

N° 12-001-X au catalogue
ISSN 1712-5685

Techniques d'enquête

Statistiques officielles fondées sur l'Enquête sur la santé aux Pays-Bas pendant la pandémie de COVID-19

par Jan van den Brakel et Marc Smeets

Date de diffusion : le 30 juin 2023



Statistique
Canada

Statistics
Canada

Canada

Comment obtenir d'autres renseignements

Pour toute demande de renseignements au sujet de ce produit ou sur l'ensemble des données et des services de Statistique Canada, visiter notre site Web à www.statcan.gc.ca.

Vous pouvez également communiquer avec nous par :

Courriel à infostats@statcan.gc.ca

Téléphone entre 8 h 30 et 16 h 30 du lundi au vendredi aux numéros suivants :

- | | |
|---|----------------|
| • Service de renseignements statistiques | 1-800-263-1136 |
| • Service national d'appareils de télécommunications pour les malentendants | 1-800-363-7629 |
| • Télécopieur | 1-514-283-9350 |

Normes de service à la clientèle

Statistique Canada s'engage à fournir à ses clients des services rapides, fiables et courtois. À cet égard, notre organisme s'est doté de normes de service à la clientèle que les employés observent. Pour obtenir une copie de ces normes de service, veuillez communiquer avec Statistique Canada au numéro sans frais 1-800-263-1136. Les normes de service sont aussi publiées sur le site www.statcan.gc.ca sous « Contactez-nous » > « [Normes de service à la clientèle](#) ».

Note de reconnaissance

Le succès du système statistique du Canada repose sur un partenariat bien établi entre Statistique Canada et la population du Canada, les entreprises, les administrations et les autres organismes. Sans cette collaboration et cette bonne volonté, il serait impossible de produire des statistiques exactes et actuelles.

Publication autorisée par le ministre responsable de Statistique Canada

© Sa Majesté le Roi du chef du Canada, représenté par le ministre de l'Industrie 2023

Tous droits réservés. L'utilisation de la présente publication est assujettie aux modalités de l'[entente de licence ouverte](#) de Statistique Canada.

Une [version HTML](#) est aussi disponible.

This publication is also available in English.

Statistiques officielles fondées sur l'Enquête sur la santé aux Pays-Bas pendant la pandémie de COVID-19

Jan van den Brakel et Marc Smeets¹

Résumé

L'Enquête sur la santé aux Pays-Bas (ESP), menée par Statistique Pays-Bas, est conçue pour produire des estimations directes fiables selon une fréquence annuelle. La collecte des données est fondée sur une combinaison d'interviews Web et d'interviews sur place. En raison des mesures de confinement prises pendant la pandémie de COVID-19, peu ou pas d'interviews sur place ont pu être effectuées, ce qui a entraîné des variations soudaines d'effets de mesure et de sélection sur les résultats de l'enquête. De plus, la production de données annuelles sur l'effet de la COVID-19 sur des thèmes liés à la santé ayant un délai d'un an nuit à la pertinence de l'enquête. La taille de l'échantillon de l'ESP ne permet pas d'obtenir des résultats pour des périodes de référence plus courtes. Dans les deux cas, le problème est résolu en élaborant un modèle de séries chronologiques structurel (MSCS) bivarié en vue d'estimer les résultats trimestriels pour huit indicateurs clés de la santé. Ce modèle combine deux séries d'estimations directes, une série fondée sur des réponses complètes et une série fondée sur des réponses fournies par Internet seulement et permet d'obtenir des prévisions fondées sur le modèle pour les indicateurs qui sont corrigés en raison des pertes subies par l'arrêt ou la diminution des interviews sur place pendant les périodes de confinement. Le modèle est également utilisé comme une forme d'estimation sur petits domaines et tire des renseignements des échantillons des périodes de référence précédentes. Des statistiques à jour et pertinentes décrivant les effets de la pandémie de COVID-19 sur la santé aux Pays-Bas sont ainsi publiées. Dans le présent article, la méthode fondée sur le MSCS bivarié est comparée à deux autres méthodes. La première emploie un MSCS univarié où aucune correction n'est apportée aux estimations en raison des pertes subies par l'arrêt ou la diminution des interviews sur place. La deuxième utilise un MSCS univarié doté également d'une variable d'intervention modélisant l'effet de cette perte de réponses en raison de l'arrêt ou de la diminution des interviews sur place pendant le confinement.

Mots-clés : Estimation sur petits domaines; modèle de séries chronologiques structurel; pandémie de COVID-19.

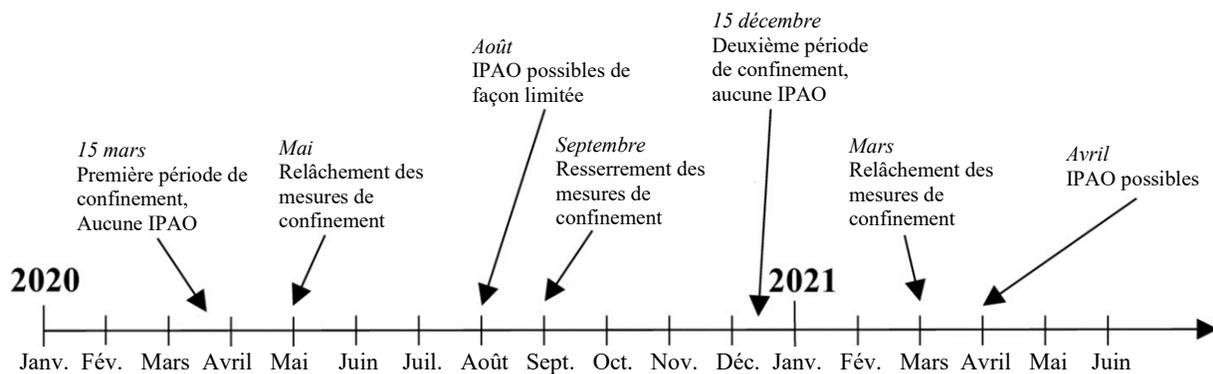
1. Introduction

L'Enquête sur la santé aux Pays-Bas (ESP) est une enquête continue, menée par Statistique Pays-Bas, qui évalue la santé, l'utilisation des soins de santé et le mode de vie aux Pays-Bas. La collecte de données est fondée sur un plan séquentiel à mode mixte dans le cadre duquel une combinaison d'interviews Web (interviews Web assistées par ordinateur [IWAO]) et d'interviews sur place (interviews sur place assistées par ordinateur [IPAO]) est appliquée. En raison des mesures de confinement appliquées aux Pays-Bas pendant la pandémie de COVID-19, il était interdit de faire des interviews sur place pendant certaines périodes de 2020 et de 2021. La figure 1.1 présente une chronologie des périodes de confinement aux Pays-Bas et des restrictions appliquées aux IPAO pour l'ESP. Pendant les autres parties de ces années, des restrictions étaient appliquées aux méthodes normales de collecte de données. Cela s'est traduit par des variations soudaines d'effets de sélection et de biais de mesure et, par conséquent, par des variations systématiques de résultats de l'ESP. Un deuxième problème est que l'ESP est conçue pour produire des estimations fiables sur une base annuelle à l'aide d'estimateurs directs standard comme l'estimateur par la

1. Jan van den Brakel, Statistics Netherlands and Maastricht University. Courriel : ja.vandenbrakel@cbs.nl; Marc Smeets, Statistics Netherlands.

régression généralisée (GREG) (Särndal, Swensson et Wretman, 1992). Normalement, le personnel de l'ESP publie annuellement les données pour l'année τ au cours du mois de mars de l'année $\tau + 1$. La pandémie de COVID-19, qui a commencé au début de 2020, a clairement montré que la production de données annuelles sur l'effet de la COVID-19 sur des thèmes liés à la santé ayant un délai d'environ un an nuit fortement à la pertinence de l'enquête. Un autre inconvénient des résultats annuels est que la période de la pandémie n'est pas bien délimitée à l'intérieur de la période de référence de l'ESP. Au deuxième trimestre de 2020, la demande externe pour que l'ESP fournisse des résultats trimestriels était forte, puisque de tels résultats reflètent mieux la réalité actuelle et délimitent mieux les périodes de COVID-19. La taille de l'échantillon de l'ESP ne permet toutefois pas de produire des estimations directes suffisamment précises pour des périodes de référence trimestrielles.

Figure 1.1 Chronologie des périodes de confinement aux Pays-Bas et des restrictions appliquées aux IPAO pour l'ESP, janvier 2020 à juin 2021.



Pour résoudre les problèmes, un modèle de séries chronologiques structurel (MSCS) bivarié est élaboré pour huit variables clés de l'ESP mesurées de façon trimestrielle. Ce modèle est utilisé pour apporter des corrections en raison des variations d'erreurs de mesure et de sélection causées par la perte de réponses en raison de l'arrêt des IPAO et est employé comme une forme d'estimation sur petits domaines (Rao et Molina, 2015) puisque ce modèle tire des renseignements des échantillons des périodes de référence précédentes afin de produire des estimations suffisamment fiables fondées sur un modèle pour les résultats trimestriels de l'ESP. Pour les estimations sur petits domaines, cela s'appelle couramment un emprunt d'information dans le temps.

Les modèles proposés dans cet article peuvent être envisagés comme un élargissement du modèle au niveau du domaine (Fay et Herriot, 1979). L'introduction d'une composante temporelle dans ce modèle a été proposée à l'origine par Rao et Yu (1994). Dans le présent article, un modèle de séries chronologiques multiniveau est appliqué lorsqu'il y a une composante de modèle autorégressif AR(1) pour les termes irréguliers du domaine. D'autres auteurs qui ont proposé de tels modèles comme élargissement du modèle au niveau du domaine sont Datta, Lahiri, Maiti et Lu (1999), You, Rao et Gambino (2003), You (2008), Boonstra, van den Brakel et Das (2021) et Boonstra et van den Brakel (2022). Les modèles d'espace d'états

constituent une autre catégorie de modèles de séries chronologiques fréquemment utilisés comme une forme d'estimation sur petits domaines. Pfeffermann et Burck (1990), Pfeffermann et Bleuer (1993), Pfeffermann et Tiller (2006) et Krieg et van den Brakel (2012) utilisent des modèles d'espace d'états multivariés comme une forme d'estimation sur petits domaines pour emprunter de l'information dans le temps et l'espace. Pfeffermann (1991), Harvey et Chung (2000) et van den Brakel et Krieg (2016) proposent des modèles de séries chronologiques multivariés comme une forme d'estimation sur petits domaines pour les enquêtes sur la population active conçues par renouvellement de panel. La différence fondamentale entre les modèles d'espace d'états et ceux de séries chronologiques multiniveaux susmentionnés est que les termes irréguliers relatifs à la population sont combinés à l'erreur d'échantillonnage en une seule erreur de mesure. Une autre différence est que ces modèles sont également appliqués aux séries chronologiques à l'échelle nationale afin d'emprunter de l'information dans le temps seulement dans les situations où la période de référence est trop courte pour recueillir suffisamment de données en vue d'utiliser un estimateur direct même à l'échelle nationale. Par exemple voir Pfeffermann (1991), Tiller (1992) et Harvey et Chung (2000). Dans le présent article, les modèles d'espace d'états mentionnés ci-dessus sont adoptés.

Buelens et van den Brakel (2015) ont proposé une méthode de pondération pour les plans séquentiels à mode mixte afin de stabiliser le biais d'une période à l'autre qui existe en raison des fluctuations des répartitions des répondants pour les modes de collecte de données dans des versions subséquentes d'enquête répétée. Cette méthode repose sur l'hypothèse que la répartition de la population est fixe pour les différents modes de collecte des données, ce qui est ajouté sous la forme d'une composante supplémentaire au modèle de pondération des estimateurs GREG. Cette méthode ne peut pas être employée comme solution de rechange pour compenser la perte de réponses en raison de l'arrêt des IPAO pendant le confinement. Cette méthode augmente en effet le poids des IPAO, mais également le biais de sélection, car les IPAO sont toutes menées en dehors de la période de confinement.

L'effet net de l'absence d'IPAO est calculé en fonction des réponses des années précédentes. Pour ce faire, les IPAO sont retirées des réponses et la pondération des autres réponses est ajustée, ce qui donne deux estimations directes pour une variable cible, l'une étant fondée sur des réponses complètes (IWAO et IPAO) et l'autre sur les réponses obtenues par Internet seulement (IWAO). Ainsi, il est possible d'élaborer des séries chronologiques trimestrielles pour l'ESP à partir du premier trimestre de 2014, soit la série fondée sur des réponses complètes et la série fondée sur des réponses par Internet seulement. Les deux séries sont les données d'entrée du MSCS bivarié. La série de réponses par Internet est accessible pour tous les trimestres, ce qui inclut les périodes de confinement. Pendant les trimestres sans IPAO, il n'y a pas d'estimations pour les séries de réponses complètes et le MSCS bivarié permet d'obtenir des prévisions immédiates pour les valeurs absentes en se fondant sur la série de réponses par Internet.

Dans le présent article, le MSCS bivarié est comparé à deux autres modèles plus simples. Le premier modèle emploie un MSCS univarié où aucune correction n'est apportée en raison de l'absence d'IPAO. Ce modèle applique un MSCS univarié à la série d'estimations directes fondées sur toutes les réponses accessibles chaque trimestre. Pour les trimestres où des IPAO ont été tenues, les estimations directes sont

fondées à la fois sur les IWAO et les IPAO, elles sont donc égales aux estimations de série de réponses complètes. Pour les trimestres où aucune IPAO n'a été tenue, les estimations directes sont fondées seulement sur les IWAO et sont donc égales aux estimations obtenues à partir de la série de réponses par Internet. Le deuxième modèle utilise un MSCS univarié doté également d'une variable d'intervention modélisant l'effet de la perte de réponses en raison de l'arrêt des IPAO pendant le confinement.

Le présent article est organisé comme suit : La section 2 comporte une description de l'ESP et les modèles de séries chronologiques structurels univariés et bivariés sont élaborés à la section 3. La section 4 présente les résultats, et la section 5 porte sur les résultats trimestriels officiels de l'ESP publiés par Statistique Pays-Bas. L'article se termine par une discussion à la section 6.

2. Enquête sur la santé aux Pays-Bas

L'Enquête sur la santé aux Pays-Bas (ESP) est une enquête continue qui évalue chaque année la santé, l'utilisation des soins de santé et le mode de vie aux Pays-Bas. La population cible correspond à la population néerlandaise vivant dans des ménages privés. Chaque mois, un échantillon stratifié en une étape d'environ 1 250 personnes est tiré de la base de données néerlandaise de dossiers personnels. Les strates sont définies par les municipalités.

Les personnes de l'échantillon sont invitées à participer à des IWAO. Les non-répondants sont sollicités une deuxième fois pour les inviter à participer à une interview sur place (IPAO). Pour réduire les coûts d'administration, le pourcentage de réponses aux IWAO est augmenté en sélectionnant des échantillons de non-répondants aux IWAO, ces derniers étant sollicités de nouveau pour participer à des IPAO au moyen d'une stratégie de groupe cible employée depuis 2018. Les non-répondants aux IWAO sont tout d'abord subdivisés en groupes cibles en fonction de leur âge, de leur revenu et de leur contexte de migration. Seul un échantillon de chaque groupe cible est sollicité une deuxième fois.

Jusqu'en 2020, il y avait environ 10 000 répondants par année, dont 6 500 personnes participant à une IWAO et 3 500 à une IPAO. Les réponses sont plus ou moins réparties uniformément au fil des mois. En raison de la pandémie de COVID-19 qui a débuté en 2020, il y a eu une période de confinement aux Pays-Bas qui a commencé à la mi-mars 2020. Le premier assouplissement des règles sanitaires a eu lieu en mai 2020. En raison de cette période de confinement, aucune interview sur place n'a été tenue à partir de la mi-mars 2020 jusqu'à la fin juillet 2020. Une deuxième période de confinement a commencé à la mi-décembre 2020, et les restrictions ont été graduellement assouplies à partir de mars 2021. Ce confinement a entraîné l'arrêt des interviews sur place de la mi-décembre 2020 à la fin mars 2021. À partir d'avril 2021, les interviews sur place étaient à nouveau possibles. Afin d'accroître le taux de réponse pendant la pandémie, les personnes sélectionnées pour participer à des IPAO ont eu la possibilité de fournir leurs réponses par Internet. Une lettre d'invitation a été envoyée lorsque les interviews sur place n'étaient pas autorisées, et elle a été remise en main propre autrement. En 2020, seules quelques personnes ont utilisé cette option et elles ont été classées comme des répondants de l'IWAO. En 2021, une grande partie des personnes

sélectionnées pour les IPAO ont fourni leurs réponses par Internet. Ce mode de réponse sera désigné comme réponse IPAO/IWAO. Le tableau 2.1 présente le nombre de répondants par mois et le mode de réponse.

Le tableau 2.1 montre qu'en 2020 le nombre d'IPAO est plus faible en mars et en décembre et qu'il est complètement nul d'avril à juillet. Le nombre élevé d'IWAO en mai est le résultat des mesures de compensation prises par Statistique Pays-Bas pour combler les lacunes en matière de réponses entraînées par le confinement. En 2021, il n'y a aucune IPAO au premier trimestre et le nombre d'IPAO est plus faible en avril et en mai. Le nombre d'IPAO semble se rétablir à partir du mois de juin.

Les résultats annuels sont obtenus en pondérant le nombre de répondants au moyen de l'estimateur par la régression généralisée (Särndal et coll., 1992). Ainsi, la situation est corrigée, du moins en partie, pour la non-réponse sélective. Le modèle de pondération est donné par $\text{Genre}_2 \times \text{Âge}_{16} + \text{Étatmatrimonial}_4 + \text{Urbanisation}_5 + \text{Région}_{16} + \text{Talleménagement}_5 + \text{Genre}_2 \times \text{Âge}_3 \times \text{Étatmatrimonial}_4 + \text{Région}_4 \times \text{Âge}_3 + \text{Antécédentsmigratoires}_4 + \text{Saisonenquête}_4 + \text{Revenu}_5 + \text{Richesse}_5 + \text{Groupecible}_{12}$. Les chiffres désignent le nombre de catégories et les signes de multiplication indiquent l'utilisation de paramètres d'interaction entre les variables. Prière de noter que Groupecible₁₂ est inclus depuis 2018.

Tableau 2.1
Nombre de répondants à l'ESP de 2020 en fonction du mode et du mois

		IPAO	IPAO/IWAO	IWAO	Total
2020	Janvier	265		584	849
	Février	261		586	847
	Mars	104		917	1 021
	Avril	0		455	455
	Mai	0		1 118	1 118
	Juin	0		708	708
	Juillet	0		483	483
	Août	193		527	720
	Septembre	286		259	545
	Octobre	149		763	912
	Novembre	181		587	768
	Décembre	53		286	339
		Total	1 492		7 273
2021	Janvier	0	48	738	786
	Février	0	36	546	582
	Mars	0	22	655	677
	Avril	38	77	460	575
	Mai	51	62	738	851
	Juin	109	62	283	454
		Total	198	307	3 420

Note : ESP signifie Enquête sur la santé aux Pays-Bas; IPAO signifie Interviews sur place assistées par ordinateur; IWAO signifie Interviews Web assistées par ordinateur.

En consultant les utilisateurs principaux des données de l'ESP, c'est-à-dire le National Institute for Public Health and Environmental Protection, le ministère de la Santé, du Bien-être et des Sports et le Netherlands Institute for Social Research, huit indicateurs de l'ESP ont été sélectionnés et une méthode à inférence basée sur un modèle est élaborée pour ceux-ci en vue de produire des résultats trimestriels corrigés pour la perte de réponses en raison de l'arrêt des IPAO pendant les périodes de confinement. Ces huit

indicateurs sont le niveau de santé perçu, le pourcentage de personnes qui ont l'impression d'être en mauvaise santé mentale, les visites chez le dentiste, les consultations d'omnipraticiens, les consultations de spécialistes, le tabagisme quotidien, la consommation excessive d'alcool et l'embonpoint. Ces indicateurs couvrent les trois principaux sujets de l'enquête : santé (perception), l'utilisation des soins de santé et le mode de vie.

Le présent article ne montre que les résultats en matière de perception de l'état de santé, de visites chez le dentiste, de tabagisme quotidien et de consommation excessive d'alcool. Les résultats pour les personnes en mauvaise santé mentale sont semblables à ceux pour le niveau de santé perçu et les résultats pour les variables d'utilisation des soins de santé « consultations d'omnipraticiens » et « consultations de spécialistes » sont semblables à ceux sur les visites chez le dentiste. Il s'avère que l'embonpoint est un indicateur constant et qu'il est à peine touché par la pandémie de COVID-19. Le *niveau de santé perçu* est mesuré pour les personnes de tous âges. Cinq réponses sont possibles : très bonne, bonne, assez bonne, médiocre et très médiocre. Le résultat est le pourcentage de personnes qui ont indiqué « très bonne » ou « bonne » comme réponse. Les *visites chez le dentiste* mesurent le pourcentage de personnes de tous âges qui ont consulté un dentiste au cours des quatre dernières semaines. Le *tabagisme quotidien* concerne le pourcentage de personnes qui fume de façon quotidienne et est mesuré pour les personnes âgées de 18 ans et plus. La *consommation excessive d'alcool* est mesurée pour la population âgée de 18 ans et plus et mesure le pourcentage de personnes consommant 21 unités d'alcool ou plus par semaine pour les hommes ou de 14 unités ou plus par semaine pour les femmes.

3. Modèle de séries chronologiques structurel

3.1 Modèles univariés

Deux MSCS univariés sont considérés. \hat{y}_t^Λ désigne l'estimation GREG au cours du trimestre t pour le paramètre de population inconnu en se fondant sur toutes les données de réponses accessibles. Le premier MSCS univarié ne tient pas compte de la perte de réponses en raison de l'arrêt des IPAO et est tout d'abord défini par un modèle d'erreur de mesure qui indique que les estimations de l'échantillon sont obtenues à l'aide du vrai paramètre de population, par exemple, ϑ_t , pour le trimestre t , et d'une erreur d'échantillonnage, par exemple, ε_t^Λ . Cela permet d'obtenir le modèle d'erreur suivant : $\hat{y}_t^\Lambda = \vartheta_t + \varepsilon_t^\Lambda$. Au cours de la prochaine étape, le paramètre de population est modélisé en fonction d'une tendance qui décrit la variation à faible fréquence de la série, par exemple, L_t , d'une composante saisonnière pour les fluctuations saisonnières, par exemple, S_t , et d'un terme d'écart de population pour la variation inexplicée du paramètre de population, soit I_t . Le MSCS de base pour le paramètre de population est donc : $\vartheta_t = L_t + S_t + I_t$. L'insertion du MSCS pour le paramètre de population dans le modèle d'erreur de mesure permet d'obtenir le premier MCSC univarié :

$$\hat{y}_t^\Lambda = L_t + S_t + I_t + \varepsilon_t^\Lambda \equiv L_t + S_t + e_t^\Lambda. \quad (3.1)$$

Il convient de mentionner que dans (3.1) l'erreur d'échantillonnage et le terme d'écart de population sont combinés de façon pratique en une seule erreur de mesure, c'est-à-dire $e_t^A = I_t + \varepsilon_t^A$. La tendance L_t est modélisée en fonction d'un modèle de tendance lisse (Durbin et Koopman, 2012, chapitre 3) :

$$\begin{aligned} L_t &= L_{t-1} + R_{t-1} \\ R_t &= R_{t-1} + \eta_t^R, \end{aligned} \quad (3.2)$$

où

$$\eta_t^R \sim N(0, f_t \sigma_R^2), \text{Cov}(\eta_t^R, \eta_{t'}^R) = 0, \text{ pour } t \neq t', \text{ et } f_t \geq 1.$$

Le modèle de tendance consiste en un niveau L_t et une pente R_t avec un terme de perturbation de pente η_t^R . Dans un modèle standard de tendance lisse, la variance des termes de perturbation de la pente ne varie pas dans le temps, c'est-à-dire que $f_t = 1$ pour tout t . La variance des termes de perturbation de la pente σ_R^2 , qui sont estimés en fonction du maximum de vraisemblance (voir la sous-section 3.4), détermine la souplesse du modèle de tendance (3.2). Pour certaines variables, la pandémie de COVID-19 entraîne une augmentation soudaine et marquée des estimations directes d'un trimestre à l'autre. Particulièrement au début de la pandémie de COVID-19, les estimations du maximum de vraisemblance pour σ_R^2 sont fondées sur les variations entre les périodes observées dans le passé. Une augmentation soudaine des variations d'une période à l'autre pour la série de données d'entrée entraîne donc une erreur de spécification temporaire dans le cadre du MSCS. Autrement dit, pour certaines variables, l'hypothèse selon laquelle la volatilité des variations d'une période à l'autre n'est pas touchée par la pandémie de COVID-19 n'est pas respectée. Afin d'éviter les erreurs de spécification temporaires dans le cadre du MSCS au début de la pandémie de COVID-19, la souplesse du modèle de tendance est augmentée en définissant une variance qui dépend du temps pour les termes de perturbation de la pente. Pour ce faire, l'estimation du maximum de vraisemblance est multipliée par un facteur $f_t \geq 1$ pour σ_R^2 . Par conséquent, la variance des termes de perturbation de la pente est égale à $f_t \sigma_R^2$. Les valeurs de f_t ne sont pas déterminées dans le cadre du modèle, comme expliqué à la section 4. Cette approche a été initialement proposée par van den Brakel, Souren et Krieg (2022) et est comparée à d'autres approches pour tenir compte des variations soudaines de série de données d'entrée d'un MSCS en raison de la pandémie de COVID-19.

Augmenter la variance des termes de perturbation de la pente à l'aide de facteurs f_t veut dire qu'à mesure que la variance de ces termes augmente, l'influence des observations plus éloignées dans le temps sur le niveau de la tendance diminue. L'approche proposée suppose que les estimations filtrées accordent un facteur de pondération plus faible pour les résultats du passé et un facteur de pondération plus élevé pour les estimations directes obtenues au cours du dernier mois. Cette approche semble raisonnable pendant les périodes où la situation mondiale change soudainement et ne peut être comparée à celle du passé, comme ce fut le cas pour la pandémie de COVID-19.

La composante saisonnière S_t est modélisée selon un modèle saisonnier trigonométrique (Durbin et Koopman, 2012, chapitre 3) et est donnée par :

$$S_t = \gamma_{1,t} + \dots + \gamma_{J/2,t}, \quad (3.3)$$

où

$$\gamma_{j,t} = \gamma_{j,t-1} \cos\left(\frac{\pi j}{J/2}\right) + \gamma_{j,t-1}^* \sin\left(\frac{\pi j}{J/2}\right) + \omega_{j,t}$$

$$\gamma_{j,t}^* = \gamma_{j,t-1}^* \cos\left(\frac{\pi j}{J/2}\right) - \gamma_{j,t-1} \sin\left(\frac{\pi j}{J/2}\right) + \omega_{j,t}^* \quad \text{pour } j = 1, \dots, J/2.$$

Pour les trimestres $J = 4$, il est vérifié que :

$$S_t = \gamma_{1,t} + \gamma_{2,t}, \quad (3.4)$$

où les harmoniques :

$$\gamma_{1,t} = \gamma_{1,t-1}^* + \omega_{1,t},$$

$$\gamma_{1,t}^* = -\gamma_{1,t-1} + \omega_{1,t}^*,$$

$$\gamma_{2,t} = -\gamma_{2,t-1} + \omega_{2,t}.$$

Il convient de mentionner que le dernier terme défini par (3.3) est égal à $\gamma_{2,t}^* = \gamma_{2,t-1}^* + \omega_{2,t}^*$ et peut être ignoré, car $\gamma_{2,t}^*$ n'est pas utilisé pour les trois harmoniques précédentes et ne joue aucun rôle dans l'équation de mesure. Voici les hypothèses pour les termes de perturbation saisonnière :

$$\omega_{1,t} \sim N(0, \sigma_\omega^2), \omega_{1,t}^* \sim N(0, \sigma_\omega^2), \omega_{2,t} \sim N(0, \sigma_\omega^2),$$

et

$$\text{Cov}(\omega_{j,t}, \omega_{j,t'}) = 0, \quad \text{pour } t \neq t' \text{ et } j = 1, 2$$

$$\text{Cov}(\omega_{1,t}^*, \omega_{1,t'}^*) = 0, \quad \text{pour } t \neq t'$$

$$\text{Cov}(\omega_{j,t}, \omega_{1,t}^*) = 0, \quad \text{pour tout } t \text{ et } j = 1, 2$$

$$\text{Cov}(\omega_{1,t}, \omega_{2,t}) = 0, \quad \text{pour tout } t.$$

La pandémie de COVID-19 peut influencer à la fois les tendances et les variations saisonnières. Puisqu'il est impossible d'estimer un changement structurel de variation saisonnière attribuable à la pandémie de COVID-19 pendant une période inférieure à un an au cours de cette pandémie, il est présumé que cette dernière a un effet sur le développement de la tendance seulement. La composante saisonnière S_t est donc modélisée en fonction d'un modèle saisonnier trigonométrique avec une variance qui ne dépend pas du

temps. Ainsi, les variations saisonnières sont modélisées de façon dynamique et il est donc possible de tenir compte des effets de la pandémie de COVID-19 sur celles-ci.

Afin de tenir compte de l'hétéroscédasticité entraînée, notamment par des changements de nombre de répondants et de plan d'échantillonnage, l'erreur de mesure e_t^A est mise à l'échelle avec l'erreur-type de la série de données d'entrée de \hat{y}_t^A (Binder et Dick, 1990) :

$$e_t^A = \sqrt{\hat{V}(\hat{y}_t^A)} \tilde{e}_t^A, \quad (3.5)$$

$$\tilde{e}_t^A \sim N(0, \sigma_{e,A}^2),$$

$$\text{Cov}(\tilde{e}_t^A, \tilde{e}_{t'}^A) = 0, \quad \text{pour } t \neq t',$$

ainsi qu'avec l'estimation de variance $\hat{V}(\hat{y}_t^A)$ de \hat{y}_t^A . L'estimation $\hat{V}(\hat{y}_t^A)$ n'est pas obtenue dans le cadre du MSCS, elle est déterminée à partir des données d'échantillons et est entrée dans le MSCS sous la forme d'une valeur connue *a priori*. Il convient de mentionner que dans (3.5) un modèle multiplicatif est choisi pour la variance de l'erreur de mesure. Un modèle additif de même forme peut être envisagé comme solution de rechange. Il convient de mentionner que $\hat{V}(\hat{y}_t^A)$, dans (3.5), ne représente pas la variance réelle de la population, mais une estimation de la variance soumise à des incertitudes et elle peut être supérieure ou inférieure à la variance réelle. Un modèle multiplicatif offre l'avantage d'ajuster la variance de l'estimateur GREG et il est suffisamment souple pour la réduire si $\hat{V}(\hat{y}_t^A)$ est trop élevé par rapport à la variance réelle. Des modèles de variance semblables sont notamment utilisés par Binder et Dick (1990), van den Brakel et Krieg (2015), Elliot et Zong (2019) et Gonçalves, Hidalgo, Silva et van den Brakel (2022).

Le modèle (3.1) emprunte l'information du passé à la fois pour la tendance L_t et les variations saisonnières S_t afin d'améliorer l'exactitude des estimations directes. Elle tient également compte d'une augmentation soudaine de la volatilité du paramètre de population en augmentant temporairement la souplesse de la tendance. Pour tenir compte des changements soudains d'erreurs de sélection et de mesure attribuables à la perte de réponses en raison de l'arrêt des IPAO pendant le confinement, une variable d'intervention est ajoutée au modèle (3.1), ce qui permet d'obtenir le deuxième modèle univarié :

$$\hat{y}_t^A = L_t + S_t + \beta \frac{x_t}{3} + e_t^A. \quad (3.6)$$

Dans le cas présent, x_t représente le nombre de mois au cours du trimestre t sans IPAO et β un coefficient de régression qui peut être considéré comme l'effet net du changement de biais de mesure et de sélection en raison de la perte de réponses compte tenu de l'arrêt des IPAO. Dans un trimestre où des IPAO sont tenues tous les mois, $x_t/3 = 0$ et β sont ignorées. Dans un trimestre sans répondants aux IPAO, $x_t/3 = 1$ et β absorbe l'effet de la perte de réponses en raison de l'arrêt des IPAO et permet d'éviter que les estimations du modèle pour le paramètre de population ϑ_t soient touchées, du moins en partie. Si un trimestre ne comprend qu'un ou deux mois sans IPAO, alors $x_t/3 = 1/3$ ou $x_t/3 = 2/3$ respectivement et

la correction de β correspond proportionnellement au nombre de mois sans IPAO au cours de ce trimestre. La tendance, la composante saisonnière et l'erreur de mesure sont respectivement définies par (3.2), (3.3) et (3.5).

Comparativement au modèle (3.1), le modèle (3.6) s'adapte mieux à la perte de réponses en raison de l'arrêt des IPAO pendant le confinement. Le modèle (3.6), toutefois, présume qu'il n'y a aucun changement structurel pour l'évolution du paramètre de population ϑ_t . Si le confinement entraîne notamment des minimums ou des maximums de paramètre de population importants, on peut s'attendre à ce que cela soit partiellement et incorrectement absorbé par le coefficient de régression de la variable d'intervention. Pour tenir compte de ce risque, le modèle bivarié présenté dans la prochaine section est élaboré.

3.2 Modèle bivarié

Les séries de données d'entrée pour le modèle bivarié correspondent aux estimations directes trimestrielles fondées sur des réponses complètes, désignée par \hat{y}_t^C (*série de réponses complètes*), et aux estimations directes trimestrielles fondées sur des réponses par Internet seulement, désignée par \hat{y}_t^W (*série de réponses par Internet*). La différence systématique entre les deux séries relevées au cours des années précédant le début de la pandémie de COVID-19 est utilisée dans un MSCS bivarié pour produire des estimations fondées sur un modèle pour le paramètre de population, ces estimations corrigeant la perte de réponses en raison de l'arrêt des IPAO pendant le confinement. Voici le MSCS bivarié donné par l'équation :

$$\begin{pmatrix} \hat{y}_t^C \\ \hat{y}_t^W \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} (L_t + S_t) + \begin{pmatrix} 0 \\ \lambda_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_t^C \\ e_t^W \end{pmatrix}. \quad (3.7)$$

Le premier élément indique que \hat{y}_t^C et \hat{y}_t^W sont deux estimations pour le paramètre de population inconnu qui est séparé en deux composantes : une tendance et une composante saisonnière. Le terme irrégulier de population I_t est combiné aux erreurs d'échantillonnage, de façon semblable à ce qui est fait pour les modèles univariés. La tendance L_t est modélisée à l'aide du modèle de tendance lisse lorsque la variance des termes de perturbation de la pente varie dans le temps, comme définie par l'équation (3.2), et la composante saisonnière S_t l'est avec le modèle trigonométrique de l'équation (3.4). Le deuxième élément de (3.7), c'est-à-dire λ_t , modélise la différence systématique entre la série de réponses complètes et la série de réponses par Internet sous la forme d'une marche aléatoire, donnée par :

$$\lambda_t = \lambda_{t-1} + \eta_{\lambda,t}, \quad (3.8)$$

où

$$\eta_{\lambda,t} \sim N(0, \sigma_\lambda^2)$$

$$\text{Cov}(\eta_{\lambda,t}, \eta_{\lambda,t'}) = 0, \quad \text{pour } t \neq t'.$$

Puisque l'hypothèse d'une marche aléatoire est posée, le modèle tient compte des différences entre \hat{y}_t^C et \hat{y}_t^W qui changent graduellement. Le troisième élément de (3.7) comprend l'erreur de mesure. Elle contient l'erreur d'échantillonnage de \hat{y}_t^k et le terme irrégulier de population, c'est-à-dire $e_t^k = I_t + \varepsilon_t^k$ pour $k \in \{C, W\}$. L'erreur de mesure tient compte de l'hétéroscédasticité en mettant à l'échelle l'erreur de mesure avec l'erreur d'échantillonnage de la série de données d'entrée ainsi que de la corrélation positive entre \hat{y}_t^C et \hat{y}_t^W qui existe parce que les deux estimations sont fondées sur les mêmes répondants en ligne. Pour ce faire, le modèle d'erreur de mesure suivant est employé :

$$e_t^k = \sqrt{\hat{V}(\hat{y}_t^k)} \tilde{e}_t^k, \quad \text{avec } \hat{V}(\hat{y}_t^k), \text{ soit l'estimation de variance de } \hat{y}_t^k \quad (3.9)$$

et

$$\tilde{e}_t^k \sim N(0, \sigma_{e,k}^2)$$

$$\text{Cov}(\hat{y}_t^C, \hat{y}_t^W) = \frac{\sqrt{n_t^W}}{\sqrt{n_t^C}} \sqrt{\hat{V}(\hat{y}_t^C)} \sqrt{\hat{V}(\hat{y}_t^W)}$$

$$\text{Cov}(\tilde{e}_t^k, \tilde{e}_t^k) = 0, \quad \text{pour } t \neq t'.$$

La covariance entre les erreurs de mesure est obtenue de la façon décrite ci-dessous. Selon Kish (1965), la corrélation entre deux variables de deux échantillons qui se chevauchent partiellement est donnée par :

$$\text{Cor}(z_1, z_2) = \rho \frac{n_{1 \cap 2}}{\sqrt{n_1} \sqrt{n_2}}$$

où

- z_1 est la variable de l'échantillon s_1 de taille n_1 ;
- z_2 est la variable de l'échantillon s_2 de taille n_2 ;
- $n_{1 \cap 2}$ représente la taille du chevauchement des échantillons s_1 et s_2 ;
- ρ représente la corrélation entre z_1 et z_2 fondée sur les répondants $n_{1 \cap 2}$ inclus dans s_1 et s_2 .

Dans le cas présent, l'échantillon s_1 est l'échantillon des réponses complètes et l'échantillon s_2 celui des répondants des IWAO. Supposons que $z_1 = \hat{y}_t^C$, $z_2 = \hat{y}_t^W$, $n_1 = n_t^C$ et $n_2 = n_t^W$, que n_t^C représente la taille des réponses complètes au cours du trimestre t et que n_t^W est la taille des réponses par Internet au trimestre t . Dans ce cas, le chevauchement des échantillons équivaut à l'échantillon comprenant les répondants des IWAO. Par conséquent, nous avons $n_{1 \cap 2} = n_t^W$ et $\rho = 1$. Donc, il en résulte que :

$$\text{Cor}(\hat{y}_t^C, \hat{y}_t^W) = \rho \frac{n_t^W}{\sqrt{n_t^C} \sqrt{n_t^W}} = \frac{\sqrt{n_t^W}}{\sqrt{n_t^C}}$$

et

$$\text{Cov}(\hat{y}_t^c, \hat{y}_t^w) = \frac{\sqrt{n_t^w}}{\sqrt{n_t^c}} \sqrt{\hat{V}(\hat{y}_t^c)} \sqrt{\hat{V}(\hat{y}_t^w)}.$$

En conséquence, voici la matrice de covariance pour les erreurs de mesure de (3.7) :

$$\begin{pmatrix} e_t^c \\ e_t^w \end{pmatrix} \sim N \left[\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \hat{V}(\hat{y}_t^c) \sigma_{e,c}^2 & \text{Cov}(\hat{y}_t^c, \hat{y}_t^w) \\ \text{Cov}(\hat{y}_t^c, \hat{y}_t^w) & \hat{V}(\hat{y}_t^w) \sigma_{e,w}^2 \end{pmatrix} \right]. \quad (3.10)$$

Comme pour les modèles univariés, $\hat{V}(\hat{y}_t^c)$, $\hat{V}(\hat{y}_t^w)$ et $\text{Cov}(\hat{y}_t^c, \hat{y}_t^w)$ ne sont pas estimés dans le cadre du MSCS et sont obtenus à l'aide des données d'échantillons. Ces estimations sont utilisées dans (3.7) sous la forme de valeurs connues *a priori*.

Pendant le confinement, \hat{y}_t^c est une variable absente, mais \hat{y}_t^w est observé. Le MSCS bivarié défini par (3.7) permet d'obtenir des estimations de la tendance (L_t) et du signal ($L_t + S_t$) des paramètres de population d'intérêt. Ces estimations sont corrigées pour le biais attribuable à la perte de réponses en raison de l'arrêt des IPAO parce que le modèle tient compte de la différence systématique entre \hat{y}_t^c et \hat{y}_t^w par l'entremise du deuxième élément du modèle (λ_t). Cette correction repose sur l'hypothèse selon laquelle la différence systématique entre \hat{y}_t^c et \hat{y}_t^w comme observée avant le début de la pandémie de COVID-19 ne change pas pendant le confinement.

3.3 Estimations directes pour les modèles de séries chronologiques

Les estimations trimestrielles directes de l'ESP peuvent être calculées à partir du premier trimestre de 2014. À partir du premier trimestre de 2014 jusqu'au dernier trimestre de 2019, ces estimations directes reposent sur les réponses annuelles pondérées de l'ESP obtenues en appliquant l'estimateur GREG. Les estimations trimestrielles \hat{y}_t^c de la série de réponses complètes sont obtenues en calculant l'estimateur par domaine fondé sur l'estimateur GREG où le trimestre t est considéré comme le domaine. Les estimations trimestrielles \hat{y}_t^w sont obtenues en recalculant l'estimateur GREG à l'aide des réponses des IWAO seulement et en calculant ensuite l'estimateur par domaine fondé sur l'estimateur GREG où le trimestre t est le domaine. Au cours des trimestres précédant l'année 2020, il n'y avait pas d'arrêt des IPAO et les estimations directes \hat{y}_t^A sont égales à \hat{y}_t^c . Les erreurs-types sont calculées à l'aide du langage de programmation R (R Core Team, 2015) et du module « survey » (Lumley, 2014). Pour l'estimation des erreurs-types, le plan d'échantillonnage de l'ESP est pris en compte, la stratification étant fondée sur un classement recoupé des mois et des provinces. Ce classement est effectué en fonction des provinces plutôt que des municipalités pour que les strates soient associées à suffisamment de répondants.

Comme la décision de publier des résultats trimestriels a été prise en juin 2020, les estimations directes pour les deux premiers trimestres de 2020 sont fondées sur les réponses pondérées qui dépendent de l'estimateur GREG disponible de janvier à juin 2020. Les estimations pour le troisième trimestre de 2020 sont fondées sur les réponses pondérées disponibles de janvier à septembre 2020 et celles du quatrième

trimestre reposent sur les réponses annuelles pondérées de 2020. Pour tous les trimestres, le même modèle de pondération et les mêmes chiffres de population des covariables sont utilisés. Les estimations directes pour le premier trimestre de 2021 ont été calculées de façon similaire et sont fondées sur les réponses reçues de janvier à mars 2021. Les estimations pour le deuxième trimestre de 2021 sont fondées sur les réponses reçues de janvier à juin 2021. Ainsi, les estimations \hat{y}_t^W pour la série fondée sur des réponses par Internet ont été obtenues pour tous les trimestres de 2020 et les deux premiers trimestres de 2021.

L'ajout d'échantillons trimestriels en cours d'année se traduit par un ensemble de données annuelles de plus en plus grand. L'avantage principal de cette approche est que toutes les données disponibles sont utilisées pour le schéma de pondération de l'estimateur GREG. Il convient de mentionner que cela n'augmente que légèrement l'hétérogénéité entre les estimations directes trimestrielles, puisque la variance de ces dernières est de l'ordre de la taille de l'échantillon trimestriel et non de la taille de l'échantillon complet. Il pourrait y avoir un effet mineur puisque la fluctuation des poids GREG diminue si la taille de l'échantillon utilisé pour la pondération augmente. Toutefois, cela ne pose pas de problème, puisque la variance des erreurs de mesure est proportionnelle à la variance des estimations GREG utilisée dans la série de données d'entrée, comme l'indiquent les équations (3.9) et (3.10). Cette approche ne crée pas non plus de liens de dépendance supplémentaires entre les estimations trimestrielles, puisqu'il n'y a pas de chevauchement des échantillons des estimations trimestrielles et que la variance des estimateurs GREG repose sur des résidus GREG, ceux-ci étant censés être indépendants.

Pour la série fondée sur des réponses complètes \hat{y}_t^C , les données du deuxième trimestre de 2020 sont absentes et celles des autres trimestres reposent sur des réponses où les IPAO sont partiellement à l'arrêt (tableau 2.1). Au cours du premier trimestre de 2020, les IPAO sont manquantes seulement pour les deux dernières semaines du mois de mars et, pour ce trimestre, on suppose qu'il y a suffisamment de réponses provenant des IPAO pour obtenir des estimations plausibles. Donc, au cours du premier trimestre de 2020, les estimations $\hat{y}_t^C = \hat{y}_t^A$ sont fondées sur les réponses provenant des IWAO et des IPAO et, au cours du deuxième trimestre de 2020, la variable \hat{y}_t^C est absente et $\hat{y}_t^A = \hat{y}_t^W$. Au troisième trimestre de 2020, les réponses provenant des IPAO sont seulement disponibles pour août et septembre. Dans le cas présent, une correction est apportée à \hat{y}_t^C en se fondant sur le modèle bivarié (3.7). L'estimation directe \hat{y}_t^C pour le troisième trimestre de 2020 est obtenue en calculant l'estimateur par domaine fondé sur la GREG appliqué aux réponses obtenues en août et en septembre moins 1/3 de la différence $\hat{\lambda}_t$ du deuxième trimestre estimée à l'aide du modèle (3.7). Aucune correction n'est appliquée aux erreurs-types correspondantes. L'estimation directe \hat{y}_t^A du troisième trimestre est égale à la moyenne pondérée et non corrigée des réponses obtenues en août et en septembre. Pour le quatrième trimestre de 2020, il n'y a pas eu d'IPAO pendant seulement deux semaines et on suppose qu'il y a suffisamment de réponses disponibles provenant des IPAO pour obtenir des estimations plausibles, alors $\hat{y}_t^C = \hat{y}_t^A$.

En 2021, en plus des IPAO et des IWAO, il y a aussi des réponses provenant de IPAO/IWAO (section 2). Deux scénarios ont été élaborés pour déterminer la meilleure façon d'utiliser les réponses provenant des IPAO/IWAO. Dans le premier scénario, les résultats trimestriels sont calculés en considérant les réponses

provenant des IPAO/IWAO comme des réponses provenant des IPAO et, dans le deuxième scénario, les réponses provenant des IPAO/IWAO sont considérées comme des réponses provenant des IWAO. Étant donné qu'il n'y avait pas de différences importantes entre les résultats des deux scénarios, les réponses provenant des IPAO/IWAO sont traitées comme des réponses provenant des IWAO. Les résultats de cette comparaison ne sont pas présentés dans le présent article. Pendant le premier trimestre de 2021, \hat{y}_t^C est absent et $\hat{y}_t^A = \hat{y}_t^W$. Pendant le deuxième trimestre de 2021, des IPAO sont tenues, alors $\hat{y}_t^C = \hat{y}_t^A$.

Ainsi, des séries de données d'entrée pour les modèles (3.1), (3.6) et (3.7) sont obtenues. Les séries englobent le premier trimestre de 2014 jusqu'au deuxième trimestre de 2021. Les séries \hat{y}_t^A et \hat{y}_t^W sont disponibles pour tous les trimestres, alors que les estimations de la série \hat{y}_t^C sont absentes pour le deuxième trimestre de 2020 et le premier trimestre de 2021.

3.4 Estimations fondées sur un modèle

Compte tenu de la série d'estimations directes \hat{y}_t^A , \hat{y}_t^C et \hat{y}_t^W , des estimations fondées sur un modèle défini par les équations (3.1), (3.6) ou (3.7) peuvent être produites. À cette fin, les trois modèles sont exprimés en fonction d'une représentation en espace d'états, le filtre de Kalman étant ensuite appliqué pour obtenir des estimations optimales des variables d'état, c'est-à-dire les variables qui définissent la tendance (L_t, R_t), la composante saisonnière ($\gamma_{1,t}, \gamma_{1,t}^*, \gamma_{2,t}$) et le paramètre de biais (λ_t). Le filtre de Kalman présume que les valeurs des hyperparamètres, c'est-à-dire les variances des erreurs de mesure et des termes de perturbation d'état ($\sigma_R^2, \sigma_w^2, \sigma_\lambda^2, \sigma_{e,A}^2, \sigma_{e,C}^2, \sigma_{e,W}^2$), sont connues. Les estimations de ces hyperparamètres sont obtenues à l'aide du maximum de vraisemblance. À cette fin, une fonction de probabilité, obtenue par la décomposition de l'erreur une étape à l'avance, est maximisée à l'aide de l'algorithme d'optimisation numérique MaxBFGS. Le filtre de Kalman est un algorithme récursif qui est exécuté à partir de $t = 1$ jusqu'à la dernière valeur de la série et qui donne des estimations optimales avec les erreurs-types connexes pour les variables d'état et le signal pour chaque période t en se fondant sur la série observée jusqu'à la période t . Il s'agit des estimations filtrées. Ces estimations filtrées des vecteurs d'états antérieurs peuvent être mises à jour si de nouvelles données deviennent disponibles. Cette procédure est appelée lissage et permet d'obtenir des estimations lissées fondées sur la série chronologique complète. Dans le cas présent, les estimations filtrées sont l'élément d'intérêt principal, puisqu'elles sont fondées sur l'ensemble complet de renseignements qui seraient accessibles dans le processus habituel pour produire une estimation fondée sur un modèle pour le trimestre t . Les variables d'état du filtre de Kalman sont initialisées en fonction d'une variance infinie, ce qui signifie que les valeurs initiales des variables d'état sont égales à zéro et que leur erreur-type est très élevée. Après quelques itérations, les estimations filtrées des états convergent vers une répartition appropriée. Pour cette raison, ces estimations filtrées pour les états des premières périodes d de la série sont ignorées dans le cadre de l'analyse où d est égal au nombre de variables d'état dont la variance est infinie dans le cadre de l'initialisation. Voir Durbin et Koopman (2012) pour obtenir de plus amples détails sur la représentation en espace d'états pour les MSCS, le filtre de Kalman et la procédure

d'estimation du maximum de vraisemblance pour les hyperparamètres. Les calculs sont effectués avec Ssfpack 3.0 (Koopman, Shephard et Doornik, 2008) en combinaison avec le module Ox (Doornik, 2009).

Le filtre de Kalman fournit des estimations optimales pour les variables d'état. Pour la présente application, la tendance (L_t) et le signal ($L_t + S_t$) du paramètre de population sont particulièrement intéressants, puisqu'il s'agit des variables qui sont publiées sous la forme d'indicateurs trimestriels officiels de la santé. Les erreurs-types de ces estimations sont obtenues à partir de la récursivité du filtre de Kalman. Elles ne tiennent pas compte de l'incertitude supplémentaire qui existe puisque les valeurs des hyperparamètres sont remplacées par les estimations du maximum de vraisemblance dans les processus récursifs du filtre de Kalman. Il s'agit de l'approche normale pour les applications d'espace d'états, mais elle fournit des estimations trop optimistes pour les erreurs-types. Il convient de mentionner que Pfeffermann et Tiller (2005) proposent d'utiliser un bootstrap qui tient compte de l'incertitude supplémentaire pour les estimations du maximum de vraisemblance des hyperparamètres du filtre de Kalman.

La sélection du modèle repose sur des outils de diagnostic de modèles définis en fonction de probabilités, comme le critère d'information d'Akaike et le critère d'information bayésien (Durbin et Koopman, 2012, chapitre 7). Les hypothèses sur la normalité pour les termes de perturbation d'état des MSCS présentés aux sous-sections 3.1 et 3.2 supposent que les innovations standardisées ou les prévisions d'une étape à l'avance ont une courbe standard normale. Pour ces trois modèles, on évalue s'ils respectent ces hypothèses sous-jacentes en testant dans quelle mesure la distribution des innovations standardisées est normale et indépendante. Pour ce faire, la normalité des innovations standardisées est vérifiée à l'aide du test de normalité de Bowman-Shenton, en traçant des graphiques Q-Q normal et des histogrammes des innovations standardisées. Des autocorrélogrammes d'échantillons sont élaborés et le test de Durbin Watson est effectué pour vérifier la corrélation sérielle entre les innovations standardisées. Un test F pour l'hétéroscédasticité est effectué pour vérifier si la variance des innovations standardisées est égale. Enfin, des graphiques de séries chronologiques des innovations standardisées sont tracés pour vérifier la présence de valeurs aberrantes. Pour obtenir de plus amples renseignements sur les tests susmentionnés, voir Durbin et Koopman (2012, chapitre 2). Ces outils de diagnostic de modèle indiquent que les hypothèses sous-jacentes des modèles finalement retenus sont respectées.

Pour les trimestres où il n'y a pas d'IPAO, des hypothèses supplémentaires sont requises pour les trois MSCS. Pour le MSCS univarié (3.1), on suppose qu'il n'y a pas d'effet du mode d'enquête entre les IPAO et les IWAO. Pour le modèle de MSCS univarié (3.6), on suppose que la tendance et la composante saisonnière décrivent correctement l'évolution du paramètre de population et que les variations importantes soudaines des valeurs réelles du paramètre de population, comme des minimums ou des maximums, ne sont pas partiellement absorbées par la composante d'intervention. Ces hypothèses sont évaluées à la section 4. Pour le MSCS bivarié (3.7), on suppose que la différence entre les résultats des IWAO et des IPAO ne change pas en raison de la pandémie de COVID-19. Cela veut dire que la composition des réponses par Internet ne change pas pendant la pandémie de COVID-19. Il n'est pas possible de vérifier si cette hypothèse est respectée. Une analyse des réponses obtenues a montré qu'il n'y a eu aucun changement structurel de

répartition de réponse et de non-réponse aux IWAO avant et après le début de la pandémie. Il n'y avait pas non plus de changement structurel entre les catégories de réponse pour les IPAO et les IWAO avant le premier confinement et le troisième et le quatrième trimestre de 2020 où des IPAO ont été tenues de nouveau. Voir également les résultats pour le paramètre de biais λ_i dans les sections inférieures droites des figures 4.5 à 4.8 de la section 4.

4. Résultats des modèles de séries chronologiques

Les trois modèles sont ajustés pour les séries d'estimations directes décrites à la sous-section 3.3. En raison de la pandémie de COVID-19, certaines variables de l'ESP ont augmenté de façon importante d'un trimestre à l'autre, surtout au début des deux périodes de confinement. Pour ces périodes, le modèle de tendance lisse n'est pas assez souple pour suivre l'augmentation des fluctuations d'une période à l'autre de la série de données d'entrée. On peut s'y attendre, car la souplesse de la tendance, qui est déterminée par la variance des termes de perturbation de la pente du modèle de tendance, repose sur les mouvements d'un trimestre à l'autre de la période précédant la pandémie de COVID-19. Une augmentation soudaine des variations du paramètre de population entraîne une erreur de spécification temporaire dans le cadre du MSCS, celle-ci devenant discernable dans le cas des valeurs élevées d'innovations standardisées au cours des périodes concernées. Pour tenir compte de l'augmentation soudaine de la volatilité des paramètres de population dans le MSCS, la souplesse de la tendance lisse est temporairement accrue en multipliant la variance des termes de perturbation de la pente (σ_R^2) de l'équation (3.2) par un facteur temporel $f_t \geq 1$, comme expliqué à la sous-section 3.1.

Les valeurs pour f_t sont choisies de telle sorte que les innovations standardisées au cours de la période du début de la pandémie de COVID-19 sont à l'intérieur ou juste à l'extérieur de la plage de valeurs admissibles dont la limite absolue est 1,96. Ainsi, la valeur du facteur $f_t > 1$ demeure aussi faible que possible afin que le modèle puisse toujours emprunter de l'information du passé. Il convient de mentionner que l'ajustement de la variance σ_R^2 dans le trimestre t influence le terme de perturbation de la pente à partir du trimestre $t + 1$ et la tendance seulement à partir du trimestre $t + 2$. Cela prend donc deux trimestres avant que les ajustements de σ_R^2 aient des effets sur les résultats. Ainsi, pour accroître la souplesse pour la pente au cours du deuxième trimestre de 2020, la valeur de σ_R^2 doit être augmentée au plus tard au quatrième trimestre de 2019. Pour plusieurs variables, il a été nécessaire d'augmenter la variance déjà à partir du troisième trimestre de 2019. Pour éviter un changement soudain et important de la variance des termes de perturbation de la pente, les valeurs de f_t sont légèrement augmentées au cours des trimestres précédant le troisième trimestre de 2019. Au cours des trimestres suivant la première période de confinement du deuxième trimestre de 2020, les valeurs de f_t sont réduites de façon à être égales à 1 le plus tôt possible.

L'analyse des innovations standardisées indique que pour la plupart des variables il est nécessaire d'augmenter la souplesse de la pente pendant la pandémie. Le tableau 4.1 présente les valeurs des facteurs $f_t > 1$ pour les modèles (3.1), (3.6) et (3.7). Pour les trimestres où $f_t = 1$, aucune valeur n'est montrée. Les

variables pour lesquelles il n'était pas nécessaire d'augmenter la souplesse de la pente ne sont pas non plus présentées dans les tableaux. Pour une bonne interprétation, les valeurs de f_t doivent être comparées aux estimations du maximum de vraisemblance pour σ_R^2 indiquées au tableau 4.2. Pour le niveau de santé perçu et les visites chez le dentiste, la souplesse pour la pente est augmentée pour les trimestres précédant la première période de confinement, c'est-à-dire le deuxième trimestre de 2020. Pour le tabagisme quotidien, $f_t > 1$ seulement pour le MSCS univarié sans intervention (3.1) et seulement avant la deuxième période de confinement. Pour la consommation excessive d'alcool, il n'est pas nécessaire d'augmenter la souplesse de la tendance. Les facteurs du tableau 4.1 sont relativement importants comparativement aux valeurs de $\hat{\sigma}_R$ du tableau 4.2. Comme les variances des termes de perturbation de la pente sont généralement faibles, de grandes valeurs sont requises pour f_t afin que la composante de tendance ait une souplesse suffisante pour pouvoir suivre les variations importantes d'une période à l'autre au début de la pandémie. Il convient de mentionner qu'il s'agit d'un résultat empirique qui diffère d'un cas à l'autre.

Tableau 4.1

Valeurs du paramètre de souplesse f_t pour les trimestres où $f_t > 1$. Pour les trimestres et pour les variables pour lesquelles aucune valeur n'est affichée, $f_t = 1$. Au cours des deux premiers trimestres de 2021 et des trimestres précédant le troisième trimestre de 2018, $f_t = 1$ pour toutes les variables

		2018	2019	2019	2019	2019	2020	2020	2020	2020
		T4	T1	T2	T3	T4	T1	T2	T3	T4
MSCS univarié sans intervention	Niveau de santé perçu			10	100	100	100	10		
	Visite chez le dentiste				10	100	100	10		
	Tabagisme quotidien								10	50
MSCS univarié avec intervention	Niveau de santé perçu		10	100	200	100	100	10		
	Visite chez le dentiste	10	100	1 000	5 000	8 000	100	10		
MSCS bivarié	Niveau de santé perçu			10	100	100	100	10		
	Visite chez le dentiste				10	100	100	10		

Note : MSCS signifie Modèle de séries chronologiques structurel.

Les figures 4.1 à 4.4 présentent les innovations standardisées pour le niveau de santé perçu estimé selon les trois modèles (3.1), (3.6) et (3.7). Pour toutes les séries, les valeurs des innovations, estimées par le modèle lorsque la variance des termes de perturbation de la pente n'est pas augmentée temporairement (ligne noire tiretée), dépassent l'intervalle (-1,96; 1,96), ce qui suppose qu'il y a une erreur de spécification dans le cadre du modèle au début du premier confinement. En augmentant la souplesse de la pente, les valeurs des innovations standardisées (ligne pleine rouge) deviennent admissibles. Les innovations standardisées pour les autres variables ne sont pas présentées dans le cas présent. Après l'établissement des valeurs de f_t , les hypothèses sous-jacentes du modèle sont évaluées en vérifiant si les innovations standardisées ont une distribution normale standard et indépendante. Pour les trois modèles, les essais effectués (section 3.4) révèlent quelques non-respects d'hypothèses mineurs pour certaines variables. Les formulations d'autres modèles n'ont pas permis d'améliorer davantage les diagnostics de modèle.

Figure 4.1 Innovations standardisées en matière de niveau de santé perçu estimées à l'aide du MSCS univarié sans intervention (3.1).

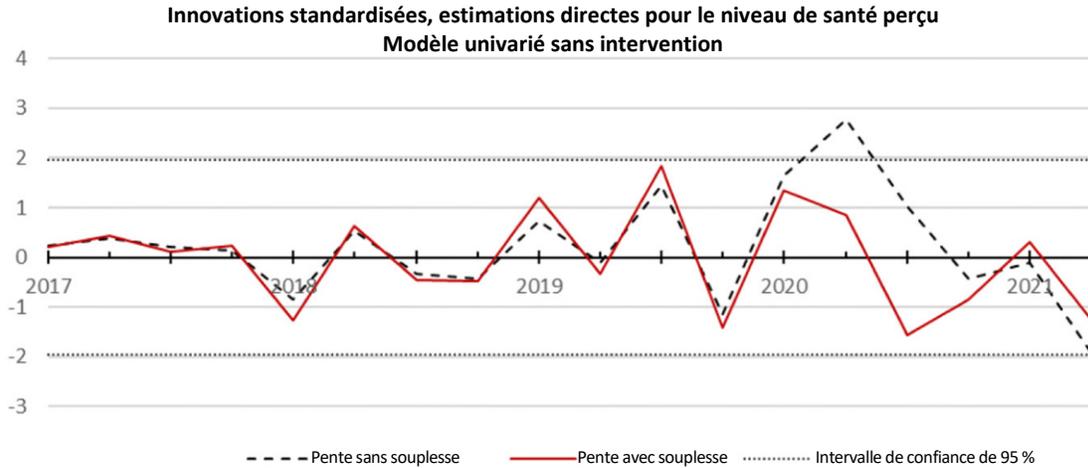


Figure 4.2 Innovations standardisées en matière de niveau de santé perçu estimées à l'aide du MSCS univarié avec intervention (3.6).

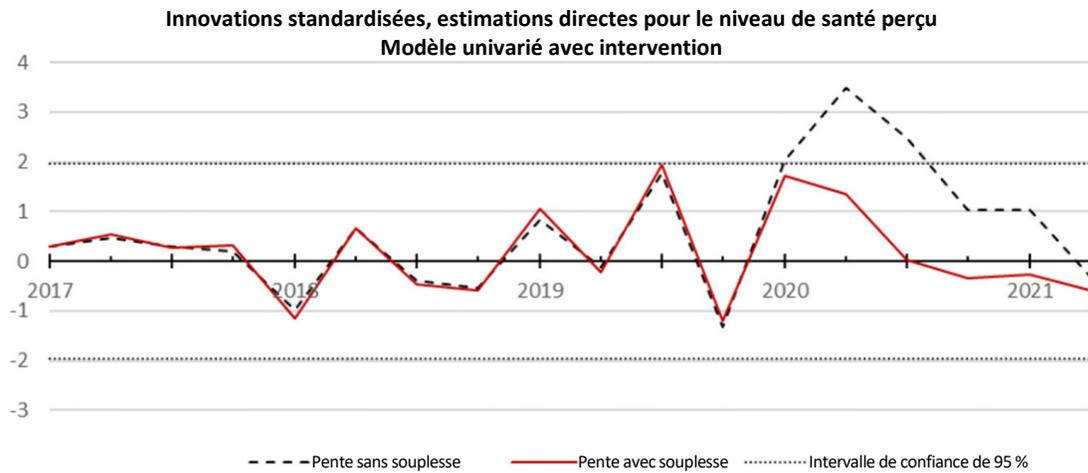


Figure 4.3 Innovations standardisées, série de réponses complètes, pour le niveau de santé perçu estimé à l'aide du MSCS bivarié (3.7).

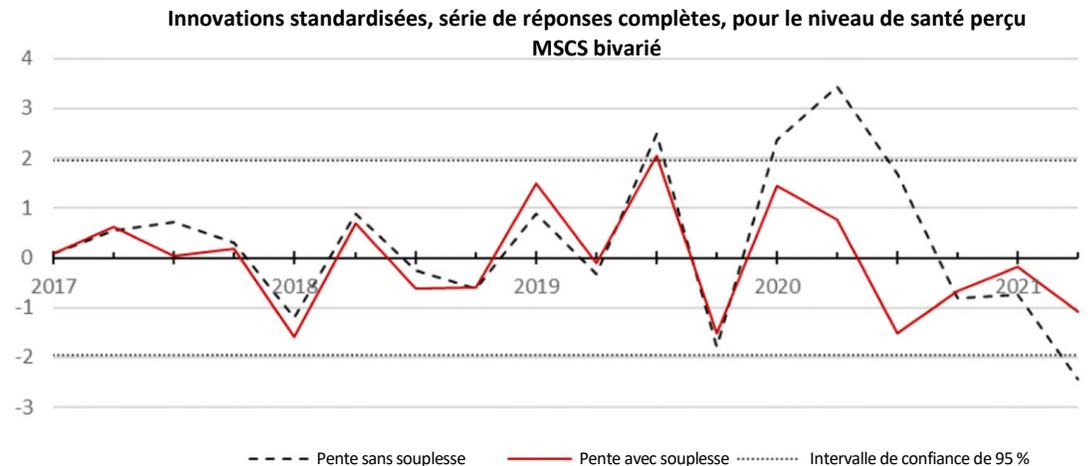
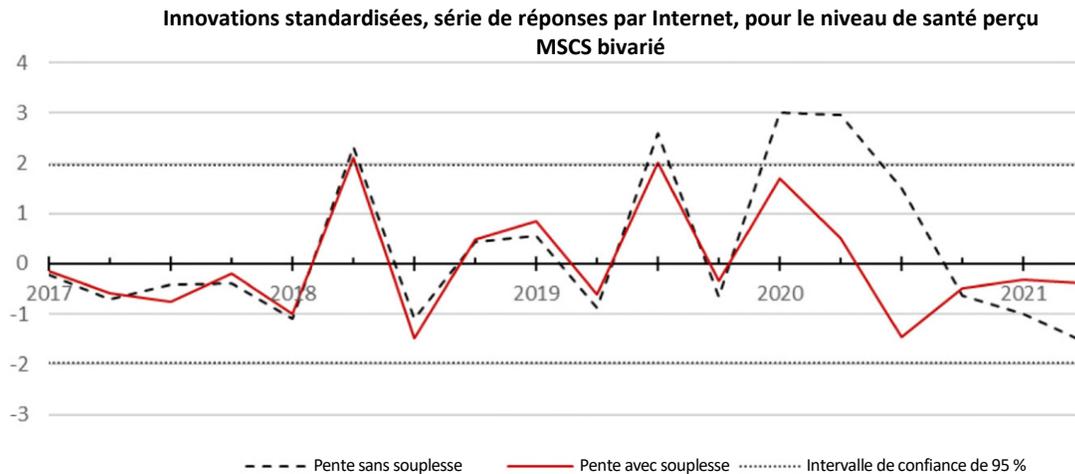


Figure 4.4 Innovations standardisées, série de réponses par Internet, pour le niveau de santé perçu estimé à l'aide du MSCS bivarié (3.7).



Le tableau 4.2 présente les estimations du maximum de vraisemblance en temps réel ou concomitantes des hyperparamètres des trois MSCS. Ainsi, les estimations du maximum de vraisemblance reposent sur la série observée jusqu'au trimestre concerné dans le tableau. Afin de présenter les valeurs des hyperparamètres avant la pandémie, les estimations sont également présentées pour le deuxième trimestre de 2019. Même si la variance σ_R^2 est multipliée par un facteur f_t dans le modèle, il est possible de constater que dans de nombreux cas, l'estimation de la (racine carrée de la) variance $\hat{\sigma}_R$ augmente. Les augmentations les plus importantes sont associées aux visites chez le dentiste avant la première période de confinement. Pour le tabagisme quotidien, l'estimation de la variance $\hat{\sigma}_R$ augmente au cours du deuxième trimestre de 2021 pour le modèle univarié.

Les estimations de certaines des composantes de la variance du tableau 4.2 sont très faibles. C'est le cas de $\hat{\sigma}_R$ pour le niveau de santé perçu, le tabagisme quotidien et la consommation excessive d'alcool ainsi que de $\hat{\sigma}_\omega$ pour le tabagisme quotidien. Ces hyperparamètres pourraient être retirés du modèle et il est donc possible de supposer que la tendance et la composante saisonnière sont invariantes dans le temps. Toutefois, les termes de perturbation de la pente ne peuvent pas être supprimés du modèle parce que la souplesse des tendances devait être augmentée pendant la pandémie en élevant la variance des termes de perturbation de la pente. De plus, la variance des termes de perturbation saisonnière est conservée pour améliorer la robustesse des modèles pour les changements de variations saisonnières pendant la pandémie de COVID-19. De façon similaire, la valeur du paramètre $\hat{\sigma}_\lambda$ pour les visites chez le dentiste pourrait être réglée à zéro, mais l'hypothèse selon laquelle la différence entre les IPAO et les IWAO n'a pas changé après le début de la pandémie serait ainsi renforcée.

Les figures 4.5 à 4.8 présentent les résultats des estimations pour les variables selon les trois modèles. Le début de la période couverte par les séries illustrées est le premier trimestre de 2017. Puisque

l'initialisation du filtre de Kalman est une « initialisation diffuse » (variance réglée à l'infini), les prévisions du modèle pour les trois premières années obtenues avec le MSCS sont ignorées. Pour toutes les variables, quatre graphiques sont présentés. Le premier compare les estimations directes \hat{y}_t^C (*directes, complètes*) et \hat{y}_t^W (*directes, Internet*) aux estimations fondées sur un modèle $\hat{L}_t + \hat{S}_t$: modèle bivarié (*MSCS bivarié*), modèle univarié sans intervention (*MSCS univarié*) et modèle univarié avec intervention (*MSCS univarié avec intervention*). Le deuxième graphique présente les estimations d'erreurs-types des estimations trimestrielles ponctuelles indiquées dans le premier graphique. Les graphiques des sections en bas à gauche montrent le coefficient d'intervention β du MSCS univarié (*MSCS univarié avec intervention*) du MSCS (3.6). Le graphique de la section inférieure droite présente la différence systématique λ_t (différence systématique, réponse par Internet et réponse complète) du MSCS (3.7) ainsi que les intervalles de confiance de 95 %.

En comparant la série d'estimations directes en fonction de la réponse complète et de la réponse par Internet et en analysant les estimations de la différence systématique (λ_t), il apparaît que, pour la plupart des variables, il y a un effet du mode d'enquête évident entre la réponse aux IPAO et aux IWAO. C'est pris en compte par le paramètre λ_t du modèle bivarié. Pour le niveau de santé perçu, les différences entre les séries avec IPAO et sans IPAO sont relativement faibles (figure 4.5, section du haut). Pour les visites chez le dentiste, les résultats des IWAO sont supérieurs à ceux des IPAO et la différence systématique λ_t varie de 1,5 % à 2 % (figure 4.6, section du haut). Pour le tabagisme quotidien et la consommation excessive d'alcool, c'est le contraire (figures 4.7 et 4.8, section du haut). Pour ces variables, les valeurs associées aux IPAO sont plus élevées que celles liées aux IWAO et, pour le tabagisme quotidien, la différence est la plus élevée, la différence systématique mesurée par λ_t étant d'environ -4 %. Cela démontre que le fait de ne pas tenir compte de l'arrêt des IPAO pendant le confinement entraîne un biais important pour les estimations directes. Combiner les estimations directes trimestrielles des périodes de confinement, qui reposent sur les IWAO seulement, et les estimations fondées sur une série de réponses complètes obtenues lors des périodes qui précèdent et suivent une période de confinement en une seule série chronologique se traduirait par des variations trompeuses d'une période à l'autre pendant la période de pandémie de COVID-19. Voir, par exemple, la partie supérieure de la figure 4.7 pour le tabagisme quotidien.

Tableau 4.2
Estimations concomitantes du maximum de vraisemblance pour les hyperparamètres du MSCS

	Niveau de santé perçu						Tabagisme quotidien					
	2019 T2	2020 T2	2020 T3	2020 T4	2021 T1	2021 T2	2019 T2	2020 T2	2020 T3	2020 T4	2021 T1	2021 T2
	MSCS univarié sans intervention						MSCS univarié sans intervention					
$\hat{\sigma}_R$	<0,001	0,001	<0,001	0,001	0,001	0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	0,002
$\hat{\sigma}_\omega$	<0,001	0,002	0,001	0,002	0,002	0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
$\hat{\sigma}_{e,A}$	0,007	0,007	0,008	0,007	0,007	0,007	0,010	0,011	0,010	0,01	0,010	0,010
	MSCS univarié avec intervention						MSCS univarié avec intervention					
$\hat{\sigma}_R$	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
$\hat{\sigma}_\omega$	<0,001	0,002	0,002	0,002	0,002	0,001	<0,001	<0,001	<0,001	0,001	<0,001	0,002
$\hat{\sigma}_{e,A}$	0,007	0,006	0,006	0,007	0,008	0,008	0,010	0,009	0,010	0,009	0,009	0,009
	MSCS bivarié						MSCS bivarié					
$\hat{\sigma}_R$	<0,001	0,001	<0,001	<0,001	<0,001	0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
$\hat{\sigma}_\omega$	<0,001	<0,001	0,002	0,002	0,002	0,002	<0,001	<0,001	<0,001	0,001	0,003	0,003
$\hat{\sigma}_\lambda$	<0,001	<0,001	0,002	<0,001	<0,001	0,004	0,002	0,003	0,007	0,01	0,002	0,002
$\hat{\sigma}_{e,C}$	0,957	1,120	0,979	0,934	0,928	0,862	1,310	1,220	1,200	1,250	1,710	1,710
$\hat{\sigma}_{e,W}$	1,310	1,340	1,180	1,240	1,240	1,040	1,280	1,210	1,100	0,653	0,718	0,760
	Visites chez le dentiste						Consommation excessive d'alcool					
	MSCS univarié sans intervention						MSCS univarié sans intervention					
$\hat{\sigma}_R$	<0,001	0,003	0,005	<0,001	0,002	0,003	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
$\hat{\sigma}_\omega$	<0,001	<0,001	<0,001	0,004	0,003	0,002	0,002	0,001	0,001	0,001	0,001	<0,001
$\hat{\sigma}_{e,A}$	0,009	0,008	0,008	0,011	0,009	0,010	0,008	0,010	0,009	0,009	0,009	0,010
	MSCS univarié avec intervention						MSCS univarié avec intervention					
$\hat{\sigma}_R$	<0,001	0,003	0,005	<0,001	0,002	0,003	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
$\hat{\sigma}_\omega$	<0,001	<0,001	<0,001	0,004	0,003	0,002	0,002	<0,001	<0,001	0,001	0,001	<0,001
$\hat{\sigma}_{e,A}$	0,009	0,008	0,008	0,011	0,009	0,010	0,008	0,010	0,010	0,010	0,009	0,009
	MSCS bivarié						MSCS bivarié					
$\hat{\sigma}_R$	<0,001	0,003	0,006	0,004	0,003	0,006	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
$\hat{\sigma}_\omega$	<0,001	<0,001	<0,001	0,004	0,004	0,001	0,002	0,004	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
$\hat{\sigma}_\lambda$	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	0,003	0,002	0,002	0,002	0,003	0,002
$\hat{\sigma}_{e,C}$	1,080	1,130	1,100	0,713	0,624	0,954	1,360	1,460	1,450	1,480	1,490	1,470
$\hat{\sigma}_{e,W}$	1,070	1,080	1,140	1,050	1,010	1,190	0,822	1,070	1,050	1,040	1,040	1,050

Note : MSCS signifie Modèle de séries chronologiques structurel.

Figure 4.5 Résultats du MSCS pour le niveau de santé perçu.

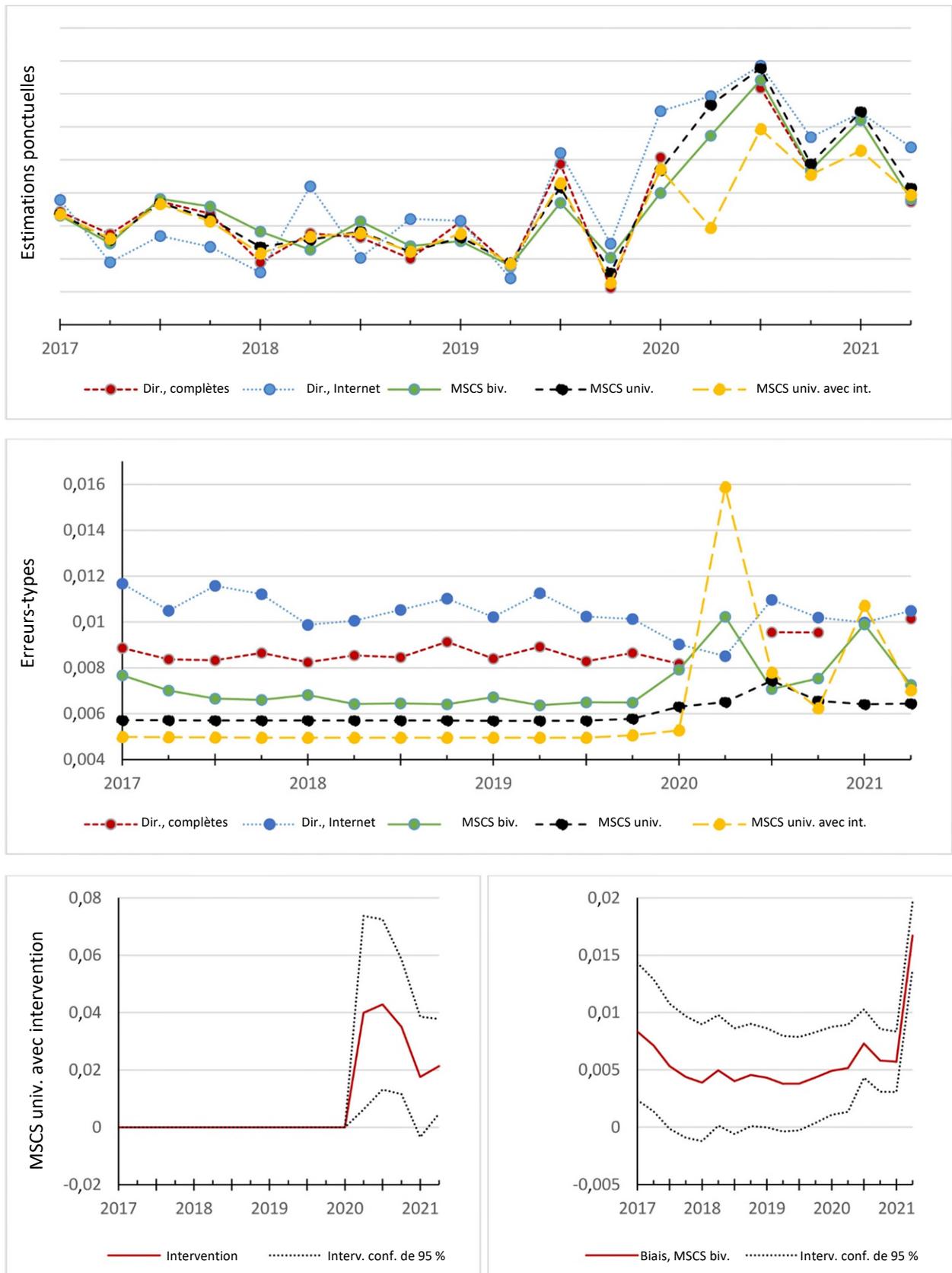


Figure 4.6 Résultats du MSCS pour les visites chez le dentiste.

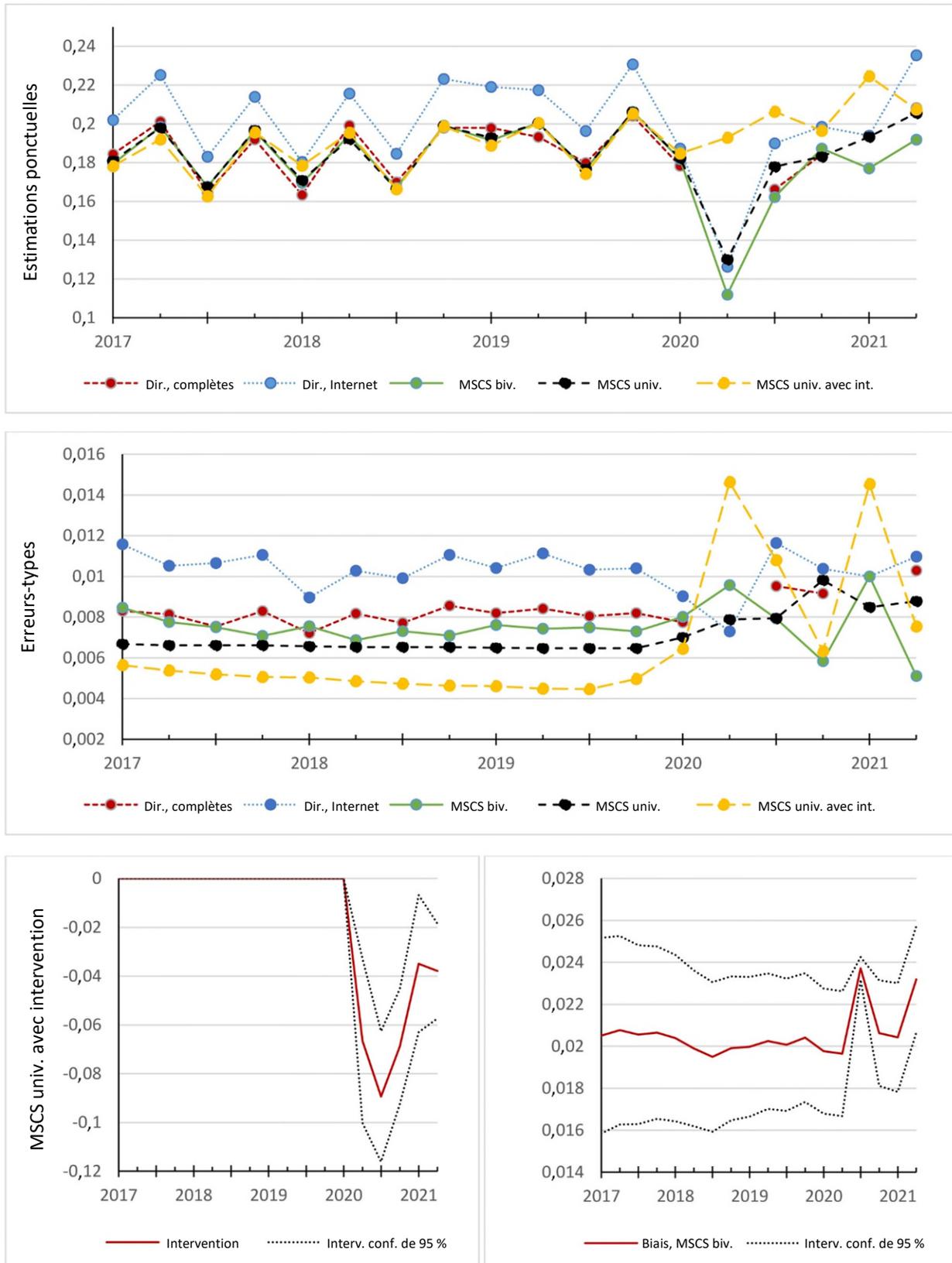


Figure 4.7 Résultats du MSCS pour le tabagisme quotidien.

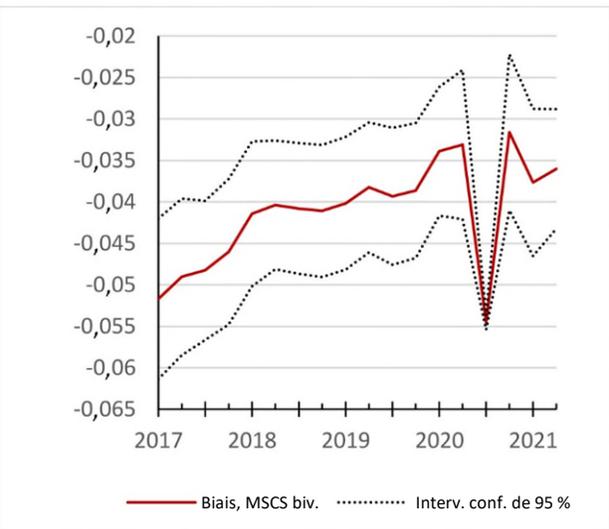
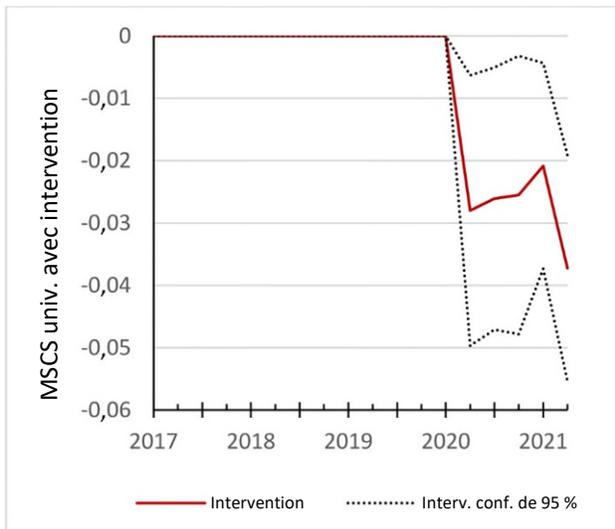
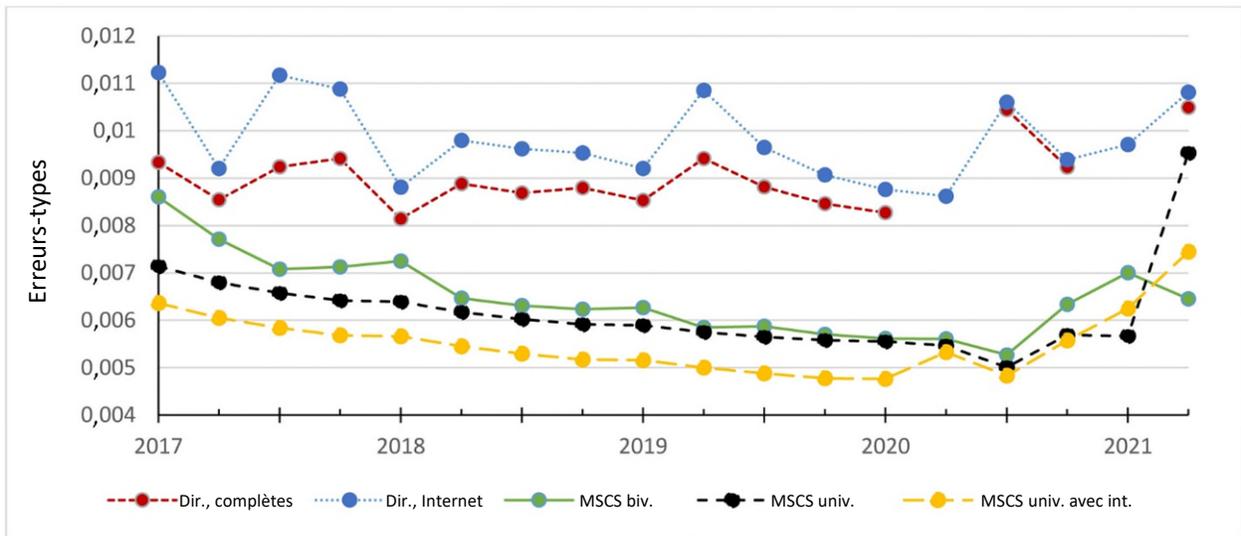
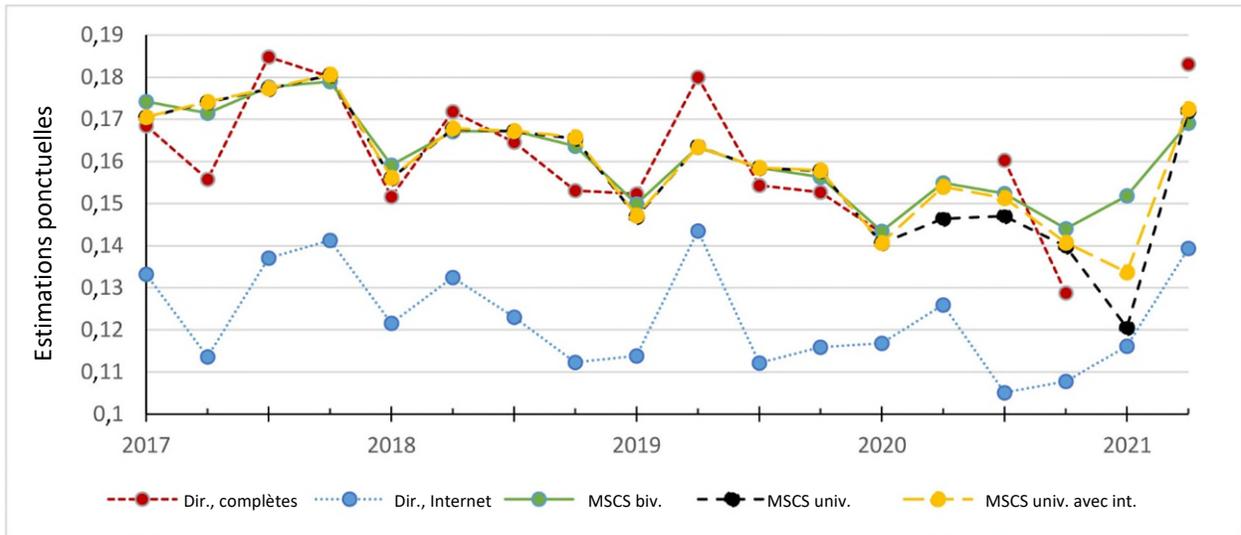
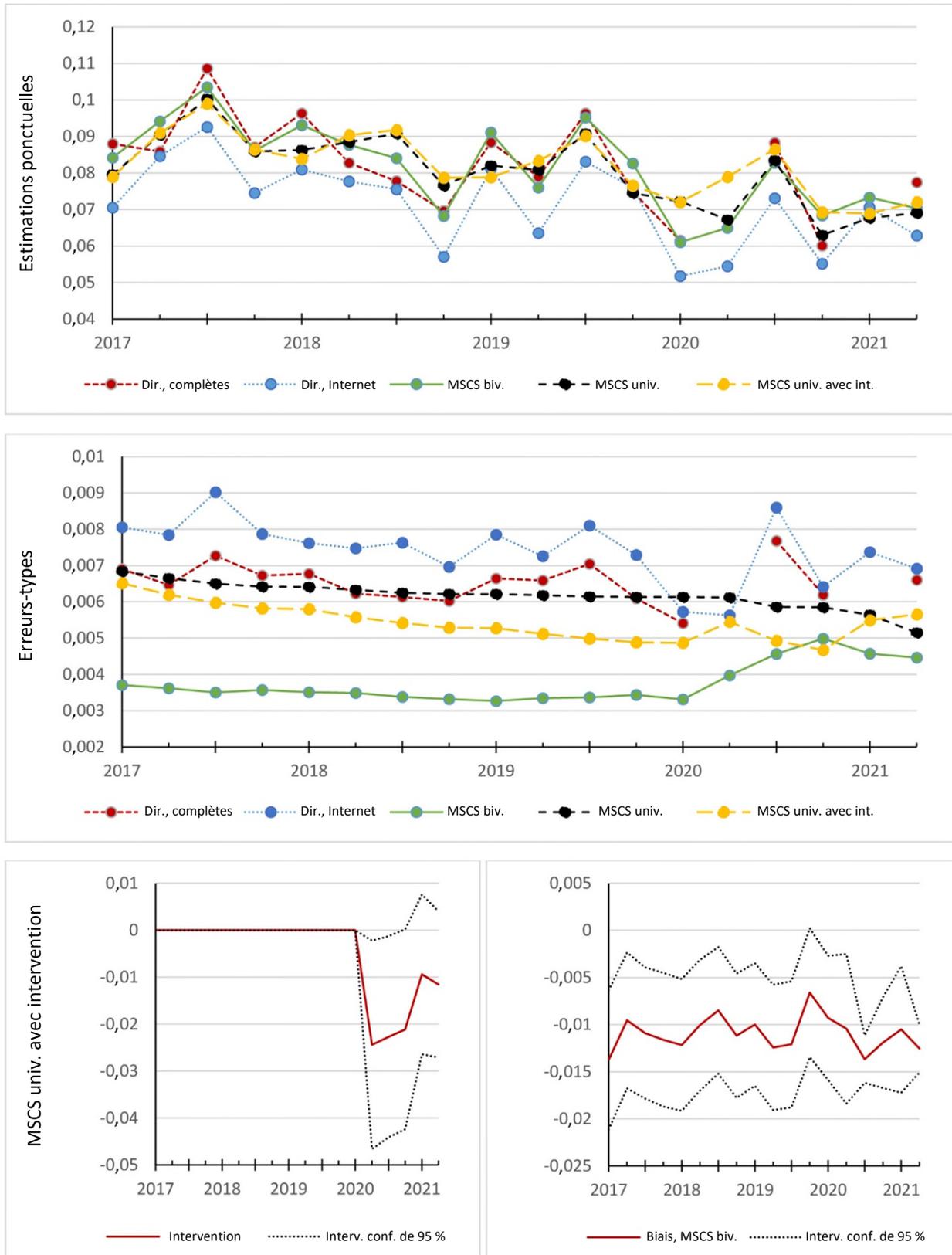


Figure 4.8 Résultats du MSCS pour la consommation excessive d'alcool.



Jusqu'en 2020, il n'y a pas eu de perte de réponses en raison de l'arrêt des IPAO et les estimations du MSCS fondées sur les modèles univarié et bivarié sont très semblables. Pendant la pandémie de COVID-19, qui a commencé en 2020, les différences entre les estimations des MSCS sont évidentes. C'est particulièrement le cas pour les trimestres où les IPAO n'ont pas eu lieu et pour les variables associées à un effet du mode d'enquête évident. Le MSCS univarié sans intervention produit des estimations pour la série de réponses par Internet, tandis que le MSCS bivarié en génère pour la série de réponses complètes. C'est le cas, par exemple, aux premiers trimestres de 2020 pour le niveau de santé perçu (figure 4.5, section du haut) et les visites chez le dentiste (figure 4.6, section du haut) et au premier trimestre de 2021 pour le tabagisme quotidien (figure 4.7, section du haut). Pour ce qui est de la consommation excessive d'alcool, des effets semblables sont observés en 2020 et en 2021 (figure 4.8, section du haut), mais dans une moindre mesure. Le MSCS univarié sans intervention produit, comme prévu, des estimations biaisées pendant la pandémie de COVID-19 pour les trimestres où le nombre d'IPAO diminue ou est nul.

Le MSCS univarié avec intervention génère également des estimations biaisées pour les trimestres où le nombre d'IPAO diminue ou est nul pendant l'une des périodes de confinement. Cela s'explique par le fait que le modèle interprète incorrectement une partie des changements soudains dans les évolutions trimestrielles réelles comme étant des différences de biais de mesure et d'effets de sélection. Cela peut produire une estimation élevée du coefficient d'intervention β . L'effet peut être observé pour toutes les variables, mais il est le plus important pour les visites chez le dentiste (figure 4.6, section inférieure gauche). Pour les visites chez le dentiste, le biais que cela entraîne est le plus important au deuxième trimestre de 2020, lorsque les dentistes des Pays-Bas ouvraient leurs cliniques uniquement pour des traitements d'urgence.

Le MSCS bivarié évite que des changements soudains dans l'évolution de paramètre de population soient interprétés comme des différences de biais de mesure et de sélection parce que les prévisions immédiates sont obtenues pour les estimations absentes en se fondant sur la série de réponses complètes en tenant compte de la différence systématique λ_t intégrée dans le modèle et observée au cours de la période précédant le confinement. Les estimations obtenues avec le MSCS bivarié reposent sur la série de réponses complètes et sont donc considérées comme les résultats trimestriels officiels de l'ESP puisqu'elles corrigent de la manière la plus plausible le manque de réponses lié à l'arrêt des IPAO.

Pour la plupart des variables, les erreurs-types des estimateurs du MSCS sont plus petites que celles des estimateurs directs et les erreurs-types des estimations fondées sur les modèles univariés sont généralement plus petites que celles obtenues avec le modèle bivarié. À première vue, il peut sembler surprenant que les erreurs-types obtenues avec le modèle bivarié soient plus élevées que celles associées aux modèles univariés. Il faut comprendre que la série de réponses par Internet repose sur les mêmes répondants que ceux associés à la série de réponses complètes. Par conséquent, la série de réponses par Internet ne fournit pas de nouveaux renseignements sur l'échantillon au modèle de séries chronologiques. Cela se reflète dans la matrice de covariance des erreurs de mesure (3.10). Selon ce point de vue, les modèles univariés sont plus parcimonieux, ce qui entraîne de petites erreurs-types pour les estimations des paramètres d'intérêt. Au

cours des trimestres où le paramètre de souplesse $f_t > 1$, le facteur de pondération des estimations directes augmente dans le cadre des modèles et moins d'information est empruntée au passé. Il en résulte des erreurs-types plus élevées qui dépassent parfois les erreurs-types des estimations directes. Pour le MSCS univarié avec intervention, cet effet est important au deuxième trimestre de 2020 (par exemple voir la section du milieu de la figure 4.5).

5. Publications officielles fondées sur l'ESP

Des résultats officiels trimestriels ont été publiés pour les huit variables sélectionnées par l'ESP (section 2) en se fondant sur le MSCS bivarié (3.7). La première série de données trimestrielles a été publiée en août 2020. Ces séries couvraient la période du premier trimestre de 2017 au deuxième trimestre de 2020. Par la suite, de nouvelles estimations étaient publiées tous les trimestres. Les résultats trimestriels sont calculés en temps réel et ne sont pas révisés après leur publication. Des résultats annuels sont également publiés en se fondant sur les résultats trimestriels. Les variations trimestrielles sont définies comme les différences entre deux trimestres consécutifs et les variations annuelles comme les différences entre les mêmes trimestres sur deux années consécutives. Les variations peuvent être obtenues directement à partir des résultats trimestriels publiés. Les erreurs-types pour les variations trimestrielles sont obtenues en calculant la combinaison linéaire $\Delta_t^Q = L_{t|t} - L_{t-1|t} + S_{t|t} - S_{t-1|t}$ à l'aide des processus récursifs du filtre de Kalman dans les équations (3.10) et (3.11). Pour les variations annuelles, les erreurs-types sont déterminées en calculant la combinaison linéaire de tendances $\Delta_t^A = L_{t|t} - L_{t-4|t}$. Dans le cas présent, la combinaison linéaire de signaux $L_{t|t} - L_{t-4|t} + S_{t|t} - S_{t-4|t}$ n'a pas été utilisée, car, dans ce cas, de nombreuses variables d'état supplémentaires doivent être conservées dans le vecteur d'état afin de calculer les composantes saisonnières $S_{t-4|t}$. Cela peut entraîner des estimations qui ne sont pas stables.

Les résultats annuels de l'ESP pour 2020 et 2021 ont été évalués par rapport aux résultats trimestriels en élargissant le modèle de pondération habituel décrit à la section 2, en incluant les estimations trimestrielles du MSCS pour les huit variables pour lesquelles ces modèles ont été élaborés. Pour chaque variable, une composante est élaborée avec huit catégories et ajoutée au modèle de pondération. Chaque variable cible précise la répartition entre deux catégories, c'est-à-dire le pourcentage de personnes qui respecte le critère de cette variable (par exemple un fumeur quotidien) et un pourcentage pour le reste (par exemple ne pas être un fumeur quotidien). Les composantes du modèle de pondération précisent la répartition de la population par rapport à ces deux catégories sur une base trimestrielle. Les résultats par trimestre sont divisés par quatre, de façon à ce que la somme des huit catégories soit égale à la taille de la population cible. Ainsi, les publications annuelles et trimestrielles sont cohérentes sur le plan numérique. Une correction est également apportée pour le manque de réponses en raison de l'arrêt des IPAO pour des répartitions plus détaillées des huit variables. Enfin, une correction optimale est apportée pour la perte de réponses en raison de l'arrêt des IPAO pour d'autres variables connexes pour lesquelles aucune estimation trimestrielle fondée sur un modèle n'est élaborée. Les publications trimestrielles et annuelles de 2017, 2018 et 2019 n'ont pas

été révisées pour les rendre cohérentes entre elles, puisqu'il n'est pas souhaitable de les réviser et que l'ampleur de la révision est faible, car il n'y a pas eu de perte de réponses en raison de l'arrêt des IPAO pendant cette période.

L'élargissement du modèle de pondération incluant les estimations trimestrielles du MSCS a entraîné une légère augmentation de la dispersion des poids de régression. Le tableau 5.1 présente certains résultats annuels de l'ESP pour 2020, y compris les variables cancer (à un moment de sa vie) et bronchite (au cours des 12 derniers mois). Les estimations dans le tableau sont des pourcentages et les erreurs-types correspondantes sont incluses entre parenthèses. Les corrections apportées aux résultats annuels pour les variables pour lesquelles des estimations trimestrielles ont été effectuées sont cohérentes par rapport aux résultats précédents discutés à la section 4. Pour le niveau de santé perçu et les visites chez le dentiste, la correction est négative pour la perte de réponses en raison de l'arrêt des IPAO en 2020, tandis que les répondants aux IWAO obtiennent de meilleurs résultats que les répondants aux IPAO (section 4). Pour ce qui est du tabagisme quotidien et de la consommation excessive d'alcool, la correction est positive, les résultats associés aux IWAO étant inférieurs à ceux liés aux IPAO. On pourrait s'attendre à ce que le cancer soit lié aux variables de mode de vie, mais cette variable est corrigée de façon négative, passant de 6,47 (pondération normale) à 6,44 (pondération élargie). À première vue, il semble que pour cette variable la correction apportée au moyen des résultats trimestriels fondés sur un modèle n'est pas correcte. Par contre, cette variable concerne tous les types de cancer et la relation peut être moins forte et il est possible que la majorité des personnes qui ont eu le cancer par le passé cessent de fumer par la suite. En ce qui concerne la bronchite, pour laquelle il devrait y avoir un lien fort avec le tabagisme quotidien, la correction est effectivement dans le même sens que celle pour le tabagisme quotidien.

Tableau 5.1

Résultats annuels de l'ESP en 2020. Les estimations sont exprimées en pourcentage et les erreurs-types sont présentées entre parenthèses

Variable	Pondération régulière	Pondération développée
Niveau de santé perçu	81,70 (0,45)	81,46 (0,46)
Visites chez le dentiste	16,83 (0,42)	16,08 (0,42)
Tabagisme quotidien	13,61 (0,45)	14,87 (0,49)
Consommation excessive d'alcool	6,43 (0,30)	6,93 (0,33)
Cancer	6,47 (0,26)	6,44 (0,26)
Bronchite	4,28 (0,23)	4,33 (0,23)

Note : ESP signifie Enquête sur la santé aux Pays-Bas.

6. Discussion

Selon l'Enquête sur la santé aux Pays-Bas (ESP), jusqu'en 2020, seuls les résultats annuels sur la santé, l'utilisation des soins de santé et le mode de vie étaient publiés par Statistique Pays-Bas. En raison de la pandémie de COVID-19 et du confinement connexe, il a été décidé en juin 2020 de publier une série de

résultats trimestriels fondés sur un modèle de séries chronologiques structurel (MSCS) pour huit variables clés de l'ESP. Cela sert à de multiples fins. Premièrement, grâce aux résultats trimestriels, la période de la pandémie de COVID-19 peut être mieux délimitée afin que les effets possibles de la pandémie sur les résultats relatifs à la santé soient représentés de façon plus claire. Deuxièmement, les résultats trimestriels sont disponibles plus rapidement, notamment en étant publiés pendant l'année en cours et non seulement après la fin de l'année de référence, ce qui accroît clairement la pertinence des données sur la santé. Parce que la taille de l'échantillon de l'ESP est trop petite pour produire des résultats trimestriels suffisamment précis à l'aide d'estimateurs directs, les MSCS sont utilisés comme une forme d'estimation sur petits domaines afin d'améliorer l'exactitude des résultats trimestriels avec des données d'échantillon provenant des périodes de référence précédentes. Finalement, le MSCS bivarié corrige le biais causé par la perte de réponses en raison de l'arrêt des observations sur place pendant le confinement.

Le MSCS bivarié combine deux séries d'estimations directes, une série fondée sur des réponses complètes et une série fondée sur des réponses par Internet. Les différences entre ces deux séries sont modélisées de façon dynamique à l'aide d'une composante distincte sous la forme d'une marche aléatoire. Pour les trimestres où il n'y a pas de réponses provenant d'interviews sur place, aucune estimation n'est disponible en fonction de la série de réponses complètes. Pour ces périodes, le modèle bivarié permet d'obtenir des prévisions immédiates pour le paramètre de population d'intérêt n'étant pas touchées par les variations soudaines des effets de mesure et de sélection qui sont le résultat de la perte de réponses en raison de l'arrêt des IPAO, car la composante susmentionnée du modèle tient compte de cette différence. Cette approche repose sur l'hypothèse selon laquelle les différences observées entre les deux séries de données d'entrée au cours de la période précédant le confinement ne changent pas pendant celui-ci. La validité de cette hypothèse est difficile à évaluer, mais une analyse des réponses a permis de déterminer que la composition des réponses par Internet n'a pas changé pendant la pandémie.

Deux MSCS univariés sont considérés comme des solutions de rechange. Pour le modèle univarié sans composante d'intervention modélisant les variations soudaines de la série de données d'entrée causées par la perte de réponses en raison de l'arrêt des IPAO, on part du principe qu'il n'y a pas d'effet du mode d'enquête entre les réponses par Internet et les réponses obtenues sur place. Pour les variables de l'ESP sélectionnées, il existe de toute évidence des effets du mode d'enquête, ce qui suppose que le MSCS univarié produit des estimations biaisées pour les trimestres pendant le confinement où il n'y a aucune ou moins d'observation sur place. Le deuxième MSCS univarié tente de modéliser les variations des biais de mesure et de sélection à l'aide d'une variable de niveau d'intervention. Il s'agit également d'une solution de valeur moindre, puisque le confinement a également un effet important sur les paramètres de population. Une partie de l'évolution réelle des paramètres de population est absorbée de façon incorrecte par le niveau d'intervention, ce qui entraîne des prévisions de modèle biaisées pour les paramètres de population d'intérêt. Pour ces raisons, les modèles univariés ne conviennent pas à l'estimation des résultats trimestriels pendant la pandémie de COVID-19. Les résultats trimestriels du MSCS bivarié sont publiés pour les huit variables sélectionnées de l'ESP.

Les corrections pour la perte de réponses en raison de l'arrêt des IPAO ont été intégrées aux résultats annuels de 2020 et 2021 en incluant dans le modèle de pondération des séries annuelles un tableau contenant les résultats trimestriels corrigés fondés sur un modèle pour les huit variables de l'ESP sélectionnées. Ainsi, les résultats trimestriels et annuels sont cohérents sur le plan numérique. De cette façon, une correction est également apportée pour la perte de réponse en raison de l'arrêt des interviews sur place, afin d'obtenir une répartition détaillée des résultats annuels pour ces huit variables et, dans certains cas, pour d'autres variables connexes pour lesquelles aucune estimation trimestrielle fondée sur un modèle n'a été élaborée.

L'un des avantages essentiels de l'utilisation des MSCS est que les estimations fondées sur un modèle sont plus précises que les estimations directes. En particulier, les variations d'une période à l'autre peuvent être estimées beaucoup plus précisément grâce à la corrélation directe entre les estimations des tendances et les périodes consécutives.

Pour certaines variables, la pandémie a eu un effet important sur l'élaboration des statistiques. Afin de tenir compte de l'augmentation soudaine des variations des résultats dans le cadre de modèle de séries chronologiques, il est nécessaire d'augmenter la souplesse de la composante de tendance pendant la pandémie. Pour ce faire, la variance des termes de perturbation de la composante de tendance a été augmentée pendant la pandémie. Il en résulte que les erreurs-types des estimations fondées sur un modèle augmentent pour les trimestres concernés et qu'elles sont parfois plus importantes que les erreurs-types des estimations directes.

La pandémie de COVID-19 a permis de bien prendre conscience du fait que la variance n'est pas le seul concept de qualité pour les statistiques officielles, mais que d'autres aspects de la qualité, comme l'actualité et la comparabilité au fil du temps, sont au moins aussi importants. Par conséquent, Statistique Pays-Bas a retravaillé l'approche d'inférence traditionnelle fondée sur le plan pour les publications annuelles de l'ESP, en adoptant une méthode d'inférence fondée sur un modèle comme une forme d'estimation sur petits domaines afin de produire des chiffres plus à jour. En même temps, la méthode proposée compense le biais qui se produit en raison de la perte de réponses dans le temps, en raison de l'arrêt des IPAO, afin de maintenir la comparabilité au fil du temps et d'éviter une augmentation soudaine de l'erreur quadratique moyenne.

Remerciements

Les auteurs remercient les deux examinateurs anonymes et le rédacteur associé d'avoir lu attentivement la version préliminaire du présent document et d'avoir fourni des commentaires constructifs. Les points de vue exprimés dans cet article sont ceux des auteurs et ne reflètent pas nécessairement la politique de Statistique Pays-Bas.

Bibliographie

Binder, D.A., et Dick, J.P. (1990). [Méthode pour l'analyse des modèles ARMMI](https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/pub/12-001-x/1990002/article/14533-fra.pdf). *Techniques d'enquête*, 16, 2, 251-265. Article accessible à l'adresse <https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/pub/12-001-x/1990002/article/14533-fra.pdf>.

- Boonstra, H.J., et van den Brakel, J.A. (2022). Multilevel time series models for small area estimation at different frequencies and domain levels. *Annals of Applied Statistics*. Accepté pour publication.
- Boonstra, H.J., van den Brakel, J.A. et Das, S. (2021). Multilevel time series modeling of mobility trends. *Journal of the Royal Statistical Society A series*, 184, 985-1007.
- Buelens, B., et van den Brakel, J.A. (2015). Measurement error calibration in mixed-mode surveys. *Sociological Methods & Research*, 44, 391-426.
- Datta, G., Lahiri, P., Maiti, T. et Lu, K. (1999). Hierarchical bayes estimation of unemployment rates for the states of the U.S. *Journal of the American Statistical Association*, 94, 1074-1082.
- Doornik, J.A. (2009). *An Object-oriented Matrix Programming Language Ox 6*. Londres: Timberlake Consultants Press.
- Durbin, J., et Koopman, S. (2012). *Time Series Analysis by State Space Methods (second edition)*. Oxford University Press, Oxford.
- Elliot, D., et Zong, P. (2019). Improving timeliness and accuracy of estimates from the UK labour force survey. *Statistical Theory and Related Fields*, 3, 186-198.
- Fay, R., et Herriot, R. (1979). Estimates of income for small places: An application of James-Stein procedures to census data. *Journal of the American Statistical Association*, 74, 269-277.
- Gonçalves, C., Hidalgo, L., Silva, D. et van den Brakel, J.A. (2022). Model-based single-month unemployment rate estimates for the Brazilian Labour Force Survey. *Journal of the Royal Statistical Society*, 185, 1707-1732.
- Harvey, A.C., et Chung, C.H. (2000). Estimating the underlying change in unemployment in the UK. *Journal of the Royal Statistical Society, Series A*, 163, 303-339.
- Kish, L. (1965). *Survey Sampling*. New York: John Wiley & Sons, Inc.
- Koopman, S.J., Shephard, N. et Doornik, J.A. (2008). *SsfPack 3.0: Statistical Algorithms for Models in State Space Form*. Londres: Timberlake Consultants Press.
- Krieg, S., et van den Brakel, J.A. (2012). Estimation of the monthly unemployment rate for six domains through structural time series modelling with cointegrated trends. *Computational Statistics and Data Analysis*, 56, 2918-2933.
- Lumley, T. (2014). 'survey': *Analysis of Complex Survey Samples*. R package version 3.30.

Pfeffermann, D. (1991). Estimation and seasonal adjustment of population means using data from repeated surveys. *Journal of Business & Economic Statistics*, 9, 163-175.

Pfeffermann, D., et Bleuer, S.R. (1993). [Modélisation conjointe robuste de séries de données sur l'activité pour de petites régions](https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/pub/12-001-x/1993002/article/14458-fra.pdf). *Techniques d'enquête*, 19, 2, 159-174. Article accessible à l'adresse <https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/pub/12-001-x/1993002/article/14458-fra.pdf>.

Pfeffermann, D., et Burck, L. (1990). [Estimation robuste pour petits domaines par la combinaison de données chronologiques et transversales](https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/pub/12-001-x/1990002/article/14534-fra.pdf). *Techniques d'enquête*, 16, 2, 229-249. Article accessible à l'adresse <https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/pub/12-001-x/1990002/article/14534-fra.pdf>.

Pfeffermann, D., et Tiller, R. (2005). Bootstrap approximation to prediction MSE for state-space models with estimated parameters. *Journal of Time Series Analysis*, 26(6), 893-916.

Pfeffermann, D., et Tiller, R. (2006). Small area estimation with state space models subject to benchmark constraints. *Journal of the American Statistical Association*, 101, 1387-1397.

R Core Team (2015). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienne, Autriche. URL: <https://www.R-project.org/>.

Rao, J.N.K., et Molina, I. (2015). *Small Area Estimation*, 2nd edition, New York: John Wiley & Sons, Inc.

Rao, J.N.K., et Yu, M. (1994). Small area estimation by combining time series and cross-sectional data. *The Canadian Journal of Statistics/La revue Canadienne de statistique*, 22(4), 511-528.

Särndal, C.-E., Swensson, B. et Wretman, J. (1992). *Model Assisted Survey Sampling*. New York: Springer Verlag.

Tiller, R.B. (1992). Time series modelling of sample survey data from the U.S. current population survey. *Journal of Official Statistics*, 8, 149-166.

van den Brakel, J.A., et Krieg, S. (2015). [Remédier aux petites tailles d'échantillon, au biais de groupe de renouvellement et aux discontinuités dans les plans de sondage avec renouvellement de panel](https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/pub/12-001-x/2015002/article/14231-fra.pdf). *Techniques d'enquête*, 41, 2, 281-312. Article accessible à l'adresse <https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/pub/12-001-x/2015002/article/14231-fra.pdf>.

van den Brakel, J.A., et Krieg, S. (2016). Small area estimation with statespace common factor models for rotating panels. *Journal of the Royal Statistical Society A series*, 179, 763-791.

van den Brakel, J.A., Souren, M. et Krieg, S. (2022). Estimating monthly Labour Force Figures during the COVID-19 pandemic in the Netherlands. *Journal of the Royal Statistical Society, Series A*, 185, 1560-1583.

You, Y. (2008). Small area estimation using area level models with model checking and applications. SSC annual meeting, Proceedings of the Survey Methods Section.

You, Y., Rao, J.N.K. et Gambino, J. (2003). [Estimation du taux de chômage fondée sur un modèle pour l'Enquête sur la population active du Canada : Une approche bayésienne hiérarchique](https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/pub/12-001-x/2003001/article/6602-fra.pdf). *Techniques d'enquête*, 29, 1, 27-36. Article accessible à l'adresse <https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/pub/12-001-x/2003001/article/6602-fra.pdf>.