t = \gamma_0 + \gamma_1 \eta_{t-1}^3 + \gamma_2 s_{t-1}$   
 Kurtosis equation:  $k_t = \delta_0 + \delta_1 \eta_{t-1}^4 + \delta_2 k_{t-1}$

Model	GARCH		TARCH		TARCHSK		
	estimate	p-value	estimate	p-value	estimate	p-value	
	$\alpha_1$	0.591692	<b>0.0000</b>	0.654241	<b>0.0000</b>	0.721093	<b>0.0000</b>
	$\alpha_2$	0.116641	<b>0.0022</b>	0.135846	<b>0.0000</b>	0.118370	<b>0.0000</b>
	$\alpha_3$	0.158530	<b>0.0000</b>	0.119093	<b>0.0000</b>	0.006947	<b>0.0000</b>
Variance equation	$\beta_0$	$1.34 \times 10^{-05}$	<b>0.0000</b>	$1.22 \times 10^{-05}$	<b>0.0000</b>	$2.34 \times 10^{-05}$	<b>0.0000</b>
	$\beta_1$	0.535467	<b>0.0000</b>	0.710816	<b>0.0000</b>	0.505230	<b>0.0000</b>
	$\beta_2$	0.444531	<b>0.0000</b>	0.487616	<b>0.0000</b>	0.717362	<b>0.0000</b>
	$\beta_3$			-0.637900	<b>0.0000</b>	-0.504689	<b>0.0000</b>
Skewness Equation	$\gamma_0$				0.070435	<b>0.0000</b>	
	$\gamma_1$				-0.258186	<b>0.0000</b>	
	$\gamma_2$				0.599714	<b>0.0000</b>	
Kurtosis Equation	$\delta_0$				0.496505	<b>0.0000</b>	
	$\delta_1$				0.007377	<b>0.0000</b>	
	$\delta_2$				0.787612	<b>0.0000</b>	
Log-likelihood	2018.093		2032.159		2162.807		
SIC	1981.830		1995.895		2126.585		
Ljung-Box Q-stat.							
Residuals (lag 12)	25.363	(0.013)	17.458	(0.133)	17.313	(0.099)	
squared (lag 12)	15.138	(0.234)	14.215	(0.287)	15.670	(0.207)	

The basic GARCH and TARCH models are estimated using Quasi Maximum Likelihood (Bollerslev- Wooldridge (1992)) TARCHSK-M model is estimated using ML estimation. All models are estimated using Marquardt algorithm. Significant p-values are indicated by bold.

Source: Own calculations.

As before, to evaluate different models, the behaviour of the standardised residuals is compared. As displayed in Table 10, the standardised residuals of TARCHSK model have the smallest standard deviation, skewness and kurtosis. Thus, the standardised residuals series from models with time-varying higher order conditional moments have a lower dispersion than those resulting from time-invariant conditional skewness and kurtosis. In addition, the behaviour of conditional volatilities resulting from different models is compared. Based on Table 11, the results indicate that conditional variance resulting from TARCHK model has the lowest skewness and kurtosis.

The final diagnostic test is to conduct a likelihood ratio test. To compare GARCH and TARCH specifications, the value of the LR statistic is quite large resulting in rejection of the null hypothesis that the restricted model (*i.e.*, GARCH) is the correct model. Similarly, the value of LR statistic is very high in case of comparing TARCH with its extension. Thus, the density that permits the skewness and kurtosis to be time-varying outperforms the density that keeps them constant.

Table 10  
Descriptive statistics for standardised residuals

Statistic	GARCH	TARCH	TARCHSK
Mean	0.242378	0.189668	0.181784
Median	0.094101	0.059529	0.092059
Maximum	5.591658	5.638982	3.377584
Minimum	-2.422844	-2.401694	-1.855432
Std. Dev.	0.972287	0.983745	0.614443
Skewness	1.911525	1.763339	1.571154
Kurtosis	10.104180	9.133696	8.416244
Jarque-Bera	1591.871000	1224.376000	959.006200
Probability	0.000000	0.000000	0.000000

Source: Own calculations.

Table 11  
Descriptive statistics for conditional variances

Statistic	GARCH	TARCH	TARCHSK
Mean	0.000119	0.000122	0.000224
Median	4.26×10-05	4.02×10-05	0.000122
Maximum	0.002811	0.003387	0.003065
Minimum	2.42×10-05	2.40×10-05	8.42×10-05
Std. Dev.	0.000248	0.000284	0.000297
Skewness	6.466846	7.044763	5.261333
Kurtosis	56.76229	66.05730	39.21945
Jarque-Bera	74785.37	102107.1	34793.82
Probability	0.000000	0.000000	0.000000

Source: Own calculations.

Table 12  
Likelihood ratio test

<b>GARCH vs. TARCH</b>	
Logl(GARCH-M)	2018.093
Logl(TARCH-M)	2032.159
LR	28.131
p-value	0.000
<b>TARCH vs. TARCHSK</b>	
Logl(TARCH-M)	2032.159
Logl(TARCHTSK-M)	2162.807
LR	261.296
p-value	0.000

Source: Own calculations.

The predictive power of different models is calculated for the out-of-sample (2007:2 to 2009:2) period. The results, which are displayed in Table 13, reveal the superiority of TARCHSK model according to all the measures. Finally, Figure 4 shows the ability of TARCHSK model to trace the inflation path in comparison with standard GARCH and TARCH models. Thus, a specification that allows conditional third and fourth moments outperforms other specifications that keep them constants.

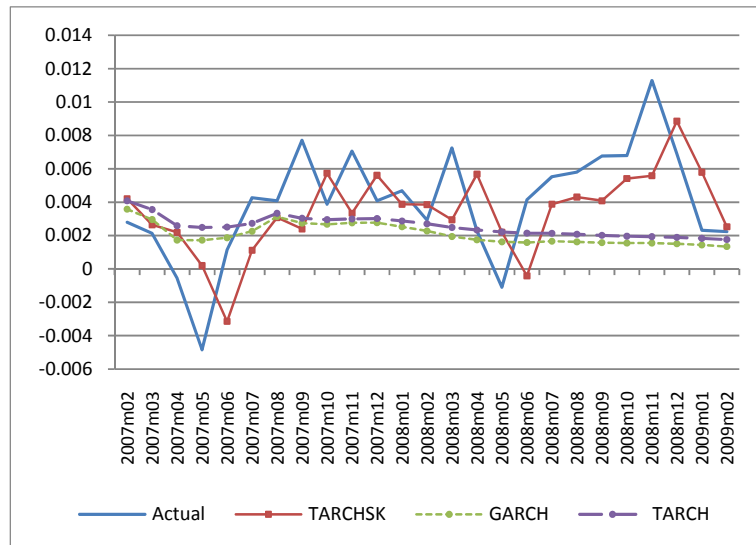
Table 13  
Out-of sample Forecasts power of different models

	<b>GARCH</b>	<b>TARCH</b>	<b>TARCHSK</b>
MSE	1.45×10 <sup>-05</sup> [3]	1.35×10 <sup>-05</sup> [2]	9.55×10 <sup>-06</sup> [1]
MAE	0.003010 [3]	0.002871 [2]	0.002663 [1]
TIC	0.519435 [3]	0.474202 [2]	0.331450 [1]
BP	0.248738 [3]	0.152401 [2]	0.030950 [1]
VP	0.482294 [3]	0.531685 [2]	0.081665 [1]
CP	0.268968 [3]	0.315914 [2]	0.887385 [1]

Numbers in brackets indicate rankings of the models where [1] indicates the best models according to the corresponding measure.

Source: Own calculations.

Figure 4  
**Actual versus predicted inflation from GARCH, TARCH and TARCHSK Models**



Source: Author's calculation from models.

## Conclusion

Given that inflation forecasts are important in the actual monetary policy conduct especially under an inflation-targeting regime, central banks must have accurate inflation forecasts. Additionally, since point forecasts provide precise predictions only if the underlying loss function is quadratic while the constraints are linear which is unrealistic in all cases, a density forecasts could help improving inflation forecasting. Therefore, the paper applied the methodology proposed by (Leon *et al.*, 2005) for modelling nonconstant conditional second, third and fourth moments to explore the full density of inflation in Egypt.

The employed methodology includes GARCH-M and TARCH-M models along with their extensions that permit conditional skewness and kurtosis to follow GARCH and TARCH structures. Additionally, a GARCH-M specification with GED distribution for the error term is modelled and compared with models that assume normality and models that assume a G-C series expansion. The results indicate that there is a significant persistence in conditional variance, skewness and kurtosis. Additionally, comparing different models by examining the behaviour of standardised residuals,

conditional variances and conducting a likelihood ratio test reveal that models with nonconstant second, third and fourth moments are superior to models with time invariant volatility, skewness and kurtosis.

Applying the methodology to Mexican inflation data also support TARCHSK model that allow for time-varying conditional skewness and kurtosis. As a result, it can be concluded that monthly inflation is indeed highly asymmetric in both countries. Therefore, central banks should care about the full density of inflation in constructing their future forecasts. Finally, using annual inflation data from different countries including Egypt, Mexico, Colombia, Denmark and Finland show that annual inflation is not volatile which means the methodology applied here is not valid for them. On the other hand, checking annual inflation for both Belgium and Turkey shows evidence of the existence of ARCH effects. Thus, annual data gives mixed results regarding the possibility of applying the underlying models. The paper could be extended to check the applicability of the underlying methodology for other countries using different frequencies.

#### References

- Balke, N. S., and M. A. Wynne (1996). "An Equilibrium Analysis of Relative Price Changes and Aggregate Inflation." *Federal Reserve Bank of Dallas Working Papers* 09.
- Ball, L., and N. G. Mankiw (1995). "Relative-Price Changes as Aggregate Supply Shocks." *Quarterly Journal of Economics*, 110 (1), 161-193.
- Berument, B., K. Metin-Ozcan and B. Neyapti (2001). "Modelling Inflation Uncertainty using EGARCH: An Application to Turkey." *Bilkent University Working Paper*, May.
- Bollerslev, T. (1986). "Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity." *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- \_\_\_\_\_ (2008). "Glossary to ARCH (GARCH)." *Centre for Research in Econometric Analysis and Time Series (CREATES)*, University of Copenhagen, Research Paper No. 49.
- \_\_\_\_\_ and J. M. Wooldridge (1992). "Quasi-Maximum Likelihood Estimation and Inference in Dynamic Models with Time Varying Covariances." *Econometric Reviews*, 11, 143-172.
- Brooks, C. (2002). "Introductory Econometrics for Finance." Cambridge University Press.
- Bryan, M., and S. Cecchetti (1996). "Inflation and the Distribution of Price Changes." *NBER Working Paper* 5793.
- Central Bank of Egypt (CBE) (2005). "Monetary Policy Statement." June.

- Chaudhuri, K., M. Kim and Y. Shin (2011). "Forecasting Time-varying Densities of Inflation Rates: A Functional Autoregressive Approach." March, Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=1555257>.
- Engle, R. (1982). "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of UK Inflation." *Econometrica*, 50 (4), 267-287.
- \_\_\_\_\_ (1995). "ARCH: Selected Readings." Oxford University Press.
- Friedman, M. (1977). "Nobel Lecture: Inflation and Unemployment." *The Journal of Political Economy*, 85(3), 451-472.
- Glosten, L. R., R. Jagannathan and D. E. Runkle (1993). "On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks." *Journal of Finance*, 48(5), 1779-1801.
- Grier, K., and M. Perry (1996). "Inflation, Inflation Uncertainty, and Relative Price Dispersion." *Journal of Monetary Economics*, 38, 391-405.
- Harvey, C., and A. Siddique (1999). "Autoregressive Conditional Skewness." *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 34 (4), 465-487.
- Leon, A., G. Rubio and G. Serna (2005). "Autoregressive Conditional Volatility, Skewness and Kurtosis." *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 45, 599-618.
- Nelson, D. B. (1991). "Conditional Heteroscedasticity in Asset Returns: A New Approach." *Econometrica*, 59 (2), 347-370.
- Noureldin, D. (2005). "Alternative Approaches to Forecasting Inflation in the Case of Egypt." Economic Research Forum 12th Annual Conference, Cairo, Dec, 19-21.
- Pindyck, R. S. and D. L. Rubinfeld (1998). "Econometric Models and Economic Forecasts." 4th edition, New York: McGraw-Hill.
- Rachev, S.T., S. Mittnik, F. J. Fabozzi and S. M. Focardi (2007). "Financial Econometrics: from Basics to Advanced Modelling Techniques." John Wiley, New Jersey.
- Roger, S. (2000). "Relative Prices, Inflation and Core Inflation." IMF Working Papers No. 00/58.
- Stock J. H. and M. W. Watson (2002). "Macroeconomic Forecasting using Diffusion Indexes." *Journal of Business and Economic Statistics*, 20, 147-162.
- Tay, A.S., and K. F. Wallis (2000). "Density Forecasting: A Survey." *Journal of Forecasting*, 19, 235-254.
- Wallis, K. F. (2004). "An Assessment of Bank of England and National Institute Inflation Forecast Uncertainties." *National Institute of Economic Review*, 189 (1), 64-71.
- Wilson, B. (2006). "The Links between Inflation, Inflation Uncertainty and Output Growth: New Time Series Evidence from Japan." *Journal of Macroeconomics*, 28, 609-620.



## **Las tendencias de la pobreza y la desigualdad: una evidencia para los departamentos de Colombia**

Alexander Cotte Poveda\*  
Clara Inés Pardo Martínez\*\*

Fecha de recepción: 30 X 2010

Fecha de aceptación: 26 V 2011

### **Resumen**

Este estudio estima las tendencias de la pobreza y la desigualdad utilizando el análisis envolvente de datos (DEA) y datos de panel en Colombia durante el periodo 1993-2007. En este trabajo se propone un modelo DEA para medir y clasificar las tendencias en pobreza, desigualdad y desarrollo. La clasificación obtenida a partir del DEA muestra variaciones en los puntajes de los departamentos colombianos en el periodo analizado. Con el fin de establecer las causas de estas variaciones, se aplica un análisis de regresión utilizando datos de un panel que demostró que los departamentos con mayor densidad poblacional, tasa de desempleo, tasa de homicidios y mayor concentración de la propiedad tienen un menor grado de eficiencia; mientras que los departamentos con mayor cobertura en salud, educación e inversión pública tienen mejores resultados en su eficiencia, según las estimaciones arrojadas por el modelo de regresión. Los hallazgos de este análisis sugieren que la disminución de la pobreza y la desigualdad podrían alcanzarse a través de estrategias adecuadas que garanticen el desarrollo y el crecimiento económico con políticas focalizadas en mejorar el bienestar de la sociedad.

---

\* Departamento de Economía, Universidad de Göttingen, Alemania. Facultad de Ciencias Administrativas y Contables, Universidad de La Salle, Bogotá, Colombia.

Correo electrónico: [acotte@lasalle.edu.co](mailto:acotte@lasalle.edu.co)

\*\* Departamento de Tecnología Energética, Estudios de Energía y Clima, Instituto Real de Tecnología, KTH, Estocolmo, Suecia. Facultad de Ingeniería, Universidad de La Salle, Bogotá, Colombia.

Correo electrónico: [clara.pardo@energy.kth.se](mailto:clara.pardo@energy.kth.se)

El documento es resultado de uno de los trabajos de investigación que realiza el grupo de Violencia, Instituciones y Desarrollo Económico –VIDE– de la Universidad de La Salle reconocido en Categoría A1 por Colciencias. Los autores agradecen los valiosos y acertados comentarios de Stephan Klasen (Universidad de Göttingen) y a los evaluadores anónimos. Las opiniones expresadas en este artículo son responsabilidad exclusiva de los autores.

**Palabras Clave:** pobreza, desigualdad, eficiencia, análisis envolvente de datos, datos de panel, Colombia.

**Clasificación JEL:** O49, O18, C14.

### **Abstract**

This study estimates poverty and inequality trends using Data Envelopment Analysis (DEA) and panel data in Colombia during the sample period between 1993 and 2007. In this analysis, we suggest a DEA model to measure and rank poverty, inequality and development trends. The results from the DEA model show variation in the scores across Colombian departments during the sample period. A second-stage panel data analysis with fixed effects reveals that departments with higher population density, unemployment, homicide rates and property concentration have a lower efficiency score, whereas departments with higher health and education coverage and public investments have better results according to DEA and panel data estimations. Findings of this analysis demonstrate that the decrease in poverty and inequality could be achieved through adequate strategies that guarantee development and economic growth with policies concentrated to improve social welfare.

**Keywords:** poverty, inequality, efficiency, data envelopment analysis, panel data, Colombia.

**JEL Classification:** O49, O18, C14.

### **Introducción**

Investigaciones recientes han demostrado que la existencia de estados frágiles o con presencia ineficiente, puede generar o incrementar las tendencias de la pobreza, la desigualdad, el conflicto y la corrupción, entre otros problemas. Esto se puede apreciar de modo evidente en la disminución del crecimiento económico y los niveles de desarrollo que muestran las regiones o los países con gobiernos y gestión pública deficiente (Elhawary, Foresti y Pantuliano, 2010). Por consiguiente, las mejoras que se presentan cuando hay una efectiva presencia del estado a través de un buen gobierno y gestión pública, representan elementos importantes para disminuir la pobreza y la desigualdad, ante el objetivo de lograr un adecuado crecimiento económico y desarrollo en países subdesarrollados.

Generalmente en los países en vías de desarrollo, la gestión pública es deficiente, y esto demuestra que la existencia de políticas inadecuadas e instituciones débiles podría disminuir el desarrollo económico y el

crecimiento. Además, la reducción de la pobreza requiere una presencia efectiva del estado para generar una gestión adecuada con la aplicación de estrategias, programas e instrumentos que logren incrementar el bienestar de la población (Collier y Dollar, 2002). Sin embargo, el análisis de estos elementos es todavía limitado en la literatura, por ello, es importante lograr con los métodos adecuados medir estas tendencias teniendo en cuenta que uno de los objetivos de desarrollo del milenio (ODMs) es mejorar la gestión pública y las estrategias gubernamentales para lograr disminuir la pobreza, incrementar los niveles de desarrollo, el crecimiento y la equidad.

El objetivo de este estudio es medir y clasificar los departamentos colombianos entre 1993 y 2007 utilizando el análisis envolvente de datos (DEA) como una medida que determina la eficiencia en las tendencias de la pobreza y la desigualdad. Además, este estudio también pretende identificar los determinantes de las variaciones y diferencias en las medidas de eficiencia aplicando el método DEA en los departamentos colombianos a través de un análisis de datos de panel con efectos fijos.

Este artículo se ha organizado de la siguiente forma: la sección 1 presenta una revisión de la literatura; la sección 2 introduce el método DEA; la sección 3 muestra los métodos, los datos y el modelo propuesto; la sección 4 presenta los resultados y la discusión; en la última sección están las conclusiones.

## **1. Revisión de la literatura**

En la literatura, se ha identificado que la pobreza y la desigualdad presentan elementos comunes. La desigualdad pretende medir la dispersión de los niveles de vida de los individuos con una medida clásica, como es el índice de Gini, que satisface el axioma básico del principio de transferencia: la cesión de una unidad monetaria de un individuo más rico a uno más pobre, sin que se produzca un reordenamiento entre ellos, reduce la desigualdad (Salas, 2005). Por otra parte, investigaciones recientes manejan la pobreza relativa como el concepto que tiene en cuenta las necesidades básicas que se relativizan con el nivel de vida medio de la sociedad analizada, donde el umbral debería crecer en la medida que la sociedad se desarrolla; estos conceptos son propuestos y trabajados por Townsend (1985), desde la perspectiva de la privación, y por Sen (1983), desde la perspectiva de las capacidades básicas.

La pobreza y la desigualdad han sido estudiadas desde diferentes perspectivas. Por ejemplo, Fosu (2010) estimó un modelo de análisis de covarianza para un panel no balanceado de países, en donde se determinan

las interacciones entre pobreza, desigualdad e ingresos. Se encuentra que un mayor nivel de desigualdad tiende a limitar los efectos del crecimiento de los ingresos para reducir la pobreza; mientras que un incremento en la desigualdad generalmente aumenta los indicadores de pobreza en los países. Son y Kakwani (2008) analizaron pobreza y desigualdad en ochenta países, y propusieron un indicador que determina si el crecimiento económico es pro-pobreza o anti-pobreza, la desigualdad mide las pérdidas o ganancias en las tasas de crecimiento, que pueden ser el resultado de los cambios en la distribución del ingreso o el consumo, identificando que una tasa de inflación baja tiene una relación significativa con el crecimiento de la pro-pobreza y otras variables como la proporción de la agricultura en el producto interno bruto, que incide significativa y positivamente en la apertura de los mercados y las reglas legales tienden hacia una relación en las dos vías. El estudio concluye que estas dos últimas variables no presentan evidencia definitiva sobre la incidencia en el crecimiento de los países. Puryear y Malloy (2009) analizaron pobreza y desigualdad en el contexto de América Latina, y encontraron que estas dos características han disminuido recientemente, en la mayor parte de estos países, debido principalmente al estímulo que se ha generado sobre el crecimiento económico y la aplicación de programas sociales innovadores y focalizados.

Para el caso colombiano, las investigaciones sobre los temas de desigualdad y pobreza son variadas y con aproximaciones diferentes. López y Nuñez (2007) realizaron un diagnóstico sobre pobreza y la desigualdad en Colombia, y encontraron que es importante para el logro de la disminución de la pobreza, fortalecer el desarrollo humano mediante la protección social y el crecimiento del capital humano; así como, mayor desarrollo productivo y rural a través de inversiones en infraestructura y promoción de programas técnicos, igualmente el fortalecimiento de la institucionalidad territorial, a través de planes de ordenamiento adecuados y con una presencia efectiva de las instituciones estatales. Galvis y Meisel (2010), quienes realizan un análisis de pobreza y desigualdad utilizando técnicas de econometría espacial, identificaron que la pobreza persiste tanto en un nivel temporal como en el regional en los departamentos colombianos. Cotte (2007) analizó crecimiento económico, pobreza, desigualdad y violencia, utilizando técnicas econométricas de series de tiempo, y estableció que las tendencias en los factores productivos, la violencia, la pobreza y la desigualdad afectan el crecimiento económico en Colombia.

Una diferencia importante entre este análisis y las investigaciones internacionales y colombianas es que en este estudio se utiliza el análisis envolvente de datos (DEA), en dos etapas, para medir las eficiencias relativas en las tendencias sobre la pobreza y la desigualdad y poder

determinar los factores que inciden en este comportamiento, en el contexto de los departamentos colombianos.

Recientemente, se ha comenzado a aplicar la técnica del DEA en investigaciones de desempeño social y económico que han incluido como categorías de análisis la pobreza y la desigualdad. Por ejemplo: Malul, Hadad y Ben-Yair (2009), midieron y clasificaron la efectividad y la calidad de la gestión pública cuando evaluaron igualdad en la distribución del ingreso y los resultados en gestión ambiental, y encontraron que el índice de Gini y los indicadores ambientales afectan a los países en vías de desarrollo; por lo que las estimaciones realizadas son más significativas frente a los métodos tradicionales. Ramanathan (2006) estudió el desempeño económico en países de Medio Oriente y África del Norte, desde la perspectiva del desarrollo y la pobreza. Habibov y Fan (2009) compararon y contrastaron los resultados en la reducción de la pobreza en los programas de bienestar social en Canadá. Yamamura y Shin (2008) evaluaron los efectos de la desigualdad sobre la eficiencia utilizando el concepto de mejoras en la eficiencia. Estos estudios han demostrado que el DEA es una alternativa para medir las tendencias en pobreza y desigualdad desde la perspectiva de la eficiencia, cuando se tienen en cuenta diferentes ámbitos de análisis.

Este estudio pretende contribuir a la literatura introduciendo una clasificación de los departamentos colombianos, a partir de las medidas de eficiencia en las tendencias de pobreza y desigualdad, que han sido generadas por el modelo DEA como elementos determinantes en el crecimiento económico y el desarrollo de los países. Además, el análisis de datos de panel permite establecer los factores que podrían influir en la pobreza y la desigualdad, a la vez que se analiza si los resultados obtenidos con DEA podrían ser un método adecuado para medir las tendencias de estos indicadores sociales, como un método no paramétrico.

## **2. Descripción general del análisis envolvente de datos (DEA)**

El análisis envolvente de datos o DEA es una metodología que permite la evaluación de las eficiencias de un conjunto de entidades que son comparables con algunos modelos de programación matemática específicos. Las entidades en un análisis de DEA son llamadas DMUs<sup>1</sup>. Este método evalúa la eficiencia de un conjunto de unidades en relación con otras que son representativas y comparables. Por lo tanto, la medida de eficiencia es relativa y no absoluta, donde el valor de eficiencia alcanzado por

---

<sup>1</sup> Decision-Making Units. Una DMU puede ser una organización o sector que no tiene como fin último la producción de bienes y servicios, como una región, municipio o departamento.

determinada DMU corresponde a una desviación observada con respecto a aquellas unidades consideradas como las más eficientes, a partir de las variables dadas (Farrell, 1957).

El modelo general de DEA supone que hay un número determinado  $n$  de DMUs, donde cada DMU  $j$  ( $j=1, \dots, n$ ) convierte  $m$  entradas:

$$\vec{x} = (x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{mj})^T > 0$$

para producir  $S$  productos:

$$\vec{y} = (y_{1j}, y_{2j}, \dots, y_{sj})^T > 0$$

en donde, tanto entradas como salidas son positivas (Fare, Grosskopf y Lovell, 1994; Cooper, Seiford y Zhu, 2004). La eficiencia de la DMU en DEA denominada DMU  $j$  ( $j = 1, 2, \dots, n$ ) es estimada como la proporción de su peso total de la salida virtual y su peso total de la entrada virtual, es decir, cada departamento (DMU) tiene una salida  $y_i$  y una entrada  $x_i$ , de tal forma que la eficiencia técnica y de escala serían  $E_i = y_i / x_i$ . Para evitar la arbitrariedad en la asignación de pesos para las entradas y salidas, se utiliza el modelo CCR propuesto por Charnes, Cooper y Rhodes (1978) y cuya forma proporcional determina el peso óptimo para la DMU, por la maximización de su proporción entre la salida y entrada virtual mientras, se mantienen las proporciones para todas las DMUs a no más de uno. El modelo CCR se define con las siguientes relaciones: para cada unidad  $\kappa$  se debe determinar la mejor ponderación  $U_z^\kappa$  ( $z = 1, 2, \dots, S$ ) y  $V_i^\kappa$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ) que maximiza la relación entre la ponderación de las salidas y las entradas. El modelo DEA puede ser además transformado dentro de un problema de programación lineal que sea equivalente a una “maximización de salidas”, como sigue:

$$h_\kappa = \text{Max} \sum_{i=1}^S U_z^\kappa Y_{i\kappa}$$

sujeto a:

$$\sum_{i=1}^S U_z^\kappa Y_{i\kappa} - \sum_{i=1}^m V_i^\kappa x_{ij} \leq 0 \quad (1)$$

para  $j = 1, 2, \dots, n$

$$\sum_{i=1}^m V_i^\kappa x_{i\kappa} = 1,$$

$$U_z^\kappa \geq \varepsilon > 0 \quad \text{para } z = 1, 2, \dots, S;$$

$$V_i^\kappa \geq \varepsilon > 0 \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, m;$$

donde  $\varepsilon$  es un valor de la relación sobre las ponderaciones.

Los pesos son todos positivos y las proporciones son dadas a 1 (100%). Cada DMU es asignada al mayor puntaje posible de eficiencia por la selección de

los pesos óptimos. Si una DMU logra el valor máximo posible del 100%, es eficiente; si sucede lo contrario, sería ineficiente. Los valores de los pesos serán diferentes entre las DMUs. Un departamento eficiente tendrá un valor de uno para la eficiencia técnica y de escala, y un departamento ineficiente tendrá un valor menor de uno. El modelo que se aplica en este estudio, parte de esta fundamentación y es explicado en detalle en la sección 3.1.

Las principales ventajas del DEA son las siguientes: (a) está diseñado para valorar la eficiencia utilizando múltiples entradas y salidas; (b) no requiere de supuestos a priori sobre la relación funcional entre entradas y salidas; (c) es una técnica de frontera que permite medir la eficiencia relativa diferenciada a partir de unos resultados promedio que generan una línea de tendencia basada en el principio de mínimos cuadrados, los cuales identifican el resultado promedio de un conjunto de DMUs (Seiford y Thrall, 1990; Cooper *et al.*, 2004; Ramanathan, 2003).

### 2.1 Método de clasificación utilizando DEA super-eficiente

Con el objetivo de clasificar los departamentos teniendo en cuenta los resultados en la reducción de la pobreza y la desigualdad, se utilizará la técnica DEA súper-eficiente propuesta por Anderson y Petersen (1993). Este modelo compara cada DMU con la combinación lineal de todas las unidades de la muestra. Por lo tanto, la eficiencia relativa de la DMU muestra un aumento proporcional con respecto al vector de las entradas preservando la eficiencia. De esta forma, los resultados de la eficiencia relativa en este modelo pueden ser superiores a uno. Los puntajes reportan la distancia radial desde la muestra; por ejemplo, el máximo incremento proporcional en las entradas preservando la eficiencia. La especificación de este método es la siguiente:

$$\begin{aligned} & \min E_i - \delta e' s^- - \delta e' s^+ \\ & \text{sujeto a:} \\ & E_i X_i = \sum_{\substack{K=1 \\ K \neq i}}^n z_k X_k + s^-, \\ & Y_i = \sum_{\substack{K=1 \\ K \neq i}}^n z_k Y_k - s^+, \\ & Z, \quad s^+, \quad s^- \geq 0 \end{aligned} \tag{2}$$

donde  $X_i$  es un vector de entradas m-dimensional y  $Y_i$  es un vector de salidas s-dimensional para  $i_{th}$  unidades,  $E_i$  es un escalar definido de una parte de la  $i_{th}$  del vector de entrada de las DMUs, el cual es requerido con el fin de producir el  $i_{th}$  del vector de salida de la DMUs dentro de una referencia

tecnológica,  $Z$  es un vector de intensidad en el cual  $Z_k$  denota la intensidad de la unidad  $k_{th}$ ,  $\delta$  es un infinitesimal no-Arquimediano y  $e'$  es el vector de la fila  $(1, \dots, 1)$  de una dimensión apropiada (Anderson y Petersen, 1993, p. 1262).

Las variables  $s^-$  y  $s^+$  denotan variables de entrada y salida de holgura asociadas con las restricciones. La dimensión de las mismas pretende evitar el exceso tanto de insumos como de productos, esto permite la consistencia de los resultados a la luz de un problema de minimización.

### 3. Modelo de aplicación del análisis envolvente de datos

Este análisis comprende dos fases. Primero, se realiza una clasificación basada en un modelo DEA que analiza el desarrollo, la pobreza y la desigualdad cuando se generan puntajes de eficiencia para cada departamento de Colombia. Segundo, los puntajes de eficiencia se definen como la variable dependiente y se determinan diferentes características de los departamentos colombianos como las variables independientes, con el fin de analizar sus efectos en los resultados de eficiencia durante el periodo estudiado, utilizando para ello las técnicas para datos de panel.

#### 3.1 Descripción de la aplicación del DEA

El Modelo DEA que es utilizado en este estudio, pretende clasificar los departamentos colombianos con base en tres salidas, denominadas: (a) producto interno bruto *per cápita* (PIBpc) como medida del desarrollo de los departamentos, (b) el inverso del índice de Gini como medida de la desigualdad en la distribución del ingreso y (c) el inverso de las necesidades básicas insatisfechas (NBI) como una medida de pobreza. La entrada en este modelo es estandarizada a 1. Así, un departamento que genere una mejor combinación de estas tres entradas obtendrá un mayor puntaje. Por lo tanto, dos departamentos con valores similares de PIBpc, pero uno de ellos con NBI y GINI, relativamente inferiores, implicará que este departamento tiene una menor incidencia de pobreza y mayor igualdad en la distribución del ingreso; por consiguiente, este departamento obtendría un mayor puntaje con respecto al otro. El modelo DEA es presentado en la ecuación (3).

$$\begin{aligned} \max h_{j_0} &= \omega_{GDPpc} GDPpc_{j_0} + \omega_{GINI} GINI_{j_0} + \omega_{NBI} NBI_{j_0} \\ \text{sujeto a:} \\ \omega_{GDPpc} GDPpc_{j_0} + \omega_{GINI} GINI_{j_0} + \omega_{NBI} NBI_{j_0} &\leq 1, \quad j \in D \\ \omega_{GDPpc}, \omega_{GINI}, \omega_{NBI} &\geq \varepsilon. \end{aligned} \quad (3)$$



En este modelo,  $D$  es el conjunto de los departamentos colombianos que son utilizados como caso de estudio,  $j \in D$  determina la posición de algún departamento en  $D$ , y  $j_0$  es la posición del departamento evaluado.  $\omega_{GDPpc}$ ,  $\omega_{GINI}$  y  $\omega_{NBI}$  son los ponderados de las tres salidas  $GDPpc$ ,  $GINI$  y  $NBI$ , respectivamente. El modelo lineal de la ecuación 3 estima los pesos  $\omega_{GDPpc}$ ,  $\omega_{GINI}$  y  $\omega_{NBI}$  que maximizan la suma ponderada de las tres entradas de esta clasificación, para un departamento evaluado  $j_0$ . La suma ponderada de los componentes del índice debe ser menor o igual a uno, para todos los departamentos. El infinitesimal  $\varepsilon$  se introduce para asegurar que ninguno de los ponderados tomará un valor de cero. El modelo es un CCR-DEA orientado a las entradas con tres salidas ( $GDPpc$ ,  $GINI$  y  $NBI$ ) y una entrada dummy valorada como uno para todos los departamentos. Por su parte,  $h_{j_0}$  es el valor óptimo de la función objetivo, cuando el modelo es resuelto para el departamento  $j$ .

### 3.2 Descripción del modelo y la aplicación de datos de panel

Con el fin de explicar la variación y las tendencias de los resultados de la eficiencia, respecto de mayor desarrollo y menor pobreza y desigualdad obtenidos a partir del modelo DEA propuesto, se utiliza un análisis de regresión. Los resultados de eficiencia obtenidos a partir del DEA son definidos como la variable dependiente en varios modelos de regresión que utilizan técnicas de datos de panel con efectos fijos. Esta técnica es seleccionada teniendo en cuenta que en la literatura se argumenta que este método es suficiente y provee estimadores consistentes en un segundo paso de regresión, después de haber estimado eficiencias utilizando el DEA (Hoff, 2007; Mc Donald, 2008; Banker y Natarajan, 2008; Cotte y Pardo, 2011).

Los resultados obtenidos del DEA son transformados a logaritmo natural debido a su simetría y con el fin de mejorar la normalidad. El modelo es el siguiente:

$$\Delta DEAE_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 DP_{it} + \gamma_2 TD_{it} + \gamma_3 CS_{it} + \gamma_4 TH_{it} + \gamma_5 EP_{it} + \gamma_6 CE_{it} + \gamma_8 PCP_{it} + \gamma_9 PCA_{it} \quad (4)$$

Note que  $DP_{it}$  es densidad poblacional, en el período  $t$  para el departamento  $i$ , medida como el número de habitantes por kilómetro cuadrado;  $TD_{it}$  es la tasa de desempleo en el período  $t$ , para el departamento  $i$ ;  $CS_{it}$  es la cobertura en salud;  $TH_{it}$  es la tasa de homicidios por cada cien mil habitantes;  $EP_{it}$  es la ejecución presupuestal;  $CE_{it}$  es la cobertura en educación primaria y secundaria;  $PCP_{it}$ , población con casa propia y  $PCA_{it}$ , población con casa arrendada para el período  $t$  en el departamento  $i$ . En este estudio, se aplican los siguientes test estadísticos para determinar el modelo adecuado en datos de panel y la robustez de los resultados.

*a. La prueba de Hausman para definir entre Efectos aleatorios y Efectos fijos en datos de panel.*

Para determinar si las variables explicatorias consideradas en este análisis tienen efectos fijos (EF) o efectos aleatorios (EA), se aplica la prueba de Hausman (1978). La prueba de Hausman (1978) tiene en cuenta un modelo de datos de panel, en el cual se tiene  $K_1$  específicos individuos al lado derecho de las variables contenidas en el vector -  $(1 \times K_1)$   $z_i$  y  $K_2$  con dos dimensiones de las variables contenidas en el vector -  $(1 \times K_2)$   $x_{it}$ , y se asume la siguiente especificación:

$$y_{it} = k^* + x_{it}\beta + z_i\delta + \alpha_i + u_{it}, \quad i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T, \quad (5)$$

$$\alpha_i = \lambda_0 + \bar{x}_i\lambda + w_i, \quad i = 1, \dots, N, \quad (6)$$

$$u_{it} \sim IID(0, \sigma^2), w_i \sim IID(0, \sigma_w^2), \quad (7)$$

$(x_{it}, z_i), u_{it}, w_i$  son estocásticamente independientes;

donde  $k^*$  es una constante  $\beta$  y  $\delta$  son vectores de coeficientes desconocidos,  $(K_2 \times 1)$  y  $(K_1 \times 1)$ ,  $\lambda_0$  es una constante,  $\lambda$  es un vector desconocido de la misma dimensión que  $\beta$  en la ecuación (6) que parametriza la posible correlación entre el efecto específico individual y todo  $K_1$ . La hipótesis de la prueba es:

$H_0: \lambda = 0$ , (EA especificación aceptable)

vs.

$H_A: \lambda \neq 0$ , (EA especificación es invalidada: EF debería ser utilizado)

El estadístico de Hausman (1978) es distribuido como  $\chi^2$  y es computado como:

$$H = (\beta_c - \beta_e)' (V_c - V_e)^{-1} (\beta_c - \beta_e) \quad (8)$$

donde

$\beta_c$  es el vector del coeficiente a partir de un estimador consistente;

$\beta_e$  es el vector del coeficiente a partir de un estimador eficiente;

$V_c$  es la matriz de la covarianza de un estimador consistente;

$V_e$  es la matriz de la covarianza de un estimador eficiente.

*b. Prueba de Pesaran para determinar la presencia de dependencia de sección cruzada.*

Pesaran (2004) establece una prueba para dependencia de sección cruzada que es aplicable a diferentes modelos con datos de panel. Esta prueba permite determinar si los residuos están correlacionados.

*c. Prueba de heterocedasticidad en datos de panel con efectos fijos.*

Esta prueba determina si no existen problemas de heteroscedasticidad estimando el proceso de error que podría ser homocedástico dentro de las unidades de la sección cruzada a través de un estadístico de Wald transformado, para lo que respecta a la heterocedasticidad de grupo en los residuos del modelo de regresión de efectos fijos (Greene, 2011; Baum, 2001).

*d. Prueba de Wooldridge.*

Esta prueba determina la presencia de auto-correlación serial indicando que la variable dependiente se caracteriza por la persistencia o la dinámica media revertida implicando que las variables omitidas tienen un mayor impacto sobre la variable dependiente (Wooldridge, 2010; Drukker, 2003).

*e. Método de Driscoll y Kraay.*

Este método se aplica a la regresión de efectos fijos utilizando el error estándar con Driscoll y Kraay (1998), en el caso de que las estimaciones con efectos fijos presenten problemas de heterocedasticidad o dependencia de sección cruzada (Hoechle, 2007).

### *3.3 Datos*

Los datos del Producto Interno Bruto *per cápita* provienen del Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE), los datos de desigualdad y pobreza del Departamento Nacional de Planeación (DNP). Las cifras de empleo son tomadas de la Encuesta Nacional de Hogares (ENH), del DANE. La fuente para la densidad de la población es calculada a partir de los datos del Departamento Nacional de Planeación (DNP), del DANE y del Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC). Los datos para la tasa de homicidios por cien mil habitantes son los suministrados por la Policía Nacional (PONAL), Dirección de Policía Judicial, Unidad de Investigaciones Criminológicas. Los datos para las coberturas en salud han sido tomados del DANE y del DNP, los datos sobre ejecución presupuestal pertenecen a la Contraloría General de la República (CGR), los de educación y de

distribución de la propiedad provienen del DANE. El período de análisis comprende del año 1993 al 2007. En el caso colombiano, hay 32 territorios políticos sub-nacionales llamados departamentos. En este estudio solo 23 departamentos fueron seleccionados debido a la disponibilidad y confiabilidad de los datos.

#### **4. Resultados y discusión**

En las tablas 1 y 2, se muestran los principales resultados de las estimaciones con DEA y datos de panel, respectivamente, para explicar las diferentes tendencias de la pobreza, la desigualdad y los factores que ayudan a explicar dichas tendencias durante el periodo de estudio. Los resultados están estructurados de la siguiente forma: (i) presentación de los resultados de la clasificación a partir del modelo DEA propuesto; (ii) con estos puntajes de eficiencia como variable dependiente, se aplica un análisis de regresión que utiliza técnicas de datos de panel para explicar las variaciones y diferencias observadas entre los niveles de eficiencia de los departamentos colombianos.

##### *4.1 Resultados de la clasificación de los departamentos colombianos utilizando el método DEA*

Para estimar la eficiencia en las tendencias de pobreza y la desigualdad se utilizó el modelo DEA, propuesto en la sección 3.1. La clasificación obtenida a partir de este modelo es presentada en la tabla 1.

Los resultados del modelo DEA muestran que el puntaje promedio de los departamentos durante el periodo de estudio fue de 0.894. Los departamentos de Valle, Caquetá, Santander, Boyacá y Quindío obtuvieron los mejores puntajes mientras que Choco, Córdoba, Cauca y Sucre obtuvieron los puntajes más bajos en este sistema de clasificación. Esto indica que los departamentos con mayores puntajes son más eficientes en lograr mayor desarrollo, menor pobreza y desigualdad en la distribución del ingreso; mientras que los departamentos con puntajes bajos son menos eficientes en términos de mayor desarrollo y menor pobreza y desigualdad. Por lo tanto, los resultados del modelo DEA podrían explicar la importancia que tienen las variables de desigualdad y pobreza como determinantes del desarrollo y crecimiento económico en los departamentos colombianos, esto coincide con otras investigaciones que han demostrado que el crecimiento económico y el desarrollo ayudan a reducir la pobreza porque el crecimiento tiene un efecto relativo sobre la desigualdad en el ingreso (Adams, 2003; Bourguignon, 2004; World Bank, 2006; Ravallion, 2007).

Tabla 1  
Clasificación de los departamentos colombianos basada en el modelo DEA (1993-2007)

Departamento	1993-1994		1994-1995		1995-1996		1996-1997		1997-1998		1998-1999		1999-2000		2000-2001	
	P	C	P	C	P	C	P	C	P	C	P	C	P	C	P	C
Valle	117.3	2	104.8	2	117.1	2	116.7	2	114.4	2	114.6	2	112.3	2	111.2	1
Caquetá	117.4	1	117.4	1	117.3	1	117.3	1	117.3	1	118.8	1	117.1	1	106.5	4
Santander	100.7	8	102.3	5	102.3	5	104.6	4	103.9	6	106.3	3	108.8	3	109.9	2
Bogotá	102.1	5	101.4	6	102.2	6	103.4	5	104.5	5	105.6	5	106.8	4	109.8	3
Quindío	107.3	3	107.2	3	107	3	106.9	3	106.8	3	105.8	4	114.9	5	103.9	5
Cundinamarca	100.8	6	98.8	8	99.3	7	99.3	7	99.5	7	99.3	7	98.9	6	99.5	6
Meta	103.9	4	102.6	4	103.8	4	100.8	6	105.4	4	99.6	6	96.6	7	94.7	7
Risaralda	96.8	9	95.7	9	95.9	9	96	8	95.4	9	95.8	9	94.8	8	94.4	8
Antioquia	100.7	7	100.8	7	98.7	8	95.7	9	96.4	8	96.3	8	93.1	9	94.2	9
Caldas	92.2	10	93	10	92.4	11	92.4	10	92.4	10	92.5	10	92.6	10	93.1	11
N. Santander	91.9	12	91.7	14	91.3	12	91.1	12	90.8	13	90.6	13	90.4	12	93.3	10
Atlántico	90.9	13	92.5	11	92.6	10	92.1	11	92.3	11	92.5	11	91.8	11	91.7	12
Guajira	89.3	14	92.2	12	86.9	15	89.9	14	91.1	12	92.3	12	88.5	13	87.7	13
Huila	92.1	11	92	13	91	13	90.2	13	89.1	14	88.3	15	87.1	15	76.4	15
Tolima	88.4	15	87.7	15	87.6	14	87.9	15	88.6	15	88.5	14	87.6	14	87	14
Nariño	81.6	16	81.4	16	81.1	16	80.9	16	80.7	16	80.5	16	80.3	16	86	16
Cesar	78.3	17	78.8	17	79.7	17	79.3	17	78.8	17	77.9	17	78.8	17	81.2	17
Bolívar	75.6	18	75.2	18	74.8	18	73.7	19	72.3	19	72.2	19	73.5	18	76.7	18
Magdalena	74	19	73.9	19	74.3	19	74.1	18	73.7	18	73.3	18	73.5	19	76.4	19
Chocó	71	20	70.7	20	70.5	20	70.2	20	69.8	20	69.5	20	69.2	21	75.7	20
Córdoba	64.6	22	65.5	22	66.5	22	66.3	21	67.1	21	68.4	21	69.7	21	71.5	21
Cauca	68.2	21	67.5	21	66.7	21	66	22	65.4	22	64.8	22	64.8	22	66.9	22
Sucre	56.6	23	57.3	23	57.6	23	57.9	23	58.2	23	58.2	23	59.2	23	61.1	23

P: Puntaje; C: Clasificación.  
Fuente: Cálculos propios.

...continúa Tabla 1  
**Clasificación de los departamentos colombianos basada en el modelo DEA (1993-2007)**

Departamento	Modelo DEA estándar de vida, pobreza y desigualdad																									
	2001-2002			2002-2003			2003-2004			2004-2005			2005-2006			2006-2007			Promedio anual							
	P	C		P	C		P	C		P	C		P	C		P	C		P	C		P	C			
Valle	109.1	3	3	109.5	3	3	109	3	3	109.7	3	3	109.1	3	3	108.3	3	3	112	1	1					
Caquetá	106.5	4	4	106.5	4	4	106.5	4	4	106.5	4	4	106.5	4	4	106.5	4	4	111.5	2	2					
Santander	112.3	1	1	110.7	1	1	113.4	1	1	114.2	1	1	118.5	1	1	118.8	1	1	109.7	3	3					
Boyacá	109.8	2	2	109.8	2	2	109.8	2	2	109.8	2	2	109.8	2	2	109.8	2	2	106.9	4	4					
Quindío	103.9	5	5	103.9	5	5	103.9	5	5	103.9	5	5	103.9	5	5	103.9	5	5	105.1	5	5					
Cundinamarca	100.6	6	6	100.5	6	6	100	6	6	99.6	6	6	99.6	6	6	99.9	6	6	99.7	6	6					
Meta	93.3	8	8	93.8	10	10	92.5	11	11	92.2	11	11	91.2	11	11	91	11	11	96.8	7	7					
Risaralda	94.3	7	7	94.6	8	8	94.8	7	7	95.4	7	7	95.7	7	7	95.5	7	7	95.4	8	8					
Antioquia	91	11	11	95	7	7	92.9	10	10	92.5	10	10	90	12	12	90	12	12	94.5	9	9					
Caldas	93.2	10	10	94.2	9	9	94.4	8	8	94.8	8	8	94.9	8	8	95	8	8	93.5	10	10					
N. Santander	93.3	9	9	93.3	11	11	93.3	9	9	93.3	9	9	93.3	9	9	93.3	9	9	92.3	11	11					
Atlántico	90.9	12	12	91.2	12	12	91.3	12	12	91.9	12	12	91.6	10	10	91.6	10	10	91.8	12	12					
Guajira	87.5	13	13	85	16	16	86.9	13	13	86.9	14	14	86.3	13	13	86.2	13	13	88.2	13	13					
Huila	86.8	14	14	86.5	14	14	86.4	14	14	87	13	13	86	15	15	85.2	16	16	88	14	14					
Tolima	86.4	15	15	86.7	13	13	85.6	16	16	86.2	15	15	85.8	16	16	85.8	15	15	87	15	15					
Nariño	86	16	16	86	15	15	86	15	15	86	16	16	86	14	14	86	14	14	83.6	16	16					
Cesar	82.3	17	17	82.6	17	17	83.8	17	17	83.8	17	17	83.2	17	17	83.2	17	17	81	17	17					
Bolívar	77	18	18	78.4	18	18	78	18	18	78.6	18	18	77.4	18	18	77.4	18	18	75.9	18	18					
Magdalena	76.4	19	19	76.9	19	19	76.6	19	19	76.8	19	19	76.7	19	19	76.4	19	19	75.3	19	19					
Chocó	75.7	20	20	75.7	20	20	75.7	20	20	75.7	20	20	75.7	20	20	75.7	20	20	73.1	20	20					
Córdoba	71.2	21	21	72.1	21	21	71.9	21	21	72.1	21	21	71.9	21	21	71.5	21	21	69.4	21	21					
Cauca	67.2	22	22	68	22	22	68	22	22	67.9	22	22	68.1	22	22	68.2	22	22	67.1	22	22					
Sucre	61.1	23	23	61.3	23	23	61.1	23	23	61.3	23	23	61.5	23	23	61.3	23	23	59.7	23	23					

P: Puntaje; C: Clasificación.  
Fuente: Cálculos propios.

Tabla 2  
Resultados de las regresiones para explicar los resultados del modelo DEA

	[1]	[2]	[3]	[4]
Parámetro	EF	DKSE	EF	DKSE
Constante	1.511*** (4.93)	1.511*** (3.03)	1.473*** (4.75)	1.473*** (2.90)
Densidad poblacional	-0.330*** (4.32)	-0.330*** (2.61)	-0.331*** (4.34)	-0.331*** (2.64)
Tasa de desempleo	-0.011 (0.76)	-0.011 (1.27)	-0.012 (0.81)	-0.012 (1.32)
Cobertura en salud	0.014* (1.87)	0.014 (1.13)	0.015* (1.90)	0.015 (1.17)
Tasa de homicidios	-0.062*** (6.08)	-0.062*** (5.20)	-0.062*** (6.10)	-0.062*** (5.42)
Ejecución presupuestal		0.003 (0.82)	0.003 (0.79)	0.003 (0.70)
Cobertura en educación		0.003 (0.73)	0.003 (0.79)	0.003 (0.70)
Población con casa propia		0.0009 (0.10)	0.0009 (0.10)	0.0009 (0.13)
Población con casa arrendada		0.062*** (5.42)	0.062*** (6.09)	0.062*** (5.48)
Prueba de Hausman <sup>a</sup>	0.000	0.000	0.000	0.003
Prueba de Pesaran	0.024	0.027	0.026	0.008
Prueba de Wald	0.000	0.000	0.000	0.000
Prueba de Wooldridge	0.146	0.151	0.149	0.145
No. Obs	309	309	309	309
				DKSE
				0.403 (0.41)
				-0.295** (2.53)
				0.295*** (3.50)
				-0.006 (0.40)
				0.016** (2.01)
				-0.063*** (5.36)
				0.063*** (6.13)
				0.003 (0.63)
				0.001 (0.21)
				0.269*** (3.52)
				-0.065 (0.37)
				0.000 (0.38)
				0.008
				0.000
				0.145

EF: Datos de panel con efectos fijos.  
DKSE: Efectos fijos con errores estándar de Driscoll-Kraay.  
t-estadístico entre paréntesis.  
\*, \*\*, \*\*\* implica significancia del 10%, 5%, y 1%, respectivamente.  
<sup>a</sup> Si Prob > chi2 < 0.05, rechaza efectos aleatorios.  
Fuente: Cálculos propios.

*4.2 Análisis de las variaciones en las tendencias de pobreza y desigualdad a partir de los resultados del modelo DEA*

Los resultados del modelo DEA han mostrado una estrecha relación entre pobreza, desigualdad, crecimiento y desarrollo económico en los departamentos colombianos. Sin embargo, la clasificación del DEA muestra diferencias y variaciones en los puntajes durante el periodo analizado. Con el fin de explicar estas variaciones en los puntajes, se aplica un análisis de datos de panel. El puntaje estimado a partir del modelo DEA es utilizado como variable dependiente. Los resultados de la prueba de Hausman (1978) indican que datos de panel con efectos fijos (EF) sería el mejor modelo para los datos seleccionados (véase tabla 2). La ventaja de esta técnica es que analiza los efectos por departamento específico y es posible controlar las variables omitidas como una unidad específica.

Las estimaciones con efectos fijos presentan problemas de heterocedasticidad y correlación. Para corregir estos problemas, el modelo se estimó nuevamente con el método de efectos fijos con errores estándar de Driscoll y Kraay (1998), las estimaciones se presentaron en la tabla 2.

Las estimaciones presentadas en la tabla 2 demuestran que las dos técnicas utilizadas en este estudio son adecuadas en el análisis de las tendencias en pobreza, desigualdad y desarrollo. La variable demográfica seleccionada, densidad poblacional, muestra un efecto negativo y significativo sobre los índices del DEA, lo que indica que a mayor densidad poblacional se incrementa la pobreza, la desigualdad, y disminuye el producto interno bruto *per cápita*. Estos resultados coinciden con McCall y Nieuwebeerta (2007), quienes demostraron que la densidad poblacional afecta a las relaciones sociales, reduce la integración y control social generando mayor pobreza y desigualdad. Así mismo, Klasen (2004) mostró que un mayor incremento de la población podría generar una desaceleración en el crecimiento económico, que a su vez podría ser parcialmente responsable de una reducción lenta de la pobreza e incrementar la igualdad en el contexto de países africanos.

Para analizar los efectos del mercado laboral sobre la pobreza y la desigualdad, en este estudio se seleccionó como variable la tasa de desempleo, la cual muestra un efecto negativo sobre los resultados del DEA y hace evidente que el desempleo genera mayor pobreza y desigualdad. En este contexto, Garay (2002) mostró que altos niveles de desigualdad y la carencia de oportunidades son un reflejo de los problemas sociales de una sociedad donde un sector limitado muestra la mayor concentración del ingreso y bienestar. Así mismo, los altos niveles de desempleo conducen a incrementos en la pobreza y restricción en el acceso a los servicios sociales de la población.



El acceso a servicios sociales medidos como la cobertura en salud mostró un efecto positivo y significativo en algunos modelos, dejando evidencia de que los departamentos colombianos con mayor cobertura en salud presentan mayores puntajes del DEA, lo que significa que tendría menores niveles de pobreza y desigualdad. Estos resultados están en línea con los análisis de López, Rivera y Currais (2005), y el Consejo Económico y Social de las Naciones Unidas (2007), que han demostrado la interrelación entre desarrollo, crecimiento económico y adecuado acceso a los servicios de salud. Además, las mejoras en los servicios de salud generan múltiples beneficios como son la reducción de la pobreza y el incremento en la calidad de vida de la población.

Los resultados del factor de seguridad medido como la tasa de homicidios muestran un efecto negativo y significativo sobre los resultados del DEA, lo que indica que altos índices de homicidio generan mayor pobreza y desigualdad, e igualmente esto origina una disminución en los estándares de vida. Varios estudios han demostrado que los ingresos de la población y la desigualdad en estos ingresos están estrechamente relacionados con los niveles de violencia de una sociedad (Vandaele, 1978; Fajnzylber, Lederman y Loayza, 1999 y 2002). En el contexto colombiano, varios estudios han evidenciado que la violencia afecta los segmentos más pobres de la sociedad, además de que representa una reducción en la productividad y la eficiencia. Por otra parte, la desigualdad y la pobreza son determinantes de la violencia (Rubio, 1998a, 1998b; Sánchez, Díaz y Formisano, 2003; Cotte, 2011).

Las inversiones estatales medidas como la ejecución presupuestal muestran un efecto positivo sobre los puntajes obtenidos a partir del DEA, lo cual indica que una mayor y efectiva inversión estatal genera mejores estándares de vida y disminuye la pobreza y la desigualdad. Varios estudios han demostrado que una mayor inversión estatal orientada hacia mejoras sociales tiene un impacto significativo en la reducción de la pobreza, probablemente por el cambio en la distribución del ingreso (Gomanee, Morrissey, Mosley y Verschoor, 2003; Mosley, Hudson y Verschoor, 2004). Por lo tanto, es importante que los que hacen política fortalezcan la estructuración de los tipos de inversiones públicas orientadas hacia una reducción de la pobreza y la desigualdad.

Con el fin de analizar el rol del capital humano, en este estudio, se utilizó la variable de cobertura en educación y los resultados mostraron un efecto positivo sobre los puntajes del DEA. Esto significa que una mayor cobertura en educación generaría disminución de la pobreza y la desigualdad, es decir, mejores estándares de vida. Por lo tanto, la educación es un factor clave para incrementar el ingreso, la movilidad social y el bienestar de la población (Easterly, 2001; Barro, 2001).

Los resultados de la población con casa propia y arrendada muestran que la distribución en la propiedad son determinantes para los resultados del modelo DEA. Por lo tanto, una mayor población con casa propia genera una disminución de la pobreza y la desigualdad mientras se mejoran los estándares de vida. En el contexto colombiano, Rubio (1996) y Rocha (2000) mostraron que el respeto de los derechos de propiedad es importante para lograr un crecimiento sostenido; mientras que una extrema desigualdad en la distribución de la propiedad, genera pobreza y pérdida de bienestar en la población.

El modelo DEA, que se presenta en este estudio, podría ser utilizado junto con las medidas tradicionales de pobreza y desigualdad en el diseño, elaboración, implementación y monitoreo de políticas que efectivamente promuevan la disminución de la pobreza y la desigualdad en los departamentos colombianos. Las pruebas estadísticas aplicadas en la segunda etapa de este estudio indicaron que tanto el modelo DEA como el modelo datos de panel, son adecuados para el análisis de la pobreza y la desigualdad.

Los hallazgos de este estudio son importantes porque demuestran la estrecha relación que existe entre pobreza, desigualdad, desempleo y violencia con el desarrollo y crecimiento económico de un país, lo cual destaca la importancia de generar políticas que garanticen la disminución efectiva de la pobreza y la desigualdad.

### **Conclusiones**

En este estudio, se analizó los estándares de vida, la pobreza y la desigualdad a través del análisis envolvente de datos (DEA) en los departamentos colombianos para el periodo 1993 a 2007. Los resultados del modelo DEA propuesto muestran que los departamentos de Valle, Caquetá, Santander y Boyacá obtuvieron los mejores resultados, mientras que Choco, Córdoba, Cauca y Sucre obtuvieron los puntajes más bajos en este sistema de clasificación.

En la segunda etapa de este estudio, el análisis de regresión utilizando datos de panel mostró que los departamentos con mayor densidad poblacional, tasa de desempleo, tasa de homicidios y mayor concentración de la propiedad tienen un menor puntaje de eficiencia; mientras que los departamentos con mayor cobertura en salud, educación e inversión pública tienen mejores resultados en su eficiencia según los resultados arrojados por el modelo DEA propuesto.

El modelo DEA, que se presenta en este estudio, podría ser utilizado junto con las medidas tradicionales de pobreza y desigualdad en el diseño, elaboración, implementación y monitoreo de políticas que efectivamente promuevan la disminución de la pobreza y la desigualdad en los departamentos colombianos. Las pruebas estadísticas aplicadas en la segunda etapa de este estudio indicaron que tanto el modelo DEA como el modelo de datos de panel, son adecuados para el análisis de la pobreza y la desigualdad desde la perspectiva utilizada en este estudio.

Los hallazgos de este análisis podrían demostrar que la pobreza, la desigualdad, el desempleo y la violencia influyen y afectan el desarrollo y el crecimiento económico de un país. Por lo tanto, es importante que los gobiernos y hacedores de política diseñen e implementen políticas efectivas en contra de la pobreza y la desigualdad.

#### **Referencias**

- Adams, R. (2003). Economic Growth, Inequality, and Poverty. Findings from a New Data Set. The World Bank. Poverty Reduction and Economic Management Network. Poverty Reduction Group. Policy Research Working Paper 2972.
- Anderson, P., and N. Petersen (1993). "A Procedure for Ranking Efficient Units in Data Envelopment Analysis." *Management Science* 39, 1261-1264.
- Banker, R., and R. Natarajan (2008). "Evaluating contextual variables affecting productivity using data envelopment analysis." *Operations Research*, 56, 48-58.
- Barro, R. (2001). "Human Capital and Growth." *The American Economic Review*, 91: 12-17.
- Baum, C. (2001). "Residual diagnostics for cross-section time series regression models." *The Stata Journal* 1, 101-104.
- Bourguignon, F. (2004). The Poverty-Growth-Inequality Triangle. The World Bank. [http://siteresources.worldbank.org/DEC/Resources/84797-1104785060319/598886-1104852366603/33634\\_PovertyInequalityGrowthTriangleFeb24\\_ICRIER.pdf](http://siteresources.worldbank.org/DEC/Resources/84797-1104785060319/598886-1104852366603/33634_PovertyInequalityGrowthTriangleFeb24_ICRIER.pdf)
- Charnes, A., W. Cooper and E. Rhodes (1978). "Measuring the efficiency of decision making units." *European Journal of Operational Research* 3, 392-444.
- Collier, P., and D. Dollar (2002). "Aid Allocation and Poverty Reduction." *European Economic Review* 26, 1475-1500.
- Consejo Económico y Social de las Naciones Unidas (2007). United Nations Economic, Social Council. Development of Health Systems in the Context of Enhancing Economic Growth towards Achieving the Millennium Development Goals in Asia and the Pacific. E/ESCAP/63/4.

- Cooper, W., L. Seiford and J. Zhu (2004). Data envelopment analysis: History, models and interpretations. In: Cooper, W., Seiford, L., Zhu, J. (Eds.), Boston: Handbook on Data Envelopment Analysis. Kluwer Academic Publishers, pp. 1–39.
- Cotte, A. (2011). Estimating Effectiveness of the Control of Violence and Socioeconomic Development in Colombia: An Application of DEA and Data Panel Approach. *Social Indicators Research*. DOI: 10.1007/s11205-010-9772-7
- \_\_\_\_\_ (2007). Growth, Inequality and Poverty: An Analysis of the Violence in Colombia. <http://ssrn.com/abstract=1012487>.
- \_\_\_\_\_ y C. Pardo (2011). Análisis de la eficiencia energética en la industria manufacturera Colombiana: Una estimación con Análisis Envolvente de Datos-DEA y Datos de Panel. *Economía Gestión y Desarrollo Universidad Javeriana de Cali* (en impresión).
- Driscoll J., and A. Kraay (1998). “Consistent covariance matrix estimation with spatially dependent panel data.” *Review of Economics and Statistics* 80, 549-560.
- Drukker, D. (2003). “Testing for serial correlation in linear panel-data models.” *The Stata Journal* 3, 168–177.
- Elhawary, S., M. Foresti and S. Pantuliano (2010). Development, Security and Transitions in Fragile States. Meeting Series Report. Overseas Development Institute.
- Easterly, W. (2001). “The Middle Class Consensus and Economic Development.” *Journal of Economic Growth* 6, 317-315.
- Fajnzylber, P., D. Lederman and N. Loayza (1999). Inequality and violent crime. Office of the Chief Economist Latin America and the Caribbean, The World Bank, mimeo.
- \_\_\_\_\_ (2002). “What causes violent crime?” *European Economic Review* 46, 1323-1357.
- Fare, R., S. Grosskopf and C. Lovell (1994). Production frontiers. Cambridge University Press, Cambridge.
- Farrell, M. J. (1957). “The Measurement of Productive Efficiency.” *Journal of the Royal Statistical Society Series A, General*, 120 (3).
- Fosu, A. K. (2010). “Inequality, Income, and Poverty: Comparative Global Evidence.” *Social Science Quarterly* 91, 1432-1446.
- Galvis, L. y A. Meisel (2010). Persistencia de las desigualdades regionales en Colombia: Un análisis espacial. Serie Documentos de Trabajo sobre Economía regional No. 120. [http://www.banrep.gov.co/documentos/publicaciones/regional/documentos/DTS\\_ER-120.pdf](http://www.banrep.gov.co/documentos/publicaciones/regional/documentos/DTS_ER-120.pdf)
- Garay, J. (2002). Colombia entre la exclusión y el desarrollo. Contraloría General de la República.
- Greene, W. (2011). *Econometric Analysis*. Pearson Education; Global ed. of 7th revised ed., Edition.

- Gomanee, K., O. Morrissey, P. Mosley and A. Verschoor (2003). Aid, Pro-poor Government Spending and Welfare. CREDIT Research Paper 3. Nottingham: University of Nottingham, CREDIT.
- Habibov, N., and L. Fan (2009). Comparing and contrasting poverty reduction performance of social welfare programs across jurisdictions in Canada using Data Envelopment Analysis (DEA): An exploratory study of the era of devolution. *Evaluation and Program Planning*, doi:10.1016/j.evalprogplan.2009.10.006.
- Hoff, A. (2007). "Second stage DEA: Comparison of approaches for modelling the DEA score." *European Journal of Operational Research*, 181, 425–435.
- Hoechle, D. (2007). "Robust standard errors for panel regressions with cross-sectional dependence." *The Stata Journal* 7, 281-312.
- Hausman, J. (1978). "Specification Tests in Econometrics." *Econometrica* 46, 1251-1271.
- Klasen, S. (2004). Population Growth, (Per Capita) Economic Growth, and Poverty Reduction in Uganda: A brief Summary of Theory and Evidence. Mimeographed, University of Göttingen.
- López, H. y J. Nuñez (2007). Pobreza y desigualdad en Colombia Diagnóstico y estrategias. Departamento Nacional de Planeación. [http://www.dnp.gov.co/PortalWeb/Portals/0/archivos/documentos/DDS/Pobreza/En\\_Que\\_Vamos/ESTRATEGIA%20libro%20def.pdf](http://www.dnp.gov.co/PortalWeb/Portals/0/archivos/documentos/DDS/Pobreza/En_Que_Vamos/ESTRATEGIA%20libro%20def.pdf)
- López, G., B. Rivera and L. Currais (2005). Health and Economic Growth Findings and Policy Implications. MIT Press.
- McCall, P., and P. Nieuwbeerta (2007). "Structural Covariates of Homicide Rates. A European City Cross-National Comparative Analysis." *Homicide Studies* 11, 167-188.
- Malul, M., Y. Hadad and A. Ben-Yair (2009). "Measuring and ranking of economic, environmental and social efficiency of countries." *International Journal of Social Economics* 36, 832-843.
- Mc Donald, J. (2008). "Using least squares and Tobit in second stage DEA efficiency analyses." *European Journal of Operational Research*.
- Mosley, P., J. Hudson and A. Verschoor (2004). "Aid, Poverty Reduction and the "New Conditionality." *Economic Journal* 114, June: F217–F243.
- Puryear, J. y M. Malloy (2009). Pobreza y Desigualdad en América Latina. Política social. <http://www.thedialogue.org/PublicationFiles/Politica%20Social%20Sintesis%20No%201%20Pobreza%20y%20Desigualdad%20en%20America%20Latina.pdf>
- Pesaran, M. (2004). "General Diagnostic Tests for Cross Section Dependence in Panels." *Cambridge Working Papers in Economics* No. 0435.
- Ramanathan, R. (2003). An introduction to data envelopment analysis: A tool for performance measurement. Thousand Oaks, CA: Sage Publication.

- \_\_\_\_\_ (2006). "Evaluating the comparative performance of countries of the Middle East and North Africa: A DEA application." *Socio-Economic Planning Sciences* 40, 156–167.
- Ravallion, M. (2007). Economic Growth and Poverty Reduction. Do Poor Countries Need to Worry about Inequality?. 2020 Focus Brief on the World's Poor and Hungry People. [http://conferences.ifpri.org/2020Chinaconference/pdf/beijingbrief\\_ravallion](http://conferences.ifpri.org/2020Chinaconference/pdf/beijingbrief_ravallion).
- Rocha, R. (2000). La economía colombiana tras 25 años de narcotráfico, Editores Siglo del Hombre y UNDCP.
- Rubio, M. (1996). Crimen y justicia en Colombia: un enfoque económico. *Revista de derecho privado* No. 15. Universidad de los Andes.
- \_\_\_\_\_ (1998a). La violencia en Colombia: Dimensionamiento y políticas de control. Serie de documentos de trabajo 345. BID.
- \_\_\_\_\_ (1998b). Los costos de la violencia en América Latina, una crítica al enfoque económico en boga. CEDE, Paz Pública, Universidad de los Andes, Universidad Carlos III de Madrid.
- Salas, R. (2005). La Medición de la desigualdad y la Pobreza. Universidad Complutense de Madrid. <http://www.salasweb.info/cursos/desigualdad/pobrez.pdf>
- Sánchez, F., M. Díaz y M. Formisano (2003). Conflicto, violencia y actividad criminal en Colombia: Un análisis espacial. Documento Cede 2003-05. Universidad de los Andes.
- Seiford, L., and R. Thrall (1990). "Recent developments in DEA: The mathematical programming approach to frontier analysis." *Journal of Econometrics* 46, 7–38.
- Sen, A. (1983). "Poor relatively speaking." *Oxford Economics Papers*, 35, 153-169.
- Son, H., and N. Kakwani (2008). "Global Estimates of Pro-Poor Growth." *World Development* 36, 1048–1066.
- Townsend, P. (1985). "A Sociological Approach to the Measurement of Poverty – a rejoinder to Professor Amartya Sen." *Oxford Economics Papers*, 37, 659-668.
- Vandaele, W. (1978). Participation in illegitimate activities: Ehrlich revised. In Blumstein *et al.*, 270-335.
- Wooldridge, J. (2010). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. 2<sup>nd</sup> Edition. Cambridge, MA: MIT Press.
- World Bank (2006). *World Development Report: Equity and Development*. The World Bank and Oxford University Press.
- Yamamura, E., and I. Shin (2008). Effects of Income Inequality on Growth through Efficiency Improvement and Capital Accumulation. MPRA Paper No. 10220.

**Variaciones en la medición estatal de la pobreza por  
ingresos según índices de precios locales:  
México 2000-2008**

Carlos Guerrero de Lizardi\*

Manuel Lara Caballero\*\*

Fecha de recepción: 29 XI 2010

Fecha de aceptación: 5 IV 2011

**Resumen**

Utilizando los microdatos de las ENIGH se calculó la pobreza estatal por ingresos en las once entidades que tuvieron una ampliación de muestra para el periodo 2000-2008. Los índices de precios al consumidor por ciudad, y no el nacional, reflejan mejor el nivel de precios al que se enfrentan los consumidores dentro de los estados. Por lo que, tanto los valores de las canastas alimentarias como los ingresos reales se actualizaron utilizando los índices de precios locales. Respecto de las mediciones efectuadas por el CONEVAL, en algunos casos, las variaciones obtenidas resultaron por encima y otras por debajo. El análisis de estática comparativa reveló que las diferencias reflejan básicamente los cambios en los valores de las canastas y no los cambios en los ingresos. Con la intención de poner en perspectiva el ejercicio realizado y abordar brevemente la economía política de la medición de la pobreza en México, este análisis cierra con algunas reflexiones.

**Palabras Clave:** pobreza por ingreso, índices de precios al consumidor, calidad de los datos.

**Clasificación JEL:** I32, C43, D30.

**Abstract**

Using the micro data from the ENIGH, the income poverty at the state level was calculated in the eleven states that increased its sample for the period 2000-2008. It is assumed that consumer price indices at the city level are more accurate than the national to describe the actual price level encountered by consumers within states. Food baskets values and household income were updated using consumer price indices at the city level. Regarding the

---

\* Tecnológico de Monterrey, EGAP, Ciudad de México.

Correo electrónico: carlos.guerrero.de.lizardi@itesm.mx

\*\* Correo electrónico: A01214375@itesm.mx

measurements made by the CONEVAL, in some cases the variations are above and in others below. The comparative statics analysis revealed that the results primarily reflect changes in the baskets values and not changes in real income. With the intention to put into perspective the exercise carried out and approach briefly the economic policy of poverty measurement in Mexico, we conclude with some final remarks.

**Keywords:** income poverty, consumer price indices, quality of data.

**JEL Classification:** I32, C43, D30.

### **Introducción**

Si bien el “combate a la pobreza” en México es un componente relevante de la política social, no fue sino hasta 2002 cuando se establece la primera metodología oficial para medirla. En 2001, la Secretaría de Desarrollo Social (SEDESOL) organiza el Comité Técnico para la Medición de la Pobreza (CTMP) que propone la primera metodología oficial, conocida como “pobreza por ingresos”. En noviembre de 2003, se aprueba de manera unánime la Ley General de Desarrollo Social (LGDS); un año después, se funda el Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL), que adopta como oficial la propuesta desarrollada por el CTMP.

La LGDS establece un conjunto de indicadores de carácter multidimensional para que el CONEVAL realice las mediciones oficiales de pobreza: i) ingreso corriente *per cápita*, ii) rezago educativo promedio en el hogar, iii) acceso a los servicios de salud, iv) acceso a la seguridad social, v) calidad y espacios de la vivienda, vi) acceso a los servicios básicos de la vivienda, vii) acceso a la alimentación y viii) grado de cohesión social. El CONEVAL inicia actividades en 2006, concluido el diseño de la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH) del mismo año, por lo que no se contaba con fuentes de información estadísticas disponibles para la estimación de la medición multidimensional de la pobreza, como lo marca la LGDS (CONEVAL, 2006).

Actualmente, la transición de una metodología por ingresos a una nueva medición multidimensional de la pobreza permite contar con un marco analítico y conceptual que evalúe el desempeño del Estado mexicano, en términos de garantizar el ejercicio pleno de los derechos sociales. La primera medición multidimensional con información de la ENIGH 2008 y el nuevo Módulo de Condiciones Socioeconómicas (MCS-2008), se realizó en 2009,



INEGI (2009b). Hasta 2012, por lo menos, el CONEVAL registrará dos mediciones: una “por ingresos” y otra “multidimensional”.<sup>1</sup>

El artículo 37 de la LGDS establece que el CONEVAL realizará sus estudios cada dos años en el nivel estatal y cada cinco en el nivel municipal. Hasta antes de la aparición del MCS-2008, el primer caso solo aplicó a los estados que contaban con una muestra representativa y dicho caso se apoyó en la metodología de medición de la pobreza por ingresos; el segundo caso aplicó la metodología expuesta por Elbers, Lanjouw y Lanjouw (2003). El interés del presente trabajo está básicamente en la medición de la pobreza por ingresos. Las variaciones que se explorarán representan una inquietud compartida. Existe una agenda de investigación que reconsidera algunos de los supuestos y las bases empíricas de la metodología para medir la pobreza por ingresos (SEDESOL, 2002). Una de las propuestas es incorporar el comportamiento estatal de los precios, ya que se actualizan los valores de las canastas y de los ingresos y gastos de los hogares utilizando el índice nacional de precios al consumidor (INPC), que publica el Banco de México (BANXICO).

El propósito de este análisis es introducir algunas variaciones en las mediciones de la pobreza por ingresos, bajo el supuesto de que los índices de precios al consumidor (IPC) por ciudad describen con mayor precisión el nivel de precios al que se enfrentan los consumidores, dentro del estado, que el de carácter nacional (INPC). Caben dos observaciones. Una advierte que en la medida que se trata de índices de precios por ciudad y no por estado, entre otros requerimientos que se revisarán posteriormente, el ejercicio propuesto representa una aproximación a la inquietud compartida que no ha sido abordada aquí; la otra refiere que utilizar los índices de precios locales o nacionales representa la aplicación de un supuesto. Es comprensible que el CONEVAL utilice los precios nacionales; pero en el ejercicio por estado, se eligió suponer que la medición local es superior a la nacional.

Se ofrecen cuatro apartados. En el primero, aparece la metodología para medir la pobreza estatal por ingresos durante el periodo 2000-2008, con énfasis en la actualización de los valores de las canastas alimentarias y de los ingresos y gastos de los hogares; como subproducto se presentan algunas variaciones no significativas, que se desprenden de la aplicación de un supuesto relativo a los “regalos otorgados”. En el segundo, se comparan las estimaciones de la incidencia de la pobreza derivadas de la aplicación de la metodología de Elbers *et al.* (2003), publicadas por el CONEVAL, y las estimaciones propias basadas en la metodología de la medición por ingresos.

---

<sup>1</sup> El más reciente Plan Nacional de Desarrollo estableció la meta de reducir 30% la pobreza alimentaria entre 2007 y 2012 (Calderón, 2007, p. 149).

En el tercero, se muestran algunas pequeñas variaciones a las mediciones de pobreza estatal, según los índices de precios por ciudad. La investigación cierra con algunas reflexiones. Además, con la finalidad de darle fluidez a la lectura, se ofrece un apéndice que contiene la información detallada.

### **1. La metodología de la medición de la pobreza por ingresos**

Para medir la pobreza por ingresos, se requiere la definición de una canasta considerada como indispensable y la estimación del ingreso de los hogares.<sup>2</sup> Además, las siguientes piezas son claves: i) la construcción del ingreso neto<sup>3</sup> total *per cápita*, ii) las características de las canastas, iii) la expresión de los valores de las canastas y los ingresos en pesos reales y iv) la aplicación de algunas pruebas estadísticas. Asimismo, se revisarán las características principales de estas piezas claves, correspondientes a la medición de la pobreza del año 2008. La fuente de información para calcular el ingreso neto total *per cápita* a escala microeconómica es la ENIGH, que publica el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). Esta encuesta proporciona un panorama detallado del comportamiento de los ingresos y gastos de los hogares en cuanto a su monto, procedencia y distribución (INEGI, 2009a). Para obtener el ingreso neto corriente *per cápita*, se procede de la siguiente manera: se calcula el ingreso corriente total mensual del hogar a partir del promedio de los ingresos, monetarios y no monetarios, correspondientes a los seis meses anteriores al levantamiento de la información;<sup>4</sup> los ingresos monetarios tienen distintos orígenes, a saber: remuneraciones por trabajo subordinado, ingresos por trabajo independiente, otros ingresos provenientes del trabajo, transferencias y otros ingresos corrientes; mientras que los ingresos no monetarios, incluyen: el valor imputado por autoconsumo, remuneraciones en especie, transferencias en especie y la estimación del alquiler de vivienda. Dado que la ENIGH registra los ingresos y gastos de los hogares en distintos lapsos, es necesario ajustar sus valores utilizando algunos índices de precios. Para expresar los ingresos monetarios en pesos constantes de agosto de 2008, se dividen los ingresos registrados entre febrero y octubre por el deflactor correspondiente a su mes (CONEVAL, 2009a). Por su parte, los ingresos no monetarios clasifican los

---

<sup>2</sup> En todo el apartado se hace referencia a la metodología para la medición de la pobreza por ingresos (SEDESOL, 2002) y, a la información disponible en el portal del CONEVAL.

<sup>3</sup> La palabra neto alude a que se tiene en cuenta las deducciones (otros ingresos, regalos y gastos en regalos otorgados a personas ajenas al hogar) realizadas al ingreso corriente monetario total.

<sup>4</sup> Como la ENIGH 2008 fue levantada entre los meses de agosto y noviembre, cuando se preguntó por los ingresos de los seis meses anteriores se recolectó información desde febrero y hasta octubre (INEGI, 2009a).

distintos rubros en subgrupos para deflactarlos según su periodicidad y el componente correspondiente del INPC por objeto de gasto:<sup>5</sup> i) los rubros semanales se deflactan con respecto al mes del primer día en el que empieza la decena<sup>6</sup> de su levantamiento; ii) en el caso de los ingresos no monetarios mensuales, se utiliza el mes anterior a aquel en el que se encuentre el mayor número de días de la decena; iii) para los rubros trimestrales, se considera el promedio de los tres meses anteriores y iv) en el caso de los rubros de ingresos no monetarios semestrales, se calcula el promedio de los seis meses anteriores. La tabla 1 contiene la clasificación de los rubros de ingresos y gastos, su periodicidad y la clave correspondiente al INPC por objeto de gasto (CONEVAL, 2009a).

Tabla 1  
**Clasificación de los rubros de ingreso y gasto para su deflactación**

Clasificación en la ENIGH 2008	Clave en el INPC	Periodo de deflactación
Alimentos y bebidas no alcohólicas consumidas dentro y fuera del hogar	SP509	Semanal
Bebidas alcohólicas y tabaco	SP831	Semanal
Vestido y calzado	SP12	Trimestral
Vivienda, servicios de conservación, energía eléctrica y combustible	SP13	Mensual
Estimación del alquiler de la vivienda	No se deflacta	No se deflacta
Artículos y servicios de limpieza	SP868	Mensual
Cristalería, utensilios domésticos y blancos	SP868	Trimestral
Enseres domésticos y muebles	SP531	Semestral
Cuidados de la salud	SP874	Trimestral
Transporte público	SP885	Semanal
Transporte foráneo, vehículos	SP16	Semestral
Comunicaciones	SP16	Mensual
Educación y recreación	SP17	Mensual
Artículos y servicios para el cuidado personal	SP851	Mensual
Accesorios personales	SP851	Trimestral
Otros gastos diversos y transferencias	SP1	Semestral
Regalos otorgados	SP1	Semestral
Ingreso corriente Monetario	SP1	Mensual

Fuente: CONEVAL (2009a, p. 6).

<sup>5</sup> Revisar la tabla 1.A en el apéndice.

<sup>6</sup> La información del catálogo de la ENIGH 2008 se levantó en nueve decenas, entre el 11 de agosto y 15 de noviembre (INEGI, 2009a).

Previo al cálculo del ingreso neto corriente *per cápita* mensual de cada hogar, se realizaron dos ajustes al ingreso corriente total (SEDESOL, 2002, p. 65): 1) se restó el rubro de “otros ingresos” por tener como contrapartida una disminución de activos (el ejemplo mencionado es la venta de un vehículo), y 2) se restaron los regalos otorgados, bajo el supuesto de una contabilización repetida, en el sentido de que un mismo regalo puede “cambiar de manos” varias veces.<sup>7</sup> En su ejercicio para el año 2008, se descontó del ingreso el gasto monetario en regalos otorgados.

Al dividir el resultado de las operaciones antes señaladas entre el tamaño del hogar, se obtiene el ingreso neto corriente *per cápita* mensual expresado en pesos de agosto de 2008. Este valor se compara contra el valor de la canasta alimentaria y las líneas de pobreza, para identificar si un hogar es pobre o no.

Evidentemente, la determinación del valor de la canasta alimentaria representa una decisión metodológica relevante, ya que a partir de su monto se establece la población que no puede cubrir las necesidades básicas de alimentación.<sup>8</sup> La canasta alimentaria que se utiliza en la medición de la pobreza por ingresos fue desarrollada conjuntamente por el INEGI y la CEPAL en 1992; contiene los requerimientos mínimos nutricionales de la población en zonas rurales y urbanas, considerando su estructura por edad, género y las actividades físicas que realizan los miembros del hogar<sup>9</sup> (INEGI-CEPAL, 1993).

Conforme a las recomendaciones definidas por los organismos internacionales especializados en la materia, fueron calculados los requerimientos mínimos de calorías y proteínas que necesita una persona

---

<sup>7</sup> En la medición multidimensional, el ingreso corriente total *per cápita* ajustado se compone de la suma de las percepciones de todos los miembros del hogar, monetarios y no monetarios, e incluye las remuneraciones al trabajo, el ingreso por la explotación de negocios propios, la renta del capital, las transferencias, los ingresos por cooperativas, el valor imputado por autoconsumo, el pago en especie, los regalos recibidos en especie y una estimación de la renta por el uso de la vivienda propia. Se tomó la decisión de eliminar los regalos y percepciones en especie (por su carácter aleatorio y poco recurrente), y la estimación del alquiler de la vivienda porque difícilmente se puede disponer de esos recursos para la satisfacción de otras necesidades; adicionalmente, se ajusta el ingreso corriente por “escalas de equivalencia” entre personas adultas y menores, así como por “economías de escala” (CONEVAL, 2009c, p. 35).

<sup>8</sup> Se trata de una canasta de carácter normativo-positivo, ya que contiene los requerimientos nutrimentales recomendados por organismos especializados y refleja el patrón de consumo observado en los hogares.

<sup>9</sup> Para la canasta alimentaria de 1992, se adoptó la estructura de consumo correspondiente a 1989, ya que no fueron observadas diferencias significativas entre ambos años; para su actualización, se utilizaron los precios medios de cada alimento reportados por los hogares en la ENIGH 1992.

para cumplir adecuadamente con sus funciones biológicas. Posteriormente, a partir de la estructura de gasto y consumo de alimentos de los hogares rurales y urbanos de la ENIGH 1989, fue seleccionado un estrato poblacional que cumpliera con los requerimientos nutricionales establecidos.<sup>10</sup> Combinando la información anterior, el costo de la canasta alimentaria para zonas urbanas y rurales en 1992 ascendió a \$168 y \$125, respectivamente. En la siguiente tabla, es posible apreciar los gramos diarios por persona de las canastas estimadas para 1989-1992.

Tabla 2  
Canastas alimentarias estimadas (gramos diarios por persona)

Grupo alimenticio	Ámbito urbano	Ámbito rural
	1989-1992	1989-1992
Cereales y derivados	284.0	370.3
Carnes	110.4	105.1
Leches y derivados	165.3	149.6
Huevos	45.0	45.1
Aceites y grasas	34.0	30.0
Tubérculos y raíces	46.0	32.1
Leguminosas	62.0	74.0
Verduras	103.0	93.5
Frutas	115.7	95.2
Azúcar	58.0	62.0
Alimentos procesados	15.0	9.0
Bebidas	125.0	105.0

Fuente: INEGI-CEPAL (1993, p. 53).

Con el objetivo de registrar las variaciones que experimentaron los precios de los componentes de las canastas entre 1992 y 2008, se calculan los deflatores de los elementos que componen la canasta utilizando los distintos componentes desagregados por rubros o específicos del INPC.<sup>11</sup> La

<sup>10</sup> Para la selección del estrato poblacional de referencia, se ordenó el ingreso *per cápita* por deciles. Se buscó un grupo de referencia que reflejara un patrón de gasto representativo de la población y cuyos hábitos de consumo fuesen la expresión de decisiones adoptadas por los hogares, en un marco presumiblemente exento de una restricción significativa de recursos. El criterio consistió en elegir el grupo que, en promedio, superara levemente el nivel de los requerimientos nutricionales definidos para la población de las áreas urbanas y rurales. El grupo de referencia quedó ubicado entre los percentiles 20 y 50 de la distribución de ingresos (INEGI-CEPAL, 1993, p. 52).

<sup>11</sup> En los casos en los que no fue posible utilizar los subíndices específicos, se utilizó el rubro de precios conceptualmente más próximo. Para mayores detalles, revisar la tabla 2.A en el apéndice.

actualización del valor de la canasta a precios de agosto de 2008 dio como resultado un costo mensual por persona de \$949.38, para las zonas urbanas, y de \$706.69, para las rurales.

Finalmente, las mediciones de los diferentes niveles de pobreza se obtienen al comparar el ingreso neto total *per cápita* con el valor de tres líneas de pobreza, previamente establecidas:

- Pobreza alimentaria: incapacidad para adquirir la canasta alimentaria, aun si se hiciera uso de todo el ingreso disponible en el hogar para comprar sólo los bienes y servicios de dicha canasta.
- Pobreza de capacidades: se tiene el ingreso disponible para adquirir la canasta alimentaria, pero el ingreso familiar es insuficiente para efectuar los gastos necesarios en salud y educación.
- Pobreza de patrimonio: es posible adquirir la canasta alimentaria, efectuar gastos en salud y educación; sin embargo, el ingreso de que se dispone no es suficiente para realizar los gastos necesarios en vestido, vivienda y transporte.

La primera línea de pobreza determina como pobres solo aquellos hogares que no tienen el ingreso suficiente para adquirir el valor de la canasta alimentaria; la segunda y tercera líneas incluyen otras necesidades no alimentarias que requiere cualquier ser humano para desarrollarse plenamente en la sociedad como son, entre otras, educación, salud, transporte y vivienda.

En la construcción de las dos últimas líneas de pobreza, se multiplica en cada una el costo de la canasta alimentaria por su respectivo factor de expansión derivado de un procedimiento indirecto que utiliza el inverso del coeficiente de Engel (CONEVAL, 2009a).<sup>12</sup> La tabla 3 muestra el valor de las líneas de pobreza urbana y rural, con su correspondiente valor del inverso del coeficiente de Engel utilizado para el periodo de análisis; mientras que la 4,

---

<sup>12</sup> Para las mediciones de pobreza de 2000 a 2008 se utiliza el inverso del coeficiente de Engel, correspondiente al año 2000. El método para estimarlo consta de cuatro pasos (SEDESOL, 2002, pp. 66-70): i) identificar un hogar de referencia que pueda cubrir potencialmente la canasta alimentaria especificada; ii) construir un grupo de hogares alrededor del hogar de referencia que correspondan a un decil móvil (para evitar la imprecisión de realizar el cálculo con un solo hogar y minimizar el riesgo de errores de muestreo); iii) con base en este grupo definido como decil móvil (que tiene al hogar de referencia como su centro), se obtienen los coeficientes de Engel de acuerdo con los componentes de gasto que definen la pobreza de capacidades y patrimonio y iv) se calcula el inverso del coeficiente de Engel para las zonas rural y urbana.

reporta la incidencia en los niveles nacional, urbano y rural para personas, de 2000 a 2008.

Tabla 3  
Líneas de pobreza 2000-2008

Ámbito y tipo de pobreza	Líneas de pobreza/Años						Inverso del coeficiente de Engel 2000
	2000	2002	2004	2005	2006	2008	
Urbano							
Alimentaria	626	672	739	790	809	949	
Capacidades	768	824	907	969	993	1,164	1.2
Patrimonio	1,257	1,384	1,483	1,586	1,904	1,904	2.0
Rural							
Alimentaria	463	494	548	584	706	706	
Capacidades	547	584	648	690	835	835	1.1
Patrimonio	840	897	994	1,060	1,282	1,282	1.8

Nota: el valor de las líneas de pobreza se mide en pesos a precios de agosto de 2008.

Fuente: estimaciones propias con información de BANXICO e INEGI-CEPAL (1993).

Tabla 4  
Porcentaje de personas en condición de pobreza por ingresos 2000-2008

Ámbito y tipo de pobreza		Porcentajes					
		2000	2002	2004	2005	2006	2008
Nacional	Alimentaria	24.1	20.0	17.4	18.2	13.8	18.2
	Capacidades	31.8	26.9	24.7	24.7	20.7	25.1
	Patrimonio	53.6	50.0	47.2	47.0	42.6	47.4
Urbano	Alimentaria	12.5	11.3	11.0	9.9	7.5	10.6
	Capacidades	20.2	17.2	17.8	15.8	13.6	17.2
	Patrimonio	43.7	41.2	41.1	38.4	35.6	39.8
Rural	Alimentaria	42.4	34.0	28.0	32.3	24.5	31.8
	Capacidades	49.9	42.6	36.2	39.8	32.7	39.1
	Patrimonio	69.2	64.3	57.4	61.8	54.7	60.8

Fuente: elaboración propia con base en los microdatos de las ENIGH 2000-2008.

Es relevante señalar otras propuestas para la definición de las líneas de pobreza, como la Canasta Normativa de Satisfactores Esenciales (CNSE) realizada por la Coordinación General del Plan de Zonas Deprimidas y Grupos Marginados (COPLAMAR) en 1982.

La CNSE comprende una lista de bienes, servicios y derechos socialmente generalizados para México, que resultan de analizar el patrón de gasto del decil 7 en la ENIGH del año 1977. Las principales diferencias de la CNSE

con la canasta propuesta por la INEGI-CEPAL consisten (Boltvinik y Marín, 2003) en que: i) contiene necesidades alimentarias y no alimentarias (no es necesario utilizar el coeficiente de Engel); ii) coincide, en su carácter positivo-normativo, con las percepciones de los mexicanos para el año 2000; iii) incluye las equivalencias por adulto y menores y las economías de escala en el hogar.

Las características del diseño de la CNSE evidencian las principales limitaciones de la canasta alimentaria utilizada en la medición de la pobreza por ingresos. De donde se infiere que, el CONEVAL diseñó y estimó una nueva canasta alimentaria y no alimentaria correspondiente a la medición multidimensional. En la construcción de esta nueva canasta fueron utilizadas tres fuentes básicas, las cuales permiten analizar la ingesta energética de otros nutrientes de la población: los aportes nutricionales por cada alimento, los requerimientos y recomendaciones de consumo de nutrientes y los datos sobre gasto y frecuencia de consumo de alimentos de los hogares.

El patrón de consumo de alimentos de los hogares mexicanos se obtuvo de la ENIGH 2006, de acuerdo con el gasto efectuado y la frecuencia de compra durante el periodo de referencia de la encuesta. Posteriormente, la cantidad consumida de alimentos se ponderó por la porción comestible o aprovechable de cada alimento, y esas cantidades en consumos de calorías diarias y otros nutrientes se convirtieron de acuerdo a las tablas de aportes nutricionales de los alimentos (CONEVAL, 2009d).

La construcción de la canasta, para las necesidades no alimentarias en la medición multidimensional de la pobreza, se realizó en tres etapas (CONEVAL, 2009b): i) selección de un estrato de referencia para analizar el patrón de gasto no alimentario, ii) estimación de los montos de gasto para cubrir las necesidades no alimentarias, a partir de los patrones observados de gasto en el estrato de referencia y iii) desagregación de los componentes del gasto en bienes y servicios no alimentarios, así como la actualización de sus valores monetarios. El ajuste por las equivalencias adulto y las economías de escala en el hogar se logran a través del ingreso.

Al analizar las cifras de pobreza por ingresos para el año 2008, se puede apreciar que entre 2006 y 2008, la pobreza alimentaria, la de capacidades y la de patrimonio aumentaron en el nivel nacional, urbano y rural. Los datos más relevantes indican que en nivel nacional, la pobreza de patrimonio aumentó 4.4%; en el ámbito urbano, 3.1% y en las zonas rurales, 7.3%. Siguiendo la metodología propuesta por el CONEVAL (2009a, pp. 9-15), las pruebas de hipótesis realizadas confirmaron que las tres definiciones de pobreza mencionadas aumentaron en el año 2008, con respecto a la estimación precedente.



El presente apartado cierra con otro ejemplo sobre la conveniencia de la aplicación de pruebas de hipótesis. Habiéndose destacado que para la medición de 2008, el CONEVAL introdujo un supuesto relativo a los “regalos otorgados”, cabe recordar que los rubros específicos que se restan del ingreso corriente total, son: i) otros ingresos, ii) regalos en especie del ingreso corriente no monetario, iii) regalos otorgados en autoconsumo del ingreso corriente no monetario, iv) regalos otorgados de transferencia del ingreso no monetario y v) gasto monetario en regalos otorgados.

Para la construcción del ingreso neto corriente *per cápita*, se restó el rubro de “otros ingresos” y los “regalos otorgados del ingreso corriente no monetario” (en especie, autoconsumo y transferencias), ya que pueden representar ingresos extraordinarios, aleatorios y poco recurrentes, que no necesariamente reflejan el nivel de ingreso real de un hogar. No se compartió el supuesto de restar el gasto monetario en regalos otorgados fuera del hogar; ya que se trata de erogaciones que se pueden ejercer libremente y cuando se realizan a personas ajenas al mismo hogar, es difícil que se contabilicen repetidamente.

Para el año 2008, al restar el rubro de gastos en regalos otorgados a personas ajenas al hogar se obtuvieron las siguientes cifras: 18.23% de pobres alimentarios, 25.08% de capacidades y 47.37% de patrimonio; si no se deduce el mencionado rubro, los resultados de incidencia son evidentemente menores, esto es, 17.85% de pobres alimentarios, 24.72% de capacidades y 46.67% de patrimonio. Por lo que, si bien puede parecer que esta decisión impactaría los resultados de la incidencia de la pobreza, los resultados de las pruebas de hipótesis indicaron que no existen diferencias estadísticas significativas entre los pares de mediciones anotados.<sup>13</sup>

## **2. La medición de la pobreza estatal**

Con la finalidad de conocer la evolución de la pobreza en las entidades federativas, el CONEVAL realizó las estimaciones de la pobreza alimentaria, de capacidades y patrimonio correspondientes a los años pares 2004, 2006 y 2008 para los estados que, en algunos de estos años, contaron con un tamaño muestral estadísticamente suficiente. Los valores de las canastas alimentarias y de los ingresos y gastos de los hogares se actualizaron utilizando el índice de precios al consumidor nacional (INPC). En la tabla 5, aparecen los estados con un tamaño de muestra adecuado al periodo analizado aquí.

---

<sup>13</sup> La información detallada se encuentra disponible con los autores.

Tabla 5  
Estados representativos en las ENIGH 2000-2008

2000	2004	2005	2006	2008
Veracruz	Distrito Federal	Puebla	Guanajuato	Distrito Federal
	Nuevo León	Sonora	Veracruz	Estado de México
		Tabasco		Guanajuato
		Veracruz		Jalisco
				Querétaro
				Sonora
				Yucatán

Nota: la ENIGH 2002 no cuenta con ningún estado representativo.  
Fuente: elaboración propia con base en las ENIGH de 2000 a 2008.

El problema de realizar estimaciones de pobreza por ingreso, que puedan desglosarse geográficamente (en el nivel estatal, municipal y de localidad), no es nuevo. Cabe señalar que existe una disyuntiva entre la calidad de la medición y el detalle; esto es así, debido a que es posible utilizar información con grandes posibilidades de desagregación, pero con alto grado de error o información con bajo grado de error en su medición, aunque con pocas posibilidades de desagregación (Székely, López-Calva, Meléndez, Rascón y Rodríguez-Chamussy, 2007). El reto consiste en minimizar ambos errores mediante el análisis econométrico, con la finalidad de imputar ingresos.

Para los años 2000 y 2005, el CONEVAL realizó estimaciones de la incidencia de la pobreza en las 32 entidades federativas con otra metodología. Ante la falta de información, para las mediciones de pobreza por ingresos en el nivel estatal y municipal, se utilizó el procedimiento econométrico propuesto por Elbers *et al.* (2003) que combina tres fuentes de información: las ENIGH, el XII Censo de Población y Vivienda y el II Censo de Población y Vivienda 2005.

La ENIGH es una encuesta diseñada con el propósito de medir a detalle los ingresos y gastos de los hogares mexicanos solamente para los ámbitos urbano y rural en el nivel nacional; en este sentido, se espera un mayor error estadístico en la medida que se incremente la desagregación geográfica. Por otra parte, los Censos y Conteos Nacionales de Población y Vivienda, que tienen como objetivo cuantificar la población y los hogares de México para caracterizar la dinámica demográfica, si bien permiten un mayor nivel de desagregación no están diseñados para medir los ingresos, por lo que se genera un error típicamente de sub-reporte (Székely *et al.*, 2007).

En términos generales, la metodología de Elbers, Lanjouw y Lanjouw (2003) selecciona un grupo de covariables que comparten la “misma” distribución estadística y fueron capturadas de manera apropiada y comparable. Al utilizar un programa de cómputo, conocido como *PovMap*, es posible calcular la incidencia de la pobreza por ingresos con su respectivo error estándar.<sup>14</sup> El CONEVAL realizó este ejercicio para las 32 entidades federativas en los años 2000 y 2005, concluyendo que las estimaciones elaboradas bajo este procedimiento son suficientemente precisas y confiables (CONEVAL, 2007a, p. 4, punto 8). Al respecto, se ofrecen tres comentarios: i) existe coincidencia en general sobre la apreciación recién citada del CONEVAL; ii) parece difícil replicar la intensiva modelación econométrica realizada y iii) al comparar los resultados obtenidos con este enfoque y la metodología de medición por ingresos, se observan algunos cambios en la incidencia de la pobreza según se evidencia en las siguientes tablas 6, 7 y 8.

Tabla 6  
**Comparación de resultados: CONEVAL (según la metodología de Elbers *et al.*) y propios (según la metodología del CONEVAL), 2000 y 2005 (porcentaje de personas)**

Estados	Pobreza	CONEVAL (A)	Propios (B)	Diferencia (B) - (A)
Veracruz (2000)	Alimentaria	37.8	41.8	4.0
	Capacidades	45.7	49.6	3.9
	Patrimonio	65.7	69.6	3.9
Puebla (2005)	Alimentaria	26.7	25.4	-1.3
	Capacidades	35.3	33.5	-1.8
	Patrimonio	59.0	61.1	2.1
Sonora (2005)	Alimentaria	9.6	10.9	1.3
	Capacidades	15.8	15.5	-0.3
	Patrimonio	40.4	35.9	-4.5
Tabasco (2005)	Alimentaria	28.5	26.9	-1.6
	Capacidades	36.6	33.2	-3.4
	Patrimonio	59.4	55.3	-4.1
Veracruz (2005)	Alimentaria	20.3	27.2	6.9
	Capacidades	28.0	36.3	8.3
	Patrimonio	50.8	59.8	9.0

Nota: solo se utilizaron los estados que son representativos en las ENIGH 2000 y 2005.  
 Fuente: CONEVAL (2007a, 2007b); elaboración propia con base en las ENIGH 2000 y 2005.

<sup>14</sup> *PovMap* es un programa gratuito disponible digitalmente, que ha sido desarrollado por el Banco Mundial (Elbers, Lanjouw y Lanjouw, 2003) y que utiliza la información de las encuestas de ingreso y los censos poblacionales para realizar una imputación econométrica de los ingresos. Su objetivo es realizar estimaciones en diferentes niveles de desagregación geográfica y proveer soluciones para el mapeo de la pobreza y la desigualdad.

Tabla 7  
Pruebas de hipótesis, incidencia de la pobreza en Veracruz, año 2000

Tipo de pobreza	Error estándar (E.S.)		Cambio incidencia	E.S. diferencia	Z	Prob.
	CONEVAL	Propios				
Alimentaria	0.904	2.067	3.98	2.256	1.76	0.08**
Capacidades	0.955	2.007	3.91	2.222	1.76	0.08**
Patrimonio	0.952	1.669	3.94	1.921	2.05	0.04*

Notas: probabilidad (Prob.), rechazo de la hipótesis nula al 0.05 (\*) y al 0.10 (\*\*).

Fuente: CONEVAL (2007a, 2007b); elaboración propia con base en la ENIGH 2000.

Tabla 8  
Pruebas de hipótesis, incidencia de la pobreza, varios estados, año 2005

Entidad y tipo de pobreza	Error estándar (E.S.)		Cambio incidencia	E.S. diferencia	Z	Prob.
	CONEVAL	Propios				
<b>Puebla</b>						
Alimentaria	0.806	1.293	-1.27	1.523	-0.83	0.41
Capacidades	0.965	1.404	-1.85	1.703	-1.08	0.28
Patrimonio	1.276	1.353	2.12	1.859	1.14	0.26
<b>Sonora</b>						
Alimentaria	0.646	1.348	1.31	1.494	0.88	0.38
Capacidades	0.922	1.417	-0.32	1.691	-0.19	0.85
Patrimonio	1.422	1.332	-4.53	1.948	-2.32	0.02*
<b>Tabasco</b>						
Alimentaria	1.679	1.449	-1.54	2.218	-0.69	0.49
Capacidades	1.751	1.489	-3.46	2.298	-1.50	0.13
Patrimonio	1.600	1.462	-4.12	2.167	-1.90	0.06**
<b>Veracruz</b>						
Alimentaria	0.766	1.356	6.93	1.557	4.45	0.00*
Capacidades	0.822	1.407	7.76	1.629	4.76	0.00*
Patrimonio	0.828	1.342	9.04	1.577	5.73	0.00*

Notas: probabilidad (Prob.), rechazo de la hipótesis nula al 0.05 (\*) y al 0.10 (\*\*).

Fuentes: CONEVAL (2007a, 2007b); elaboración propia con base en la ENIGH 2005.

Existen diferencias estadísticamente significativas entre las dos mediciones para los estados de Veracruz en ambos años, y para Sonora y Tabasco en la definición de pobreza patrimonial en el año 2005. Aunque esta comparación solo se realizó para los estados con representatividad en las ENIGH, este ejercicio ilustra que en las entidades federativas restantes pueden existir algunas diferencias entre los resultados, según la metodología aplicada.

### 3. Algunas variaciones en las mediciones de la pobreza por estado

El sistema del INPC -publicado por el Banco de México- integra 46 ciudades y áreas metropolitanas, agrupadas en siete regiones; al menos en una ciudad por estado, se recoge información para el cálculo del índice nacional. De acuerdo con la información disponible, se optó por una ciudad que pudiera reflejar la estructura de precios de la entidad federativa. El primer criterio utilizado fue seleccionar la capital del estado o, a falta de esta, la ciudad de mayor población. La tabla 9 muestra las ciudades que cuentan con índices de precios que sirvieron de base para obtener las variaciones en las mediciones de pobreza; mientras que la tabla 10, contiene los valores de las canastas para el año 2008.

Tabla 9  
Ciudades seleccionadas por estado

Progresivo	Nombre	Progresivo	Nombre
1	Distrito Federal	17	Tampico, Tamaulipas
2	Mérida, Yucatán	18	Chihuahua, Chihuahua
3	Morelia, Michoacán	19	Hermosillo, Sonora
4	Guadalajara, Jalisco	20	Aguascalientes, Aguascalientes
5	Monterrey, Nuevo León	21	Colima, Colima
6	Mexicali, Baja California	22	La Paz, B.C.S.
7	Acapulco, Guerrero	23	Chetumal, Quintana Roo.
8	Culiacán, Sinaloa	24	Fresnillo, Zacatecas
9	León, Guanajuato	25	Tulancingo, Hidalgo
10	Puebla, Puebla	26	Durango, Durango
11	San Luis Potosí, San Luis Potosí	27	Tepic, Nayarit
12	Tapachula, Chiapas	28	Oaxaca, Oaxaca
13	Toluca, Estado de México	29	Querétaro, Querétaro
14	Torreón, Coahuila	30	Cuernavaca, Morelos
15	Veracruz, Veracruz	31	Tlaxcala, Tlaxcala
16	Villahermosa, Tabasco	32	Campeche, Campeche

Fuente: elaboración propia con información de BANXICO.

Tabla 10

**Valores de las canastas actualizados con índices de precios locales, 2008**

Entidad federativa	Valores para el 2008	
	Urbana	Rural
Aguascalientes	958	713
Baja California <sup>f</sup>	932	690
Baja California Sur	1,056	789
Campeche	944	705
Coahuila	967	716
Colima	933	704
Chiapas <sup>f</sup>	939	701
Chihuahua	896	669
Distrito Federal	1,016	752
Durango <sup>b</sup>	902	675
Guanajuato	831	619
Guerrero <sup>f</sup>	898	674
Hidalgo	951	711
Jalisco <sup>c</sup>	954	708
Estado de México <sup>f</sup>	885	660
Michoacán	851	639
Morelos	911	682
Nayarit <sup>d</sup>	937	703
Nuevo León	912	681
Oaxaca <sup>a</sup>	911	678
Puebla <sup>f</sup>	912	683
Querétaro <sup>e</sup>	935	698
Quintana Roo	916	684
San Luis Potosí	914	687
Sinaloa <sup>f</sup>	959	714
Sonora	932	702
Tabasco	917	684
Tamaulipas	915	685
Tlaxcala <sup>c</sup>	883	659
Yucatán <sup>f</sup>	961	712
Veracruz	925	693
Zacatecas	848	640
(A) Promedio	925	691
Desviación estándar	44	32
(B) INEGI-CEPAL 1992	949	707
Diferencia: (B) – (A)	24	16

Notas: existen ciudades que no cuentan con índice de precios mensuales para el año 1992, por lo que se utilizó el índice de la región a la que pertenecen son: <sup>a</sup> Índice de la región sur, <sup>b</sup> Índice de la región noreste, <sup>c</sup> Índice de la región centro sur, <sup>d</sup> Índice de la región noroeste, <sup>e</sup> Índice de la región centro norte. <sup>f</sup> El rubro de alimentos de la canasta básica “pescado y marisco en conserva” no cuenta con información disponible, por lo que se utilizó el genérico “pescados y mariscos”.

Fuente: elaboración propia con información de BANXICO.

Al incorporar los índices de precios locales surgen tres posibles resultados: i) el valor de la canasta disminuye, lo que indica que el costo de vida en esa entidad federativa es menor que en el nivel nacional; ii) el valor de la canasta alimentaria aumenta, debido a un mayor costo de vida en el estado; iii) el valor de la canasta permanece igual, lo que refleja que no existe diferencia entre el costo de vida nacional y estatal. Para 2008, por ejemplo, 24 estados se ubicaron en el primer caso, 8 en el segundo y ningún estado en el tercero. El mismo ejercicio se realizó para el resto de los años cubiertos en el periodo de análisis<sup>15</sup>, para 2000, 2004, 2005 y 2006.

Una vez actualizados los valores de las canastas alimentarias y de los ingresos netos corrientes *per cápita* con los índices de precios nacionales (INPC) y por ciudad (IPC), fueron realizadas las estimaciones de las tres definiciones de pobreza por estado. La tabla 11 muestra los ingresos promedios *per cápita* y los valores de las canastas.

Tabla 11  
Ingreso promedio *per cápita* y valores de las canastas actualizados con índices de precios nacionales y locales, 2008

Entidad federativa y medición	Ingreso promedio <i>per cápita</i> por tipo de pobreza			Canasta	
	Alimentaria	Capacidades	Patrimonio	Urbana	Rural
<b>Distrito Federal</b>					
CONEVAL	680	1,057	1,539	949	707
Variaciones	736	1,126	1,644	1,016	752
<b>Estado de México</b>					
CONEVAL	621	1,000	1,386	949	707
Variaciones	565	945	1,300	885	660
<b>Guanajuato</b>					
CONEVAL	578	936	1,361	949	707
Variaciones	506	799	1,199	831	619

Fuente: elaboración propia con base en BANXICO y los microdatos de la ENIGH 2008.

A partir de la sustitución de los índices de precios nacionales por los locales, consistentemente, tanto el costo de la vida como los ingresos medios son más altos por tipo de pobreza, en el Distrito Federal. El caso contrario ocurre en los otros dos estados, que están incluidos en la tabla anterior.

La tabla 12 ofrece un cuadro comparativo de los porcentajes de incidencia de la pobreza estatal entre la metodología de la medición de la pobreza por

<sup>15</sup> Los valores actualizados de las canastas con índices de precios nacionales y locales se encuentran disponibles con los autores.

ingresos y las variaciones propuestas para el año 2008. Solo fueron incluidos los estados en los que las variaciones resultaron estadísticamente significativas, según las pruebas de hipótesis realizadas; es decir, fueron excluidos Jalisco, Querétaro, Sonora y Yucatán. En el apéndice, se reporta el conjunto de los resultados que se obtuvieron.

Tabla 12  
Porcentaje de personas en condición de pobreza, 2008

<b>Distrito Federal</b>			
<b>Tipo de pobreza</b>	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Patrimonio	32.1	35.9	-3.8
<b>Estado de México</b>			
<b>Tipo de pobreza</b>	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Capacidades	23.1	19.9	3.2
Patrimonio	48.5	44.5	4.0
<b>Guanajuato</b>			
<b>Tipo de pobreza</b>	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Alimentaria	17.4	12.5	4.9
Capacidades	24.7	19.1	5.6
Patrimonio	51.9	43.8	8.1

Notas: INPC indica el uso de los índices nacionales; IPC refiere el uso de los índices por ciudad.

Fuente: elaboración propia con base en BANXICO y los microdatos de la ENIGH 2008.

Para el año 2000, ninguna variación resultó estadísticamente significativa. La tabla 13 reporta los estados en los que el ejercicio propuesto sí significó una genuina variación para el resto de los años incluidos en el periodo de análisis.

Los resultados muestran que, al incorporar los índices de precios por ciudades, la incidencia de la pobreza registró valores por arriba de las mediciones basadas en índices de precios nacionales, como en el Distrito Federal y valores por debajo, en el Estado de México, Guanajuato, Nuevo León, Puebla y Veracruz.

Por último, se realizó un ejercicio de “estática comparativa” para conocer el impacto que tiene modificar el valor de la canasta alimentaria, *ceteris paribus*, y el que tiene el ingreso neto corriente *per cápita*, *ceteris paribus*, sobre la incidencia de la pobreza. Los resultados obtenidos indicaron que las variaciones en el valor de las canastas alimentarias, derivado de la aplicación de los índices de precios por ciudad, son las que ocasionaron casi en su totalidad los cambios en la incidencia de la pobreza alimentaria, de capacidades y patrimonio; mientras que, la modificación del ingreso neto



corriente *per cápita* tuvo un reducido o nulo impacto en los cambios sobre la incidencia de la pobreza.

Tabla 13  
Porcentaje de personas en condición de pobreza, 2004, 2005 y 2006

<b>Distrito Federal (2004)</b>			
<b>Tipo de pobreza</b>	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Alimentaria	5.2	7.2	-2.0
Capacidades	9.8	11.8	-2.0
Patrimonio	24.8	33.3	-8.5
<b>Nuevo León (2004)</b>			
<b>Tipo de pobreza</b>	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Capacidades	10.7	8.8	1.9
Patrimonio	28.4	25.7	2.7
<b>Puebla (2005)</b>			
<b>Tipo de pobreza</b>	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Alimentaria	25.4	22.3	3.1
<b>Guanajuato (2006)</b>			
<b>Tipo de pobreza</b>	INPC (A)	INPC (A)	INPC (A)
Alimentaria	15.5	10.9	4.6
Capacidades	23.3	17.2	6.1
Patrimonio	51.2	41.3	9.9
<b>Veracruz (2006)</b>			
<b>Tipo de pobreza</b>	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Capacidades	28.0	25.1	2.9

Notas: INPC indica el uso de los índices nacionales; IPC refiere el uso de los índices por ciudad.

Fuente: elaboración propia con base en BANXICO y los microdatos de las ENIGH 2004, 2005 y 2006.

#### 4. Reflexiones finales

El ejercicio propuesto representó, en primer lugar, la aplicación intensiva de la metodología de medición de la pobreza por ingresos; en segundo lugar, un ejercicio para actualizar los valores de las canastas y de los ingresos reales con la sustitución de los índices de precios nacionales por los locales; y en tercer lugar, la comparación de estos resultados propios con los reportados por el Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social, con base tanto en la metodología por ingresos como en Elbers *et al.* (2003).

Solo para algunos estados y tipos de pobreza, las variaciones fueron sensibles a los índices de precios por ciudad. Las pruebas de hipótesis realizadas confirmaron, estadísticamente hablando, la pertinencia de sustituir los índices de precios nacionales por los locales, bajo el supuesto de que

describen con mayor precisión el nivel de precios al que se enfrentan los consumidores dentro del estado.

Algunas características de los índices de precios utilizados, cabe subrayar que compartidas con el grueso de los índices de precios al consumidor compilados en otros países, condicionaron los resultados que aquí se reportan. En primer lugar, los índices de precios mexicanos no tienen una estructura estadística en el sentido de que “para garantizar la representatividad de los precios que intervienen en el cálculo del INPC (sólo) se realiza una selección de fuentes de información en cada una de las 46 ciudades de cotización. Estas fuentes son normalmente tiendas, comercios y prestadores de servicios ampliamente preferidos por los consumidores” (BANXICO, 2002, p. 5). Como ejemplo de lo que es considerado “la mejor práctica”, aunque costosa, en el vecino país del norte, el *Bureau of Labor Statistics* emplea un muestreo probabilístico a partir de una Encuesta de Puntos de Compra (POPS por sus siglas en inglés), tanto para determinar los establecimientos en los que se levanta la información como para realizar una sustitución periódica de los mismos.

En segundo lugar, porque son índices de precios netamente urbanos, ya que recogen información de localidades de más de 20,000 habitantes. Al respecto, se señala que el propio INEGI establece en 2,500 habitantes el corte entre lo urbano y lo rural. Si bien la mayoría de los índices de precios al consumidor compilados en el mundo son urbanos, el canadiense, elaborado por el Instituto de Estadística de Canadá, recoge información a lo largo y ancho de su territorio.

Y en tercer lugar, aunque sea paradójico, porque los ponderadores de los índices de precios reflejan el patrón de gasto de aproximadamente el percentil 86 de la distribución de gasto (Guerrero, 2010). Lo anterior es consecuencia del método de agregación conocido como *plutocrático* (Prais, 1959). Otras alternativas serían las siguientes: utilizar un método de agregación democrático (Prais, 1959), elaborar tantos índices de precios como deciles (Arrow, 1958) y sustituir la media por la mediana de la distribución (Pollak, 1998).

Expresado de forma breve, la mejor aproximación requeriría disponer de índices de precios estatales, urbanos y rurales, con una estructura que refleje el patrón de gasto de las familias a la izquierda de la media de la distribución del gasto, soportados todos por encuestas con la calidad necesaria.

El INEGI es la institución responsable de compilar los índices de precios al consumidor del país, a partir del presente año. Se considera que tiene por delante una travesía estadística extraordinaria si quiere satisfacer las

necesidades en materia de índices de precios, no sólo de la autoridad monetaria sino de otros destacados usuarios (el sector financiero, el CONEVAL, entre muchos otros). A propósito, el INEGI recientemente anunció el lanzamiento de la Encuesta Continua de Gasto de los Hogares (ENGASTO), que sustituirá a la ENIGH. Sin duda, la ENGASTO será de gran utilidad para actualizar de manera regular las ponderaciones de las canastas de precios y para contar con mejores índices de precios.

Definitivamente, la medición de la pobreza constituye una pieza de información valiosa para todos. Por ejemplo, para SEDESOL (2002, p. 7) representa una herramienta indispensable para que los gobiernos estatales: i) caractericen, con más y mejor información, el fenómeno de la pobreza local; ii) puedan elaborar un diagnóstico adecuado de la magnitud del problema que enfrentan y iii) evalúen el impacto de las políticas públicas encaminadas a mejorar las condiciones de vida de la población local y, particularmente, en los términos de una reducción de la incidencia de la pobreza.

Finalmente, se reconoce el compromiso del CONEVAL con el principio de transparencia. Cualquier interesado tiene acceso a una buena cantidad de documentación metodológica, al soporte técnico de su personal calificado y, tanto o más importante, a los “do-files” para replicar sus estimaciones de pobreza. En definitiva, esta práctica representa un ejemplo, no solo nacional sino internacional, para cualquier agencia pública responsable de realizar mediciones estadísticas.

#### **Referencias**

- Arrow, K. J. (1958). “The measurement of price changes”, *The Relationship of Prices to Economic Stability and Growth*, Joint Economic Committee U. S. Congress, 31 de marzo.
- Banco de México (BANXICO) (2002). *El Índice Nacional de Precios al Consumidor: Características y Actualización de su Base al Año 2002*. México: Banco de México.
- Boltvinik, J. y Marín, A. (2003). “Las canastas normativas de satisfactores esenciales de la COPLAMAR. Génesis y desarrollo recientes.” *Comercio Exterior*, Vol. 53, núm. 5, mayo, pp. 473-84.
- Calderón, F. (2007). *Plan Nacional de Desarrollo 2007-2012*. Presidencia de la República.
- Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL) (2006). *Aplicación de la metodología del Comité Técnico para la Medición de la Pobreza 2000-2005*. Nota técnica.
- Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL) (2007a). *Los mapas de pobreza en México*. Anexo técnico metodológico.

72 *Ensayos Revista de Economía*

- Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL) (2007b). Validación estadística de las estimaciones de la incidencia de pobreza por ingresos estatal y municipal. Nota técnica.
- Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL) (2009a). Aplicación de la metodología para la medición de la pobreza por ingresos y pruebas de hipótesis 2008.
- Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL) (2009b). Cifras de pobreza por ingresos 2008. Comunicados de prensa.
- Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL) (2009c). Medición de la incidencia de pobreza 1992-2008 para los estados con representatividad en la ENIGH. Nota técnica.
- Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL) (2009d). Metodología para la medición multidimensional de la pobreza en México.
- Elbers, C., Lanjouw J. O. y P. Lanjouw (2003). "Micro-level estimation of poverty and inequality." *Econometrica*, Vol. 71, núm. 1, pp. 355-64.
- Guerrero, C. (2010). "Alternative consumer price indexes for Mexico." Center for International Development. Working Paper núm. 42, John F. Kennedy School of Government, Harvard University.
- INEGI (2009a). Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares 2008. Conociendo la Base de Datos.
- INEGI (2009b). Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares 2008. Diseño muestral.
- INEGI-CEPAL (1993). Magnitud y Evolución de la Pobreza en México 1984-1992: Informe Metodológico, INEGI-CEPAL.
- Pollak, R. A. (1998). "The consumer price index: a research agenda and three proposals." *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 12, No. 1, pp. 69-78.
- Prais, S. J. (1959). "Whose cost of living?" *The Review of Economic Studies*, Vol. 26, No. 2, pp. 126-34.
- Secretaría de Desarrollo Social (SEDESOL) (2002). "Medición de la pobreza. Variantes metodológicas y estimación preliminar." Serie 1: Documentos de Investigación.
- Székely, M., López-Calva, L. F., Meléndez, A., Rascón, E. y L. Rodríguez-Chamussy (2007). "Poniendo a la pobreza de ingresos y a la desigualdad en el mapa de México." *Economía Mexicana*, Vol. XVI, núm. 2, segundo semestre, pp. 239-303.

Apéndice

Tabla I.A  
Deflatores por rubros de ingreso y gasto en precios de agosto de 2008

Periodicidad según ENIGH	Decena	Mes											
		INPC	1.1	1.2	2	2.3	Rubros del INPC						
			1.1	1.2	2	2.3	3	4.1	4.2	5.1	6	6.1.1	7
Mensual	Enero	0.9735	0.9557	0.9704	0.9858	0.9953	0.9930	0.9784	0.9548	0.9772	0.9662	0.9467	0.9758
	Febrero	0.9764	0.9512	0.9800	0.9912	1.0036	0.9998	0.9843	0.9571	0.9823	0.9683	0.9471	0.9793
	Marzo	0.9835	0.9642	0.9859	0.9942	1.0139	1.0047	0.9912	0.9619	0.9863	0.9753	0.9642	0.9851
	Abril	0.9857	0.9770	0.9900	0.9944	1.0051	0.9980	0.9927	0.9711	0.9900	0.9787	0.9689	0.9833
	Mayo	0.9846	0.9799	0.9916	0.9961	1.0023	0.9865	0.9940	0.9757	0.9936	0.9811	0.9693	0.9839
	Junio	0.9887	0.9836	0.9926	0.9962	1.0038	0.9917	0.9975	0.9854	0.9976	0.9841	0.9697	0.9877
	Julio	0.9942	0.9928	0.9932	0.9946	1.0082	0.9958	0.9954	0.9912	0.9987	0.9908	0.9800	0.9965
	Agosto	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	Septiembre	1.0068	1.0075	1.0045	1.0025	0.9988	1.0030	1.0011	1.0136	1.0023	1.0076	1.0162	1.0180
	Octubre	1.0136	1.0136	1.0063	1.0056	1.0078	1.0168	1.0041	1.0212	1.0054	1.0140	1.0205	1.0201
	Noviembre	1.0251	1.0319	1.0090	1.0083	1.0125	1.0365	1.0072	1.0278	1.0076	1.0192	1.0273	1.0230
	Diciembre	1.0322	1.0506	1.0353	1.0104	1.0273	1.0387	1.0062	1.0417	1.0107	1.0170	1.0301	1.0301
Trimestral	1 Mayo-Julio	0.9892	0.9855	0.9924	0.9956	1.0048	0.9913	0.9956	0.9841	0.9966	0.9853	0.9730	0.9894
	02-abr Junio - Agosto	0.9943	0.9921	0.9952	0.9969	1.0040	0.9958	0.9976	0.9922	0.9987	0.9916	0.9832	0.9947
	5-7 Julio - Septiembre	1.0003	1.0001	0.9992	0.9990	1.0023	0.9996	0.9988	1.0016	1.0003	0.9994	0.9984	1.0048
	08-sep Agosto - Octubre	1.0068	1.0070	1.0036	1.0027	1.0022	1.0066	1.0017	1.0116	1.0026	1.0072	1.0122	1.0127
Semestral	1 Febrero - Julio	0.9855	0.9748	0.9889	0.9944	1.0062	0.9961	0.9925	0.9737	0.9914	0.9797	0.9665	0.9860
	02-abr Marzo - Agosto	0.9894	0.9829	0.9922	0.9959	1.0055	0.9961	0.9951	0.9809	0.9944	0.9850	0.9753	0.9894
	5-7 Abril - Septiembre	0.9933	0.9901	0.9953	0.9973	1.0030	0.9958	0.9968	0.9895	0.9970	0.9904	0.9840	0.9949
	08-sep Mayo - Octubre	0.9980	0.9962	0.9980	0.9991	1.0035	0.9990	0.9987	0.9978	0.9996	0.9962	0.9926	1.0010

Fuente: elaboración propia con base en SEDESOL (2002).

Tabla 2.A  
**Canasta alimentaria, rural y urbana, 1992-2008**

Rubros de alimentos	Deflactor 1992-2008		Urbano		Rural	
	Consumo (gr. x día)	\$ x 100gr.	Consumo (gr. x día)	Costo 1992*	Consumo (gr. x día)	Costo 1992*
Costo mensual de la canasta	1,163.50		\$167,955	\$949.38	1,170.70	\$124,750
Cereales y derivados	6.85	303.19	861.9	5.9	370.3	199.81
Maíz y derivados	9.4	229.97	438.78		271	149.82
Trigo y derivados	6.94	72	326.63		85	335.6
Harina de trigo	7.9					
Pan dulce	6.53					
Pan blanco	10.59					
Hojuelas de trigo	4.73					
Galletas	6.7					
Pastas	5.16					
Arroz	6.32	352.94	30.71		8.6	277.36
Otros cereales	4.73	519.5	64.94		5.7	434.49
Carnes	4.32	1617.85	1786.11	7.71	105.1	1291.58
Res	4.02	32.7	654.36		25.9	1574.19
Cerdo	3.67	21.2	1675.03		23.2	1403.54
Pollo	4.2	39.3	1234.4		35.5	1027.74
Pescados	4.75	8.4	1544.06	129.7	12.7	1211.39
						23.85
						24.77
						1357.45
						407.72
						325.62
						364.85
						153.85

Nota: \* las cifras se muestran en viejos pesos.

Fuente: elaboración propia con información de BANXICO.

Continuación...Tabla 2.A  
Canasta alimentaria, rural y urbana, 1992-2008

Rubros de alimentos	Deflactor 1992=2008	Urbano			Rural		
		Consumo (gr. x día)	\$ x 100gr.	Costo 1992*	Consumo (gr. x día)	\$ x 100gr.	Costo 1992*
Costo mensual de la canasta		1,163.50		\$167,955	1,170.70	\$124,750	\$706.6
Leche y derivados	5.32	165.4	432.2	714.86	149.4	314.5	469.86
Leche	5.92	145.3	235.85	342.69	134.8	197.53	266.27
Derivados de leche	4.72	20.1	3399.39	638.28	14.6	2617.21	382.11
Huevo	5.81	45	440.71	198.32	45.1	329.24	148.49
Huevo	5.81	45	440.71	198.32	45.1	329.24	148.49
Aceites y grasas	7.26	34	537.66	182.8	30	420.07	126.02
Aceites	7.25	18	546.42	98.36	17.1	406.94	69.59
Aceites y grasas vegetales	7.27	16	527.81	84.45	12.9	437.48	56.43
Otros comestibles	5.86	46	354.98	163.29	0.96	279.36	89.67
Tuberculosis y raíces	5.86	46	354.98	163.29	0.96	279.36	89.67
Papa	5.86	46	710.49	326.83	32.1	279.36	89.67
Leguminosas	5.8	62	386.56	239.67	1.39	313.99	232.35
Frijol	5.91	52.7	376.38	198.35	60.2	309.28	186.19
Otras leguminosas	5.69	9.3	444.27	41.32	13.8	334.53	46.17
Verduras	8.07	103	321.69	331.34	2.67	241.48	225.78
Hortalizas frescas	8.07	103	321.69	331.34	93.5	241.48	225.78
Frutas	6.07	115.7	234.22	270.99	95.2	171.07	162.86
Frutas frescas	6.07	115.7	234.22	270.99	95.2	171.07	162.86
Azúcares	5.69	58	331.97	192.54	1.1	268.26	166.32
Azúcar	5.5	41.9	230.64	96.64	45.8	198.68	91
Otros azúcares	5.88	16.1	595.67	95.9	16.2	464.97	75.33
Dulces, cajeta y miel	4.5	15	979	146.85	9	812	73.08
Alimentos procesados	4.5	15	979	146.85	9	812	73.08
Frutas y legumbres	6.53	125	408.54	510.68	3.33	349.11	366.57
Refrescos envasados	6.53	125	408.54	510.68	105	349.11	366.57
Refrescos envasados	6.53	125	408.54	510.68	105	349.11	366.57

Nota: \* las cifras se muestran en viejos pesos.

Fuente: elaboración propia con información de BANXICO.

Tabla 3.A  
**Valores en pesos de las canastas, actualizados con índices de precios nacionales y locales, 2000, 2004, 2005 y 2006**

Año	Entidad Federativa	Valores de las canastas					
		Urbana			Rural		
		INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
2000	Veracruz	626	582	45	463	432	32
2004	Distrito Federal	672	806	-134	495	594	-99
	Nuevo León	672	692	-21	495	517	-22
2005	Puebla <sup>1</sup>	790	754	36	584	553	31
	Sonora	790	763	27	584	572	12
	Tabasco	790	777	13	584	575	10
	Veracruz	790	750	40	584	557	27
2006	Guanajuato	809	697	113	599	515	84
	Veracruz	809	764	46	599	568	30

Notas: INPC indica el uso de los índices nacionales; IPC refiere el uso de los índices por ciudad. <sup>1</sup> El rubro de alimentos de la canasta básica "pescado y marisco en conserva" no cuenta con información disponible, por lo que se utilizó el genérico "pescados y mariscos".

Fuente: elaboración propia con información de BANXICO.

Tabla 4.A  
**Porcentajes de incidencia de la pobreza estatal de personas, 2000**

Tipo de pobreza	Veracruz		
	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Alimentaria	41.8	37.8	4.0
Capacidades	49.6	46.8	2.8
Patrimonio	69.6	66.9	2.7

Notas: INPC indica el uso de los índices nacionales; IPC refiere el uso de los índices por ciudad.

Fuente: elaboración propia con base en BANXICO y los microdatos de la ENIGH.

Tabla 5.A  
**Porcentajes de incidencia de la pobreza estatal de personas, 2004**

Tipo de pobreza	Nuevo León		
	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Alimentaria	6.3	5.1	1.2
Capacidades	10.7	8.8	1.9
Patrimonio	28.4	25.7	2.7

Notas: INPC indica el uso de los índices nacionales; IPC refiere el uso de los índices por ciudad.

Fuente: elaboración propia con base en BANXICO y los microdatos de la ENIGH.



Tabla 6.A  
Porcentajes de incidencia de la pobreza estatal de personas, 2005

Tipo de pobreza	Puebla		
	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Alimentaria	25.4	22.3	3.1
Capacidades	33.5	31.2	2.3
Patrimonio	61.1	59.1	2.0
Tipo de pobreza	Sonora		
	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Alimentaria	10.9	10.3	0.6
Capacidades	15.5	14.7	0.8
Patrimonio	35.9	35.2	0.7
Tipo de pobreza	Tabasco		
	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Alimentaria	26.9	26.2	0.7
Capacidades	33.7	32.8	0.9
Patrimonio	55.3	54.6	0.7
Tipo de pobreza	Veracruz		
	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Alimentaria	27.3	25.3	2.0
Capacidades	36.3	33.3	3.0
Patrimonio	59.9	58.3	1.6

Notas: INPC indica el uso de los índices nacionales; IPC refiere el uso de los índices por ciudad.

Fuente: elaboración propia con base en BANXICO y los microdatos de la ENIGH.

Tabla 7.A  
Porcentajes de incidencia de la pobreza estatal de personas, 2006

Tipo de pobreza	Guanajuato (2006)		
	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Alimentaria	15.5	11.0	4.5
Capacidades	23.3	17.2	6.1
Patrimonio	51.2	41.3	9.9
Tipo de pobreza	Veracruz (2006)		
	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Alimentaria	20.3	18.6	1.7
Capacidades	28.0	25.1	2.9
Patrimonio	59.3	48.9	10.4

Notas: INPC indica el uso de los índices nacionales; IPC refiere el uso de los índices por ciudad.

Fuente: elaboración propia con base en BANXICO y los microdatos de la ENIGH.

Tabla 8.A  
**Porcentajes de incidencia de la pobreza estatal de personas, 2008**

Tipo de pobreza	Distrito Federal		
	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Alimentaria	7.0	8.5	-1.5
Capacidades	12.3	14.3	-2.0
Patrimonio	32.1	35.9	-3.8
Tipo de pobreza	Guanajuato		
	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Alimentaria	17.4	12.5	4.9
Capacidades	24.7	19.1	5.6
Patrimonio	51.9	43.8	8.1
Tipo de pobreza	Jalisco		
	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Alimentaria	13.1	13.1	0.0
Capacidades	18.3	18.3	0.0
Patrimonio	41.0	41.2	-0.2
Tipo de pobreza	Estado de México		
	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Alimentaria	14.9	12.3	2.6
Capacidades	23.1	20.0	3.1
Patrimonio	48.6	44.6	4.0
Tipo de pobreza	Querétaro		
	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Alimentaria	9.8	9.2	0.6
Capacidades	15.5	15.1	0.4
Patrimonio	35.2	34.2	1.0
Tipo de pobreza	Sonora		
	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Alimentaria	9.3	9.1	0.2
Capacidades	13.7	13.5	0.2
Patrimonio	31.8	31.6	0.2
Tipo de pobreza	Yucatán		
	INPC (A)	IPC (B)	(A)-(B)
Alimentaria	16.9	13.7	3.2
Capacidades	23.3	19.5	3.8
Patrimonio	50.0	43.9	6.1

Notas: INPC indica el uso de los índices nacionales; IPC refiere el uso de los índices por ciudad.

Fuente: elaboración propia con base en BANXICO y los microdatos de la ENIGH.

## **Does the Impact of *Oportunidades* Program Increases in Highly Competitive Regions?**

Marcos E. Domínguez Viera\*

Fecha de recepción: 11 XI 2010

Fecha de aceptación: 7 II 2011

### **Abstract**

Evidence on *Oportunidades*, a successful anti-poverty program in Mexico, has suggested that changes to the current grant structure may induce considerable improvements to its effectiveness. Moreover, there are proposals addressing the importance of regional, observable and unobservable characteristics, regarding its implementation. It is employed competitiveness level outcomes to investigate if this social policy has heterogeneous performance in different regions of intervention. For this purpose, a Difference-in-Difference model is applied to estimate short and mid-term impacts on enrolment rates. Results indicate that the general competitiveness effect is positive but not robust, given the considerable level of aggregation of the data used, whereas if it is distinguished *Oportunidades* treatment by selected competitiveness outcomes, states with highly efficient government institutions, middle competitive economic sectors and middle inclusive, educated and healthy individuals, present a larger program impact on enrolment rates. It is confirmed the significant improvements to program effectiveness and the impact of the competitiveness variables when it is considered only a sample of older children.

**Keywords:** Social policy effectiveness, competitiveness outcomes, school enrolment rates, regional effects, difference-in-difference (DID) model.

**JEL Classification:** C33, D61, I38, R59.

---

\*Gobierno del Estado de Nuevo León.

Email: [marcos.dominguez@nuevoleon.gob.mx](mailto:marcos.dominguez@nuevoleon.gob.mx)

I am grateful to my dissertation advisor at the University of Essex, Dr. Matthias Parey, for his helpful advice on the original version of this work, and to anonymous examiners and other researchers for their valuable comments on earlier drafts.

## Resumen

La evidencia sobre Oportunidades, un exitoso programa de combate a la pobreza en México, sugiere que cambios sobre la estructura actual del otorgamiento de becas podrían incrementar la efectividad del mismo. Inclusive, existen propuestas acerca de la importancia de características observables e inobservables relacionadas con su implementación. En este trabajo, se emplean variables que miden el nivel de competitividad para investigar si esta política social presenta un desempeño heterogéneo en diferentes regiones de intervención. Con este fin, se utiliza un modelo de Diferencias-en-Diferencias (DID, por sus siglas en inglés) para estimar impactos de corto y mediano plazo sobre las tasas de inscripción escolar, y los resultados indican que el efecto del nivel general de competitividad es positivo pero no robusto, debido al nivel considerable de agregación de los datos utilizados; en cambio, si diferenciamos el tratamiento de Oportunidades, a través de indicadores seleccionados de competitividad, estados con instituciones de gobierno altamente eficientes, sectores económicos de mediana competitividad y sociedades con nivel medio de participación, educación y salud, se observa que presentan un mayor impacto sobre las tasas de inscripción, como consecuencia del programa. Así mismo, se confirma una mejora significativa en la efectividad del programa y el impacto de las variables de competitividad, cuando se considera una muestra de beneficiarios de mayor rango de edad.

**Palabras Clave:** efectividad de política social, indicadores de competitividad, tasas de inscripción escolar, efectos regionales, modelo de diferencias-en-diferencias (DID).

**Clasificación JEL:** C33, D61, I38, R59.

## Introduction

The Human Development Program *Oportunidades*<sup>1</sup> is one of the largest anti-poverty programs in Mexico. It was started by the Government in 1998 (at this stage called *Progres*a<sup>2</sup>) in the rural Mexico and was expanded in 2002 to cover the urban areas. This Conditional Cash Transfer (CCT) tries to ameliorate the long-run effects of poverty providing grants to children and youth Mexicans, with the main objective to increase investments in human capital.

---

<sup>1</sup> In what follows, *Oportunidades* is the program that in general will be referred to and *Progres*a denotes only rural-areas component.

<sup>2</sup> It comes from the Spanish acronym on "Program on Health, Education and Nutrition".

Several works have confirmed the significant effects of *Oportunidades* over outcomes such as household investment decisions (Gertler, Martinez and Rubio-Codina, 2006) school participation (Behrman, Gallardo-García, Parker, Todd and Vélez-Grajales, 2010; Parker, Todd and Wolpin, 2006; Attanasio, Meghir and Santiago, 2009) migration (Azuara, 2009), consumption (Angelucci and De Giorgi, 2009; Angelucci and Attanasio, 2009). Nevertheless, some authors as Attanasio and Rubio-Codina (2009) have suggested that this program has marginal impacts on attendance to primary school in rural Mexico, given the considerable child participation in lower stages of education even in the absence of this intervention. Thus, is argued that a re-allocation of the resources should have to be applied to impulse its effectiveness in further levels of education (e.g. secondary school). Furthermore, Attanasio, Meghir and Szekely (2003) evaluated if potential results of *Progresá* in some Mexican states can be extrapolated to other regions, thereby providing evidence about the importance of considering different contexts in the implementation of government interventions.

Bearing the above information, the main goal of this paper is analyse if differentiating the treatment of *Oportunidades* by regional levels of competitiveness, improves the impact of the program on enrolment rates of its beneficiaries in urban areas. It is argued that a more competitive environment that guaranties, among others, the sufficient conditions of infrastructure such as high quality schools and health clinics, skilled human capital, a well-developed and structured labour market, and an efficient government provides outstanding conditions for the program to work efficiently. In order to investigate the specific mechanism of influence, it is selected three sub-indices from a Mexican competitiveness index into the following three groups: individuals, enterprises and government institutions. The proposal is that the impact of *Oportunidades* may differ across regions depending on the general level of competitiveness, the education of the population -representing a measure of how competitive individuals are- the economic sectors competitiveness -for the enterprises' competitiveness- and the government efficiency.

The literature about competitiveness is restricted to the analysis about its determinants, as in the contributions of Dzung and Wang (2008) and Marginean (2006); and the effects of different outcomes on it, as in Aldy and Pizer (2009) and Anger *et al.* (2007). However, to my knowledge, there is no evidence about the competitiveness impact on social policies performance. Similarly, evidence on the effects of individuals' level of education is related to human capital spillovers on co-workers earnings and productivity, as it is pointed out in Battu, Belfield and Sloane (2003) and Navon (2009), and Ramos, Suriñach and Artis (2009). The famous studies of Hall and Jones

(1999) consider the effects of institutions and Acemoglu, Robinson and Johnson (2001) refers to the impact on economic performance. To the best of my knowledge, the paper of Attanasio *et al.* (2003) and schooling supply-side studies of Coady and Parker (2002) and Berhman, Parker and Todd (2005) are the only ones addressing a similar topic. Thus, there is no social policy-oriented research about the impact of competitiveness outcomes. Consequently, the present paper is the first in evaluating a social program in this context.

The rest of the paper is developed as follows. In the next section it is provided a brief description of the program under study and the dataset used in the estimation. After that, it is explained the main findings about *Oportunidades* impact and the contribution to the literature. In section 3, it is introduced the model to be applied and the parameters of interest, followed by section 4 where it is presented the results of the estimation. Finally, it is provided a conclusions section that summarises the most important results and make recommendations for further research on the topic.

### **1. *Oportunidades* Background and Dataset**

In general, the aim of the program is to benefit poor households conditional on investment in three fundamental factors: education, health and nutrition. Specifically, the transference works as a grant conditional on behaviour such as children and adolescents attending school, infants receiving micronutrient supplements, mothers attending sessions on nutrition and health practices, and all family members having regular health and nutrition checkups (Behrman, 2007). Like traditional CCT, the cash is directly transferred to mothers in the household, considering that women might be more worried about children's well being.

Originally, *Progresá* provided grants to children between the third and ninth grades of school (the second half of primary school and complete years of lower-secondary school<sup>3</sup>). When the latter expanded its influence to urban locations (called then *Oportunidades*) the support started to include from the tenth to twelfth levels of education (upper-secondary school). Finally, it is valuable to mention that the amounts transferred to beneficiaries increase with the grades reached and that are higher for girls since the seventh grade, whom traditionally have lower levels of school enrolment at this stage.

---

<sup>3</sup> In the present work primary, lower-secondary and upper-secondary school levels correspond to *primaria*, *secundaria* and *preparatoria* in the Mexican school system, respectively.

The source of the data are the Urban Household Evaluations (“ENCELURB”, for the abbreviation in Spanish) of 2002 (Baseline survey) 2003 (First follow-up survey) and 2004 (Second follow-up survey). The ENCELURB was launched by the Ministry of Social Development in coordination with the National Institute of Public Health and the advice of international researchers for the technical and methodological aspects.

The ENCELURB differs from its rural counterpart due to financial constraints, and as a result, a non-randomized, observational and quasi-experimental design was launched. This survey used information from the National Income and Expenditure of Households Survey 2000 (ENIGH, from its Spanish original name) and the 2000 Population Census, allowing the Program executors targeting the families directly on the poorest city block and then classifying them as eligible (poor) and non-eligible (non poor). The next step was installing near sign-up offices in the selected intervention areas (starting in 2002) for potential beneficiaries that consider themselves as eligible,<sup>4</sup> whereas the households in the non-intervention zones were considered to start in 2004. On the other hand, the rural evaluation was a controlled randomized experiment design where households were informed directly about their status of eligibility. Therefore, a considerable number of urban eligible families<sup>5</sup> did not request their incorporation into the program, while the mechanism in the rural areas achieved high rates of participation.

The ENCELURB collected information of 76,002 individuals in 2002. From this sample it was selected a total of 29,363 children between 6 and 20 years, from which 19,360 live in intervention areas and 10,003 in control ones. After that, the attention is focused on eligible people in both areas accounting for 20,602 poor children. Finally, after cleansing the data of inconsistent ages and years of schooling the sample was 16,642 persons, divided by 10,181 and 6,461 children of intervention and control areas, respectively.

Most of the sample corresponds to children between the first and twelfth grades of school. Although children 6-7 years of age (first and second grades of school) are not directly supported by the program, but they are included on the sample because they may be incentivised to enrol at school and as a result, become beneficiaries in the third grade.

Table 1 has some main baseline data characteristics (year 2002) of the final sample. It is evident that children living in intervention areas are relatively

---

<sup>4</sup> Households noticed the existence of the program through a promotion campaign in the media.

<sup>5</sup> Around 40% according to Behrman *et al.* (2010).

older, but for the rest of the variables the group of comparison has higher enrolment rates and more educated parents. It is included the head of the family's education as an alternative indicator for parents' level of schooling, given data availability and that on average, it is a good approximation for mother and father's grades of schooling. Table 1 also shows that the mean differences between all the variables are significant at the 1% level.

Table 1  
Baseline characteristics for intervention and control areas

Variable	Area		Area		Mean-Comparison Difference
	Intervention	Control	Intervention	Control	
	Mean	Std. Dev.	Mean	Std. Dev.	
<b>Age</b>	11.40	3.77	11.17	3.77	0.23***
<b>Years of schooling</b>	4.25	2.90	4.40	2.86	-0.15***
<b>Enrolment</b>	0.83	0.37	0.86	0.34	-0.03***
<b>Mother's years of schooling</b>	5.22	2.71	5.54	2.78	-0.32***
<b>Father's years of schooling</b>	5.51	2.96	6.01	2.93	-0.50***
<b>Head of family's years of schooling</b>	5.36	2.93	5.75	2.94	-0.39***

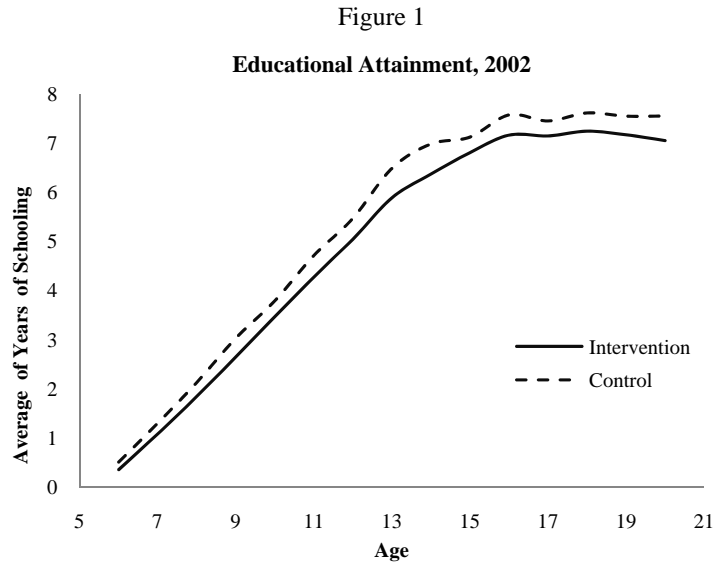
Note: Both groups correspond to the intervention and control areas specifically selected by policy executors, according to their targeting method.

\*\*\*Significant at the 1% level.

Source: Own calculations with data from the ENCELURB, [www.oportunidades.gob.mx](http://www.oportunidades.gob.mx).

Figure 1 also shows that the intervention and control areas have important pre-program differences in years of schooling. For both groups the years of education increase almost linearly with age until children reach 15 years old (lower-secondary school level), and then, the lines become flatter and remain constant on 8 years of schooling. It is noticeable that on average, intervention and control groups follow the same tendency. Consistent to Behrman *et al.* (2010) educational attainment has the same pattern by sex, where girls years of schooling are always higher in the control group than in the intervention one, whereas for boys is the same case until 15 years old and after that the levels are roughly the same in both groups.

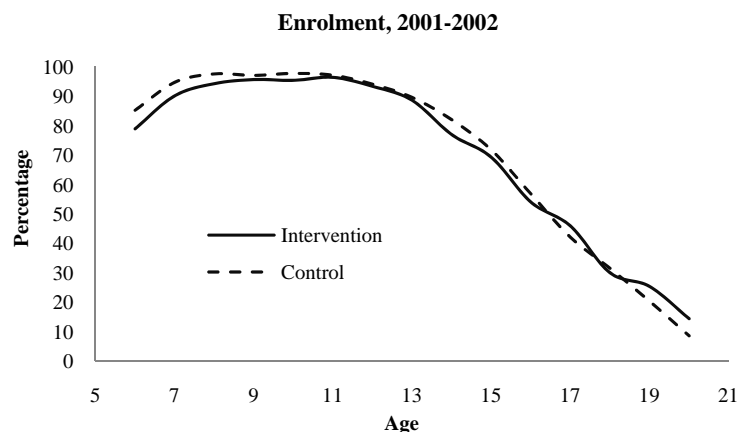




Source: Own elaboration with data from the ENCELURB, [www.oportunidades.gob.mx](http://www.oportunidades.gob.mx).

With respect to the enrolment rates, Figure 2 depicts its evolution for the groups of interest. The enrolment rates are higher for the control group up to 16 years old, then the levels are roughly the same for the next two years, and at the end, the intervention group shows higher attendance rates for the last years. Moreover, the percentage of child/youth enrolled in the 2001-2002 period is more than 90 percent during primary school (until 12 years old) and after that, falls dramatically, achieving around 14 and nearly 9 percentage points for the intervention and control groups, respectively. In this regard, it is not surprising that the policymakers started the program providing grants for primary and lower-secondary school levels, in order to help its beneficiaries in the transition between these two levels.

Figure 2



Source: Own elaboration with data from the ENCELURB, [www.oportunidades.gob.mx](http://www.oportunidades.gob.mx).

In the next sub-section it is described the source of the data that is used to measure regional competitiveness

### 1.2. The Competitiveness Index

The State Competitiveness Index 2006 (SCI2006) was launched by the Mexican Institute for Competitiveness (IMCO from its initials in Spanish) providing information about the economy, institutions, politics, social aspects and other topics as means to support policy-making and investment decisions.<sup>6</sup> Table 2 shows the SCI2006 ranking for 17 states; states where the ENCELURB provides information are shown in bold format. Unfortunately, data about the states with highest levels of competitiveness and the state with the lowest one (Oaxaca) are missing, which in case of availability would help out.

This index could be appropriate for these purposes because its data corresponds to the year 2003, which is in fact the first year of *Oportunidades* (school year 2002-2003) implementation in urban areas, thereby providing an indicator of the current conditions on the sampled states.

---

<sup>6</sup> See IMCO (2006) for further details.

Table 2  
State Competitiveness Index 2006\*

Position	State name	Position	State name
1	Distrito Federal	17	Durango
2	Nuevo Leon	18	Yucatan
3	Aguascalientes	<b>19</b>	<b>Campeche</b>
4	Baja California	<b>20</b>	<b>Sinaloa</b>
5	Coahuila	21	Nayarit
6	Chihuahua	<b>22</b>	<b>Edo Mexico</b>
7	Baja California Sur	<b>23</b>	<b>San Luis Potosi</b>
8	Quintana Roo	<b>24</b>	<b>Puebla</b>
<b>9</b>	<b>Tamaulipas</b>	<b>25</b>	<b>Tlaxcala</b>
10	Queretaro	<b>26</b>	<b>Michoacan</b>
<b>11</b>	<b>Colima</b>	<b>27</b>	<b>Veracruz</b>
<b>12</b>	<b>Sonora</b>	<b>28</b>	<b>Guerrero</b>
<b>13</b>	<b>Guanajuato</b>	<b>29</b>	<b>Hidalgo</b>
<b>14</b>	<b>Morelos</b>	<b>30</b>	<b>Tabasco</b>
15	Jalisco	<b>31</b>	<b>Chiapas</b>
16	Zacatecas	32	Oaxaca

\* The index uses data from 2003.

Source: IMCO (2006).

SCI2006 was constructed with several indicators classified into 10 categories<sup>7</sup> (see Table 3). From these sub-indices, it is hypothesised that the following factors would affect positively the performance of *Oportunidades*: inclusive, educated and healthy society (individuals) efficient and efficacious government (government) and competitive economic sectors (enterprises). It is calculated the impact of the latter indices, in order to find a deeper understanding of the mechanism through which different levels of competitiveness affect *Oportunidades* impact.

<sup>7</sup> For more details about the construction of the SCI2006, please refer to [www.imco.org.mx](http://www.imco.org.mx).

Table 3  
**SCI2006 Sub-Indices**

<b>Sub-Index</b>
Trustworthy and objective law system
Sustainable Environmental Management
Inclusive, educated and healthy society
Stable and dynamic economy
Stable and functional political system
Efficient market of factors
World class sectors
Efficient and efficacious government
Exploitation of international relations
Competitive economic sectors

Source: IMCO (2006).

The next chapter presents the main evidence about *Oportunidades* impact on schooling outcomes and some other relevant studies related with the approach proposed in this study.

## 2. Empirical Evidence on *Oportunidades* Evaluation

After the 1995's crisis the Mexican Government policy design was concentrated to counteract the possible effects over vulnerable groups. Regarding this issue, *Oportunidades* emerged as a mechanism to break the cycle of intergenerational poverty. In this matter, it is expected that this effort to alleviate the effects of poverty should have to be accompanied by a high quality evaluation to assess its effectiveness. In this section, it is reviewed relevant empirical evidence regarding this policy and discuss issues that have arisen in spite of increase *Oportunidades* performance.

Behrman *et al.* (2010) evaluates the short term impact of the *Oportunidades* on schooling and work behaviours of children, finding significant positive impacts on educational attainment, school enrolment, proportions working, and amount of time children spend doing homework. They find larger effects for the 15-18 and 19-20 age group, whereas smaller impacts were found for younger children. Furthermore, it is noteworthy that this article reports greater effects for children 6-7, a group of age that is not directly supported by *Oportunidades*; in comparison to the closest older group.

Parker *et al.* (2006) explored the use of dynamic panel data schooling models as a means to evaluate the short-term and longer-run effects of *Oportunidades* on schooling outcomes. They implemented "kinship-based" estimators exploiting within-family variation in the timing of the program

with respect to children's ages. Their hypothesis was that older siblings' school performance would have an effect over younger siblings' outcomes. After their estimations those researchers found that the program has significant effects on school attendance for older girls and boys. With respect to the simulation of the long-term program effects they estimate that a child participating in the program from age 6-17 would complete about 0.5 additional years of schooling. Bearing these findings, achieving more years of education increases the probability to be employed in a higher-quality job and earn greater wages. However, it cannot be concluded anything about an enhancement in the skills of participant child/youth, which in fact can lead to higher returns to education when these individuals enter to the labour force.

In line with the last argument, Behrman, Parker and Todd (2005) took the advantage of a follow-up evaluation survey (5 years after the first survey) carried out in rural areas and assessed the effect of *Progresa* on several outcomes in the long-run. As a part of this second survey round, achievement tests in the areas of reading, math and written language skills were applied to a sub-sample of adolescents 15 to 21 years of age in 2003. Although, this paper showed significant effects for greater program exposure, it also indicated that there are insignificant results on test scores, possibly explained by the low quality of schools in rural areas. It could be interesting to investigate this issue in urban areas given the higher levels of investment on school infrastructure and teaching quality (relative to rural ones).

School attendance rates are nearly one hundred percent on the first years of education at the baseline year (see Figure 2) which explains the marginal effects in these levels and have lead to proposals about changes in the grant structure of *Oportunidades*. For example, De Janvry and Sadoulet (2005) have proposed re-direct all resources associated to the primary school transfer to children in the transition from primary to secondary school. Furthermore, Attanasio *et al.* (2008) simulated the possibility of abolishing or decreasing the primary school grant in order to increase the transfers for the levels of lower-secondary and upper-secondary school, finding important improvements to the overall program performance.

Nevertheless, it should have been considered the opportunity cost of decreasing or eliminating the primary cash transfer. In this matter, Attanasio and Rubio-Codina (2009) isolated the impact of the primary school stipend to check for possible externalities over households' outcomes like child health, household consumption and secondary school enrolment, finding that the program impacts are not substantially different between eligible households in treatment areas and non-eligible ones.

The above papers suggested changes in the grant structure, considering the level of education of the beneficiaries. Nonetheless, there are additional aspects to take into account when is attempted to introduce a program in a given geographical area. Attanasio *et al.* (2003) assessed the importance of considering individuals' differences in observable and unobservable characteristics, as well as institutional differences between regions; when policy makers are trying to replicate a successful program experience in a new place. For example, they stressed the importance of taking into account if a region has more educated people, differences in infrastructure and laws about child labour, which are relevant factors for this approach. To address the mentioned topic, these researchers splited the Mexican states included in *Progresas*'s evaluation into two groups, with the objective of study if achievements in slightly more dynamic states can be extrapolated to other regions. After their simulations, they estimate a lower impact on the poorest states, meaning that it is important to implement additional policy interventions in order to improve its effectiveness in less developed areas.

In the following subsection it is discussed the mechanism through which competitiveness outcomes do influence the differential exposure of *Oportunidades*' treatment.

### *2.1 The Influence of Competitiveness: Main Assumptions*

As it was previously mentioned, *Oportunidades* has been extensively analyzed in previous studies, revealing that the program is an effective mechanism to accumulate human capital on poor individuals. Almost all Latin American countries and others in the developing world (e.g. African and Asian nations and Turkey) have similar interventions. It is worth noting that CCT have spread to developed areas as the program Opportunity NYC in New York City, which is inspired in *Oportunidades*. Early findings showed that Opportunity NYC has significant short-term impacts on poverty reduction, children's educational outcomes, family member's health care and parents' work and training (Riccio, 2010). Even tough there is no evidence about the effects of competitiveness on CCT effectiveness, the latter result is particularly relevant because indicates that this type of programs have success on regions with outstanding competitiveness conditions. As a matter of fact, New York City is ranked 1<sup>st</sup> all over the world in the "2009-2010 Global Urban Competitiveness Report."

For this analysis, it is hypothesised that parents and/or children might be more responsive to the program rewards, because they may perceive that the current and future benefits from participating are higher in a more competitive environment. For example, in highly competitive regions the stock of health infrastructure and human resources might have better quality

and, as a result, the families are more incentivised to participate because the health assistance is also enhanced. Moreover, the expected returns to schooling are higher in the presence of school quality inputs. Behrman *et al.* (2005) found that the impact of *Oportunidades* on enrolment rates increases with schooling quality in rural areas, measured by pupil-teacher ratios and the type of secondary school attended. In this study, it is also suggested that a more dynamic, productive and well structured labour market, accompanied by highly competitive enterprises, are competitiveness characteristics that positively complement the latter mechanism of program impact enhancement.

It is also proposed that the impact of *Oportunidades* is higher in states with more educated people and a dynamic economy. For instance, Attanasio *et al.* (2003) confirmed that this is true in the rural areas where enrolment rates, wages and household income are relatively higher. Furthermore, it is argued that a more participative government with a trustworthy and objective law system do influence households to take the advantage of a government intervention such as *Oportunidades*, due to minimized transaction costs. Additionally, a tight collaboration between all government levels (national, state and local) is beneficial for this social program, because additional policies are necessary to satisfy the increased demand, like the provision of more teachers, nurses and physicians.

In general, the mentioned aspects are incorporated in a competitive environment which offers integral acceptable conditions, maximizing individuals' socioeconomic potential, while constantly fostering their well-being, allowing them to face economic fluctuations (IMCO, 2006) thereby increasing the probability of anti-poverty programs success.

The next section presents the basic framework and the methodology to estimate a difference in difference model.

### **3. Econometric Approach**

The general methodological approach compares the outcomes of individuals supported by *Oportunidades* (treatment group) with a group of people which meet the program's eligibility criteria but do not participate on it (control group). Specifically, it is considered the following groups:

- Treatment group. - Individuals living in intervention areas that meet the eligibility criteria choose to participate and were accepted on it.

- Control group. - 1) Individuals that live in intervention areas, meet the eligibility criteria but did not choose to participate on it; 2) Individuals that live in non- intervention areas but are eligible given their characteristics.

As it was mentioned in the program description, persons living in intervention areas were selected to start in 2002, whereas the ones living in non-intervention areas will be incorporated in the year 2004. On the other hand, enrolment rates and ages of treatment and control groups are on average the same but differ only on the years of schooling and parents' education (see Table 4). Thus, that the control group is on average a suitable comparison group.<sup>8</sup>

Table 4  
Baseline characteristics for treatment and control groups

Variable	Group		Group		Mean- Comparison Difference
	Treatment		Control		
	Mean	Std. Dev.	Mean	Std. Dev.	
<b>Age</b>	11.30	3.68	11.32	3.82	-0.02
<b>Years of schooling</b>	4.14	2.83	4.41	2.91	-0.27***
<b>Enrolment</b>	0.84	0.36	0.84	0.36	0.00
<b>Mother's years of schooling</b>	5.22	2.73	5.36	2.72	-0.14**
<b>Father's years of schooling</b>	5.43	2.96	5.89	2.94	-0.46***
<b>Head of family's years of schooling</b>	5.31	2.89	5.64	2.97	-0.33***

\*\*\* Significant at the 1% level.

\*\* Significant at the 5% level.

Source: Own calculations with data from the ENCELURB, [www.oportunidades.gob.mx](http://www.oportunidades.gob.mx).

The parameter of interest is the Average Treatment Effect on the Treated (ATT) "...that is the effect of the program on those who receive it, in that they are not only eligible and live in treatment areas, but actually participate into the program" (Attanasio *et al.* 2008). In this sense, it is found that the ATT appropriate because it includes eligible non-participant households in the control group that live in intervention areas, thereby allowing to differentiate them from the ones that decided to participate.

<sup>8</sup> A more sophisticated method, propensity score matching estimation will be used to verify the results.



Attanasio *et al.* (2008) suggested that more sophisticated results could be found with the Average Intention to Treat (AIT) "...which measures the average impact of the program on eligible individuals, regardless of whether they participate in the program." Nonetheless, the rate of participation in intervention areas is relatively low (slightly more than 50%). Angelucci and Attanasio (2009) carry out with the identification of AIT and ATT to explore the determinants of program participation to study the effect of *Oportunidades* on food and non-food consumption. Their estimations showed that the ATT effects were positive and significant for the period analyzed, whereas the AIT provided smaller coefficients but not statistically significant. Regarding the latter evidence, the study will focus on the ATT as a way to identify the impact of *Oportunidades* on enrolment.

Compared with the application of Attanasio *et al.* (2003) the proposed estimation differs in the main objective because the intention is not to extrapolate or "scale up" regional effects, and also, in the data structure, given that they had access to a randomized evaluation sample for the rural *Progresas*. However, as a part of their analysis, those researchers implemented a difference-in-difference model to estimate separately the effect on enrolment rates of their two groups of interest, which is comparable with the approach that is carried out.

In the next sub-section, it is formally introduced a conventional difference-in-difference model.

### 3.1 A Difference-in-Difference (DID) Model

Following a standard DID approach, let  $Y_{it}$  be the outcome for an individual  $i$  at time  $t=0, 1$ . Define  $D_{it} = 1$  if  $i$  is treated and  $D_{it} = 0$  if is not exposed to the program (control group). Let also  $X_i$  be a set of covariates. The ATT is then:

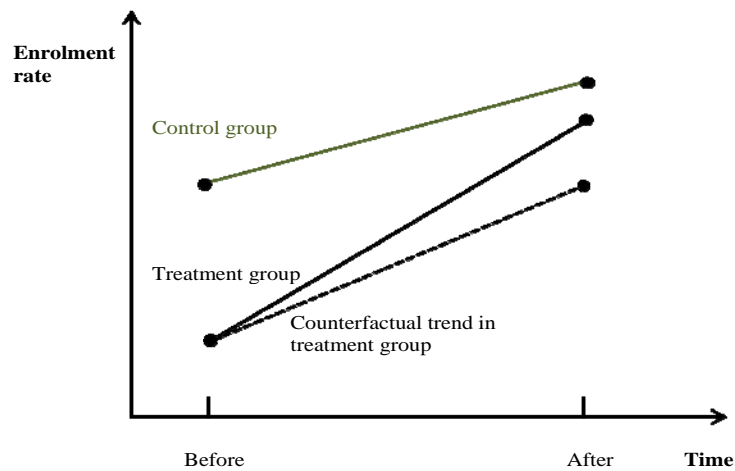
$$ATT = E(Y_{i1}(1) - Y_{i1}(0)|X_i, D_{i1} = 1) \quad (1)$$

It is observed that  $E(Y_{i1}(1)|X_i, D_{i1} = 1)$ , but the counterfactual outcome  $E(Y_{i1}(0)|X_i, D_{i1} = 1)$  is missing. In order to tackle with this methodological issue, DID models assume that in the absence of treatment, average outcomes for treated and control groups would follow parallel paths (see Figure 3) over time (Abadie, 2005).

Getting in the context of this application, it is important to evaluate if it is valid to assume that schooling outcomes of individuals, living in a region with a given level of competitiveness, would follow the same trends without being treated. This assumption is satisfied, because individual schooling

decisions take place in similar competitiveness environments. For example, it is plausible that they have access to similar quality of schooling and health centres, as well as to comparable government support and laws.

Figure 3



Source: Own elaboration.

Therefore, the parameter of interest can be approximated with the next expression:

$$ATT = [E(Y_{i1}(1)|X_i, D_{i1} = 1) - E(Y_{i1}(0)|X_i, D_{i1} = 0)] - [E(Y_{i0}(1)|X_i, D_{i1} = 1) - E(Y_{i0}(0)|X_i, D_{i1} = 0)] \quad (2)$$

The basic panel data equation to be estimated is the following:

$$Y_{i1} - Y_{i0} = \alpha + \beta X_i + \tau D_{i1} + \varepsilon^* \quad (3)$$

where  $\alpha$  is the effect of time on all units,  $\tau$  is the ATT and  $\varepsilon^* = \varepsilon_{i1} - \varepsilon_{i0}$ . Nevertheless, Meyer (1995) explains that the effect of the treatment may differ across regions (interaction of setting and treatment). In this regard, it is argued that there are heterogeneous effects due to different competitiveness outcomes between the regions in which the program is being applied. Thus, the type of equation to be estimated becomes:

$$Y_{i1} - Y_{i0} = \alpha + \beta X_i + \tau D_{i1} + \delta X_i * D_{i1} + \varepsilon^* \quad (4)$$

where  $\delta$  is the coefficient of interest denoting the impact of the interaction term. With the above formula, it is attempted to differentiate the effect that has the treatment on states with higher levels of competitiveness as a general approach, and highly inclusive, educated and healthy society, competitive economic sectors and efficient government institutions, as particular outcomes.

It is argued that if individuals in a given region are more educated; there are important economic incentives to poor people to pursue higher levels of education in order to compete in the labour market. As a consequence, in those states is more reasonable to think that individuals would take the advantage of being granted by the program and will attend school. Furthermore, it is believed that states with more competitive economic sectors (or enterprises) would require high skilled individuals in order to maintain their productivity level; as a consequence, the labour force has to meet these requirements in order to acquire a job. Finally, it is considered that if the government institutions works efficiently, the infrastructure and the environment would be more adequate to have a higher program performance.

Following Attanasio *et al.* (2003) it is supposed that in each period children (or their parents) take the decision of whether attend school or work, considering all present and future benefits and costs that can affect their expected utilities. Moreover, studying and working are the only two options that a child can undertake. Given the relative higher levels of education in urban areas, it is assumed that children can study up to age 20. If they choose to work, they will receive a local wage according to their education and age.

Regarding the “Basic Model” of Parker *et al.* (2006) it is assumed that child’s schooling decisions depend on family-specific “unobservable” variables (time invariant). For instance, the variables that determine the decision of whether or not send children to school are child’s age and sex, the lagged attendance and the head of family’s education. The latter variables are not specifically variables of interest, but controls to isolate the effect of the competitiveness variables.

In the next section it is reported the results of the DID model previously described.

#### **4. Results**

In this segment, it is presented the estimations of the ATT effect of *Oportunidades* on enrolment rates. It is attempted to differentiate the effect

of the treatment by levels of general competitiveness and selected competitiveness outcomes. It is used a difference-in-difference (DID) model to calculate the first (short-term impact) and second<sup>9</sup> (mid-term impact) years impacts of *Oportunidades* implementation. Like in Behrman *et al.* (2010) it is computed the bootstrap standard errors to have an accurate estimation of the DID model.

First at all, it is estimated a general model specification for the whole sample (children 6-20 years of age). After that, it is adjusted the sample design to estimate the effect on enrolment rates for older children (children 10-20 years of age) to examine if the impact is higher.

#### 4.1 Competitiveness Level

Table 1 reports the estimated program impacts on schooling enrolment. Columns 1 and 2 show a simple Cross Section Model for the first year of program implementation (2003) and OLS estimation for the whole panel data period (2002-2004) respectively. Finally, columns 3-7 cover the first year calculations using the Difference-in-Difference (DID) model.<sup>10</sup>

Column 3 reveals that *Oportunidades* roughly increases enrolment rates by 3.1 percentage points. For the same range of age, the baseline result is equivalent to the simple DID result in Behrman *et al.* (2010) for boys, but is less than the 3.6% estimated for girls. Similarly, this result is slightly smaller than the 3.5% of the basic model in Parker *et al.* (2006) but they considered children between 6-17 years and included ineligible households in their sample.

On the other hand, the control variables are strongly correlated with the schooling outcome obtained in this study. For instance, *ceteris paribus*, if children's age increases, it is more likely that he/she may drop out from school. Also, if the child/youth is a boy, the chances that he enrolls to school decrease. If the child has attended school in the previous year, there is a higher probability that he/she enrolls in the present period. All those variables are statistically significant in all the DID models.

According to the first result on column 4 if the beneficiary of *Oportunidades* lives in a highly competitive state, the enrolment increases by 2.7 percentage points. Even though the latter result is marginally significant, after adding the rest of the covariates, this coefficient loses its prediction power.

---

<sup>9</sup> The tables of second year estimations are available on request.

<sup>10</sup> The tables for the mid-term program impacts are available on request.

Table 1  
**Estimated program effect on enrolment  
 Child/Youth 6-20 years  
 Competitiveness Index**

Variable	Estimator						
	Cross- Section Post Program	OLS		1 Year DID			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Treated	0.019*** (0.006)	0.024*** (0.004)	0.031*** (0.009)	0.031*** (0.009)	0.027*** (0.007)	0.027*** (0.008)	0.028*** (0.008)
Highly Competitive States Dummy	-0.018 (0.011)	-0.024*** (0.007)	...	-0.033*** (0.010)	-0.049*** (0.009)	-0.049*** (0.008)	-0.034*** (0.010)
Middle Competitive States Dummy	-0.028*** (0.007)	-0.02*** (0.004)	...	-0.005 (0.006)	-0.028*** (0.005)	-0.028*** (0.005)	-0.034*** (0.005)
Treatment on Highly Competitive States	-0.017 (0.017)	-0.011 (0.01)	...	0.027* (0.015)	0.015 (0.013)	0.015 (0.013)	0.002 (0.014)
Treatment on Middle Competitive States	0.000 (0.013)	0.000 (0.008)	...	0.008 (0.012)	0.013 (0.010)	0.013 (0.010)	0.012 (0.012)
Age	-0.035*** (0.001)	-0.039*** (0.001)	...	...	-0.050*** (0.001)	-0.050*** (0.001)	-0.046*** (0.001)
Sex	-0.003 (0.005)	-0.007*** (0.003)	...	...	...	-0.007** (0.004)	-0.010** (0.004)
Head of Family's Education	0.005*** (0.001)	0.006*** (0.001)	...	...	...	...	0.010*** (0.001)
Lagged Attendance	0.445*** (0.013)	0.390*** (0.015)	...	...	...	...	...
Constant	0.880*** (0.022)	0.963*** (0.019)	...	...	...	...	...
Number of Observations	10,279	19,770	29,226	29,226	29,226	29,226	23,115
R <sup>2</sup>	0.4596	0.5213	0.0010	0.0014	0.2464	0.2465	0.2365

Note: The dummy and treatment variables are correlated by construction, however, to show the general effect of living in each region and being treated separately.

Bootstrap Standard Errors in Parentheses, 500 replications.

\*\*\* Significant at the 1% level.

\*\* Significant at the 5% level.

\* Significant at the 10% level.

Source: Own elaboration with data from the ENCELURB, [www.oportunidades.gob.mx](http://www.oportunidades.gob.mx).

Similarly, the treatment on middle competitive states shows the predicted sign and a lower magnitude than the high one but is not statistically significant. Despite that, it is interesting to notice that there is a negative and significant effect of living in a state with high or middle competitiveness level (highly and middle competitive state dummies) perhaps capturing the influence of the control group which is not being directly incentivised by the program to attend school. Furthermore, the selected-poor individuals in the ENCELURB have similar observable characteristics; so that it is pointed out that the effect of the competitiveness outcomes is reflected in the presence of the program, because households might take the advantage of it, perhaps considering (among others) that the expected returns to school are higher in a more competitive environment.

The mid-term program impacts increase in magnitude.<sup>11</sup> For instance, after 2 years of implementation *Oportunidades* raises enrolment by 3.5 percentage points. It is interesting to notice that Behrman *et al.* (2010) did not find a significant effect for the second year impact on enrolment rates. Regarding the treatment on highly competitive states, it is found a positive and higher coefficient than in the first year (3.4%) being only marginally significant in the very first estimations. Nonetheless, the result becomes insignificant after including control variables.

#### 4.2 *Inclusive, Educated and Healthy Society (IEHS)*

The results in Table 2 reveal that apparently there is not an increase in the *Oportunidades* program impact if the region has a highly inclusive, educated and healthy society (IEHS). More surprisingly is the fact that when the Mexican states have just middle developed individuals in this outcome, there is an increase of 5.2 percentage points in enrolment in the first year (see column 4) and 5.8 percentage points in the second year. These results double the OLS estimations and remain significant even after including the controls.

Those findings might suggest that in states with highly educated individuals, there are fewer incentives to poor people to pursuit higher levels of education, taking into account their relative disadvantage with respect to already educated and wealthy individuals.

---

<sup>11</sup> The tables of second year estimations are available on request.

Table 2  
**Estimated program effect on enrolment**  
**Child/Youth 6-20 years**  
**Sub-Index: Inclusive, Educated and Healthy Society (IEHS)**

Variable	Estimator						
	Cross-Section Post Program		1 Year DID				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Treated	0.015** (0.007)	0.017*** (0.005)	0.031*** (0.009)	0.031*** (0.009)	0.027*** (0.008)	0.027*** (0.008)	0.028*** (0.008)
Highly IEHS States Dummy	-0.028*** (0.007)	-0.025*** (0.004)	...	0.006 (0.006)	-0.025*** (0.006)	-0.025*** (0.006)	-0.028*** (0.006)
Middle IEHS States Dummy	-0.019** (0.008)	-0.025*** (0.005)	...	-0.007 (0.007)	-0.034*** (0.006)	-0.034*** (0.006)	-0.036*** (0.007)
Treatment on Highly IEHS States	-0.001 (0.011)	0.000 (0.007)	...	-0.001 (0.011)	0.005 (0.009)	0.005 (0.009)	0.008 (0.010)
Treatment on Middle IEHS States	0.018 (0.014)	0.023*** (0.009)	...	0.052*** (0.013)	0.052*** (0.011)	0.052*** (0.011)	0.043*** (0.011)
Age	-0.035*** (0.001)	-0.039*** (0.001)	...	...	-0.050*** (0.001)	-0.050*** (0.001)	-0.046*** (0.001)
Sex	-0.003 (0.005)	-0.007*** (0.003)	...	...	...	-0.007** (0.003)	-0.011** (0.004)
Head of Family's Education	0.005*** (0.001)	0.006*** (0.001)	...	...	...	...	0.010*** (0.001)
Lagged Attendance	0.446*** (0.013)	0.390*** (0.014)	...	...	...	...	...
Constant	0.881*** (0.023)	0.969*** (0.018)	...	...	...	...	...
Number of Observations	10,279	19,770	29,226	29,226	29,226	29,226	23,115
R <sup>2</sup>	0.4592	0.5212	0.0010	0.0016	0.2458	0.2459	0.2360

Note: The dummy and treatment variables are correlated by construction, however, to show the general effect of living in each region and being treated separately.

Bootstrap Standard Errors in Parentheses, 500 replications.

\*\*\* Significant at the 1% level.

\*\* Significant at the 5% level.

\* Significant at the 10% level.

Source: Own elaboration with data from the ENCELURB, [www.oportunidades.gob.mx](http://www.oportunidades.gob.mx).

#### 4.3 *Competitive Economic Sectors (CES)*

Table 3 reveals a parallel result to the one earlier reviewed. If a child/youth is supported in a state with middle CES, the enrolment raises by 3.3 percentage points, two times the OLS coefficient. Similarly, there is no gain in program's effectiveness if it is implemented in a highly CES state. Once again, if it is considered intervention and control areas as a whole, there is a negative effect on enrolment rates of living in a state with highly/middle CES, thereby reflecting the interaction with the no treated.

The second year DID estimations confirm the above result for the states with middle CES. However, the impact decreases this time to 2.6 percentages points, but is still a statistically significant coefficient. These finding may be a consequence of the high human capital requirements in states with highly CES, reducing poor people incentives, making them decide not to attend further levels of schooling, given their relatively higher investment costs and the reduced chances to succeed in the future.

#### 4.4 *Efficient and Efficacious Government (EEG)*

According to the calculations presented in this study, if *Oportunidades* is launched in a Mexican state with a highly EEG, the program impact increases by 3.8 percentage points. This result remains strongly significant although it was added other covariates. In this case, the coefficient of the middle EEG is positive and lower than the high one as it would be expected, but it is not statistically significant. Nevertheless, OLS results in column 2 (see Table 4) predict a significant effect of the high and middle EEG treatment effects, being the middle coefficient lower than the high one.

Again, a mid-term exposure to the program has an important spillover effect of having more efficient government institutions. For instance, *ceteris paribus*, if a child is supported in a state with a highly EEG, the enrolment rate rises by 3.9 percentage points. This coefficient falls to 2.7 percentage points when it was added all the control variables, but remains significant though.

There are proposals about the significant gains in effectiveness when it is considered the effect only on older children. Next sub-section will present estimations for slightly older children in order to figure out if the effect of the competitiveness variables is higher for this sub-sample.



Table 3  
**Estimated program effect on enrolment  
 Child/Youth 6-20 years  
 Sub-Index: Competitive Economic Sectors (CES)**

Variable	Estimator						
	Cross- Section Post Program	OLS		1 Year DID			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Treated	0.010 (0.009)	0.021*** (0.005)	0.031*** (0.009)	0.031*** (0.009)	0.027*** (0.007)	0.027*** (0.008)	0.028*** (0.008)
Highly CES States Dummy	-0.025*** (0.007)	-0.018*** (0.005)	...	-0.010 (0.007)	-0.028*** (0.006)	-0.028*** (0.006)	-0.028*** (0.006)
Middle CES States Dummy	-0.014* (0.008)	-0.010** (0.005)	...	-0.040*** (0.007)	-0.039*** (0.007)	-0.039*** (0.007)	-0.038*** (0.007)
Treatment on Highly CES States	0.005 (0.012)	-0.004 (0.007)	...	0.007 (0.011)	0.003 (0.010)	0.003 (0.010)	0.005 (0.010)
Treatment on Middle CES States	0.030** (0.012)	0.017** (0.007)	...	0.033*** (0.011)	0.033*** (0.010)	0.033*** (0.009)	0.034*** (0.010)
Age	-0.035*** (0.001)	-0.039*** (0.001)	...	...	-0.050*** (0.001)	-0.050*** (0.001)	-0.046*** (0.001)
Sex	-0.003 (0.005)	-0.007*** (0.003)	...	...	...	-0.007* (0.004)	-0.010*** (0.004)
Head of Family's Education	0.005*** (0.001)	0.006*** (0.001)	...	...	...	...	0.010*** (0.001)
Lagged Attendance	0.446*** (0.012)	0.391*** (0.015)	...	...	...	...	...
Constant	0.877*** (0.021)	0.960*** (0.020)	...	...	...	...	...
Number of Observations	10,279	19,770	29,226	29,226	29,226	29,226	23,115
R <sup>2</sup>	0.4592	0.5210	0.0010	0.0022	0.2461	0.2462	0.2352

Note: The dummy and treatment variables are correlated by construction, however, to show the general effect of living in each region and being treated separately.

Bootstrap Standard Errors in Parentheses, 500 replications.

\*\*\* Significant at the 1% level.

\*\* Significant at the 5% level.

\* Significant at the 10% level.

Source: Own elaboration with data from the ENCELURB, [www.oportunidades.gob.mx](http://www.oportunidades.gob.mx).

Table 4  
**Estimated program effect on enrolment**  
**Child/Youth 6-20 years**  
**Sub-Index: Efficient and Efficacious Government (EEG)**

Variable	Estimator						
	Cross- Section Post Program	OLS		1 Year DID			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Treated	0.006 (0.010)	0.012** (0.006)	0.031*** (0.009)	0.031*** (0.008)	0.027*** (0.008)	0.027*** (0.007)	0.028*** (0.008)
Highly EEG States Dummy	-0.021** (0.008)	-0.013*** (0.005)	...	-0.037*** (0.008)	-0.033*** (0.007)	-0.033*** (0.007)	-0.028*** (0.007)
Middle EEG States Dummy	-0.016** (0.008)	-0.014*** (0.005)	...	-0.001 (0.007)	-0.017*** (0.006)	-0.017*** (0.006)	-0.016** (0.006)
Treatment on Highly EEG States	0.035*** (0.013)	0.026*** (0.008)	...	0.038*** (0.011)	0.031*** (0.010)	0.030*** (0.010)	0.031*** (0.011)
Treatment on Middle EEG States	0.019 (0.013)	0.021*** (0.008)	...	0.007 (0.011)	0.010 (0.010)	0.010 (0.010)	0.013 (0.011)
Age	-0.035*** (0.001)	-0.039*** (0.001)	...	...	-0.050*** (0.001)	-0.050*** (0.001)	-0.045*** (0.001)
Sex	-0.003 (0.005)	-0.007** (0.003)	...	...	...	-0.007* (0.004)	-0.010*** (0.004)
Head of Family's Education	0.005*** (0.001)	0.006*** (0.001)	...	...	...	...	0.010*** (0.001)
Lagged Attendance	0.446*** (0.013)	0.391*** (0.016)	...	...	...	...	...
Constant	0.876*** (0.021)	0.959*** (0.020)	...	...	...	...	...
Number of Observations	10,279	19,770	29,226	29,226	29,226	29,226	23,115
R <sup>2</sup>	0.4584	0.5207	0.0010	0.0023	0.2454	0.2455	0.2353

Note: The dummy and treatment variables are correlated by construction, however, to show the general effect of living in each region and being treated separately.

Bootstrap Standard Errors in Parentheses, 500 replications.

\*\*\* Significant at the 1% level.

\*\* Significant at the 5% level.

\* Significant at the 10% level.

Source: Own elaboration with data from the ENCELURB, [www.opportunidades.gob.mx](http://www.opportunidades.gob.mx).

#### 4.5 The Effects on Older Children

Given the marginal effects on younger children that have been previously discussed in Behrman *et al.* (2010) de Janvry and Sadoulet (2005) and Attanasio *et al.* (2008) it is argued that the impact of *Oportunidades* and the competitiveness outcomes are higher for older beneficiaries. Regarding this modification, it is reduced the sample including child/youth between 10-20 years, which account for 10,397 individuals, see Appendix.

It is observed in Table A.1 that the ATT increases importantly, being in the order of 4.1 percentage points in the baseline estimations. With respect to the control variables, the age impact almost duplicates, meaning that if a poor boy/girl in the sample has between 10-20 years, it is more plausible that he/she would drop out from school. Moreover, head's of family education becomes a more important determinant on enrolment decisions, representing a positive effect for this outcome. Finally, the sex coefficient is on the average the same as for the whole sample (children 6-20 years) predicting a negative effect on attendance if the children is a boy.

Once again, the effect of the general competitiveness outcome is not robust for either of both years of analysis. On the other hand, it is noteworthy that the impact of living in a state with middle inclusive, educated and healthy society (IEHS) rises considerably. For instance, if a child in a beneficiary household lives in a region with middle IEHS, the enrolment rate increases by 7.9 percentage points in the first year of evaluation. Furthermore, the coefficient is higher for the second year's baseline estimation (8.5%). The latter variables remain strongly significant even after the addition of the rest of the covariates, see Table A.2.

The very first estimations for the sub-index of Competitive Economics Sectors (CES) also show an increment for the middle group. If treated children live in a state with middle CES, their school attendance raises by 6.5%. For the second year calculations, the middle CES coefficient falls to 5.5 percentage points, remaining statistically significant though, see Table A.3.

The *Oportunidades* effect on school attendance rises importantly when is launched in a state with a highly efficient and efficacious government (EEG). In Table A.4 is shown that the coefficients for this variable rose 8.2 and 8.1 percentage points in the first and second year calculations, respectively. It is worth mentioning that for that group of age (10-20 years) the effect of living in a state with middle EEG is positive and lower in magnitude than the high one (3.6%) revealing substantial gains relatively to the group of people living in regions with low EEG. The latter coefficients

decrease in magnitude after adding the control variables but are still significant though.

The results found for the selected competitiveness outcomes are remarkable. As a matter of fact, they are comparable with the ones found in Attanasio *et al.* (2003) for the rural areas, whom estimated an impact on school attendance of 7.4 percentage points for the group of more dynamic states, and 2.3 percentage points for the group of poorest states, being the difference between these two groups statistically significant.

#### 4.6 Additional Controls

If the effect of inclusive, educated and healthy society, economic sectors competitiveness and government efficiency is valid, after including additional control variables<sup>12</sup> the effect should have to remain statistically significant. It is argued that the following variables have a significant effect on enrolment rates: household income, household size, number of children under 16 years of age and the dependency ratio. All the latter variables resulted significant explanatory variables of enrolment rates. However, the household income impact is infinitesimal, given that all the families in the sample were deemed classified as poor so that their incomes are very similar. On the other hand, it is found that if the household size increases by one more family member, the enrolment rate reduces by 1.8 percentage points, whereas if the additional member is under 16 years of age, there is an increment of 1.5 percentage points. Moreover, if the dependency ratio in the household increases 1 unit, the enrolment rate rises by 6.5 percentage points. What is more, main results still apply after controlling for the latter variables.

#### Concluding Remarks

When policy makers attempt to implement a social intervention, information regarding a given objective group is worthwhile by its own. In this regard, it was proved that the prevailing context in Mexican states with highly efficient and efficacious governments, middle competitive economic sectors and middle inclusive, educated and healthy society, allow *Oportunidades* to achieve higher impacts on enrolment rates. Furthermore, it was confirmed that these effects are significantly improved if it is considered the impact on older children.

---

<sup>12</sup> The tables of this subsection are available on request.

***Does the Impact of Oportunidades Program Increases in Highly Competitive...? 105***

When institutions work efficiently the environment to implement social interventions is more favourable. Consequently, such a social policy should have to be accompanied by mechanisms of co-responsibility between policymakers and other institutions like the Ministry for Education and local government organisms. Behrman *et al.* (2005) have suggested that *Oportunidades* may have actually lowered school quality, given the increased number of students derived from the program support, and the “congestion effect” caused by it. Moreover, Attanasio *et al.* (2003) posit that additional policy interventions are necessary in relatively poorer areas in order to achieve comparative program results as in slightly more dynamic regions.

The findings reveal that children living in beneficiary households have more economic incentives to attend school if they feel relatively less disadvantaged with respect to the rest of the population. This means that beneficiaries will attend school if the expected benefits that they will obtain from participating in the program (e.g. grants, health services, higher returns to education) do compensate the expected costs of attending school (e.g. forgone income from working, schooling costs, future costs of job search).

In the same line, results predict that children may consider not enrolling at school if they judge that future costs of meeting enterprises job requirements are high enough. Hence, living in a state with middle competitive economic sectors reduces participants expected costs (increases the expected utility) of applying for a job in the future, encouraging them to carry on further years of schooling.

The competitiveness level impact resulted positive but is not robust. The latter finding would be caused by the high level of aggregation of the data. Specifically, the SCI2006 includes variables that would affect the impact of *Oportunidades*, whereas is not feasible that variables like the environmental ones can help the program performance. Furthermore, the sampled states in the ENCELURB are not ranked among the most competitive ones. Nowadays, *Oportunidades* supports children in states with the highest levels of competitiveness and, as a result, having access to this data would lead us to more robust results.

Finally, as it was previously discussed, there are important pre-program differences between treatment and control groups. In order to tackle with this methodological issue, a more suitable model may be a difference-in-difference model with matching. In this model it was weighted the control group with a propensity score, which measures the probability of participation given some baseline characteristics at the family and/or individual level.

## References

- Abadie, A. (2005). "Semiparametric Difference-in-Differences Estimators." Harvard University and NBER, *Review of Economic Studies*, 72, 1–19.
- Acemoglu, D., J. A. Robinson, and S. Johnson. (2001). "The Colonial Origins of Comparative Development: An Empirical Investigation." *American Economic Review*, 91 (5), 1369-1401.
- Aldy, J. and W. Pizer (2009). "The Competitiveness Impacts of Climate Change Mitigation Policies." Prepared for the *Pew Center on Global Climate Change*.
- Angelucci, M., and G. De Giorgi (2009). "Indirect Effects of an Aid Program: How Do Cash Transfers Affect Non-Eligibles' Consumption?" *American Economic Review*, 99 (1), 486-508.
- Angelucci, M. and O. Attanasio (2009). "Oportunidades: Program Effect on Consumption, Low Participation, and Methodological Issues." University of Chicago Press, *Economic Development and Cultural Change*, 57 (3), 479-506.
- Anger, N., P. Veenendaal, V. Alexeeva-Talebi, S. Boeters, N. van Leeuwen, T. Menzel, U. Oberndorfer and H. Rojas-Romagoza (2007). "Competitiveness Effects of Trading Emissions and Fostering Technologies to Meet the EU Kyoto Targets: A Quantitative Economic Assessment." Enterprise and Industry Directorate-General European Commission, *Industrial Policy and Economic Reforms Papers*, No 4.
- Attanasio, O., C. Meghir and A. Santiago (2009). "Education Choices in Mexico: Using a Structural Model and a Randomized Experiment to Evaluate Progresa." Manuscript, University College London.
- Attanasio, O., C. Meghir, A. Santiago and A. Shephard (2008). "A Better Coating for the Silver Bullet: Improving Conditional Cash Transfers in Urban Mexico." Inter-American Development Bank, *IADB Working Paper*, No. 1.
- Attanasio, O., C. Meghir and M. Szekely (2003). "Using Randomised Experiments and Structural Models for "Scaling Up". Evidence from the Progresa Evaluation." Institute for Fiscal Studies (IFS), *IFS Working Papers*, WP03/05.
- Attanasio, O. and M. Rubio-Codina (2009). "Re-Evaluating Conditional Cash Transfers: Is the Oportunidades Primary School Stipend Necessary?". Forthcoming.
- Azuara, O. (2009). "Does Poverty Alleviation Increase Migration? Evidence from Mexico." *Munich Personal RePEc Archive*, No 17599.
- Battu ,H., C. R. Belfield and P. J. Sloane (2003). "Human Capital Spillovers within the Workplace: Evidence for Great Britain." *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 65 (5), 575-594.
- Behrman, J. R., J. Gallardo-García, S. W. Parker, P. E. Todd and V. Vélez-Grajales (2010). "How Conditional Cash Transfers Impact Schooling and Work for Children and Youth in Urban Mexico." Unpublished manuscript, University of Pennsylvania.

***Does the Impact of Oportunidades Program Increases in Highly Competitive...? 107***

- Behrman, J. R., S. W. Parker and P. Todd (2005). "Long-Term Impacts of the Oportunidades Conditional Cash Transfer Program on Rural Youth in Mexico." *Ibero America Institute for Economic Research (IAI) Discussion Papers*, No 122.
- Behrman, J. R. (2007). "Policy-Oriented Research Impact Assessment (PORIA) Case Study on the International Food Policy Research Institute (IFPRI) and the Mexican Progresa Anti-Poverty and Human Resource Investment Conditional Cash Transfer Program." International Food Policy Research Institute, *Impact Assessment Discussion Paper*, No. 27.
- Coady, D. and S. Parker (2002). "A Cost-Effectiveness Analysis of Demand and Supply-Side Education Interventions: The Case of Progresa in Mexico." International Food Policy Research Institute (IFPRI), *FCND Discussion Paper*, No 127.
- Dzeng, R. J. and S. S. Wang (2008). "An Analysis of Infrastructure Development Based on National Competitiveness Perspectives." *Construction Management and Economics*, 26 (1), 47 – 61.
- De Janvry, A. and E. Sadoulet (2005). "Making Conditional Cash Transfers More Efficient: Designing for the Maximum Effect of the Conditionality." *World Bank Economic Review*, 20 (1), 1-29.
- Gertler, P., S. Martinez, M. Rubio-Codina (2006). "Investing Cash Transfers to Raise Long-Term Living Standards." Impact Evaluation Series No. 6. *World Bank Policy Research Working Paper*, No 3994.
- Hall, R. and C. Jones (1999). "Why do Some Countries Produce so Much more Output per Worker than Others?" *Quarterly Journal of Economics*, 114 (1), 83–116.
- Marginean, S. C. (2006). "Competitiveness: From Microeconomic Foundations to National Determinants." *Studies in Business and Economics*, 1 (1), 29-35.
- Mexican Institute for Competitiveness IMCO (2006). "Índice de Competitividad Estatal 2006. Preparando a las Entidades Federativas para la Competitividad. 10 Mejores Prácticas."
- Meyer, B. D. (1995). "Natural and Quasi-Experiments in Economics." *Journal of Business and Economic Statistics*, 13 (2), 151-16.
- Navon, G. (2009). "Human Capital Spillovers in the Workplace: Labor Diversity and Productivity." *Munich Personal RePEc Archive*, No. 17741.
- Parker, S.W., P. E. Todd and K. I. Wolpin (2006). "Within-Family Program Effect Estimators: The Impact of Oportunidades on Schooling in Mexico." In *Oportunidades External Evaluation: Oportunidades Documents and Papers*.
- Ramos, R., J. Suriñach and M. Artis (2009). "Human Capital Spillovers, Productivity and Regional Convergence in Spain." Working Papers from *Xarxa de Referència en Economia Aplicada (XREAP)*, No XREAP2009-15.

Riccio, J. A. (2010). "Early Findings from New York City's Conditional Cash Transfer Program." Institute for Research on Poverty, University of Wisconsin–Madison, *Fast Focus*, No. 5.

## APPENDIX

Table A.1  
Estimated program effect on enrolment  
Child/Youth 10-20 years old  
Competitiveness Index

Variable	Estimator					
	(1)	1 Year DID		2 Year DID		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Treated	0.041*** (0.013)	0.041*** (0.013)	0.032*** (0.011)	0.048*** (0.013)	0.047*** (0.013)	0.053*** (0.013)
Highly Competitive States Dummy	...	-0.053*** (0.015)	-0.055*** (0.013)	...	-0.053*** (0.015)	-0.058*** (0.013)
Middle Competitive States Dummy	...	-0.030*** (0.009)	-0.064*** (0.008)	...	-0.029*** (0.009)	-0.057*** (0.008)
Treatment on Highly Competitive States	...	0.018* (0.023)	0.001 (0.020)	...	0.021 (0.024)	0.005 (0.020)
Treatment on Middle Competitive States	...	0.005 (0.018)	0.021 (0.015)	...	0.002 (0.020)	0.024 (0.018)
Age	...	...	-0.084*** (0.001)	...	...	-0.084*** (0.001)
Sex	...	...	-0.011* (0.006)	...	...	-0.012** (0.006)
Head of Family's Education	...	...	0.014*** (0.001)	...	...	0.015*** (0.001)
Number of Observations	17,825	17,825	13,164	16,872	16,872	12,935
R <sup>2</sup>	0.0070	0.0084	0.3477	0.0155	0.0169	0.3359

Note: The dummy and treatment variables are correlated by construction, however, to show the general effect of living in each region and being treated separately.

Bootstrap Standard Errors in Parentheses, 500 replications.

\*\*\* Significant at the 1% level.

\*\* Significant at the 5% level.

\* Significant at the 10% level.

Source: Own elaboration with data from the ENCELURB, [www.oportunidades.gob.mx](http://www.oportunidades.gob.mx).



Table A.2  
**Estimated program effect on enrolment**  
**Child/Youth 10-20 years old**  
**Sub-Index: Inclusive, Educated and Healthy Society (IEHS)**

Variable	Estimator					
	(1)	1 Year DID		2 Year DID		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Treated	0.041*** (0.013)	0.041*** (0.013)	0.033*** (0.011)	0.048*** (0.013)	0.047*** (0.014)	0.053*** (0.012)
Highly IEHS States Dummy	...	-0.017* (0.009)	-0.060*** (0.009)	...	-0.022** (0.010)	-0.060*** (0.009)
Middle IEHS States Dummy	...	-0.036*** (0.011)	-0.077*** (0.011)	...	-0.042*** (0.011)	-0.076*** (0.010)
Treatment on Highly IEHS States	...	-0.004 (0.016)	0.024* (0.014)	...	0.003 (0.017)	0.028* (0.015)
Treatment on Middle IEHS States	...	0.079*** (0.020)	0.069*** (0.018)	...	0.085*** (0.020)	0.067*** (0.019)
Age	...	...	-0.084*** (0.001)	...	...	-0.084*** (0.001)
Sex	...	...	-0.011** (0.005)	...	...	-0.012** (0.006)
Head of Family's Education	...	...	0.014*** (0.001)	...	...	0.015*** (0.001)
Number of Observations	17,825	17,825	13,164	16,872	16,872	12,935
R <sup>2</sup>	0.0070	0.0082	0.3477	0.0155	0.0169	0.3362

Note: The dummy and treatment variables are correlated by construction, however, to show the general effect of living in each region and being treated separately.

Bootstrap Standard Errors in Parentheses, 500 replications.

\*\*\* Significant at the 1% level.

\*\* Significant at the 5% level.

\* Significant at the 10% level.

Source: Own elaboration with data from the ENCELURB, [www.oportunidades.gob.mx](http://www.oportunidades.gob.mx).

Table A.3  
**Estimated program effect on enrolment  
 Child/Youth 10-20 years old  
 Sub-Index: Competitive Economic Sectors (CES)**

Variable	Estimator					
	1 Year DID			2 Year DID		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Treated	0.041*** (0.013)	0.041*** (0.013)	0.032*** (0.011)	0.048*** (0.013)	0.048*** (0.014)	0.053*** (0.013)
Highly CES States Dummy	...	-0.035*** (0.010)	-0.053*** (0.008)	...	-0.033*** (0.011)	-0.049*** (0.009)
Middle CES States Dummy	...	-0.070*** (0.011)	-0.063*** (0.010)	...	-0.062*** (0.012)	-0.055*** (0.010)
Treatment on Highly CES States	...	0.007 (0.017)	0.013 (0.015)	...	0.005 (0.018)	0.011 (0.016)
Treatment on Middle CES States	...	0.065*** (0.015)	0.055*** (0.014)	...	0.055*** (0.016)	0.041*** (0.014)
Age	...	...	-0.084*** (0.001)	...	...	-0.084*** (0.001)
Sex	...	...	-0.010* (0.006)	...	...	-0.012** (0.006)
Head of Family's Education	...	...	0.014*** (0.001)	...	...	0.015*** (0.001)
Number of Observations	17,825	17,825	13,164	16,872	16,872	12,935
R <sup>2</sup>	0.0070	0.0097	0.3464	0.0155	0.0175	0.3348

Note: The dummy and treatment variables are correlated by construction, however, to show the general effect of living in each region and being treated separately.

Bootstrap Standard Errors in Parentheses, 500 replications.

\*\*\* Significant at the 1% level.

\*\* Significant at the 5% level.

\* Significant at the 10% level.

Source: Own elaboration with data from the ENCELURB, [www.oportunidades.gob.mx](http://www.oportunidades.gob.mx).

Table A.4  
**Estimated program effect on enrolment  
 Child/Youth 10-20 years old  
 Sub-Index: Efficient and Efficacious Government (EEG)**

Variable	Estimator					
	1 Year DID			2 Year DID		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Treated	0.041*** (0.013)	0.041*** (0.013)	0.033*** (0.012)	0.048*** (0.013)	0.048*** (0.013)	0.054*** (0.012)
Highly EEG States Dummy	...	-0.072*** (0.011)	-0.045*** (0.010)	...	-0.061*** (0.012)	-0.036*** (0.011)
Middle EEG States Dummy	...	-0.018* (0.010)	-0.031*** (0.008)	...	-0.019* (0.011)	-0.031*** (0.009)
Treatment on Highly EEG States	...	0.082*** (0.016)	0.050*** (0.015)	...	0.081** (0.018)	0.046*** (0.015)
Treatment on Middle EEG States	...	0.036** (0.016)	0.038** (0.015)	...	0.046 (0.018)	0.049*** (0.015)
Age	...	...	-0.083*** (0.001)	...	...	-0.084*** (0.001)
Sex	...	...	-0.009* (0.006)	...	...	-0.011* (0.006)
Head of Family's Education	...	...	0.014*** (0.001)	...	...	0.015*** (0.001)
Number of Observations	17,825	17,825	13,164	16,872	16,872	12,935
R <sup>2</sup>	0.0070	0.0098	0.3443	0.0155	0.0176	0.3332

Note: The dummy and treatment variables are correlated by construction, however, to show the general effect of living in each region and being treated separately.

Bootstrap Standard Errors in Parentheses, 500 replications.

\*\*\* Significant at the 1% level.

\*\* Significant at the 5% level.

\* Significant at the 10% level.

Source: Own elaboration with data from the ENCELURB, [www.oportunidades.gob.mx](http://www.oportunidades.gob.mx).



*Ensayos Revista de Economía* de la Universidad Autónoma de Nuevo León, volumen treinta, número dos, se terminó de imprimir el primero de noviembre del año dos mil once en los talleres de Serna Impresos, S.A. de C.V., Vallarta 345 Sur, Monterrey, Nuevo León, México, C.P. 64000.

El tiraje consta de 30 ejemplares.



**Ensayos Revista de Economía** es una revista arbitrada que publica artículos de investigación inéditos de alto rigor académico en los campos de la economía aplicada y teórica, la estadística y las ciencias sociales afines. Se publican trabajos en español e inglés dos veces al año, enero y julio. Está indexada en EconLit (*American Economic Association*), SciELO México, Sistema de Clasificación de Revistas Mexicanas de Ciencia y Tecnología (CRMCyT) del Consejo Nacional de Ciencia, Humanidades y Tecnología (CONAHCYT), CLASE, Latindex, SciELO y puede consultarse en la base de datos Fuente Académica Premier™ de EBSCO y en *RePEc (Research Papers in Economics)*.

#### **Instrucciones para autores:**

- Los trabajos deben corresponder a investigaciones concluidas que planteen claramente una hipótesis.
- Se dará preferencia a los trabajos que empleen un modelo teórico matemático como soporte o una metodología estadística/econométrica que someta a prueba la hipótesis.
- Los artículos deben enviarse acompañado de una carta firmada por el autor o los autores declarando que posee(n) los derechos de autor, que el trabajo es inédito y original, y que no está sometido, ni en proceso, para su publicación total o parcial en otra revista especializada o libro.
- El autor o los autores debe(n) enviar una copia de su currículum vitae.
- Los artículos pueden redactarse en inglés o español; sin embargo, el título, el resumen y las palabras clave deben presentarse en ambos idiomas.
- El resumen no excede las 150 palabras e incluye los códigos de clasificación JEL después del resumen.
- El título del trabajo debe ser claro y breve (máximo 10 palabras).
- Los manuscritos deben enviarse en formato compatible con Microsoft Word, con una extensión máxima de 45 cuartillas, interlineado de 1.5, y fuente Times New Roman tamaño 12.
- Las gráficas y cuadros deben enviarse en formato Excel. No se deben incluir gráficas o cuadros en formato de imagen.
- La sección de referencias incluye únicamente los trabajos citados en el texto, ordenados alfabéticamente y siguiendo el formato establecido para citar artículos, libros, capítulos de libros, informes técnicos, tesis, entre otras fuentes de información. Las instrucciones de citación están disponibles en la página de la revista.
- Los artículos deben enviarse de forma electrónica a través de la página de la revista: <http://ensayos.uanl.mx>. Para ello, el autor debe registrarse en la página como usuario y seguir los cinco pasos para nuevos envíos.

**Ensayos Revista de Economía** is a peer-reviewed journal that publishes original research articles of high academic rigor in the fields of applied and theoretical economics, statistics, and related social sciences. The journal publishes works in both Spanish and English twice a year, in January and July. It is indexed in EconLit (*American Economic Association*), SciELO Mexico, *Clasificación de Revistas Mexicanas de Ciencia y Tecnología* (CRMCyT) of the *National Council of Science, Humanities, and Technology* (CONAHCYT), CLASE, Latindex, SciELO, and can also be accessed through the *Fuente Académica Premier™* database by EBSCO and *RePEc (Research Papers in Economics)*.

#### **Author guidelines:**

- The papers must correspond to completed research that clearly states a hypothesis.
- Preference will be given to papers that employ a supporting mathematical theoretical model or a statistical/econometric methodology that tests the hypothesis.
- Articles must be accompanied by a signed letter from the author(s) declaring ownership of the copyright, originality of the work, and that is not under review or in process for full or partial publication in another specialized journal or book.
- The author(s) must send a copy of their curriculum vitae.
- Articles may be written in English or Spanish; however, the title, abstract, and keywords must be presented in both languages.
- The abstract must not exceed 150 words, and should include JEL classification codes after the abstract.
- The article title should be clear and concise (maximum of 10 words).
- Manuscripts must be submitted in a Microsoft Word compatible format, with a maximum length of 45 pages, 1.5 line spacing, and Times New Roman font, size 12.
- Graphs and tables must be submitted in Excel format. Graphs or tables in image format are not accepted.
- The reference section should include only works cited in the text, listed alphabetically and following the citation format for articles, books, book chapters, technical reports, theses, and other sources. Citation guidelines are available on the journal's website.
- Articles must be submitted electronically through the journal's website: <https://ensayos.uanl.mx>. Authors must register as users and follow the five steps for new articles.

**E**NSAYOS  
*Revista de Economía*