

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

PRÉVISION ASCENDANTE DE L'INFLATION CANADIENNE

MÉMOIRE
PRÉSENTÉ
COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN ÉCONOMIQUE

PAR
BASILES FOTSO KUÉ

JANVIER 2024

REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers toutes les personnes qui m'ont aidé dans la réalisation de ce travail.

Je tiens tout d'abord à remercier mon directeur de mémoire, Dalibor Stevanović, pour sa guidance, ses conseils et son soutien tout au long de ce travail. Ses précieux commentaires et suggestions m'ont permis d'avancer dans la bonne direction.

Je tiens à exprimer mes sincères remerciements à ma femme Juliette pour son soutien indéfectible tout au long de la rédaction de ce mémoire, ainsi qu'à mon fils Bradley, dont la naissance a été une source de motivation supplémentaire pour mener à bien ce travail. Leur amour, leur soutien et leur patience ont été inestimables pour moi tout au long de ce projet.

Je n'oublierai pas de remercier les doctorants Stéphane Surprenant et Mustapha Fonton, pour l'aide précieuse dans la réalisation de ce travail. Leurs contributions ont été indispensables et je suis reconnaissant pour ça.

Merci à tous.

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES TABLEAUX	v
LISTE DES FIGURES	vi
INTRODUCTION	1
CHAPITRE I	
REVUE DE LITTÉRATURE	6
1.1 Littérature sur la prévision directe de l'inflation	6
1.1.1 Relation inflation et chômage : courbe de Phillips	7
1.2 Littérature sur la prévision combinée de l'inflation	9
1.2.1 Les pionniers de la prévision combinée de l'inflation	9
1.2.2 Contribution des travaux de Lütkepohl	10
1.2.3 Les évidences empiriques dans la littérature récente	11
CHAPITRE II	
APPROCHE METHODOLOGIE	15
2.1 Prévision désagrégée de l'inflation	15
2.2 Exercice de prévision de l'inflation	16
2.2.1 Approche directe	16
2.2.2 Approche itérative	17
2.3 Modèles de prévision	18
2.3.1 Modèle autorégressif (AR(p))	18
2.4 Modèle ARMA	18
2.4.1 Modèle autorégressif à retards échelonnés ou distribués (ADL)	19
2.5 Méthodes de régularisation	20

2.5.1	Modèle Lasso	20
2.5.2	Modèle Ridge	21
2.5.3	Modèle Elastic Net	22
CHAPITRE III		
	DONNÉES	23
3.1	Données de l'indice des prix à la consommation canadienne	23
3.2	Données macroéconomiques	24
3.3	Transformation des données	25
3.4	Statistiques descriptives	26
3.5	Cadre de l'exercice de prévision	29
CHAPITRE IV		
	RÉSULTATS	31
4.1	Résultats des prévisions	31
	CONCLUSION	38
ANNEXE A		
	ANALYSE DE LA PRÉVISION PENDANT LES ANNÉES COVID	40
ANNEXE B		
	PONDÉRATIONS ET VARIABLES EXPLICATIVES	42
B.1	Pondérations des huit principales composantes de l'IPC	42
B.2	Description des variables explicatives	43
B.3	Graphiques des prévisions	48
	BIBLIOGRAPHIE	49

LISTE DES TABLEAUX

Tableau	Page
3.1 Statistiques descriptives des indices des prix canadiens	26
4.1 Résultats	33
A.1 Résultats	41
B.1 Pondérations des huit principales composantes de l'IPC (en %)	42
B.2 Description des variables explicatives	44

LISTE DES FIGURES

Figure	Page
3.1 Évolution du taux d'inflation	27
3.2 Évolution du taux de variation des indices de prix des composantes principales de l'inflation	28
4.1 Réalisation du modèle ADL	36
B.1 Réalisation du modèle ARMA	48

RESUMÉ

Ce mémoire de maîtrise examine différentes approches de prévision de l'inflation au Canada en utilisant les données de l'indice des prix à la consommation (IPC). Pour l'exercice de prévision, une méthode désagrégée est adoptée, consistant à combiner les prévisions des huit composantes de l'IPC en comparaison avec la prévision directe de l'IPC global (méthode désagrégée). Par ailleurs, nous examinons deux approches principales : une approche directe qui prédit directement le taux d'inflation et une approche itérative qui prédit le taux d'inflation mensuel et les agrège sur une période de 12 mois. L'exercice de prévision repose sur l'application de modèles ARIMA et ADL. En complément, nous élargissons notre approche en considérant l'utilisation de méthodes de régression pénalisée. Les résultats suggèrent que l'approche itérative se distingue par des performances supérieures à l'approche directe en termes d'erreur quadratique moyenne. De plus, les modèles ARMA et ADL montrent une meilleure performance que les régressions pénalisées, telles que Lasso, Ridge et Elastic-Net. Enfin, les résultats indiquent que la prévision combinée des huit composantes de l'IPC canadien, utilisant une moyenne pondérée des poids de Statistique Canada, présente une performance supérieure à la prévision directe du taux de croissance annuel de l'IPC. Ces résultats soulignent l'importance d'utiliser une approche itérative et de prendre en compte les caractéristiques des différentes composantes de l'IPC pour une prévision plus précise de l'inflation au Canada.

Mots-clés : inflation, Indice des prix à la consommation, prévision combinée, ARMA, ADL, Lasso, Ridge, Elastic-net.

INTRODUCTION

L'année 2022 est marquée par une forte inflation sans précédent depuis trente ans, touchant plusieurs économies à l'échelle de la planète. Au Canada, l'inflation annuelle a augmenté de 3,1% en juin 2021 à un record de 8,1% en juin 2022. Ces chiffres surviennent alors qu'en 2021, le gouvernement du Canada et la Banque du Canada ont renouvelé le cadre de politique monétaire pour une période supplémentaire de cinq ans, jusqu'à la fin de l'année 2026. Selon l'accord, la Banque doit continuer à mener une politique monétaire visant à maintenir l'inflation à 2%, qui représente le point médian d'une fourchette cible allant de 1% à 3% (voir [Banque du Canada \(2021\)](#)).

Cependant, l'environnement économique est caractérisé par des tensions géopolitiques touchant particulièrement le secteur de l'énergie, ainsi que par diverses mesures de relance post-COVID. La flambée des prix de l'énergie a des répercussions à moyen terme sur tous les prix, car les coûts de production et de distribution augmentent. Par ailleurs, les politiques monétaires accommodantes mises en place pour stimuler les économies après la pandémie ont également contribué à l'inflation en stimulant la demande de biens et services. Bien que ces politiques aient été nécessaires pour éviter une récession prolongée, leur impact sur l'inflation peut avoir des conséquences négatives à long terme.

La prévision de l'inflation est cruciale pour tous les acteurs économiques. Les ménages anticipent l'inflation pour faire un arbitrage entre consommation et épargne. Les entreprises et les marchés financiers doivent tenir compte de l'inflation dans leur décision d'investissement, fonction des anticipations de rendements réels actualisés. La prévision de l'inflation est essentielle pour la fixation des prix, la négociation des salaires, la conclusion de nou-

veaux contrats par les entreprises.

La modélisation de l'inflation à des fins de prévision a suscité l'intérêt depuis de nombreuses années. La courbe de Phillips, qui établit une relation inverse entre le chômage et l'inflation, ou entre le taux de chômage et le taux de croissance des salaires nominaux, est devenue un cadre populaire pour analyser cette question. Cette relation a été mise en évidence en 1958 par l'économiste William Phillips. Depuis lors, de nombreuses études ont exploré les propriétés théoriques et empiriques de la courbe de Phillips. Une spécification économétrique de la courbe de Phillips augmentée des anticipations est souvent utilisée comme cadre de modélisation et de prévision de l'inflation.

La littérature existante sur la prévision de l'inflation suggère trois grandes approches. La première consiste à traiter l'indice composite comme une série temporelle unique. La deuxième approche consiste à prévoir les variables désagrégées séparément, puis à agréger ces prévisions. Enfin, la troisième approche consiste à inclure les variables désagrégées dans le modèle de prévision de l'inflation (Hendry et Hubrich (2011)).

En général, les économètres sont confrontés à un choix crucial dans la spécification des modèles de prévision des agrégats macroéconomiques, en particulier l'inflation. Selon Grunfeld et Griliches (1960) et Lütkepohl (1984a), si le processus de génération des données est connu, l'agrégation des prévisions des différentes composantes devrait être aussi précise, voire plus précise, que la prévision directe de l'agrégat. Cependant, si ce processus est inconnu, ce qui souvent le cas en pratique, la stratégie optimale de prévision de l'agrégat demeure une question ouverte, ce qui laisse une certaine marge de manœuvre pour les économètres pour vérifier différentes approches.

Pour mesurer le taux d'inflation au Canada, la méthode employée repose sur la variation sur une période de douze mois de l'indice des prix à la consommation (IPC). Ce calcul s'appuie sur les prix de l'ensemble des biens et services acquis par les foyers canadiens, agrégés en une unique mesure du niveau global des prix. La Banque du Canada considère

l'IPC comme le meilleur indicateur pour appréhender l'évolution des coûts de vie des citoyens canadiens, en vertu d'un accord renouvelé tous les cinq ans avec le gouvernement fédéral (voir [Banque du Canada \(2021\)](#)). L'IPC canadien englobe les prix de nombreux biens et services de consommation courante, tels que les aliments, le logement, le transport, les meubles, les vêtements, les loisirs et d'autres articles que les Canadiens achètent généralement.

Au Canada, le calcul de l'IPC se déroule en deux étapes distinctes. La première étape englobe le calcul des indices élémentaires des prix pour 695 catégories de produits de base, représentant le niveau d'agrégation le plus détaillé dans la hiérarchie. La seconde étape implique la détermination des indices agrégés des prix, qui prennent la forme de moyennes pondérées des indices élémentaires des prix (voir [Statistique-Canada \(2015\)](#)). Cette démarche conduit au calcul de huit indices agrégés, qui aboutissent ultimement à la construction de l'IPC. Ces indices synthétisent les variations des prix dans des domaines tels que l'alimentation, le logement, les dépenses courantes, l'ameublement et l'équipement domestique, les vêtements et chaussures, le transport, les soins de santé et la toilette personnelle, les loisirs, la formation et la lecture, ainsi que les boissons alcoolisées et les articles du tabac.

Ce mémoire propose une méthode de prévision de l'inflation canadienne qui repose sur l'agrégation des prévisions de ses huit composantes. Nous évaluons la précision de cette méthode en testant différents modèles de prévision et en comparant les résultats obtenus avec la prévision directe de l'inflation. Nous cherchons ainsi à déterminer si cette approche d'agrégation peut améliorer la précision de la prévision de l'inflation par rapport à une méthode de prévision directe.

Afin de réaliser cela, nous allons examiner deux méthodes différentes pour aborder de l'inflation. La première méthode, la variation directe, utilise la variation de l'IPC sur un an comme variable d'intérêt. La deuxième méthode, itérative, utilise la variation de l'IPC

sur un mois comme variable d'intérêt et combine sur douze mois successifs les prévisions obtenues. Ces deux méthodes peuvent fournir des résultats différents et complémentaires, ce qui nous permettra d'avoir une vue d'ensemble de la situation économique et de mieux comprendre les tendances en matière d'inflation.

Cette étude présente une double motivation, à la fois statistique et économique. D'un point de vue statistique, elle nous permet de vérifier un résultat obtenu par [Lütkepohl \(1984a\)](#) selon lequel l'agrégation de prévisions améliore la précision de la prévision. En effet, en agrégeant les prévisions des huit indices agrégés de l'IPC, nous pourrions obtenir une prévision plus précise de l'inflation globale, ce qui peut être un élément clé pour la prise de décision en matière de politique économique. D'un point de vue économique, notre étude est également intéressante, car en prévoyant les huit composantes agrégées de l'IPC, nous pourrions non seulement améliorer la précision de la prévision, mais également obtenir des informations sur les déterminants ou sources potentielles de l'inflation. En effet, en analysant la dynamique de l'inflation et de ses principales composantes, nous pouvons déterminer les variables ou groupes de variables qui l'influenceront dans le futur, ce qui peut aider à prendre des décisions éclairées en matière de politique économique. Par exemple, si l'inflation future est principalement causée par des augmentations de prix dans le secteur du logement, cela peut nécessiter une politique économique différente de celle qui serait nécessaire si l'inflation était principalement causée par des augmentations de prix dans le secteur de l'alimentation. En somme, notre étude peut fournir des informations précieuses pour la prise de décision en matière de politique économique.

Ce mémoire est structuré en quatre chapitres, chacun dédié à une étape importante de la recherche. Le premier chapitre est entièrement consacré à une revue de la littérature existante sur la prévision de l'inflation. Le deuxième chapitre se concentre sur la méthodologie utilisée dans cette recherche. Le troisième chapitre est dédié à la présentation des données utilisées dans l'étude. Il comprend une description détaillée des sources de données et des

variables. Les statistiques descriptives de ces variables seront également présentées pour donner une idée de leur comportement et de leur distribution. Enfin, le quatrième chapitre examinera les résultats empiriques obtenus à partir des modèles de prévision de l'inflation construits.

CHAPITRE I

REVUE DE LITTÉRATURE

Les recherches sur la prévision de l'inflation ont fait l'objet de plusieurs travaux dans la littérature économique. L'environnement socio-économique contemporain a montré que par plusieurs fois les prévisions de l'inflation des banques centrales et d'autres instituts de prévision se sont parfois éloignées des valeurs réelles de l'inflation. Cette situation a poussé les chercheurs à explorer d'autres méthodes de prévision. Ainsi, selon certains chercheurs, la prévision des agrégats élémentaires de l'inflation et l'agrégation de ces prévisions améliorent la précision de la prévision de l'inflation. Certains auteurs exploitent une vaste variété de séries économiques en tant que variables explicatives pour accroître la précision des prévisions. Le présent chapitre dresse le portrait de ces recherches qui ont utilisé ces méthodologies pour tenter d'améliorer la précision de la prévision de l'inflation.

1.1 Littérature sur la prévision directe de l'inflation

La prévision directe de l'inflation consiste à utiliser la série de l'inflation ainsi que des techniques statistiques et économétriques pour prévoir les niveaux futurs de celle-ci. Cette méthode est différente de la prévision combinée ou désagrégée, qui implique la combinaison ou l'agrégation des prévisions des différentes composantes de l'inflation.

La littérature sur la prévision de l'inflation a été résumée en trois courants par **Fulton et**

Hubrich (2021). Premièrement, pour les auteurs comme Atkeson et Ohanian (2001) et Stock et Watson (2007) qui montrent que si globalement, l'inflation est devenue plus facile à prévoir au cours des dernières décennies, il est en même temps devenu plus difficile d'incorporer efficacement des informations autres que l'historique de l'inflation elle-même pour produire des prévisions meilleures que les simples modèles de référence.

Ensuite, d'autres chercheurs tels que Trehan (2015), Inoue *et al.* (2009), Ang *et al.* (2007) et Bryan et Gavin (1986) abordent une perspective de recherche différente, mettant en avant l'importance des prévisions issues d'enquêtes pour anticiper l'évolution de l'inflation. Cela s'avère particulièrement pertinent, que l'on intègre ces prévisions en tant que termes anticipateurs dans les modèles de la courbe de Phillips ou que l'on les considère comme des prévisions directes. Autrement, une enquête auprès des agents économiques au sujet des attentes inflationnistes peut être un meilleur indicateur de l'inflation future ou peut aider à améliorer la précision de la prévision. Enfin, certaines études montrent que la combinaison de prévisions peut améliorer leur exactitude. Dans ce contexte, deux approches distinctes se distinguent. La première, développée par les auteurs comme Granger (1980), Granger (1987), Granger et Ramanathan (1984), et Li et Tkacz (2001) implique la combinaison des prévisions provenant de modèles différents. La deuxième approche consiste à combiner les prévisions relatives aux diverses composantes de l'inflation provenant d'un modèle unique. Cette méthode est abordée dans la littérature par plusieurs auteurs, notamment Rose (1977), Lütkepohl (1984a), Nijman et Palm (1990). C'est cette dernière approche qui sera au cœur de notre étude, car elle offre la possibilité d'analyser et de comparer les prévisions des différentes composantes de l'inflation.

1.1.1 Relation inflation et chômage : courbe de Phillips

Fisher (1926) fut le premier auteur à établir un lien entre l'inflation et le chômage sur les données de l'économie américaine. En effet, dans son article, Fisher trouve une corrélation notable entre le taux de variation des prix et l'emploi. Bien que son analyse ne porte que sur les données américaines, cette confirmation statistique constitue une avancée profonde et importante à cette époque. Cette conclusion sera appuyée plus tard et de manière plus précise par Phillips (1958) qui, dans une analyse des données historiques de l'Angleterre (entre 1867 et 1957), va montrer qu'il existe une relation négative entre la hausse des salaires et le chômage. La courbe issue de cette relation, connue sous le nom de courbe de Phillips illustre alors une relation empirique négative entre le taux de chômage et l'inflation, ou entre le taux de chômage et le taux de croissance des salaires nominaux. Par la suite, les chercheurs Samuelson et Solow (1960) ont été les précurseurs en introduisant la notion de cette courbe de Phillips en tant qu'outil d'analyse de la politique économique. Ils vont analyser les aspects de la politique anti-inflation américaine et parvenir aux conclusions similaires. Depuis lors, la courbe de Phillips a commencé à jouer un rôle de premier plan en tant qu'outil stable, fiable et précis de prévision de l'inflation.

Après le succès engendré par la performance de l'utilisation de cette courbe comme outil de politique économique et de prévision de l'inflation aux États-Unies pendant les deux décennies de forte inflation (1960-1980), l'utilisation de la courbe de Phillips et ses variantes deviendront des outils au centre de toutes les prévisions de l'inflation. Des auteurs comme Gali *et al.* (2001) et Gali et Gertler (1999) vont analyser la dynamique de l'inflation américaine à partir de la nouvelle courbe de phillips-keynésienne. Cette courbe se distingue par sa structure incluant deux éléments dans le processus de l'inflation : d'une part, une vision anticipative et, d'autre part, une vision rétrospective, auxquelles s'ajoute le coût marginal.

Au Canada, Engert et Hendry (1998) utilisent la courbe de Phillips pour prévoir le taux d'augmentation de l'IPC sur huit trimestres avec une assez grande précision. Dans leur

modèle, ils vont introduire comme variables explicatives en plus des retards de l'inflation, les retards du prix de l'énergie. Utilisant les données de l'économie américaine, [Atkeson et Ohanian \(2001\)](#) montrent que la moyenne des 12 derniers mois donne une prévision plus précise de l'inflation à 12 mois qu'une courbe de Phillips rétrospective. Ce résultat n'est pas robuste puisqu'avec le temps, il peut avoir une évolution dans le processus de l'inflation. La moyenne étant un indicateur sensible aux valeurs extrêmes.

Dans le présent travail, nous allons vérifier une spécification de la courbe de philips pour notre exercice de prévision.

1.2 Littérature sur la prévision combinée de l'inflation

La prévision combinée ou désagrégée de l'inflation consiste à agréger ou combiner les prévisions de différentes composantes de l'inflation, telles que l'inflation des prix de l'énergie, de l'alimentation et des services, etc. Cette méthode considère les spécificités de chaque composante et les simplifie dans le but d'obtenir une prévision plus précise de l'inflation.

1.2.1 Les pionniers de la prévision combinée de l'inflation

L'idée fondamentale derrière la combinaison ou l'agrégation des prévisions des composantes repose sur le principe selon lequel différentes variables peuvent apporter des informations distinctes sur l'évolution de la série. Plutôt que de simplement prévoir la mesure agrégée, il peut être plus précis d'estimer et de combiner les prévisions des différentes composantes de la série globale. Cette idée a une longue tradition dans la littérature économique. Selon [Theil \(1957\)](#), les composantes d'une série contiennent au moins autant d'informations que la mesure agrégée si le processus de génération des données (DGP) est connu. De plus, il est logique de penser que la précision des prévisions globales s'améliorerait grâce à cette agrégation, car les erreurs de prévision des composantes sont partielle-

ment éliminées. Les recherches ultérieures menées par Grunfeld et Griliches (1960) vont remettre en question ces premiers résultats. Ces auteurs ont entrepris des vérifications empiriques pour comparer l'agrégation versus la désagrégation. Leurs analyses aboutissent à une conclusion selon laquelle une équation agrégée peut expliquer les données agrégées de manière plus précise que la combinaison de toutes les microéquations, à condition que ces dernières ne soient pas parfaites (ce qui est souvent le cas puisqu'il est difficile d'avoir une équation qui explique parfaitement un phénomène). Cependant des preuves empiriques supplémentaires soutenant l'amélioration de la précision des prévisions grâce à l'agrégation des prévisions des composantes ont été fournies par Rose (1977), Tiao et Guttman (1980) et Kohn (1982). Ces premiers résultats mettent en évidence la pertinence de l'approche d'agrégation dans certains cas, offrant ainsi une perspective nuancée sur le débat concernant la combinaison des prévisions.

1.2.2 Contribution des travaux de Lütkepohl

Les travaux de Lütkepohl (1984a,b, 1987) ont clarifié l'approche de prévision dans le contexte des données désagrégées générées par un processus vectoriel ARMA connu. Ses recherches explorent l'idée selon laquelle, plutôt que de prévoir directement les séries chronologiques agrégées, il est généralement préférable de prévoir d'abord les variables désagrégées, puis d'agréger les prévisions.

Selon Lütkepohl, cette méthode ascendante est pertinente, car elle permet de saisir les caractéristiques spécifiques de chaque variable en les modélisant individuellement. En utilisant un processus ARMA vectoriel connu, les prévisions des variables désagrégées peuvent être plus précises que les prévisions agrégées pour de longues périodes, en particulier dans les cas où les ordres des processus sont inconnus.

Cependant, il est important de souligner que cette supériorité des prévisions désagrégées dépend de plusieurs facteurs, y compris la qualité des données et la spécification appropriée des modèles. Néanmoins, il convient de noter que cette approche ascendante n'est pas toujours valide dans la pratique en raison de l'incertitude inhérente aux paramètres et aux modèles. Si les modèles utilisés sont mal spécifiés, les inexactitudes des prévisions désagrégées peuvent augmenter. Il est donc essentiel de donner une grande importance à la création de modèles appropriés pour chaque variable désagrégée afin d'éviter toute disparité significative dans les prévisions agrégées.

Lütkepohl souligne l'incertitude qui entoure les erreurs de prévision. Dans certaines circonstances, les erreurs de prévision des variables désagrégées peuvent s'annuler les unes par les autres, ce qui entraîne des prévisions plus précises lorsqu'elles sont agrégées. Cependant, il est également possible que ces erreurs ne s'atténuent pas, ce qui peut compromettre la précision des prévisions combinées.

Ainsi, bien que les travaux de Lütkepohl aient ouvert de nouvelles perspectives dans l'étude des prévisions économiques en soulignant l'importance des données désagrégées et de l'approche ascendante pour améliorer la précision des prévisions de certains agrégats, cette question n'a pas encore reçu une réponse définitive. Des recherches supplémentaires restent nécessaires dans ce domaine en constante évolution.

1.2.3 Les évidences empiriques dans la littérature récente

Lütkepohl a posé l'un des jalons importants dans cette recherche, dont les travaux ont permis de nombreuses investigations ultérieures. Les chercheurs en économie ont été très intéressés par les contributions de Lütkepohl, les incitant à essayer de nouvelles méthodes pour déterminer empiriquement si la combinaison des prévisions peut réellement améliorer la précision des résultats. Ces recherches ont soulevé la question fondamentale de

savoir si l'utilisation de techniques de combinaison peut rivaliser avec l'approche directe de prévision qui consiste à prédire directement l'inflation globale. Afin de comparer les performances de ces deux méthodes et d'évaluer les avantages réels de la combinaison des prévisions, les chercheurs ont mené des analyses empiriques approfondies.

Dans cette tendance, les auteurs [Hubrich \(2005\)](#) et [Hendry et Hubrich \(2011\)](#) trouvent que la combinaison de prévisions provenant de modèles à composantes désagrégées pour prévoir un agrégat est plus efficace que les prévisions provenant d'un modèle agrégé dans certaines conditions. Pour les horizons courts, l'agrégation des prévisions des variables désagrégées semble préférable à la prévision directe de l'agrégat, tandis qu'un modèle univarié impliqué par un modèle multivarié pour le processus de génération des données désagrégées semble être avantageux pour les horizons plus longs. Ces résultats théoriques et empiriques ont contribué à mettre en avant l'agrégation des prévisions, surtout lorsque la variable d'intérêt est une combinaison de plusieurs autres variables, comme c'est le cas pour l'inflation (variation de l'IPC).

[Hyndman et al. \(2011\)](#) proposent une nouvelle approche de la prévision hiérarchique qui fournit des prévisions optimales, meilleures que celles produites par une approche descendante ou ascendante. Leur modèle est basé sur les séries temporelles hiérarchiques dont la méthode de prévision est la prévision ascendante(bottom-up) ou la prévision descendante(top-down). Leur méthodologie repose sur la prévision indépendante de toutes les séries à tous les niveaux de la hiérarchie, puis sur l'utilisation d'un modèle de régression pour combiner et réconcilier ces prévisions de manière optimale. Les prévisions révisées qui en résultent s'additionnent de manière appropriée à travers la hiérarchie, sont sans biais et ont une variance minimale parmi toutes les prévisions combinées sous certaines hypothèses simples. Cette méthodologie est une amélioration de celle des précédents auteurs puisqu'elle consiste à utiliser un modèle de régression pour agréger les prévisions des différents agrégats.

S'inspirant de ces différents travaux, [Chaudhuri et Bhaduri \(2019\)](#) vont vérifier empiriquement l'agrégation des prévisions en utilisant les données mensuelles désagrégées de l'indice des prix de gros en Inde. En utilisant trois schémas de pondérations différentes, ils découvrent que l'utilisation de données désagrégées améliore la précision des prévisions par rapport à une simple prédiction de l'inflation globale.

En ce qui concerne la prévision de l'inflation fondamentale au Canada (mesure qui exclut les éléments les plus volatils de l'indice des prix à la consommation, ainsi que l'effet des variations des taxes indirectes pour mettre en évidence la tendance sous-jacente de l'inflation), [Demers et Champlain \(2005\)](#) comparent différentes approches de modélisation. Ils examinent à la fois la modélisation directe de la mesure agrégée de l'inflation et la modélisation indirecte des sous-agrégats à partir de deux niveaux de désagrégation (6 et 19 sous-composantes). Leurs résultats démontrent que l'utilisation de modèles désagrégés d'inflation mensuelle peut améliorer la précision des prévisions, particulièrement pour les horizons de court terme. Dans leur analyse, les auteurs utilisent le filtre saisonnier X-11 pour obtenir des séries chronologiques sans composante saisonnière. À la différence de l'approche de cette étude, qui se concentre sur la prévision de l'inflation fondamentale telle que mesurée par la Banque du Canada, notre étude met l'accent sur la prévision de l'inflation canadienne, telle que mesurée par le taux de variation globale de l'IPC. De plus, pour la désagrégation, nous utilisons les huit principales composantes de l'IPC telles que définies par Statistique Canada.

Selon les travaux de [Fulton et Hubrich \(2021\)](#), la combinaison des prévisions de différentes composantes de l'inflation est équivalente à l'ajout d'informations supplémentaires, car cela permet d'intégrer la dynamique de ces différentes composantes. Les auteurs ont analysé les prévisions de l'inflation américaine en temps réel sur une période allant de 1999Q3 à 2019Q4. Ils ont constaté que la combinaison de prévisions améliorerait la précision des prévisions par rapport aux modèles simples, et qu'elle permettrait de résister aux

mauvaises prévisions, ce qui est particulièrement pertinent dans le contexte post-COVID. En conclusion, l'agrégation des prévisions des différentes composantes de l'inflation peut améliorer les performances par rapport à la prévision directe de l'agrégat, en prenant en compte les dynamiques spécifiques de chaque composante.

Les études menées par [Duarte et Rua \(2007\)](#) ont souligné l'importance de combiner les prévisions pour améliorer les prévisions de l'inflation pour le Portugal. Leur recherche est basée sur les informations de l'IPC portugais, sur la période de janvier 1988 à décembre 2004. Les chercheurs ont examiné à la fois l'IPC agrégé et sa décomposition en cinq composantes (aliments non transformés, aliments transformés, biens industriels non énergétiques, énergie et services), ainsi que 59 sous-composantes distinctes. Les auteurs ont constaté une amélioration significative de la précision des prévisions d'inflation en combinant les prévisions pour ces différentes sous-composantes. Allant dans le même sens et en utilisant les modèles des séries chronologiques populaires sur des périodes relativement longues, [Bruneau et al. \(2007\)](#) et [Moser et al. \(2007\)](#) constatent tous que la combinaison des prévisions des composantes permet d'améliorer les prévisions de l'inflation en France et en Autriche, respectivement. Au Brésil, [Boaretto et Medeiros \(2023\)](#) utilisent différents niveaux de désagrégation pour l'inflation et diverses techniques traditionnelles de séries chronologiques pour montrer que l'agrégation des prévisions désagrégées se comporte aussi bien que les attentes basées sur des enquêtes et les modèles qui génèrent des prévisions en utilisant directement l'agrégat.

CHAPITRE II

APPROCHE METHODOLOGIE

Ce chapitre est consacré sur la présentation de la méthodologie utilisée et des modèles de prévision. Notre approche méthodologique se basera sur une analyse empirique de données historiques et une évaluation des différentes méthodes linéaires de prévision de l'inflation.

2.1 Prévision désagrégée de l'inflation

Nous cherchons à prévoir l'inflation mensuelle canadienne à partir des huit composantes de l'indice des prix à la consommation. Notre prévision de l'inflation est la moyenne arithmétique pondérée des prévisions de ces composantes. Partant de la spécification proposée par [Hubrich \(2005\)](#), considérons π_t l'inflation à prédire et y_1, \dots, y_n les composantes à prédire. Soient w_1, \dots, w_n les poids respectifs de chaque composante désagrégée. Alors, la relation entre l'inflation et les indices désagrégés est donnée par :

$$\pi_t = w_1 y_{1t} + w_2 y_{2t} + \dots + w_n y_{nt} \quad (2.1)$$

Avec $w_i > 0, i = 1 \dots n$ et $\sum_{i=1}^n w_i = 1$.

Dans ce travail, nous aurons à chaque fois deux prévisions de l'inflation : une prévision directe (prévision en prenant comme variable d'intérêt le taux d'inflation globale) et une

prévision combinée (combinaison des prévisions des huit composantes de l'IPC). L'objectif de cet exercice est de comparer les deux prévisions afin d'identifier celle qui présente la meilleure performance dans la tâche de prévision de l'inflation canadienne. En effet nous vérifions le résultat obtenu par [Theil \(1957\)](#) qui stipule qu'une approche de modélisation désagrégée améliore la spécification du modèle et permet ainsi d'obtenir de meilleures prévisions. Pour cela, nous allons utiliser plusieurs classes de modèles de régression pour estimer huit équations désagrégées pour chacune des huit composantes. Les auteurs [Grunfeld et Griliches \(1960\)](#) soulignent que la précision des équations désagrégées visant à décrire le comportement économique au niveau le plus fin peut être imparfaite. Ils indiquent que l'agrégation, qui combine ces équations pour une vue d'ensemble économique, n'est pas nécessairement inappropriée, car les erreurs de spécification au niveau détaillé peuvent parfois être plus significatives que les erreurs d'agrégation.

2.2 Exercice de prévision de l'inflation

Les prévisions fiables de l'inflation au Canada sont notre objectif principal dans ce mémoire. Pour y parvenir, nous adoptons une approche à la fois agrégée et désagrégée. Pour l'approche agrégée, nous effectuons une prévision directe de l'inflation globale, tandis que pour l'approche désagrégée, nous combinons les prévisions des huit composantes principales de l'inflation canadienne. Par ailleurs, pour l'exercice, nous examinons deux approches potentielles.

2.2.1 Approche directe

La première méthode d'estimation de l'inflation consiste à utiliser la variation de l'IPC en glissement annuel comme variable d'intérêt. Cette méthode permet d'obtenir une estimation directe et précise de l'inflation en se basant sur les tendances à long terme des prix

des biens et services. Plus précisément, pour chacune de nos variables d'intérêts (IPC et ses huit composantes), nous utilisons la transformation suivante : $\pi_t = \log(IPC_t) - \log(IPC_{t-12})$.

Il est important de faire remarquer que cette méthode ne prend pas en compte les effets des chocs temporaires sur l'inflation, tels que les fluctuations des prix des matières premières ou les événements géopolitiques.

2.2.2 Approche itérative

La deuxième approche consiste à prévoir d'abord la variation mensuelle de l'IPC, puis à accumuler ces prévisions sur une période de 12 mois pour obtenir une prévision de l'inflation. À la différence de la première méthode, cette approche requiert des prévisions mensuelles plus fréquentes, mais elle peut être plus précise puisqu'elle prend en compte les fluctuations mensuelles de l'IPC, ainsi que les chocs de court terme sur les prix des biens et services, qui peuvent varier considérablement au fil du temps. Pour cette approche, nos indices de prix sont transformés par la fonction logarithme selon la formule : $\pi_t = \log(IPC_t) - \log(IPC_{t-1})$.

En somme, ces deux approches ont leurs avantages et leurs inconvénients. La première est plus simple et moins exigeante en termes de données, mais peut être moins précise que la seconde. La seconde approche peut être plus précise, mais nécessite des prévisions mensuelles plus fréquentes et une analyse plus détaillée des données mensuelles de l'IPC. Nous présentons, dans la suite de ce chapitre, les modèles utilisés pour notre exercice de prévision.

2.3 Modèles de prévision

2.3.1 Modèle autorégressif (AR(p))

Le modèle AR(p) sera notre modèle de référence. Un processus autorégressif d'ordre p s'écrit :

$$y_t = \mu + \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 y_{t-2} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.2)$$

où y_t est la variable à modéliser à la période t , μ est une constante, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p$ sont les coefficients de régression représentant l'impact des valeurs passées sur la valeur courante, $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}$ sont les valeurs passées de la variable, et ε_t est le terme d'erreur aléatoire à la période t . Le processus ε_t est un bruit blanc gaussien. L'estimation des paramètres α_i est faite par la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO). L'ordre p est déterminé en utilisant le critère d'information d'Akaike (AIC).

2.4 Modèle ARMA

De par sa parcimonie, le modèle ARMA est discuté dans la littérature économique. Dans bien de cas, il a obtenu une meilleure performance dans la prévision par rapport à certains modèles plus sophistiqués. En testant de nombreux modèles de prévision, [Dufour et Stevanovic \(2013\)](#) et [Kotchoni et al. \(2019\)](#) trouvent empiriquement que le modèle ARMA(1,1) est meilleur pour prévoir les variations de l'inflation à court terme. La représentation mathématique du modèle ARMA est la suivante :

$$y_t = \mu + \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 y_{t-2} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t. \quad (2.3)$$

Les coefficients du modèle sont généralement estimés à l'aide des méthodes de moindres carrés nonlinéaires ou de maximum de vraisemblance. Le modèle ARMA permet d'effec-

tuer des prévisions de l'inflation en utilisant les valeurs passées disponibles et en générant des valeurs pour les termes d'erreur futurs une fois les coefficients estimés. Pour prévoir l'inflation, l'utilisation du modèle ARMA est intéressante, car il peut identifier les facteurs récurrents et les variations aléatoires de cette variable économique. Par ailleurs, en fonction des caractéristiques particulières des séries de données à prévoir, le choix des ordres p et q appropriés est crucial. Nous utilisons le critère AIC pour déterminer les choix optimaux de ces paramètres.

2.4.1 Modèle autorégressif à retards échelonnés ou distribués (ADL)

C'est un modèle dans lequel une équation de régression est utilisée pour prédire la valeur actuelle d'une variable dépendante, en utilisant la valeur actuelle d'une variable explicative et ses valeurs retardées et les valeurs retardées de cette variable dépendante. Nous allons estimer la courbe de Philipps pour le Canada en introduisant comme variables explicatives dans l'équation de l'inflation, les variables retardées du taux de chômage. Ainsi, de façon standard, notre spécification ADL(p,q) sera essentiellement une régression linéaire de l'inflation Y_t sur ses retards y_{t-1}, \dots, y_{t-p} , reflétant la dépendance de l'inflation présente sur ses valeurs passées, ainsi que sur le taux de chômage présent et ses retards x_t, \dots, x_{t-q} . Le modèle théorique s'écrira :

$$y_{t+h} = \mu + \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + \beta_0 x_t + \beta_1 x_{t-1} + \dots + \beta_q x_{t-q} + \varepsilon_t \quad (2.4)$$

Les coefficients du modèle sont estimés par la méthode de MCO et le choix des retards p et q est déterminé en utilisant le critère d'information AIC.

2.5 Méthodes de régularisation

Dans cette section, nous présentons les modèles Lasso, Ridge et Elastic-Net qui sont d'excellentes méthodes pour améliorer les performances d'un modèle linéaire. Si la régression linéaire simple tente de minimiser la somme des erreurs au carré (l'erreur dans ce cas est la différence entre le point de données réel et sa valeur prédite), la régularisation ajoute une pénalité de manière à minimiser à la fois le biais et la variance. Elle est utilisée pour améliorer la précision et la stabilité des modèles, en particulier lorsqu'on travaille avec un grand nombre de variables explicatives ou lorsque les données sont sujettes au surajustement (overfitting). Les deux méthodes de régularisation les plus couramment utilisées sont le Lasso (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) et Ridge. Le Lasso ajoute une pénalité L1 à la fonction de coût du modèle. Cette pénalité a pour effet de forcer certains des coefficients des variables explicatives à devenir exactement égaux à zéro, ce qui permet une sélection automatique des caractéristiques les plus importantes. La régularisation Ridge, quant à elle, ajoute une pénalité L2 à la fonction de coût du modèle. Cette pénalité pousse les coefficients vers des valeurs proches de zéro, mais elle ne les force généralement pas à devenir exactement nuls. Elle est surtout utilisée lorsque certaines variables explicatives sont fortement corrélées entre elles. L'Elastic-Net est une combinaison des deux.

2.5.1 Modèle Lasso

Le modèle Lasso est une méthode d'estimation dans les modèles linéaires proposée par [Tibshirani \(1996\)](#). Le Lasso permet de sélectionner les variables pour la régression de manière à minimiser la somme résiduelle des carrés sous contrainte que la somme des valeurs absolues des coefficients soit inférieure à une constante. En prenant le lagrangien

de ce problème, on obtient la spécification Lasso suivante :

$$\hat{\beta}_h^{Lasso} = \arg \min_{\beta_h} \sum_{t=1}^{T-h} (y_{t+h} - \beta_h' X_t)^2 + \lambda \sum_{i=1}^n |\beta_{h,i}|. \quad (2.5)$$

Avec X_t le vecteur de dimension n contenant les variables explicatives (prédicteurs) et la pénalité $\lambda \sum_{i=1}^n |\beta_{h,i}|$, le Lasso, réduit les variables non pertinentes à zéro. En effet, plus la valeur de lambda est élevée, plus les variables sont réduites à zéro. Cela peut éliminer complètement certaines variables et nous donner un sous-ensemble de prédicteurs qui aide à atténuer la multicollinéarité et la complexité du modèle.

2.5.2 Modèle Ridge

Le modèle Ridge est une méthode d'estimation des modèles linéaires proposée par [Hoerl et Kennard \(1970\)](#). Il ajoute à l'équation MCO la pénalisation $\lambda \sum_{i=1}^n \beta_{h,i}^2$. Ainsi le modèle de régression Ridge se résume à :

$$\hat{\beta}_h^{Ridge} = \arg \min_{\beta_h} \sum_{t=1}^{T-h} (y_{t+h} - \beta_h' X_t)^2 + \lambda \sum_{i=1}^n \beta_{h,i}^2. \quad (2.6)$$

Contrairement au modèle Lasso, avec le Ridge, on n'a pas l'élimination complète des variables. Cependant, lorsque λ devient de plus en plus grand, plus il y a rétrécissement des variables (les coefficients minimisés tendent vers zéro). Le rétrécissement des coefficients entraîne une variance plus faible et, donc une valeur d'erreur plus faible. Par conséquent, la régression Ridge diminue la complexité d'un modèle, mais ne réduit pas le nombre de variables, elle ne fait que réduire leur effet.

2.5.3 Modèle Elastic Net

Le modèle Elastic-Net est une combinaison convexe des pénalités L1 et L2 proposée par [Zou et Hastie \(2005\)](#). Ce modèle est défini par :

$$\hat{\beta}_h^{ElasticNet} = \arg \min_{\beta_h} \sum_{t=1}^{T-h} (y_{t+h} - \beta_h' X_t)^2 + \lambda \left((1 - \alpha) \sum_{i=1}^n \beta_{h,i}^2 + \alpha \sum_{i=1}^n |\beta_{h,i}| \right). \quad (2.7)$$

Ce modèle permet un ajustement de paramètre α de telle sorte que $\alpha = 0$ corresponde au modèle Ridge et $\alpha = 1$ au Lasso. Nous pouvons donc choisir une valeur α comprise entre 0 et 1 pour optimiser le modèle. Cette spécification permet de réduire certains coefficients et en fixer d'autres à 0 pour une sélection optimale des régresseurs.

CHAPITRE III

DONNÉES

Dans ce chapitre nous décrivons en détail les données utilisées, ainsi que les transformations effectuées sur celles-ci.

3.1 Données de l'indice des prix à la consommation canadienne

Pour notre exercice de prévision, nous utilisons l'indice des prix à la consommation (IPC) de Statistique Canada comme variable cible principale. Cet indice est transformé en un taux de croissance sur un mois. Selon Statistique Canada, l'IPC mesure l'évolution des prix des biens et des services consommés par les ménages canadiens au fil du temps. Il est calculé en deux étapes en utilisant les prix d'un panier de biens et de services représentatifs des achats des ménages, observés aussi bien dans les magasins physiques qu'en ligne. La première étape, appelée calcul de niveau inférieur, consiste à calculer les ratios de prix en utilisant une approche d'appariement de modèles et en prenant ensuite leur moyenne pour obtenir les indices élémentaires des prix. La deuxième étape, appelée calcul de niveau supérieur, consiste à estimer les indices agrégés des prix sous forme de moyennes pondérées des indices élémentaires des prix.

Statistique Canada utilise un panier de 695 classes de produits pour le calcul de l'IPC. Ces produits sont divisés en huit composantes majeures : aliments, logement, dépenses cou-

rantes, ameublement et équipement du ménage, vêtements et chaussures, transports, soins de santé et soins personnels, loisirs, formation et lecture, et boissons alcoolisées, tabac et cannabis récréatif. Ces huit composantes, obtenues à l'issue du calcul à la deuxième étape, constituent les agrégats principaux de l'IPC (niveau le plus élevé d'agrégation).

Les pondérations pour le calcul de l'IPC sont principalement estimées à partir des données fournies par l'enquête sur les Dépenses des Ménages (EDM) de Statistique Canada. Ces pondérations reflètent les habitudes de dépenses de consommation courantes. Les données sont détaillées par classes de produits et par régions et sont utilisées pour calculer les pondérations des agrégats élémentaires.

Dans notre analyse empirique, nous avons concentré notre attention sur huit indices agrégés de l'inflation. Les données que nous avons utilisées sont à fréquence mensuelle, non désaisonnalisées et proviennent de Statistique Canada (Tableau 18-10-0004-01 Indice des prix à la consommation mensuel, non désaisonné). Ces données couvrent la période allant de janvier 1978 à décembre 2022, ce qui nous permet d'avoir une vue d'ensemble sur une longue période de temps. Cependant, ces données sont désaisonnalisées pour éviter tout biais dû aux variations saisonnières qui peuvent avoir un impact sur les résultats de notre analyse.

3.2 Données macroéconomiques

Les données macroéconomiques jouent un rôle important dans la prévision de l'inflation. Avec l'augmentation de la puissance de calcul et l'émergence de nouvelles méthodes de prévision utilisant les données massives, elles sont de plus en plus utilisées pour augmenter la précision des prévisions de l'inflation. À titre d'exemple, le Produit Intérieur Brut (PIB) est largement reconnu comme l'un des indicateurs principaux pour évaluer le niveau d'activité économique dans un pays. Une hausse du PIB indique une augmentation

de la demande globale, la consommation et des investissements, ce qui peut provoquer une hausse des prix. L'emploi est également un indicateur important de l'inflation. La pression sur les salaires diminue avec une baisse du taux de chômage et, par conséquent, sur les prix à la consommation. Plus généralement, l'analyse de données macroéconomiques à grande échelle est nécessaire pour comprendre la dynamique de l'inflation et la façon dont elle est influencée par les facteurs économiques.

Dans cette étude, nous exploitons un ensemble de 208 variables macroéconomiques afin d'accroître la précision de nos prévisions de l'inflation au Canada. Ces données proviennent de la base de données mensuelle canadienne mise à disposition par [Stevanovic et al. \(2021\)](#). Il convient de noter que cette base de données a également été présentée par [Fortin-Gagnon et al. \(2022\)](#). Ces variables seront utilisées comme régresseurs dans les spécifications Lasso, Ridge, Elastic-net. La liste exhaustive de ces variables est donnée en annexe.

3.3 Transformation des données

En raison de l'absence de données désaisonnalisées disponibles pour la période temporelle que nous avons choisie pour cette étude, nous avons utilisé le programme d'ajustement saisonnier X-13ARIMA-SEATS, développé par le Bureau du recensement des États-Unis, pour obtenir des indices de prix corrigés des variations saisonnières.

Le programme X-13ARIMA-SEATS est un outil statistique avancé qui permet de traiter et d'analyser les données saisonnières. Il utilise une méthode de régression linéaire pour estimer les tendances et les variations saisonnières dans les données, en tenant compte des effets saisonniers. Cette méthode permet de corriger les variations saisonnières dans les données et de fournir des indices de prix plus précis.

En outre, afin de vérifier la présence ou l'absence des variations saisonnières dans nos don-

nées, nous avons utilisé le test non paramétrique de Kruskal-Wallis avant et après l'exercice. Cette méthode statistique permet de comparer les distributions de plusieurs groupes ou échantillons indépendants et de déterminer s'il y a des différences statistiquement significatives entre eux.

3.4 Statistiques descriptives

Afin de mieux appréhender la dynamique de l'inflation au Canada, nous avons pris le soin de fournir des statistiques descriptives relatives à l'IPC d'ensemble ainsi qu'à ses huit composantes. Ces statistiques descriptives sont importantes dans la compréhension de la dynamique de l'inflation canadienne, car elles permettent de mettre en lumière les évolutions des prix dans les différentes catégories de biens et services consommés par les ménages, ainsi que les facteurs potentiels qui influent sur ces évolutions.

Le tableau 3.1 présente les caractéristiques de tendance centrale et de dispersion de l'inflation et de ses huit composantes.

TABLEAU 3.1 Statistiques descriptives des indices des prix canadiens

	Pondération (en %)	Moyenne	Écart-type
IPC Ensemble		0,033	0,018
IPC Aliments	16,48	0,035	0,031
IPC Logement	27,36	0,033	0,030
IPC dép. cour. & ameuble.	12,80	0,024	0,025
IPC vête. & chauss.	5,17	0,017	0,033
IPC trans.	19,95	0,040	0,046
IPC soins sant. & soins perso.	4,79	0,031	0,028
IPC lois., forma. & lect.	10,24	0,029	0,027
IPC Bois. alcool., prod. tabac & canna. récréa.	3,21	0,052	0,052
Total	100		

Les pondérations, qui sont d'abord attribuées aux diverses catégories de produits et aux différentes régions géographiques dans la composition du panier, jouent un rôle crucial

en déterminant l'importance relative de chaque élément dans l'IPC. Les pondérations de l'IPC sont basées sur les dépenses estimées des ménages et sont principalement dérivées des données collectées par l'enquête sur les dépenses des ménages pour une année de référence donnée. Le processus de mise à jour du panier de l'IPC vise à ajuster les pondérations appliquées aux éléments de base afin de mieux refléter les schémas de dépenses actuels des consommateurs. Dans le passé, ce panier était actualisé tous les quatre à cinq ans en utilisant les nouvelles données de dépenses provenant de l'enquête sur les dépenses des ménages la plus récente. Cependant, depuis la révision du panier en 2011, les pondérations de l'IPC sont désormais mises à jour tous les deux ans.

FIGURE 3.1 Évolution du taux d'inflation

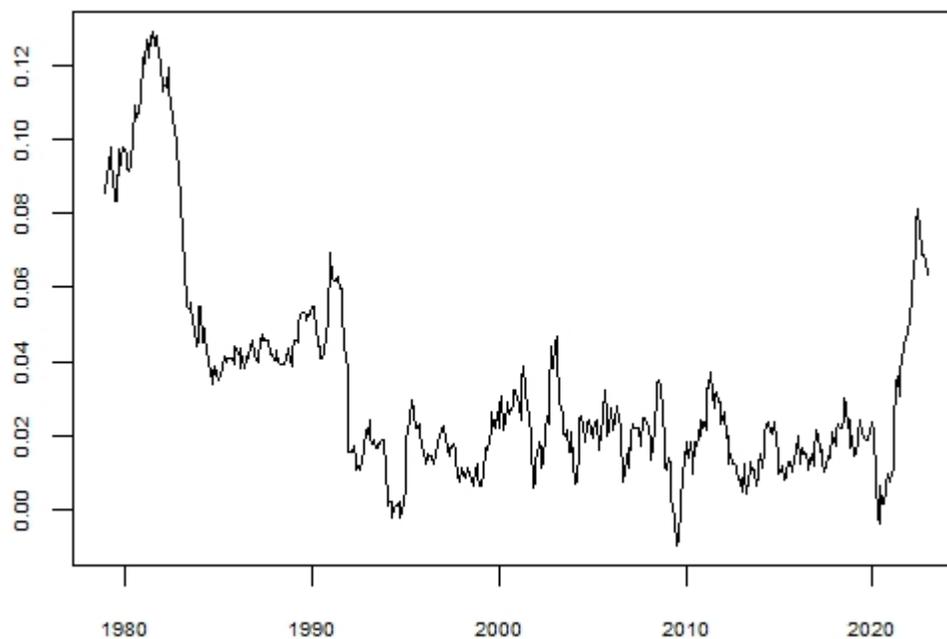
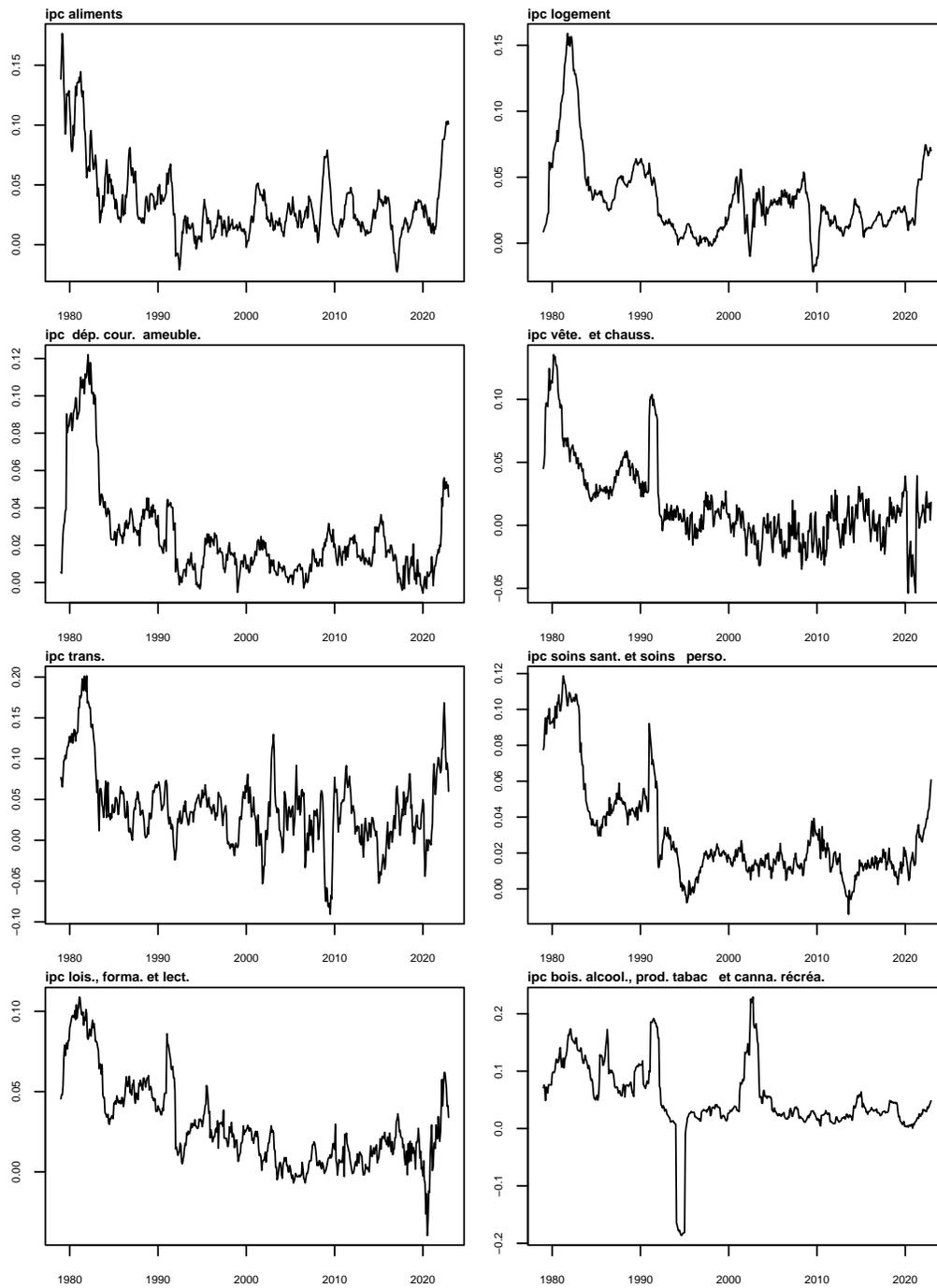


FIGURE 3.2 Évolution du taux de variation des indices de prix des composantes principales de l'inflation



Les graphiques 3.1 et 3.2 offrent un aperçu détaillé de l'évolution de l'inflation en mettant en lumière les huit principales composantes qui ont contribué à son évolution entre 1979 et 2022. Chacune de ces composantes reflète une partie essentielle de l'évolution des dépenses de consommation des canadiens et a un impact significatif sur l'indice des prix à la consommation sur cette période (1979-2022). De plus, au fil de cette période, diverses évolutions et événements économiques ont exercé une influence sur l'inflation au Canada, parmi lesquels figurent les chocs pétroliers de 1979-1980 et de 2008, ainsi que les mesures prises en réponse à la crise financière de 2008 et la pandémie de COVID-19. Le graphique permet d'observer des périodes d'inflation élevée, des périodes de stabilité et même des périodes de déflation.

3.5 Cadre de l'exercice de prévision

Nous aborderons l'exercice de prévision en utilisant une approche de pseudo-hors-échantillon. Dans cette méthodologie, nous divisons notre ensemble de données en deux périodes distinctes : l'une pour l'apprentissage et l'autre pour les tests. Nous choisirons la période d'apprentissage de janvier 1979 à mai 2006 (60 % des observations), tandis que la période de test s'étendra de juin 2006 à décembre 2022 (40% des observations). Pour évaluer la performance de chaque modèle, nous allons recourir à la métrique MSE (Mean Square Error), qui permet de mesurer l'écart entre les prévisions et les valeurs réelles. En outre, l'évaluation comparative des modèles sera effectuée en calculant les erreurs quadratiques moyennes (MSE) relatives, qui sont obtenues en divisant les MSE de chaque modèle par le MSE du modèle de référence.

En ce qui concerne la méthodologie d'estimation, nous avons opté pour une approche en fenêtre glissante avec réestimation du modèle, où les données d'apprentissage sont progressivement étendues au fur et à mesure que de nouvelles observations deviennent

disponibles. Cela permet de refléter davantage les fluctuations potentielles des conditions économiques et d'incorporer progressivement les nouvelles informations dans les prévisions. Les poids utilisés pour combiner les prévisions des différentes composantes de l'IPC ont été choisis en utilisant les poids en vigueur utilisés par Statistique Canada (voir annexe B.1).

CHAPITRE IV

RÉSULTATS

Le présent chapitre traite des résultats de la prévision de l'inflation canadienne à l'aide des modèles énoncés au chapitre 2. Nous examinons et discuterons ces résultats en détail. Par ailleurs, nous allons également comparer les résultats de ces méthodes pour déterminer la méthode la plus précise pour la prévision de l'inflation canadienne.

4.1 Résultats des prévisions

Dans la section suivante, nous exposons les résultats obtenus lors de notre exercice de prévision. Nous avons accordé une attention particulière à l'évaluation des erreurs quadratiques moyennes (MSE) pour mesurer la précision de nos prévisions. Toutes les valeurs présentées sont relatives aux MSE de notre modèle de référence, qui sert de base de comparaison. Ensuite, nous avons procédé à une évaluation statistique de la performance de nos modèles par rapport au modèle de référence en utilisant le test de [Diebold et Mariano \(1995\)](#). Rappelons que ce test statistique est couramment utilisé pour comparer les performances de deux modèles de prévision en mesurant leur précision et en déterminant si l'un est significativement différent de l'autre.

Le tableau 4.1 présente les résultats des erreurs quadratiques moyennes (MSE) pour chaque spécification de modèle et pour chacune des deux méthodes utilisées dans notre exercice

de prévision. Il convient de souligner que les valeurs de MSE sont rapportées au même MSE du modèle de référence, ce qui permet de les rendre comparables entre elles et de les évaluer en termes de performance relative. Par ailleurs, rappelons que les MSE relatives mesurent la performance de chaque modèle par rapport à notre modèle de référence, qui est ici un AR(p). Plus la MSE relative est faible, plus le modèle est performant. Si la MSE relative est inférieure à 1 alors, la spécification correspondante prédit l'inflation mieux que le modèle de référence.

En comparant les valeurs de MSE pour chaque spécification de modèle, nous pouvons mesurer leur précision relative et déterminer quel modèle a donné les meilleures prévisions. De même, en comparant les résultats pour chaque méthode de prévision, nous pouvons évaluer leur performance relative et déterminer quelle méthode est la plus précise pour notre ensemble de données.

D'après les résultats présentés dans ce tableau, il est possible de déduire plusieurs conclusions principales. Tout d'abord, dans l'ensemble, les prévisions désagrégées se sont avérées plus performantes que les prévisions agrégées, et ce, pour toutes les spécifications de modèles. Autrement dit, si l'on souhaite obtenir une prévision de l'inflation canadienne plus fiable, il est préférable de prévoir les huit composantes et de les combiner plutôt que de prévoir directement l'inflation.

En d'autres termes, en utilisant une approche désagrégée, qui prend en compte l'ensemble des huit indices de prix de tous les biens et services consommés par les ménages canadiens, on peut obtenir une prévision plus précise et plus robuste de l'inflation. Cela peut s'expliquer par le fait que l'agrégation permet de mieux tenir compte de la variabilité des différentes composantes, ce qui permet d'obtenir une prévision plus solide et plus fiable. Ces résultats que nous avons obtenus sont similaires à ceux trouvés dans la littérature sur la combinaison de prévisions. En particulier, [Hubrich \(2005\)](#), [Hendry et Hubrich \(2011\)](#) et [Fulton et Hubrich \(2021\)](#) ont également constaté des résultats comparables. Ces résultats

TABLEAU 4.1 Résultats

	Modèle	Agrégé	Désagrégé
Approche directe	Lasso	1,13	1,08
	Ridge	1,20	1,16
	Elastic-net	1,11	1,05
	ADL	0,99	0,96
	ARMA	0,91*	0,80*
Approche itérative	Lasso	0,93**	0,91*
	Ridge	1,24	1,20
	Elastic-net	0,94**	0,92**
	ADL	0,88*	0,80*
	ARMA	0,94**	0,89*

Les étoiles représentent le seuil de significativité du test de [Diebold et Mariano \(1995\)](#) : et correspondent respectivement à un seuil de significativité de 10% et 5%. Approche directe : on prévoit directement le taux de croissance annuel de l'IPC. Approche itérative : on prévoit le taux de croissance mensuel de l'IPC et on l'agrège sur 12 mois. agrégé : la variable indépendance est le taux de croissance de l'IPC. désagrégé : les variables sont les huit composantes de l'IPC, puis on combine les prévisions.

cohérents suggèrent que la combinaison de prévisions est une méthode fiable pour améliorer les performances des prévisions. En outre, ces résultats peuvent fournir des éléments de preuve supplémentaires pour soutenir l'utilisation de la combinaison de prévisions en tant que technique d'amélioration des prévisions.

Le deuxième résultat significatif de notre étude est que, dans l'ensemble, l'approche itérative s'est avérée plus performante que l'approche directe. Plus précisément, pour obtenir une meilleure prévision de l'inflation canadienne, il semble préférable de prévoir le taux de croissance mensuelle sur 12 mois et d'accumuler ces prévisions, plutôt que de prédire directement l'inflation en tant que variation de l'IPC en glissement annuel.

Cette conclusion est importante, car elle suggère que l'approche itérative peut offrir des

avantages significatifs par rapport à l'approche traditionnelle de prévision de l'inflation, en particulier en ce qui concerne l'amélioration de la précision des prévisions. En prédisant d'abord le taux de croissance mensuel sur 12 mois et en l'accumulant ensuite, cette approche permet de mieux tenir compte des tendances et des fluctuations de court terme dans nos indices, tout en permettant de saisir les tendances à plus long terme. En revanche, en se concentrant uniquement sur la variation de l'IPC en glissement annuel, l'approche directe peut manquer certaines informations clés et être moins sensible aux changements à court terme dans les données.

Ces résultats obtenus sont similaires à ceux présentés par [Goulet Coulombe *et al.* \(2021\)](#) portant sur les prévisions macroéconomiques. Ces auteurs ont mis en évidence l'importance de la transformation des données dans un exercice de prévision macroéconomique. Leurs résultats ont montré que l'approche itérative est préférable à l'approche directe pour la plupart des variables d'activité économique réelle et pour la plupart des horizons temporels. De plus, en utilisant des méthodes de haute dimensionnalité qui incorporent une forme de régularisation, la précision des prévisions peut être améliorée de manière significative, pouvant aller jusqu'à une amélioration de 30%. Cela suggère que l'utilisation de techniques de régularisation et de la méthode de moyenne des prévisions est efficace pour améliorer la qualité des prévisions.

En ce qui concerne notre exercice de prévision, nous avons observé que l'approche itérative, lorsqu'elle est combinée avec les modèles Lasso et Elastic-net, permettait d'améliorer la précision de nos prévisions d'inflation par rapport au modèle de référence. En effet, nos résultats ont montré une amélioration significative de 18% et 22% pour les modèles Lasso et Elastic-net, respectivement. Cela signifie que l'approche itérative, en utilisant ces modèles de régression linéaire pénalisée, a permis de réduire l'erreur de prévision de manière significative par rapport au modèle de référence.

Nos résultats montrent également que, quelle que soit l'approche choisie, les modèles

ARMA et ADL sont plus performants que les modèles de régularisation. En particulier, le modèle ARMA a montré la meilleure performance en termes de précision de prévision par rapport à tous les autres modèles. En effet, nos analyses ont révélé que le modèle ARMA a produit les prévisions les plus précises de l'inflation, surpassant ainsi les autres modèles, y compris les modèles de régularisation. Ces résultats sont similaires avec ceux obtenus par [Kotchoni *et al.* \(2019\)](#) qui ont mené un exercice de prévision des variations de l'inflation à court terme dans un environnement riche en données. Ces auteurs ont examiné six modèles différents, y compris ceux qui utilisaient des techniques de régularisation. Ils ont constaté que le modèle ARMA(1,1) était le plus performant en termes de prédiction de l'inflation à court terme. Ces résultats renforcent donc la validité et la fiabilité du modèle ARMA dans la prédiction de l'inflation à court terme, même dans un environnement de données riches avec des méthodes plus sophistiquées.

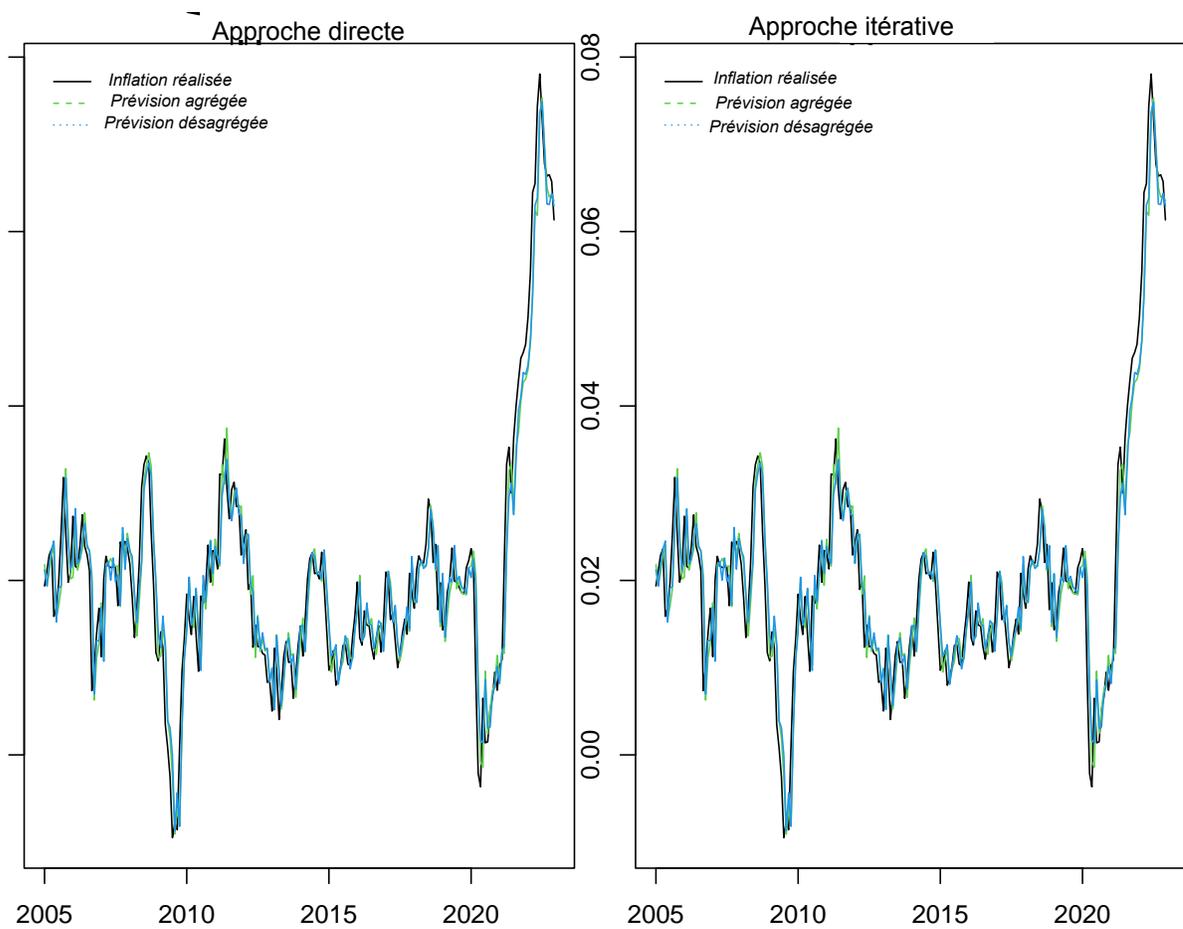
Dans les deux approches que nous avons adoptées, nos résultats concordent avec les conclusions énoncées par les auteurs [Boaretto et Medeiros \(2023\)](#), qui suggèrent que l'utilisation de la prévision désagrégée améliore la précision des prévisions de l'inflation. Dans notre cas, la désagrégation de l'inflation en composantes principales a conduit à une amélioration de la précision de nos prévisions. Plus spécifiquement, au cours de la période de la pandémie de COVID-19, ces constatations ont été confirmées. Par conséquent, lorsque l'économie est sujette à l'incertitude et à des variations significatives, la capacité à analyser et à anticiper les différentes composantes de l'inflation se révèle pertinente. Cette approche permet non seulement d'obtenir des prévisions plus précises, mais aussi de mieux anticiper la réaction de l'inflation face à d'importants événements économiques.

Cependant, nos résultats présentent une légère divergence, particulièrement en ce qui concerne l'impact d'un environnement riche en données sur la prédiction de l'inflation. Tandis que les deux auteurs soutiennent que cet environnement améliore la précision des prévisions d'inflation, nos résultats révèlent que, bien que l'ajout d'un tel environnement à

l'approche itérative améliore effectivement la précision de la prédiction de l'inflation, les méthodes ADL et ARMA s'avèrent encore plus performantes dans l'ensemble.

Les données présentées dans le graphique 4.1 illustrent les résultats obtenus par le modèle

FIGURE 4.1 Réalisation du modèle ADL



ADL pour les deux approches, ainsi que pour les prévisions agrégées et désagrégées. Ces résultats permettent d'observer les différences entre les approches et d'évaluer l'efficacité de chaque méthode de prévision.

En outre, nous avons entrepris un exercice de prévision de l'inflation au Canada pour la

période allant de 2020 à 2022. Cette période, caractérisée par la prévalence de la pandémie de COVID-19, a été marquée par des perturbations significatives au sein de l'économie, entraînant des répercussions notables sur les tendances de l'inflation. Cependant, il est essentiel de souligner que, malgré ces circonstances uniques, les tendances majeures qui ont émergé de nos résultats demeurent cohérentes (voir annexe). Ce fait nous conduit à une conclusion significative : nos principales conclusions, telles qu'illustrées ci-dessous, demeurent pertinentes même pendant la période exceptionnelle marquée par la pandémie de COVID-19.

CONCLUSION

La prévision de l'inflation canadienne est un sujet d'une grande importance économique, politique et sociale. Tout d'abord, pour les ménages, l'inflation peut avoir un impact significatif sur leur pouvoir d'achat et leur qualité de vie. Ensuite, pour les gouvernements, la maîtrise de l'inflation est essentielle pour maintenir la stabilité économique et financière. Enfin, pour les investisseurs, la prévision de l'inflation est cruciale pour la gestion de leurs portefeuilles. Le présent mémoire visait à étudier les différentes approches de prévision de l'inflation au Canada. Nous avons examiné deux méthodes distinctes : la première consiste à prévoir directement le taux d'inflation en utilisant le taux de variation de l'IPC en glissement annuel comme variable d'intérêt, tandis que l'approche itérative implique de prévoir le taux de croissance mensuel de l'IPC puis de l'accumuler sur une période de 12 mois. Pour évaluer la précision de ces méthodes, nous avons vérifié différents modèles économétriques, tels que les modèles ARMA et ADL, ainsi que des régressions pénalisées telles que Lasso, Ridge, Elastic-net. Nous avons également réalisé une prévision agrégée pour chaque approche en pondérant les prévisions des huit indices agrégés de l'inflation canadienne.

Nos résultats indiquent que la prévision indirecte du taux de croissance mensuelle de l'IPC, cumulé sur douze mois, est plus performante que la prévision directe du taux de variation annuel de l'IPC. En outre, nous avons constaté que les modèles ARMA et ADL sont plus performants que les régressions pénalisées. Enfin, nos résultats ont également montré que la prévision agrégée des huit composantes de l'IPC canadien, en utilisant une moyenne pondérée des poids de Statistique Canada, est plus performante que la prévision directe du

taux de croissance de l'IPC global.

En somme, ce travail fournit des informations importantes pour les décideurs économiques et les investisseurs qui cherchent à élaborer des stratégies de prévision de l'inflation au Canada. Elle met en évidence l'importance de considérer différentes approches de prévision et de choisir les modèles les plus adaptés aux caractéristiques des données économiques. Les résultats de cette étude peuvent également servir de base pour des travaux futurs sur la prévision de l'inflation au Canada et dans d'autres contextes économiques.

Le présent mémoire suggère quelques pistes d'amélioration, notamment en ce qui concerne l'utilisation des poids de Statistique Canada (qui se base sur la composition du panier des biens et services utilisés pour le calcul de l'IPC) dans le calcul de l'indice des prix à la consommation (IPC). En effet, il est possible que l'utilisation de ces poids ne soit pas la meilleure façon de procéder pour obtenir des résultats précis. Pour remédier à cela, il est proposé d'utiliser une régression en prenant comme variable d'intérêt l'inflation et comme redresseurs les huit composantes de l'IPC. Ainsi, en retenant le coefficient de chaque composante comme poids de la composante, on pourrait obtenir des résultats plus précis.

ANNEXE A

ANALYSE DE LA PRÉVISION PENDANT LES ANNÉES COVID

Cette annexe présente l'exercice de prévision de l'inflation canadienne pour les années COVID-19(2020 à 2022)

Le tableau A.1 fournit une vue d'ensemble des MSE relatives pour chaque spécification de modèle et pour chacune de nos deux approches.

Les résultats obtenus dans cet exercice confirment les tendances observées précédemment. En effet, il a été constaté que l'approche itérative offre généralement de meilleures performances que l'approche directe pour toutes les spécifications de modèle utilisées, cela s'applique aussi bien en agrégeant les prévisions des huit composantes qu'à la prévision directe de l'inflation. Par exemple, pour la spécification lasso, l'approche directe donne des MSE relatives de 1,1 et 1,08 pour les prévisions directes et agrégées, tandis que l'approche itérative donne des MSE autour de 0,91.

Plus globalement, en ce qui concerne les différentes spécifications de modèles, nous pouvons constater que les spécifications plus simples comme ADL et ARMA ont tendance à donner de meilleures performances que les spécifications plus complexes comme Lasso ou Ridge ou Elastic-net. Cela peut s'expliquer par le fait que les modèles de spécifications plus simples ont moins de paramètres et sont donc moins susceptibles de souffrir

TABLEAU A.1 Résultats

	Modèle	Agrégée	Désagrégée
Approche directe	Lasso	1,1	1,08
	Ridge	1,18	1,10
	Elastic-net	1,07	1,01
	ADL	0,97	0,88
	ARMA	0,88*	0,82*
Approche itérative	Lasso	0,91*	0,91*
	Ridge	0,916	0,92
	Elastic-net	0,92*	0,91*
	ADL	0,91*	0,86*
	ARMA	0,94**	0,89*

Les étoiles représentent le seuil de significativité du test de [Diebold et Mariano \(1995\)](#) : et correspondent respectivement à un seuil de significativité de 10% et 5%. Approche 1 : on prévoit directement le taux de croissance annuel de l'IPC. Approche itérative : on prévoit le taux de croissance mensuel de l'IPC et on l'agrège sur 12 mois. Direct : la variable indépendance est le taux de croissance de l'IPC. Combinée : les variables sont les huit composantes de l'IPC, puis on combine les prévisions.

de surajustement (overfitting). En revanche, les modèles plus complexes ont souvent plus de paramètres et peuvent être plus susceptibles de surajustement, surtout si les données d'entraînement sont bruyantes.

ANNEXE B

PONDÉRATIONS ET VARIABLES EXPLICATIVES

B.1 Pondérations des huit principales composantes de l'IPC

TABLEAU B.1 Pondérations des huit principales composantes de l'IPC (en %)

Année	2001	2005	2009	2011	2013	2015	2017	2020	2021	2022
IPC Aliments	16,89	17,04	15,99	16,6	16,41	16,23	16,48	16,24	15,94	16,65
IPC Logement	26,75	26,62	27,49	26,26	26,8	27,15	27,36	30,03	29,8	28,34
IPC dép. cour. ameuble.	10,58	11,1	11,55	12,66	13,14	12,97	12,8	14,89	14,5	14,36
IPC vête. et chauss.	5,37	5,36	5,31	5,82	6,08	5,44	5,17	3,99	4,31	4,73
IPC trans.	19,79	19,88	20,6	19,98	19,1	19,7	19,95	15,96	16,91	16,44
IPC soins sant. et soins perso.	4,52	4,73	4,95	4,93	4,73	5	4,79	4,68	4,62	5,03
IPC lois., forma. et lect.	11,96	12,2	11,2	10,96	10,89	10,89	10,24	9,4	9,29	9,92
IPC Bois. alcool., prod. tabac et canna. récréa.	4,13	3,07	2,91	2,79	2,86	2,63	3,21	4,8	4,63	4,53

source : Statistique Canada

Ce tableau de pondération des composantes principales de l'inflation au Canada offre un aperçu essentiel de la composition des dépenses des ménages et de l'évolution des prix dans différentes catégories de biens et de services au fil du temps. Il révèle que les coûts liés au logement (IPC Logement) ont pris une part de plus en plus importante dans le panier de dépenses des Canadiens, atteignant une hausse notable en 2020. Les variations dans les pondérations des autres catégories indiquent également des tendances importantes, telles que la hausse des dépenses de soins de santé et la fluctuation des coûts des transports.

Il est important de rappeler que les pondérations mentionnées dans le tableau ont fait l'ob-

jet de mises à jour périodiques pour refléter les évolutions des habitudes de consommation des ménages canadiens. Depuis 2011, ces pondérations sont révisées et actualisées tous les deux ans. Cependant, avant cette date, elles subissaient des révisions tous les quatre ans, à partir de 1992.

B.2 Description des variables explicatives

Ces variables explicatives sont utilisées pour la prévision dans un environnement riche en données. Cette base de données a été mise en disposition par [Stevanovic *et al.* \(2021\)](#). Il convient de noter que cette base de données a également été présentée par [Fortin-Gagnon *et al.* \(2022\)](#).

TABLEAU B.2 Description des variables explicatives

id	Variables	Description
1	EMP_CAN	Employment total
2	EMP_SERV_CAN	Employment services
3	EMP_FOR_OIL_CAN	Employment forestry, fishing, mining, oil and gas
4	EMP_CONS_CAN	Employment construction
5	EMP_SALES_CAN	Employment sales (wholesale and retail trade)
6	EMP_FIN_CAN	Employment finance, insurance and real estate
7	EMP_MANU_CAN	Employment manufacturing
8	EMP_PART_CAN	Employment part time
9	UNEMP_CAN	Unemployment rate
10	UNEMP_DURA_1,4_CAN	Unemployment duration (1-4 weeks)
11	UNEMP_DURA_5,13_CAN	Unemployment duration (5-13 weeks)
12	UNEMP_DURA_14,25_CAN	Unemployment duration (14-24 weeks)
13	UNEMP_DURA_27,_CAN	Unemployment duration (27+ weeks)
14	UNEMP_DURAvg_CAN_new	Unemployment average duration
15	TOT_HRS_CAN	Hours worked total
16	hstart_CAN_new	Housing starts (units)
17	hstart_NF_new	Housing starts (units)
18	hstart_PEI_new	Housing starts (units)
19	hstart_NS_new	Housing starts (units)
20	hstart_NB_new	Housing starts (units)
21	hstart_QC_new	Housing starts (units)
22	hstart_ONT_new	Housing starts (units)
23	hstart_MAN_new	Housing starts (units)
24	hstart_SAS_new	Housing starts (units)
25	hstart_ALB_new	Housing starts (units)
26	hstart_BC_new	Housing starts (units)
27	build_Total_CAN_new	Building permits (tous)
28	build_Ind_CAN_new	Building permits (industries)
29	build_Comm_CAN_new	Building permits (commerce)
30	build_Total_NF_new	Building permits (tous)
31	build_Comm_NF_new	Building permits (commerce)
32	build_Total_PEI_new	Building permits (tous)
33	build_Comm_PEI_new	Building permits (commerce)
34	build_Total_NS_new	Building permits (tous)
35	build_Ind_NS_new	Building permits (industries)
36	build_Comm_NS_new	Building permits (commerce)
37	build_Total_NB_new	Building permits (tous)
38	build_Comm_NB_new	Building permits (commerce)
39	build_Total_QC_new	Building permits (tous)
40	build_Ind_QC_new	Building permits (industries)
41	build_Comm_QC_new	Building permits (commerce)
42	build_Total_ONT_new	Building permits (tous)
43	build_Ind_ONT_new	Building permits (industries)
44	build_Comm_ONT_new	Building permits (commerce)
45	build_Total_MAN_new	Building permits (tous)
46	build_Ind_MAN_new	Building permits (industries)
47	build_Comm_MAN_new	Building permits (commerce)
48	build_Total_SAS_new	Building permits (tous)
49	build_Ind_SAS_new	Building permits (industries)
50	build_Comm_SAS_new	Building permits (commerce)
51	build_Total_ALB_new	Building permits (tous)
52	build_Ind_ALB_new	Building permits (industries)
53	build_Comm_ALB_new	Building permits (commerce)
54	build_Total_BC_new	Building permits (tous)

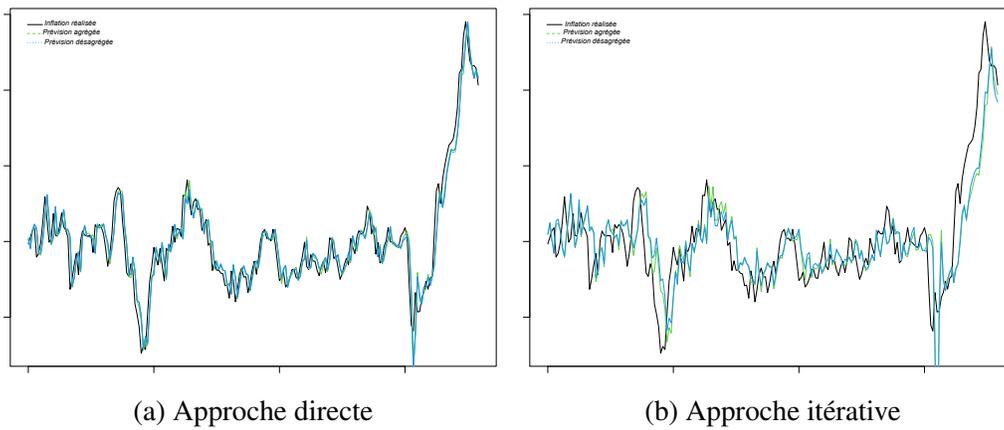
id	Variables	Description
55	build_Ind_BC_new	Building permits (industries)
56	build_Comm_BC_new	Building permits (commerce)
57	M3	M3 (gross)
58	M2p	M2+ (gross)
59	M_BASE1	Monetary base
60	CRED_BUS_cb	Business loans, Chartered banks only
61	CRED_HOUS_cb	Personal loans, Chartered banks only
62	CRED_MORT_HOUSE_cb	Residential mortgages, total, Chartered banks only
63	CRED_T_cb	Total loans, Chartered banks only
64	BANK_RATE_L	Bank rate
65	GOV_AVG_1_3Y	Governmental bonds (average rate) (1-3 years)
66	GOV_AVG_3_5Y	Governmental bonds (average rate) (3-5 years)
67	GOV_AVG_5_10Y	Governmental bonds (average rate) (5-10 years)
68	GOV_AVG_10pY	Governmental bonds (average rate) (10+ years)
69	MORTG_5Y	Mortgage rate (5 years)
70	TBILL_3M	Treasury bills (3 months)
71	TBILL_6M	Treasury bills (6 months)
72	G_AVG_1,3,Bank_rate	Government bonds (1-3 years) - Bank rate
73	G_AVG_3,5,Bank_rate	Government bonds (3-5 years) - Bank rate
74	G_AVG_5,10,Bank_rate	Government bonds (5-10 years) - Bank rate
75	TBILL_6M,Bank_rate	Treasury bond (6 months) - Bank rate
76	G_AVG_10p,TBILL_3M	Government Bonds (10+ years) - Treasury Bond (3 months)
77	RES_TOT	Total Canada's official international reserves
78	RES_USD	Canadian USD reserves
79	RES_IMF	Canadian reserve position at the IMF
80	Imp_BP_new	Imports total
81	IOIL_BP_new	Imports oil
82	Exp_BP_new	Exports total
83	EOIL_BP_new	Exports oil
84	EX_ENER_BP_new	Export energy products
85	EX_MINER_BP_new	Exports non-metallic ores
86	EX_METAL_BP_new	Exports metal and other mineral products
87	EX_IND_EQUIP_BP_new	Exports industrial machinery, pieces and equipment
88	EX_TRANSP_BP_new	Exports motor vehicles and parts
89	EX_CONS_BP_new	Exports consumption goods
90	IMP_METAL_BP_new	Imports metal and other mineral products
91	IMP_IND_EQUIP_BP_new	Imports industrial machinery, pieces and equipment
92	IMP_TRANSP_BP_new	Imports motor vehicles and parts
93	IMP_CONS_BP_new	Imports consumption goods
94	USDCAD_new	Exchange rate CADUSD
95	JPYCAD_new	Exchange rate CADJPY
96	GBPCAD_new	Exchange rate CADGBP
97	IPPI_CAN	Industrial production price index (IPPI) (all)
98	WTISPLC	Petroleum price Western Intermediate Select (WTI) (FRED)
99	TSX_HI	Toronto Stock Exchange (high)
100	TSX_LO	Toronto Stock Exchange (low)

id	Variables	Description
101	TSX_CLO	Toronto Stock Exchange (close)
102	EMP_NF	Employment total
103	EMP_SERV_NF	Employment services
104	EMP_FOR_OIL_NF	Employment forestry, fishing, mining, oil and gas
105	EMP_CONS_NF	Employment construction
106	EMP_SALES_NF	Employment sales (wholesale and retail trade)
107	EMP_FIN_NF	Employment finance, insurance and real estate
108	EMP_MANU_NF	Employment manufacturing
109	EMP_PEI	Employment total
110	EMP_SERV_PEI	Employment services
111	EMP_FOR_OIL_PEI	Employment forestry, fishing, mining, oil and gas
112	EMP_CONS_PEI	Employment construction
113	EMP_SALES_PEI	Employment sales (wholesale and retail trade)
114	EMP_FIN_PEI	Employment finance, insurance and real estate
115	EMP_MANU_PEI	Employment manufacturing
116	EMP_NS	Employment total
117	EMP_SERV_NS	Employment services
118	EMP_FOR_OIL_NS	Employment forestry, fishing, mining, oil and gas
119	EMP_CONS_NS	Employment construction
120	EMP_SALES_NS	Employment sales (wholesale and retail trade)
121	EMP_FIN_NS	Employment finance, insurance and real estate
122	EMP_MANU_NS	Employment manufacturing
123	EMP_NB	Employment total
124	EMP_SERV_NB	Employment services
125	EMP_FOR_OIL_NB	Employment forestry, fishing, mining, oil and gas
126	EMP_CONS_NB	Employment construction
127	EMP_SALES_NB	Employment sales (wholesale and retail trade)
128	EMP_FIN_NB	Employment finance, insurance and real estate
129	EMP_MANU_NB	Employment manufacturing
130	EMP_QC	Employment total
131	EMP_SERV_QC	Employment services
132	EMP_FOR_OIL_QC	Employment forestry, fishing, mining, oil and gas
133	EMP_CONS_QC	Employment construction
134	EMP_SALES_QC	Employment sales (wholesale and retail trade)
135	EMP_FIN_QC	Employment finance, insurance and real estate
136	EMP_MANU_QC	Employment manufacturing
137	EMP_ONT	Employment total
138	EMP_SERV_ONT	Employment services
139	EMP_FOR_OIL_ONT	Employment forestry, fishing, mining, oil and gas
140	EMP_CONS_ONT	Employment construction
141	EMP_SALES_ONT	Employment sales (wholesale and retail trade)
142	EMP_FIN_ONT	Employment finance, insurance and real estate
143	EMP_MANU_ONT	Employment manufacturing
144	EMP_MAN	Employment total
145	EMP_SERV_MAN	Employment services
146	EMP_FOR_OIL_MAN	Employment forestry, fishing, mining, oil and gas
147	EMP_CONS_MAN	Employment construction
148	EMP_SALES_MAN	Employment sales (wholesale and retail trade)
149	EMP_FIN_MAN	Employment finance, insurance and real estate
150	EMP_MANU_MAN	Employment manufacturing
151	EMP_SAS	Employment total
152	EMP_SERV_SAS	Employment services
153	EMP_FOR_OIL_SAS	Employment forestry, fishing, mining, oil and gas
154	EMP_CONS_SAS	Employment construction

id	Variables	Description
155	EMP_SALES_SAS	Employment sales (wholesale and retail trade)
156	EMP_FIN_SAS	Employment finance, insurance and real estate
157	EMP_MANU_SAS	Employment manufacturing
158	EMP_ALB	Employment total
159	EMP_SERV_ALB	Employment services
160	EMP_FOR_OIL_ALB	Employment forestry, fishing, mining, oil and gas
161	EMP_CONS_ALB	Employment construction
162	EMP_SALES_ALB	Employment sales (wholesale and retail trade)
163	EMP_FIN_ALB	Employment finance, insurance and real estate
164	EMP_MANU_ALB	Employment manufacturing
165	EMP_BC	Employment total
166	EMP_SERV_BC	Employment services
167	EMP_FOR_OIL_BC	Employment forestry, fishing, mining, oil and gas
168	EMP_CONS_BC	Employment construction
169	EMP_SALES_BC	Employment sales (wholesale and retail trade)
170	EMP_FIN_BC	Employment finance, insurance and real estate
171	EMP_MANU_BC	Employment manufacturing
172	UNEMP_NF	Unemployment rate
173	UNEMP_PEI	Unemployment rate
174	UNEMP_NS	Unemployment rate
175	UNEMP_NB	Unemployment rate
176	UNEMP_QC	Unemployment rate
177	UNEMP_ONT	Unemployment rate
178	UNEMP_MAN	Unemployment rate
179	UNEMP_SAS	Unemployment rate
180	UNEMP_ALB	Unemployment rate
181	UNEMP_BC	Unemployment rate
182	EMP_PART_NF	Employment part time
183	EMP_PART_PEI	Employment part time
184	EMP_PART_NS	Employment part time
185	EMP_PART_NB	Employment part time
186	EMP_PART_QC	Employment part time
187	EMP_PART_ONT	Employment part time
188	EMP_PART_MAN	Employment part time
189	EMP_PART_SAS	Employment part time
190	EMP_PART_ALB	Employment part time
191	EMP_PART_BC	Employment part time
192	UNEMP_DURAvg_NF_new	Unemployment average duration
193	UNEMP_DURAvg_PEI_new	Unemployment average duration
194	UNEMP_DURAvg_NS_new	Unemployment average duration
195	UNEMP_DURAvg_NB_new	Unemployment average duration
196	UNEMP_DURAvg_QC_new	Unemployment average duration
197	UNEMP_DURAvg_ONT_new	Unemployment average duration
198	UNEMP_DURAvg_MAN_new	Unemployment average duration
199	UNEMP_DURAvg_SAS_new	Unemployment average duration
200	UNEMP_DURAvg_ALB_new	Unemployment average duration
201	UNEMP_DURAvg_BC_new	Unemployment average duration
202	TOT_HRS_NF	Hours worked total
203	TOT_HRS_PEI	Hours worked total
204	TOT_HRS_NS	Hours worked total
205	TOT_HRS_NB	Hours worked total
206	TOT_HRS_QC	Hours worked total
207	TOT_HRS_ONT	Hours worked total
208	TOT_HRS_MAN	Hours worked total

B.3 Graphiques des prévisions

FIGURE B.1 Réalisation du modèle ARMA



BIBLIOGRAPHIE

- Ang, A., Geert, B. et Min, W. (2007). Do macro variables, asset markets, or surveys forecast inflation better. *Journal of Monetary Economics*, 54, 1163–1212.
- Atkeson, A. et Ohanian, L. E. (2001). Are phillips curves useful for forecasting inflation ? *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review*, 25, 2–11.
- Banque du Canada, v. (2021). *Renouvellement du cadre de politique monétaire*. Banque du Canada.
- Boaretto, G. et Medeiros, M. C. (2023). Forecasting inflation using disaggregates and machine learning. *Papers 2308.11173, arXiv.org*.
- Bruneau, C., De Bandt, O., Flageollet, A. et Michaux, E. (2007). Forecasting inflation using economic indicators : the case of france. *Journal of Forecasting*, 26(1), 1–22.
- Bryan, M. F. et Gavin, W. T. (1986). Models of inflation expectations formation : A comparison of household and economist forecasts. *Journal of Money, Credit and Banking*, 18, 539–44.
- Chaudhuri, K. et Bhaduri, S. N. (2019). Inflation forecast : Just use the disaggregate or combine it with the aggregate. *Journal of Quantitative Economics*, 17(1), 331–343.
- Demers, F. et Champlain, A. D. (2005). Forecasting core inflation in canada : Should we forecast the aggregate or the components ? *Bank of Canada Working Paper*, 44.
- Diebold, F. et Mariano, R. (1995). Comparing predictive accuracy. *Journal of Business Economic Statistics*, 13(3), 253–63.
- Duarte, C. et Rua, A. (2007). Forecasting inflation through a bottom-up approach : How bottom is bottom ? *Economic Modelling*, 24(6), 941–953.
- Dufour, J.-M. et Stevanovic, D. (2013). Factor-augmented varma models with macroeconomic applications. *Journal of Business and Economic Statistics*, 31(4), 491–506.

- Engert, W. et Hendry, S. (1998). Forecasting inflation with the ml-vecm : Part two. *Bank of Canada Working Paper 98-6*.
- Fisher, I. (1926). A statistical relationship between unemployment and price changes. *International Labor Review*, 13(7), 85–92.
- Fortin-Gagnon, O., Leroux, M., Stevanovic, D. et Surprenant, S. (2022). A large canadian database for macroeconomic analysis. *Canadian Journal of Economics*, 55(4), 1799–1833.
- Fulton, C. et Hubrich, K. (2021). Forecasting us inflation in real time. *Econometrics*, 36(9).
- Gali, J. et Gertler, M. (1999). Inflation dynamics : A structural econometric analysis. *Journal of Monetary Economics*, 44(2), 195–222.
- Gali, J., Gertler, M. et Lopez-Salido, D. J. (2001). European inflation dynamics. *European Economic Review*, 45(12), 37–70.
- Goulet Coulombe, P., Leroux, M., Stevanovic, D. et Surprenant, S. (2021). Macroeconomic data transformations matter. *International Journal of Forecasting*, 37, 1338–1354.
- Granger, C. (1980). Long memory relationships and the aggregation of dynamic models. *Journal of Econometrics*, 14, 227–38.
- Granger, C. (1987). Implications of aggregation with common factors. *Econometric Theory*, 3(2), 208–222.
- Granger, C. et Ramanathan, R. (1984). Improved methods of combining forecasts. *Journal of Forecasting*, 3, 197–204.
- Grunfeld, Y. et Griliches, Z. (1960). Is aggregation necessarily bad? *The Review of Economics and Statistics*, 41(1), 1–13.
- Hendry, D. F. et Hubrich, K. (2011). Combining disaggregate forecasts or combining disaggregate information to forecast an aggregate. *Journal of Business & Economic Statistics*, 29(2), 216–227.
- Hoerl, A. E. et Kennard, R. W. (1970). Ridge regression : Biased estimation for nonorthogonal problems. *Technometrics*, 12(1), 55–67.

- Hubrich, K. (2005). Forecasting euro area inflation : Does aggregating forecasts by hicp component improve forecast accuracy ? *International Journal of Forecasting*, 21(1), 19–36.
- Hyndman, R. J., Ahmed, R. A., Athanasopoulos, G. et Shang, H. L. (2011). Optimal combination forecasts for hierarchical time series. *Computational Statistics & Data Analysis*, 55(1), 2579–2589.
- Inoue, A., Kilian, L. et Kiraz, F. B. (2009). Do actions speak louder than words ? household expectations of inflation based on micro consumption data. *Journal of Money, Credit and Banking*, 41(7), 1331–1363.
- Kohn, R. (1982). When is an aggregate of a time series efficiently forecast by its past ? *Journal of Econometrics*, 18, 337–349.
- Kotchoni, R., Leroux, M. et Stevanovic, D. (2019). Macroeconomic forecast accuracy in a data-rich environment. *Journal of Applied Econometrics*, 34(7), 1050– 1072.
- Li, F. et Tkacz, G. (2001). Evaluating linear and non-linear time-varying forecast-combination methods. *Staff Working Papers, Bank of Canada*, 1–12.
- Lütkepohl, H. (1984a). Forecasting contemporaneously aggregated vector arma processes. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2(3), 201–214.
- Lütkepohl, H. (1984b). Linear transformations of vector arma processes. *Journal of econometrics*, 26, 283–293.
- Lütkepohl, H. (1987). Forecasting aggregated vector arma processes. *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems, Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg.*, 284.
- Moser, G., Rumler, F. et Schaler, J. (2007). Forecasting austrian inflation. *Economic Modelling*, 24(3), 470–480.
- Nijman, T. E. et Palm, F. C. (1990). Predictive accuracy gain from disaggregate sampling in arima models. *Journal of Business Economic Statistics*, 8(4), 405–415.
- Phillips, A. W. (1958). The relation between unemployment and the rate of change of money wage rates in the united kingdom, 1861–1957. *Economica*, 25(2), 83–99.
- Rose, D. (1977). Forecasting aggregates of independent arima processes. *Journal of Econometrics*, 5(3), 323–345.

- Samuelson, P. A. et Solow, R. M. (1960). Analytical aspects of anti-inflation policy. *The American Economic Review*, 50(2), 177–194.
- Statistique-Canada (2015). Le document de référence de l'indice des prix à la consommation canadien. *No 62-553-X au catalogue*.
- Stevanovic, D., Surprenant, S., Leroux, M. et Fortin-Gagnon, O. (2021). Large canadian database for macroeconomic analysis (lcdma). *Scholars Portal Dataverse*, 1.
- Stock, J. H. et Watson, M. W. (2007). Why has us inflation become harder to forecast? *Journal of Money, Credit and Banking*, 39, 3–33.
- Theil, H. (1957). Linear aggregation of economic relations. *Econometrica*, 25(1), 111–122.
- Tiao, G. C. et Guttman, I. (1980). Forecasting contemporaneous aggregates of multiple time series. *Journal of Econometrics*, 12, 219–230.
- Tibshirani, M. (1996). Regression shrinkage and selection via the lasso. *Journal of the Royal Statistical Society*, 58(1), 267–288.
- Trehan, B. (2015). Survey measures of expected inflation and the inflation process. *Journal of Money, Credit and Banking*, 47(1), 207–222.
- Zou, H. et Hastie, T. (2005). Regularization and variable selection via the elastic net. *Journal of the Royal Statistical Society*, 67(2), 301–320.