

Informe Económico:
Operación de Concentración Ideal/Nutra Bien

Claudia Allende
Columbia University

Mohit Karnani
Massachusetts Institute of Technology

6 de agosto de 2018*

Claudia Allende SC



*Correos: ca2605@columbia.edu, karnani@mit.edu. Las opiniones expresadas en este documento son de exclusiva responsabilidad de los autores y no representan la opinión de sus respectivas instituciones.

Índice

1. Introducción	4
2. Riesgos para la Competencia y su Evaluación Basada en Razones de Desvío	7
3. Propiedades Empíricas de las Razones de Desvío	10
4. Ejemplos Ilustrativos	13
4.1. Demanda Lineal	13
4.2. Demanda Log-Lineal	14
4.3. Demanda Discreta Tipo Logit IAI	15
4.4. Demanda Discreta Tipo Logit con Coeficientes Aleatorios	17
5. Simulaciones	19
5.1. Demanda Lineal	19
5.2. Demanda Log-Lineal	19
5.3. Demanda Discreta Tipo Logit IAI	21
5.4. Demanda Discreta Tipo Logit con Coeficientes Aleatorios	22
6. Metodología Empírica para Estimación de Demanda	22
6.1. El uso de Encuestas para Estimar Razones de Desvío	23
6.2. El Método de BLP	25
7. Datos y Estimación	27
7.1. Datos	28
7.2. Instrumentos	28
8. Resultados	30
9. Simulaciones de Presión al Alza de Precios	34

10. Conclusión	36
A1. Código implementado: <code>simul_example.py</code>	46
A2. Código implementado: <code>demand_estimation.py</code>	50

1. Introducción

Este informe tiene como objetivo discutir las propiedades empíricas de las razones de desvío, uno de los principales insumos necesarios para el cálculo de índices de presión al alza en precios, y proponer un cálculo alternativo a los GUPPI presentados por la FNE, basándose en la estimación de un modelo estructural de demanda. En la discusión de las propiedades empíricas se muestra formalmente por qué esta aproximación sería más adecuada para responder la pregunta empírica relevante respecto de los riesgos de la operación de concentración entre Ideal y Nutra Bien.

La FNE basa principalmente su decisión de rechazar la operación de concentración entre Bimbo y Nutra Bien a partir del análisis de índices de presión al alza de precios. Estos índices se usan para la evaluación de riesgos unilaterales en el contexto de una operación de concentración, y fueron formalizados en el trabajo de [Farrell and Shapiro \(2010\)](#) e incorporados en la Guía de Fusiones en Estados Unidos el año 2010. El objetivo es proveer una aproximación alternativa a los indicadores basados en medidas de concentración, las cuales exigen la definición del mercado relevante y se basan en supuestos restrictivos de la forma de la función de demanda. Por el contrario, índices de presión al alza de precios permiten aproximar directamente la cercanía competitiva de los productos involucrados en una potencial fusión, de forma de poder detectar efectivamente los potenciales riesgos de la operación.

Este concepto se ha vuelto una herramienta utilizada en la decisiones que algunas autoridades de competencia en el mundo respecto de operaciones de concentración, incluyendo el caso de Chile.¹ La intuición es la siguiente. Cuando dos firmas que compiten en un mercado se fusionan, hay dos tipos de efectos directos sobre los incentivos de fijación de precios. Por un lado, las empresas ahora fusionadas toman decisiones en forma conjunta, por lo que ya no compiten entre sí. Esto genera incentivos a subir los precios, ya que parte de los clientes que dejarían de comprar el producto a un precio más alto se irían a una firma que ahora es parte de la nueva empresa fusionada. En segundo lugar, los activos de las empresas ahora se pueden gestionar conjuntamente para lograr eficiencias, lo que puede reducir los costos marginales, fomentando precios más bajos.

Uno de los insumos clave para poder calcular estos índices son las razones de desvío.

¹Por ejemplo, en la operación de concentración entre SMU y Supermercados del SUR, el TDLC fundamenta sus decisiones de desinversión en UPPI para cada mercado geográfico. Para ese caso, se usó una aproximación basada en participaciones de mercado a nivel local y no en base a encuestas. Los supuestos detrás de esa aproximación se discuten en la sección 4.3 de este informe. Implícitamente, se asume que la demanda es discreta tipo logit IAI.

Este concepto mide la fracción de los consumidores que dejan de consumir un producto para cambiarse a un producto alternativo como respuesta a un aumento de precios del primer producto en cuestión. En la práctica, la razón de desvío es un concepto que puede estimarse empíricamente de distintas formas. [Farrell and Shapiro \(2010\)](#) plantean que la razón de desvío puede ser estimada utilizando: i) evidencia generada en el “curso normal de negocios” de las empresas fusionadas, ii) encuestas a clientes o información sobre los patrones de cambio de los clientes², y iii) métodos econométricos. Sin embargo, los autores no desarrollan las implicancias que tiene usar un método u otro.

En la práctica, los índices calculados con distintos métodos no solo pueden tomar distintos valores, sino que también responden a preguntas empíricas diferentes. Este informe caracteriza las propiedades empíricas de las razones de desvío, exponiendo claramente cuáles son las alternativas para su cálculo y cuáles son las implicancias de la metodología usada en términos de la pregunta empírica que la autoridad de competencia pretende contestar. Respecto a este punto, existen medidas de desviación que serían más adecuadas dependiendo de qué pregunta empírica se quiere responder.

Por ejemplo, si la discusión se da en torno a riesgos por aumentos de precios pequeños pero generalizados, lo más adecuado sería usar una estrategia empírica que permita evaluar las razones de desvío calculando las derivadas propias y cruzadas de la demanda evaluadas en los precios pre-fusión. Para ello, la estrategia más adecuada sería estimar la demanda utilizando un modelo estructural que permita captar en detalle los patrones de sustitución entre productos o, en su defecto, utilizar variaciones exógenas en el precio de los productos que permitan aislar los patrones de sustitución. Sin embargo, el método utilizado por la FNE (la aproximación de razones de desvío a partir de encuestas que preguntan a consumidores aleatorios qué productos elegirían si el producto que consumen actualmente no estuviera disponible) no serían la más adecuadas para responder esta pregunta.

Por otro lado, si la autoridad antimonopolio está preocupada por la posibilidad de discontinuación de productos, datos que capturan los patrones de cambio una vez que se remueve un producto del mercado serían más adecuados. Esto podría ser consistente con las encuestas de primeras y segundas preferencias por productos como las que implementa la FNE, aunque existen varios desafíos prácticos en el uso de encuestas. Otra alternativa sería estudiar patrones de cambio de productos de los consumidores ante shocks exógenos que remuevan temporalmente un producto del mercado ([Conlon and Mortimer, 2018](#)) o utilizando un modelo estructural que permita simular esos eventos.

²La segunda alternativa (información sobre patrones de cambio) incluiría, por ejemplo, la fórmula proporcional a las participaciones de mercado utilizada por la el TDLC en el caso SMU.

En la [Sección 6](#) de este informe se analizan las propiedades empíricas de las razones de desvío, formalizando estas ideas. En la [Sección 4](#) y [Sección 5](#) se muestran ejemplos y simulaciones para distintos supuestos de la forma de la función de demanda. A partir de este análisis concluimos que difícilmente se podrían estimar las razones de desvío de interés (las que se derivan de aumentos marginales en el precio) a partir de encuestas.

Después de discutir los desafíos prácticos que tiene la metodología usada por la FNE para calcular los índices de alza del precio en la [Sección 6](#), se presenta una estimación más informativa al cálculo de razones de desvío que se basa en estimar efectivamente la demanda de los bienes en el mercado relevante, y luego computar los estadísticos de interés. En particular, la forma más adecuada de responder la pregunta de los riesgos para este caso es mediante una estimación de demanda con coeficientes aleatorios, usando las técnicas del “estado del arte” de la organización industrial empírica.

Este método tiene la ventaja de permitir que los consumidores tengan gustos heterogéneos tanto en dimensiones observadas como no observadas y lidiar con la endogeneidad del precio al mismo al mismo tiempo. Así, los parámetros de sustitución y elasticidades implicadas por el modelo sean mucho más realistas. La sustitución estimada es un elemento clave en el análisis de poder del mercado y el cálculo de las razones de desvío.

En la [Sección 7](#) se presentan detalles de estimación. En particular, se describen los instrumentos usados. Estos incluyen instrumentos tradicionales en la literatura de organización industrial, como los instrumentos estilo BLP (que incluyen características exógenas de otros productos en el mercado ([Berry et al., 1995](#); [Nevo, 2000a](#))) y de shocks comunes de costos explotando la naturaleza de panel de los datos ([Nevo, 2001](#)), y un instrumento específico al mercado de alimentos introducido recientemente por ([Allcott et al., 2017](#)). En la [Sección 8](#) se detalla el modelo y se muestran los resultados de la estimación. Finalmente, en la [Sección 9](#) se muestran las simulaciones para las razones de desvío y los índices de presión al alza de precios calculados a partir de estas.

Los resultados muestran que los GUPPI calculados a partir de las razones de desvío del modelo de demanda son ligeramente superiores para los productos Ideal, pero menores para los productos Nutrabien. En particular, tomando ambos canales (Supermercado y Tradicional), el GUPPI estimado para los productos Ideal estaría por debajo del 5%, y para los productos Nutrabien estaría por debajo del 10%. Esto último implica que la operación no generaría sustanciales riesgos unilaterales al alza de precios.

2. Riesgos para la Competencia y su Evaluación Basada en Razones de Desvío

El uso de estos índices se incorporó formalmente en la Guía de Fusiones Horizontales de Estados Unidos (Horizontal Mergers Guidelines, 2010). Esta se basa en el trabajo de [Farrell and Shapiro \(2010\)](#), en el que los autores presentan un modelo de competencia que asume que las empresas producen bienes diferenciados y compiten de acuerdo con un equilibrio de precios de Nash. Los índices propuestos se derivan directamente de este modelo, y se basan en las razones de desvío.

A continuación, presentamos el análisis de [Farrell and Shapiro \(2010\)](#), con el objetivo de derivar formalmente los índices usados y analizar sus propiedades empíricas en la sección siguiente. Seguimos la notación que [Conlon and Mortimer \(2018\)](#) usan en su trabajo sobre razones de desvío, levemente distinta a la que usan los autores originales.

Para empezar, presentamos el problema de maximización de utilidades de una firma que denotaremos con la letra j , en un mercado compuesto por un total J de firmas uni-producto³, las cuales compiten en forma estática a la Bertrand y producen productos diferenciados.

La firma j debe decidir el precio que va a cobrar por cada unidad de producto. El objetivo de la firma es maximizar utilidades, definidas como el margen por producto multiplicada por la cantidad vendida. El problema de optimización se presenta en la [Ecuación 1](#), donde p_{-j} se usa para representar el vector de precios de todas las otras firmas que no son j :

$$\max_{p_j} \pi_j(p_j) := [p_j - c_j(q_j)] \cdot q_j(p_j, p_{-j}) \quad (1)$$

Para simplificar el problema, suponemos que los costos marginales de la firma j son constantes (es decir, $c_j(q_j) = \bar{c}_j$). La solución al problema de maximización de utilidades de la firma j está dado por la solución a la condición de primer orden para la firma j , $\frac{\partial \pi_j(p_j)}{\partial p_j} = 0$:

$$q_j(p_j^*, p_{-j}) + (p_j^* - \bar{c}_j) \cdot \frac{\partial q_j(p_j^*, p_{-j})}{\partial p_j} = 0, \quad (2)$$

³Presentamos el caso de la firma uni-producto por ser más simple, con objetivo de definir la notación que usaremos para interpretar las propiedades empíricas de las razones de desvío. En caso de la empresa multi-producto (que es correspondiente a los cálculos que realiza la FNE) se mantiene la naturaleza del análisis realizado en esta sección.

donde p_j^* es la solución implícita a la [Ecuación 2](#). Este es el precio en el que la firma j maximiza sus utilidades, condicional en los precios cobrados por las otras firmas:

$$p_j^* := \underbrace{\frac{1}{1 + \eta_{jj}}}_{\text{Mark-up de Lerner}} \bar{c}_j, \quad (3)$$

donde η_{jj} es el inverso de la elasticidad precio propia del producto j , $\epsilon_{jj} = \frac{\partial q_j p_j}{\partial p_j q_j}$. La [Ecuación 3](#) representa el margen que cobra la firma j . Al ser $\eta_{jj} \leq 0$, el índice de Lerner será mayor o igual a 1, y corresponderá a 1 más el margen adicional al costo marginal que cobra la firma. En el caso en que la firma enfrente un mercado perfectamente competitivo, $\eta_{jj} = 0$, por lo que el índice de Lerner será igual a 1, y el margen será 0. A medida que la demanda se vuelve más inelástica, η_{jj} aumenta en valor absoluto, y el margen aumenta.

¿Cómo cambia la decisión de precio para la firma j en el caso de una fusión con otra firma (a la que llamamos con la letra k)? Esta es la pregunta clave que se plantean [Farrell and Shapiro \(2010\)](#) para entender los efectos unilaterales de una fusión. A continuación, usaremos el super-índice (F) para denotar los valores de las variables post-fusión. La fusión modifica la condición de primer orden de la firma j una vez que esta adquiere k en dos dimensiones. En primer lugar, la función objetivo de la empresa j pasa a ser la suma de las utilidades de ambas firmas. Por otro lado, y como se mencionó anteriormente, permitimos que producto de la fusión se generen eficiencias, las que reducirían el costo marginal de producción de j y k . Definimos las eficiencias de la fusión entre j y k como $e_j^F = \left| \frac{\bar{c}_j^F - \bar{c}_j}{\bar{c}_j} \right|$. De esta forma, después de la fusión los costos marginales pasan a ser $\bar{c}_j^F = (1 - e_j^F) \cdot \bar{c}_j$ (y en forma análoga para k):

$$\max_{p_j} \pi_{j+k} := (p_j - \bar{c}_j^F) \cdot q_j(p_j, p_k, p_{-j-k}) + (p_k - \bar{c}_k^F) \cdot q_k(p_j, p_k, p_{-j-k}). \quad (4)$$

Para definir los efectos unilaterales de la fusión, mantenemos los precios de todos los otros productos (que no son j , independiente de si pertenecen a la firma fusionada o no) constantes en sus valores pre-fusión y calculamos la condición de primer orden $\frac{\partial \pi_{j+k}(p_j)}{\partial p_j} = 0$:

$$q_j(p_j^{*F}, p_{-j}) + [p_j^{*F} - (1 - e_j^F) \cdot \bar{c}_j] \cdot \frac{\partial q_j(p_j^{*F}, p_{-j})}{\partial p_j} + (p_k - c_k) \frac{\partial q_k(p_j^{*F}, p_{-j})}{\partial p_j} = 0. \quad (5)$$

Donde p_j^{*F} es la solución implícita a la [Ecuación 5](#), y es el precio en el que la firma fusionada maximiza sus utilidades, condicional en los precios de los otros productos que no sean j (incluso el producto k).

El índice principal que proponen [Farrell and Shapiro \(2010\)](#) se conoce como el *Upward Pricing Pressure Index* (UPPI), el cual es consecuencia directa de la [Ecuación 5](#). Al reordenar esta expresión, obtenemos

$$p_j^{*F} := \underbrace{\frac{\epsilon_{jj}}{1 + \epsilon_{jj}}}_{\text{Mark-up de Lerner}} \left[\underbrace{(1 - e_j^F) \cdot \bar{c}_j}_{\text{Ganacias en eficiencia (A)}} + \underbrace{(p_k - c_k) \frac{\overbrace{\frac{\partial q_k(p_j^{*F}, p_{-j})}{\partial p_j}}^{D_{jk}(p_j, p_{-j})}}{\partial p_j} / - \frac{\partial q_j(p_j^{*F}, p_{-j})}{\partial p_j}}_{\text{Costo de oportunidad (B)}} \right]. \quad (6)$$

La [Ecuación 6](#) permite entender la intuición detrás del UPPI. La nueva expresión para el precio añade dos incentivos adicionales al caso de la [Ecuación 3](#). En primer lugar, hay un incentivo a aumentar los precios, pues aumenta el costo de oportunidad de vender j (expresión (B)). Esto último es debido a que algunos de los consumidores que dejarían de consumir el producto j tras el aumento de precio son “recapturados” por el producto k , que después de la fusión pertenece a la firma j . La magnitud de este incentivo depende de dos componentes: un margen extensivo y otro intensivo. Por el lado extensivo, a mayor sustitución entre los productos j y k (es decir, mientras mayor sea la razón de desvío D_{jk}), un mayor número de consumidores serán recapturados por la firma fusionada ante un aumento de precio de j . Respecto al margen intensivo, mientras mayor sea el margen bruto para el producto k , $(p_k - c_k)$, se obtienen mayores utilidades por cada cliente recapturado.

En segundo lugar, existe un incentivo a disminuir los precios, ya que la fusión crea eficiencias que disminuyen los costos marginales (expresión A). De este modo, la reducción de costos promueve un incremento en las cantidades vendidas por vía de la reducción de precios en equilibrio.

La expresión para el UPPI se obtiene al comparar las expresiones de la [Ecuación 2](#), que define el precio óptimo para el producto j antes de la fusión, y la de la [Ecuación 5](#), que define el precio óptimo para el producto j después de la fusión. Al tomar la diferencia entre ambas expresiones obtenemos

$$UPPI_j := (p_k - c_k) \cdot \underbrace{\frac{\partial q_k(p_j, p_{-j})}{\partial p_j} / - \frac{\partial q_j(p_j, p_{-j})}{\partial p_j}}_{D_{jk}(p_j, p_{-j})} - e_j^F \bar{c}_j. \quad (7)$$

Farrell and Shapiro (2010) plantean que existe una presión al alza de precios si es que la expresión en la Ecuación 8 es positiva. La forma más clásica de expresar este test es en términos de variables que no tienen unidades. Para ello, definimos el margen relativo como una fracción del precio $m_j := \frac{p_j - c_j}{p_j}$ (análogo para el producto k), y dividimos ambos lados de la Ecuación 8 por p_j . Planteando que este resultado es mayor que cero, obtenemos

$$D_{jk}(p_j, p_{-j}) m_k \frac{p_k}{p_j} > e_j^F \cdot (1 - m_j). \quad (8)$$

3. Propiedades Empíricas de las Razones de Desvío

Una vez que se ha definido cuál es el nivel de agregación y relación cruzada de las razones de desvío necesarias para computar índices en un contexto específico, es necesario definir cómo se van a calcular.

Los elementos de interés típicamente son de la forma

$$D_{jk}(p_j, p_{-j}^0) = \frac{\frac{\partial q_k}{\partial p_j}}{\left| \frac{\partial q_j}{\partial p_j} \right|}. \quad (9)$$

Sin embargo, rara vez se conoce en detalle la función de demanda que permite calcular esta razón de las derivadas parciales, por lo que es necesario usar un estimador para aproximarla.

Farrell and Shapiro (2010) plantean que la razón de desvío puede ser estimada de distintas formas: i) utilizando evidencia generada en el “curso normal de negocios” de las empresas fusionadas, ya que algunas empresas registran las razones de desvío para entender qué consumidores se están desviando o a quiénes pueden atraer a su negocio; ii) mediante encuestas a clientes o información sobre los patrones de cambio de los clientes; y iii) estimándola a través de métodos econométricos. Sin embargo, respecto del último método, plantean que es más probable que éste sea factible de implementar en un análisis completo de la fusión más que en una etapa de *screening* inicial, agregando que lo más simple de implementar sería suponer, para fines de *screening* inicial, una estructura de demanda lineal y competencia a la Bertrand.

En esta sección discutimos cuáles son las implicancias de estimar las razones de desvío utilizando encuestas y supuestos como la estructura de demanda lineal.

Para exponer claramente nuestros argumentos, es necesario primero definir econométricamente cuál es la naturaleza del ejercicio empírico que se realiza para calcular las razones de desvíos. Nuestro candidato a estimador de razones de desvíos debería explotar un experimento hipotético en el que se aísla un aumento de precio del producto j de otros factores que afectan la demanda. Dado un aumento de precio de Δp_j , el nuevo precio sería $p_j = p_j^0 + \Delta p_j$. Usando el experimento hipotético, la razón de desvío se calcularía de la siguiente forma:

$$D_{jk}(p_j, p_{-j}^0) = \left| \frac{\Delta q_k}{\Delta q_j} \right| = \left| \frac{q_k(p_j^0 + \Delta p_j, p_{-j}^0) - q_k(p_j^0, p_{-j}^0)}{q_j(p_j^0 + \Delta p_j, p_{-j}^0) - q_j(p_j^0, p_{-j}^0)} \right|. \quad (10)$$

Siguiendo a [Conlon and Mortimer \(2018\)](#), podemos expresar este tipo de estimador de la razón de desvío del producto j al producto k como un estimador de Wald, en el que se evalúa el efecto de un tratamiento binario sobre una variable de resultado que también es binaria. En este caso, el “tratamiento”, como se le llama en la literatura económica al componente que se busca modificar con un experimento hipotético, sería el no comprar el producto j . Para inducir este tratamiento, se usaría como instrumento un aumento de precio (manipulado en forma exógena) que lleva a ciertos consumidores a dejar de consumir, mientras que otros (eventualmente) seguirían comprando.

La respuesta al aumento de precio depende de lo que se conoce como el “precio de reserva” del consumidor, que es el precio p_j al que el individuo deja de consumir el producto j . Mientras más bajo sea el precio de reserva (es decir, mientras más sensible al precio sea el consumidor), más probable es que el consumidor responda al cambio de precio y deje de consumir el producto. El grupo de consumidores que reaccionan al cambio de precio sería el grupo de los *compliers*. Este es el concepto con el que [Angrist et al. \(1996\)](#) llaman a los sujetos (potenciales consumidores en este caso) cuyo estado de tratamiento (si es que consumen el producto en cuestión o no) puede ser manipulado con el instrumento (en este caso, el cambio de precio).

Estos conceptos son clave para entender las propiedades empíricas de las razones de desvío. Para ello, podemos reescribir el numerador de la [Ecuación 10](#) en términos de los efectos de tratamiento marginales, usando el marco de análisis propuesto por [Heckman and Vytlacil \(2005\)](#):

$$\hat{D}_{jk}^{LATE}(\Delta p_j) = \int_{p_j^0}^{p_j^0 + \Delta p_j} \underbrace{\frac{\partial q_k(p_j, p_{-j}^0)}{\partial q_j}}_{=D_{jk}(p_j, p_{-j}^0)} \underbrace{\frac{\partial q_j(p_j, p_{-j}^0)}{\partial p_j}}_{=w(p_j, p_{-j}^0)} \frac{1}{\Delta q_j} dp_j. \quad (11)$$

La expresión en la [Ecuación 11](#) muestra que la razón de desvío al precio p_j puede entenderse como un promedio ponderado entre las razones de desvío calculada en cada precio entre p_j^0 y p_j , donde el ponderador es $w(p_j, p_{-j}^0)$, que corresponde a las pérdida en ventas en cada precio p_j como fracción de la pérdida de ventas totales. Esta expresión es clave para entender qué es lo que representa conceptualmente la razón de desvío dependiendo del ejercicio empírico que se realiza para poder calcularla. La intuición detrás de esta expresión es la siguiente. La demanda por el producto j está compuesta por un grupo de consumidores heterogéneos, los cuáles difieren en términos de (i) la sensibilidad de su demanda por el bien j al precio de este, y (ii) sus preferencias por otros atributos de los productos en el mercado, las cuales definen el producto por el cuál substituyen j cuando este no está disponible para el consumo (ya sea por un aumento de precio de j o porque este no está disponible).

Esto implica que, para distintos experimentos inducidos por distintos niveles de alzas de precio de p_j , las razones de desvío calculadas no necesariamente van a coincidir, ya que el promedio será calculado a partir de un grupo distinto de consumidores. Por ejemplo, ante cambios pequeños en el precio, el cambio en la demanda por el producto j se explica por los consumidores más sensibles al precio, que son los que dejan de consumir el producto a ese precio. La razón de desvío se calculará a partir de los patrones de substitución de ese grupo específico de consumidores, los cuáles no tienen por qué ser representativos de la población total de consumidores, pero son los relevantes para ese nivel de aumento de precios. Por otro lado, ante cambios muy grandes en el precio (que en su versión extrema equivale a remover el producto del mercado), todos los consumidores del producto j dejarán de consumirlo, y por lo tanto el promedio ponderado usado para calcular la razón de desvío incluirá los patrones de substitución de todos los consumidores.

En términos formales, estas expresiones pueden asociarse a los estimadores discutidos por [Heckman and Vytlacil \(2005\)](#). El ejercicio teórico propuesto por [Farrell and Shapiro \(2010\)](#) corresponde al *Marginal Treatment Effect (MTE)*, es decir, a la razón de desvío evaluada en p_0 , los precios pre-fusión. Para calcular este elemento es necesario recuperar una forma funcional derivable de la curva de demanda. Un ejercicio empírico a partir de un experimento de un alza pequeña en precios correspondería a el *Local Average Treatment Effect (LATE)*. Mientras mayor sea el cambio en el precio, es más probable que el LATE difiera del MTE, nuestro objeto de interés. Finalmente, el caso extremo en el que el experimento que se usa

implica un aumento de precio tal que todos los consumidores dejan de comprar el producto j (lo que es equivalente a remover el producto j del mercado), correspondería al *Average Treatment Effect (ATE)*, que se presenta en la siguiente expresión:

$$\hat{D}_{jk}^{ATE} = \frac{1}{\Delta q_j} \int_{p_j^0}^{\bar{p}_j} D_{jk}(p_j, p_{-j}^0) \frac{\partial q_j(p_j, p_{-j}^0)}{\partial p_j} dp_j. \quad (12)$$

4. Ejemplos Ilustrativos

A continuación ejemplificaremos matemática, intuitiva y gráficamente cómo el cálculo de las razones de desvío es sensible a la especificación de la demanda. En efecto, derivaremos analíticamente las expresiones de razones de desvío para un conjunto de demandas distintas y luego haremos simulaciones bajo estos distintos escenarios.

Este ejercicio puede ser útil para analizar cómo las distintas características que poseen distintas funciones de demanda terminan impactando el cálculo de las razones de desvío. Además, esto es clave para comprender las circunstancias en las que el estimador empírico de una razón de desvío se acerca al verdadero valor de ésta, y cuándo no.

4.1. Demanda Lineal

Partiremos suponiendo un caso extremadamente sencillo de demanda: aquella que es una combinación lineal entre los distintos productos del mercado y sus precios (más una constante). Esta es la clásica “demanda lineal”. Supongamos entonces que la demanda del bien k es definida por

$$Q_k = \alpha_k + \sum_j \beta_{kj} p_j.$$

Notamos que la variación en la cantidad demandada de cualquier bien k ante un cambio marginal en el precio de un bien j es siempre una constante β_{kj} . Por ello, un incremento de una unidad en el precio p_j siempre desvía la misma cantidad de demanda del bien j a otro bien k , independiente del nivel original de p_j .

Lo anterior es relevante porque asume que los consumidores se desvían siempre a tasa constante, por lo que la razón de desvío también será una constante:

$$D_{jk} = \frac{\Delta Q_k}{\Delta Q_j} = \frac{\beta_{kj} \Delta p_j}{\beta_{jj} \Delta p_j} = \frac{\beta_{kj}}{\beta_{jj}}.$$

Esto implica que los ejercicios de calcular un efecto marginal y un efecto promedio del tratamiento son equivalentes, pues un promedio ponderado de una constante siempre equivale a la misma constante. Entonces, ante este supuesto de demanda, no cabría duda sobre la interpretación de los resultados que la FNE presenta.

4.2. Demanda Log-Lineal

Consideremos ahora una variación de la demanda anterior que proviene de la relación

$$Q_k = \exp(\alpha_k) \prod_j p_j^{\lambda_{kj}},$$

la cual es usualmente expresada de manera log-lineal:

$$\ln(Q_k) = \alpha_k + \sum_j \lambda_{kj} \ln(p_j).$$

Notamos que ahora los coeficientes de interés (λ_{kj}) corresponden a elasticidades-precio de la demanda. En efecto, un incremento de un 1% en p_j hace que Q_k se incremente en λ_{kj} %.

Así, ante un incremento marginal de p_j , cuando Δp_j es arbitrariamente pequeño, el cambio en la expresión anterior es

$$\Delta \ln(Q_k) \approx \frac{\Delta Q_k}{Q_k} \approx \lambda_{kj} \Delta \ln(p_j) \approx \frac{\lambda_{kj}}{p_j} \Delta p_j.$$

Por lo tanto, podemos inferir que la razón de desvío sería aproximadamente equivalente a la siguiente expresión:

$$D_{jk} \approx \frac{Q_k \lambda_{kj}}{Q_j \lambda_{jj}}.$$

Intuitivamente, un cambio de un 1% en p_j hace que Q_j cambie en λ_{jj} %, o bien en $Q_j \lambda_{jj}$ unidades. Análogamente, Q_k cambia en λ_{kj} %, que son $Q_k \lambda_{kj}$ unidades. De ahí que la razón de desvío marginal sea el cociente entre las expresiones anteriores.

Hay al menos dos puntos importantes a notar sobre esta razón marginal de desvío. Primero, es una variable, no una constante, pues las cantidades demandadas dependen de los niveles de precios. En efecto, si bien las elasticidades son constantes, un incremento de un 0.5% en Q_k ante un incremento de un 1% en p_j genera resultados distintos si $Q_k = 1000$ o

si $Q_k = 1000000$.

En segundo lugar, esta expresión es sólo válida ante cambios marginales en p_j , pues ésta contempla un grado de error que puede llegar a ser importante ante cambios sustanciales en p_j . Para poder obtener la razón de desvío promedio sería necesario integrar sobre la expresión anterior, ponderando por la cantidad de demanda desviada ante cada incremento marginal de p_j . En sencillo, el razón de desvío marginal no corresponde necesariamente a la razón de desvío promedio.

Dicho esto, si la estructura de la demanda es log-lineal, el ejercicio de la Fiscalía difícilmente podría capturar una razón de desvío como efecto marginal de un tratamiento. En efecto, al incrementar el precio del bien j en una cantidad arbitrariamente grande (o, equivalentemente, al retirar j del mercado), se podría obtener un resultado completamente distinto al anteriormente expuesto.

Así, al realizar estimaciones de las razones de desvío con encuestas que simulan el retiro de un producto del mercado, la FNE capturaría un efecto promedio del tratamiento. Este último podría no ser un insumo efectivo para evaluar los efectos de la operación de concentración, salvo que existan buenas razones para considerar que la empresa fusionada retiraría productos del mercado.

4.3. Demanda Discreta Tipo Logit IAI

Si suponemos que los consumidores demandan acorde a un modelo de elección discreta del tipo Logit con Independencia de Alternativas Irrelevantes (IAI), entonces mostraremos que nuevamente se obtiene una razón de desvío que no depende de p_j . En efecto, supongamos que cada consumidor i tiene una utilidad subyacente

$$u_{ijt} := \underbrace{x'_{jt}\beta - \alpha p_{jt}}_{\tilde{v}_{jt}} + \varepsilon_{ijt},$$

donde x_{jt} es un vector de características del bien j en el mercado t y ε_{ijt} distribuye como valor extremo tipo I (Gumbel).

Básicamente estamos asumiendo que los consumidores derivan una “utilidad subyacente” al consumir un producto, la cual depende de las características x_{jt} del producto y negativamente de su precio. Notamos que lo único que diferencia a los consumidores en este caso es un shock aleatorio ε_{ijt} , que es lo único que puede generar heterogeneidad en el consumo de los productos por parte de los consumidores. Así, productos con un valor alto de \tilde{v}_{jt} deberían

tener mayores participaciones de mercado pues, salvo desviaciones por ε_{ijt} , los consumidores perciben más utilidad por consumir bienes con alto \tilde{v}_{jt} .

Luego, suponiendo que los consumidores maximizan su utilidad y considerando la distribución de ε_{ijt} , la participación de cada bien j en el conjunto a_t de productos en el mercado t está dada por

$$S_{jt} = \frac{\exp(\tilde{v}_{jt})}{1 + \sum_{k \in a_t} \exp(\tilde{v}_{kt})} := \frac{V_{jt}}{IV(a_t)}.$$

Consideremos dos escenarios: un incremento marginal en p_j y un incremento arbitrariamente grande ($p_j \rightarrow \infty$). Notamos que al derivar S_j respecto a p_j obtenemos

$$\frac{\partial S_j}{\partial p_j} = -\alpha S_j + \alpha S_j^2,$$

mientras que al derivar S_k respecto a p_j se obtiene

$$\frac{\partial S_k}{\partial p_j} = \alpha S_k S_j.$$

Por lo tanto, la razón marginal de desvío para este caso es

$$D_{jk} = \frac{\Delta S_k}{|\Delta S_j|} = \frac{S_k}{1 - S_j}.$$

Si quisiéramos preguntarnos el efecto promedio al tratar a todos los consumidores, imposibilitando el consumo del bien j , podríamos simplemente tomar el límite cuando $p_j \rightarrow \infty$, pues esto haría que la utilidad de cualquier consumidor por este bien sea infinitamente negativa. Dicho de otro modo, nadie compraría el bien y todos sus consumidores tendrían que desviarse, permitiendo computar el ratio de desvío promedio.

Así, al computar el límite del ratio de desvío cuando $p_j \rightarrow \infty$, éste converge a

$$D_{jk} = \frac{\Delta S_k}{|\Delta S_j|} = \frac{\frac{\exp(\tilde{v}_k)}{1 + \sum_{l \in a \setminus j} \exp(\tilde{v}_l)} - \frac{\exp(\tilde{v}_k)}{1 + \sum_{l \in a} \exp(\tilde{v}_l)}}{\frac{\exp(\tilde{v}_j)}{1 + \sum_{l \in a} \exp(\tilde{v}_l)}} = \frac{S_k}{1 - S_j}.$$

Intuitivamente, la razón de desvío es simplemente la participación de mercado que tiene el bien k sobre la del resto de los productos disponibles. Esta intuición aplica tanto para el efecto marginal como para el efecto promedio, y se basa en el supuesto de independen-

cia de alternativas irrelevantes. Los consumidores desviados simplemente no consideran al bien j , desviando su consumo con los mismos patrones de compra que presentan los otros consumidores (pues ε_{ijt} proviene de la misma distribución para todos).

La equivalencia de ambas expresiones anteriores implica que el ejercicio de la Fiscalía es equivalente al cálculo de un efecto marginal si la demanda sigue este comportamiento. Además, notamos que el cálculo de razones de desvío en este escenario es independiente de los parámetros de la utilidad, pues sólo basta con conocer las participaciones de mercado S_k y S_j . Recordemos que este resultado se basa fuertemente en el supuesto de independencia.

4.4. Demanda Discreta Tipo Logit con Coeficientes Aleatorios

En este último escenario que analizaremos, uno de los más populares en el área de organización industrial empírica, estudiaremos qué ocurre cuando relajamos el supuesto de IAI del caso anterior.

En este caso, los consumidores pueden presentar distintos gustos/preferencias por los bienes. En particular, podemos modelar la heterogeneidad en la sensibilidad a precios de los consumidores (aunque también podríamos agregar otras dimensiones de heterogeneidad). Consideremos entonces que i indexa a los I grupos de consumidores en el conjunto $\{1, \dots, I\}$, cuyos pesos respectivos son $w_i \in \Delta, \forall i$. Entonces, representamos la utilidad de los consumidores tipo i por el bien j en el mercado t como

$$u_{ijt} = \underbrace{x_{jt}\beta - \alpha p_{jt} + \xi_{jt}}_{\delta_{jt}} + \mu_{ijt} + \varepsilon_{ijt}.$$

La notación es equivalente al caso anterior (considerando las demandas/participaciones s_{ijt}), salvo la adición de un término de heterogeneidad transversal en preferencias por el bien (ξ_{jt}) y otro idiosincrático (μ_{ijt}). Básicamente, los consumidores ya no son todos iguales en promedio, como sí lo eran en la subsección anterior.

Repitiendo el procedimiento del caso anterior, pero bajo los supuestos de este modelo, encontramos que ante un incremento marginal del precio la razón de desvío es

$$D_{jk} = \frac{\Delta S_k}{|\Delta S_j|} = \frac{\int_i s_{ij} s_{ik}}{\int_i s_{ij} (1 - s_{ij})} \quad (13)$$

Notamos que nuevamente está la participación de mercado s_{ik} en el numerador y las

otras participaciones respecto al bien desviado ($1 - s_{ij}$). Sin embargo, además de tener que integrar sobre los distintos tipos de consumidores (estrictamente, sumar, considerando el caso con tipos discretos de consumidores), ahora hay que contemplar el comovimiento de estas participaciones con la participación de mercado que generaban los consumidores desviados s_{ij} . Por ejemplo, si los consumidores más sensibles a cambios en el precio son más proclives a cambiarse a un bien en particular, ya no se distribuirán “replicando la distribución de lo que hace el resto”, como sí lo hacían en el caso antecesor.

No es sorprendente entonces que el efecto promedio del tratamiento difiera de esta última expresión, pues a medida que se incrementa el precio y todos los consumidores son tratados, sus desvíos pueden seguir distintos patrones.

En efecto, al computar el ratio ante un incremento infinito en p_j , el resultado pasa a ser

$$D_{jk} = \frac{\Delta S_k}{|\Delta S_j|} = \frac{1}{s_j} \int_i \frac{s_{ij} s_{ik}}{1 - s_{ij}}.$$

Notamos que estas expresiones son equivalentes sólo si no existe heterogeneidad en la demanda por el bien j , algo que no tiene sustento empírico cuando los consumidores son de naturaleza distinta. En efecto, a medida que la correlación entre el consumo del bien j y el bien k es mayor entre los consumidores, la diferencia entre estas expresiones se hace más grande. Esto requiere estimar correctamente las demandas por los distintos productos, pues sólo así se puede cuantificar la discrepancia entre el ratio computado y la razón de desvío efectiva. De cualquier modo, es probable que el resultado de la Fiscalía sea incorrecto.

Para ilustrar este último punto, consideremos un escenario hipotético donde una empresa A , que vende un producto j , se fusiona con una empresa B , que vende un producto k en el mismo mercado relevante. Consideremos que el 50 % de los consumidores del bien j son muy sensibles al precio de éste, y cualquier incremento marginal en p_j hace que ellos dejen de consumir cualquier bien (por ejemplo, porque el bien k es más caro y equivalente en cualquier otra dimensión). Por otro lado, supongamos que el 50 % restante de los consumidores están dispuestos a pagar hasta el doble de lo que vale el bien j , y de cruzarse este umbral pasarían a consumir el bien k .

En este escenario hipotético, la razón marginal de desvío D_{jk} es igual a cero, pues al incrementar p_j el 50 % de la demanda deja de consumir el bien j , pero nadie pasa a consumir el bien k . Sin embargo, al realizar encuestas que simulan el retiro del producto j se obtendría una razón de desvío de 0.5, pues los consumidores con alta disposición de pago responderían todos que comprarían el bien k , incluso si la firma A no tiene incentivos a incrementar de

manera tan sustancial el precio de su producto.

Es por lo anterior que resulta tan necesario conocer la estructura de la demanda para poder tener una correcta apreciación de los potenciales efectos de una operación de concentración. Tal como vimos en el último ejemplo, el uso de encuestas puede generar resultados diametralmente opuestos a la realidad que se pretende analizar. Para complementar con más ejemplos los cuatro casos expuestos en esta sección, en la [Sección 5](#) se presentan simulaciones gráficas para distintos escenarios de demanda.

5. Simulaciones

A continuación se presentan las simulaciones realizadas en base a la sección anterior. Para cada simulación, se grafican los resultados de las razones marginales de desvío.

En todos los casos se asume la existencia de tres snacks: A, B y C, donde el snack A tiene un precio de 100, el snack C un precio de 150 y el snack B varía entre 0 y 1000. Por último, asumimos que existen otros bienes (O) en el mercado relevante.

En la [Tabla 1](#), cada fila hace referencia a uno de los cuatro modelos de la sección anterior, donde la segunda columna presenta los parámetros utilizados para las simulaciones, conservando la notación introducida anteriormente.

5.1. Demanda Lineal

En el primer caso, como demostramos anteriormente, la razón de desvío marginal es equivalente a la razón de desvío promedio computada con encuestas de segunda preferencia. Esto se ve evidenciado en la [Figura 1](#), donde las razones marginales de desvío se mantienen constantes para cualquier valor inicial de p_b . En este caso, el ejercicio de la Fiscalía es correcto.

5.2. Demanda Log-Lineal

Para el segundo escenario tenemos razones de desvío variables. Dada la simulación presentada en la [Figura 2](#), y considerando que el cómputo de una razón de desvío “por eliminación” equivale a una suma ponderada (integral) de las razones de desvío marginales, el ejercicio de la Fiscalía estaría errado. En efecto, el efecto promedio estaría sobre-estimando la razón de desvío para precios bajos, mientras que la subestimaría para precios altos.

Tabla 1: Modelos simulados y sus parámetros

Modelo	Parámetros
Demanda Lineal	$\beta_{aa} = -0,0003$ $\beta_{ab} = 0,00025$ $\beta_{ac} = 0,0001$ $\beta_{bb} = -0,0005$ $\beta_{ba} = 0,0001$ $\beta_{bc} = 0,0001$ $\beta_{cc} = -0,0003$ $\beta_{ca} = 0,0001$ $\beta_{cb} = 0,00015$
Demanda Log-Lineal	$\alpha_a = 0,3, \alpha_b = 0,4, \alpha_c = 0,3$ $\lambda_{aa} = -0,03, \lambda_{ab} = 0,025, \lambda_{ac} = 0,01$ $\lambda_{bb} = -0,05, \lambda_{ba} = 0,01, \lambda_{bc} = 0,01$ $\lambda_{cc} = -0,03, \lambda_{ca} = 0,01, \lambda_{cb} = 0,015$
Demanda Logit IAI	Atributos= $(x_a = 1, x_b = 1,5, x_c = 1)$ $\beta = 1, \alpha = -0,001$
Demanda Logit con Coeficientes Aleatorios	Atributos: $(x_a = 1, x_b = 1,5, x_c = 1)$ $\beta = 0,5, \alpha = -0,009$ $\xi_a = \xi_b = \xi_c = 0$ Dos tipos de consumidores: $(I = 2)$ Pesos: $(w_1 = 0,4, w_2 = 0,6)$ Valoraciones: $\mu_1 = (1,2, 0,5, 1,5), \mu_2 = (0, 10, 0,2)$

Figura 1: Razones de desvío ante cambios marginales en p_B (demanda lineal)

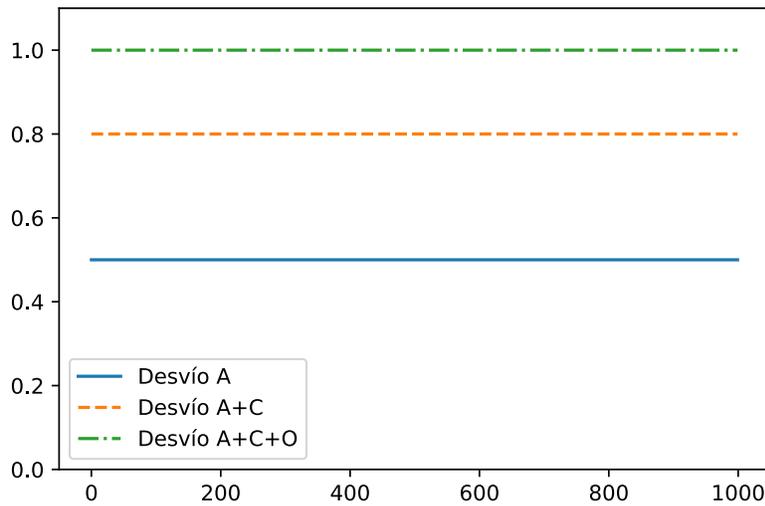
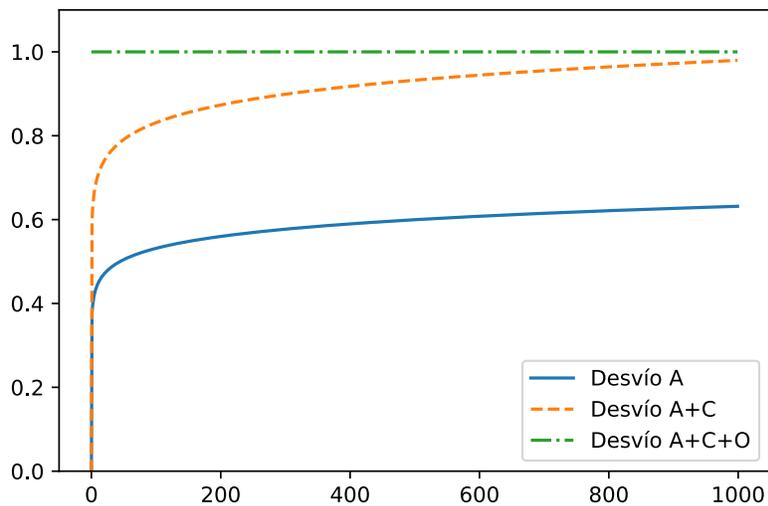


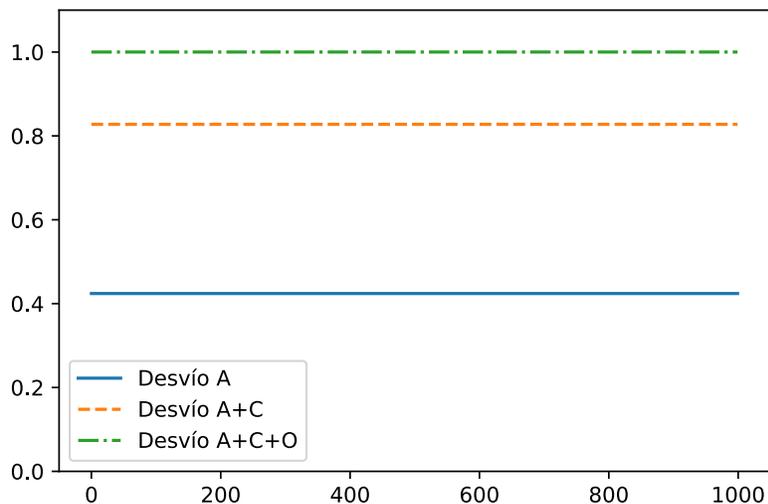
Figura 2: Razones de desvío ante cambios marginales en p_B (demanda log-lineal)



5.3. Demanda Discreta Tipo Logit IAI

La simulación presentada en la [Figura 3](#) es similar a la de la [Figura 1](#): las razones de desvío son constantes. Por lo tanto, cualquiera de los dos métodos de cómputo expuestos en este informe generarían el mismo resultado.

Figura 3: Razones de desvío ante cambios marginales en p_B (demanda logit IAI)

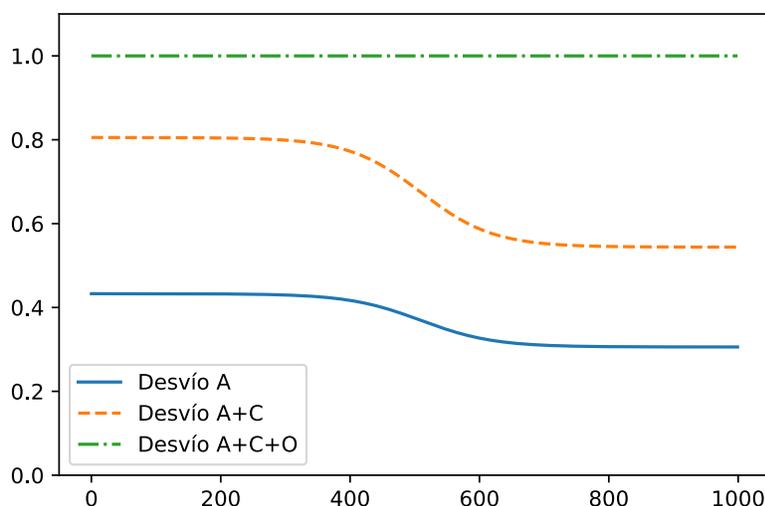


5.4. Demanda Discreta Tipo Logit con Coeficientes Aleatorios

Finalmente, simulamos en la [Figura 4](#) un caso de demanda discreta con coeficientes aleatorios. Esta demanda es mucho más rica por cuanto es capaz de capturar heterogeneidades entre los consumidores. En este caso, el ejercicio de la Fiscalía nuevamente sobre- o subestimaría la verdadera razón de desvío, dependiendo del nivel de precios del bien b .

Dado que modelar demandas con esta estructura es el “estado del arte” de la organización industrial empírica, consideramos necesario realizar una estimación de demanda con este método para obtener una estimación más acertada de las razones de desvío en este (y potencialmente cualquier otro) mercado.

Figura 4: Razones de desvío ante cambios marginales en p_B (demanda logit con coeficientes aleatorios)



6. Metodología Empírica para Estimación de Demanda

Tras la revisión teórica de las últimas dos secciones, procedemos a analizar la contraparte empírica. En esta sección discutiremos brevemente algunos aspectos del uso de encuestas para estimar razones de desvío, además de incorporar comentarios de renombrados economistas que han estudiado su uso. Luego introducimos un método de estimación de demanda que utilizamos en secciones posteriores para computar distintos estadísticos de interés.

6.1. El uso de Encuestas para Estimar Razones de Desvío

El uso de encuestas presenta varios desafíos prácticos. En primer lugar, las preguntas de la encuesta deben obtener las verdaderas preferencias de las personas por productos a partir de preguntas hipotéticas, en vez de hacerlo a partir de comportamiento efectivo. Las respuestas pueden estar afectadas por la forma en que se plantea la pregunta, el lugar en que se realiza la encuesta, u otros factores como promociones.

En segundo lugar, está el desafío del muestreo. Si bien es posible elegir en forma aleatoria los lugares donde se realizan las encuestas, es posible que ciertos grupos de consumidores (en términos de sexo, edad, nivel socioeconómico) tengan una mayor tendencia a participar en ella y estos se encuentren sobre representados.

Finalmente, existe el desafío de lograr suficiente poder estadístico para estimar las razones de desvío. Por la naturaleza de la forma de cálculo (en la que primero es necesario identificar a consumidores del producto j , para luego estimar sus razones de desvío hacia cada uno de los otros productos), esto requiere encuestar a un número importante de consumidores.

Al respecto de esto, Jerry Hausman (2010)⁴ plantea que:

“Las razones de desvío son un factor empírico clave que se necesita para implementar el método de la Guía de Fusiones del 2010. Tengo serias preocupaciones acerca de cómo las agencias estimarán este factor. Existe el riesgo de que las estimaciones de las agencias sean “estimadas” [“guesstimated” en el original] a partir de unos pocos documentos de firmas fusionadas o unas pocas entrevistas con clientes, o que se utilizará un supuesto equivalente al de IAI. En mi opinión, se debe usar un modelo de demanda econométrica para estimar la razón de desvío siempre que sea posible.”⁵

Por otro lado, respecto del análisis del efecto de las fusiones, Ariel Pakes (2015)⁶ plantea

⁴Famoso econometrista de MIT por su *Hausman Specification Test* (Hausman, 1978), y hace varios años uno de los candidatos favoritos al Premio Nobel en Economía (<https://www.economist.com/free-exchange/2011/10/04/runners-and-riders>).

⁵En el original “*The diversion ratio is the key empirical factor needed in the 2010 Guidelines approach. I have significant concerns how this factor will be estimated by the Agencies. A risk exists that the Agencies’ estimates will be “guesstimated” from a few of the merging firms’ documents or customer interviews, or that an assumption equivalent to the IIA assumption will be used. In my view, an econometric demand model should be used to estimate the diversion ratio whenever possible.*”

⁶Profesor de Harvard y uno de los autores del método BLP, que discutiremos en más detalle en la siguiente sección.

que la forma correcta de estimar las razones de desvío es a partir de elasticidades estimadas a partir de un modelo de demanda. Respecto de las encuestas, plantea que:

“Si no pueden estimar un sistema de demanda, la nueva Guía de Fusiones sugiere encuestas; sin embargo, las dos preguntas que hacen (primera y segunda opción) pueden no darnos lo que necesitamos.”⁷

A continuación, plantea que las preguntas que se necesitan responder para calcular las razones de desvío son:

“¿Cambiaría (su demanda) la persona por un pequeño cambio de precio? Esto nos entrega el denominador de la razón de desvío.”⁸

“En caso afirmativo, ¿a qué producto cambiaría la persona? Esto nos entrega el numerador de la razón de desvío.”⁹

Sin embargo, agrega que:

“Ninguna de las dos (preguntas) se obtiene de preguntar por primeras y segundas opciones (tenemos que averiguar qué haría el comprador marginal, el que no compraría si hubiera un pequeño aumento de precio, no lo que un comprador aleatorio haría).”¹⁰

Esta es justamente la discusión de la [Sección 6](#) sobre la diferencia entre estimar el MTE y el ATE. Finalmente, agrega una digresión: *Notas adicionales sobre el uso de técnicas de encuesta*, entre las que destaca el siguiente punto:

“No ha habido mucha investigación sobre su validez, y los resultados de su uso en los mercados de consumo no son buenos (análisis conjunto).”¹¹

⁷El original “*If they cannot estimate a demand system, the new merger guidelines suggest surveys; however the two questions they ask (first and second choice) may not give us what we need.*”

⁸En el original “*Would the person switch for a small price change? This yields denominator of diversion ratio.*”

⁹En el original “*If so, what product would the person switch to? This yields numerator of diversion ratio.*”

¹⁰En el original “*Neither result from first and second choice (we need to find out what the marginal purchaser, the one who would not purchase were there a small price rise would do, not what a random purchaser would do).*”

¹¹En el original “*There has not been a lot of research on their validity, and the results of their use in consumer markets not great (conjoint analysis).*”

6.2. El Método de BLP

El modelo de demanda tipo logit con coeficientes aleatorios (logit mixto) fue popularizado gracias al método de estimación propuesto por Steve Berry, James Levinsohn y Ariel Pakes, y en lo que sigue nos referiremos a éste como *BLP*. Por un lado, esta aproximación permite flexibilizar el supuesto de IAI del logit en su versión más sencilla, asumiendo que los consumidores pueden tener gustos heterogéneos tanto en dimensiones observadas como no observadas. Por otro lado, el método permite estimar demanda por una gran cantidad de productos utilizando solamente datos de mercado y lidiar con la endogeneidad del precio al mismo tiempo. Esto hace que los parámetros de sustitución y elasticidades implicadas por el modelo sean mucho más realistas. Al ser éstos elementos clave en el análisis de poder del mercado, simulación de los efectos de las fusiones, medición del beneficio de nuevos productos o innovación, entre otros, este método constituye una mejora radical en las herramientas empíricas disponibles para los economistas, por lo que se considera como el método dominante en la literatura de organización industrial reciente.¹²

A continuación realizaremos una breve revisión matemática del método de estimación de BLP¹³, para luego complementar con intuiciones y proceder con la estimación. Recordemos la siguiente ecuación de utilidad para un agente tipo i consumiendo el bien j en el mercado t :

$$u_{ijt} = \underbrace{x_{jt}\beta - \alpha p_{jt} + \xi_{jt}}_{\delta_{jt}} + \mu_{ijt} + \varepsilon_{ijt} \quad (14)$$

donde, salvo los precios p y las características x , el econometrista es incapaz de observar los elementos de la ecuación anterior. Ahora bien, notemos que esta ecuación se puede volver

¹² [Berry and Haile \(2014\)](#) observan que los modelos de elección discreta con productos diferenciados incluyen aplicaciones en tópicos tan diversos como: fuentes de poder de mercado (Berry, Levinsohn, and Pakes (1995), Nevo (2001)), fusiones (Nevo (2000), Capps, Dranove, and Satterthwaite (2003)), ganancias en bienestar de nuevos productos/tecnologías (e.g., Petrin (2002), Eizenberg (2011)), efectos de redes (*networks*) (Rysman (2004), Nair, Chintagunta, and Dube (2004)), efectos de promociones y publicidad (Chintagunta and Honoré (1996), Allenby and Rossi (1999)), política medioambiental (Goldberg (1998)), relaciones verticales (Villas-Boas (2007), Ho (2009)), calidad de productos en equilibrio (Fan (2013)), sesgos en los medios (Gentzkow and Shapiro (2010)), información asimétrica y seguros (Cardon and Hendel (2001), Bundorf, Levin, and Mahoney (2012), Lustig (2010)), comercio internacional (Goldberg (1995), Berry, Levinsohn, and Pakes (1999), Goldberg and Verboven (2001)), segregación residencial (Bayer, Ferreira, and McMillan (2007)), elecciones (Gordon and Hartmann (2010)), y elección de colegios (Hastings, Kane, and Staiger (2010), Neilson (2013)).

¹³Éste se encuentra explicado con mayor profundidad en ([Nevo, 2000a](#)).

aun más flexible.¹⁴ En efecto, α no tiene por qué ser constante para todos los agentes i y, similar a δ , μ también podría estar compuesto por una parte observable y otra no observable.

Así, definamos genéricamente las matrices observables X_1 y X_2 , donde la primera contiene características de todos los bienes j , incluida una columna unitaria y el precio p_j , y la segunda contiene otras características que pueden depender de los agentes i (por ejemplo, características demográficas d), además de columnas que pueden traslaparse con X_1 (por ejemplo, precios).

Luego, normalizando en $u = 0$ la utilidad del *outside option*, podemos definir esta utilidad más genérica como:

$$u_{ijt} = \delta_{jt} + \mu_{ijt} + \varepsilon_{ijt} \quad (15)$$

donde las utilidades medias de los productos están capturadas en

$$\delta := X_1\beta + \xi \quad (16)$$

y las porciones específicas a los agentes se resumen en:

$$\mu := X_2(\Sigma\nu + \Pi d). \quad (17)$$

En la última ecuación, suponemos que ν_i es un vector de no observables generado por una distribución gaussiana con media cero, y cuya matriz de covarianzas tiene como descomposición de Cholesky a Σ . El resto de la notación se conserva.

Como vimos anteriormente las participaciones de mercado a nivel individual son¹⁵

$$s_{ijt} := \frac{\exp(\delta_{jt} + \mu_{ijt})}{1 + \sum_{k=1}^J \exp(\delta_{kt} + \mu_{ikt})} \quad (18)$$

Y al agregarlas, obtenemos:

$$s_{jt} := \sum_{i=1}^I w_i s_{ijt} \quad (19)$$

¹⁴Anteriormente presentamos una versión simplificada sólo por fines de exposición.

¹⁵Ahora utilizamos sumatorias en vez de integrales, pues trabajaremos con datos que, por definición, se realizan de manera finita.

Estas son, precisamente, las demandas que buscamos estimar con el método de BLP.

BLP también permite la estimación de ecuaciones de oferta, sin embargo, no realizaremos esta estimación, pues nos concentraremos exclusivamente en estudiar la demanda en este mercado. Hacemos presente que esto no limita la identificación de los parámetros que estamos buscando, pues la estimación de la oferta no es condición necesaria para la estimación de la demanda.

Omitiendo detalles técnicos sobre la estimación,¹⁶ daremos una breve intuición de lo que buscamos estimar. El foco del método está en recuperar (casi) todos los parámetros subyacentes que generan la demanda, pues de este modo se pueden realizar post-estimaciones, tales como el cálculo de las razones de desvío. Para ello, [Berry et al. \(1995\)](#) una forma de estimarlos que se basa en el método de los momentos generalizados, *GMM*, propuesto por [\(Hansen, 1982\)](#). En efecto, como los precios son endógenos en un mercado, dentro de los *momentos* de nuestro problema utilizaremos variables instrumentales (*IV*) típicamente validadas en la literatura.

Intuitivamente, lo que buscamos es un conjunto de parámetros θ , el cual al ser evaluado en las expresiones teóricas de nuestro modelo estructural, genere resultados que se parezcan a lo que observamos en los datos. Así, por ejemplo, una *buena* estimación de θ , llamémosla $\hat{\theta}$, debe hacer que $\hat{s}_{jt} := s_{jt}(\hat{\theta})$ sea aproximadamente igual a la participación de mercado que observamos para el bien j en el mercado t .

7. Datos y Estimación

Como probamos anteriormente, el uso de encuestas para computar razones de desvío difícilmente nos permite identificar las razones marginales de desvío, pues en general capturan efectos promedios de un tratamiento. Dicho lo anterior, una aproximación más informativa al cálculo de razones de desvío se basa en estimar efectivamente la demanda de los bienes en el mercado relevante, y luego computar los estadísticos de interés. Así, en este informe proponemos una estimación de demanda basada en el método de BLP explicado anteriormente.

A continuación, ahondamos en los datos e instrumentos que utilizamos para realizar esta estimación.

¹⁶Estos pueden ser consultados en [Berry et al. \(1995\)](#); [Nevo \(2000a, 2001\)](#); [Berry et al. \(2004\)](#).

7.1. Datos

Para la elaboración de este informe se utilizan las siguientes bases de datos:

- Nielsen Scan Track para Alfajores y Bizcochos
- Nielsen Retail Index para Galletas y Barras de Cereal
- CASEN 2015
- Sistema de Información de Precios de Supermercados - Sernac
- Base de datos de características nutricionales de los productos individualizados por Nielsen para las categorías incluidas en la estimación (alfajores, bizcochos, galletas, barras del cereal), recolectadas con la ayuda del equipo de Carey y Cía. Para ello, se creó un formulario web usando la plataforma Qualtrics, a través del cual los abogados del equipo que apoyaron en este proceso introdujeron las características nutricionales según la ficha de Factores Nutricionales que se incluye en todos los paquetes de alimentos en Chile.¹⁷

7.2. Instrumentos

Uno de los principales desafíos en la estimación de demanda es la endogeneidad de los precios. Para ello, usamos tres tipos de instrumentos.

En primer lugar, usamos un instrumento propuesto por (Allcott et al., 2017). El instrumento se construye de la siguiente manera. Para la cadena de supermercados r en el mercado m , definimos $\ln(pk_r, -m)$ como el promedio del logaritmo del producto k en todas las tiendas de la misma cadena excluyendo el mercado m . Excluimos el mercado m para garantizar que el instrumento captura las ventajas comparativas de una cadena en el suministro de productos basados en otros mercados, y no las condiciones de demanda local en el mercado m (condición de exclusión). De esta forma, la ventaja de costo de la cadena de supermercado r en el suministro del producto k , en relación con el promedio nacional es $\Delta \ln(pk_r, -m) = \ln(pk_r, -m) - \ln(pk, -m)$.

Luego, definimos N_{r_m} como el total de establecimientos que la cadena de supermercados r tiene en el mercado m , N_{j_r} como las ventas totales que tiene la cadena de supermercado

¹⁷Para completar en formulario se obtuvieron datos de la plataforma <https://www.fatsecret.cl/> y de visitas al supermercado

r en la muestra para la categoría j y N_k las ventas totales del producto k . De esta forma, el instrumento de precio P_{jm} lo calculamos como el promedio ponderado de la ventaja en costo que tienen las cadenas en el mercado m para los productos k en el grupo de productos j :

$$P_{jm} = \frac{\sum_{r \in m} N_{rm} N_{jr} \cdot \sum_{k=1}^{K_j} N_k \Delta \ln(pk_r, -m)}{\sum_{r \in m} N_{rm} N_{jr} \cdot \sum_{k=1}^{K_j} N_k}. \quad (20)$$

En la práctica, los datos que se usan para estimar el instrumento en la [Ecuación 20](#) provienen del comparador de precios de la página del SERNAC.¹⁸

El segundo instrumento es similar al usado por [Nevo \(2001\)](#) y explota la estructura de panel del datos. El supuesto de identificación es que una vez que se controla por efectos fijos a nivel de marca y las características demográficas específicas de la zona geográfica, los shocks de demanda específicos de la zona geográfica son independientes entre ellos. Dado este supuesto, un shock de demanda para una marca en particular será independiente de los precios de la misma marca en otras ciudades. Debido a que existen shocks de costos marginales comunes en cada categoría de productos, los precios de la misma categoría en otras zonas estarían correlacionados, y por lo tanto se pueden usar como variables instrumentales válidas.

El tercer grupo de instrumentos es similar al que usa ([Nevo, 2000b](#)). Para cada producto j en el mercado m , el instrumento es el promedio de las características de los productos analizados (salvo el precio) para todos los productos $-j$ en el mismo mercado m . Así, tal como lo hace ([Nevo, 2000b](#)) en el mercado de los cereales, recabamos la información nutricional para todos los productos en nuestra base de datos y utilizamos estas variables para la construcción de este grupo de instrumentos. Así, definiendo las características indizadas por $c \in \{\text{calorías, proteínas, grasas, azúcares, carbohidratos}\}$, tenemos que nuestros instrumentos son *a la Nevo* son

$$I_{cjm} = \frac{-v_{cj} + \sum_{k \in m} v_{ck}}{N_m - 1},$$

donde v_{cj} es el valor de la característica c para el bien j y N_m es el total de productos en el mercado m .

¹⁸<https://www.sernac.cl/sistema-de-informacion-de-precios/>

8. Resultados

La estimación de un modelo de demanda permite usar las derivadas propias y cruzadas ante cambios marginales en el precio para el cálculo de razones de desvío. Esto implica que es posible estimar el *Marginal Treatment Effect* de la [Sección 6](#). El desafío es que en general es muy difícil realizar este tipo de estimaciones en los plazos requeridos por las autoridades de competencia ([Pakes, 2015](#)). La razón para esto es que hasta hoy en día no existe un paquete estandarizado para este tipo de ejercicios, y es necesario programar el problema completo en algún lenguaje computacional (típicamente *Matlab*, *Fortran* o *Python*). Por lo general esto toma bastante tiempo y, a medida que aumenta la complejidad del problema, se requiere computadores más poderosos o un manejo avanzado de herramientas de economía computacional¹⁹.

En lugar de programar el problema de estimación de demanda, usando la especificación de [Petrin \(2002\)](#) y [Berry et al. \(2004\)](#) (que incluye micro momentos, los cuales permiten caracterizar con más detalle la heterogeneidad en las preferencias), se desarrolló una propuesta alternativa que describe recientemente, Jeff Gortmaker (Reserva Federal de Nueva York) y Chris Conlon (Escuela de Negocios (Stern) de la Universidad de Nueva York). Esto permitió ajustarse al plazo en que los autores debieron analizar la metodología y cálculos realizados por la FNE, logrando de todos modos estimar una estructura de demanda en dicho periodo de tiempo.

Gortmaker y Conlon están desarrollando la rutina *pyblp* en Python, basada en paquetes populares en Python como *NumPy*, *SciPy*, *SymPy* y *Patsy*. El objetivo de esta rutina es hacer más accesible las herramientas de estimación de demanda, utilizando las mejores estrategias de economía computacional para lograr resolver los problemas en computadores de uso personal. Los autores se encuentran desarrollándola en una versión *open source* en la plataforma Github, con licencia abierta.

El código provisto por Gortmarker y Conlon todavía está en cuarta versión y los autores continúan trabajando en él para mejorar la eficiencia del programa²⁰ e incluir nuevas opciones que permitan flexibilizar la especificación del modelo. Para chequear la consistencia del

¹⁹Esto para acelerar la estimación de los parámetros relevantes, que puede ser muy lenta si no se usan super computadores o clusters con varios procesadores

²⁰Este concepto computacional se refiere a la velocidad de computación de los resultados, no a su precisión. La eficiencia del código (que es un concepto distinto al concepto econométrico de la eficiencia del estimador) es relevante para problemas muy grandes que pueden tomar semanas en converger. No es el caso del problema propuesto en este informe.

código, los autores del informe usaron los datos que los desarrolladores presentan como ejemplo (una versión de datos simulados basados en los resultados de [Berry et al. \(1995\)](#) y [Nevo \(2000a\)](#)) y pudieron replicar con éxito la estimación de demanda para esa aplicación. El recuperar los parámetros en un modelo sintético es una estrategia común para chequear el funcionamiento de una rutina de estimación.²¹

En una posición conservadora, se simplificó la estructura del problema para hacerla similar a la de la aplicación de [Nevo \(2000a\)](#). Eso implica no usar micro momentos de [Petrin \(2002\)](#) y [Berry et al. \(2004\)](#). Sin embargo, se incluyen las caracterizaciones demográficas por mercado usadas en [Berry et al. \(1995\)](#) y [Nevo \(2000a\)](#) para agregar información que permita identificar la heterogeneidad observada en las preferencias. Además de eso se permite heterogeneidad no observada en las preferencias. Es importante notar que estas últimas dos aplicaciones son por lejos las más populares y replicadas en la literatura de organización industrial empírica.²²

El modelo estimado considera el siguiente diseño:

1. **Mercados:** se utilizan 84 mercados, definidos por una combinación de zonas geográficas de Nielsen y bimestres.
 - Zonas geográficas Nielsen²³:
 - Área 1 norte
 - Área 2 centro norte
 - Área 3 centro costa
 - Área 4 region metropolitana
 - Área 5 centro sur
 - Área 5a
 - Área 5b
 - Área 6 sur
 - Bimestres:

²¹En la licencia, incluida en los materiales de este informe, exige a los usuarios presentar la siguiente nota: “El software se proporciona “tal cual”, sin garantía de ningún tipo, expresa o implícita, incluidas, entre otras, las garantías de comerciabilidad, idoneidad para un propósito particular y no infracción. En ningún caso los autores o propietarios de derechos de autor serán responsables de ninguna reclamación, daños u otra responsabilidad, ya sea en una acción contractual, extracontractual o de otro tipo, que surja de, o relacionada con el software o el uso u otras ofertas en el software.”

²²La versión con micro momentos es más compleja de estimar y más intensiva en términos de requerimientos de datos y recursos computacionales.

²³La propuesta original consideraba ciudades. Sin embargo, no fue posible conseguir datos desagregados a nivel de ciudad para el Retail Index de Nielsen, por lo que se optó por estas zonas más agregadas.

- Jun-jul 2016
- Ago-sep 2016
- Oct-nov 2016
- Dic-ene 2017
- Feb-mar 2017
- Abr-may 2017
- Jun-jul 2017
- Ago-sep 2017
- Oct-nov 2017
- Dic-ene 2018
- Feb-mar 2018
- Abr-may 2018

2. **Canales:** Se consideran ambos canales (tradicional y supermercados) en forma conjunta para la estimación de demanda, ya que los parámetros estructurales de preferencias por atributos de los productos no deberían cambiar. Por otro lado, no es posible desagregar las bases de datos de Retail Index de Nielsen a nivel de canal para galletas y barras de cereal.

3. **Productos:** Para definir los productos estos se desagregaron al nivel más detallado provisto por Nielsen: submarca. Para ello se incluye un grupo más amplio de categorías de *snacks* de forma de no restringir *ex-ante* los patrones de sustitución. [Conlon and Mortimer \(2018\)](#) también toman como punto de partida un set más amplio de productos en la categoría *snacks*. Se incluyen las siguientes categorías:

- Bizcocho
- Alfajores
- Barras de Cereal
- Galletas

4. **Características de los productos:** Las características incluidas son el precio del producto y sus componentes nutricionales. La inclusión de las características nutricionales sigue la literatura de estimación de demanda en los mercados de cereales ([Nevo, 2001](#)) y *snacks* ([Conlon and Mortimer, 2018](#)). Además de eso, se incluyen efectos fijos a nivel de producto, lo que permite descomponer la calidad no observada del producto en un componente que no varía en el tiempo y un *shock* temporal ([Nevo, 2001](#)). Las características incluidas son:

- Precio
- Calorías
- Proteínas
- Grasa

- Carbohidratos
- Azúcares
- Sodio

5. **Características de los agentes:** Las características incluidas son:

- Log Ingreso
- Educación
- Edad
- Dummy Hijo
- Dummy Urbano
- Dummy Pobreza

La especificación del modelo es la de la [Ecuación 15](#). Para ello, se incluyen los parámetros de precio y una tendencia temporal como los parámetros lineales en [Ecuación 16](#). Luego, se incluyen parámetros no lineales para las variables de precio y los componentes nutricionales, los cuales incluyen interacciones con las variables socioeconómicas descritas en las características de los agentes. Estas corresponden a los parámetros de heterogeneidad observada en la matriz Π en la [Ecuación 17](#). Finalmente, se incluyen coeficientes aleatorios para el precio y las características nutricionales, que corresponden a la diagonal de la matriz Σ .

En la [Tabla 2](#) se muestran los resultados del modelo estimado para los coeficientes lineales y no lineales de precio, y para los coeficientes aleatorios de las características nutricionales. En la tabla se puede apreciar que el coeficiente lineal del precio es negativo. La sensibilidad al precio es menor para personas de mayores ingresos, personas con más educación, mayor para personas de mayor edad, menor para personas con hijos, menor un áreas urbanas y mayor para personas pobres. Por otro lado, se observa que existe heterogeneidad no observada en las preferencias por componentes nutricionales de los productos.

Tabla 2: Resultados Modelo de Demanda - Precio

Coeficiente Lineal (α)	
Precio	-37.10
Heterogeneidad Observada (Π)	
Precio \times Log Ingreso	0.237
Precio \times Educación	0.860
Precio \times Edad	-0.908
Precio \times D(Hijo)	1.680
Precio \times D(Urbano)	2.410
Precio \times D(Pobreza)	-0.341
Heterogeneidad No Observada (Σ)	
σ_{Precio}	-2.00
$\sigma_{Calorias}$	-1.57
$\sigma_{Proteinas}$	10.50
σ_{Grasa}	10.50
$\sigma_{Carbohidratos}$	2.44
$\sigma_{Azucares}$	-7.42
σ_{Sodio}	-0.18

Teniendo estos parámetros estimados, es posible realizar una estimación de los estadísticos de interés sin depender de resultados de encuestas. Así, en la siguiente sección presentamos nuestros resultados estimados.

9. Simulaciones de Presión al Alza de Precios

Para calcular el UPPI, debemos calcular la versión empírica de las derivadas con respecto al precio. En ese caso, serían:

$$\frac{\partial q_{jt}(p_{jt}, p_{jt})}{\partial p_{jt}} = Q_m \sum_{i=1}^{N_m} \frac{\partial s_{ijt}(p_{jt}, p_{jt})}{\partial p_{jt}} \quad (21)$$

Donde el término s_{ijt} está definido en [Ecuación 18](#), y las derivadas a nivel en la [Ecuación](#)

ción 21 corresponden a²⁴:

$$\frac{\partial s_{ijt}(p_{jt}, p_{jt})}{\partial p_{jt}} = \underbrace{(\alpha + \sigma_p \nu_i)}_{\alpha_i} \cdot s_{ijt} \cdot (1 - s_{ijt}) \quad (22)$$

$$\frac{\partial s_{ijt}(p_{jt}, p_{jt})}{\partial p_{kt}} = \underbrace{(\alpha + \sigma_p \nu_i)}_{\alpha_i} \cdot s_{ijt} \cdot s_{ikt} \quad (23)$$

Usando los parámetros del modelo, evaluamos las ecuaciones anteriores para replicar los cálculos de las razones de desvío presentados por la FNE en las tablas 15 y 16 del Informe de Prohibición. Sin embargo, al estimar un solo modelo de demanda para ambos canales, obtenemos una sola estimación de la razón de desvío. Los resultados se presentan en la [Tabla 3](#) y [Tabla 4](#).

Tabla 3: Razones de Desvío Estimadas para Ideal

Ideal	Nutrabien	
	Brownie	Braunichoc
Gansito	1.85 %	2.41 %
Rayita	2.33 %	2.37 %
Pinguinos	2.63 %	1.46 %
Mankeke	1.29 %	1.26 %
Brownie Fuchs	2.07 %	2.04 %

Tabla 4: Razones de Desvío Estimadas para Nutrabien

Nutrabien	Ideal				
	Gansito	Rayita	Pinguinos	Mankeke	Brownie Fuchs
Brownie Nutrabien	0.92 %	2.60 %	1.06 %	1.37 %	2.54 %
Braunichoch	1.31 %	3.04 %	1.33 %	1.91 %	1.69 %
Alfajor	0.63 %	2.58 %	1.13 %	1.05 %	1.00 %

²⁴Notar que en ese caso usamos la suma y no la integral. La integral en [Ecuación 13](#) se vuelve difícil de calcular a medida que la dimensión de las características de los consumidores. Por ello, la práctica es usar un simulador para aproximarla, calculando la distribución empírica del coeficiente aleatorio, ν_i en (6.7), con la distribución empírica obtenida de un conjunto de ns “pseudo-random draws”

A partir de las razones de desvío estimadas, se procede a calcular los GUPPI. La fórmula utilizada es la presentada por la FNE en la ecuación 1 del informe de prohibición (página 32):

$$GUPPI_i = \frac{\sum_{j=1}^n D_{ij} \cdot (p_j - c_j)}{p_i}$$

Para obtener los márgenes se usaron las estimaciones que la FNE usó para calcular el GUPPI²⁵. En este caso, se presentan los cálculos usando el margen promedio entre los que la FNE presenta para los canales de supermercado y tradicional, y los cálculos tomando los márgenes de cada canal por separado. Es importante destacar que para el cálculo de los GUPPI se consideran todos los productos individualizados para realizar la estimación de demanda de la otra firma y no solo los que se detallan aquí. Así, los GUPPI de las marcas Ideal consideran todos los productos Nutrabien, y los GUPPI de Nutrabien consideran todos los productos de Ideal.

Tabla 5: Cálculos de GUPPI

	GUPPI		
	Promedio	Supermercado	Tradicional
Ideal			
Gansito	3.60 %	3.38 %	3.56 %
Rayita	4.11 %	3.82 %	4.06 %
Pinguinos	3.44 %	3.30 %	3.38 %
Mankeke	2.78 %	2.64 %	2.74 %
Brownie Fuchs	3.43 %	3.30 %	3.35 %
Nutrabien			
Brownie Nutrabien	8.89 %	8.07 %	10.04 %
Braunichoch	9.87 %	9.18 %	10.62 %
Alfajor	7.25 %	6.56 %	8.03 %

²⁵En el caso de no contar con la estimación del margen para algún producto de Ideal o Nutrabien, se le imputó el margen promedio para los otros productos de la misma marca.

10. Conclusión

En este informe estudiamos algunas propiedades empíricas de las razones de desvío y cómo el cálculo de éstas puede estar sujeto a cambios radicales dependiendo de la metodología utilizada para su estimación.

Así, indicamos que el uso de encuestas finalmente captura (al menos parcialmente) un efecto promedio de un tratamiento, que puede ser o no relevante dependiendo del caso que se analice. En efecto, cuando hay motivos para considerar que una operación podría desembocar en la eliminación de algún producto, es razonable utilizar encuestas de segunda preferencia para estimar las razones de desvío.

Sin embargo, si lo que se busca es cuantificar los incentivos que tiene una firma fusionada para incrementar sus precios, mostramos que lo óptimo es tener una correcta estimación de la demanda subyacente. En efecto, esto permite derivar las razones de desvío, y otros estadísticos que dependen de ellas, a través de los parámetros estimados de la demanda.

Tras una discusión teórica, propusimos una estimación de demanda basada en el método de BLP y presentamos los resultados de nuestras estimaciones. Estos resultados difieren de los presentados por la FNE. Los resultados muestran que los GUPPI calculados a partir de las razones de desvío del modelo de demanda son ligeramente superiores para los productos Ideal, pero menores para los productos Nutrabien. En particular, tomando ambos canales (Supermercado y Tradicional), el GUPPI estimado para los productos Ideal estaría por debajo del 5%, y para los productos Nutrabien estaría por debajo del 10%.

Ante nuestros resultados, los índices de presión al alza de precios serían menores a los estimados por la FNE. Esto último implica que la operación no generaría sustanciales riesgos unilaterales al alza de precios.

Referencias

- Allcott, Hunt, Rebecca Diamond, and Jean-Pierre Dubé**, “The geography of poverty and nutrition: Food deserts and food choices across the United States,” Technical Report, National Bureau of Economic Research 2017.
- Angrist, Joshua D., Guido W. Imbens, and Donald B. Rubin**, “Identification of Causal Effects Using Instrumental Variables,” *Journal of the American Statistical Association*, 1996, *91* (434), 444–455.
- Berry, Steven, James Levinsohn, and Ariel Pakes**, “Automobile Prices in Market Equilibrium,” *Econometrica*, 1995, *63* (4), 841–890.
- , – , and – , “Differentiated Products Demand Systems from a Combination of Micro and Macro Data: The New Car Market,” *Journal of Political Economy*, 2004, *112* (1), 68–105.
- Berry, Steven T and Philip A Haile**, “Identification in differentiated products markets using market level data,” *Econometrica*, 2014, *82* (5), 1749–1797.
- Conlon, Christopher T and Julie Holland Mortimer**, “Empirical Properties of Diversion Ratios,” 2018.
- Farrell, Joseph and Carl Shapiro**, “Antitrust evaluation of horizontal mergers: An economic alternative to market definition,” *The BE Journal of Theoretical Economics*, 2010, *10* (1).
- Hansen, Lars Peter**, “Large sample properties of generalized method of moments estimators,” *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1982, pp. 1029–1054.
- Hausman, J A**, “Specification Tests in Econometrics,” *Econometrica*, 1978, *46* (6), 1251–1271.
- , “2010 Merger Guidelines: Empirical Analysis,” *The Antitrust Source*, 2010.
- Heckman, James J. and Edward Vytlacil**, “Structural equations, treatment effects, and econometric policy evaluation,” *Econometrica*, 2005, *73* (3), 669–738.
- Nevo, Aviv**, “A Practitioner’s Guide to Estimation of Random-Coefficients Logit Models of Demand,” *Journal of Economics & Management Strategy*, 2000, *9* (4), 513–548.

– , “Mergers with Differentiated Products: The Case of the Ready-to-Eat Cereal Industry,” *The RAND Journal of Economics*, 2000, 31 (3), 395.

– , “Measuring market power in the ready-to-eat cereal industry,” *Econometrica*, 2001, 69 (2), 307–342.

Pakes, Ariel, “Lecture 8: Some Notes on Mergers and Antitrust Analysis,” Technical Report, Graduate Industrial Organization Class Notes, Harvard University 2015.

Petrin, Amil, “Quantifying the benefits of new products: The case of the minivan,” *Journal of political Economy*, 2002, 110 (4), 705–729.

Apéndice

Claudia Allende SC

CONTACT INFORMATION	512 west 122nd street, apt. 603 Columbia University New York, NY	Phone: +1 (917) 370 6825 Email: ca2605@columbia.edu
RESEARCH INTERESTS	Industrial Organization, Economics of Education, Development and Labor Economics	
EDUCATION	Columbia University Ph.D. Candidate in Economics and Education	2014 - present
	Princeton University, Economics Department Trailing Non-Degree Student (Supervisor: Prof. Kate Ho) Visiting Ph.D. Student (Supervisor: Prof. Christopher Neilson)	2018 - 2019 2016 - 2017
	Pontificia Universidad Católica de Chile M.A. in Economics (Concentration: Industrial Organization) B.A. in Business and Economics	2011 - 2012 2006 - 2011
RESEARCH EXPERIENCE	Princeton University , Princeton, NJ Research Assistant to Professor Christopher Neilson	Summer 2015
	Pontificia Universidad Católica , Santiago, Chile Research Assistant to Prof. Jeanne Lafortune (Economics) Research Assistant to Prof. Juan Pablo Montero (Economics) Research Assistant to Prof. Francisco Gallego (Economics)	Fall 2012 - Spring 2013 Spring 2012 Spring 2011, 2012
RESEARCH	WORKING PAPERS “Towards the Equilibrium Effects of Information Interventions” with Francisco Gallego and Christopher Neilson “Information Frictions and School Choice: Evidence from a Quality Disclosure Policy”, with Francisco Gallego and Christopher Neilson	
	WORK IN PROGRESS “Supply Side Responses to Parents Preferences for Peers” <i>Data Science Award - Microsoft Research</i> “Biased Beliefs and Search in Education Markets” with Christopher Neilson. <i>Pilot completed. Project funded. In the field.</i> “Dynamic Investments in human Capital and the Role of Information in College Choice ” with Magdalena Bennett. <i>Project funded by JPAL-PPE.</i> “Search Frictions in Pharmaceutical Markets” with Zach Brown. <i>Digitization Small Grant, NBER</i>	
TEACHING EXPERIENCE	Columbia University , New York, NY Teaching Assistant	

	Economics and Education (Master level)	Fall 2015
	Pontificia Universidad Católica, Santiago, Chile	
	Instructor	2013 - 2014
	Principles of Economics	
	Teaching Assistant	2008 - 2011
	Graduate: Macroeconomic Theory, Microeconomic Theory.	
	Undergraduate: Advanced Micro I (x3), Advanced Micro II (x2), Advanced Macro I, Trade, Industrial Organization.	
	Antitust Agency, Santiago, Chile	2011 - 2013
	Economic Advisor	
	Ministry of Education, Santiago, Chile	2013 - 2014
	Advisor to the Minister of Education.	
OTHER PROFESSIONAL EXPERIENCE		
AWARDS, HONORS AND GRANTS	Digitization Small Grant - NBER (USD 15,000)	2018
	Burke Scholarship Award - Columbia University	2018
	Education Policy Dissertation Research Fellowship - Columbia University	2018
	Research Award: Data Science - Microsoft Research (USD 20,000)	2018
	PPE Initiative Pilot Grant - J-PAL (USD 43,000)	2018
	Student Travel Award (x2) - Columbia University	2018
	Fieldwork Pilot Funds - IR Section, Princeton University (USD 30,000)	2017
	Student Travel Award - Columbia University	2015
	Conicyt Scholarship (application graded with the maximum score)	2014 - 2018
	Academic Excellence Award, M.A. in Economics, PUC-Ch	2012
	Academic Excellence Scholarship, PUC-Ch (highest GPA, Business and Econ)	2010
	Academic Excellence Scholarship, PUC-Ch (top entering student, Business and Econ)	2006
	Highest National Score, Mathematics, University Entrance Exam (PSU)	2005
CONFERENCES AND PRESENTATIONS (PAST AND SCHEDULED)	New York University, Economics Department	2018
	Young Economists Symposium	
	Columbia University, Economics Department	
	Applied Micro Theory Colloquium	
	Industrial Organization Colloquium	
	JPAL-LAC: Research Opportunities for the Human Development	2017
	Columbia University, Economics Department	
	Industrial Organization Colloquium	
	Columbia University, Teachers College	
	Economics and Education Seminar	
	Princeton University, Economics Department	
	Industrial Relations Section - Education Research Seminar	
	Northwestern University, Economics Department	2016
	Empirics and Methods in Economics Conference	

	Princeton University, Economics Department	
	EconCon Economics Students Conference	
	Industrial Relations Section - Education Research Seminar	
	Columbia University, Teachers College	
	Economics and Education Seminar	
	Columbia University, Teachers College	2015
	Economics and Education Seminar	
	Harvard University, Graduate School of Education	
	20th Annual Student Research Conference	
	XI Iberoamerican Antitrust Seminar , Madrid, Spain	2013
	Pontificia Universidad Católica de Chile, Economics Department	2012
	Applied Micro Seminar	
	Chilean Economics Society (SECHI) , Viña del Mar, Chile	
	Annual Meeting	
OTHER	Structural Dynamic Models and Machine Learning, University of Copenhagen	May 2018
ACTIVITIES	Summer School and Conference	
	NBER Economics of Digitalization, Stanford University	February 2018
	Tutorial and Conference	
	Microsoft Research Hackathon, Cambridge, MA	July 2017
	Project: <i>"Students' Futures at Risk: Improving Centralized School Assignment in Chile Using Machine Learning"</i> .	
	Team lead by Christopher Neilson, Greg Lewis and Vasilis Syrgkanis.	
	Reading Groups at Columbia University	
	Industrial Organization	Summer 2017, 2018
	Market Design	Spring 2017
OTHER	Languages: Spanish (native), English (Fluent)	
	Nationality: Chilean	

Mohit Karnani

Curriculum Vitæ

1050 Massachusetts Avenue, 3rd Floor
Cambridge (MA), USA
☎ +1 (617) 613 1256
✉ mohit@nber.org
📧 karnani.cl

Academic Appointment

- 2018 **Research Analyst**, NBER & Microsoft Research, Cambridge (MA), USA.
- 2016–2018 **Instructor**, Department of Economics, University of Chile, Santiago, Chile.

Education

- 2015–2017 **MSc. in Economics**, Ranked 1st/7, University of Chile.
- 2012–2015 **Business Engineering, BSc. in Economics**, Ranked 1st/52, University of Chile.

Working Papers

- Expiring Budgets and Dynamic Competition in Year-End Public Auctions: Theory and Evidence from Chile (*MSc. Thesis*)
- Sudden Stops of Capital Flows: Do Foreign Assets Behave Differently from Foreign Liabilities? (*with Manuel Agosin and Juan Díaz-Maureira*) - SUBMITTED
- After the Storm comes the Calm: The Effect of Pakistan's 2010 Floods on Tax Collection
- Freshmen Teachers and College Major Choice: Evidence from a Random Assignment in Chile
- Labor Shakes: Mid Run Effects of a Large Chilean Earthquake on Regional Unemployment

Seminars

- 2016 – 2018 **Speaker**, U. Chile (Santiago), LACEA & LAMES (Buenos Aires), FLAUC (Bogotá), CLADEA (Riverside, CA), LAWEBESS (Cali), SECHI (Santa Cruz), SINERGIA & 3ie (Bogotá) and RIDGE (Buenos Aires).
- 2015 – 2016 **Poster Presenter**, SECHI (Viña del Mar and Talca), ENIN (Valparaíso) and COES & LSE (Santiago).

Research Experience

- 4/2016 – **Researcher**, Worked as Researcher at the Center for Teaching and Learning (CEA) at University of Chile under FONDECYT Grant 11150794.
- 6/2014 – **Research Assistant**, Assisted Professors Eduardo Engel, Manuel Agosin and José De Gregorio at University of Chile; Andrea Repetto at Adolfo Ibáñez University (UAI); and Christian Belmar at the Inter-American Development Bank (IDB).
- 12/2014 – **Research Intern**, Assisted the Anti-Cartels Unit (UAC) at the National Economic Prosecutor's Office (FNE).

Teaching Experience

- 3/2016 – **Undergraduate Lecturer**, Taught various courses (10) on General Economics (2), Present Macroeconomics (3) and Mathematics (5) as an Instructor at University of Chile.

Teaching Assistant Experience

- 3/2016 – **Graduate TA**, Assisted Professors Eduardo Engel, Juan Pablo Torres-Martínez and Fabián Duarte in different courses of Public Private Partnerships and Advanced Microeconomics in the MSc. in Economics program at University of Chile.
- 3/2013 – **Undergraduate TA**, Assisted Professors Dante Contreras, Pablo Tapia, Christian Belmar and Carlos Cáceres in different courses of Mathematics (TA Coordinator), Statistics, Econometrics (TA Coordinator), General Economics, Microeconomics and Labor Economics in the BSc. in Economics program at University of Chile.

Volunteering Experience

- 4/2012 – **Math Teacher**, Taught Mathematics to High School students in two different programs: FEN's Social Prep School (PreuFEN) and Talent Development School (EDT).

Awards

Scholarships

- 2016 **National Master's Scholarship**, ADVANCED HUMAN CAPITAL FORMATION PROGRAM, National Commission of Research in Science and Technology (CONICYT).
- 2016 **Academic Excellence Scholarship**, MSc. IN ECONOMICS, University of Chile.
- 2012–2015 **Merit Scholarship**, BSc. IN ECONOMICS, University of Chile.
- 2012–2015 **National Score Scholarship**, MINISTRY OF EDUCATION, Government of Chile.

Academic Awards

- 2017 **Best Macroeconomics and Mathematics Teacher**, BSc. IN BUSINESS AND ECONOMICS, University of Chile.
- 2017 **Best Graduated Engineer**, BSc. IN ECONOMICS, Chilean Engineers Association.
- 2016 **Best Freshman and Sophomore Year Teacher**, BSc. IN BUSINESS AND ECONOMICS, University of Chile.
- 2016 **Highest GPA of Cohort**, BSc. IN ECONOMICS, University of Chile.
- 2016 **School Spirit Award**, BSc. IN ECONOMICS, Alumni Network, University of Chile.
- 2016 **Best in Business Award**, BETA GAMMA SIGMA HONOR SOCIETY, The Association to Advance Collegiate Schools of Business (AACSB).
- 2014 **Best Teacher Assistant**, BSc. IN BUSINESS AND ECONOMICS, University of Chile.
- 2013–2015 **Honors Board**, BSc. IN BUSINESS AND ECONOMICS, University of Chile.
- 2012 **First Admission**, BSc. IN BUSINESS AND ECONOMICS, University of Chile.

Other Awards

- 2017 Winner of the International Initiative for Impact Evaluation (3ie) Open Data Challenge.
- 2016 Winner of the Chilean Economics Society (SECHI) Academic Poster Contest.
- 2011 National Champion of the National Mathematics Championship.

Other

- Tech. Skills \LaTeX , MS OFFICE, STATA, MATLAB, HTML, JAVASCRIPT, SQL, PYTHON.
- Languages Spanish (Native), English (Fluent), Hindi and Sindhi (Basic).
- Citizenship Chile, (Overseas Citizen of) India.

Last Update: March 2018

2/2

A1. Código implementado: simul_example.py

A continuación se presenta el *script* de Python que implementa las simulaciones realizadas en el informe.

```
import os
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
dirFile = os.path.dirname(os.path.join(pwd, 'simul_example.py'))

n=1000

## Linear

beta_aa=-0.0003
beta_ab=0.00025
beta_ac=0.0001
beta_bb=-0.0005
beta_ba=0.0001
beta_bc=0.0001
beta_cc=-0.0003
beta_ca=0.0001
beta_cb=0.00015
beta_oa=0.0001
beta_ob=0.0001
beta_oc=0.0001

def D1(bkj,bjj):
    return np.abs(bkj/bjj)

p = np.arange(n)

plt.figure(1)
plt.plot(p, D1(beta_ab,beta_bb)*np.ones(np.shape(p)),
p, (D1(beta_cb,beta_bb)+D1(beta_ab,beta_bb))*np.ones(np.shape(p)),
p, np.ones(np.shape(p)))
```

```

axes = plt.gca()
axes.set_ylim([0,1.1])
plt.legend(["Desvío A", "Desvío A+C", "Desvío A+C+0"])
plt.savefig(os.path.join(dirFile,'linear.pdf'),dpi=300)
plt.show()

## Log-Linear

alpha_a=0.3
alpha_b=0.4
alpha_c=0.3
beta_aa=-0.03
beta_ab=0.025
beta_ac=0.01
beta_bb=-0.05
beta_ba=0.01
beta_bc=0.01
beta_cc=-0.03
beta_ca=0.01
beta_cb=0.015

beta_a=(beta_aa,beta_ab,beta_ac)
beta_b=(beta_ba,beta_bb,beta_bc)
beta_c=(beta_ca,beta_cb,beta_cc)

def Qll(alpha,beta,p):
    return np.exp(alpha)*np.prod(np.power(p,beta), axis=1)

pb=np.concatenate((100*np.reshape(np.ones(n),(n,1)),
np.reshape(p,(n,1)),
150*np.reshape(np.ones(n),(n,1))), axis=1)

Qll_a=Qll(alpha_a,beta_a,pb)
Qll_b=Qll(alpha_b,beta_b,pb)
Qll_c=Qll(alpha_c,beta_c,pb)

```

```

Q11_b[0]=Q11_b[1]

def D2(bkj,bjj,qk,qj):
    return np.abs((bkj*qk)/(bjj*qj))

plt.figure(2)
plt.plot(p, D2(beta_ab,beta_bb,Q11_a,Q11_b),
p, (D2(beta_cb,beta_bb,Q11_c,Q11_b)+D2(beta_ab,beta_bb,Q11_a,Q11_b)),
p, np.ones(n))
axes = plt.gca()
axes.set_ylim([0,1.1])
plt.legend(["Desvío A", "Desvío A+C", "Desvío A+C+0"])
plt.savefig(os.path.join(dirFile,'log-linear.pdf'),dpi=300)
plt.show()

## Logit

attribute=np.concatenate((1*np.reshape(np.ones(n),(n,1)),
1.5*np.reshape(np.ones(n),(n,1)),
1*np.reshape(np.ones(n),(n,1))), axis=1)

beta=1
alpha=-0.001

v=attribute*beta+pb*alpha

def S(v):
    return np.exp(v)/np.reshape((1+np.sum(np.exp(v), axis=1)),(n,1))

shares=S(v)

def D3(sharek,sharej):
    return np.abs(sharek/(1-sharej))

plt.figure(3)
plt.plot(p, D3(shares[:,0],shares[:,1]),

```

```

p, (D3(shares[:,2],shares[:,1])+D3(shares[:,0],shares[:,1])),
p, np.ones(n))
axes = plt.gca()
axes.set_ylim([0,1.1])
plt.legend(["Desvío A", "Desvío A+C", "Desvío A+C+0"])
plt.savefig(os.path.join(dirFile,'logit.pdf'),dpi=300)
plt.show()

## Random Coeff.

beta=0.5
alpha=-0.009

v1=attribute*beta+pb*alpha+np.array([1.2, 0.5, 1.5])
v2=attribute*beta+pb*alpha+np.array([0, 10, 0.2])

w1=0.4
w2=0.6

shares1=S(v1)
shares2=S(v2)

def D4(share1k,share1j,share2k,share2j,w1,w2):
    return np.abs((share1j*share1k*w1+share2j*share2k*w2)
    /(share1j*(1-share1j)*w1+share2j*(1-share2j)*w2))

plt.figure(4)
plt.plot(p, D4(shares1[:,0],shares1[:,1],shares2[:,0],shares2[:,1],w1,w2),
p, (D4(shares1[:,2],shares1[:,1],shares2[:,2],shares2[:,1],w1,w2)
+D4(shares1[:,0],shares1[:,1],shares2[:,0],shares2[:,1],w1,w2))),
p, np.ones(n))
axes = plt.gca()
axes.set_ylim([0,1.1])
plt.legend(["Desvío A", "Desvío A+C", "Desvío A+C+0"])
plt.savefig(os.path.join(dirFile,'random-coeff.pdf'),dpi=300)
plt.show()

```

A2. Código implementado: demand_estimation.py

A continuación se presenta el *script* de Python que implementa las estimaciones de demanda realizadas en el informe.

```
!pip install pyblp --upgrade

import os
import pyblp
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
dirFile = os.path.dirname(os.path.join(pwd, 'demand_estimation.py'))
dirData = os.path.dirname(pwd)

pyblp.options.digits = 3
pyblp.options.verbose = False
np.set_printoptions(precision=2, threshold=500, linewidth=100)

nb_products = np.recfromcsv(os.path.join(dirData, 'productsPython.csv'))
nb_products = {n: nb_products[n] for n in nb_products.dtype.names}

nb_agents = np.recfromcsv(os.path.join(dirData, 'Demographics.csv'))

nb_integration = pyblp.Integration('monte_carlo', 100, seed=1)

nb_product_formulations = (
    pyblp.Formulation('0 + prices + time', absorb='C(product_ids)'),
    pyblp.Formulation('prices + calories + proteins + fat + carbs + sugar + sodium')
)

nb_agent_formulation =
pyblp.Formulation('0 + logy + school + age + child + zone + poverty')

nb_problem = pyblp.Problem(
```

```

    nb_product_formulations,
    nb_products,
    nb_agent_formulation,
    nb_agents,
    nb_integration
)

#Results as starting values instead of random initialization
nb_sigma = np.diag([1.66, -2.00, -1.57, 10.50, 10.50, 2.44, -7.42, -0.181])
nb_pi = [
    [4.26, 6.98, 6.16, 3.53, -0.685, 1.28],
    [0.237, 0.860, -0.908, 1.68, 2.41, -0.341],
    [-0.662, -2.77, 0.351, -8.26, -5.04, 1.34],
    [-4.79, -5.18, -1.54, -0.402, 3.54, 2.05],
    [-1.30, 5.06, -4.42, -0.0978, -1.15, 3.02],
    [4.23, 5.31, -2.71, -1.71, -1.54, -3.29],
    [-15.70, -9.40, 2.59, 2.92, -0.864, 7.64],
    [1.64, -1.40, 0.332, 3.85, 2.00, -0.239]
]

nb_results = nb_problem.solve(
    nb_sigma,
    nb_pi,
    steps=1,
    optimization=pyblp.Optimization('bfgs')
)

nb_elasticities = nb_results.compute_elasticities()
nb_ratios = nb_results.compute_diversion_ratios()

for g in [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]:
    for t in range(1,13):
        current_nb_market = nb_products['market_ids'] == 10*t+g
        np.savetxt(os.path.join(dirData, '{}{}nb_ratios.csv'.format(t, g)),
            nb_ratios[current_nb_market], delimiter=',')

```

```
for g in [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]:
    for t in range(1,13):
        current_nb_market = nb_products['market_ids'] == 10*t+g
        np.savetxt(os.path.join(dirData,'{}{}nb_elasticities.csv'.format(t, g)),
            nb_elasticities[current_nb_market], delimiter=',')
```