

REVUE INTERNATIONALE DES ECONOMISTES DE LANGUE FRANÇAISE

RIELF 2023, Vol. 8, N°1

Association Internationale
des Economistes de Langue Française



avec la collaboration de



UNIWERSYTET
EKONOMICZNY
W POZNANIU

l'Université des Sciences Economiques et de Gestion de Poznań



L'Université Bernardo O'Higgins - Chili

Rédacteur en chef

Krzysztof MALAGA, USEGP, Pologne

Rédactrice adjointe

Małgorzata MACUDA, USEGP, Pologne

Secrétaire de rédaction

Dorota CZYŻEWSKA-MISZTAL, USEGP, Pologne

Comité éditorial

Akoété Ega AGBODJI, Togo
Wissem AJILI BEN YOUSSEF, France
Alastaire ALINSATO, Bénin
Loubna ALSAGIHR OUEIDAT, Liban
Camille BAULANT, France
Matouk BELATTAF, Algérie
Francis BISMANS, France, Belgique
Horst BREZINSKI, Allemagne
Abdelaziz CHERABI, Algérie
Bernard COUPEZ, France
Jean-Jacques EKOMIE, Gabon
Jules Roger FEUDJO, Cameroun
Camelia FRATILA, Roumanie
Ewa FRĄCKIEWICZ, Pologne
Rosette GHOSSOUB SAYEGH, Liban
Marian GORYNIA, Pologne
Driss GUERRAOUI, Maroc
Juliana HADJITCHONEVA, Bulgarie
Vidal IBARRA-PUIG, Mexique
Nafii IBENRISSOUL, Maroc
Soumaïla Mouleye ISSOUFOU, Mali

Michel LELART, France
Laura MARCU, Roumanie
Tsvetelina MARINOVA, Bulgarie
Boniface MBIH, France
Mbodja MOUGOUE, États-Unis
Francisco OCARANZA, Chili
Thierry PAIRAULT, France
Jacques POISAT, France
Carlos QUENAN, France
Marek RATAJCZAK, Pologne
Alain REDSLOB, France
Jeannette ROGOWSKI, États-Unis
Paul ROSELE CHIM, France
Claudio RUFF ESCOBAR, Chili
Alain SAFA, France
Baiba ŠAVRIŅA, Lettonie
Piotr STANEK, Pologne
Abdou THIAO, Sénégal
Roger TSAFACK NANFOSSO, Cameroun
François VAILLANCOURT, Canada
Isabel VEGA MOCOROA, Espagne

Bureau de rédaction

Eliza SZYBOWICZ, soutien éditorial, USEGP, Pologne
Marta DOBRECKA, rédactrice technique, USEGP, Pologne

© Copyright by Association Internationale des Economistes de Langue Française, Université des Sciences Economiques et de Gestion de Poznań
Paris, Poznań 2023

La RIELF offre son contenu complet en accès libre sous licence Creative Commons BY NC SA 4.0

ISSN 2551-895X
e-ISSN 2727-0831

Edition digitale et imprimée
Editions de l'Université des Sciences Economiques et de Gestion de Poznań
Projet de couverture : Izabela Jasiczak, Bernard Landais, Krzysztof Malaga, Eduardo Téllez

TABLE DES MATIÈRES

Avant-propos (Claudio Ruff ESCOBAR et Krzysztof MALAGA).....	3
Alexis MATHEU, Paola JUICA Apport des modèles mathématiques et big data pour la prise de décisions de l'entreprise ; le cas d'épidémies telles que le SARS-CoV-2 dans le secteur de la santé au Chili	9
Cristian CORNEJO, Purificación GALINDO-VILLARDÓN Meta-Biplot comme mesure des variables de protection sociale pour les pays européens et latinoaméricains	20
Carlos SEBRANGO, Lizet SÁNCHEZ Prévision à court terme en temps réel de l'épidémie de COVID-19 à Cuba en utilisant la modélisation	34
Manuel E. CORTÉS La culture d'agrumes dans les communautés agricoles chiliennes : Vers un développement durable	49
Alexander A. PARSHINTSEV Élaboration et approbation d'un index global intellectuel capital orienté sur le sujet pour une analyse comparative sur tout le pays	63
Bastián GUTIÉRREZ, Roberto CORTÉS, Macarena DEHNHARDT Modèle logistique de désertion à travers des techniques de régression et un arbre de décision pour l'efficience dans la destination des ressources : Le cas d'une université privée chilienne	75
Camilo GONZÁLEZ Modèle d'élasticité de prix/demande du point de vue bayésien : le cas d'une entreprise de détail chilienne	90
Claudio RUFF, Marcelo RUIZ, Luis BENITES Modèle de caractérisation de la situation de qualité des universités chiliennes à partir d'indicateurs financiers et de gestion	106

Pedro CASTILLO

Concurrence dans la distribution au détail de combustibles liquides : Exploration de la dimension spatiale 124

Lidiya S. PARSHINTSEVA

Préparation estimée et vulnérabilité des pays face à la pandémie de COVID-19 : Elaboration et approbation de l'index global 145

Bartłomiej LACH, Krzysztof MALAGA

Évolution de la liberté économique dans les pays d'Amérique du Sud et de l'Union Européenne durant les années 1996–2022..... 163

Hassan Maman ABDO, Mahaman Laouan ABOUBE, Mbodja MOUGOUÉ

Convergence économique au sein de l'espace ouest-africain : L'intégration économique régionale à l'épreuve des faits 184

AVANT-PROPOS

Le numéro 1/2023 de la RIELF, que nous avons le plaisir de présenter aux lecteurs, a été édité par rédacteur invité Dr. Claudio RUFF ESCOBAR, en collaboration avec le Dr. Francisco OCARANZA BOSIO de l'Université Bernardo O'Higgins de Santiago du Chili. Il se compose de 12 articles dont les onze premiers concernent l'Amérique du Sud. L'article douzième, quant à lui, fait référence à l'espace ouest-africain.

Dans le premier article, *Apport des modèles mathématiques et big data pour la prise de décisions de l'entreprise ; le cas d'épidémies telles que le SARS-CoV-2 dans le secteur de la santé au Chili*, **Alexis MATHEU** et **Paola JUICA** proposent d'analyser, à partir des modèles théoriques mathématiques, l'apport de ce secteur de la science pour trouver et prévoir de possibles solutions afin de diminuer les effets de cette pandémie par le virus COVID-19. Pour cela, ils utilisent des analyses statistiques basées sur trois modèles, phénoménologiques non linéaires, configuration de données et modèle logistique généralisé, en espérant qu'ils contribueront à une meilleure évaluation et compréhension des mesures prises face à la crise sanitaire et qui seront adoptées à l'avenir pour faire face à de nouveaux virus, en utilisant mieux les données et les outils technologiques dont dispose l'humanité.

Dans le deuxième article, *Meta-Biplot comme mesure des variables de protection sociale pour les pays européens et latinoaméricains*, **Cristian CORNEJO** et **Purificación GALINDO-VILLARDÓN** constatent, que dans le cadre de la sécurité sociale, les systèmes de pensions constituent des mécanismes de protection sociale offrant des revenus aux personnes qui perdent leur capacité d'auto-génération en raison de leur âge (droits et bénéfices de la vieillesse), de leur incapacité (droits et bénéfices d'invalidité) ou du décès d'une des sources principales de revenus d'une famille (droits et bénéfices de survie). En ce qui concerne la Sécurité Sociale, les pays européens sont ceux qui ont le plus d'expérience. Quant à l'Amérique Latine, elle a été l'une des premières à introduire dans ses systèmes de pensions des schémas de capitalisation individuelle comme composant obligatoire depuis déjà plus de 30 ans, lorsque le Chili abandonna son système prévisionnel de distribution pour un de capitalisation individuelle. Ensuite, plusieurs pays en Amérique latine et en Europe suivirent le même chemin. Avec des systèmes de protection sociale bien conçus et implémentés, les pays peuvent renforcer le capital humain et améliorer la productivité, réduire les inégalités, stimuler la résilience et mettre fin au cycle de la pauvreté intergénérationnelle.

Dans le troisième article, *Prévision à court terme en temps réel de l'épidémie de COVID-19 à Cuba en utilisant la modélisation*, **Carlos SEBRANGO** et **Lizet SÁNCHEZ** notent que'en l'absence d'information fiable sur les mécanismes de transmission d'une infection émergente, de simples modèles phénoménologiques peuvent apporter une estimation précoce de l'étendue potentielle d'épidémies en temps réel. Un avertissement sur la taille finale d'une épidémie et en particulier de la COVID-19 actuellement actif peut servir aux autorités sanitaires pour y faire face. Une variété de modèles non-linéaires ont été développés pour définir les cas cumulés de maladies épidémiques infectieuses (e.g. Richards, logistique, modèles Gompertz). Tous ces modèles peuvent utiliser correctement les données pour obtenir des prévisions à court terme en temps réel. Typiquement, il s'agit de suivre la procédure d'estimation post-sélection, i.e., de sélectionner un modèle parmi tous ceux disponibles et d'ignorer ceux reposant sur l'incertitude dans l'estimation et l'inférence vu que ces procédures sont basées sur un seul modèle. Dans ce travail, ils établissent une prédiction en temps réel de la taille finale, point crucial de l'épidémie, et des prévisions 10 jours à l'avance de cas cumulatifs en utilisant plusieurs modèles non-linéaires où ces paramètres sont estimés via modélisation. La méthode est appliquée à l'épidémie de COVID-19 en 2020 à Cuba.

Dans le quatrième article, *La culture d'agrumes dans les communautés agricoles chiliennes : Vers un développement durable*, **Manuel E. CORTÉS** souligne l'importance des agrumes dans les communautés agricoles de la Province de Limarí du point de vue du développement agricole durable dans ces communautés, en soulignant les résultats de l'expérience des cultivateurs ruraux. D'abord, l'état de développement de la culture des agrumes au Chili. Ensuite, cette activité est traitée dans la perspective des communautés agricoles de Limarí. En troisième lieu, on présente une analyse pilote de la culture des agrumes dans la communauté agricole. Ce travail souligne l'attrait que présente le secteur des agrumes pour les communautés agricoles, en particulier la commercialisation du traditionnel citron jaune. Il se penche aussi sur l'implantation de programmes d'éducation agro-environnementale parmi ses habitants pour promouvoir le soin des ressources naturelles comme l'eau et la terre. La croissance et le développement de la culture des agrumes dans les communautés agricoles de Limarí doivent être consistants, avec une analyse de la disponibilité de ces ressources et leur utilisation responsable.

À son tour, dans le cinquième article, *Élaboration et approbation d'un index global intellectuel capital orienté sur le sujet pour une analyse comparative sur tout le pays*, **Alexander A. PARSHINTSEV** prétend que de nos jours, l'apprentissage, la formation, les innovations et la numérisation sont devenus des facteurs clés du développement. Dans ces conditions, le capital intellectuel devient l'un des éléments de base qui forment la compétitivité économique. En supposant que le capital intellectuel contribue à la réalisation de la majorité des objectifs de développement durable, la réalisation d'une évaluation complexe du capital

intellectuel revêt un intérêt particulier. Son étude est consacrée à l'élaboration de la méthodologie de calcul de l'indicateur global intégral pour évaluer le niveau de capital intellectuel qui pourrait être utilisé pour une analyse comparative entre les pays. L'auteur présente les suggestions sur les éléments de l'indice, le contenu et la structure même du capital intellectuel au niveau macro ; l'élaboration d'un système d'indicateurs statistiques pour évaluer l'état et le développement du capital intellectuel sur la base de l'analyse et de la synthèse des données disponibles, en tenant compte de l'expérience internationale dans le contexte du développement de l'innovation ; le développement d'un indice global intégral du capital intellectuel pour les comparaisons entre les pays. Les résultats de l'analyse expresse basée sur la liste restreinte d'indicateurs sont également présentés, mettant en évidence les leaders et les retardataires en 2016 et 2020.

Dans le sixième article, *Modèle logistique de, désertion à travers des techniques de régression et un arbre de décision pour l'efficience dans la destination des ressources : Le cas d'une université privée chilienne*, **Bastián GUTIÉRREZ**, **Roberto CORTÉS** et **Macarena DEHNHARDT** arrivent à la conclusion que lorsque l'éducation est devenue un droit fondamental qu'il faut conserver et consolider, une problématique apparaît, qui a suscité de nombreuses discussions académiques et qui prétend considérer de manière holistique et critique le phénomène de massification croissante des offres de formation, manifesté dans l'augmentation exponentielle de l'accès au troisième cycle. Certaines approches postulent que, non seulement il est nécessaire d'implémenter des politiques pour amplifier la couverture de l'accès, mais il faut aussi se pencher sur la qualité de l'éducation, en considérant la désertion et la rétention universitaire. Dans ce contexte, leur recherche vise à établir un modèle d'analyse qui permette le développement de la rétention et la prévention des causes de désertion. Les auteurs utilisent pour cela la méthodologie d'apprentissage supervisé déterminant les variables d'analyse à travers les techniques de régression et un arbre de décision, en créant un modèle logistique de désertion, capable d'améliorer l'efficience dans la destination de ressources. Finalement, ce travail visera à apporter une meilleure compréhension des phénomènes associés à la désertion et la rétention universitaire, pour aider dans la gestion et le processus de prise de décisions par les institutions d'enseignement supérieur.

Dans le septième article, *Modèle d'élasticité de prix/demande du point de vue bayésien: Le cas d'une entreprise de détail chilienne*, **Camilo GONZÁLEZ** présente les données d'une entreprise chilienne de détail pour modéliser l'élasticité d'un point de vue bayésien. L'élasticité mesure le comportement des produits sur la base des prix et de la demande. Elle peut être obtenue à travers des régressions linéaires du logarithme des prix et les unités vendues. Le problème se pose avec les réductions, les jours spéciaux, etc. Cette relation temporelle provoque des biais dans les estimations que l'entreprise compense en réalisant une chaîne de régressions. La statistique bayésienne fixe une distribution pour les paramètres, et ensuite, avec

la plausibilité, utilise la règle de Bayes pour obtenir une distribution a posteriori. L'auteur utilise une a priori Normal-Gamma-Inverse pour spécifier le modèle de régression linéaire. Pour l'application, on obtient les élasticités au niveau de ligne à travers le modèle classique et les élasticités de produit avec le modèle bayésien, en incorporant l'information de la ligne. À travers un t-test on conclut que la moyenne des élasticités de la chaîne ne diffère pas de celles obtenues par le modèle bayésien. Par conséquent, en complétant les deux points de vue, on obtient de bons résultats qui peuvent être utilisés dans le commerce.

Dans le huitième article, *Modèle de caractérisation de la situation de qualité des universités chiliennes à partir d'indicateurs financiers et de gestion*, **Claudio RUFF**, **Marcelo RUIZ** et **Luis BENITES** constatent quel'un des indicateurs les plus significatifs de l'effectivité de systèmes d'assurance de qualité est le processus d'accréditation des institutions d'enseignement supérieur, car il considère une variété d'éléments essentiels au moment d'accréditer la qualité des systèmes de formation utilisés dans ces institutions. Dans ce contexte, leur recherche vise à créer un modèle de caractérisation, évolution et projection de la situation d'accréditation des universités chiliennes rattachées au Système d'Information de l'Enseignement Supérieur (SIES). Ils emploient une méthodologie de type quantitatif exploratoire corrélationnel et prédictif qui considère 56 institutions d'enseignement supérieur chiliennes, cataloguées comme universités, et leurs indicateurs publiés entre 2017 et 2021 par le SIES, afin de créer un modèle basé sur l'évolution des indicateurs consolidés et d'établir une information de référence sur les secteurs les plus pertinents dans les résultats du processus d'accréditation. Ainsi, cette recherche se présente comme un modèle contribuant à la planification stratégique des universités pour atteindre une meilleure qualité et davantage d'années d'accréditation.

Dans le neuvième article, *Concurrence dans la distribution au détail de combustibles liquides : Exploration de la dimension spatiale*, **Pedro CASTILLO** vise à étudier le niveau de concurrence spatiale entre les stations-services existant sur le marché de distribution au détail des combustibles liquides, à partir de l'analyse comparée de leur positionnement géospatial et de leur influence et variations de prix sur le marché national. Selon l'auteur dans le cas du Chili, l'industrie se caractérise par sa forte concentration en nombre de fournisseurs et intégration verticale avec les segments de distribution de gros, transport et stockage, d'où l'importance de l'analyse en matière de concurrence. De plus, il existe une grande différenciation des produits en termes de localisation géographique, ce qui rend l'analyse spatiale essentielle. Ainsi, il a analysé en premier lieu l'impact du nombre de stations proches, du même réseau, et d'un réseau rival ou indépendantes. Les résultats sont configurés selon deux approches. La première conclut que les résultats numériques sont consistants dans la dynamique des prix et le positionnement territorial des stations, car il apparaît que les stations indépendantes ont un effet négatif sur le niveau de prix dans un rayon de 20 minutes, avec un réseau-action moyen de 0,19%.

De même, on note un impact supérieur sur la distribution d'essence de 93 octanes et le Diesel que de l'essence de 97 octanes, car les segments de Diesel et 93 octanes sont les plus compétitifs de l'industrie, et dans le contexte où les stations indépendantes participent le plus. Dans la deuxième, les résultats montrent le rôle dominant de l'entreprise Copec : ce réseau est celui de plus grande influence négative sur le niveau des prix de ses rivales. Comme dans le premier modèle, les résultats varient par type de combustible, le rôle des réseaux d'essence de 97 octanes étant le plus important. Les résultats sont hétérogènes au niveau régional, plus élevés dans les zones géographiques densément peuplées par rapport aux zones australes et éloignées des principaux centres urbains.

Dans le dixième article, *Préparation estimée et vulnérabilité des pays face à la pandémie de COVID-19 : Elaboration et approbation de l'index global*, **Lidiya S. PARSHINTSEVA** stipule que la pandémie de COVID-19 et ses conséquences socio-économiques ont provoqué une augmentation notable du rôle de l'estimation de la préparation et la vulnérabilité des pays. Il s'agit d'un complément à la recherche existante et aux classements multidimensionnels, ainsi que d'une présentation des résultats d'une évaluation nationale complète de la préparation et de la vulnérabilité à la pandémie basée sur les indicateurs multidimensionnels proposés par les auteurs. L'objectif de cette recherche était d'estimer le niveau de préparation nationale et la vulnérabilité d'un point de vue complexe. Un index multidimensionnel global a été calculé et utilisé pour donner un classement des pays à partir de cette méthodologie. L'index a permis aux auteurs de conclure qu'il y a une différence importante dans le niveau de préparation face à une pandémie et une disproportion entre certains éléments du système pour chaque pays. L'analyse des données, les sources et les rapports ont souligné le besoin d'étendre la liste des indicateurs pour évaluer le niveau de vulnérabilité. L'opportunité d'utiliser cet index est prouvée par l'analyse corrélative statistique entre les sous-index et le niveau de morbidité et mortalité due au COVID-19. L'index est utilisé pour former des groupes multidimensionnels et le partitionnement de données permet d'estimer les conséquences économiques de la pandémie. Les résultats du partitionnement de données ont permis de former quatre groupes de pays : (1) très vulnérables avec faible niveau de préparation ; (2) vulnérables avec faible niveau de préparation ; (3) vulnérables avec haut niveau de préparation ; (4) peu vulnérables avec haut niveau de préparation. L'analyse comparative des conséquences économiques (changement annuel PIB en 2020–2019 par rapport à PIB en 2019–2017), taux de chômage et changement de l'inflation ont montré des disproportions de l'influence de la pandémie par groupes de pays.

Dans le onzième article, *Évolution de la liberté économique dans les pays d'Amérique du Sud et de l'Union Européenne durant les années 1996–2022*, **Bartłomiej LACH** et **Krzysztof MALAGA** reconnaissent que le but de leur recherche est de décrire et d'évaluer l'évolution de la liberté économique dans les pays d'Amérique du Sud et de l'Union européenne dans les années 1996–2022. La base d'inférence

sont les coefficients de liberté économique publiés depuis 1995 par The Heritage Foundation à Washington et *Wall Street Journal* pour 184 pays à travers le monde. L'analyse comparative est effectuée par pays et en trois sous-groupes, qui sont : les pays d'Amérique du Sud, les pays européens qui ont rejoint l'Union européenne avant 2003 (EU1) et après 2003 (EU2). Dans la recherche empirique, les méthodes d'analyse de corrélation, σ -convergence, σ -divergence et analyse comparative multivariée sont utilisées. Le programme R et les packages *dtw* et *dtwclus* sont également appliqués. En conséquence, une évaluation approfondie de l'évolution de la liberté économique a été réalisée dans les 41 pays évalués, ainsi que séparément dans les trois groupes de pays analysés. Il a été montré qu'en termes de liberté économique, les pays de la EU1 l'emportent sur les pays de la EU2 et d'Amérique du Sud. En conclusion on présente remarques générales sur la relation entre les étapes des changements dans la liberté économique et les réformes institutionnelles visant une démocratisation plus complète des pays et le développement d'une économie de marché moderne.

Enfin, dans le douzième article, qui est le seul traitant de l'Afrique, *Convergence économique au sein de l'espace ouest-africain : L'intégration économique régionale à l'épreuve des faits*, **Hassan Maman ABDO**, **Mahaman Laouan ABOUBE** et **Mbo-dja MOUGOUÉ**, proposent d'abord une discussion à la lumière des travaux récents sur la convergence économique ou non des pays ouest-africains qui sont dans le processus de régionalisation des échanges depuis 1975. Ils examinent, ensuite, les déterminants de la convergence en prenant appui sur une analyse économétrique spatiale de tous ces États sur la période 1990–2021. Les résultats obtenus font ressortir que les économies sont globalement et fortement divergentes ; les convergences absolue et conditionnelle n'étant pas réalisées. Mais trois clubs de convergence ont été décelés, avec le Sénégal qui fait bande à part. Le taux d'investissement, les dépenses publiques, le taux d'inflation, la parité du pouvoir d'achat, le taux d'ouverture commerciale, le taux de scolarisation et le taux de croissance démographique, variables structurelles de contrôle, ont joué un rôle important dans l'appréciation de la vitesse et du niveau de divergence des économies ouest-africaines. Ceci a mis en évidence les écarts des revenus par tête, le retard dans les mécanismes intégrateurs et les effets des chocs auxquels ces économies sont soumises.

Claudio Ruff Escobar et Krzysztof Malaga

MODÈLE D'ÉLASTICITÉ DE PRIX/DEMANDE DU POINT DE VUE BAYÉSIEEN : LE CAS D'UNE ENTREPRISE DE DÉTAIL CHILIENNE

Price/demand elasticity model from the Bayesian approach : The case of a Chilean retail company

Camilo GONZÁLEZ¹

Banque du Chili – Chili
Université Pontificale Catholique du Chili – Chili
cigonalez2@uc.cl
<https://orcid.org/0009-0002-5656-6292>

Abstract : This project presents data from a Chilean retail firm to model elasticity from a Bayesian perspective. Elasticity measures the behavior of products based on price and demand. It can be obtained through linear regressions of the logarithm of prices and units sold. The problem arises with discounts, special days, etc. This temporal relationship causes biases in the estimates that the company compensates for by performing a chain of regressions. Bayesian statistics fixes a distribution for the parameters, and then, with plausibility, uses Bayes' rule to obtain a posteriori distribution. The project uses an a priori Normal-Gamma-Inverse to specify the linear regression model. For the application, we obtain the line level elasticities through the classical model and the product elasticities with the Bayesian model, incorporating the line information. Through a t-test we conclude that the average of the chain elasticities does not differ from those obtained by the Bayesian model. Therefore, by complementing the two points of view, we obtain good results that can be used in trade.

Keywords : elasticity, detail, frequentist, inference, normal-gamma-inverse.

Résumé : Ce projet présente les données d'une entreprise chilienne de détail pour modéliser l'élasticité d'un point de vue bayésien. L'élasticité mesure le comportement des produits sur la base des prix et de la demande. Elle peut être obtenue à travers des régressions linéaires du logarithme des prix et les unités vendues. Le problème se pose avec les réductions, les jours spéciaux, etc. Cette relation temporelle provoque des biais dans les estimations que l'entreprise compense en réalisant une chaîne de régressions. La statistique Bayésienne fixe une distribution pour les paramètres, et ensuite, avec la plausibilité, utilise la règle de Bayes

¹ Av. Libertador Bernardo O'Higgins 340, 8331150, Santiago, Chile.

pour obtenir une distribution a posteriori. Le projet utilise une a priori Normal-Gamma-Inverse pour spécifier le modèle de régression linéaire. Pour l'application, on obtient les élasticités au niveau de ligne à travers le modèle classique et les élasticités de produit avec le modèle bayésien, en incorporant l'information de la ligne. A travers un t-test on conclut que la moyenne des élasticités de la chaîne ne diffère pas de celles obtenues par le modèle bayésien. Par conséquent, en complétant les deux points de vue, on obtient de bons résultats qui peuvent être utilisés dans le commerce.

Mots-clés : élasticité, détail, fréquentiste, inférence, normal-gamma-inverse.

JEL classification : C11, M21.

Introduction

Dans le monde de l'entreprise, la stratégie la plus courante pour optimiser les revenus est d'ajuster les prix selon la demande. Les changements de prix peuvent créer un impact direct sur les ventes, et il est de l'intérêt des entreprises de bien les ajuster. De plus, pour les états, c'est une stratégie adoptée pour prédire le comportement du (Marrero et al., 2015), et pour ce faire on utilise une mesure très populaire en économie appelée l'élasticité *prix de la demande*.

Vu la définition de l'élasticité, un des modèles statistiques les plus adéquats est le modèle de régression linéaire classique. Cependant, il n'est pas rare de la voir appliquée dans la perspective de la statistique bayésienne. Dans ce travail, nous nous penchons sur l'application de la régression linéaire bayésienne dans un contexte de vente en utilisant comme information additionnelle les résultats historiques de la régression linéaire classique.

Objectif général

La principale problématique que présentent les modèles statistiques des entreprises est l'absence d'information obtenue par l'expérience du commerce, et donc le principal objectif de cette recherche est de créer un modèle alternatif de régression linéaire, centré sur la statistique bayésienne, qui permette d'incorporer des informations additionnelles au modèle et conclure a posteriori selon l'expérience du commerce (Hoff, 2009).

La problématique abordée est que, au Chili, certaines entreprises de vente réalisent pour tous leurs produits des régressions linéaires pour obtenir leur élasticité, en faisant une chaîne de régressions où l'information obtenue dans l'étape antérieure s'incorpore à la suivante. La chaîne commence dans les départements du magasin, continue avec la ligne et sous-ligne, pour terminer avec le produit final.

Il faut souligner que dans chaque régression sont considérés des prédicteurs tels que les jours fériés, les dates de forte demande, les soldes et une transformation de Fourier pour compenser la structure de série de temps. Le problème de ce processus est qu'il est long, difficile et constant, donc il est intéressant de procéder sur des intervalles plus longs et arriver seulement au niveau des lignes pour les considérer comme information a priori dans la régression bayésienne et obtenir des résultats sur les produits de manière périodique.

L'autre objectif est de compléter le point de vue classique avec l'information a priori du modèle bayésien. Il s'agit d'une investigation sur les différents outils de la statistique bayésienne. Le processus de construction du modèle reposera sur le nettoyage de données, la qualité d'ajustement, l'interprétabilité et la comparaison du modèle. D'autre part, l'idée est de compléter les deux points de vue en utilisant l'information historique obtenue du point de vue classique comme information a priori pour le modèle bayésien.

Objectifs spécifiques

Le premier objectif spécifique de cette étude consiste à présenter et étudier la technique la plus commune de modélisation de l'élasticité du prix de la demande dans les entreprises de vente, en justifiant le modèle de régression linéaire.

Le second objectif spécifique consiste à introduire la statistique bayésienne, en définitions, estimation, robustesse statistique et algorithmes pour l'échantillonnage de distributions afin de terminer le modèle de régression linéaire bayésien pour la modélisation de l'élasticité.

1. Méthodologie

1.1. Élasticité

Dans le monde des sciences économiques, le concept d'élasticité est souvent utilisé pour son utilité et son interprétation. En effet il est nécessaire de comparer les variables de n'importe quel modèle sans se préoccuper des unités de mesure. On arrive ainsi à deux fonctions essentielles pour la modélisation de l'élasticité (Laurinec, 2018 ; Schauburger & Walker, 2020 ; Wickham et al., 2019 ; Yan, 2016) :

$$g(x, y) = \frac{y}{x}, \text{ Fonction moyenne}$$

$$y' = f'(x) = \frac{\Delta y}{\Delta x} = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{\Delta y}{\Delta x}, \text{ Fonction marginale}$$

On définit ainsi le concept :

$$\epsilon_{y,x}(x_0) = \frac{x_0}{y_0} \cdot \frac{dy}{dx}(x_0) = \frac{\text{Fonction marginale}}{\text{Fonction moyenne}}$$

et la fonction d'Élasticité *ponctuelle*.

L'élasticité peut donc être présentée comme la raison de changement de la fonction en termes de pourcentages. Quand la valeur absolue de l'élasticité est égale à un, la fonction s'appelle d'élasticité unitaire, si elle est inférieure à un, on l'appelle inélastique et si elle est supérieure à un élastique. Si nous travaillons sur $Q = f(P)$, le concept antérieur s'appelle élasticité prix de la demande.

La demande d'un bien est inélastique quand les changements de prix ont un petit effet sur la quantité demandée. Elle est élastique quand les changements de prix ont un effet significatif sur la demande d'un bien. Les revenus augmentent lorsqu'il y a une élasticité unitaire.

Il faut souligner que les économistes utilisent la variable indépendante sur l'axe vertical y la variable dépendante sur l'axe horizontal, car antérieurement on pensait que dans la relation $P = f(Q)$, si maintenant on utilise $Q = f(P)$, la représentation graphique n'a pas changé.

Sur le marché du détail, on utilise l'élasticité pour chaque produit spécifique, par exemple, pour une chaussure, chaque modèle et chaque couleur aura une élasticité associée. En utilisant l'élasticité, on prend des décisions sur les prix des articles. C'est pour cela que chaque produit a un modèle associé qui se précisera postérieurement.

Une expression équivalente de l'élasticité est la suivante :

$$\epsilon = \frac{x}{y} \cdot \frac{dy}{dx} = \frac{d \log y}{dy} \cdot \frac{dy}{dx} \cdot \frac{dx}{d \log x} \tag{1}$$

Dans les modèles statistiques, une technique très utilisée consiste à prendre le logarithme naturel de la variable réponse car il peut résoudre des problèmes de normalité et hétéroscédasticité, d'où l'importance de la proposition antérieure.

1.2. Modèle statistique pour l'élasticité

L'élasticité est habituellement modélisée avec une régression linéaire, le modèle se présente comme

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip} + \epsilon_i = x_i^T \beta + \epsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

On peut aussi l'exprimer de manière matricielle comme

$$y = X\beta + \epsilon$$

où y représente la variable réponse ou à expliquer, X la matrice avec les variables explicatives ou prédictives, β sont les paramètres du modèle et ε les erreurs de mesure de la variable réponse qui correspondent à $\varepsilon \sim \text{Normal}(0, I\sigma^2)$. De plus, le modèle de régression linéaire requiert les hypothèses d'exogénéité faible, linéarité, homocédasticité, indépendance des erreurs, absence de colinéarité et normalité, dans leur sens habituel.

On note que ε représente l'erreur de mesure et ϵ l'élasticité.

L'élasticité est habituellement une fonction décroissante, car elle est très utile pour représenter le prix-demande comme :

$$Q = \alpha P^\beta$$

où Q est la quantité demandée, P le prix d'un bien, α un paramètre de déplacement et β un paramètre constant pour contrôler l'affaiblissement de la fonction. Maintenant, on présente la fonction comme :

$$Y_j = \alpha X_j^\beta$$

Si on applique un logarithme naturel et $\log \alpha = \beta_0$ on obtient :

$$\log Y_j = \beta_0 + \beta_1 X_j$$

Ainsi, la proposition (1) montre que le paramètre β_1 est l'élasticité. Ce type de régressions est dominé par les modèles log-log.

1.3. Statistique bayésienne

1.3.1. Différences dans les paradigmes

Si on considère le point de vue fréquentiste, la probabilité qu'un événement E se produise est

$$P(E) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n_E}{n}$$

où n_E sont les succès de n tentatives. Par ailleurs, le point de vue bayésien de la probabilité $P(E)$ reflète les croyances a priori, et ainsi on peut assigner n'importe quelle distribution consistante.

Parlant des paramètres, les deux paradigmes sont considérés fixes (bien qu'ils aient été créés par un processus stochastique). Cependant, du point de vue fréquentiste, on n'assigne pas de probabilités au paramètre et on estime d'autre part que le paradigme bayésien assigne une probabilité au paramètre ou une distribution.

1.3.2. Règle de Bayes

La règle de Bayes dit que :

$$P(A | B) = \frac{P(B | A)P(A)}{P(B)}$$

Comme l'objectif est d'avoir une distribution pour les paramètres θ à partir d'observations y , la distribution conjointe est définie comme :

$$p(\theta, y) = p(\theta)p(y|\theta)$$

où $p(\theta)$ est la distribution a priori et $p(y|\theta)$ la fonction de vraisemblance, en utilisant la règle de Bayes on conclut que la distribution a posteriori est :

$$p(\theta, y) \propto p(\theta)p(y|\theta)$$

1.3.3. Distributions de prédiction

Comme inférence sur ce qui n'a pas été observé il faut définir certaines distributions. Tout d'abord en connaissant les données observées y mais sans les considérer encore, on définit la distribution marginale de y comme distribution *prédictive* a priori, c'est-à-dire :

$$p(y) = \int p(y, \theta)d\theta = \int p(\theta)p(y|\theta)d\theta$$

Maintenant, si \tilde{y} est une nouvelle observation potentielle, on définit la distribution *prédictive a posteriori* comme :

$$p(\tilde{y} | y) = \int p(\tilde{y} | \theta)p(\theta | y)d\theta$$

La distribution prédictive a posteriori est donc une mesure des prédictions conditionnelles sur la posteriori de θ .

1.3.4. Estimation ponctuelle et intervallaire

Dans la statistique bayésienne, lorsqu'on mesure l'incertitude de manière différente, les paramètres suivent une distribution a priori et posteriori. Les estimateurs ponctuels les plus courants pour les paramètres sont la moyenne, la médiane et le mode calculés avec la distribution a posteriori.

La moyenne a posteriori est donnée par :

$$\hat{\theta} = E(\theta | y) = \int \theta p(\theta | y)d\theta = c \cdot \int \theta p(y | \theta)p(\theta)d\theta$$

Le problème de la moyenne est que parfois il est très compliqué de résoudre l'intégrale analytique, cependant, il existe des méthodes présentées plus loin, appelées MCMC, qui résolvent le problème.

Le mode a posteriori est donné par la valeur maximisée par densité a posteriori,

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} p(\theta | y) = \arg \max_{\theta} p(y | \theta) p(\theta)$$

L'expression antérieure ne requiert pas d'intégration et son calcul est donc plus simple.

Une autre manière très populaire est d'utiliser les intervalles de crédibilité, ou dans leur version plus générale régions de crédibilité. On définit une *région de crédibilité* avec la probabilité $1 - \alpha$ pour θ si $P(\theta \in C | y) = 1 - \alpha$. La définition antérieure montre qu'un intervalle ou une région contient au moins une probabilité $(1 - \alpha)$ de la densité a posteriori, il y a donc une probabilité $(1 - \alpha)$ que le véritable paramètre se trouve dans cette région.

1.3.5. Algorithmes d'échantillonnage MCMC

Les méthodes MCMC (Monte Carlo Markov Chains) permettent surtout d'obtenir des échantillons de n'importe quelle distribution, ici de la distribution a posteriori, et d'obtenir des estimations. L'objectif de la méthode MCMC est de créer des échantillons de $p(\theta | y)$ en itérant à travers un noyau de transition ; étant itérative, cette méthode donnera un échantillon qui passera par un filtre consistant à extraire régulièrement une valeur de l'échantillon et ainsi construire un échantillon indépendant, de plus petite taille que l'original.

1.3.6. Algorithmes de Metropolis-Hasting

Cet algorithme permet d'obtenir des échantillons de la distribution a posteriori des paramètres $p(\theta | y)$ en ayant seulement une distribution proportionnelle à celle-ci, on économise donc le calcul de la constante de normalisation.

Une chaîne de Markov est un processus stochastique avec manque de mémoire, c'est-à-dire que la distribution de probabilité d'une valeur future d'une variable aléatoire dépend uniquement de sa valeur présente, indépendante des valeurs antérieures. La distribution proposée doit présenter cette caractéristique, ainsi l'algorithme crée une chaîne de Markov. De plus, l'algorithme doit converger à la distribution a posteriori, la chaîne doit donc être irréductible. La distribution proposée doit aussi créer des chaînes de Markov apériodiques et récurrentes.

(Théorème Ergódico) Si $\{x^{(1)}, x^{(2)}, \dots\}$ est une chaîne de Markov irréductible, apériodique et récurrente, il y a une seule distribution de probabilité π et donc si $s \rightarrow \infty$,

- $P(x^{(s)} \in A) \rightarrow \pi(A)$ pour n'importe quel ensemble A .
- $\frac{1}{s} \sum g(x^{(s)}) \int g(x)\pi(x)dx$.

La distribution π est appelée distribution stationnaire de la chaîne de Markov et si $x^{(s)} \sim \pi$ y $x^{(s+1)}$ est généré par une chaîne de Markov qui commence en $x^{(s)}$, alors $P(x^{(s+1)} \in A) = \pi(A)$, c'est-à-dire que la distribution inconditionnelle de $x^{(s)}$ est π . Une fois que l'échantillonnage est établi à partir d'une distribution stationnaire, il le sera toujours.

Finalement, on peut démontrer que la distribution π est la distribution a posteriori des paramètres et grâce à cela l'algorithme Metropolis-Hasting fonctionne.

1.3.7. Algorithmes d'échantillonnage de Gibbs

Cet algorithme sert lorsque l'on a un vecteur de paramètres de haute dimensionnalité. On veut avoir un échantillon de $p(\theta | y)$, mais on obtiendra des échantillons pour $p(\theta_1 | \dots), \dots, p(\theta_s | \dots)$ où $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_s)$; ces densités s'appellent conditionnelles complètes, et ainsi on a un échantillonnage des posteriors marginaux $p(\theta_1 | y), \dots, p(\theta_s | y)$.

1.3.8. Sélection de modèles

Si l'on a M_1, \dots, M_K modèles avec leurs paramètres associés $\theta_1, \dots, \theta_K$, on peut voir la posteriori conditionnant par un modèle :

$$p(\theta_j | y, M_j) = \frac{p(y | \theta_j, M_j)p(\theta_j | M_j)}{p(y | M_j)}$$

où la constante de normalisation est la vraisemblance marginale.

Pour la sélection de modèle on assigne une distribution a priori $p(M_j)$ associée à chaque modèle M_j , ainsi on peut comparer à travers :

$$p(M_j | y) = \frac{p(y | M_j)p(M_j)}{p(y)} \propto p(y | M_j)p(M_j)$$

Puis on préfère le modèle M_j au M_s si la raison a posteriori :

$$\frac{p(M_j | y)}{p(M_s | y)} = \frac{p(M_j)}{p(M_s)} \cdot \frac{p(y | M_j)}{p(y | M_s)} > 1$$

Quand on a des prioris $p(M_1) = p(M_K) = \frac{1}{K}$, on peut simplifier la raison a posteriori au facteur de Bayes :

$$BF_{js} = \frac{p(y | M_j)}{p(y | M_s)}$$

Si $p(\theta_j | M_j) \propto c_j$, $p(\theta_s | M_s) \propto c_s$, c'est-à-dire des prioris inhabituels, le facteur de Bayes ne serait pas défini de manière unique et il ne pourra pas être utilisé à moins que le paramètre θ soit le même sous les modèles considérés.

Il peut être très difficile de calculer des constantes de normalisation, et dans ce cas la vraisemblance marginale $p(y | M_j)$. Une alternative consiste à utiliser une approximation de Laplace en y et ainsi obtenir :

$$-2p(y | M_j) \approx -2\log(p(y | \hat{\theta}, M_j)) + \log(n)p_j$$

où $\hat{\theta}$ est estimé avec le mode a posteriori et p_j la dimension du vecteur de paramètres θ_j ainsi si $l(\theta)$ est la log vraisemblance et $\hat{\theta}$ l'estimateur de maximum vraisemblance, on définit le critère d'information bayésienne (BIC) comme :

$$BIC = -2l(\hat{\theta}) + \log(n)p$$

1.4. Régression linéaire bayésienne

Pour la régression linéaire bayésienne le modèle est spécifié ainsi :

$$\begin{aligned} y &| \beta, \sigma^2 \\ &\sim Normal(X\beta, \sigma^2 I) \\ (\beta, \sigma^2) & \\ &\sim \pi(\beta, \sigma^2) \end{aligned}$$

où $\pi(\beta, \sigma^2)$ est la distribution a priori conjointe de β et σ^2 .

Une a priori très connue est la Normal-Gamma Inverse qui distribue de la même manière que la posteriori.

$$\begin{aligned} \beta | \sigma^2 &\sim Normal(m, \sigma^2 M) \\ \sigma^2 &\sim IG(a, b) \\ \beta, \sigma^2 &\sim NIG(m, M, a, b) \end{aligned}$$

Dans cet a priori, on a m comme hyperparamètre pour la moyenne, M comme hyperparamètre pour la matrice de covariance et a, b comme hyperparamètres de la Gamma.

D'autre part, on a les distributions suivantes :

$$\sigma^2 | \beta \sim IG\left(a + \frac{p}{2}, b + \frac{1}{2}(\beta - m)^T M^T (\beta - m)\right)$$

$$\beta \sim t_p\left(2a, m, \frac{b}{a} M\right)$$

Parfois, lorsqu'il n'y a pas d'information sur les paramètres pour définir une distribution, Zellner propose un cas particulier de la Normale-Gamma Inverse, une a priori non informative :

$$\beta | \sigma^2 \sim Normal(m, \sigma^2 (gX^T X)^{-1})$$

où $m = (m_1, 0, \dots, 0)^T$, avec m_1 l'a priori pour l'intercept et $g > 0$. On peut définir g comme, $g = \frac{1}{n}$ pour assigner la même information à chaque observation, $g = \frac{1}{k^2}$ qui se base sur le critère d'inflation de risque de Foster et George (nous n'approfondirons pas davantage) $g = \frac{1}{\max\{n, k^2\}}$ et une combinaison des deux propositions.

Finalement, on a le cas particulier de la Normale-Gamma Inverse totalement non informative et inappropriée, c'est-à-dire qu'on ne peut pas la normaliser et donc elle n'est pas intégrée à 1. Dans ces cas-là il faut faire attention à ce que la distribution a posteriori soit correcte, et alors elle s'applique :

$$p(\beta, \sigma^2) \sim \frac{1}{\sigma^2}$$

En utilisant cet a priori avec β indépendant de σ^2 on peut exprimer $p(\beta) \sim 1$ et $p(\sigma^2) \sim \frac{1}{\sigma^2}$.

Toute l'inférence réalisée du point de vue bayésien est basée sur la distribution a posteriori ; pour la régression linéaire bayésienne con a priori Normal-Gamma Inverse on a la posteriori,

$$\beta, \sigma^2 | y \sim NIG(\tilde{m}, \tilde{M}, \tilde{a}, \tilde{b})$$

où :

$$\tilde{M} = (X^T M + M^{-1})^{-1} \quad \tilde{m} = \tilde{M} (M^{-1} m + X^T y)$$

$$\tilde{a} = a + \frac{n}{2}$$

$$\tilde{b} = b + \frac{1}{2}(y^T y + m^T M^{-1} m - \tilde{m}^T M \tilde{m})$$

De plus, la distribution conditionnelle a posteriori de β donne $\beta | \sigma^2 \sim \text{Normal}(\tilde{m}, \sigma^2 \tilde{M})$ et la conditionnelle $\beta | y \sim \text{Normal}(2\tilde{a}, \tilde{m}, \tilde{b} / \tilde{a}\tilde{M})$. Par ailleurs, on a la moyenne a posteriori $\hat{\beta}_B = \tilde{m}$ (Agresti, 2015 ; Fahrmeir et al., 2013).

$$\beta | \cdot \sim \text{Normal}(\mu_\beta, \Sigma_\beta)$$

où :

$$\Sigma_\beta = \left(\frac{1}{\sigma^2} X^T X + \frac{1}{\sigma^2} M^{-1} \right)^{-1} \mu_\beta = \left(\frac{1}{\sigma^2} X^T y + \frac{1}{\sigma^2} M^{-1} m \right)$$

$$\sigma^2 | \cdot \sim \text{IG}(a', b')$$

2. Application des résultats

D'abord viennent les données issues de produits du petit commerce, puis à un niveau plus général, ce sont celles de chaque secteur du magasin, puis les lignes décomposées en sous-lignes, ensuite les différentes marques et finalement les produits individuels.

Pour appliquer la solution de la problématique décrite dans la section des objectifs, nous avons utilisé les données d'une entreprise de vente au détail du Chili, dans un secteur spécifique. Les données indiquent l'élasticité qui correspond au coefficient β_1 dans la régression et à la variance estimée du paramètre à un niveau de département ou secteur. Cette information utilise pour l'a priori la spécification Normal-Gamma Inverse :

$$\beta | \sigma^2 \sim \text{Normal} \left(\begin{pmatrix} 0 \\ \beta_e \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 10^{10} & 0 \\ 0 & \alpha \sigma_e^2 \end{pmatrix} \sigma^2 \right)$$

$$\sigma^2 \sim \text{IG}(10^{10}, 10^{10})$$

$$\beta, \sigma^2 \sim \text{NIG} \left(\begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & \beta_e \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 10^{10} & 0 \\ 0 & 10^{10} \end{pmatrix}, 10^{10}, 10^{10} \right)$$

Dans les expressions antérieures β_e et σ_e^2 sont les estimations obtenues pour le niveau de ligne. Pour les hyperparamètres a et b on part de n'importe quelle valeur initiale, car elles n'influencent pas l'estimation. Dans la matrice M on peut décider combien de poids donner à l'a priori ou à la vraisemblance. On choisit 10^{10} pour l'intercept, c'est-à-dire que c'est une a priori non informative. C'est $\alpha \sigma_e^2$ pour l'élasticité, où l'on a utilisé $\alpha = -5$ comme constante de compensation. Cette valeur

peut être modifiée pour optimiser une mesure de prédiction souhaitée, comme le MAPE. Cependant, dans ce cas, on a essayé d'avoir un bon résultat pour un *t*-test.

D'autre part, il y a des données au niveau de produit avec la chaîne complète de modèles, qui permettent de faire une comparaison des résultats, c'est-à-dire, les élasticités de la chaîne complète, celles du point de vue bayésien utilisant a priori l'élasticité au niveau de ligne et les données au niveau de produit, et finalement les élasticités utilisant une régression classique des produits (tableau 1).

Tableau 1. Résumé des élasticités

Modèle	Min.	1er quartil	Moyenne	Moyenne	3er quartil	Max.
Chaîne	-37,95	-1,19	-0,68	-0,93	-0,23	0
Bayes	-452,42	-0,70	0,29	-0,02	1,62	339,02
Classique	-359,96	-0,02	0,35	-0,03	1,07	248,16

Source : élaboration de l'auteur.

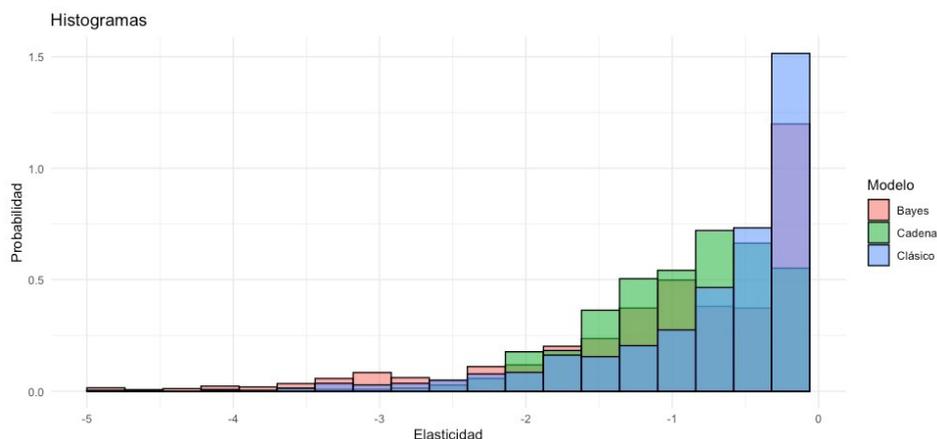


Figure 1. Histogrammes intervalle

Source : élaboration de l'auteur.

Dans la figure 1 se trouvent les trois histogrammes avec les données complètes, mais seul l'intervalle [0,5] apparait.

Dans la figure 2 se trouvent les trois densités.

Dans les figures antérieures, on note qu'avec la régression bayésienne on obtient une densité plus semblable à la chaîne de modèles. Cependant, dans les élasticités de la chaîne valeurs positives les valeurs inférieures à -15 se considèrent comme bizarres. Pour faire une meilleure comparaison, on fera le même traitement. Ensuite, on obtient les histogrammes de la figure 3 et les densités de la figure 4.

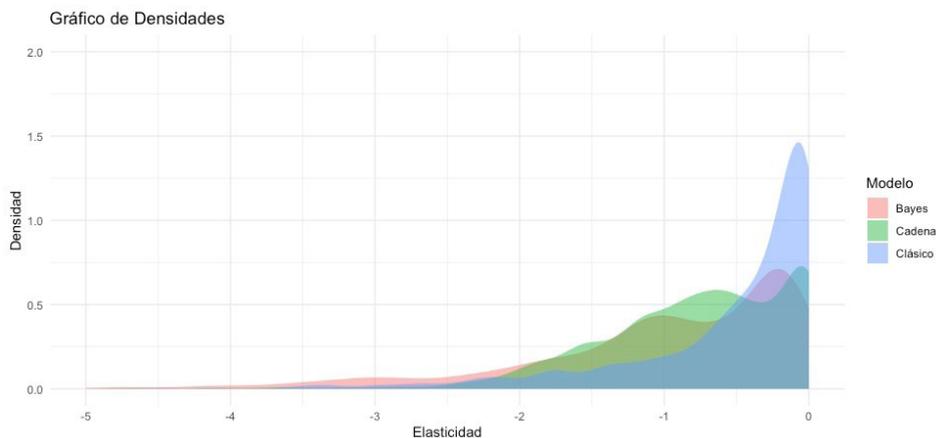


Figure 2. Densités intervalle

Source : élaboration de l'auteur.

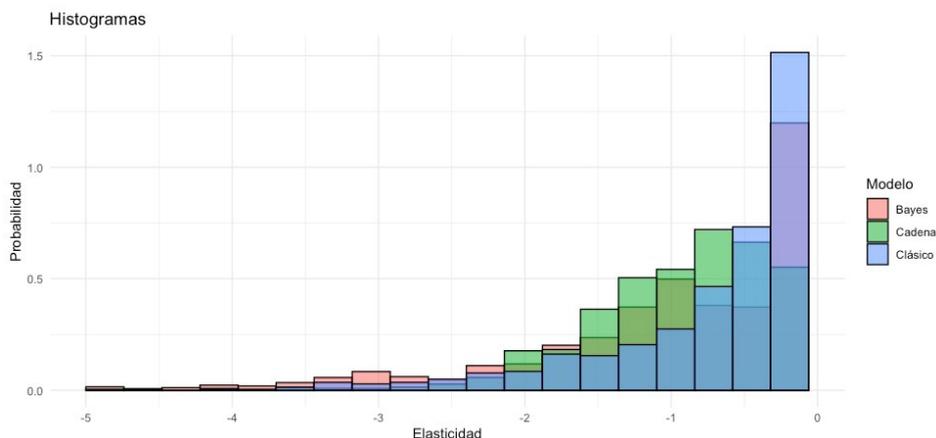


Figure 3. Histogrammes recoupés

Source : élaboration de l'auteur.

Bien que la densité des élasticités bayésiennes ne ressemble plus comme avant à celle des élasticités de la chaîne, les moyennes sont assez proches, avec une différence de $-0,08$. Un test de Student est utilisé pour les variances inégales (Ruxton, 2006).

Ainsi, on obtient une différence de moyennes de $-0,04$, une statistique $t' = -0,81$ et une valeur- p de $0,42$, donc utiliser une confiance de 95% ne donne pas d'évidence suffisante pour rejeter l'hypothèse nulle. La régression classique appliquée de manière directe obtient une valeur- p pratiquant 0.

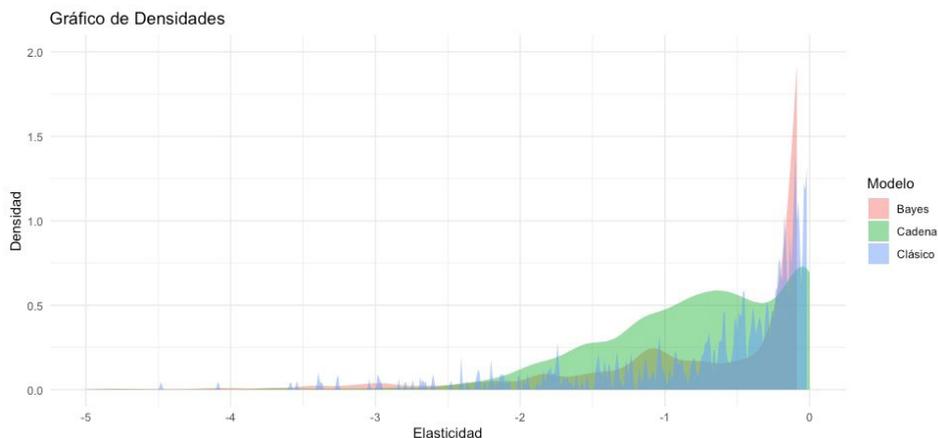


Figure 4. Densités recoupées

Source : élaboration de l'auteur.

On a utilisé le MAE (Willmott & Matsuura, 2005) comme mesure d'erreur et postérieurement les MAPE et MAAPE (Kim & Kim, 2016). Pour la définition des mesures, celles-ci ne sont pas comparables entre elles, donc on les utilise seulement pour comparer les résultats des élasticités des deux modèles séparément (tableau 2 et tableau 3).

En utilisant $\alpha = -5$ on obtient :

Tableau 2. Mesures de prédiction $\alpha = -5$

Modèle	MAE	MAPE	MAAPE
Bayes	1,34	4,32	0,78
Classique	0,93		0,67

Source : élaboration de l'auteur.

En utilisant $\alpha = 0,1$ on obtient :

Tableau 3. Mesures de prédiction $\alpha = 0,1$

Modèle	MAE	MAPE	MAAPE
Bayes	0,72	$6,24 \cdot 10^{11}$	0,74
Classique	0,93	$2,64 \cdot 10^{10}$	0,67

Source : élaboration de l'auteur.

Il apparait donc que selon la mesure utilisée, on peut rencontrer une erreur plus ou moins grande, mais en variant α ces mesures peuvent diminuer ou augmenter.

Conclusion

Dans cette recherche nous avons assumé que les élasticités de la chaîne complète étaient les valeurs réelles, ce qui n'est pas nécessairement vrai, donc il est impossible de conclure que dans les résultats obtenus du point de vue bayésien, cela se reflète avec les mesures d'erreur MAE et MAAPE et le t -test montre le contraste des résultats. Par ailleurs, la régression linéaire bayésienne peut contrôler le risque à assumer en fixant les prix des produits ; cela est dû au fait que selon l'a priori choisie les élasticités peuvent varier dans un intervalle $[f(\alpha), 0]$, où f est une fonction qui dépend de α . Il faut souligner qu'un grand avantage du modèle développé est qu'il permet d'obtenir des élasticités de produits avec peu de données et même une seule donnée ou des résultats qui dans le modèle classique sont simplement impossibles à estimer.

En conclusion, en joignant les deux points de vue, les résultats obtenus sont assez bons car ils contrôlent les paramètres obtenus, à condition d'utiliser ceux des résultats pour le commerce.

References

- Agresti, A. (2015). *Foundations of linear and generalized linear models*. John Wiley & Sons.
- Fahrmeir, L., Kneib, T., Lang, S., & Marx, B. (2013). *Regression: Models, methods and applications*. Springer-Verlag. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-34333-9>
- Hoff, P. D. (2009). *A first course in Bayesian statistical methods*. Springer Science + Business Media.
- Kim, S., & Kim, H. (2016). A new metric of absolute percentage error for intermittent demand forecasts. *International Journal of Forecasting*, 32(3), 669–679. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2015.12.003>
- Laurinec, P. (2018). TSrepr R package: Time series representations. *The Journal of Open Source Software*, 3(23), 577. <https://doi.org/10.21105/joss.00577>
- Marrero, F., Font, E., & Lazcano, C. (2015). Reflexiones sobre el concepto de elasticidad y su interpretación matemática y económica. *Revista de Ciencia, Tecnología e Innovación*, 2(2), 105–115.
- Ruxton, G. D. (2006). The unequal variance t -test is an underused alternative to Student's t -test and the Mann-Whitney U test. *Behavioral Ecology*, 17(4), 688–690. <https://doi.org/10.1093/beheco/ark016>
- Schauberger, P., & Walker, A. (2020). *openxlsx: Read, Write and Edit xlsx files*. <https://CRAN.R-project.org/package=openxlsx>
- Wickham, H., Averick, M., Bryan, J., Chang, W., McGowan, L.D., François, R., Grolemund, G., Hayes, A., Henry, L., Hester, J., Kuhn, M., Pedersen, T. L., Miller, E., Bache, S. M., Müller,

- K., Ooms, J., Robinson, D., Seidel, D. P., Spinu, V., ..., Yutani, H. (2019). Welcome to the tidyverse. *The Journal of Open Source Software*, 4(43), 1686. <https://doi.org/10.21105/joss.01686>
- Willmott, C., & Matsuura, M. (2005). Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate Research*, 30, 79–82. <https://www.int-res.com/articles/cr2005/30/c030p079.pdf>
- Yan, Y. (2016). *MLmetrics: Machine learning evaluation metrics*. <https://CRAN.R-project.org/package=MLmetrics>

Alain REDSLOB

Professeur émérite à l'Université Panthéon Assas (Paris 2)

Président de l'AIELF

L'Association Internationale des Economistes de Langue Française (AIELF) réunit des économistes sans parti pris, respectueux des convictions de celles et de ceux qui les portent. Fusion d'une diversité culturelle dans le creuset d'une communauté d'intérêt, elle rassemble universitaires, chercheurs et hommes de culture qui réfléchissent, coopèrent et diffusent une pensée économique vivée à la passion de la langue de Molière.

Vaste est sa mission. Parce qu'elle instaure, élargit et renforce des liens culturels aux fins de propager notre discipline, dans son aspect humain, institutionnel et formel. Parce qu'elle participe au rayonnement de la recherche, favorise l'élévation des niveaux d'éducation et incite les jeunes à s'investir. Parce qu'en écartant toute pompe, elle encourage le rapprochement des peuples en densifiant des échanges propres à la compréhension de cultures si diverses.

Aujourd'hui, les difficultés abondent, les défis se multiplient, les solutions tardent. À vrai dire, l'économie politique se trouve contrainte d'explorer des champs dont l'étendue grandissante n'a de cesse de le disputer à une aridité parfois inquiétante. Aussi, avec l'ardeur qui nous anime, valorisons nos connaissances, suscitons des confrontations d'opinions, propageons des idées neuves, tout en portant haut les couleurs de ce si beau langage qui est le nôtre.

La Revue Internationale des Economistes de Langue Française (RIELF) ambitionne de prendre sa juste part à cet élan avoué et prometteur.

Prof. dr hab. Maciej ŻUKOWSKI

Recteur de l'USEGP

L'Université des Sciences Economiques et de Gestion de Poznań est l'une des écoles d'économie et d'affaires les plus anciennes et les plus prestigieuses de Pologne. Depuis 1926, nous développons continuellement l'enseignement supérieur et garantissons des études scientifiques de haute qualité et un développement constant des infrastructures de recherche. Nous préparons de nombreux expertises économiques et réalisons des projets innovants. Une éducation de haute qualité, que nous offrons depuis des années, permet à nos étudiants et diplômés de relever avec succès les défis d'un marché du travail dynamique.

L'innovation de nos méthodes de recherche et d'enseignement a été confirmée par de nombreux classements et réalisations de nos étudiants et employés. Nous combinons notre souci de la meilleure qualité d'enseignement avec le développement de la coopération avec d'autres pays et des pratiques commerciales largement définies.

Dr Claudio RUFF ESCOBAR

Recteur de l'Université Bernardo O'Higgins, Chili

L'Université Bernardo O'Higgins (UBO), de Santiago du Chili, est une fondation sans but lucratif, de droit privé, accréditée par la Commission Nationale d'Accréditation (CNA-Chile), pour sa qualité académique, sa gestion et sa politique en matière de relations extérieures avec la Société. Comptant près de 7.000 étudiants répartis sur quatre facultés offrant des programmes de niveaux Licence, Master et Doctorat, ainsi que des départements et centres de recherche, l'Université a pour axe stratégique de développer l'excellence académique et consolider sa politique d'internationalisation, vecteur de croissance académique et culturelle pour toute la communauté universitaire. Cette stratégie est d'ailleurs distinguée par les ranking internationaux (Scimago et Times Higher Education (THE), et régionaux (Revue América Economía), notamment sur les axes de Recherche et d'ouverture à l'international.

L'Université Bernardo O'Higgins compte plus de 125 accords de coopération internationale, parmi lesquels, nombreux sont célébrés avec des pays francophones, cherchant à promouvoir la Francophonie comme axe stratégique d'internationalisation se positionnant ainsi comme l'Université chilienne la plus engagée dans cette vocation tant sur plan académique, que culturel et linguistique. Depuis 2018, l'UBO est membre actif de l'Agence Universitaire de la Francophonie (AUF). Dans ce contexte, l'adhésion au prestigieux réseau de l'AIELF, et l'organisation de son 61^e Congrès à Santiago du Chili en mai 2019, contribuent largement à enrichir cette vision et au rayonnement de la francophonie en Amérique Latine.

Note aux lecteurs : Les textes à soumettre sont à adresser en version électronique à l'adresse de la revue RIELF Krzysztof.Malaga@ue.poznan.pl

Le « guide de soumission » est disponible auprès de site officiel de la RIELF <http://rielf.aielf.org> ou bien sur le site de l'AIELF : <http://www.aielf.org>

