



Institut des
politiques publiques

RAPPORT IPP N° 66 - Février 2026

Utiliser la microsimulation pour estimer les inégalités en temps réel ? Une illustration avec Taxipp

Sylvain Duchesne
Paul Dutronc-Postel
Bertrand Garbinti
Lola Josseran
Fabian Reutzel



ipp



L'Institut des politiques publiques (IPP) a été créé par PSE et est développé dans le cadre d'un partenariat scientifique entre PSE-École d'Économie de Paris et le Groupe des écoles nationales d'économie et de statistique (GENES). L'IPP vise à promouvoir l'analyse et l'évaluation quantitatives des politiques publiques en s'appuyant sur les méthodes les plus récentes de la recherche en économie.

www.ipp.eu



RAPPORT IPP N° 65 - Février 2026

Utiliser la microsimulation pour estimer les inégalités en temps réel ? Une illustration avec Taxipp

Sylvain Duchesne
Paul Dutronc-Postel
Bertrand Garbinti
Lola Josseran
Fabian Reutzel

LES AUTEURS DU RAPPORT

Sylvain Duchesne est économiste à l'Institut des politiques publiques (IPP) depuis janvier 2023. Il y a notamment travaillé sur la pauvreté des jeunes adultes et les transferts monétaires qu'ils reçoivent de leurs parents, à partir de données administratives et d'enquêtes auprès des ménages.

Page personnelle : <http://www.ipp.eu/annuaire/sylvain-duchesne/>

Paul Dutronc-Postel est économiste à l'Institut des politiques publiques (IPP) et responsable du programme Environnement. Après une thèse en économie du développement au sein de l'Ecole d'Economie de Paris, Paul rejoint l'IPP et y travaille sur les problématiques liées à la fiscalité des ménages, à l'emploi, aux entreprises et à l'environnement.

Page personnelle : <http://www.ipp.eu/annuaire/paul-dutronc/>

Bertrand Garbinti est enseignant à l'ENSAE-Institut Polytechnique Paris, chercheur au CREST, et responsable du programme Fiscalité des Ménages à l'Institut des politiques publiques (IPP). Ses travaux de recherche portent sur les inégalités de revenus et de patrimoine, la redistribution ainsi que sur l'acceptation de la taxation et ses effets sur les comportements individuels.

Page personnelle : <http://www.bertrandgarbinti.com/>

Lola Josseran est économiste à l'Institut des politiques publiques (IPP) au sein du programme Fiscalité des Ménages depuis septembre 2023. Elle travaille principalement sur le développement du modèle de micro-simulation Taxipp à partir des données administratives et des barèmes IPP.

Page personnelle : <http://www.ipp.eu/annuaire/lola-josseran/>

Fabian Reutzel est économiste senior à l'Institut des Politiques Publiques (IPP). Alors que sa thèse de doctorat à la PSE portait sur l'inégalité des chances dans le temps et au cours du cycle de vie, il travaille désormais sur les questions de marché du travail et de fiscalité, en s'appuyant sur des données administratives et le modèle de micro-simulation Taxipp.

Page personnelle : <http://fabianreutzel.github.io/>

REMERCIEMENTS

Ce travail a bénéficié d'un financement du Conseil d'analyse économique (CAE). Nous remercions Camille Landais et Hélène Paris, respectivement président et secrétaire générale du CAE au début de ce projet, ainsi que Xavier Jaravel et Augustin Vicard qui exercent maintenant ces responsabilités, pour leur temps, leur confiance et leurs conseils tout au long de celui-ci.

Nous tenons aussi à remercier les équipes du Centre d'accès sécurisé aux données (CASD) pour la mise à disposition des données et pour avoir répondu à nos demandes de sorties de façon réactive.

Nous remercions également l'Insee, la CNAF, la DRESS, la DARES et la DGFIP pour la production des données mobilisées dans ce rapport. Nous adressons des remerciements particuliers à Michel Duée et Sylvie Le Minez (Insee), Franck Arnaud (DRESS), Nicolas Duvoux (CNLE) ainsi qu'à l'équipe de Leximpact pour leurs retours, remarques et suggestions qui nous ont permis d'améliorer ce rapport.

Les conclusions de ce rapport sont propres à leurs auteurs et autrices et n'engagent pas le CAE.

SOMMAIRE

Remerciements	1
Introduction	5
1 Le modèle Taxipp et les données mobilisées	11
1.1 Le modèle de microsimulation Taxipp	11
1.2 Appariement de Taxipp	12
1.3 Source extérieure de comparaison des résultats : ERFS	13
2 Méthodologie	15
2.1 Mensualisation des revenus	15
2.1.1 Les méthodes de mensualisation	16
2.1.2 L'amélioration de la variabilité infra-annuelle	18
2.2 Amélioration du vieillissement de la base source de Taxipp	21
2.2.1 Principe général du vieillissement	21
2.2.2 Deux temporalités de vieillissement	24
3 Résultats sur les inégalités et la pauvreté	27
3.1 Indicateurs de 2018 à 2023	27
3.1.1 Comparaison avec l'ERFS sur les ménages ordinaires	27
3.1.2 Extension du calcul à la population Taxipp	31
3.1.3 Pistes d'amélioration	34
3.2 Extension à des périodes plus récentes	35
Conclusion générale	37
Annexes	39
A1 La mensualisation du chômage	39
A2 Le calcul mensualisé du RSA et de la prime d'activité	41
A3 Pic de « pertes » d'emploi en janvier dans la BTS	42
A3.1 Diagnostic de la saisonnalité des emplois	42
A3.2 Test de robustesse sur la mensualisation de la BTS	44

A4	Variables utilisées dans le calage	45
A5	Distribution du niveau de vie	48
A6	Taux de pauvreté par type de ménages	49
A7	Données du graphique sur les taux de pauvreté	52
A8	Autres indicateurs d'inégalités et de pauvreté sur les ménages ordinaires	54
Références		57
Liste des tableaux		61
Liste des figures		63

INTRODUCTION

Contexte de l'étude

En France, l'Institut national de la statistique et des études économiques (Insee) collecte des enquêtes et réalise un important travail statistique afin de mesurer l'évolution des inégalités et de la pauvreté (voir par exemple Rieg et Rousset (2025)). D'autres institutions comme l'Observatoire des inégalités (voir par exemple Brunner et Maurin (2024)) s'intéressent aussi à ce suivi statistique en détaillant l'évolution des principaux indicateurs de la pauvreté. Les statistiques produites sur ces sujets par l'Insee à partir de bases de données détaillées sont des outils précieux pour l'analyse des dynamiques sociales, mais, par construction, leur publication ne peut intervenir qu'après le temps nécessaire à la collecte et à l'exploitation de ces bases de données, parfois avec un délai de un à deux ans. Pour s'informer des évolutions à court terme des ressources et comportements des ménages et y réagir, la statistique publique fait appel à des indicateurs et données de substitution (cartes bancaires, téléphonie). La mobilisation en un temps record de ces données inédites a participé à une amélioration de la réactivité de l'information statistique lors de la crise sanitaire ; mais ces données restent imparfaites, notamment hors période de crise (Lesur, 2025).

L'objectif de ce travail consiste à examiner s'il est possible d'utiliser des données disponibles à plus court terme pour présenter des premières estimations de l'évolution de la pauvreté et des inégalités en attendant la confirmation des tendances

avec les données plus précises des données d'enquêtes. L'objectif scientifique est de s'appuyer sur le modèle de microsimulation Taxipp et de le développer afin de mieux estimer la distribution à court terme du revenu disponible des ménages. Il s'agit d'abord d'avoir un module de vieillissement assez performant pour pouvoir reproduire les analyses connues d'évolution des inégalités et de la pauvreté. Mais aussi, dans un deuxième temps, d'explorer des pistes de bases de données et méthodologies permettant de produire des premières estimations de l'évolution du taux de pauvreté.

Un travail similaire, fondé sur le modèle de microsimulation Inès dont la base en entrée est vieillie, a déjà été effectué par l'Insee de 2015 à 2020. Initialement de manière expérimentale, puis de façon pérenne à partir des estimations de l'année 2017 (Fontaine et Fourcot (2015), Schmitt et Sicsic (2016), Schmitt et Sicsic (2017), Schmitt et Sicsic (2018), Cornuet et Sicsic (2019), Buresi et Cornuet (2020)). Les dernières estimations produites (en 2020) mobilisaient des simulations infra-annuelles de l'évolution des heures travaillées, des revenus et des dispositifs exceptionnels ou étendus, tels que l'activité partielle. Ces travaux ont été interrompus suite à la refonte de l'enquête ERFS en 2021 et de la révision du modèle Ines.

Une des difficultés principales évoquées comme obstacle à une microsimulation du taux de pauvreté lors des premières tentatives tenait aux prestations sociales, pour lesquelles les montants calculés par microsimulation ne sont pas toujours compatibles avec les montants observés dans les données d'enquête, ou par les organismes versant ces aides. Ce projet vise à reprendre cette ambition d'utiliser un modèle de microsimulation et des informations plus contemporaines pour estimer les évolutions de la pauvreté et des inégalités de revenu disponible.

La plupart des études disponibles reposent sur une fréquence annuelle (de janvier à décembre), ce qui ne permet pas d'appréhender finement l'évolution infra-annuelle des revenus et des inégalités. Une production plus régulière et rapprochée

dans le temps serait particulièrement utile pour éclairer rapidement les effets redistributifs et sociaux de chocs économiques. Il convient toutefois de souligner que ces premières estimations ne sauraient atteindre le même niveau de précision et de fiabilité que les analyses publiées avec un décalage de deux ans, car les connaissances et les bases de données s'accumulent au fil du temps. La bonne manière de concevoir la démarche présentée dans ce rapport est donc de développer la recherche scientifique visant à développer des outils qui permettent ainsi d'appréhender les évolutions de la pauvreté et des inégalités à court terme.

Méthodes

Ce projet nécessite avant tout d'améliorer le modèle de microsimulation de l'Institut des politiques publiques (IPP), Taxipp, qui repose sur une base de données appariée datant de 2018, liant les ménages obtenus par l'utilisation de FIDELI aux foyers fiscaux disponibles dans une autre base de données, FELIN (des familles au sens de la CAF sont également recrées à partir de diverses informations à l'intérieur des ménages). Avant ce projet, le vieillissement de la base était relativement homogène et les revenus et statuts d'activité étaient annuels. Les salaires étaient répartis uniformément sur les mois et les statuts d'activité individuels n'évoluaient pas au cours de l'année.

Ce projet a permis de franchir une étape importante dans l'évolution du modèle, en apportant deux améliorations majeures. D'abord l'affinement du vieillissement, par l'élaboration d'un panorama des méthodes et sources de données disponibles qui permettent de simuler de manière crédible l'évolution démographique, économique et sociale de la population après 2018. Ensuite, la mensualisation des revenus, lorsqu'elle est pertinente, afin d'obtenir un modèle avec une granularité infra-annuelle, capable d'estimer le niveau de vie des ménages à l'échelle mensuelle ou trimestrielle. Ceci permet une plus grande flexibilité dans le choix de la fenêtre

temporelle pertinente pour l'élaboration de mesures d'inégalités et de pauvreté.

Ces améliorations rendent le modèle plus réactif et capable de produire rapidement des premières estimations d'inégalités et de pauvreté, par exemple en cas de bouleversements socio-économiques rapides, notamment en période de crise. Le code et la documentation associée seront disponibles dans la version du modèle 2.4.2, qui sera mise en ligne à la suite de ce rapport.

Ce travail a également soulevé la question de l'existence d'une saisonnalité des taux de recours aux prestations sociales. En effet, on observe une faible variabilité infra-annuelle du nombre de bénéficiaires au RSA et à la prime d'activité dans les données de la CAF, qui contraste avec la saisonnalité de l'éligibilité à ces aides estimée avec le modèle Taxipp. Cette observation ouvre des perspectives de recherche intéressantes visant à mieux comprendre la dynamique temporelle du recours aux prestations et à en améliorer la modélisation dans les approches de micro-simulation.

Plan du rapport

Dans ce rapport, nous allons commencer par présenter le modèle de micro-simulation Taxipp développé par l'IPP ainsi que les données mobilisées, en détaillant d'abord l'appariement source de Taxipp à partir de bases de données de 2018, puis une source de données externes, l'Enquête revenus fiscaux et sociaux (ERFS), qui permet de comparer et de valider nos méthodologies et résultats. Ensuite, nous exposerons la méthodologie mise en place, c'est-à-dire les améliorations qui ont été apportées à Taxipp : la mensualisation des revenus et l'affinement du module de vieillissement. Nous présenterons deux modules de vieillissement, qui diffèrent par les périodes de disponibilité des données qu'ils utilisent : un module complet et très fin mais pour lequel les évaluations nécessitent un recul de 15 mois (à l'image des travaux de l'Insee qui s'intéressent à ce sujet) et un module moins précis mais mo-

bilisable sous 3 mois permettant ainsi de produire des estimations plus rapidement. Enfin, nous détaillerons les résultats sur les indicateurs d'inégalités et de pauvreté, à la fois pour les années 2018 à 2023 – comparées aux résultats récemment publiés par l'Insee – et pour la période infra-annuelle allant d'avril 2024 à mars 2025, offrant ainsi un panorama actualisé et réactif de l'évolution de ces indicateurs.

CHAPITRE 1

LE MODÈLE TAXIPP ET LES DONNÉES MOBILISÉES

1.1 Le modèle de microsimulation Taxipp

Taxipp est le modèle de microsimulation socio-fiscal de l'IPP. Il vise à simuler l'ensemble des dispositifs socio-fiscaux à destination des ménages en France. Le principe général d'un tel modèle est de simuler pour chaque individu d'une base de données représentative de la population française l'ensemble de ses prélèvements obligatoires et prestations sociales, sous la législation actuelle comme sous n'importe quelle autre législation.

Taxipp peut être résumé en deux grands blocs fonctionnels indépendants mais développés de façon conjointe et cohérente : d'une part, l'appariement statistique de différentes bases de données administratives servant à l'élaboration d'une base unique de données sur la population française, et d'autre part, la technologie de connexion de la base ainsi produite à un calculateur socio-fiscal libre et collaboratif auquel participe l'IPP, OpenFisca-France ¹.

1. [OpenFisca-France](#) est un des projets de l'[Association Openfisca](#), association internationale dont l'IPP est un membre fondateur. Taxipp utilise également trois autres projets de cette association auxquels contribue également l'IPP : [OpenFisca-Core](#), [OpenFisca-Survey-Manager](#) et [OpenFisca-France-Data](#).

Taxipp mobilise des données administratives confidentielles et anonymisées, protégées par le secret statistique et soumises au respect du Règlement général sur la protection des données (RGPD), accessibles seulement via le Centre d'accès sécurisé aux données (CASD) après accord du Comité du secret statistique. Ainsi, les traitements opérés sur ces données ont fait l'objet d'une déclaration auprès du délégué à la protection des données (DPD) du CNRS dont relève l'IPP (numéro de traitement 2-20089V2), et d'une inscription au registre du laboratoire Paris Jourdan Sciences Economiques. Ainsi, le code de Taxipp que nous mettons à disposition en libre accès (IPP, 2024) n'est exécutable que sur le CASD, sous réserve de disposer sur cet environnement de toutes les bases de données nécessaires, et d'avoir mené les procédures associées au RGPD.

1.2 Appariement de Taxipp

La base de données source de Taxipp est un appariement statistique de quatre bases administratives portant sur les revenus 2018 :

- Les données FIDELI, produites par l'Insee et la Direction Générale des Finances Publiques (DGFIP), qui renseignent pour l'exhaustivité des ménages français tout un ensemble de caractéristiques fiscales et socio-démographiques. Elles sont issues des fichiers de taxe d'habitation, des fichiers fonciers et des fichiers de l'impôt sur le revenu. Cette base comprend des informations sur les logements (caractéristiques physiques comme le nombre de pièces, la surface, les équipements ; géolocalisation ; valeur locative cadastrale utilisée pour les impôts locaux, etc.) et les individus qui les occupent (caractéristiques socio-démographiques, revenus fiscaux). Elle permet en particulier d'obtenir la structure par ménages et foyers fiscaux de la population. A l'aide de la variable lien familial et de la structure par âge et foyer fiscal au sein des ménages, nous reconstruisons également des familles au sens de la CAF.

- Le fichier échantillonné de l'impôt sur le revenu (FELIN), produit par la DG-FiP, qui est un échantillon (500 000 foyers fiscaux français) de déclarations fiscales à l'impôt sur le revenu, avec une représentation exhaustive des 0,4% des foyers les plus aisés, qui sont des foyers caractérisés par une importante hétérogénéité. Ceci nous permet d'analyser avec finesse le haut de la distribution des revenus. L'information de ce fichier sur les revenus déclarés est également très riche : pour chacun des foyers fiscaux représentés est renseignée la valeur de l'ensemble des cases des déclarations au titre de l'impôt sur le revenu.
- La Base Tous Salariés (BTS), produite par l'Insee, qui repose sur les déclarations sociales associées aux emplois salariés. Cette base comprend des informations sur le poste (nombre d'heures travaillées, dates de début et fin de contrat, etc), sur les caractéristiques individuelles du salarié et des informations sur l'employeur.
- La Base Non Salariés (BNS), produite par l'Insee, similaire à la BTS, mais pour les non-salariés.

Ces quatre sources sont décrites plus en détails dans la documentation en [ligne](#).

1.3 Source extérieure de comparaison des résultats : ERFS

L'ERFS, produite par l'Insee, consiste, pour simplifier, en l'enrichissement des données issues de l'Enquête Emploi en Continu par les déclarations fiscales des membres des ménages interrogés et des données sociales. Elle fournit ainsi un échantillon de plus de 110 000 individus, contenant les informations nécessaires au calcul du revenu disponible. Il s'agit de la base de données utilisée par l'Insee pour calculer le taux de pauvreté monétaire. Pour permettre la comparaison des ré-

sultats de Taxipp avec ceux de l'ERFS, certains ajustements doivent être effectués. Premièrement, le champ de l'ERFS utilisé pour le calcul du taux de pauvreté monétaire est plus restreint que celui de Taxipp. Les ménages non ordinaires ne figurant pas dans l'ERFS sont exclus de nos comparaisons. Il s'agit des ménages résidant hors de France métropolitaine, ceux dont la personne de référence est étudiante, ceux qui ont un revenu disponible négatif, et ceux composés de personnes vivant en communauté (maisons de retraite, résidence étudiante, foyers, etc). Par ailleurs, nous nous rapprochons de la notion de niveau de vie de l'ERFS par des aménagements spécifiques (suppression des revenus exceptionnels, comme les plus-values, et des prélèvements obligatoires associés par exemple).

CHAPITRE 2

MÉTHODOLOGIE

2.1 Mensualisation des revenus

Un point clef d’une utilisation infra-annuelle et sur données récentes de Taxipp est la disponibilité de données de revenus à un pas temporel infra-annuel. La plupart des données utilisées comme sources dans le modèle sont de fréquence annuelle (FELIN, FIDELI, BTS). Or, des changements en cours d’année liés par exemple à la conjoncture économique peuvent advenir, et certaines prestations sociales nécessitent par ailleurs des variables mensuelles pour être correctement calculées. La version de Taxipp mobilisable avant ce projet faisait l’hypothèse d’une répartition homogène des revenus annuels sur les douze mois de l’année. Nous mettons en œuvre, à l’occasion de cette étude, une estimation des revenus individuels de toute la population française au pas de temps mensuel. Cette estimation repose sur une meilleure répartition mois par mois d’informations fiscales et sociales au pas de temps annuel, ou « mensualisation » des revenus. Cette mensualisation a donc permis de relâcher l’hypothèse d’une répartition uniforme sur les douze mois de l’année, d’ainsi mieux calculer les prestations sociales et enfin de pouvoir actualiser les distributions de revenus avant la disponibilité complète des données annuelles.

2.1.1 Les méthodes de mensualisation

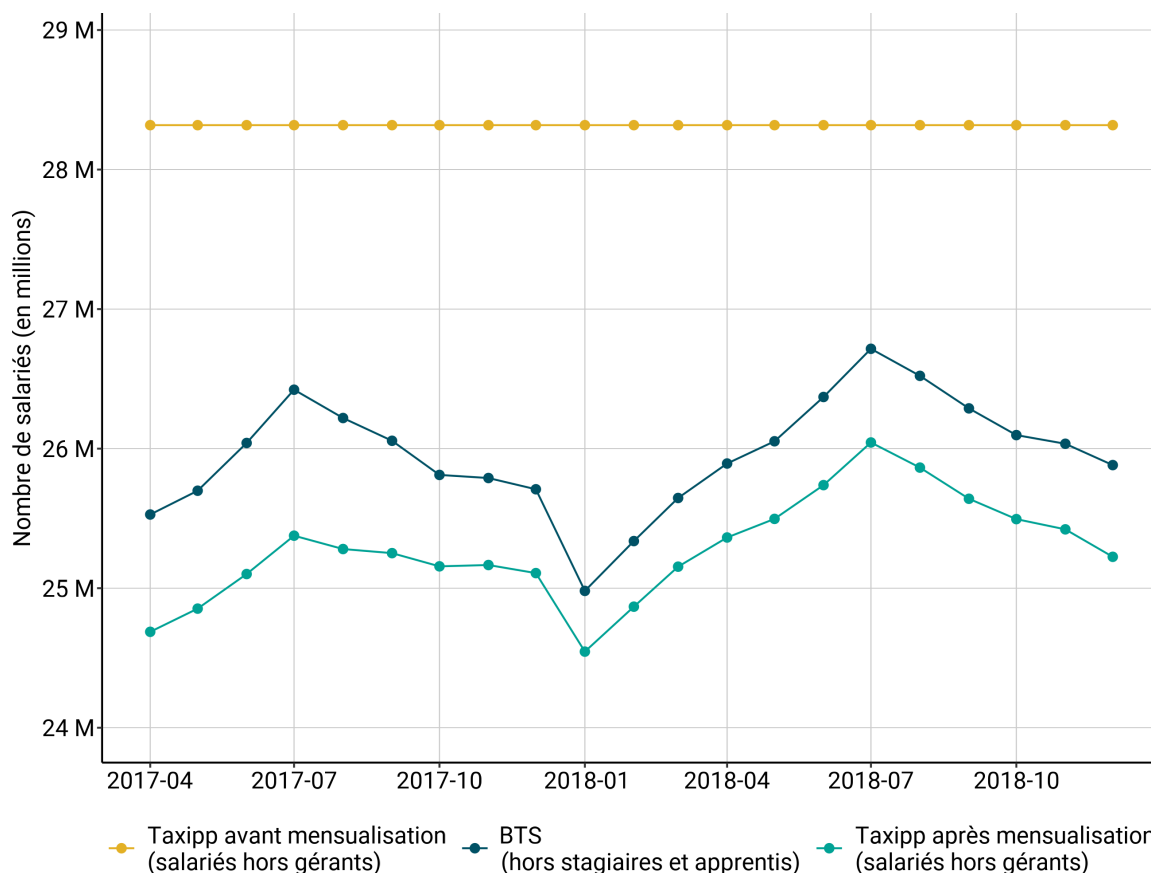
2.1.1.1 La mensualisation des salaires

La répartition des salaires annuels, observés dans la BTS, entre les douze mois de l'année est estimée à partir des caractéristiques des contrats, notamment des dates de début et de fin. Dans une première étape, les jours travaillés d'un poste salarié sont calculés à partir des dates de contrats renseignées dans la BTS ; le salaire annuel du poste est ensuite réparti uniformément entre les jours concernés, puis agrégé au niveau du mois. On obtient ainsi des parts mensuelles du salaire annuel qui servent ensuite à répartir mensuellement la variable « sal » issue de FIDELI. Cette ventilation mensuelle est rendue possible grâce à l'appariement entre la BTS et FIDELI effectué dans Taxipp. On procède de même avec les salaires de l'année N-1. Le nombre de salariés par mois obtenu grâce à cette répartition est présenté dans la Figure 2.1.

L'introduction de la mensualisation dans Taxipp permet de bien reproduire la dynamique infra-annuelle du nombre de salariés mise en évidence par la BTS, absente par définition de la version avant mensualisation. Le nombre mensuel de salariés dans Taxipp se rapproche des agrégats issus de la BTS, même si un écart persiste entre les deux sources. Cet écart s'explique par le fait que dans Taxipp seules les personnes ayant des salaires imposables dans FIDELI¹ sont représentées, alors que la BTS inclut également des individus percevant des salaires non imposables². Une autre différence provient des salariés résidant à l'étranger et travaillant en France, présents dans la BTS mais pas dans FIDELI.

1. Y compris les gérants majoritaires de SARL, que l'on exclut dans la Figure 2.1

2. Ceci est en particulier le cas d'une grande majorité des stagiaires et des apprentis, que l'on exclut dans la Figure 2.1. La différence subsistante s'explique donc par d'autres salariés au revenu non-imposable.

FIGURE 2.1 – Évolution mensuelle du nombre de salariés en 2017 et 2018


Institut des politiques publiques, 2025

Lecture : En janvier 2018, le modèle Taxipp estime le nombre de salariés à 24,55 millions, alors qu'il est mesuré avec la BTS à 24,98 millions. Avant la mensualisation, le modèle Taxipp estimait le nombre de salariés à 28,32 millions.

Note : Afin de rapprocher les champs BTS et Taxipp, on retire, d'une part, la BTS en excluant les stagiaires et les apprentis et, d'autre part, Taxipp en excluant les gérants majoritaires de SARL du champ de l'analyse.

Sources : Taxipp 2.4.2, BTS 2018.

2.1.1.2 La mensualisation du chômage

Afin d'améliorer la simulation de prestations sociales fondées sur des ressources mensuelles, il est nécessaire de mensualiser les revenus susceptibles de varier le plus d'un mois à l'autre, c'est-à-dire le salaire et les allocations chômage, en portant une attention particulière à ce que la distribution jointe de ces deux types de revenus soit correcte. Or, les allocations chômage n'apparaissent pas dans la BTS accessible sur le CASD. Afin de disposer d'une base de données contenant à la fois salaires et allocations chômage mensualisables, nous utilisons l'Echantillon Interrégimes des Cotisants (EIC) 2017, apparié au Panel DADS et à des données de Pôle

Emploi. L'EIC permet de suivre des personnes cotisant à des régimes de retraite afin d'évaluer leurs droits futurs. Taxipp exploite le fait que l'échantillon soit apparié à la fois à des données d'emplois mensualisables et à des données d'allocations chômage mensualisables, ce qui permet d'en déduire des distributions mensuelles jointes utilisées pour les individus de Taxipp. Après mensualisation des allocations chômage et des salaires, nous apparions chaque individu de FIDELI avec un individu de l'EIC en calculant son plus proche voisin par la distance de Mahalanobis. La répartition mensuelle des allocations chômage de l'individu de l'EIC le plus proche est ensuite utilisée pour répartir le montant annuel d'allocations chômage issu de FELIN dans la base Taxipp. Les évolutions mensuelles sont alors correctement reproduites, comme le montre en annexe la Figure A1.

2.1.1.3 La mensualisation des pensions de retraite

Les pensions de retraite présentent *a priori* une moindre variabilité infra-annuelle que les salaires ou les allocations chômage. Par conséquent, seuls des cas d'entrée en retraite sont simulés : lorsqu'une personne perçoit à la fois un salaire durant les premiers mois de l'année et des revenus de retraite, on suppose alors que sa retraite commence le mois suivant son dernier mois d'activité salariée.

2.1.2 L'amélioration de la variabilité infra-annuelle

Cet exercice de mensualisation a également permis de reproduire la cyclicité infra-annuelle du marché du travail qui n'était par construction pas présente auparavant. Cette variabilité est assez importante : il y a ainsi environ 1,5 million de salariés en plus en juillet qu'en janvier (par exemple en 2018, voir la Figure 2.1).

La mesure d'un taux de recours ou de non-recours est particulièrement difficile, dans la mesure où il n'existe pas de données permettant de mesurer parfaitement les personnes effectivement éligibles à ces prestations, et que les mesures du non-

recours sont nécessairement des estimations ou des ordres de grandeur. Dans le cas du modèle Taxipp, la prise en compte d'un taux de recours est nécessaire pour ne pas surestimer le montant des prestations sociales et donc le niveau de vie des ménages, bien qu'elle soit imparfaite.

Grâce à la mensualisation des revenus, Taxipp permet de modéliser mieux qu'auparavant les dynamiques infra-annuelles d'éligibilité aux prestations sociales. C'est notamment le cas du RSA et de la prime d'activité, dont le calcul repose sur une base de ressources trimestrielles. Pour estimer le nombre de bénéficiaires mensuels de ces dispositifs, on commence par calculer, chaque mois, l'éligibilité à partir des revenus perçus au cours des trois mois précédents au sein de la famille au sens de la CAF reconstituée à partir des éléments de FIDELI. Une fonction de recours, calibrée sur les données administratives de la CAF et ajustée pour reproduire le nombre de bénéficiaires observés en juin, est ensuite appliquée. Le taux de recours estimé est défini comme le rapport entre le nombre officiel de bénéficiaires recensés par la CAF en juin et le nombre d'éligibles estimés par Taxipp au même mois. Ce taux estimé, supposé constant sur l'année dans le modèle, est appliqué à la distribution mensuelle des éligibles, ce qui permet d'obtenir une trajectoire infra-annuelle des bénéficiaires du RSA et de la prime d'activité (voir en annexe la Figure A2). Avec cette méthodologie, le taux de recours mensuel estimé au RSA est estimé à 59 % en 2018, contre 66 % sur un trimestre dans Hannafi et al. (2022). Pour la prime d'activité, le taux de recours mensuel estimé est aussi estimé à 59 % en 2018.³ Il est à noter que le taux de recours est souvent difficile à mesurer, et le modèle Taxipp n'est pas le mieux armé pour produire des estimations de celui-ci : il utilise des taux de recours uniquement pour parvenir à une distribution de niveau de vie plus proche de la réalité. De manière générale, les estimations du taux de recours doivent soit s'appuyer sur des enquêtes spécifiques, soit sur des comparaisons entre des droits

3. En 2019, le taux mensuel atteint 70 % en raison de la réforme mise en place en fin d'année, qui a augmenté la visibilité de l'aide et donc du taux de recours (Leroy, 2024).

simulés (dans un modèle de microsimulation) et effectivement perçus, qui peuvent être difficiles à réaliser. En effet, les revenus précis qui sont pris en compte pour le calcul des prestations ne sont souvent observables que chez les personnes qui en font la demande, comme expliqué dans Gonzalez et al. (2020). Ce problème est présent non seulement en France mais aussi dans d'autres pays européens (Marc et al., 2022). Dans Taxipp, il n'est pas possible de distinguer dans les données de départ les bénéficiaires de prestations sociales, ce qui nous prive d'une vérification de la qualité de notre simulation, « l'erreur de type bêta », qui consiste à vérifier que les recourants observés sont bien éligibles (voir par exemple Hannafi et al., 2022).

Même si le taux de recours estimé en juin est considéré constant entre tous les mois d'une même année quand on l'applique dans notre modèle, les variations saisonnières observées nous ont permis de constater que le taux de recours aux prestations sociales était lui aussi probablement saisonnier. La stabilité du nombre de recourants dans les statistiques de la CAF conjuguée à la variation du nombre d'éligibles due à la variation du nombre d'emplois (voir par exemple Sénéchal, 2022) conduit à cette conclusion. Cette variabilité pourrait notamment être expliquée par le non-recours de début d'éligibilité, l'un des types de non-recours catégorisé dans Desseigne et al. (2020). En effet, le non-recours apparaît en large partie causé par le manque d'information et la complexité perçue de la démarche (Pirus, 2023). Une éligibilité temporaire donne moins d'occasions d'obtenir ces informations, rend leur recherche plus coûteuse, et est souvent liée à une démarche plus complexe (avec une plus grande probabilité de devoir saisir des renseignements différents selon les mois du trimestre de référence par exemple).

L'hypothèse d'une variabilité infra-annuelle du taux de recours aux prestations sociales est peu documentée dans la littérature scientifique et doit donc être prise avec précaution. Le faible nombre de référence documentaire vient en grande partie de l'absence de données et modèles capables de reproduire avec précision les grands agrégats de ressources primaires et d'éligibilité aux prestations sociales sur

un échantillon important. Cette première estimation grâce au modèle Taxipp ouvre cependant de très riches pistes de recherche en la matière, qu'il y a lieu de poursuivre.

2.2 Amélioration du vieillissement de la base source de Taxipp

2.2.1 Principe général du vieillissement

La prise en compte de revenus à une fréquence plus élevée nécessite d'améliorer le vieillissement des données initiales de revenu utilisées. Ce vieillissement se fait en deux parties : d'une part, les poids des individus sont modifiés afin de mieux représenter la population de l'année considérée (on parle de « calage sur marges »), en contraignant ces poids à ne pas trop s'éloigner de leur valeur initiale ; d'autre part, les revenus par personne sont augmentés selon leur catégorie. Par exemple, on cherchera à ce que, dans l'estimation finale, le nombre de personnes percevant des pensions de retraite corresponde à une cible externe (données de la CNAV, etc), en modifiant les poids statistiques des personnes qui en perçoivent dans la base initiale, tout en modifiant le montant de ces pensions de retraite pour que le total simulé suive l'évolution d'un agrégat officiel correspondant. La même stratégie est également appliquée aux revenus du capital par exemple.

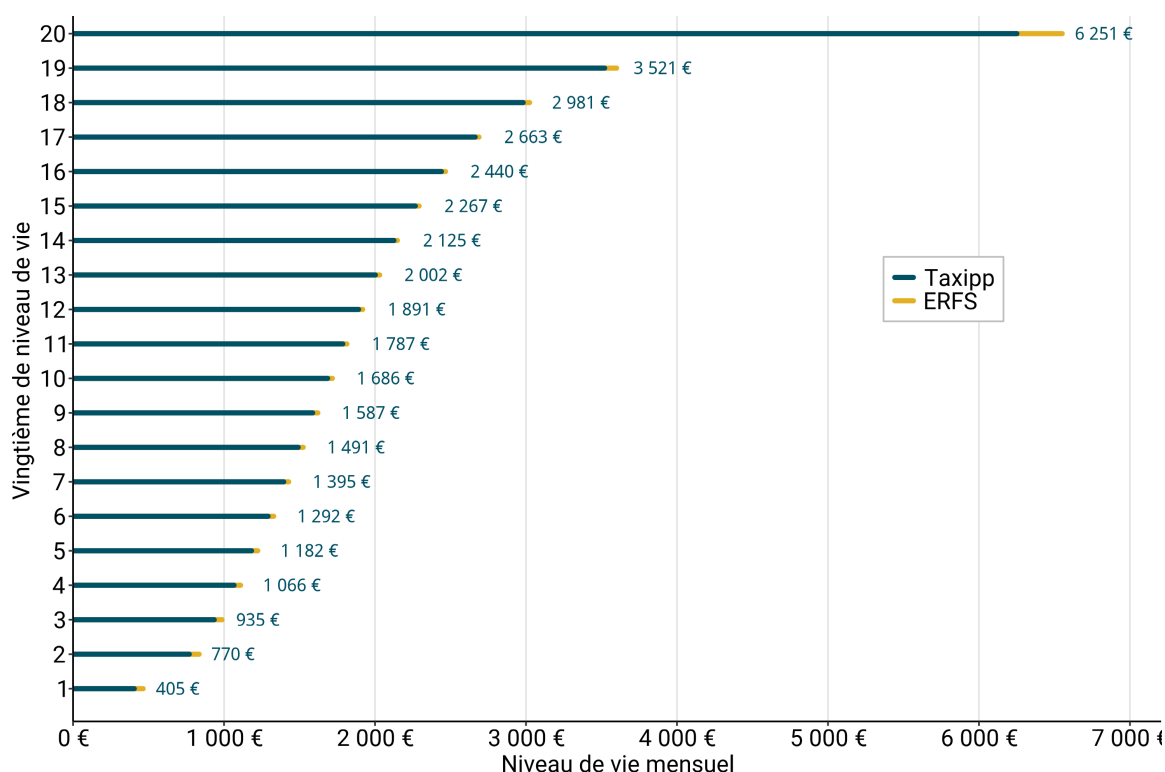
Les revenus d'activité sont particulièrement importants dans cet exercice, en raison de leur poids dans les revenus des ménages et notamment de ceux situés à proximité du seuil de pauvreté et du revenu médian. Nous utilisons donc une stratégie spécifique pour ces revenus, avec un vieillissement plus fin à la fois pour les salaires et les revenus des indépendants. Le vieillissement du nombre de personnes en activité et du revenu moyen est ainsi différencié par secteurs d'activité afin de pouvoir reproduire une évolution des salaires et du revenu des indépendants qui

soit hétérogène. L'évolution de la distribution des revenus d'activité utilisée par la suite comme base de simulation dépend donc à la fois de la modification du nombre de personnes par secteur, des différences entre secteurs et des dynamiques de revenus de chacun de ces secteurs.

Certaines évolutions démographiques sont également prises en compte dans le calage sur marges en plus des revenus, notamment l'âge des individus par tranches et le nombre d'étudiants. La liste des agrégats utilisés pour le calage est présentée en annexe dans le Tableau A2. En plus des salaires, du revenu des indépendants et des retraites, sont également vieillis les allocations chômage, les revenus fonciers et mobiliers. Il est à noter que certaines sources d'information ne nous permettent pas de vieillir de manière fine jusqu'à la période simulée. Dans ce cas, les marges concernées sont vieillies par un autre mécanisme, en repartant de la dernière date où des informations sont disponibles. Dans cette situation, de même que dans les cas où des données plus fines sont disponibles, le vieillissement pour les dernières années est différent pour le nombre de bénéficiaires et les montants perçus. Ici, le nombre de personnes concernées est vieilli en fonction de la croissance de la population. Les montants moyens associés sont vieillis en fonction de l'augmentation du PIB par habitant. Il s'agit de l'approche habituellement adoptée pour la simulation de périodes futures, notamment dans le cadre de l'évaluation du budget de l'État.

L'objectif de ce nouvel outil de vieillissement est donc de se doter d'une distribution multidimensionnelle au niveau individuel, sur la base d'une distribution passée et de facteurs de vieillissement. Afin d'analyser la performance de cet outil, et donc de rendre plus crédibles ses prédictions pour le futur, nous menons un exercice de vieillissement sur des années ultérieures à 2018 pour lesquelles la distribution que l'on cherche à prédire est observée. Une illustration en est la distribution de concepts de revenus pertinents pour la simulation socio-fiscale, c'est-à-dire ceux qui interviennent dans notre calcul final des niveaux de vie, des inégalités et de la pauvreté.

FIGURE 2.2 – Niveau de vie moyen par vingtième en 2018



Institut des politiques publiques, 2025

Lecture : En 2018, le modèle Taxipp estime le niveau de vie moyen du deuxième vingtième de niveau de vie à 770 euros mensuels, alors qu'il est de 835 euros dans l'ERFS.

Note : La population vivant en ménage ordinaire est divisée en vingtième de niveau de vie contenant le même nombre de personne. Le niveau de vie moyen de chacun de ces groupes est ensuite calculé.

Champ : Ménages ordinaires.

Sources : Taxipp 2.4.2, ERFS.

C'est en particulier le cas pour les revenus fiscaux, pour lesquels nous montrons dans la Figure A8 en annexe la comparaison des déciles de revenu fiscal de référence (RFR) par part entre Taxipp et les données officielles. Après cinq années de vieillissement, le modèle prédit un premier décile de RFR par part de 2 551 euros, contre 1 989 euros dans les rapportages de la DGFIP, soit un écart de 28,2 %⁴. Les écarts s'établissent à 3,6 % pour le deuxième décile et à 1,9 % pour le neuvième, tandis qu'ils demeurent inférieurs à 1 % pour les six déciles intermédiaires. Ces résultats témoignent donc d'une plus grande difficulté à reproduire fidèlement les valeurs situées aux extrémités de la distribution des revenus.

4. La variabilité du premier décile de RFR est assez importante dans les données de la DGFIP entre les années, ce qui explique que nous nous inquiétons peu de ces écarts à partir du moment où ils n'apparaissent pas pour le niveau de vie

Cependant, la comparaison avec la distribution de niveau de vie de l'ERFS sur le champ des ménages ordinaires présentée dans la Figure 2.2 montre que la différence avec cette source est minime. Il atteint au maximum 300 euros mensuels pour le dernier vingtième, soit un écart de 4,8 %, ce qui est rassurant sur la capacité du modèle Taxipp à correctement reproduire la distribution des niveaux de vie. Plus que la distribution du RFR, la distribution des niveaux de vie est cruciale pour les exercices de simulation effectués ici.

2.2.2 Deux temporalités de vieillissement

Une partie des variables utilisées pour le calage ne sont disponibles qu'avec un délai d'environ quinze mois : c'est par exemple le cas des variables fiscales, ou encore du dénombrement précis du nombre de travailleurs indépendants. Ce délai est donc nécessaire pour avoir l'ensemble des informations nécessaires pour un calage. En annexe, nous présentons les résultats détaillés du calage sur marges pour la dernière année avec une disponibilité complète (2023, Figure A6), ainsi que des mesures de synthèse sur les marges par année et par dimension (Figure A7).

Ce vieillissement est effectué avec les données les plus fines possibles tant que celles-ci sont disponibles, puis poursuivi avec des données plus agrégées et disponibles plus rapidement sur les périodes les plus récentes. Par exemple, les salaires sont vieillis avec la BTS jusqu'à son dernier millésime (2023), puis avec l'enquête ACEMO, moins précise mais disponible plus rapidement (avec un décalage de trois mois) entre cette période et la dernière date pour laquelle des données sont disponibles.

La validité de cette approche repose sur l'hypothèse qu'à court terme, les évolutions agrégées (par exemple, la croissance moyenne des salaires) sont des approximations suffisamment fidèles des évolutions désagrégées (la croissance des salaires par secteurs) pour être utilisées. Pour tester cette hypothèse, et donc illus-

trer la sensibilité de notre approche, nous simulons un vieillissement sur la base des données agrégées pour une année pour laquelle nous disposons également des données désagrégées nécessaires, et comparons les résultats des deux stratégies de vieillissement. Les résultats sont présentés en annexe, Figure A7. Les différences entre ce vieillissement moins fin et le vieillissement complet sont faibles pour des indicateurs agrégés. Ceci suggère que prolonger le vieillissement des données avec des évolutions agrégées n’engendre pas une perte de précision substantielle pour les principaux indicateurs⁵.

5. Il est bien entendu que pour les périodes où seules des données agrégées sont disponibles pour le vieillissement de la base, il est préférable de ne pas produire d’indicateurs désagrégés en sortie du microsimulateur, au risque de s’exposer à des pertes de précision plus prononcées.

CHAPITRE 3

RÉSULTATS SUR LES INÉGALITÉS ET LA PAUVRETÉ

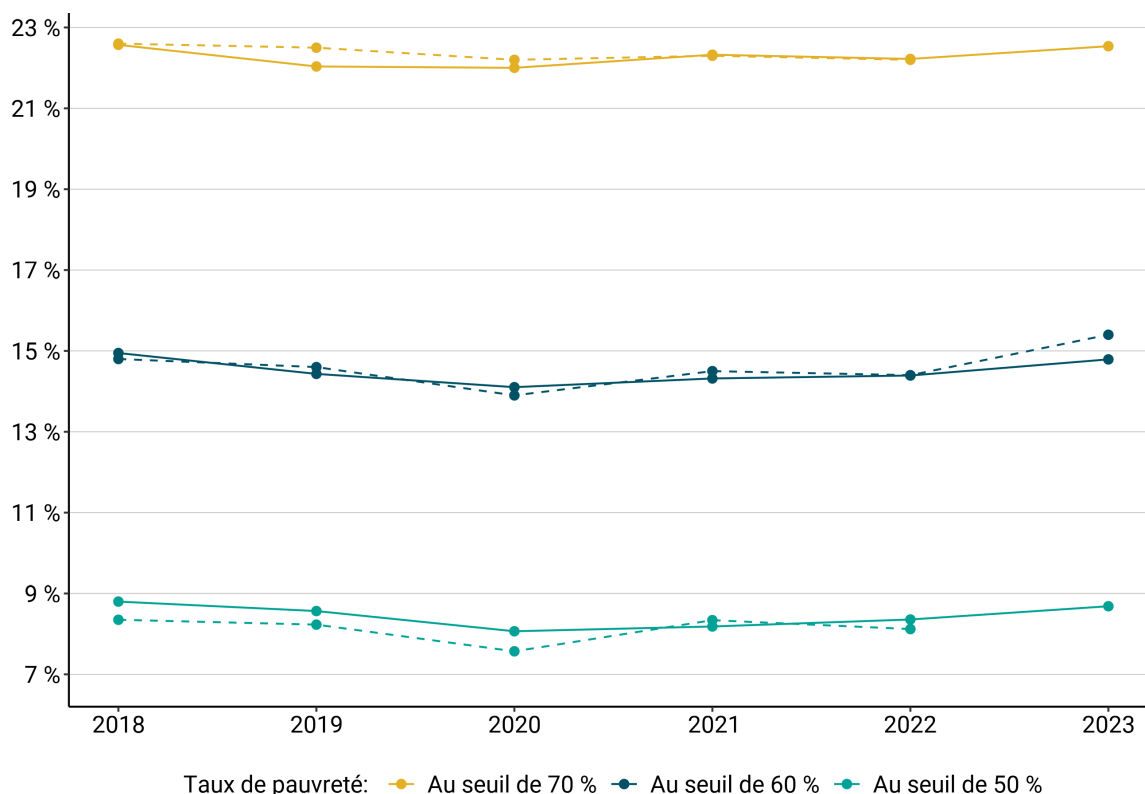
3.1 Indicateurs de 2018 à 2023

3.1.1 Comparaison avec l'ERFS sur les ménages ordinaires

Le taux de pauvreté monétaire et les autres indicateurs d'inégalités communiqués par l'Insee sont calculés à partir de l'ERFS. Le champ des ménages retenus pour ces calculs ne correspond qu'à une partie de la population française, les ménages ordinaires : sont notamment exclus du calcul les ménages hors de France métropolitaine, les ménages dont la personne de référence est étudiante, les personnes vivant en collectivité (foyers de jeunes travailleurs, casernes, maisons de détention, monastères, maisons de retraite, etc.) ou sans domicile fixe et les ménages ayant un revenu disponible négatif. Par ailleurs, nous utilisons une définition du niveau de vie se rapprochant de celle de l'Insee, comme explicitée dans la Section 1.3. Pour valider notre approche, nous comparons nos indicateurs de pauvreté et d'inégalités à ceux produits par l'Insee, en restreignant dans Taxipp le champ d'analyse à celui utilisé par l'Insee.

Les estimations des différents taux de pauvreté sont présentées dans la Figure 3.1. Taxipp reproduit de manière satisfaisante leur évolution au fil des années, à l'exception de 2023 où l'on observe un léger écart. Nous détaillons dans la Section 3.1.3 les potentielles raisons de cet écart. En annexe, des graphiques complémentaires présentent d'autres comparaisons liées à la pauvreté entre Taxipp et l'ERFS : le taux de pauvreté par configuration de ménage (Figure A10), associée à la part de chacun de ces types de ménages dans la population (Figure A9), la contribution de chaque configuration au taux de pauvreté (Figure A11), le revenu médian et les seuils de pauvreté (Figure A12), l'intensité de la pauvreté (Figure A13) et le nombre de personnes pauvres (Figure A14). L'intensité de la pauvreté est la variable qui affiche le plus de différences par rapport aux données de l'ERFS, à la fois en niveau et en termes de variations. Au contraire, la répartition par type de ménages (à l'exception de ceux de la catégorie autres), les seuils de pauvreté et le nombre de personnes en-dessous de ces seuils sont comparables à ceux de cette enquête de référence. Si l'écart sur les ménages "Autre" apparaît important, il est à noter qu'il s'agit d'une très faible proportion de ménages. Il s'avère que cet écart ne joue pas significativement sur l'estimation du taux de pauvreté, comme cela apparaît dans la Figure A11 qui présente les contributions des différents ménages au taux de pauvreté global. Cet écart ne semble donc pas problématique pour notre exercice.

FIGURE 3.1 – Taux de pauvreté entre 2018 et 2023



Institut des politiques publiques, 2025

Lecture : En 2018, le modèle Taxipp estime le taux de pauvreté au seuil de 60 % à 14,95 %, alors qu'il est mesuré par l'Insee à 14,8 %.

Note : Les différents taux de pauvreté monétaire correspondent chacun à un seuil différent : est considéré comme pauvre au seuil de 50 % une personne dont le niveau de vie est inférieur à 50 % du niveau de vie médian. Ces seuils sont visibles en annexe A12. Le vieillissement est effectué à partir des données disponibles en 2025.

Champ : Ménages ordinaires.

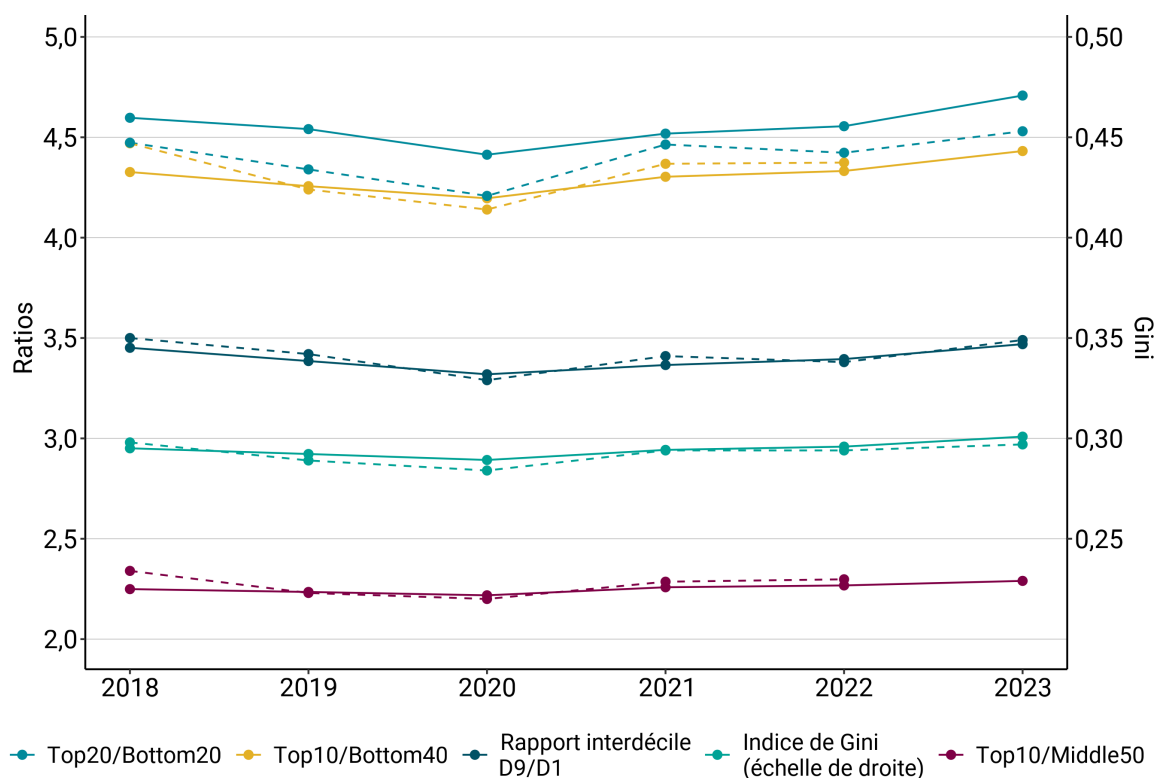
Sources : Taxipp 2.4.2, ERFS/Insee.

Il est important de noter que le taux de pauvreté monétaire produit par l'Insee est observé, alors que celui calculé ici est estimé. En effet, la quasi-totalité des variables utilisées pour le calcul du niveau de vie de l'ERFS provient de sources administratives, alors que dans Taxipp l'impôt sur le revenu et les prestations sociales, par exemple, sont calculés. De plus, un vieillissement est utilisé dans Taxipp, alors que le taux de pauvreté communiqué par l'Insee provient de données mesurées directement l'année considérée. L'intérêt de cette estimation n'est donc pas de donner un chiffre plus précis. En effet, même si le biais d'échantillonnage est plus faible dans Taxipp en raison de la taille plus importante de sa base de données ini-

tiale, cette estimation d'une partie des composants du niveau de vie introduit un biais potentiellement plus important. L'objectif n'est donc pas d'obtenir une mesure parfaite, mais de produire une estimation du taux de pauvreté aussi fiable et réactive que possible, compte tenu des contraintes de disponibilité des données, en exploitant au mieux les sources existantes et en mobilisant une des forces de Taxipp qui est sa quasi-exhaustivité sur la population française.

Les résultats relatifs aux indicateurs d'inégalités sont présentés dans la Figure 3.2. Nous avons retenu les indicateurs classiques diffusés par l'Insee : l'indice de Gini, qui mesure le degré global d'inégalité dans la distribution des revenus ; le rapport interdécile $D9/D1$; et le ratio $top20/bottom20$, qui compare la part de revenu des 20 % les plus aisés à celle des 20 % les plus modestes. Afin de compléter ces mesures, nous introduisons deux indicateurs supplémentaires, que nous avons recalculés à partir de l'ERFS : le ratio $top10/bottom40$, qui compare la part de revenu des 10 % les plus aisés à celle des 40 % les plus modestes, et le ratio $top10/middle50$, qui compare la part de revenu des 10 % les plus aisés à celle de la population comprise entre le quatrième et le neuvième décile de niveau de vie. Ces deux derniers indicateurs nous paraissent particulièrement pertinents car ils élargissent la perspective au-delà du simple contraste entre les 20 % les plus aisés et les 20 % les plus modestes. Ils permettent de mieux saisir l'écart entre le sommet de la distribution et une fraction plus large des ménages. Il est rassurant de constater que l'ensemble de ces indicateurs reproduit bien la tendance et le niveau de ceux mesurés à partir de l'ERFS.

FIGURE 3.2 – Indicateurs d'inégalités de 2018 à 2023



Source: - - ERFS/Insee — Taxipp

Institut des politiques publiques, 2025

Lecture : En 2018, le modèle Taxipp estime l'indice de Gini à 0,295, alors qu'il est mesuré par l'Insee à 0,298.

Note : Le vieillissement est effectué à partir des données disponibles en 2025.

Champ : Ménages ordinaires.

Sources : Taxipp 2.4.2, ERFS/Insee.

3.1.2 Extension du calcul à la population Taxipp

En plus du calcul visant à répliquer les résultats de l'Insee, nous calculons également les indicateurs sur l'ensemble de la population présente dans Taxipp, c'est-à-dire la population française à l'exception des personnes sans domicile. Nous recalculons sur cette population le niveau de vie médian pour le calcul du taux de pauvreté, ce qui signifie que certaines personnes considérées comme pauvres au seuil de 60 % dans le champ de l'ERFS peuvent ne pas l'être dans ce champ élargi. La seule exception concerne les ménages avec un revenu disponible négatif, qui sont exclus au même titre que dans les travaux de l'Insee. En effet, non seulement

ces ménages sont dans une situation souvent transitoire et qui ne reflète pas leur niveau de consommation, mais ils peuvent aussi perturber le calcul de certains indicateurs d'inégalités (notamment l'indice de Gini). Ils représentent également une part faible de la population. Les taux de pauvreté estimés pour 2018 des autres populations habituellement hors champ sont présentés dans le Tableau 3.1.

TABLEAU 3.1 – Taux de pauvreté par catégorie en 2018

Type de ménage	Tous	Dans un DOM	Etudiant	Etudiant (avec transfert)	Logement non ordinaire
Nombre d'individus concernés (millions)	67	2,1	0,8	0,8	0,7
Taux de pauvreté (seuil ménage ordinaire)	17 %	40 %	88 %	68 %	63 %
Taux de pauvreté (seuil France entière)	16 %	39 %	87 %	67 %	62 %

Lecture : Sur les 800 000 personnes dans un ménage dont la personne de référence est étudiante, 88 % ont un niveau de vie inférieur au seuil de pauvreté défini sur les ménages ordinaires, contre 87 % en prenant 60 % du niveau de vie médian pris sur l'ensemble de la population. Si on prend en compte les transferts reçus de leurs parents dans ce niveau de vie, leur taux de pauvreté monétaire est cependant plus faible, de 68 % (et 67 % en prenant le seuil défini sur l'ensemble de la population).

Notes : Les ménages dans un DOM sont ceux dont l'adresse est dans un département d'outre-mer. Les ménages étudiants sont les ménages dans lesquelles la personne de référence est étudiante. Ce champ est en particulier différent de celui des étudiants décohabitants, et recouvre uniquement les étudiants en communauté (par exemple une résidence étudiante) et les étudiants dans un ménage ordinaire dont la personne de référence est étudiante, mais pas les étudiants qui vivraient dans une chambre d'un ménage ordinaire autre que celui de leurs parents. Les transferts sont des transferts des parents vers leurs enfants décohabitants entre 18 et 25 ans, imputés à partir de l'Enquête nationale sur les ressources des jeunes. Les logements non ordinaires correspondent notamment aux communautés : monastères, foyers de jeunes travailleurs, prisons, EHPAD, etc.

Sources : Taxipp 2.4.2.

Cette comparaison permet également de donner une approximation de la modification du taux de pauvreté monétaire dû à la restriction de champ. L'ajout d'une population en moyenne moins aisée conduit ainsi à obtenir une valeur plus élevée pour le taux de pauvreté en prenant en compte l'ensemble de la population : nous estimons ainsi un taux de pauvreté en 2018 de 16,2 % sur la population entière, contre 14,9 % sur les ménages ordinaires.

Nous estimons ces taux de pauvreté séparément pour chacune des populations à rajouter par rapport au champ usuel : les ménages étudiants, les personnes habitant en outre-mer et les ménages non ordinaires. Nous n'opérons pas de partition entre ces catégories : un étudiant vivant dans un ménage non ordinaire dans un département d'outre-mer sera par exemple représenté dans chacune de ces colonnes.

En ce qui concerne les ménages vivant dans des départements d'outre-mer, l'In-

see a publié une estimation du taux de pauvreté monétaire de 2017, estimé sur la base des données contenues dans l'enquête Budget de famille (Audoux et al., 2020). Les taux de pauvreté estimés s'étalent entre 33 % et 77 % selon le département en utilisant le seuil utilisé pour la France métropolitaine, ce qui est cohérent avec nos résultats de 2018¹.

L'une des raisons de l'exclusion des ménages dont la personne de référence est étudiante du calcul usuel du taux de pauvreté est l'importance dans leur revenu des transferts provenant de leurs parents². Pour prendre en compte ce phénomène échappant largement aux bases de données administratives, nous imputons, grâce à une simulation dédiée, les transferts versés par les parents et reçus par les jeunes adultes dans leur propre ménage à partir de l'Enquête Nationale sur les Ressources des Jeunes (ENRJ) (pour un détail de la méthodologie, voir Duchesne et al., 2023). L'ajout de ces transferts fait baisser de manière substantielle le taux de pauvreté des moins de 25 ans et notamment des étudiants ; celui-ci reste cependant largement supérieur à celui du reste de la population.

Nous considérons que chaque foyer fiscal au sein d'un logement non ordinaire forme un « ménage non ordinaire »³. Nous calculons le niveau de vie de chacun de ces ménages pour estimer ensuite le taux de pauvreté.

Une publication de l'Insee analyse la pauvreté au niveau de la population entière (Sicsic, 2021), et trouve un nombre total de personnes pauvres en 2018 dans les logements non ordinaires et les départements d'outre-mer comparable à celui obtenu avec Taxipp.

1. Les données administratives sont moins complètes dans certains départements d'outre-mer (Insee, 2025). Cette estimation est donc imparfaite. Elle fournit néanmoins un ordre de grandeur, probablement sous-estimé, de la différence de taux de pauvreté entre les deux concepts de population.

2. Il convient cependant de noter que sans soustraire ces transferts du niveau de vie des parents, cette exclusion des ménages étudiants du champ du taux de pauvreté ne résout qu'un aspect de la difficulté.

3. Cette distinction au niveau des foyers fiscaux et pas des logements évite le regroupement de toutes les personnes vivant dans la même communauté dans un même ménage.

3.1.3 Pistes d'amélioration

Les résultats sont encourageants pour les années de 2018 à 2022 mais, pour l'année 2023, certains agrégats calculés dans Taxipp présentent des écarts significatifs avec leur cible, notamment en ce qui concerne l'impôt sur le revenu et le taux de pauvreté. Le taux de pauvreté produit par l'Insee qui nous sert de cible a été communiqué dans une publication avant que la base de données associée (ERFS 2023) soit accessible aux chercheurs. Il n'est donc pas possible d'explorer plus en détail les causes de cet écart avant la mise à disposition de cette base de données. L'éloignement temporel de notre base de données d'origine peut bien sûr expliquer une partie de cet écart : la distribution des salaires par exemple est reproduite correctement par notre méthode de vieillissement sous l'hypothèse que la structure des salaires à l'intérieur d'un secteur reste relativement stable. Cette hypothèse est plausible à court terme mais plus fragile à mesure que l'écart entre la période des données utilisées comme intrant et la période d'intérêt pour la microsimulation s'allonge. De plus, certaines nouvelles variables, telles que l'apparition d'une nouvelle réduction d'impôt, ne sont pas toujours bien prises en compte avec ce décalage temporel. Celui-ci doit être minimisé pour optimiser la précision du modèle, ce qui nécessiterait une actualisation de notre base de données source. Cependant, cette option n'est pas aisée à mettre en œuvre étant donnée la disparition progressive d'une partie des bases de données actuellement utilisées dans l'appariement de Taxipp. En particulier, la base de données FELIN n'est plus produite pour les millésimes ultérieurs à 2021, et la disparition de la taxe d'habitation sur les résidences principales a conduit à une diminution des informations disponibles dans la base de données FIDELI⁴.

4. Une alternative à l'utilisation de la base FELIN serait de mobiliser l'exhaustif des déclarations d'impôt sur le revenu de la base POTE. Cependant d'autres contraintes portent sur l'utilisation conjointe de la base de données POTE et FIDELI.

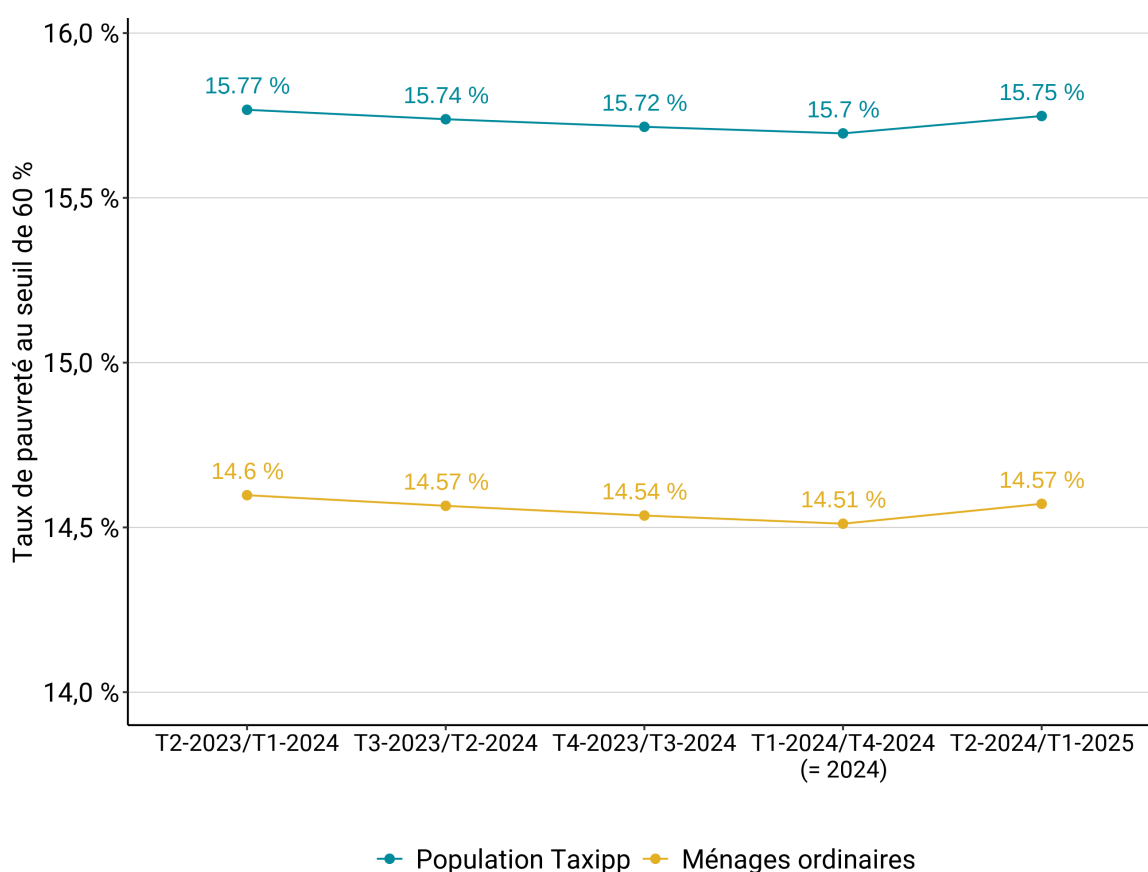
3.2 Extension à des périodes plus récentes

Nous estimons les taux de pauvreté pour l'année 2024 : 14,5 % pour les ménages ordinaires et 15,7 % pour la population Taxipp. Le taux sur les ménages ordinaires ne peut pas être comparé à son équivalent officiel puisque les données ne sont pas encore disponibles (le taux de pauvreté de l'année 2023 a été communiqué en juillet 2025). Si l'éloignement temporel de la base de données d'origine rend cet exercice moins précis, les résultats encourageants de l'estimation du taux de pauvreté sur les quelques années suivant l'appariement nous laisse penser que l'application de la méthodologie de vieillissement à une nouvelle base de données plus récente pourrait donner une estimation acceptable de ce taux de pauvreté un an avant la production de l'ERFS et l'observation de ce taux.

Il semble même possible d'estimer ces variations du taux de pauvreté en cours d'année. En cas de choc économique important (épidémie de COVID, forte hausse de l'inflation, etc) il peut être intéressant d'avoir des estimations de l'évolution des inégalités et de la pauvreté dans un temps court. Pour cela, nous proposons une méthodologie mobilisant les données disponibles les plus récentes, en utilisant une mesure du niveau de vie glissante sur une année. Par exemple, nous proposons d'utiliser les informations sur l'évolution de l'emploi au premier trimestre 2025, en l'ajoutant aux trois derniers trimestres de 2024 pour obtenir une année complète. Le fait d'utiliser douze mois pour le calcul du niveau de vie est important par exemple en raison de la saisonnalité de l'emploi. Pour cela, nous calculons des « niveaux de vie mensuels », qui correspondent aux variables mensuelles obtenues de la manière précisée dans la Section 2.1 (salaire, chômage, prestations sociales, etc) auxquelles sont rajoutées un douzième des variables strictement annuelles de l'année en cours (impôt sur le revenu, revenus du capital, etc). Les douze mois concernés sont ensuite sommés pour construire le niveau de vie à partir duquel les indicateurs sont

calculés⁵. Un indicateur basé sur ce niveau de vie glissant permet d'estimer des évolutions des inégalités en cours d'année. Grâce aux données d'emploi s'étendant jusqu'au premier trimestre 2025, nous pouvons ainsi donner des indications sur l'évolution du taux de pauvreté jusqu'à cette date. Ces tendances d'évolution sont présentées dans la Figure 3.3. Celle-ci présente des estimations glissantes du taux de pauvreté depuis 2023, qui en l'absence de choc important restent relativement stables.

FIGURE 3.3 – Taux de pauvreté à 60 % jusqu'au premier trimestre de 2025



Institut des politiques publiques, 2025

Lecture : Entre avril 2024 et mars 2025, le modèle Taxipp estime le taux de pauvreté au seuil de 60 % à 14,57 % pour les ménages ordinaires (population ERF5) et à 15,75 % pour la population Taxipp.

Note : Les périodes représentées ont neuf mois en commun avec la précédente et la suivante. Le vieillissement est effectué à partir des données disponibles en 2025.

Sources : Taxipp 2.4.2.

5. Il est à noter qu'un niveau de vie glissant de janvier à janvier est équivalent au niveau de vie annuel usuel.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Grâce aux améliorations apportées à Taxipp dans le cadre de ce projet — en particulier la mensualisation des revenus, le vieillissement plus précis de la base, le travail sur les indicateurs de pauvreté et le calcul mensualisé de certaines aides — nous obtenons des indicateurs de pauvreté et d'inégalités proches de ceux produits par l'Insee. Ces résultats renforcent la crédibilité de notre modèle et confirment sa capacité à restituer fidèlement les grandes dynamiques socio-économiques.

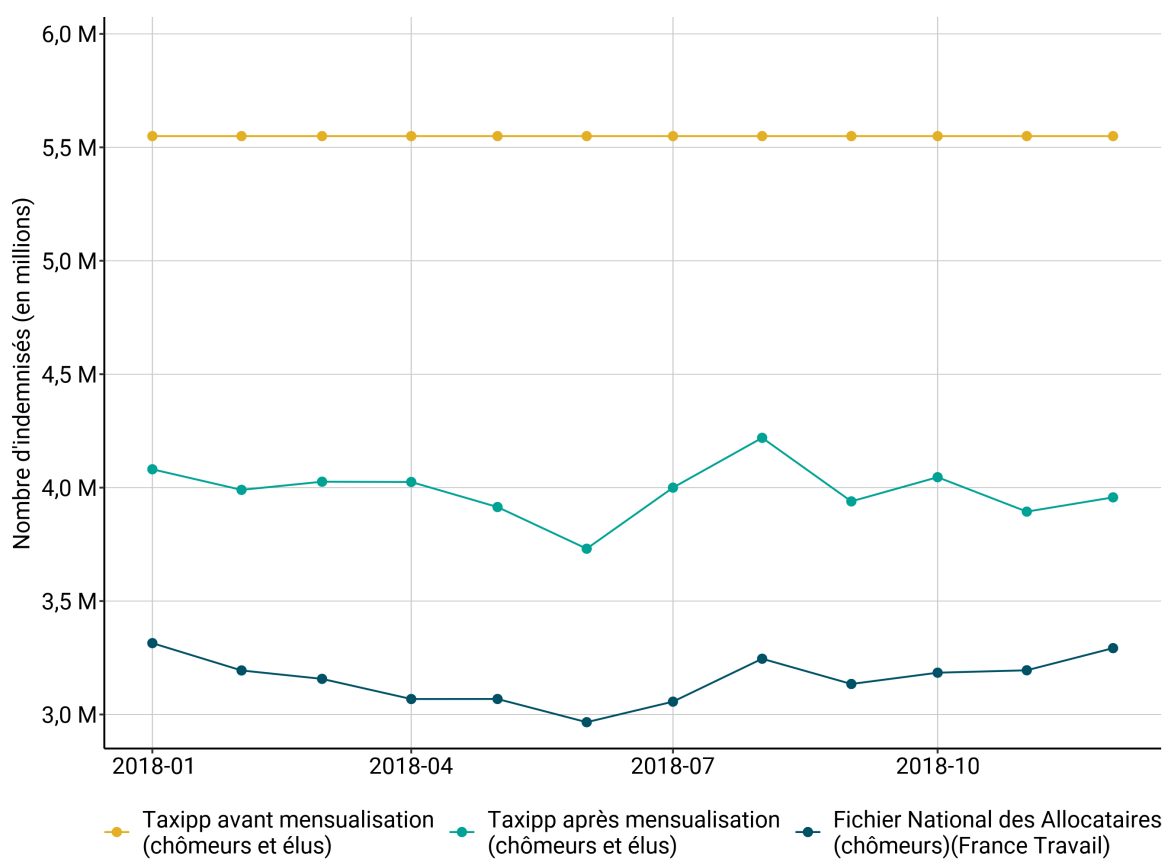
Au-delà de cette validation, nous explorons également des pistes méthodologiques, dont la robustesse reste à confirmer par des travaux ultérieurs. Si elles se révèlent concluantes, elles pourraient à terme contribuer à la production de ces indicateurs dans des délais plus courts que ceux actuellement observés en France, où la production des bases de données nécessite, à raison, un temps conséquent. La mise en œuvre d'une méthode glissante constituerait une solution pour obtenir des tendances au cours d'une année, en offrant la possibilité d'un suivi infra-annuel pendant la période de production des données complètes de 15 mois.

La mise en œuvre régulière d'une telle procédure de mesure des inégalités en « temps réel » supposerait un investissement continu pour en garantir la pérennité, l'actualisation et la qualité. Sous réserve que sa qualité et sa robustesse soient assurées, elle pourrait constituer un outil précieux pour l'adaptation et, le cas échéant, l'évaluation plus rapide des politiques publiques, en mettant à disposition des décideurs des informations plus réactives face aux évolutions économiques et sociales.

ANNEXES

A1 La mensualisation du chômage

FIGURE A1 – Évolution mensuelle du nombre d'indemnisés (chômeurs et élus) en 2018



Institut des politiques publiques, 2025

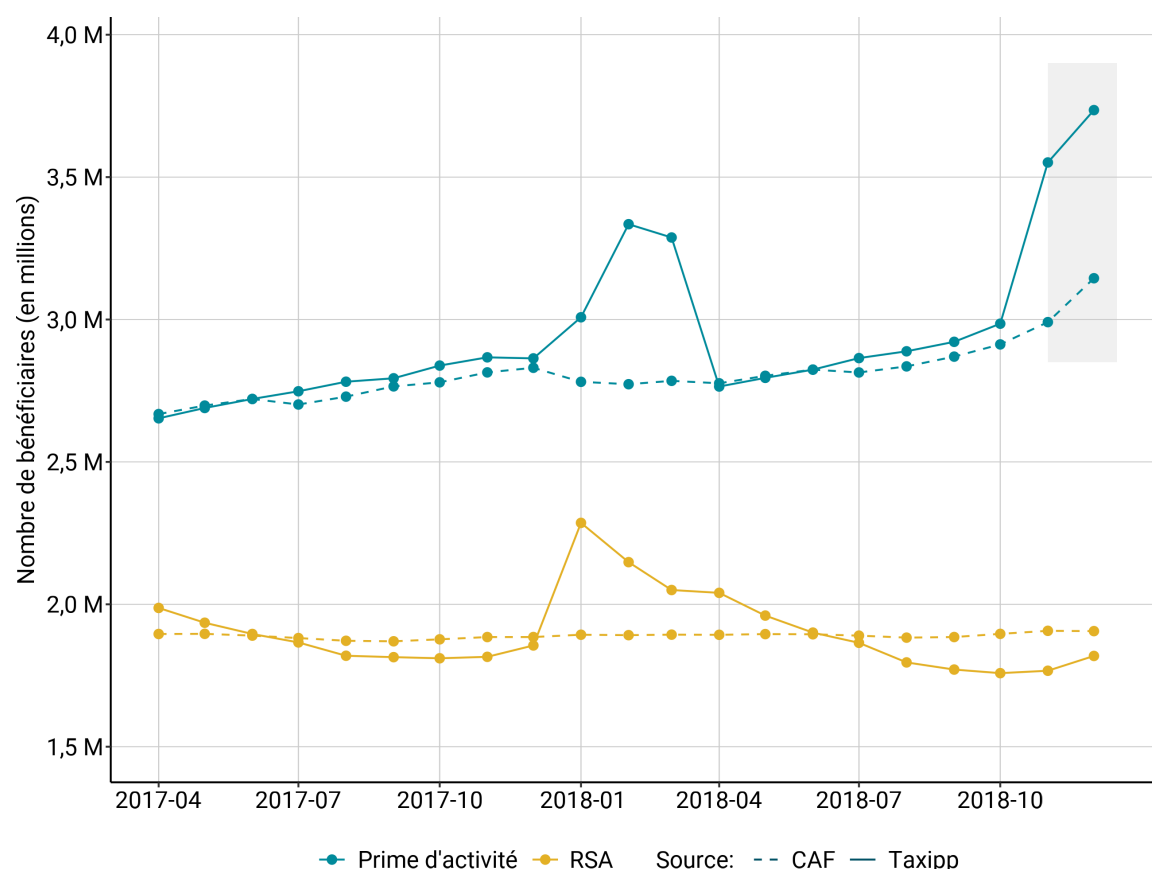
Lecture : En avril 2018, le modèle Taxipp estime le nombre de personnes indemnisées (avec des indemnités d'élus ou de chômage) à 4,03 millions, alors que le FNA (qui ne recense que les personnes au chômage) en compte 3,07 millions. Avant la mensualisation, le modèle Taxipp estimait le nombre de personnes indemnisées chaque mois à 5,55 millions.
Sources : Taxipp 2.4.2, Fichier National des Allocataires (France Travail).

On observe, après la mensualisation, un net rapprochement du nombre mensuel de personnes indemnisées (obtenus à partir de la case 1AP de la déclaration de

revenus) dans Taxipp par rapport aux agrégats issus de FNA (qui suit les trajectoires des personnes au chômage indemnisé). Néanmoins, un écart significatif subsiste entre les deux sources. Ce décalage s'explique par la construction même de la base utilisée dans le modèle Taxipp, fondée sur les cases fiscales de la déclaration d'impôt sur le revenu. La case fiscale dans laquelle sont renseignées les allocations chômage englobe également les revenus des élus. Ainsi, dans Taxipp, les personnes percevant des allocations de chômage et les élus ne peuvent être facilement différenciés. On estime à environ 600 000 le nombre d'élus en France en 2018 (voir IFRAP (2023)), ce qui contribue à réduire l'écart entre les chiffres observés dans le FNA et ceux issus de Taxipp.

A2 Le calcul mensualisé du RSA et de la prime d'activité

FIGURE A2 – Évolution mensuelle du nombre de bénéficiaires du RSA et de la prime d'activité en 2017 et 2018



Institut des politiques publiques, 2025

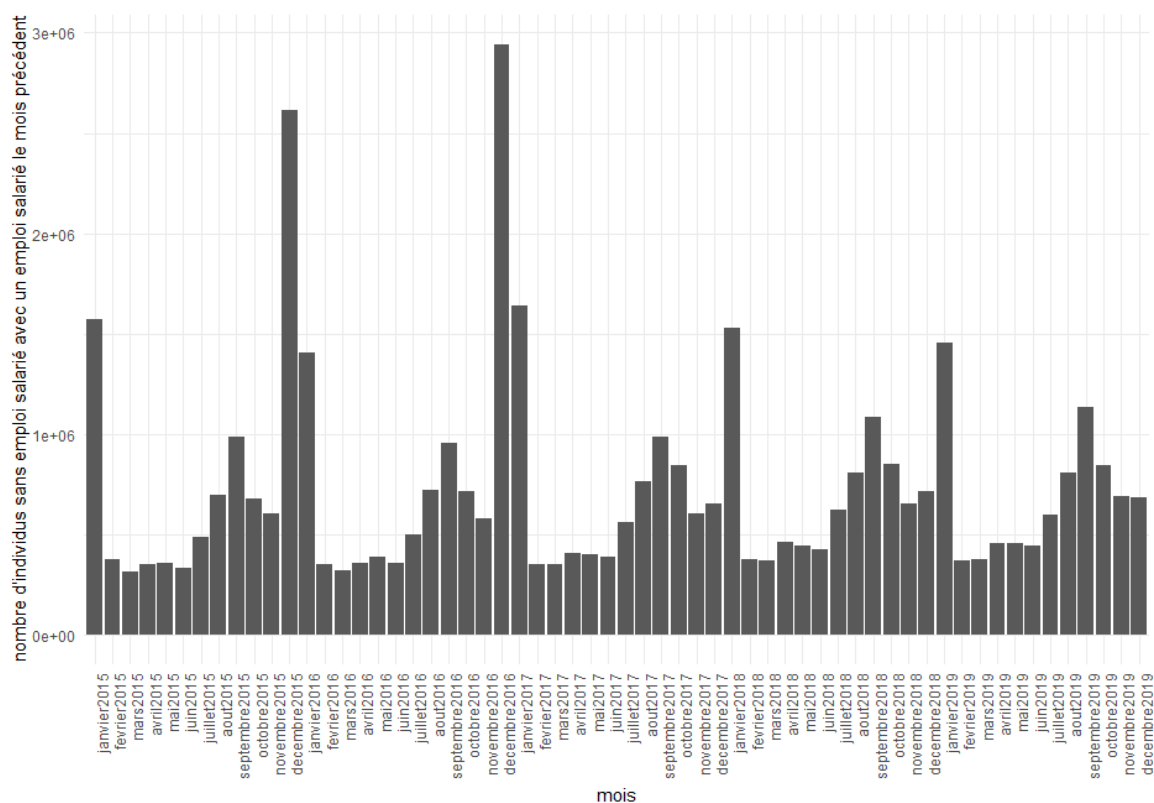
Lecture : En janvier 2018, le modèle Taxipp estime le nombre de bénéficiaires du RSA à 2,29 millions, alors que la CAF en compte 1,89 millions.
Sources : Taxipp 2.4.2.

La Figure A2 présente l'évolution comparée du nombre de recourants au RSA et à la prime d'activité. La hausse dans Taxipp du nombre de bénéficiaires de la prime d'activité fin 2018 (partie grisée de la figure) est due à la prise en compte de la réforme du dispositif, qui entre progressivement en vigueur dans la réalité et plus rapidement côté Taxipp. Le surplus d'éligibles (donc de bénéficiaires) de janvier à mars 2018 est dû en partie à une caractéristiques des dates de début et de fin de contrat explicité dans l'Annexe A3.

A3 Pic de « pertes » d'emploi en janvier dans la BTS

A3.1 Diagnostic de la saisonnalité des emplois

FIGURE A3 – « Pertes » d'emplois dans la BTS entre 2015 et 2019



Lecture : En janvier 2018, un peu plus d'1,5 million d'individus n'ont plus d'emploi salarié alors qu'ils en avaient au moins un en décembre 2017.

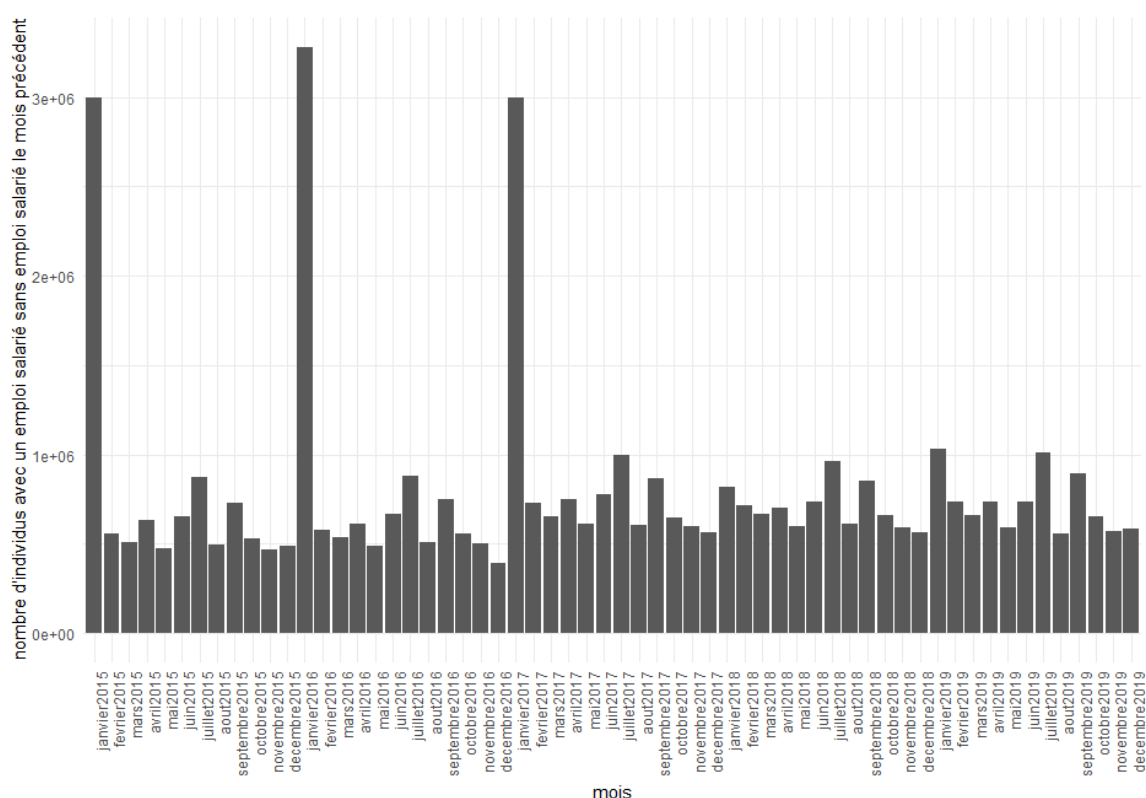
Note : Une « perte » d'emploi en mars correspond à un individu avec au moins un poste en février et qui n'a plus de poste en mars.

Sources : BTS-DADS Postes entre 2015 et 2019

Dans la BTS-DADS Postes, les dates de contrat sont indiquées au cours d'une année. Il y a donc un grand nombre de contrats qui ont une date de début de contrat au 1er janvier et une date de fin de contrat au 31 décembre. Cependant, pour une partie d'entre eux, il est possible que ces dates (notamment le 31 décembre) soient remplies sans que cela corresponde à la réalité. En effet, on observe un grand nombre de personnes qui sont en emploi en décembre mais ne le sont plus en janvier : 1,5 M d'individus concernés en janvier 2018 contre 325 000 en février 2018 et 600 000 en décembre 2017. Cet écart semble potentiellement provenir d'erreurs et pas seulement d'une variabilité saisonnière. Ce ne sont probablement

pas des fausses « pertes » d'emploi dans le sens où il est possible que l'individu ait bien perdu son emploi à un moment donné, mais potentiellement avant décembre. En mensualisant comme si il avait travaillé jusqu'en décembre, on sous-estime donc son salaire mensuel les mois où il a travaillé et on le sur-estime pour les mois où il ne travaille pas.

FIGURE A4 – Gains d'emplois dans la BTS entre 2015 et 2019



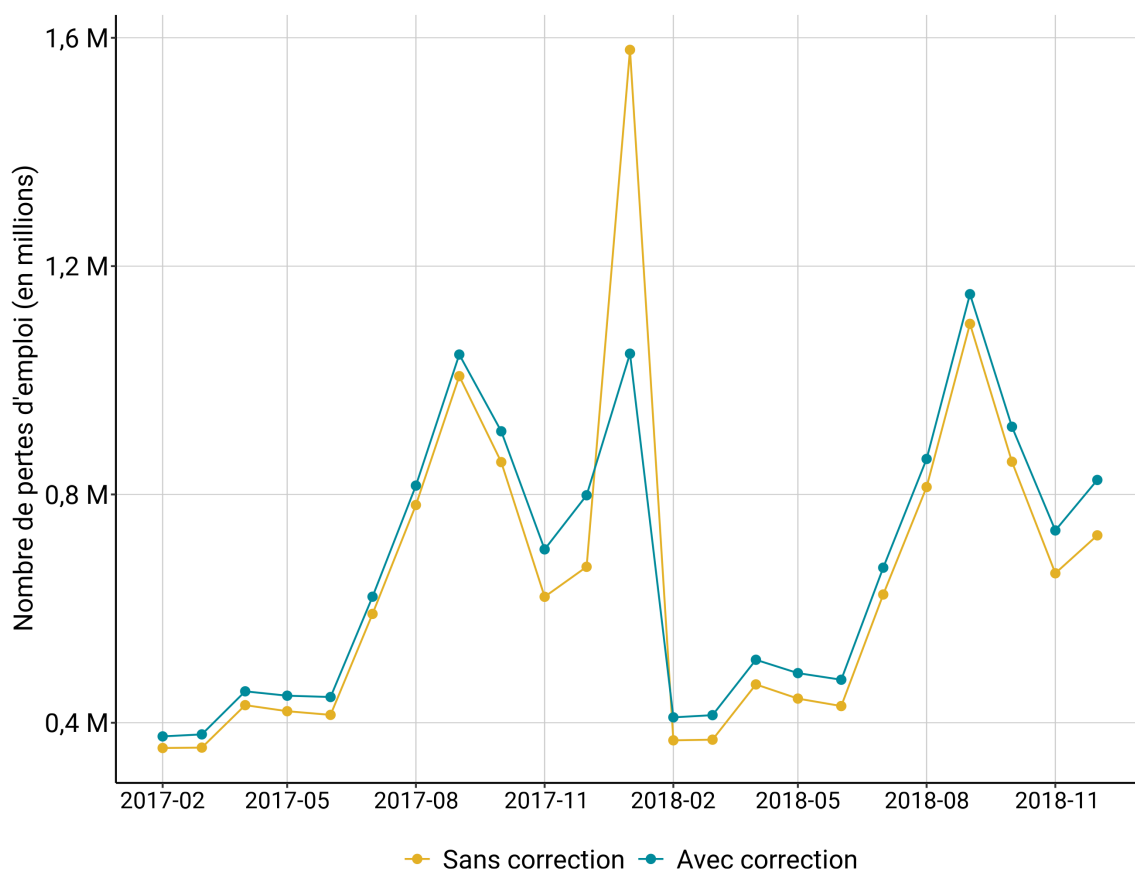
Lecture : En juillet 2017, 1 million d'individus ont un emploi salarié alors qu'il n'en avait pas en juin 2017.

Note : Un gain d'emploi en mars correspond à un individu avec au moins un poste en mars mais qui était sans poste en février.

Sources : BTS-DADS Postes entre 2015 et 2019

A3.2 Test de robustesse sur la mensualisation de la BTS

FIGURE A5 – « Pertes » d'emploi dans la BTS sur 2017 et 2018 avec et sans la correction du pic



Institut des politiques publiques, 2025

Lecture : Dans la BTS, 1,58 million d'individus n'ont plus d'emploi salarié en janvier 2018 alors qu'il en avait au moins un en décembre 2017. Avec la correction, Taxipp estime le nombre d'individus qui n'ont plus d'emploi salarié en janvier 2018 alors qu'il en avait au moins un en décembre 2017 à 1,05 million.

Note : Une « perte » d'emploi en mars correspond à un individu avec au moins un poste en février et qui n'a plus de poste en mars.

Sources : BTS-DADS Postes, Taxipp 2.4.2.

Pour vérifier que cette mauvaise gestion des « pertes » d'emploi n'affecte pas nos estimations, nous proposons dans cette annexe un test de robustesse où on garde aléatoirement le même nombre de fin de contrats en décembre que de nombre de contrats qui finissent en novembre. Les autres se voient attribuer une date de fin de contrat aléatoire comprise entre leur date de début de contrat et le 31 décembre. On réalloue ainsi une certaine partie du pic de « pertes » d'emploi. On obtient un million de « pertes » d'emplois restant en décembre ; les 500 000 autres ont été réallouées sur le reste de l'année, ce qui permet d'obtenir le profil de « pertes » d'emplois de la

Figure A5. Cette modification ne modifie pas fortement les indicateurs d'inégalités, comme le montre le Tableau A1.

TABLEAU A1 – Indicateurs d'inégalités et de pauvreté en 2018 avec et sans correction

	Rapport interdécile D9/D1 Ménages ordinaires	Indice de Gini Ménages ordinaires	Top20/Bottom20 Ménages ordinaires	Taux de pauvreté à 60 % Ménages ordinaires	Taux de pauvreté à 60 % Population Taxipp
Sans correction	3,45	0,295	4,6	14,95 %	16,21 %
Avec correction	3,46	0,295	4,61	15 %	16,27 %

Lecture : Taxipp estime le taux de pauvreté au seuil de 60 % des ménages ordinaires (champ ERFS/Insee) à 14,95 % sans la correction du pic de « pertes » d'emploi dans la BTS et à 15 % avec la correction.

Sources : Taxipp 2.4.2.

A4 Variables utilisées dans le calage

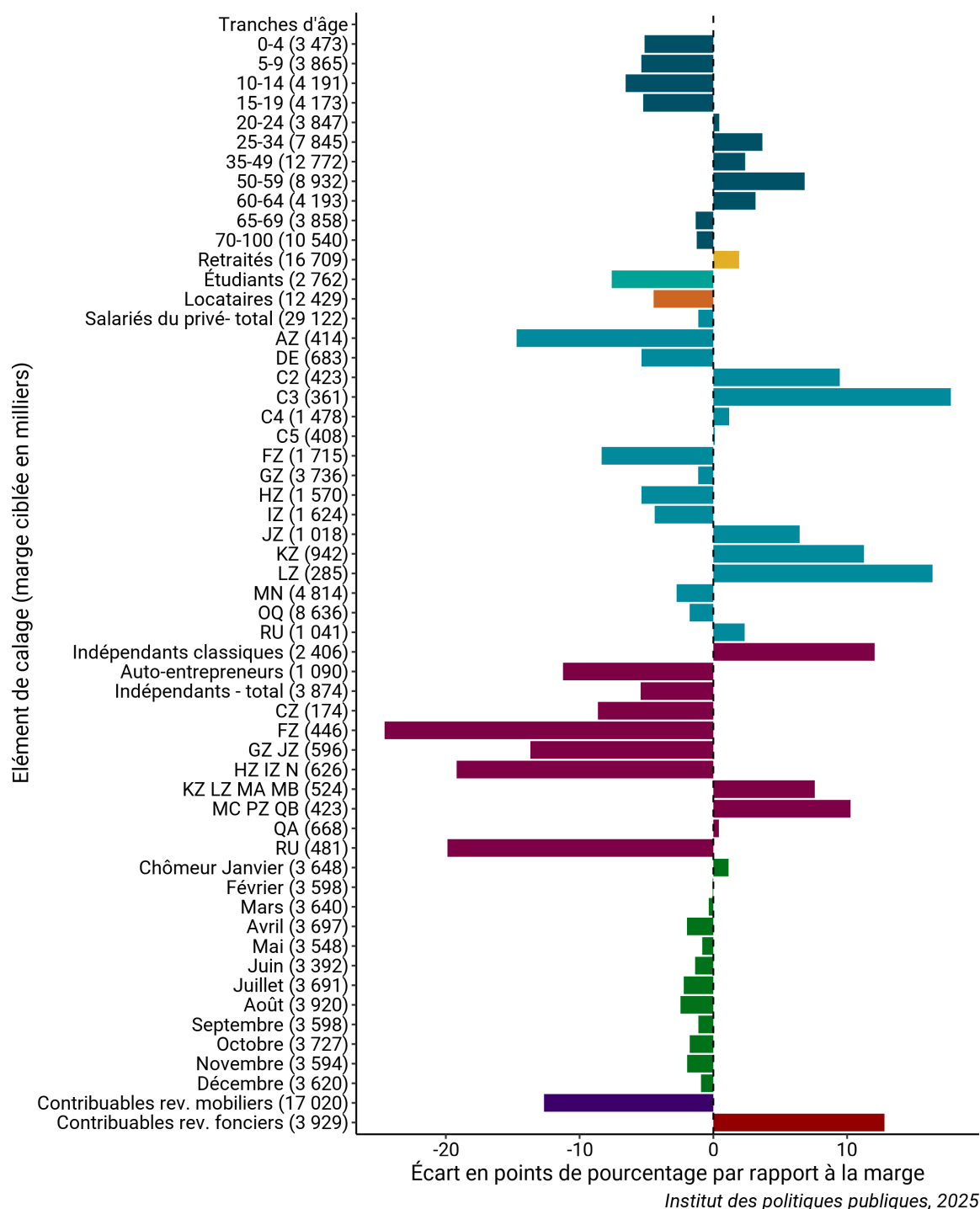
TABLEAU A2 – Variables utilisables comme agrégats

Base de données	Délai d'obtention	Périodicité	Source/ Producteur
Pyramides des âges + Projections	1A	annuelle	Insee
Nombre d'emploi salarié	3M	trimestrielle	DSN/DARES
Nombre d'emploi salarié + Evolution salaire de base	1A+3M	annuelle	BTS/Insee
Evolution salaire de base	3M	trimestrielle	ACEMO/DARES
Indice de traitement brut dans la fonction publique	3M	trimestrielle	Insee
Nombre/revenus des travailleurs indépendants	1A+3M	annuelle	Urssaf
Revenus d'activité des non-salariés	2A	annuelle	Insee
Nombre de retraités	1A+3M	annuelle	CNAV
Nombre de retraités (projection)		annuelle	COR
Montant global de la retraite attribuée	1A+3M	annuelle	CNAV
Allocataires indemnisés	3M	mensuelle	France Travail
Demandeurs d'emploi	1M	mensuelle	France Travail
Demandeurs d'emploi inscrits par bénéficiaires du RSA /PA	1M	mensuelle	France Travail
Nombre de ménages locataires	1A	annuelle	INES/Insee
Effectifs des allocataires de minima sociaux	1M	mensuelle	CNAF
Revenu comptes nationaux	3M	trimestrielle	Insee
Nombre d'inscriptions enseignement supérieur	1A	annuelle	DEPP
Revenus des capitaux mobiliers et fonciers	1A+3M	annuelle	POTE/DGFiP

Lecture : La pyramide des âges est mise à disposition par l'Insee un an après la date considérée. Dans le cas où la pyramide observée n'est pas disponible, ce sont les projections de population par âge les plus récentes qui sont utilisées.

Notes : Les bases de données en gras sont celles qui sont effectivement utilisées dans le calage de Taxipp.

FIGURE A6 – Ecart après le calage sur marges en 2023

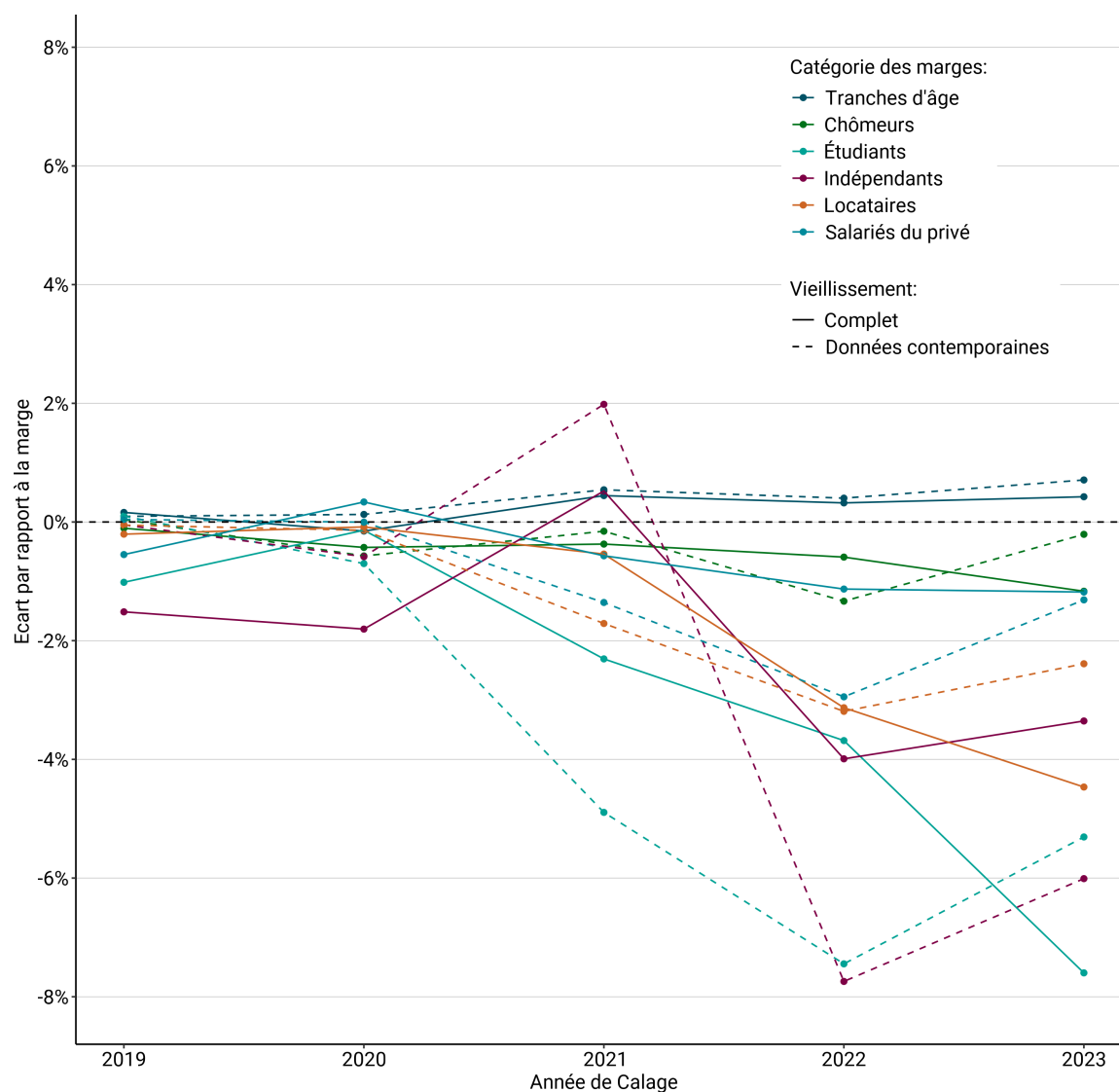


Lecture : En 2023, le nombre d'individus dans la tranche d'âge 0-4 ans est inférieur de 5,1 % à la marge cible, c'est-à-dire au nombre d'individus de cette tranche d'âge dans la base de données Taxipp de 2018, augmenté de la croissance démographique spécifique à ce groupe trouvée dans des sources externes présentées dans le Tableau A2.

Note : La sous-représentation dans l'échantillon des tranches d'âge des plus jeunes peut s'expliquer par une pondération plus forte de la population active afin de prendre en compte la croissance de l'emploi (salarie et indépendant) observée depuis 2018, l'année de base de Taxipp. La sous-représentation des travailleurs indépendants, observée dans la plupart des secteurs, s'explique par leur forte croissance entre 2018 et 2023 (+ 27,5 % au total), avec des dynamiques hétérogènes selon les secteurs. La majeure partie de cette croissance (95,6 %) est liée à l'augmentation du nombre d'autoentrepreneurs, un statut encore peu fréquent en 2018 (38,5 % des travailleurs indépendants étaient autoentrepreneurs en 2018 contre 51,7 % en 2023). Le nombre de contribuables percevant des revenus mobiliers et fonciers varie fortement d'une année à l'autre, une évolution que le calage ne peut reproduire que partiellement, du fait de la contrainte imposée sur la variation du poids relatif d'un ménage (limité à un facteur de 1,6).

Sources : Taxipp 2.4.2.

FIGURE A7 – Ecart après le calage sur marges par type de vieillissement



Institut des politiques publiques, 2025

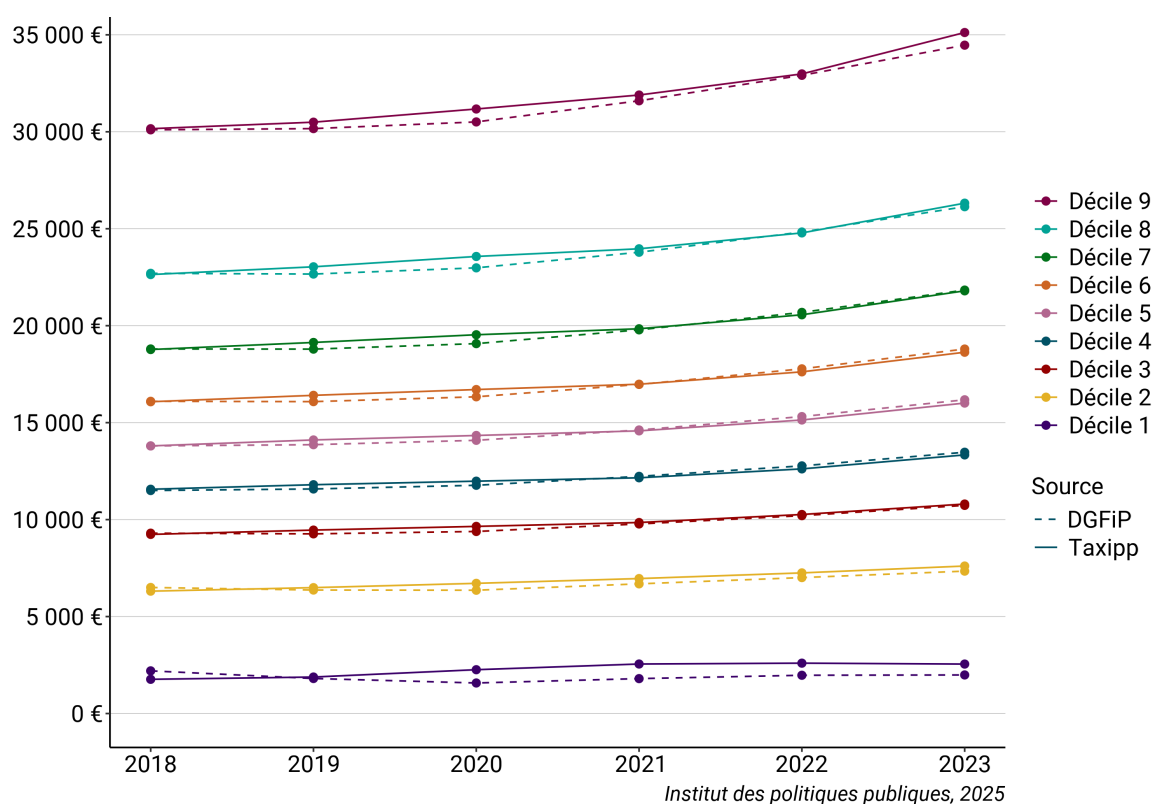
Lecture : En 2023, avec le vieillissement complet, le nombre d'individus, toutes tranches d'âge confondues, est en moyenne (pondérée par la taille des marges) inférieur de 0,4 % à la valeur cible (c'est-à-dire au nombre d'individus de chaque tranche d'âge dans la base de données Taxipp de 2018, augmenté de la croissance démographique spécifique à ces groupes trouvée dans des sources externes). En utilisant uniquement les données contemporaines pour le calage, cet écart est de 0,7 %.

Note : La forte croissance des travailleurs indépendants depuis l'année de base Taxipp 2018 (27,5 % jusqu'en 2023) ne peut être que partiellement capturée par le calage. De même, l'évolution du nombre d'étudiants (7,7 % jusqu'en 2023) n'est pas entièrement captée par la repondération, compte tenu de l'augmentation de la population active. Le vieillissement est effectué à partir des données disponibles en 2025.

Sources : Taxipp 2.4.2.

A5 Distribution du niveau de vie

FIGURE A8 – Déciles de RFR par part



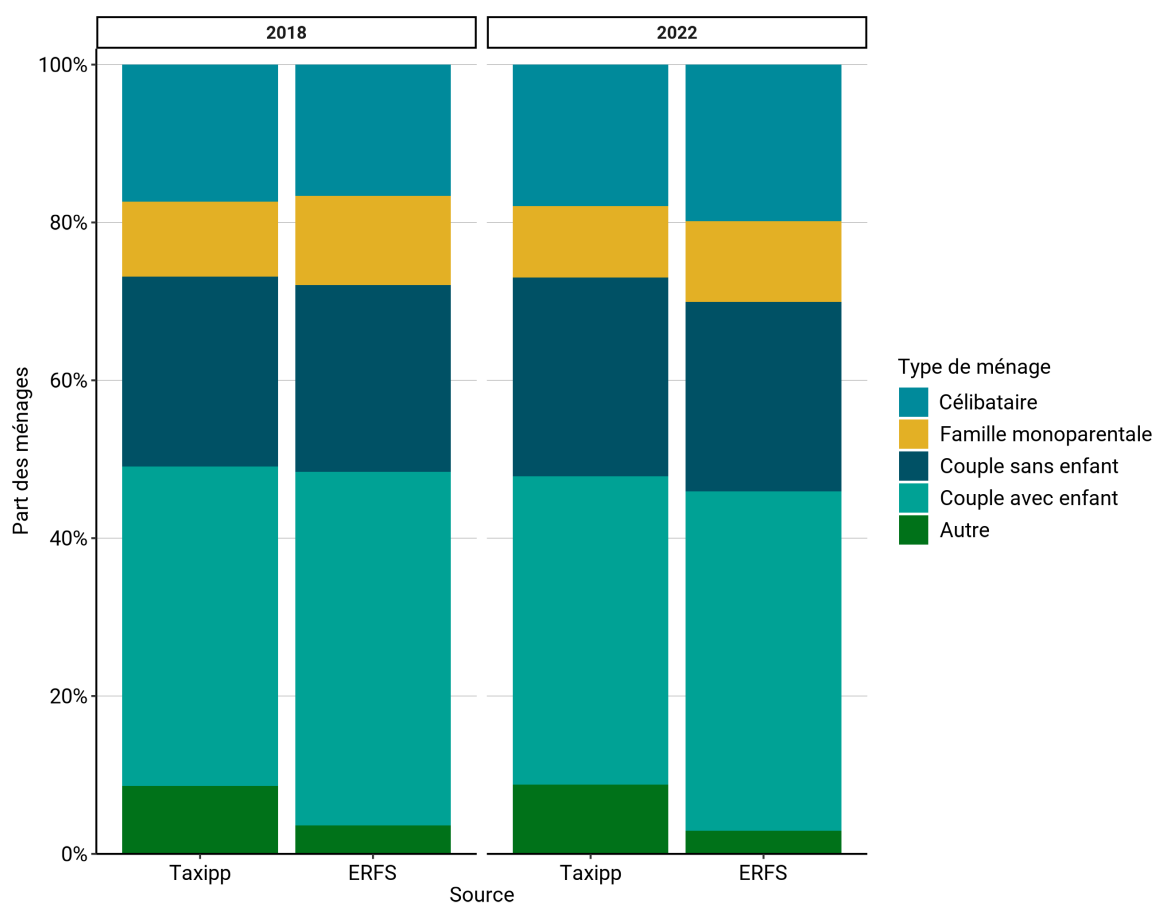
Lecture : En 2018, le modèle Taxipp estime le premier décile de RFR par part à 1 764 euros, alors qu'il est mesuré par la DGFIP à 2 200 euros.

Note : Le RFR est une mesure des revenus déclarés à l'impôt sur le revenu calculée par la DGFIP. Le vieillissement est effectué à partir des données disponibles en 2025.

Sources : Taxipp 2.4.2, DGFIP.

A6 Taux de pauvreté par type de ménages

FIGURE A9 – Part d'individus par type de ménage en 2018 et 2022



Institut des politiques publiques, 2025

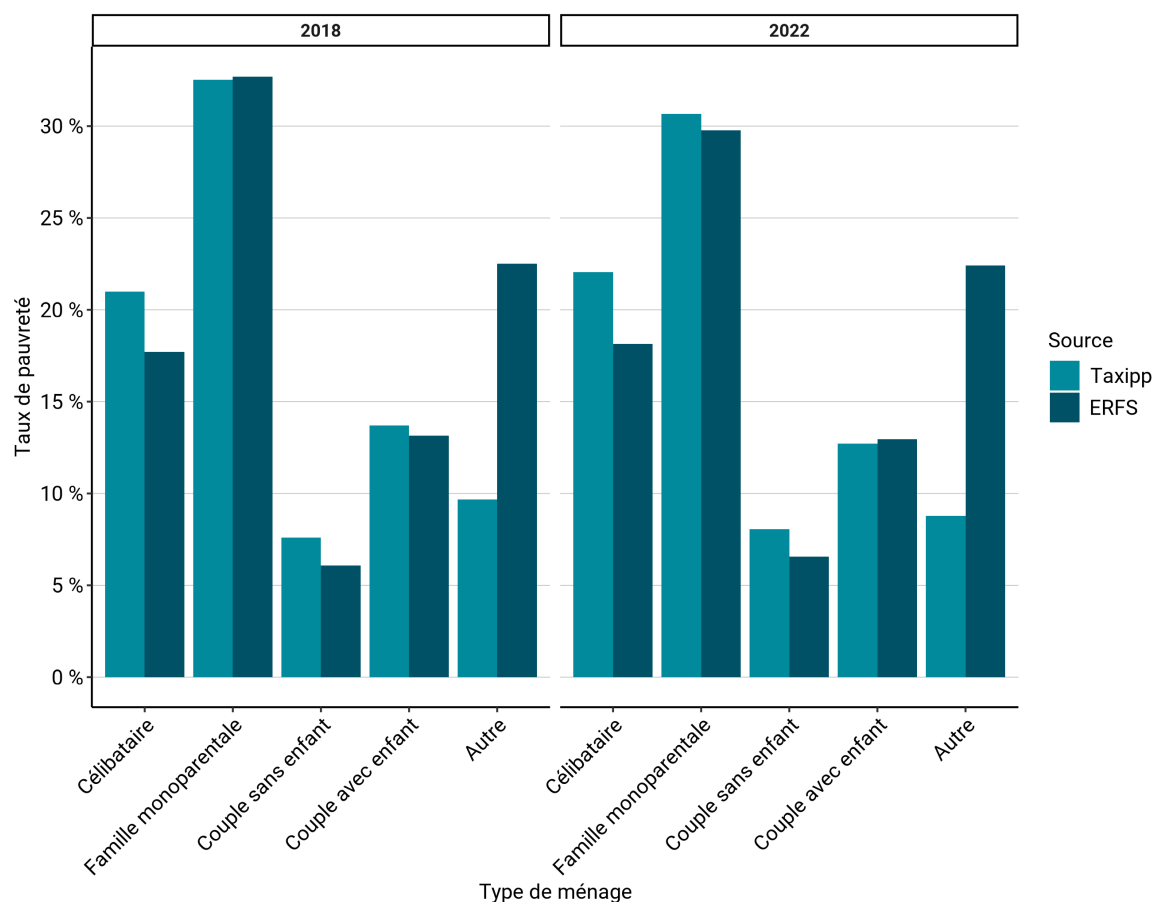
Lecture : En 2018, le modèle Taxipp estime la part des ménages ordinaires constitués de célibataires en 2018 à 17,38 %, tandis que l'ERFS donne une part de 16,66 %.

Note : La catégorie Autre regroupe les ménages comprenant plus de deux personnes identifiées soit comme référent.e du ménage, soit comme conjoint.e potentiel.le, soit comme adulte supplémentaire âgé de plus de 25 ans.

Champ : Ménages ordinaires.

Sources : Taxipp 2.4.2.

FIGURE A10 – Taux de pauvreté par type de ménage en 2018 et 2022



Institut des politiques publiques, 2025

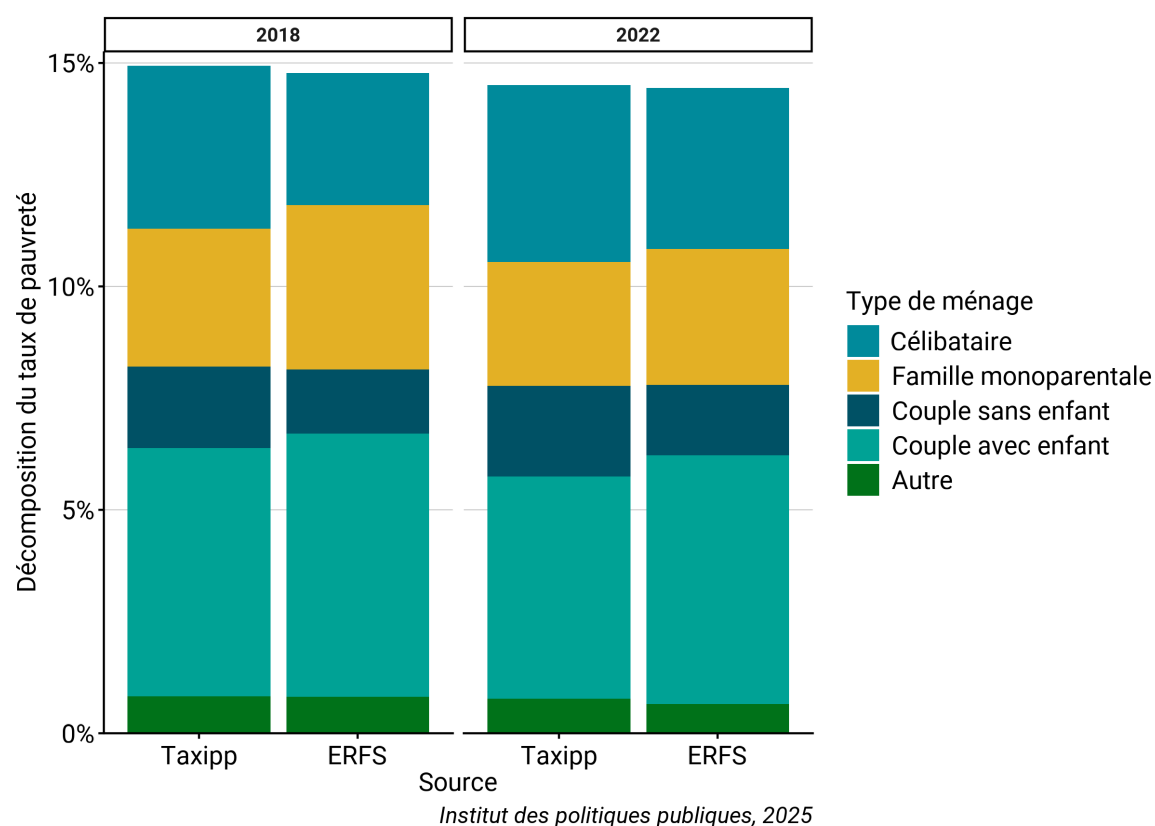
Lecture : En 2018, le modèle Taxipp estime un taux de pauvreté des ménages ordinaires constitués de célibataires à 20,98 %, tandis que l'ERFS donne un taux de 17,71 %.

Note : La catégorie Autre regroupe les ménages comprenant plus de deux personnes identifiées soit comme référent.e du ménage, soit comme conjoint.e potentiel.le, soit comme adulte supplémentaire âgé de plus de 25 ans.

Champ : Ménages ordinaires.

Sources : Taxipp 2.4.2.

FIGURE A11 – Contribution au taux de pauvreté par type de ménage en 2018 et 2022



Lecture : En 2018, le modèle Taxipp estime que la contribution au taux de pauvreté des ménages ordinaires constitués de célibataires est de 3,65 pp, tandis que l'ERFS donne une contribution de 2,95 pp.

Note : La catégorie Autre regroupe les ménages comprenant plus de deux personnes identifiées soit comme référent.e du ménage, soit comme conjoint.e potentiel.le, soit comme adulte supplémentaire âgé de plus de 25 ans.

Champ : Ménages ordinaires.

Sources : Taxipp 2.4.2.

A7 Données du graphique sur les taux de pauvreté

TABLEAU A3 – Taux de pauvreté au seuil de 50 %

Année	Taxipp	ERFS	Ecart
2018	8,80 %	8,35 %	0,45 p.p.
2019	8,57 %	8,23 %	0,34 p.p.
2020	8,07 %	7,57 %	0,50 p.p.
2021	8,18 %	8,34 %	-0,16 p.p.
2022	8,36 %	8,12 %	0,24 p.p.
2023	8,68 %		

Lecture : Le taux de pauvreté au seuil de 50 % de 2022 est estimé par Taxipp à 8,36 % contre 8,12 % avec l'ERFS, soit un écart de 0,24 points de pourcentage.

Note : Nous utilisons les données recalculées à partir de l'ERFS afin de pouvoir rajouter certains indicateurs ; celles-ci ne prennent pas en compte la rétropolation effectuée par l'Insee pour 2018, 2019 et 2020 suite à la refonte de l'ERFS. Le vieillissement est effectué à partir des données disponibles en 2025.

Champ : Ménages ordinaires.

Sources : Taxipp 2.4.2, ERFS/Insee.

TABLEAU A4 – Taux de pauvreté au seuil de 60 %

Année	Taxipp	ERFS	Ecart
2018	14,95 %	14,8 %	0,15 p.p.
2019	14,43 %	14,6 %	-0,17 p.p.
2020	14,10 %	13,9 %	0,20 p.p.
2021	14,32 %	14,5 %	-0,18 p.p.
2022	14,39 %	14,4 %	-0,01 p.p.
2023	14,79 %	15,4 %	-0,61 p.p.

Lecture : Le taux de pauvreté au seuil de 60 % de 2023 est estimé par Taxipp à 14,79 % contre 15,4 % avec l'ERFS, soit un écart négatif de 0,61 points de pourcentage.

Note : Le vieillissement est effectué à partir des données disponibles en 2025.

Champ : Ménages ordinaires.

Sources : Taxipp 2.4.2, ERFS/Insee.

TABLEAU A5 – Taux de pauvreté au seuil de 70 %

Année	Taxipp	ERFS	Ecart
2018	22,57 %	22,6 %	-0,03 p.p.
2019	22,04 %	22,5 %	-0,46 p.p.
2020	22,00 %	22,2 %	-0,2 p.p.
2021	22,33 %	22,3 %	0,03 p.p.
2022	22,22 %	22,2 %	0,02 p.p.
2023	22,54 %		

Lecture : Le taux de pauvreté au seuil de 70 % de 2022 est estimé par Taxipp à 22,22 % contre 22,2 % avec l'ERFS, soit un écart de 0,02 points de pourcentage.

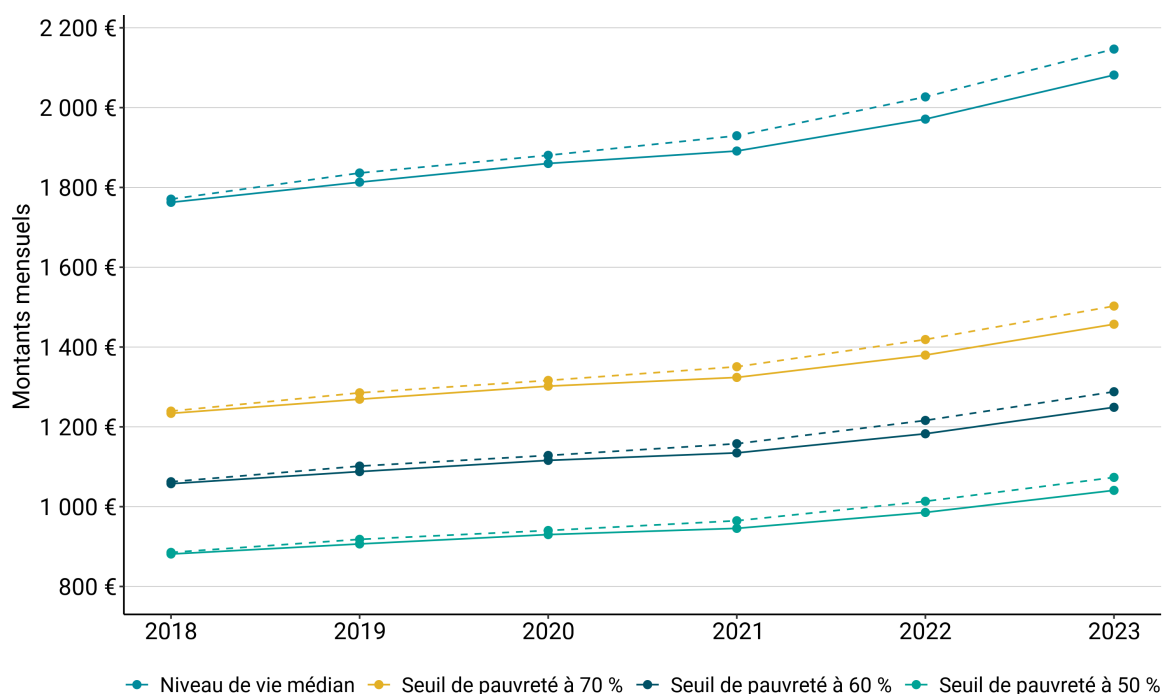
Note : Le vieillissement est effectué à partir des données disponibles en 2025.

Champ : Ménages ordinaires.

Sources : Taxipp 2.4.2, ERFS/Insee.

A8 Autres indicateurs d'inégalités et de pauvreté sur les ménages ordinaires

FIGURE A12 – Revenu médian et seuils de pauvreté entre 2018 et 2023



Source: -- ERFS/Insee — Taxipp

Institut des politiques publiques, 2025

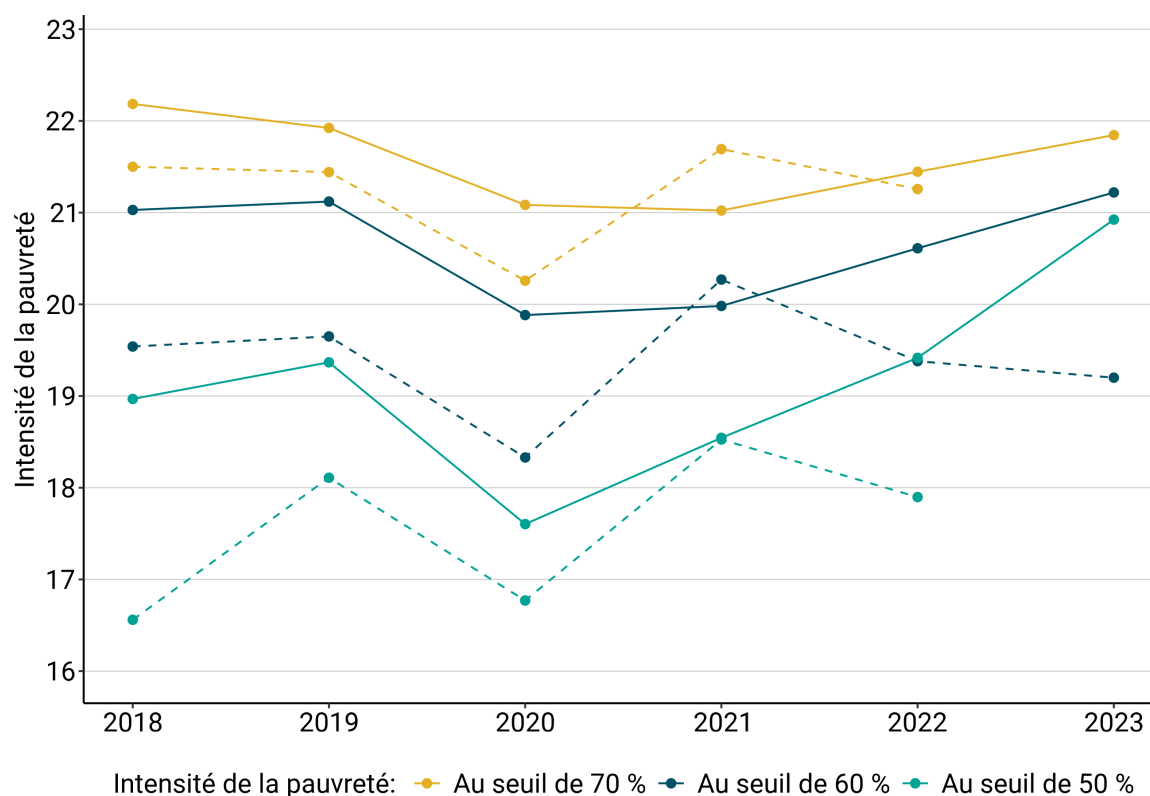
Lecture : En 2018, le modèle Taxipp estime le niveau de vie médian à 1 763 euros mensuels, alors qu'il est mesuré par l'Insee à 1 771 euros.

Note : Les différents seuils de pauvreté correspondent chacun à un pourcentage du niveau de vie médian : le seuil de pauvreté à 50 % correspond ainsi à 50 % du niveau de vie médian. Le vieillissement est effectué à partir des données disponibles en 2025.

Champ : Ménages ordinaires.

Sources : Taxipp 2.4.2.

FIGURE A13 – Intensité de la pauvreté entre 2018 et 2023



Source: -- ERFS/Insee — Taxipp

Institut des politiques publiques, 2025

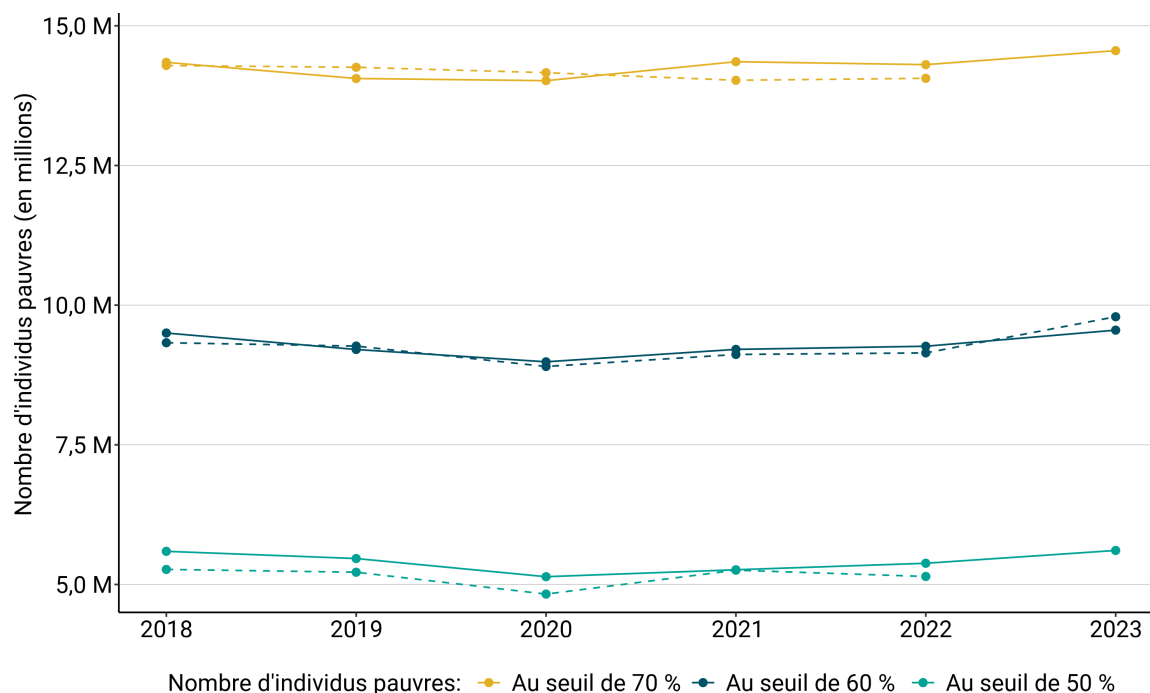
Lecture : En 2018, le modèle Taxipp estime l'intensité de la pauvreté au seuil de 60 % à 21,03, alors qu'elle est mesurée par l'Insee à 19,54.

Note : L'intensité de la pauvreté est calculée comme l'écart relatif entre le niveau de vie médian des pauvres et le seuil de pauvreté. Les différents seuils de pauvreté correspondent chacun à un pourcentage du niveau de vie médian : le seuil de pauvreté à 50 % correspond ainsi à 50 % du niveau de vie médian. Le vieillissement est effectué à partir des données disponibles en 2025.

Champ : : Ménages ordinaires.

Sources : Taxipp 2.4.2.

FIGURE A14 – Nombre d'individus pauvres entre 2018 et 2023



Source: -- ERFIS/Insee — Taxipp

Institut des politiques publiques, 2025

Lecture : En 2018, le modèle Taxipp estime le nombre de pauvres au seuil de 60 % à 9,3 millions, alors qu'il est mesuré par l'Insee à 9,5 millions.

Note : Un individu pauvre au seuil de 60 % est un individu dont le niveau de vie est inférieur au seuil de pauvreté de 60 %. Les différents seuils de pauvreté correspondent chacun à un pourcentage du niveau de vie médian : le seuil de pauvreté à 60 % correspond ainsi à 60 % du niveau de vie médian. Le vieillissement est effectué à partir des données disponibles en 2025.

Champ : Ménages ordinaires.

Sources : Taxipp 2.4.2.

RÉFÉRENCES

- Audoux, L., Mallemanche, C., et Prévot, P. (2020). Une pauvreté marquée dans les dom, notamment en guyane et à mayotte. Insee Première 1804, Insee.
- Brunner, A. et Maurin, L. (2024). Rapport sur la pauvreté en France, édition 2024-2025. In *Rapport sur la pauvreté en France, édition 2024-2025*, number 4 in Rapport sur la pauvreté en France. l'Observatoire des inégalités.
- Buresi, G. et Cornuet, F. (2020). Estimation avancée du taux de pauvreté monétaire et des indicateurs d'inégalités. Insee Analyses 60, Insee.
- Cornuet, F. et Sicsic, M. (2019). Estimation avancée du taux de pauvreté monétaire et des indicateurs d'inégalités. Insee Analyses 49, Insee.
- Desseigne, L., Joly, P., et Kula, C. (2020). Étude qualitative sur le non-recours à la prime d'activité. Dossiers d'études 213, Drees.
- Duchesne, S., Dutronc-Postel, P., Fabre, B., Jacquetin, F., Loisel, N., et Puschnig, L. (2023). Transferts parentaux vers les jeunes adultes : impacts et implications en termes de politiques redistributives. Rapport IPP 44, Institut des politiques publiques.
- Fontaine, M. et Fourcot, J. (2015). Nowcasting du taux de pauvreté par la micro-simulation. Document de travail 1506, Insee.
- Gonzalez, L., Nauze-Fichet, E., Aubert, P., Bazin, M., Buisson, G., Castell, L., Collin, C., Fouquet, M., Gaini, M., Langevin, G., Lapinte, A., Marc, C., Omalek, L., Pirus,

- C., et Pollak, C. (2020). Le non-recours aux prestations sociales. Dossiers de la Drees 57, Drees.
- Hannafi, C., Le Gall, R., Omalek, L., et Marc, C. (2022). Mesurer régulièrement le non-recours au rsa et à la prime d'activité : méthode et résultats. Les dossiers de la DREES 92, DREES.
- IFRAP (2023). La france compte 567 222 élus locaux et nationaux. <https://www.ifrap.org/etat-et-collectivites/la-france-compte-567-222-elus-locaux-et-nationaux>.
- Insee (2025). Statistiques publiques dans les départements et régions d'outre-mer et les collectivités d'outre-mer. Insee Methodes 146, Insee.
- IPP (2024). documentation du modèle taxipp, <https://www.ipp.eu/methodes/taxipp-outils/>.
- Leroy, C. (2024). Raising take-up of welfare programs : Evidence from a large french reform. Working paper, CREST.
- Lesur, R. (2025). Courrier des statistiques n13. Courrier des Statistiques 13, Insee.
- Marc, C., Portela, M., Hannafi, C., Le Gall, R., Rode, A., et Laguérodié, S. (2022). Quantifier le non-recours aux minima sociaux en europe. Dossiers de la Drees 94, Drees.
- Pirus, C. (2023). Prestations sociales : pour quatre personnes sur dix, le non-recours est principalement lié au manque d'information. Études et résultats 1263, Drees.
- Rieg, C. et Rousset, A. (2025). Niveau de vie et pauvreté en 2023. INSEE Première 2063, INSEE.
- Schmitt, K. et Sicsic, M. (2016). Estimation avancée du taux de pauvreté monétaire et des indicateurs d'inégalités. Insee Focus 70, Insee.

Schmitt, K. et Sicsic, M. (2017). Estimation avancée du taux de pauvreté monétaire et des indicateurs d'inégalités. Insee Focus 96, Insee.

Schmitt, K. et Sicsic, M. (2018). Estimation avancée du taux de pauvreté monétaire et des indicateurs d'inégalités. Insee Focus 127, Insee.

Sicsic, M. (2021). Revenus et patrimoine des ménages. Insee Reference 2021, Insee.

Sénéchal, M.-L. (2022). Pendant le pic estival, près de 800 000 postes sont occupés par des saisonniers. INSEE Première 1924, INSEE.

LISTE DES TABLEAUX

3.1	Taux de pauvreté par catégorie en 2018	32
A1	Indicateurs d'inégalités et de pauvreté en 2018 avec et sans correction	45
A2	Variables utilisables comme agrégats	45
A3	Taux de pauvreté au seuil de 50 %	52
A4	Taux de pauvreté au seuil de 60 %	52
A5	Taux de pauvreté au seuil de 70 %	53

LISTE DES FIGURES

2.1	Évolution mensuelle du nombre de salariés en 2017 et 2018	17
2.2	Niveau de vie moyen par vingtième en 2018	23
3.1	Taux de pauvreté entre 2018 et 2023	29
3.2	Indicateurs d'inégalités de 2018 à 2023	31
3.3	Taux de pauvreté à 60 % jusqu'au premier trimestre de 2025	36
A1	Évolution mensuelle du nombre d'indemnisés (chômeurs et élus) en 2018	39
A2	Évolution mensuelle du nombre de bénéficiaires du RSA et de la prime d'activité en 2017 et 2018	41
A3	« Pertes » d'emplois dans la BTS entre 2015 et 2019	42
A4	Gains d'emplois dans la BTS entre 2015 et 2019	43
A5	« Pertes » d'emploi dans la BTS sur 2017 et 2018 avec et sans la correction du pic	44
A6	Écarts après le calage sur marges en 2023	46
A7	Écarts après le calage sur marges par type de vieillissement	47
A8	Déciles de RFR par part	48
A9	Part d'individus par type de ménage en 2018 et 2022	49
A10	Taux de pauvreté par type de ménage en 2018 et 2022	50
A11	Contribution au taux de pauvreté par type de ménage en 2018 et 2022	51
A12	Revenu médian et seuils de pauvreté entre 2018 et 2023	54

A13	Intensité de la pauvreté entre 2018 et 2023	55
A14	Nombre d'individus pauvres entre 2018 et 2023	56



L'Institut des politiques publiques (IPP) est développé dans le cadre d'un partenariat scientifique entre PSE-Ecole d'économie de Paris (PSE) et le Centre de Recherche en Économie et Statistique (CREST). L'IPP vise à promouvoir l'analyse et l'évaluation quantitatives des politiques publiques en s'appuyant sur les méthodes les plus récentes de la recherche en économie.

PSE a pour ambition de développer, au plus haut niveau international, la recherche en économie et la diffusion de ses résultats. Elle rassemble une communauté de près de 140 chercheurs et 200 doctorants, et offre des enseignements en Master, École d'été et Executive education à la pointe de la discipline économique. Fondée par le CNRS, l'EHESS, l'ENS, l'École des Ponts-ParisTech, l'INRA, et l'Université Paris 1 Panthéon Sorbonne, PSE associe à son projet des partenaires privés et institutionnels. Désormais solidement installée dans le paysage académique mondial, la fondation décroïssonne ce qui doit l'être pour accomplir son ambition d'excellence : elle associe l'université et les grandes écoles, nourrit les échanges entre l'analyse économique et les autres sciences sociales, inscrit la recherche académique dans la société, et appuie les travaux de ses équipes sur de multiples partenariats. www.parisschoolofeconomics.eu



Le Groupe des écoles nationales d'économie et statistique (GENES) est un établissement public d'enseignement supérieur et de recherche. Au sein du GENES, le CREST est un centre de recherche interdisciplinaire spécialisé en méthodes quantitatives appliquées aux sciences sociales regroupant des chercheurs l'ENSAE Paris, de l'ENSAI, du département d'Économie de l'École polytechnique et du CNRS. [http ://www.groupe-genes.fr/](http://www.groupe-genes.fr/) – [http ://crest.science](http://crest.science)

