

DOCUMENTOS DE TRABAJO

Predicción del Empleo Sectorial y Total en Base a Indicadores de Confianza Empresarial

Pablo Pincheira

N.º 729 Mayo 2014

BANCO CENTRAL DE CHILE



DOCUMENTOS DE TRABAJO

Predicción del Empleo Sectorial y Total en Base a Indicadores de Confianza Empresarial

Pablo Pincheira

N.º 729 Mayo 2014

BANCO CENTRAL DE CHILE





BANCO CENTRAL DE CHILE

CENTRAL BANK OF CHILE

La serie Documentos de Trabajo es una publicación del Banco Central de Chile que divulga los trabajos de investigación económica realizados por profesionales de esta institución o encargados por ella a terceros. El objetivo de la serie es aportar al debate temas relevantes y presentar nuevos enfoques en el análisis de los mismos. La difusión de los Documentos de Trabajo sólo intenta facilitar el intercambio de ideas y dar a conocer investigaciones, con carácter preliminar, para su discusión y comentarios.

La publicación de los Documentos de Trabajo no está sujeta a la aprobación previa de los miembros del Consejo del Banco Central de Chile. Tanto el contenido de los Documentos de Trabajo como también los análisis y conclusiones que de ellos se deriven, son de exclusiva responsabilidad de su o sus autores y no reflejan necesariamente la opinión del Banco Central de Chile o de sus Consejeros.

The Working Papers series of the Central Bank of Chile disseminates economic research conducted by Central Bank staff or third parties under the sponsorship of the Bank. The purpose of the series is to contribute to the discussion of relevant issues and develop new analytical or empirical approaches in their analyses. The only aim of the Working Papers is to disseminate preliminary research for its discussion and comments.

Publication of Working Papers is not subject to previous approval by the members of the Board of the Central Bank. The views and conclusions presented in the papers are exclusively those of the author(s) and do not necessarily reflect the position of the Central Bank of Chile or of the Board members.

Documentos de Trabajo del Banco Central de Chile
Working Papers of the Central Bank of Chile
Agustinas 1180, Santiago, Chile
Teléfono: (56-2) 3882475; Fax: (56-2) 3882231

PREDICCIÓN DEL EMPLEO SECTORIAL Y TOTAL EN BASE A INDICADORES DE CONFIANZA EMPRESARIAL *

Pablo Pincheira
Banco Central de Chile

Abstract

In this paper we examine the ability that entrepreneurial sentiment indicators may have to predict year-on-year aggregate and sectoral employment in Chile. When focusing only on the predictive relationship between sentiment indicators and y-o-y employment, putting aside the autocorrelation structure of y-o-y employment, we find sound evidence of predictability for the aggregate employment in Chile as well as for y-o-y employment in the construction, industry and retail sectors. When taking into account the autocorrelation structure of y-o-y employment, the additional predictive ability of the sentiment indicators is more elusive and harder to detect. Nevertheless, the evidence shows that at the aggregate level the entrepreneurial sentiment indicator does have predictive ability beyond that contained in a reasonable univariate representation of y-o-y employment in Chile. While the evidence at the sectoral level is not as robust as at the aggregate level, some evidence of predictability is found for the construction sector. In sharp contrast, the evidence of predictability in the mining sector is weak.

Resumen

En este trabajo evaluamos la capacidad predictiva que tienen índices de confianza empresarial sobre la variación en doce meses del empleo total y sectorial. Al concentrarnos únicamente en la relación predictiva que existe entre las variables de empleo y los indicadores de confianza, excluyendo del análisis términos autorregresivos de las variables del empleo en cuestión, encontramos sólida evidencia de capacidad predictiva a nivel agregado y en los sectores construcción, comercio e industria. Cuando incorporamos dentro del análisis una estructura autorregresiva para el empleo, la capacidad predictiva adicional de los indicadores de confianza es algo más esquiva y difícil de detectar. No obstante, la evidencia indica que el indicador de confianza agregado (IMCE-Total) tiene capacidad predictiva por sobre la que se encuentra en la estructura univariada del empleo agregado. A nivel sectorial, si bien los resultados son menos robustos que a nivel agregado, se destaca el sector construcción como uno con bastante evidencia de predictibilidad mientras que el sector minero surge como uno con baja evidencia de predictibilidad.

* Agradezco los valiosos aportes de Luis Oscar Herrera y Claudio Raddatz, así como los comentarios de Claudio Soto, Miguel Fuentes, Carlos Medel, Andrea Bentancor y un árbitro anónimo. Las visiones presentadas en este documento son de exclusiva responsabilidad del autor y no necesariamente representan la opinión del Consejo del Banco Central de Chile. Todos los errores son de mi absoluta responsabilidad. Información de contacto: Agustinas 1180, Santiago, Chile. Teléfono: (562) 26702874. E-mail: ppinchei@bcentral.cl.

I. Introducción

En este artículo evaluamos, en varias dimensiones, la capacidad que tiene el Indicador Mensual de Confianza Empresarial (IMCE), y sus componentes sectoriales, para predecir el empleo total y sectorial en Chile. El IMCE tienen cuatro contrapartes sectoriales denominadas IMCE-Comercio, IMCE-Construcción, IMCE-Minería e IMCE-Industria y una componente para toda la economía que se denomina simplemente IMCE-Total. Por su parte el INE reporta datos de empleo total así como datos de empleo para los mismos sectores mencionados anteriormente. Nuestro análisis se enfoca primeramente en modelos para predecir la variación del empleo en doce meses, aunque también realizamos ejercicios predictivos para la tasa de crecimiento del empleo en tres meses. Si bien evaluaciones de esta naturaleza son comunes en la literatura, ver por ejemplo Hüfner y Schröder (2002) y Rüdiger, Elstner y Sims (2013), a nuestro entender este es el primer artículo que evalúa la capacidad predictiva que poseen indicadores de “sentimiento empresarial” sobre medidas relacionadas a la actividad futura en Chile. En términos generales nuestros resultados indican que los distintos indicadores de confianza empresarial considerados tienen información útil para predecir la variación del empleo en algunos sectores de la economía y también a nivel agregado. No obstante, la información predictiva de los indicadores de confianza empresarial parece estar contenida en forma importante en la misma estructura autorregresiva del empleo. Como consecuencia, la capacidad predictiva marginal o adicional de estos indicadores es difícil de detectar en ejercicios fuera de muestra, lo cual es coherente con una capacidad predictiva marginal moderada, pequeña y en algunos casos tal vez derechamente inexistente. En forma más específica encontramos que el IMCE-Total posee una capacidad predictiva marginal para el empleo nacional que es estadísticamente significativa y robusta a varias formas de análisis. A nivel sectorial nuestra evidencia indica más bien resultados mixtos, siendo construcción e industria los sectores que presentan una mayor consistencia en los resultados a favor de la predictibilidad de los indicadores de confianza sectoriales, aunque insistimos, de magnitud moderada. El resto del documento se organiza de la siguiente manera: la sección II describe los datos mientras que la sección III entrega la estrategia de evaluación predictiva utilizada. En la sección IV mostramos los modelos utilizados para construir los pronósticos. Los resultados de los ejercicios predictivos se encuentran en la sección V, mientras que en la sección VI entregamos un resumen de los resultados y las conclusiones del artículo.

II. Los Datos

Para el análisis disponemos de datos en frecuencia mensual para el período Noviembre 2003-Mayo 2013 (115 observaciones). En relación al empleo, se han utilizado los datos del INE empalmados por la Gerencia de Análisis Macroeconómico del Banco Central. Los datos del IMCE y sus componentes sectoriales provienen directamente de la encuesta de ICARE-UAI y

no han sufrido ninguna transformación. A nivel sectorial se han utilizado los indicadores que provienen directamente de las respuestas asociadas a las preguntas de empleo. Estos indicadores difieren de los indicadores sectoriales generales que consideran una serie de aspectos más allá de los que conciernen puramente al empleo. A nivel agregado se trabajó con el indicador de confianza total, en parte debido a la ausencia de un indicador que agregue las percepciones de los agentes de la economía sobre el empleo total. Las siguientes tablas muestran algunas estadísticas descriptivas de los datos:

Tabla 1: Estadísticas Descriptivas del IMCE y sus Componentes Sectoriales

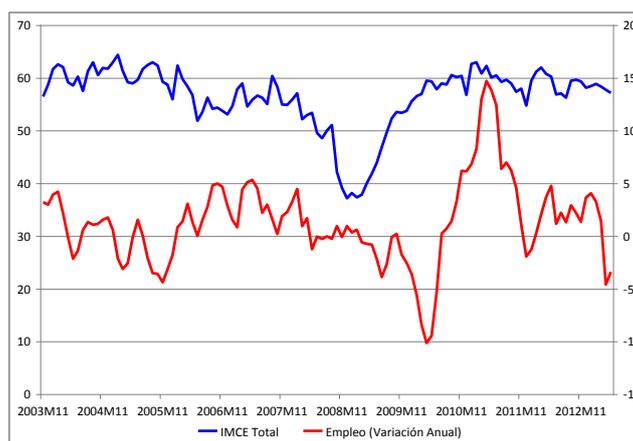
	IMCE COMERCIO	IMCE CONSTRUCCION	IMCE INDUSTRIA	IMCE MINERIA	IMCE Total
mediana	56.9	60.6	52.0	53.8	58.1
promedio	55.6	58.3	50.9	55.7	56.4
desviacion estandar	7.38	11.28	7.47	12.60	6.12
minimo	31.1	22.0	28.0	13.3	37.2
maximo	68.0	76.8	79.3	92.8	64.4

Tabla 2: Estadísticas Descriptivas de Tasas de Variación Interanual del Empleo

	COMERCIO	CONSTRUCCION	INDUSTRIA	MINERIA	Empleo total
mediana	2.2	4.8	1.2	7.9	2.5
promedio	2.5	4.4	1.3	6.7	2.7
desviacion estandar	3.13	5.93	4.02	7.96	1.88
minimo	-3.0	-11.2	-10.1	-11.2	-1.6
maximo	9.1	16.3	14.7	23.8	7.0

El Gráfico 1 siguiente sirve para motivar el ejercicio predictivo de las próximas secciones. En él se puede apreciar que el IMCE total tuvo una capacidad importante para anticipar la caída del empleo, y su posterior recuperación, durante el período recesivo del año 2009.

Gráfico 1: Variación Anual del Empleo e IMCE Total



Los siguientes Gráficos 2 y 3 también sirven para motivar nuestro análisis. Ellos muestran las correlaciones cruzadas entre la variable de empleo respectiva y los rezagos del IMCE y sus componentes sectoriales. Esta estructura de correlaciones evidencia que las medidas de confianza empresarial anticipan en varios meses a las variaciones interanuales del empleo.

Gráfico 2: Correlograma Cruzado entre la Variación Anual del Empleo Sectorial e IMCE Sectorial

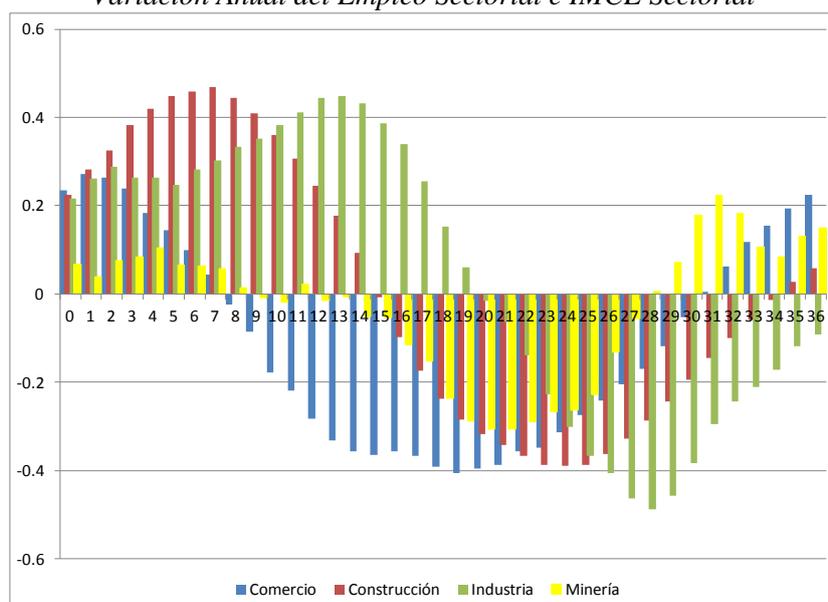
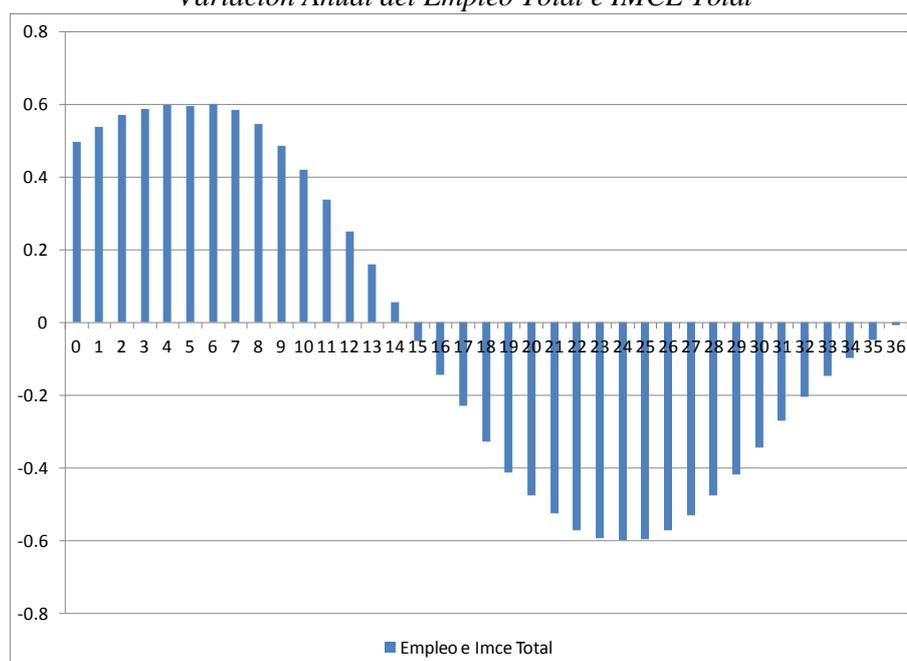


Gráfico 3: Correlograma Cruzado entre la Variación Anual del Empleo Total e IMCE Total



Esto es particularmente notorio en el caso del empleo agregado o total y los sectores construcción e industria. Minería, por otro lado, presenta las correlaciones más bajas en valor absoluto dentro del primer año de análisis.

Es importante destacar que las correlaciones más altas detectadas son del orden de 0.6, que si bien pueden ser consideradas como no despreciables, son equivalentes a un coeficiente de determinación en una regresión entre empleo y el IMCE inferior al 40%. Por otro lado, la

existencia de correlaciones no nos entrega una medida del error de pronóstico en el que se podría incurrir al predecir las variables de empleo con predictores basados en el IMCE. Adicionalmente los gráficos 2 y 3 tampoco nos permiten evaluar la capacidad predictiva del IMCE en relación a otros predictores naturales para el empleo. Para profundizar en estos temas en las próximas secciones mostraremos ejercicios formales de evaluación predictiva dentro y fuera de muestra¹.

III. Estrategia de Evaluación Predictiva

Nuestra estrategia de evaluación predictiva consta de ejercicios tanto dentro como fuera de muestra. En las siguientes líneas describimos tales ejercicios.

- **Ejercicios Dentro de Muestra:** En primer lugar realizamos un ejercicio basado en un Autorregresive Distributed Lag Model (ADL) que busca simplemente determinar si el IMCE y sus componentes sectoriales tienen capacidad para predecir la variación interanual del empleo. En segundo lugar realizamos un ejercicio de causalidad a la Granger bivariado entre cada medida de empleo y el índice de confianza empresarial correspondiente. Así, por ejemplo, construimos un VAR de orden 12 entre la variación interanual del empleo en el sector construcción y la componente del IMCE asociada al empleo en ese sector. También estimamos un VAR(12) bivariado análogo para cada uno del resto de los otros sectores y para el empleo total. Luego realizamos un test de causalidad a la Granger tradicional para evaluar si los indicadores de confianza empresarial tienen capacidad predictiva adicional a la que está contenida en los rezagos de cada variable de empleo considerada. En tercer lugar consideramos a la familia univariada de procesos SARIMA para encontrar una buena representación de la variación interanual del empleo total y sectorial correspondiente. Basados en esta buena representación univariada, exploramos la capacidad de los indicadores de confianza empresarial para mejorar el ajuste dentro de muestra de estas especificaciones al aumentarlas de manera que la variable “IMCE” aparezca explícitamente en la expresión. Luego a partir de un simple test t o F evaluamos la significancia estadística de esta variable “IMCE” y la capacidad predictiva adicional que proveen por sobre la contenida en la especificación univariada SARIMA.
- **Ejercicios Fuera de Muestra:** Para la evaluación fuera de muestra consideramos en primer lugar al *benchmark* univariado SARIMA para la tasa interanual del empleo y a

¹ Usaremos la expresión “fuera de muestra” para describir ejercicios predictivos que dividen la muestra disponible en ventanas de estimación y evaluación. No obstante, en estricto rigor los ejercicios realizados son solo “pseudo fuera de muestra” porque muchas de las especificaciones utilizadas han sido escogidas basándonos en la información de toda la muestra disponible.

su contraparte extendida con el índice de confianza empresarial correspondiente. Para describir el ejercicio fuera de muestra, supongamos que tenemos un total de $T+1$ observaciones de e_t en que esta variable representa al empleo interanual en alguna de sus categorías: total, construcción, comercio, industria o minería. Con esto generamos una secuencia de $P(h)$ pronósticos h -pasos hacia adelante estimando los modelos en ventanas recursivas de tamaño variable. Consideraremos que la primera ventana de estimación tiene tamaño genérico R . Por ejemplo, para generar el primer pronóstico h pasos hacia adelante estimamos nuestros modelos con las primeras R observaciones de nuestra muestra. Luego construimos el primer pronóstico con la información disponible solo hasta el instante correspondiente a la observación R y lo comparamos con la realización e_{R+h} . En una segunda etapa estimamos nuestros modelos con la segunda ventana recursiva de estimación que considera las primeras $R+1$ observaciones de nuestra muestra total. Construimos nuevos pronósticos h -pasos hacia adelante y los comparamos con la realización e_{R+h+1} . Seguimos iterando de esta manera hasta que consideramos la última ventana de estimación, que contiene a las primeras $T+1-h$ observaciones. Los pronósticos construidos con estos estimadores se comparan con la realización e_{T+1} . Finalmente construimos un total de $P(h)$ pronósticos h -pasos hacia adelante, con $P(h)$ satisfaciendo $R+(P(h)-1)+h=T+1$. De esta manera tenemos que

$$P(h)=T+2-h-R$$

En términos más concretos, en este artículo utilizamos una primera ventana de estimación de 50 observaciones ($R=50$) que cubre el período desde Noviembre del 2003 hasta Diciembre del 2007. Esto implica que construimos un total de 65 pronósticos un paso hacia adelante cubriendo el período Enero 2008- Mayo 2013². Utilizamos como medida de precisión predictiva la Raíz del Error Cuadrático Medio de Predicción (RECM) y el Error Absoluto Medio de Predicción (EAMP). Debido a que ambos son momentos poblacionales, reportamos sus contrapartes muestrales calculadas de la siguiente manera:

$$RECM = \sqrt{\frac{1}{P(h)} \sum_{t=R}^{T+1-h} (e_{t+h} - \hat{e}_{t+h|t})^2}$$

$$EAMP = \frac{1}{P(h)} \sum_{t=R}^{T+1-h} |e_{t+h} - \hat{e}_{t+h|t}|$$

² El número de pronósticos comienza a descender con el horizonte de proyección. Así, tenemos solo 63 pronósticos 3 pasos hacia adelante cubriendo el periodo Marzo 2008-Mayo 2013, 60 pronósticos 6 pasos hacia adelante cubriendo el período Junio 2008-Mayo 2013, etc.

donde RECOMP y EAMPMP son acrónimos para las expresiones “Raíz del Error Cuadrático Medio de Predicción Muestral” y “Error Absoluto Medio de Predicción Muestral”. Además $\hat{e}_{t+h|t}$ representa al pronóstico de e_{t+h} construido con información disponible en el instante “t”.

Para evaluar si las diferencias en precisión predictiva son estadísticamente significativas, procedemos a comparar los modelos univariados de predicción con las versiones de ellos aumentados con el respectivo índice de confianza empresarial. Nos basamos fundamentalmente en dos paradigmas algo distintos para basar nuestra inferencia estadística. El primero de ellos es el tradicionalmente atribuido a Diebold y Mariano (1995) y a West (1996). Esta estrategia y su simple estadístico de tipo t, será denominado, en lo que sigue, como test DMW. El segundo paradigma es el propuesto más recientemente por Clark and West (2007) (CW de aquí en adelante).

De acuerdo al paradigma de DMW nos concentramos en evaluar la siguiente hipótesis nula

$$H_0: E(\hat{d}_t(h)) \leq 0$$

contra la siguiente hipótesis alternativa:

$$H_A = E(\hat{d}_t(h)) > 0$$

en que

$$\hat{d}_t(h) = (e_{t+h} - \hat{e}_{1,t+h|t})^2 - (e_{t+h} - \hat{e}_{2,t+h|t})^2$$

y $\hat{e}_{1,t+h|t}$, $\hat{e}_{2,t+h|t}$ denotan pronósticos h pasos hacia adelante generados por los dos modelos bajo consideración. El modelo 1 es el modelo parsimonioso o “pequeño”, mientras que el modelo 2 es el modelo “grande” que anida al modelo 1. En otras palabras, el modelo 2 sería exactamente igual al modelo 1 si restringiéramos algunos de sus parámetros a cero³.

Nos enfocamos en tests de un sola cola porque estamos interesados en detectar superioridad predictiva. Nuestra hipótesis nula supone que los pronósticos generados por el modelo anidado son al menos tan precisos como los generados por el modelo más grande. Por el contrario, nuestra hipótesis alternativa plantea que los pronósticos del modelo grande son más precisos que los del modelo anidado.

³ En esta sección describimos el test DMW para el caso de una función de pérdida cuadrática, pero su expresión es fácilmente extendible a otras funciones de pérdida, como la del valor absoluto, que también utilizamos en el presente artículo.

En segundo lugar nos concentramos en el paradigma de Clark and West (2007). El objetivo de este paradigma es la evaluación de modelos anidados utilizando pronósticos fuera de muestra. Este objetivo es distinto al del test de DMW el cual es comparar precisión predictiva. Insistimos en que ahora el test de CW busca evaluar si un conjunto de variables es estadísticamente significativo, y para ello utiliza pronósticos fuera de muestra. En este contexto, nosotros utilizamos el test de CW para evaluar la significancia estadística de un conjunto de variables IMCE que se integran como elementos adicionales a una especificación SARIMA para la variable de empleo correspondiente.

El test de CW es usualmente interpretado de dos maneras distintas. Primero, puede ser considerado como un test de encompassamiento. Esto quiere decir que el test permite evaluar si es posible mejorar la precisión predictiva de los dos modelos bajo evaluación a través de tomar un promedio ponderado de ellos. Otra manera de visualizar el test de CW es entenderlo como un test que permite comparar el comportamiento predictivo de dos modelos anidados, a través de una comparación “ajustada” de los respectivos Errores Cuadrático Medio de proyección. El ajuste se hace con el objeto de introducir justicia a estas comparaciones. Intuitivamente el test elimina un término que introduce ruido cuando un parámetro vectorial que es idénticamente igual a cero bajo la hipótesis nula de igual RECOMP, es estimado. El estadístico básico con el que se conforma el test de Clark y West (2007) es el siguiente:

$$\hat{z}_{t+h} = (\hat{e}_{r_{1,t+h}})^2 - [(\hat{e}_{r_{2,t+h}})^2 - (\hat{e}_{1,t+h|t} - \hat{e}_{2,t+h|t})^2]$$

En que $\hat{e}_{r_{1,t+h}} = e_{t+h} - \hat{e}_{1,t+h|t}$ y $\hat{e}_{r_{2,t+h}} = e_{t+h} - \hat{e}_{2,t+h|t}$ representan a los correspondientes errores de predicción.

Con algo de álgebra es posible mostrar que el test de CW se puede expresar como

$$ECMPM - \text{Ajustado} = \frac{2}{P(h)} \sum_{t=R}^{T+1-h} \hat{e}_{r_{1,t+h}} (\hat{e}_{r_{1,t+h}} - \hat{e}_{r_{2,t+h}}) \quad (1)$$

Este estadístico es utilizado para evaluar la siguiente hipótesis nula

$$H_0: E(ECMPM - \text{Ajustado}) = 0$$

Contra la siguiente hipótesis alternativa

$$H_A: E(ECMPM - \text{Ajustado}) > 0$$

Clark y West (2007) proponen que esta hipótesis nula sea testeada con un test del tipo t a una sola cola. Sugieren para ello la utilización de valores críticos asintóticamente normales.

Es importante enfatizar nuevamente que ambos tests, CW y DMW, son bastante distintos. Una de las diferencias más importantes es que ellos están diseñados para testear hipótesis nulas distintas que persiguen objetivos distintos. Por un lado el test de DMW es utilizado en este artículo con el fin de evaluar la precisión predictiva de dos estrategias alternativas. Por otro lado, el test de CW busca evaluar si un modelo es más adecuado que otro en un contexto de modelos anidados. Como consecuencia, es esperable que los dos tests entreguen resultados distintos.⁴

Así como los análisis “dentro de muestra” son criticados por su tendencia a encontrar “falsos positivos”, los análisis “fuera de muestra” son criticados por favorecer modelos parsimoniosos con pocos parámetros a estimar. Esta crítica se basa en el hecho de que los análisis “fuera de muestra” deben dividir las observaciones disponibles en una porción para estimación y otra para evaluación predictiva propiamente tal. Con una muestra total de 115 observaciones, como en el caso del presente artículo, esta división puede resultar en estimaciones inestables y de alta varianza. Con el fin de subsanar esta debilidad, realizamos un análisis de predictibilidad de la dirección de movimiento del empleo. En esta ocasión la variable a predecir es la tasa de crecimiento del empleo en tres meses. Nuestra intención es evaluar si el IMCE tiene información relevante en relación a la misma pregunta que realiza la encuesta y que es la siguiente:

¿Cómo cree Ud. que evolucionará el empleo en su empresa durante los próximos tres meses?

A los encuestados se les ofrecen tres alternativas de respuesta:

- Aumentará
- Bajaré
- Se mantendrá igual

De esta manera, con este último ejercicio predictivo deseamos evaluar si valores altos del IMCE y sus componentes sectoriales predicen un alza del empleo en los próximos tres meses y si valores bajos del IMCE y sus componentes sectoriales anteceden a una caída del empleo en los

⁴ En Pincheira (2013) se establece una simple conexión entre el test de Clark y West (2007) y aumentos de precisión predictiva medidas en términos del ECMP para el caso particular en que la hipótesis nula es una martingala en diferencias.

próximos tres meses. Interesantemente en este ejercicio no hay parámetros a estimar y esto lo hace relativamente robusto a los problemas de muestra pequeña a los que hemos hecho alusión anteriormente.

IV. Modelos de Pronóstico

En esta sección presentaremos con más detalle los modelos que utilizaremos para nuestro análisis predictivo. En particular presentaremos las especificaciones ADL, las VAR bivariadas y las SARIMA univariadas mencionadas en secciones precedentes. Para la elección de estos modelos nos basamos e inspiramos en la tradicional metodología de identificación presentada por Box y Jenkins (1970), en el trabajo de Contreras-Reyes e Idrovo (2011) quienes utilizan en forma exitosa modelos SARIMA para la predicción de la tasa de desempleo en Chile, en los trabajos de Pincheira y García (2012) y Pincheira y Medel (2012) que también utilizan en forma exitosa una familia de modelos SARIMA o afín, para predecir la inflación en Chile y en un conjunto amplio de países, así como en la observación de Ghysels, Osborn y Rodrigues (2006) en relación a que modelos de la familia SARIMA en general son exitosos para predecir series de tiempo con patrón estacional.

Si bien es bastante intuitivo aceptar que las series de empleo en frecuencia mensual presenten un patrón estacional (es claro que ciertas componentes del empleo tienen fuertes componentes estacionales, como es el caso de los “temporeros” en la agricultura, del sector turístico, del comercio en épocas de navidad y de la construcción en períodos secos y de lluvias) es menos intuitivo que las variaciones interanuales sigan presentando patrones estacionales. Si pensamos en la aproximación logarítmica de la variación interanual del empleo

$$e_t = 100[\text{Ln}(\text{empleo}_t) - \text{Ln}(\text{empleo}_{t-12})]$$

queda claro que términos estacionales aditivos desaparecerían del logaritmo del empleo al tomar la diferencia en doce meses. No obstante, términos estacionales multiplicativos o con especificaciones no lineales no tienen por qué desaparecer. El siguiente Gráfico 4 muestra que este parece ser el caso para las series que nos interesan en este artículo. El gráfico muestra los correlogramas de las primeras diferencias de las series bajo análisis. Consideramos las primeras diferencias para eliminar las componentes tendenciales de baja frecuencia en nuestras series. Se observa que luego de un *cluster* de autocorrelaciones de magnitud llamativa en los primeros tres rezagos, las autocorrelaciones decaen hasta encontrar un nuevo *cluster* en torno al rezago 12. Este comportamiento es coherente con un comportamiento estacional de las series interanuales, lo que se encuentra a la base de algunas de nuestras estrategias de modelación. En particular,

esta es la razón por la cual consideramos un modelo ADL (Autorregresive Distributed Lag Model) y un VAR bivariado ambos de orden 12 como primeras herramientas de análisis, con la esperanza que la incorporación de 12 rezagos permita capturar comportamientos estacionales de frecuencia mensual. En particular la especificación que utilizamos para el modelo ADL es la siguiente:

$$e_t = c + d_0 I_t + d_1 I_{t-1} + \dots + d_{12} I_{t-12} + v_t$$

en que e_t representa la variación interanual del empleo total o sectorial e I_t representa la componente del IMCE correspondiente a esa misma variable de empleo. Como es usual, el shock v_t corresponde a un ruido blanco. Esta primera especificación es usada para evaluar estadísticamente si el respectivo indicador de confianza empresarial tiene capacidad para predecir a la variación interanual del empleo. La significancia estadística de un simple test F nos entrega la respuesta a esta pregunta.

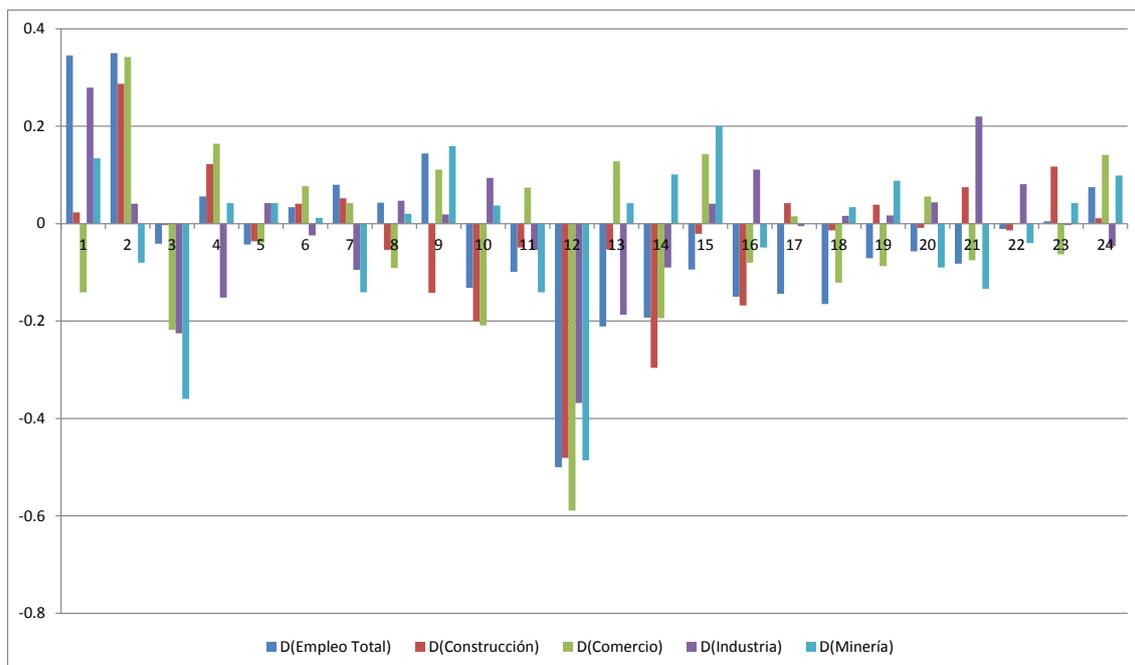
En segundo lugar hacemos un análisis de causalidad a la Granger basado en el siguiente VAR bivariado de orden 12:

$$e_t = c + a_1 e_{t-1} + \dots + a_{12} e_{t-12} + b_1 I_{t-1} + \dots + b_{12} I_{t-12} + u_t$$

$$I_t = d + f_1 I_{t-1} + \dots + f_{12} I_{t-12} + g_1 e_{t-1} + \dots + g_{12} e_{t-12} + w_t$$

Como es usual, los shocks u_t y w_t corresponden a un ruido blanco vectorial con matriz de varianzas-covarianzas definida positiva. Utilizamos la misma especificación general para cada variable de empleo bajo análisis. Así, la única diferencia entre los resultados para los sectores construcción e industria, por ejemplo, radica en la estimación de los parámetros del modelo.

*Gráfico 4: Correlograma de las Variaciones Interanuales del Empleo Total y Sectorial
Análisis en Primeras Diferencias*



Una estrategia de modelación alternativa a los populares VAR es la que usa modelos univariados SARIMA (Seasonal ARIMA), que como su nombre lo indica, modela en forma explícita las componentes estacionales de la serie en cuestión⁵. La elección de cada modelo SARIMA para las series de empleo e IMCE se basa en los criterios de identificación de modelos planteada por Box y Jenkins (1970). Esta estrategia consiste en analizar los autocorrelogramas de las series para identificar los órdenes de integración de las series, la existencia de estacionalidad y los órdenes máximos de los polinomios autorregresivos y de medias móviles. Luego, en una segunda etapa se estiman varios modelos SARIMA que son coherentes con la estructura del correlograma, y se escoge finalmente un modelo con todos sus términos estadísticamente significativos, con residuos presentando estructura de ruido blanco y de tal manera que el modelo final presente el menor valor del Akaike dentro de las alternativas posibles. La siguiente Tabla 3 muestra la modelación para cada serie de empleo interanual analizada y su correspondiente componente del IMCE.

⁵ Un breve resumen de la modelación SARIMA se encuentra en Pincheira y Medel (2012).

Tabla 3: Especificaciones SARIMA para la Variación Interanual del Empleo, para el IMCE y sus Componentes Sectoriales

Empleo Total : $e_t = c + \rho e_{t-1} + \phi e_{t-12} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \theta_3 \varepsilon_{t-3} + \theta_1 \varepsilon_{t-13} + \theta_2 \varepsilon_{t-14}$
Imce Total : $I_t = \delta + \beta I_{t-1} + \xi_t - \theta_E \xi_{t-12}$
Empleo Construcción : $e_t = c + \rho e_{t-1} + \phi e_{t-12} + \varepsilon_t - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \theta_3 \varepsilon_{t-3} + \theta_1 \varepsilon_{t-13} + \theta_2 \varepsilon_{t-14}$
Imce Construcción : $I_t = \delta + \beta I_{t-1} + \xi_t - \theta_E \xi_{t-12} + \theta_E \theta_2 \xi_{t-14}$
Empleo Comercio: $e_t = c + \rho e_{t-1} + \phi e_{t-12} + \varepsilon_t - \theta_3 \varepsilon_{t-3} - \theta_4 \varepsilon_{t-4} + \theta_3 \varepsilon_{t-15}$
Imce Comercio : $I_t = \delta + \beta I_{t-1} + \xi_t - \theta_3 \xi_{t-3}$
Empleo Industria : $e_t = c + \rho e_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \theta_3 \varepsilon_{t-3} - \theta_4 \varepsilon_{t-4} + \theta_1 \varepsilon_{t-13} + \theta_2 \varepsilon_{t-14} + \theta_3 \varepsilon_{t-15}$
Imce Industria : $I_t = \delta + \beta_1 I_{t-1} + \beta_2 I_{t-2} + \xi_t$
Empleo Minería : $e_t = c + \rho e_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_3 \varepsilon_{t-3} - \theta_4 \varepsilon_{t-4} + \theta_3 \varepsilon_{t-15}$
Imce Minería: $I_t = \delta + \beta_1 I_{t-1} + \xi_t - \theta_4 \xi_{t-4}$

En la Tabla 3 e_t representa la variación interanual del empleo mientras que I_t representa al IMCE o su componente sectorial correspondiente. Las demás variables son ruidos blancos que dan forma a la estructura SARIMA de los modelos.

Para construir pronósticos a horizontes múltiples usamos el método iterativo que requiere, para horizontes mayores que un mes hacia adelante, la definición de un modelo auxiliar que permita generar pronósticos de la variable exógena IMCE. Esa es la razón por la cual en la Tabla 3 también mostramos las especificaciones univariadas que utilizamos para generar estos pronósticos.

Para completar el marco econométrico, cabe destacar que uno de los focos principales de nuestro análisis fuera de muestra consiste en comparar las predicciones de la variación interanual del empleo, construidas en base a modelos SARIMA, con pronósticos provenientes de los mismos modelos pero expandidos con el respectivo indicador de confianza empresarial y algunos de sus rezagos. Así, por ejemplo, para el empleo total ampliamos el modelo

$$e_t = c + \rho e_{t-1} + \phi e_{t-12} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \theta_3 \varepsilon_{t-3} + \theta_1 \varepsilon_{t-13} + \theta_2 \varepsilon_{t-14}$$

Para formar la expresión

$$e_t = c + \rho e_{t-1} + \phi e_{t-12} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \theta_3 \varepsilon_{t-3} + \theta_1 \varepsilon_{t-13} + \theta_2 \varepsilon_{t-14} + \gamma_0 I_t + \gamma_1 I_{t-1} + \dots + \gamma_j I_{t-j}$$

Luego evaluamos tanto dentro como fuera de muestra la significancia conjunta de los coeficientes γ . Cabe señalar que nuestras especificaciones incorporan un término contemporáneo del indicador de confianza más j rezagos. Incluimos el término contemporáneo

porque la línea temporal de publicaciones del dato de empleo y del IMCE así lo permiten. Básicamente estamos suponiendo que el pronosticador se sitúa a principios de cada mes i (antes de una Reunión de Política Monetaria por ejemplo), momento en el cual se conoce el IMCE del mes $i-1$ y el empleo del mes $i-2$. Esto significa que el último dato disponible del IMCE puede ser utilizado para realizar un “nowcast” del empleo correspondiente al mes $i-1$. Ese es el sentido que le damos a utilizar un término contemporáneo del IMCE en nuestras especificaciones. Notamos que para el caso de nuestro modelo ADL también permitimos esa posibilidad.

En la próxima sección reportamos los resultados de nuestros ejercicios predictivos tanto dentro como fuera de muestra.

V. Ejercicios Predictivos

La siguiente Tabla 4 muestra algunos estadísticos de las regresiones entre la tasa interanual del empleo, una constante, el IMCE o su componente sectorial contemporánea y 12 de sus rezagos. Básicamente esta regresión corresponde a la estimación de los modelos ADL mencionados anteriormente. Reportamos el test F de significancia conjunta de la regresión, el P-value de este test, y el coeficiente de determinación de la regresión.

*Tabla 4: Capacidad Predictiva del IMCE para la Variación Interanual del Empleo Total y Sectorial.
Modelo ADL*

	Test F	P value	R 2
Comercio	2.31	0.011	0.27
Construcción	2.82	0.002	0.29
Industria	2.36	0.010	0.27
Minería	0.27	0.994	0.04
Empleo Total	6.21	0.000	0.47

Los resultados confirman la intuición generada por los correlogramas de los gráficos 2 y 3. En ausencia de otras variables explicativas, el IMCE y todas sus componentes sectoriales analizadas tienen capacidad para predecir la variación interanual del empleo total o sectorial respectivo, con la única excepción del IMCE correspondiente al sector minero. Esto se aprecia debido a que el test F de significancia conjunta rechaza la nula de ausencia de predictibilidad para todos los casos a excepción de la minería. Además llama la atención que el coeficiente de determinación en el caso del empleo total bordea el 50%, el más alto de todos los obtenidos.

La siguiente Tabla 5 reporta los resultados de un análisis de causalidad a la Granger entre la tasa de variación del empleo en doce meses y el respectivo IMCE sectorial o total. Para la confección de esta tabla se estimaron 5 modelos VAR bivariados, cada uno estimado con 12 rezagos. Las variables endógenas de cada uno de los VAR son empleo sectorial o total en

variación a doce meses y el IMCE o su correspondiente componente sectorial. La Tabla 5 muestra que la hipótesis nula de que los doce rezagos del IMCE, o de sus componentes sectoriales, no tengan capacidad predictiva sobre el empleo en variación anual, es rechazada para el empleo total, para la construcción, para el sector industria y también para el sector comercio. En el sector minero, no obstante, no es posible rechazar esta hipótesis nula. En síntesis, la Tabla 5 muestra que los índices de confianza empresarial tienen capacidad para predecir el empleo de agregado y sectorial, con la excepción del sector minero. Estos resultados son importantes y complementarios a los de la Tabla 4, porque ahora evaluamos la capacidad predictiva adicional de los rezagos del IMCE por sobre aquella que proveen los rezagos de la variación interanual del empleo. De la Tabla 5 también vemos que las ganancias predictivas de introducir el IMCE o sus componentes sectoriales son moderadas, permitiendo una disminución de la Raíz del Error Cuadrático Medio de Proyección (RECM) en un máximo de 10%.

*Tabla 5: Análisis de Causalidad a la Granger
Predictibilidad de la Tasa Anual de Variación del Empleo en Base a Índices de Confianza
Empresarial*

	Test F	Grados de Libertad	P-Value	Test Chi Cuadrado	Grados de Libertad	P-Value	REMC	Cuociente RECM	AIC
Comercio	3.32	(12, 71)	0.0008	39.79	12	0.0001	1.08	0.90	Sube
Construcción	2.79	(12, 77)	0.0032	33.53	12	0.0008	1.84	0.90	Sube
Industria	2.57	(12, 71)	0.0069	30.83	12	0.0021	1.48	0.93	Sube
Minería	0.64	(12, 66)	0.8031	7.64	12	0.8123	3.58	0.98	Sube
Empleo Total	2.99	(12, 79)	0.0017	35.94	12	0.0003	0.41	0.90	Sube

La siguiente Tabla 6 es similar a la Tabla 5, pero en vez de basarse en una especificación VAR, se basa en las especificaciones SARIMA para la variación interanual del empleo reportadas en la Tabla 3. Básicamente se estiman las distintas especificaciones SARIMA aumentadas ya sea por el correspondiente indicador de confianza contemporáneo, por este indicador contemporáneo más sus 6 primeros rezagos, o bien por este indicador contemporáneo y sus 12 primeros rezagos. La Tabla 6 muestra los resultados de los respectivos test t y F sobre los términos relacionados al IMCE. Con este ejercicio buscamos ver si los indicadores de confianza empresarial poseen información predictiva adicional a la que entrega una buena especificación SARIMA para nuestras variables dependientes.

La Tabla 6 muestra resultados de predictibilidad bastante robustos para el caso del empleo total. Para el empleo sectorial, en cambio, en general es necesario contar con un importante número de rezagos de la respectiva componente sectorial del IMCE para tener significancia estadística⁶. Una posible interpretación de este fenómeno dice relación con el pobre aporte predictivo del nivel de las componentes sectoriales del IMCE en relación a la buena capacidad predictiva que provee la evolución de estas componentes. Con todo, en las últimas columnas de la Tabla 6 se

⁶ El sector construcción es una excepción a esta regla general.

aprecia que un número grande de rezagos del IMCE provee información para predecir la tasa de variación interanual del empleo total y sectorial por sobre la contenida en las especificaciones SARIMA presentadas en la Tabla 3.

*Tabla 6: Análisis de Causalidad a la Granger
Predictibilidad de la Tasa Anual de Variación del Empleo en Base a Índices de Confianza
Empresarial. Especificaciones SARIMA*

	Test t (1 parámetro)	P-Value	Test F (7 parámetros)	P-Value	Test F (13 parámetros)	P-Value
Comercio	-0.06	0.955	387.74	0.000	208.48	0.000
Construcción	-1.68	0.097	2.85	0.010	3.75	0.000
Industria	0.41	0.686	3.62	0.002	5.65	0.000
Minería	0.06	0.956	0.71	0.665	40.27	0.000
Empleo Total	2.95	0.004	8.55	0.000	5.50	0.000

Los análisis de predictibilidad reportados en las Tablas 4-6 son usualmente criticados sobre las bases del fuerte sobreajuste de los datos a los que están expuestos. En términos generales, los análisis de predictibilidad “dentro de muestra” tienden a encontrar “falsos positivos” con bastante frecuencia. En palabras más simples, los análisis “dentro de muestra” tienden a encontrar más predictibilidad de la que efectivamente hay. Es en parte por esta razón que la literatura plantea complementar los estudios “dentro de muestra” con los llamados “fuera de muestra”. La idea de estos últimos estudios es estimar los modelos predictivos en una porción de la muestra, generar pronósticos, y luego evaluarlos utilizando el resto de la muestra que no ha sido considerada en el proceso de estimación. Realizando estos ejercicios en forma recursiva es posible construir pronósticos “fuera de muestra” que en principio no están contaminados (o lo están en menor medida) por problemas de sobreajuste.

Siguiendo la metodología recursiva descrita en la sección III, nuestro primer análisis “fuera de muestra” es análogo al mostrado en la Tabla 6, pero ahora utilizando el test de Clark y West (2007) descrito en la sección III.

Como es de esperar, los resultados de la Tabla 7 muestran menos predictibilidad que los de la análoga Tabla 6. De hecho de un total de 15 tests estadísticos, en la Tabla 7 sólo hay 4 rechazos de la hipótesis nula de no predictibilidad, mientras que en la Tabla 6 hay 11 rechazos. Interesantemente ambas tablas coinciden en detectar predictibilidad del IMCE total sobre la variación interanual del empleo total considerando un nivel de significancia del 10%. También se detecta una coincidencia algo más débil en la predictibilidad del sector construcción. Para los demás sectores, nuestro análisis fuera de muestra no detecta aportes predictivos del IMCE en forma estadísticamente significativa.

*Tabla 7: Análisis de Causalidad a la Granger Fuera de Muestra
Predictibilidad de la Tasa Anual de Variación del Empleo en Base a Índices de Confianza
Empresarial. Especificaciones SARIMA*

	Test CW (1 parámetro)	P-Value	Test CW (7 parámetros)	P-Value	Test CW (13 parámetros)	P-Value
Comercio	0.37	0.357	0.92	0.180	-0.12	0.547
Construcción	0.49	0.313	1.64	0.051	0.07	0.474
Industria	0.47	0.318	0.82	0.206	-0.52	0.699
Minería	0.20	0.420	-0.24	0.595	-1.28	0.900
Empleo Total	2.56	0.005	1.56	0.059	1.48	0.069

El análisis de causalidad a la Granger “fuera de muestra” presentado en la Tabla 7 tiene por objeto detectar si existe o no aporte predictivo del IMCE y sus componentes sectoriales a la variación interanual del empleo, por sobre el contenido en las especificaciones SARIMA univariadas presentadas en la Tabla 3. Cabe señalar que para la confección de la Tabla 7 fueron utilizados pronósticos un paso hacia adelante que no requieren de las ecuaciones auxiliares univariadas estimadas para el IMCE y sus componentes sectoriales y que también están presentadas en la Tabla 3. Más allá de los resultados presentados en la Tabla 7, es válido preguntarse por las ganancias predictivas que se podrían obtener al incorporar el IMCE o sus componentes sectoriales en las especificaciones SARIMA tanto en pronósticos un paso hacia adelante como en pronósticos a horizontes más lejanos. Para ello mostramos en las siguientes Tablas 8 y Tablas 1-4 en el Apéndice, los resultados de una evaluación fuera de muestra tradicional que compara el desempeño predictivo de los modelos SARIMA con el de los mismos modelos aumentados con distintos rezagos de los índices de confianza empresarial. Esta comparación la hacemos para distintos horizontes predictivos y utilizando tanto la Raíz del Error Cuadrático Medio de Proyección Muestral como el Error Absoluto Medio de Proyección Muestral. Asimismo mostramos los P-value del test de DMW para ambas medidas de precisión predictiva.

Tabla 8: Predictibilidad de la Tasa Anual de Variación del Empleo en Base a Índices de Confianza Empresarial. Análisis Fuera de Muestra

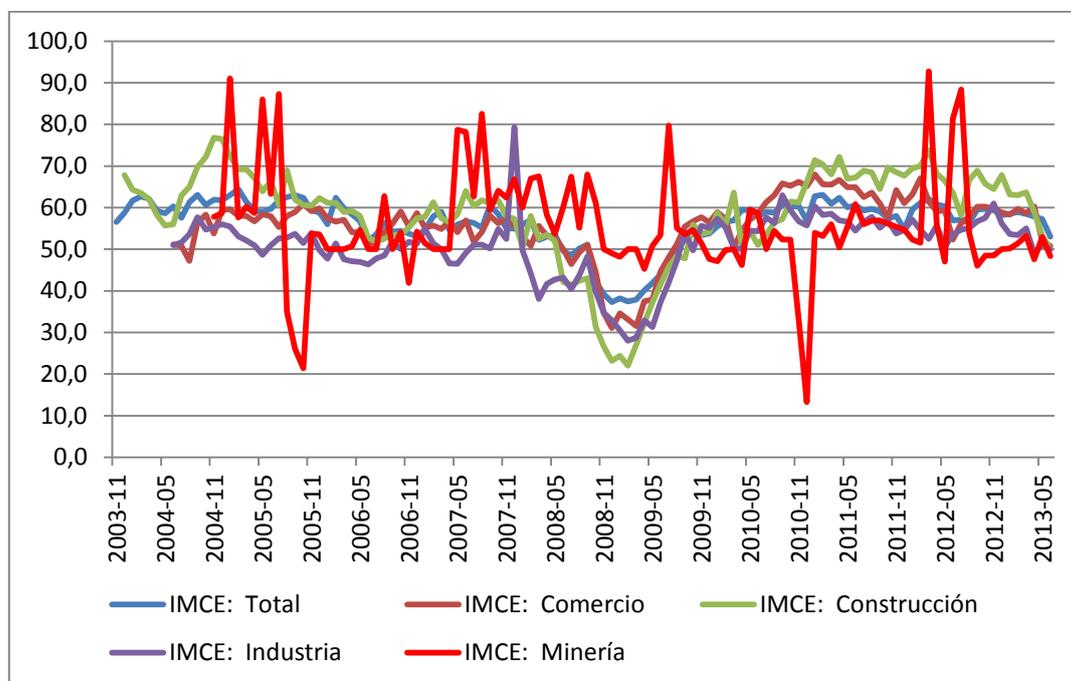
Horizonte predictivo en Meses	RECOMP SARIMA SIN IMCE	RECOMP SARIMA CON IMCE	EAMPM SARIMA SIN IMCE	EAMPM SARIMA CON IMCE	Cuociente RECOMP	Cuociente EAMPM	P Values test DMW entre ECMP	P Values test DMW entre EAMPM
1	0.525	0.496	0.418	0.387	0.95	0.93	0.02	0.00
3	1.244	1.174	0.989	0.909	0.94	0.92	0.02	0.05
6	1.931	1.888	1.593	1.518	0.98	0.95	0.10	0.07
9	2.218	2.255	1.952	1.976	1.02	1.01	0.80	0.68
12	2.642	2.720	2.401	2.479	1.03	1.03	0.90	0.90
18	2.355	2.397	2.084	2.084	1.02	1.00	0.82	0.49
24	2.375	2.457	2.045	2.122	1.03	1.04	0.98	0.92

Cada fila en la Tabla 8 entrega diversos estadísticos para distintos horizontes predictivos. La primera fila entrega resultados del *nowcast* mientras que las siguientes filas entregan los

resultados para horizontes predictivos de 3,6,9,12,18 y 24 meses hacia adelante. Las columnas 6 y 7 de la Tabla 8 muestran el cociente de RECOMP y de EAMP del modelo con indicador de confianza versus el modelo sin indicador. Así, un número menor que 1 indica que el IMCE (o su respectiva componente sectorial) aporta capacidad predictiva por sobre la contenida en la propia serie del empleo. La Tabla 8 muestra que nuestra estrategia de construcción de pronósticos con el IMCE es superior a las puramente univariadas en el corto plazo. El test DMW indica que la utilización del IMCE entrega pronósticos un paso hacia delante (“nowcasts”) más precisos que los modelos SARIMA en forma estadísticamente significativa. Lo mismo sucede con pronósticos 3 y 6 pasos hacia adelante con un nivel de significancia del 10%. Si bien las ganancias predictivas tienen significancia estadística, ellas involucran reducciones de a lo más un 8% en el EAMP o de tan sólo un 6% en la RECOMP.

Las tablas 1-4 en el apéndice son análogas a la Tabla 8 pero contienen resultados para los sectores construcción, comercio, industria y minería. De acuerdo a estas tablas las componentes sectoriales del IMCE generan ganancias predictivas a 12 meses en el sector industria y en el mismo horizonte y largo plazo en el sector minero. Para los demás horizontes predictivos y sectores analizados nuestra estrategia predictiva no entrega resultados favorables a la capacidad predictiva adicional de las componentes sectoriales del IMCE. Cabe señalar que hallazgos de capacidad predictiva a largo plazo nos generan ciertas dudas por diversos motivos. En primer lugar, a mayor horizonte de proyección, menor es el número de observaciones disponibles y mayor es la persistencia de los errores de pronóstico. Estos dos elementos confabulan en la misma dirección de menoscabar las propiedades estadísticas de los tests. En segundo lugar, el IMCE es un indicador sintético que se construye a partir de una encuesta que pregunta por la evolución del empleo en los próximos tres meses. En este sentido no resulta evidente que un indicador que tiene un alcance explícito de tres meses, tenga una utilidad predictiva mucho más allá de ese mismo horizonte. Adicionalmente, y en el caso particular del sector minero, podemos ver de la Tabla 1 que la componente minera del IMCE es la que presenta la mayor desviación estándar y de acuerdo al siguiente Gráfico 5, tal vez el comportamiento más errático de todos los indicadores, mostrando ciertas lecturas que podrían considerarse atípicas. Todas estas observaciones nos hacen considerar a las ganancias predictivas de largo plazo, y en particular a las del sector minero, con cierta cautela.

Gráfico 5: Indicador IMCE total y Componentes Sectoriales para el Empleo



Como un ejercicio complementario, realizamos un análisis de predictibilidad de la dirección de movimiento del empleo. En esta ocasión la variable a predecir es la tasa de crecimiento del empleo en tres meses. Nuestra intención es evaluar si el IMCE tienen información relevante en relación a la misma pregunta que realiza la encuesta y que es la siguiente:

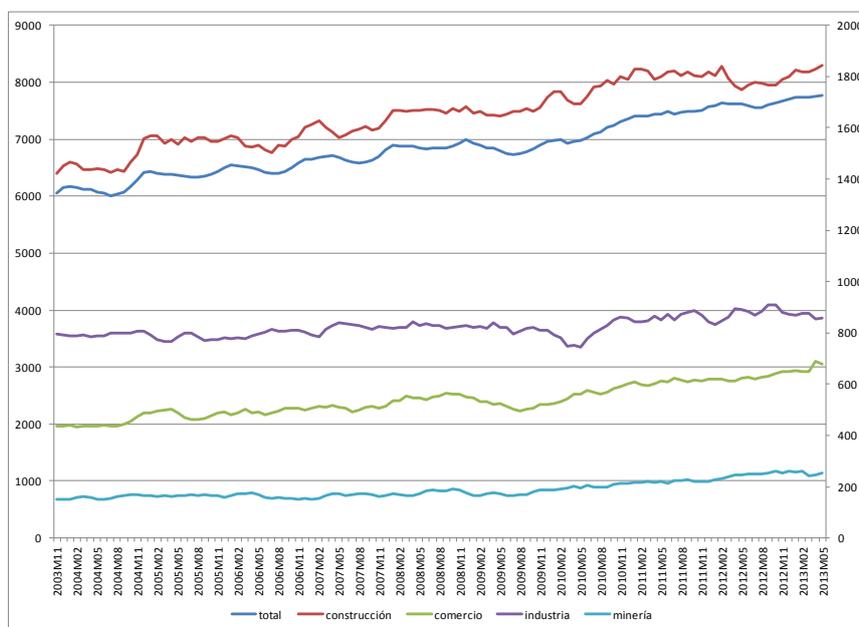
¿Cómo cree Ud. que evolucionará el empleo en su empresa durante los próximos tres meses?

De esta manera, con este último ejercicio predictivo deseamos evaluar si valores altos del IMCE predicen un alza del empleo en los tres meses y si valores bajos del IMCE anteceden a una caída del empleo en los próximos tres meses.

El IMCE por construcción es un indicador que toma valores entre 0 y 100. En la Tabla 1 se puede apreciar que su promedio es cercano a 50 puntos. Para realizar este ejercicio predictivo se definió como “alto” un valor del IMCE superior a 55, mientras que un valor “bajo” se definió como uno inferior a 45. La evaluación predictiva consiste en analizar la tasa de éxito del IMCE en la predicción de la variación del empleo. Una tasa de éxito originada por el azar sería del

50%. No obstante, pensamos que este es un *benchmark* demasiado poco informativo considerando que el empleo presenta una tendencia creciente como muestra el Gráfico 6.

Gráfico 6: Empleo Total y Sectorial



Por esta razón, comparamos la tasa de éxito del IMCE con el pronóstico ingenuo que plantea que el empleo siempre crecerá.

La Tabla 9 muestra los resultados de este análisis. Observamos que en algunos episodios el IMCE y sus componentes sectoriales toman valores entre 45 y 55, zona en la cual los estamos considerando no informativos. Hemos excluido estos períodos de nuestro análisis y esa es la razón por la cual tenemos distintos números de observaciones dependiendo de la serie que se considere.

Tabla 9: Pronósticos de la Dirección del Empleo en Tres Meses

	Empleo Total	Empleo en Comercio	Empleo en Construcción	Empleo en Industria	Empleo en Minería
Éxitos del IMCE	58	46	68	21	27
Éxitos de un Benchmark	53	47	61	18	29
Tasa de Éxito del IMCE	0.66	0.58	0.73	0.44	0.55
Tasa de Éxito del Benchmark	0.60	0.59	0.66	0.38	0.59
t-statistic	1.18	-0.29	1.18	0.82	-0.92
P-value	0.24	0.77	0.24	0.42	0.36
Total de Casos Relevantes	88	79	93	48	49

De la Tabla 9 observamos que tanto el IMCE-comercio como el IMCE-minería han tenido un desempeño peor a nuestro *benchmark* ingenuo. IMCE-industria lo ha hecho mejor que nuestro *benchmark*, pero su tasa de éxito es bastante menor al 50%. Finalmente observamos que IMCE

total e IMCE-Construcción han tenido desempeños superiores a nuestro *benchmark* y con tasas de éxito también mayores al 50%. No obstante, la evidencia no permite rechazar la hipótesis nula de igualdad de capacidad predictiva entre los pronósticos del IMCE y sus contrapartes sectoriales versus los de nuestros *benchmark* ingenuos. Cabe señalar que un ejercicio de robustez a este análisis, en el que se considera como zona de no información a la región conformada por el promedio del IMCE más y menos una desviación estándar, entrega tasas de éxito de 55%, 50%, 80%, 57% y 50% para toda la economía, y para los sectores comercio, construcción, industria y minería respectivamente. Estos resultados son relativamente consistentes con los mostrados en la Tabla 9, tal vez con dos diferencias llamativas: la alta tasa de éxito en el sector construcción e industria.

VI. Resumen y Conclusiones

En este trabajo evaluamos la capacidad predictiva que tienen el índice de confianza empresarial IMCE y sus componentes sectoriales sobre la variación en doce meses del empleo total y sectorial. Al concentrarnos únicamente en la relación predictiva que existe entre las variables de empleo y el IMCE o sus componentes sectoriales, excluyendo del análisis términos autorregresivos de las variables del empleo en cuestión, encontramos sólida evidencia de capacidad predictiva a nivel agregado y en los sectores construcción, comercio e industria. Cuando incorporamos dentro del análisis una estructura autorregresiva para el empleo, la capacidad predictiva adicional de los indicadores de confianza es algo más esquiva y difícil de detectar en ejercicios fuera de muestra, lo cual es coherente con una capacidad predictiva marginal moderada, pequeña y en algunos casos tal vez derechamente inexistente.

La siguiente Tabla 10 resume la totalidad de los ejercicios llevados a cabo para predecir la variación en doce meses del empleo total y sectorial. En esta tabla se indica con un número 1 si el ejercicio someramente descrito en la primera columna fue favorable para la capacidad predictiva del correspondiente índice de confianza. Esto significa que se encontró evidencia estadísticamente significativa con un nivel de confianza del 90%. En caso contrario en la celda correspondiente se anota un 0.

Tabla 10: Resumen de Resultados Sobre la Capacidad de Índices de Confianza Empresarial para Predecir la Variación Anual del Empleo Total y Sectorial

	Empleo Total	Empleo Construcción	Comercio	Industria	Minería
ADL	1	1	1	1	0
VAR	1	1	1	1	0
SARIMA DENTRO DE MUESTRA 1 PARÁMETRO	1	1	0	0	0
SARIMA DENTRO DE MUESTRA 7 PARÁMETROS	1	1	1	1	0
SARIMA DENTRO DE MUESTRA 13 PARÁMETROS	1	1	1	1	1
CW 1 PARÁMETRO	1	0	0	0	0
CW 7 PARÁMETROS	1	1	0	0	0
CW 13 PARÁMETROS	1	0	0	0	0
SARIMA FUERA DE MUESTRA CORTO PLAZO	1	0	0	0	0
SARIMA FUERA DE MUESTRA MEDIANO PLAZO	0	0	0	1	1
SARIMA FUERA DE MUESTRA LARGO PLAZO	0	0	0	0	1
Puntaje Final	82%	55%	36%	45%	27%

La Tabla 10 es elecuente en señalar que la capacidad predictiva del IMCE-Total sobre el empleo agregado es bastante robusta a los ejercicios realizados. Más allá de esto los resultados son heterogéneos o poco robustos. Cabe destacar que el sector construcción es el sector en el que más ejercicios arrojan evidencia de predictibilidad. También se aprecia que el sector minero es el que entrega resultados con menos evidencia de predictibilidad.

Para la realización de los ejercicios predictivos hemos tomado varias decisiones en relación a los *benchmarks* utilizados, los tamaños de las ventanas de estimación, los rezagos incorporados en las especificaciones o el rango de no información de los indicadores de confianza empresarial. Estos y otros supuestos podrían ser relajados o sometidos a un análisis de sensibilidad en una investigación futura, cuando con un mayor número de observaciones, podamos tener estimaciones más fidedignas de los modelos involucrados.

VII. Referencias Bibliográficas

1. Box, G. y G. Jenkins (1970): *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, Holden-Day, San Francisco, USA.
2. Clark, T. y K. West (2007): "Approximately Normal Tests for Equal Predictive Accuracy in Nested Models." *Journal of Econometrics* 138, pp. 291-311.
3. Contreras-Reyes J. y B. Idrovo (2011): "En busca de un modelo benchmark univariado para predecir la tasa de desempleo en Chile". *Cuadernos de Economía*, Universidad Nacional de Colombia 2011, vol. 30, n. 55, pp. 105-125.

4. Diebold, F. y R. Mariano (1995). "Comparing Predictive Accuracy." *Journal of Business & Economic Statistics* 13(3), pp. 253-63.
5. Ghysels E., D. Osborn, y P. Rodrigues (2006): Forecasting Seasonal Time Series, in Elliot, G., C.W.J. Granger, and A. Timmermann (eds.), *Handbook of Economic Forecasting*, Volume 1, Elsevier, North Holland.
6. Hüfner F. y M. Schröder (2002): "Forecasting Economic Activity in Germany, How Useful are Sentiment Indicators?". Discussion Paper No. 02-56. Centre for European Economic Research.
7. Pincheira P. (2013). "Shrinkage Based Tests of Predictability." *Journal of Forecasting* 32(4): 289-384.
8. Pincheira, P. y A. García (2012): "En búsqueda de un buen marco de referencia predictivo para la inflación chilena," *EL TRIMESTRE ECONOMICO* LXXIX(1) N° 313: 85-123.
9. Pincheira, P. y C. Medel (2012). "Forecasting Inflation with a Simple and Accurate Benchmark: A Cross Country Analysis". Working Paper N°677 Central Bank of Chile.
10. Rüdiger B, S. Elstner y E. Sims (2013): "Uncertainty and Economic Activity: Evidence from Business Survey Data." *American Economic Journal: Macroeconomics*, 5(2): 217-49.
11. West, K. (1996): "Asymptotic Inference About Predictive Ability", *Econometrica* 64(5):1067-1084

VIII. Apéndice: Tablas Sectoriales de Evaluación Predictiva Fuera de Muestra

*Tabla 1: Predictibilidad del IMCE-Construcción sobre la Tasa Anual de Variación del Empleo en el Sector Construcción
Análisis Fuera de Muestra*

Horizonte predictivo en Meses	RECOMP SARIMA SIN IMCE	RECOMP SARIMA CON IMCE	EAMPM SARIMA SIN IMCE	EAMPM SARIMA CON IMCE	Cuociente RECOMP	Cuociente EAMPM	P Values test DMW entre ECMP	P Values test DMW entre EAMPM
1	2.114	2.180	1.601	1.714	1.03	1.07	0.76	0.89
3	3.878	4.005	3.217	3.361	1.03	1.04	0.72	0.82
6	4.915	5.429	4.106	4.477	1.10	1.09	0.87	0.91
9	5.662	6.570	4.981	5.571	1.16	1.12	0.90	0.91
12	5.732	6.983	4.937	5.738	1.22	1.16	0.89	0.91
18	6.616	6.346	5.470	5.378	0.96	0.98	0.29	0.43
24	6.057	6.340	5.270	5.492	1.05	1.04	0.76	0.65

Tabla 2: Predictibilidad del IMCE-Comercio sobre la Tasa Anual de Variación del Empleo en el Sector Comercio

Análisis Fuera de Muestra

Horizonte predictivo en Meses	RECOMP	RECOMP	EAMPMP	EAMPMP	Cuociente RECOMP	Cuociente EAMPMP	P Values test DMW entre ECMP	P Values test DMW entre EAMPMP
	SARIMA SIN IMCE	SARIMA CON IMCE	SARIMA SIN IMCE	SARIMA CON IMCE				
1	1.148	1.203	0.929	0.993	1.05	1.07	0.81	0.93
3	1.962	1.969	1.652	1.554	1.00	0.94	0.52	0.27
6	2.042	2.384	1.727	1.965	1.17	1.14	0.94	0.87
9	2.047	2.496	1.778	2.162	1.22	1.22	0.96	0.94
12	2.125	2.477	1.763	2.131	1.17	1.21	0.91	0.92
18	2.801	2.793	2.316	2.364	1.00	1.02	0.47	0.71
24	3.176	3.058	2.567	2.521	0.96	0.98	0.15	0.36

Tabla 3: Predictibilidad del IMCE-Industria sobre la Tasa Anual de Variación del Empleo en el Sector Industria

Análisis Fuera de Muestra

Horizonte predictivo en Meses	RECOMP	RECOMP	EAMPMP	EAMPMP	Cuociente RECOMP	Cuociente EAMPMP	P Values test DMW entre ECMP	P Values test DMW entre EAMPMP
	SARIMA SIN IMCE	SARIMA CON IMCE	SARIMA SIN IMCE	SARIMA CON IMCE				
1	1.653	2.179	1.410	1.734	1.32	1.23	0.99	0.97
3	3.590	4.538	2.870	3.482	1.26	1.21	0.96	0.93
6	4.753	5.224	3.465	4.201	1.10	1.21	0.82	0.91
9	5.576	4.947	4.231	4.006	0.89	0.95	0.11	0.30
12	6.153	5.222	4.681	3.837	0.85	0.82	0.03	0.02
18	5.959	5.785	4.790	4.456	0.97	0.93	0.21	0.10
24	6.169	6.074	4.907	4.617	0.98	0.94	0.37	0.15

Tabla 4: Predictibilidad del IMCE-Minería sobre la Tasa Anual de Variación del Empleo en el Sector Minero

Análisis Fuera de Muestra

Horizonte predictivo en Meses	RECOMP	RECOMP	EAMPMP	EAMPMP	Cuociente RECOMP	Cuociente EAMPMP	P Values test DMW entre ECMP	P Values test DMW entre EAMPMP
	SARIMA SIN IMCE	SARIMA CON IMCE	SARIMA SIN IMCE	SARIMA CON IMCE				
1	3.363	3.500	2.561	2.583	1.04	1.01	0.83	0.57
3	6.646	7.001	5.597	5.652	1.05	1.01	0.75	0.54
6	8.464	8.094	7.026	7.009	0.96	1.00	0.30	0.49
9	9.594	8.912	8.179	7.300	0.93	0.89	0.26	0.18
12	10.410	9.154	8.722	7.909	0.88	0.91	0.10	0.24
18	10.497	8.971	9.282	7.681	0.85	0.83	0.01	0.01
24	11.113	9.436	10.074	7.918	0.85	0.79	0.04	0.03

<p>Documentos de Trabajo Banco Central de Chile</p> <p>NÚMEROS ANTERIORES</p> <p>La serie de Documentos de Trabajo en versión PDF puede obtenerse gratis en la dirección electrónica:</p> <p>www.bcentral.cl/esp/estpub/estudios/dtbc.</p> <p>Existe la posibilidad de solicitar una copia impresa con un costo de Ch\$500 si es dentro de Chile y US\$12 si es fuera de Chile. Las solicitudes se pueden hacer por fax: +56 2 26702231 o a través del correo electrónico: bcch@bcentral.cl.</p>	<p>Working Papers Central Bank of Chile</p> <p>PAST ISSUES</p> <p>Working Papers in PDF format can be downloaded free of charge from:</p> <p>www.bcentral.cl/eng/stdpub/studies/workingpaper.</p> <p>Printed versions can be ordered individually for US\$12 per copy (for order inside Chile the charge is Ch\$500.) Orders can be placed by fax: +56 2 26702231 or by email: bcch@bcentral.cl.</p>
---	--

DTBC – 728

Caracterización del Mercado Laboral en Chile y su Evolución en los Últimos 25 años
Gonzalo Castex y Fabián Sepúlveda

DTBC – 727

Learning About Commodity Cycles and Saving-Investment Dynamics in a Commodity-Exporting Economy
Jorge Fornero y Markus Kirchner

DTBC – 726

Leverage Restrictions in a Business Cycle Model
Lawrence Christiano y Daisuke Ikeda

DTBC – 725

The Elusive Predictive Ability of Global Inflation
Carlos Medel, Michael Pedersen y Pablo Pincheira

DTBC – 724

Foreign Shocks on Chilean Financial Markets: Spillovers and Comovements between Bonds and Equity Markets
Marco Morales, Carola Moreno y Camilo Vio

DTBC – 723

Forecasting Chilean Inflation with International Factors
Pablo Pincheira y Andrés Gatty

DTBC – 722

Financial Frictions and the Transmission of Foreign Shocks in Chile

Javier García-Cicco, Markus Kirchner y Santiago Justel

DTBC – 721

GDP Forecasting Bias due to Aggregation Inaccuracy in a Chain-linking Framework

Marcus Cobb

DTBC – 720

Dynamic Dispersed Information and the Credit Spread Puzzle

Elias Albagli, Christian Hellwig y Aleh Tsyvinski

DTBC – 719

The Typical Spectral Shape of an Economic Variable: A Visual Guide with 100 Examples

Carlos Medel

DTBC – 718

RER Appreciation after the Great Recession: Misalignment or Fundamental Correction?

Rodrigo Caputo y Mariel Siravegna

DTBC – 717

Policy Design with Private Sector Skepticism in the Textbook New Keynesian Model

Robert King, Yang Lu y Ernesto Pastén

DTBC – 716

Private Information and the Mortgage Market: Evidence and a Theory of Crises

Robert Shimer

DTBC – 715

Macro-Prudential Policy and the Conduct of Monetary Policy

Denis Beau, Christophe Cahn, Laurent Clerc y Benoît Mojon

DTBC – 714

Central Banking after the Crisis

Frederick S. Mishkin



BANCO CENTRAL
DE CHILE