

Conjugualité, parentalité et emploi : étude économétrique des inégalités de genre dans le panel ELIPSS.

Rezi Sabashvili

Encadré par :
Mme Gautherat Emmanuelle

Séries temporelles et économétrie de panel
Master Statistique pour l'Évaluation et la Prévision

1^{er} décembre 2025

*Note de lecture : Pour naviguer facilement dans ce document,
vous pouvez cliquer sur les termes en gras dans le corpus afin
d'accéder directement aux annexes correspondantes.*

*Dans chaque annexe, un bouton Retour au corpus vous permettra
de revenir exactement à l'endroit où vous étiez.*

Table des matières

1	Introduction	1
1.1	Contexte	2
1.2	Présentation et justification de la base de données	3
1.2.1	Un dispositif pour les sciences sociales	3
1.2.2	L'Enquête Annuelle	3
1.3	Problématique et question de recherche	4
1.4	Annonce du plan	4
2	Méthodologie et construction de la base de données	6
2.1	Définition de la fenêtre d'observation	7
2.2	Stratégie de cylindrage et arbitrage "Durée vs Taille"	7
2.3	Justification du choix final	8
2.4	Nettoyage et l'échantillon final	8
2.4.1	Traitements de la variable "Nombre d'enfants"	8
2.4.2	Gestion de la variance intra-individuelle	9
2.4.3	Suppression des valeurs manquantes	9
2.5	Choix des variables	10
3	État des lieux des inégalités	11
3.1	Le paradoxe de la parentalité	12
3.2	Le rôle de la configuration conjugale	12
3.3	Effets de structure et biais de sélection	13
3.4	Caractéristiques de la population active	13
3.5	Limites méthodologiques et transition vers l'économétrie	14
4	Approche économétrique	15

4.1	Confrontation des estimateurs : la mise en évidence des biais	16
4.2	Validation statistique et rejet des modèles naïfs	16
4.3	Analyse comparative Hommes-Femmes	17
4.4	Bilan du chapitre	18
5	Interprétation et limites	19
5.1	Le paradoxe de la pénalité différée : l'inégalité sur la durée de carrière . . .	20
5.2	Limites de l'étude	20
5.3	Ouverture et pistes de recherches futures	21
	Bibliographie	22
	Annexes	23

Chapitre 1

Introduction

Sommaire

1.1 Contexte	2
1.2 Présentation et justification de la base de données	3
1.2.1 Un dispositif pour les sciences sociales	3
1.2.2 L'Enquête Annuelle	3
1.3 Problématique et question de recherche	4
1.4 Annonce du plan	4

Dans ce chapitre introductif, nous poserons les bases de notre étude. Nous détaillerons dans un premier temps le contexte socio-économique et les mécanismes d'inégalités professionnelles liés à la vie familiale.

Nous présenterons ensuite les données mobilisées, issues du panel ELIPSS, en justifiant leur pertinence pour notre recherche. Nous définirons enfin la problématique et la question centrale qui guident ce rapport d'étude, avant d'annoncer le plan général de notre démonstration.

1.1 Contexte

Cette étude prend pour point de départ un constat paradoxal. Le taux d'activité des femmes a considérablement augmenté au cours du dernier siècle. Ce phénomène s'observe dans le monde entier et particulièrement en France dans notre cas. Pourtant, des inégalités structurelles persistent encore aujourd'hui. Ces disparités ne concernent plus l'accès initial à l'emploi en tant que tel. Elles concernent désormais le maintien en emploi durant les transitions familiales. C'est ce moment précis de transition qui nous intéresse dans cette étude. Cet instant change toute la dynamique d'une vie et impacte grandement le travail.

Nous abordons la transition familiale à travers une série de concepts désormais bien établis. Nous mobilisons ici la notion de *child penalty*. Nous nous référons également aux termes de pénalité de maternité ou de pénalité conjugale. Ces différentes appellations désignent un même mécanisme économique. Elles illustrent les sanctions invisibles liées à la vie privée. La littérature sociologique dresse un constat sans équivoque à ce sujet. La mise en couple engendre des conséquences asymétriques. L'arrivée d'enfants accentue encore davantage ces disparités. Ces événements marquants ont un coût professionnel élevé. Ce coût est supporté quasi exclusivement par les femmes. Les hommes, en revanche, conservent généralement une trajectoire de carrière linéaire. La paternité ne perturbe pas leur activité professionnelle. Ils continuent majoritairement de travailler à temps plein après la naissance des enfants. Certaines études montrent même qu'ils peuvent bénéficier d'un avantage salarial comparatif. Ce phénomène est documenté sous le terme de prime à la paternité¹.

Ce double constat est largement documenté. Il est validé par des recherches portant sur des contextes variés. Ces travaux permettent de mesurer l'ampleur du phénomène.

D'une part, les travaux internationaux soulignent l'ampleur de ces inégalités. Une étude menée au Danemark illustre parfaitement ce mécanisme. Elle montre que l'arrivée d'un enfant crée un décrochage immédiat des revenus féminins. Cet écart se creuse durablement par la suite².

D'autre part, la France connaît une situation similaire. Les interruptions de carrière des mères restent la cause principale des différences de rémunération. Ce facteur explique la persistance des écarts salariaux entre les sexes, comme l'a établi une étude majeure sur le sujet³.

Enfin, l'analyse doit se porter au sein de la sphère privée. Les inégalités professionnelles trouvent souvent leur origine dans le foyer. Les arbitrages se font au niveau des arrangements conjugaux bien avant l'intervention des employeurs. Une recherche de référence a mis en lumière ces dynamiques décisionnelles⁴.

L'approche de ce rapport complète les travaux existants. La plupart des études se limitent au statut officiel. Elles opposent généralement les mariés aux célibataires. Notre

1. Correll, S. J., Benard, S., & Paik, I. (2007). Getting a Job : Is There a Motherhood Penalty ? *American Journal of Sociology*, 112(5), 1297-1339.

2. Kleven, H., Landais, C., & Søgaard, J. E. (2019). Children and Gender Inequality : Evidence from Denmark. *American Economic Journal : Applied Economics*, 11(4), 181-209.

3. Meurs, D., Pailhé, A., & Ponthieux, S. (2010). Enfants, interruptions d'activité des femmes et écart de salaire entre les sexes. *Revue de l'OFCE*, 114(3), 113-133.

4. Pailhé, A., & Solaz, A. (Dir.). (2009). *Entre famille et travail : des arrangements de couple aux pratiques des employeurs*. Paris : La Découverte, coll. "Recherches", 336 p.

étude ajoute une nouvelle dimension analytique. Nous distinguons la cohabitation de la non-cohabitation. La cohabitation implique une vie commune. Elle expose le couple à la gestion des tâches domestiques. Le poids de ces tâches repose encore majoritairement sur les femmes⁵. À l'inverse, la non-cohabitation renvoie au concept de *Living Apart Together*. Ce concept désigne les couples engagés dans une relation stable. Ces couples choisissent de conserver deux résidences distinctes. Ils dissocient ainsi la relation amoureuse du travail ménager. Cette analyse est rendue possible grâce aux données du panel ELIPSS. Nous présenterons ce dispositif en détail dans la section suivante. Nous justifierons également son utilisation pour notre recherche.

1.2 Présentation et justification de la base de données

Cette section présente le cadre méthodologique et les données sur lesquelles repose notre étude. Nous décrirons dans un premier temps le panel ELIPSS, qui est un dispositif longitudinal de référence pour les sciences sociales.

Nous détaillerons dans un second temps l'Enquête Annuelle. Nous exploitons ses variables sociodémographiques pour analyser les interactions entre la sphère familiale et la sphère professionnelle.

1.2.1 Un dispositif pour les sciences sociales

Pour cette étude, nous avons utilisé les données du panel ELIPSS. Nos recherches examinent les liens entre la vie familiale et la vie professionnelle. ELIPSS signifie Étude Longitudinale par Internet Pour les Sciences Sociales. Ce projet est dirigé par le Centre de Données Socio-Politiques de Sciences Po et le CNRS.

Nous avons choisi ce panel pour la richesse de ses données. ELIPSS permet de suivre les mêmes individus chaque année. Cela offre une vision dynamique des parcours de vie. Ce suivi dans le temps est essentiel pour bien analyser les transitions familiales.

La méthode utilisée est aussi un grand atout. Elle est différente des panels commerciaux basés sur le volontariat. Le panel ELIPSS utilise une approche probabiliste. L'Insee tire l'échantillon au sort via le recensement de la population. Cette méthode assure une bonne représentation de la population en France. Elle évite ainsi les biais souvent observés dans les enquêtes en ligne classiques.

1.2.2 L'Enquête Annuelle

Au sein du dispositif ELIPSS, nous avons choisi d'exploiter spécifiquement l'enquête annuelle. Ce module est administré chaque année aux mêmes individus. Il permet de mettre à jour leurs informations sociodémographiques de la manière la plus complète possible.

5. Champagne, C., Pailhé, A., & Solaz, A. (2015). Le temps domestique et parental des hommes et des femmes : quels facteurs d'évolutions en 25 ans ? *Économie et Statistique*, 478-479, 209-242.

L'histoire de ce panel est marquée par plusieurs vagues de recrutement. Ces campagnes ont eu lieu en 2012, 2016, 2020 et 2023 pour maintenir la taille de l'échantillon face à l'attrition naturelle. Cette enquête annuelle couvre des dimensions très variées. Elle va de l'état civil aux opinions politiques, en passant par la santé et les loisirs. Le nombre de variables fluctue d'une année à l'autre. On compte par exemple 246 variables pour 2021, 207 pour 2023 et 196 pour 2025.

Nous avons sélectionné ici des variables qui reviennent chaque année. Elles couvrent les dimensions exhaustives nécessaires à notre étude. Nous analysons l'état civil et la conjugalité. Cela inclut la distinction fine entre célibat, union libre, Pacs et mariage. Nous observons surtout la cohabitation ou la non-cohabitation, qui est une distinction majeure pour nous. Nous étudions aussi la configuration familiale, le nombre d'enfants, les naissances et les départs du foyer. Nous examinons la situation professionnelle, comme le statut d'emploi, le chômage ou l'inactivité. Nous ajoutons enfin à cela le niveau de vie et le niveau de diplôme.

1.3 Problématique et question de recherche

Au regard des éléments exposés précédemment, une interrogation logique émerge. Elle constitue le cœur de notre problématique pour la suite de ce rapport. Nous cherchons à comprendre comment les événements de la vie privée, tels que la mise en couple ou la naissance d'un enfant, influencent de manière différenciée les trajectoires professionnelles des hommes et des femmes aujourd'hui.

Plus précisément, la question centrale de cette étude se formule ainsi : *l'impact de la conjugalité et de la parentalité sur la probabilité d'emploi est-il asymétrique selon le genre en France sur la période 2021-2025 ?*

1.4 Annonce du plan

Notre démonstration s'articule autour de quatre axes majeurs pour répondre à cette problématique.

Dans un premier temps, nous exposerons la méthode utilisée pour bâtir notre base de données, une étape préliminaire pour une exploitation du panel ELIPSS. Nous expliquerons le choix des variables retenues : les variables dépendantes est la variable indépendante. Nous justifierons également l'étendue de la dimension temporelle, couvrant la période 2021-2025. Enfin, nous détaillerons les traitements effectués pour nettoyer les données et corriger les biais potentiels, notamment ceux liés à l'attrition naturelle du panel au fil des vagues.

Une deuxième section de l'état des lieux des inégalités se consacre à une analyse descriptive. Son but est de faire ressortir les inégalités brutes avant d'entrer dans la complexité de la modélisation. À travers l'examen des statistiques descriptives, nous visualiserons les écarts de situation professionnelle entre hommes et femmes. Nous observerons spécifiquement comment la présence d'un conjoint ou d'enfants influence ces trajectoires. Cette photographie initiale est nécessaire pour établir les faits stylisés qui sous-tendent notre

compréhension du phénomène.

La troisième partie, la plus importante, porte sur la modélisation et les tests de spécification. Nous y expliciterons le modèle choisi pour estimer la probabilité d'emploi. Il s'agira de présenter les stratégies d'estimation qui nous permettent d'isoler l'effet spécifique des chocs familiaux. Cette démarche vise à confirmer si les asymétries repérées lors de l'analyse descriptive se maintiennent lorsque l'on raisonne "toutes choses égales par ailleurs".

Pour finir, nous proposerons une interprétation économique de nos résultats. Nous mettrons nos estimations en perspective avec les théories existantes sur la spécialisation au sein des ménages ou les discriminations statistiques. Nous conclurons en soulignant les limites inhérentes à ce travail. Nous reviendrons notamment sur les contraintes de représentativité de l'échantillon concernant certaines populations, comme les ménages d'une seule personne ou les individus peu diplômés, qui sont parfois sous-représentés avant redressement.

Chapitre 2

Méthodologie et construction de la base de données

Sommaire

2.1	Définition de la fenêtre d'observation	7
2.2	Stratégie de cylindrage et arbitrage "Durée vs Taille"	7
2.3	Justification du choix final	8
2.4	Nettoyage et l'échantillon final	8
2.4.1	Traitement de la variable "Nombre d'enfants"	8
2.4.2	Gestion de la variance intra-individuelle	9
2.4.3	Suppression des valeurs manquantes	9
2.5	Choix des variables	10

Dans ce chapitre, nous allons détailler la méthodologie rigoureuse qui a permis la construction de notre base de données. Nous commencerons par définir la fenêtre d'observation temporelle et les arbitrages nécessaires pour constituer un panel cylindré sur cinq ans. Nous justifierons ensuite ce choix face aux autres scénarios possibles. Dans un second temps, nous aborderons les étapes techniques de nettoyage, notamment le traitement des valeurs aberrantes et la gestion des données manquantes. Enfin, nous présenterons en détail les variables sélectionnées pour mesurer l'emploi et les dynamiques familiales.

2.1 Définition de la fenêtre d'observation

Notre question de recherche, formulée ainsi : "*Comment les chocs familiaux (mise en couple, naissance) impactent-ils l'emploi ?*", impose une approche longitudinale.

Il est donc impératif de suivre les mêmes individus au cours du temps (sur plusieurs années) pour pouvoir neutraliser l'hétérogénéité inobservables.

Pour cette étude, nous avons opté pour les cinq dernières vagues disponibles de l'Enquête Annuelle, couvrant la période post-Covid de 2021 à 2025.

L'analyse du **tableau des effectifs bruts par année** révèle des fluctuations importantes de la participation. Nous observons notamment une augmentation notable en 2023, avec 2 418 individus, ce qui correspond à la campagne de rafraîchissement du panel.

Cependant, pour l'économétrie de panel, ce n'est pas le nombre total de répondants par année qui est déterminant, mais bien le nombre d'individus présents sur l'ensemble de la période.

2.2 Stratégie de cylindrage et arbitrage "Durée vs Taille"

Pour pouvoir appliquer des méthodes d'estimation rigoureuses, nous devons impérativement construire un panel cylindré (balanced panel). Cela implique de ne conserver que les individus ayant répondu à l'ensemble des enquêtes sur la période choisie, sans aucune interruption. Grâce à un identifiant unique attribué à chaque individu, nous pouvons retracer leur parcours sur la durée, suivre leur évolution et isoler l'échantillon pertinent.

Dans ce cadre précis, nous avons envisagé trois scénarios possibles pour constituer notre base de données. Chaque option a été évaluée au prisme de notre problématique afin de déterminer la plus adaptée.

- Scénario A (5 ans) : Ce scénario couvre l'intégralité de la période disponible, réalisant un cylindrage de 2021 à 2025.
- Scénario B (4 ans) : Cette option réduit la fenêtre d'observation, cylindrant les données sur la période allant de 2022 à 2025.
- Scénario C (3 ans) : Ce dernier scénario se concentre sur la période la plus récente, effectuant un cylindrage de 2023 à 2025.

Les effectifs résultant de ces différents cylindrages sont présentés en annexe dans le **tableau des scénarios**. Ce tableau compare le gain ou la perte d'individus selon la fenêtre temporelle retenue. Nous observons ainsi un effectif de 1 826 individus pour le scénario C (3 ans), de 1 355 individus pour le scénario B (4 ans), et enfin de 1 302 individus pour le scénario A (5 ans).

2.3 Justification du choix final

Nous avons décidé de retenir le Scénario A (Panel 5 ans : 2021-2025) pour les raisons suivantes.

Le choix final de l'échantillon résulte d'un arbitrage. Il faut trouver un équilibre entre la taille de l'échantillon (N) et la profondeur temporelle (T). Vous trouverez en annexe un **tableau des différences entre les scénarios**. Ce tableau met en avant le coût marginal de l'extension de la période d'observation.

Nous avons retenu ce scénario pour trois raisons principales. Premièrement, il permet la maximisation de la variance intra-individuelle. Le changement de statut est ce qui compte le plus ici. Une période de 5 ans offre 4 intervalles de transition, contre seulement 2 pour le scénario C. Cela augmente considérablement la probabilité d'observer des événements rares. Des exemples incluent une naissance ou une mise en couple.

Deuxièmement, le coût marginal est faible. Le tableau des différences le montre clairement. Passer de 4 ans à 5 ans ne conduit à la perte que de 53 individus. Ce sacrifice est donc négligeable par rapport au gain. Nous obtenons ainsi une année complète d'observation historique en plus.

Enfin, la robustesse statistique est un point très important. Nous avons un échantillon final de 1 302 individus suivis sur 5 ans. Nous obtenons donc un total de 6 510 observations. Cette taille est largement suffisante pour garantir la puissance des tests statistiques. Elle assure aussi la significativité des coefficients. Ce résultat reste valide même en perdant les nouvelles recrues de 2023 présentes dans le scénario C.

2.4 Nettoyage et l'échantillon final

Une fois la base de données finale obtenue, nous disposions d'un noyau de 1302 individus uniques suivis sur cinq ans. Un travail de nettoyage a alors été nécessaire. Il a fallu corriger les valeurs aberrantes et harmoniser les variables.

2.4.1 Traitement de la variable "Nombre d'enfants"

Nous avons dû effectuer une petite manipulation concernant le nombre d'enfants dans notre base de données finale. En effet, des sauts de questions sont programmés dans les enquêtes sociologiques telles qu'ELIPSS. Par exemple, lorsqu'un répondant déclare ne pas avoir d'enfant, la question suivante portant sur le nombre d'enfants vivant au foyer ne lui est naturellement pas posée. Dans la base de données brute, cette absence de réponse est codée par convention « 6666 », ce qui signifie donc « non concerné ».

Une problématique économétrique se pose alors. Si cette valeur est laissée telle quelle, le logiciel statistique interprétera que l'individu a 6 666 enfants. Vous comprenez que cela est totalement faux et problématique pour la justesse de l'analyse. Cela fausserait totalement les moyennes et rendrait, par conséquent, les régressions inexploitables.

La solution retenue est de considérer qu'une personne non concernée par le nombre

d'enfants cohabitants en a factuellement zéro. Nous avons donc systématiquement recodé la valeur 6666 en 0.

2.4.2 Gestion de la variance intra-individuelle

Un autre point mérite d'être précisé dans l'analyse des données. L'analyse longitudinale révèle des cas où le nombre d'enfants cohabitants diminue d'une année à l'autre, passant par exemple de un enfant en 2021 à zéro en 2022. Contrairement aux apparences, il ne s'agit pas d'une erreur de données. Cette variation traduit une réalité sociologique cruciale pour notre étude : la décohabitation, ou le « départ du nid ». C'est le cas le plus fréquent où l'enfant a grandi et a quitté le domicile parental pour ses études ou pour vivre seul. Pour le parent, la charge domestique quotidienne retombe alors à zéro.

Nous observons aussi des cas plus rares, comme la séparation ou la garde alternée. Si un couple se sépare, les enfants peuvent changer de résidence principale d'une année à l'autre, ce qui fait également baisser le nombre d'enfants comptabilisés.

Ces variations sont le carburant de notre modèle d'étude. C'est précisément en observant l'évolution de l'emploi d'une femme au moment où sa charge d'enfant disparaît que nous pourrons identifier un effet causal.

2.4.3 Suppression des valeurs manquantes

La dernière étape de notre travail a été cruciale. Elle a consisté à transformer notre panel dit « cylindré », où les mêmes individus sont présents chaque année, en un panel « équilibré », où ces individus possèdent des données complètes pour toutes les variables.

Pourquoi cette rigueur est-elle nécessaire ? Parce que les modèles de panel reposent sur une mécanique mathématique précise : le calcul des écarts à la moyenne pour chaque individu $x_{it} - \bar{x}_i$. Si un participant présente une donnée manquante (NA) pour une variable explicative une année donnée, la mécanique se grippe. Il devient impossible de calculer son évolution entre deux années. Cet individu devient alors inexploitable pour l'analyse des transitions.

De plus, conserver des profils incomplets poserait un grave problème de méthode. Cela nuirait à la comparabilité de nos résultats. Imaginez que le premier modèle sur l'emploi porte sur 1 300 personnes, alors que le second modèle intégrant le diplôme n'en concerne que 1 200. La comparaison des coefficients deviendrait invalide car les bases ne seraient plus les mêmes.

Nous avons donc fait le choix d'une suppression stricte. Nous avons retiré tout individu présentant au moins une valeur manquante sur la période étudiée. Concrètement, cette opération nous a fait passer de 1 302 individus dans le panel brut à 1 276 individus dans le panel net.

Au final, la perte se limite à seulement 26 individus. Cela représente moins de 2 % de l'échantillon total. Ce sacrifice nous semble minime par rapport au gain obtenu. Il nous garantit un jeu de données d'une bonne qualité, parfaitement équilibré et débarrassé de tout biais lié aux valeurs manquantes.

2.5 Choix des variables

Pour répondre à notre problématique sur l'impact de la conjugalité et de la parentalité sur l'emploi, nous avons sélectionné un ensemble de variables clés issues de l'Enquête Annuelle ELIPSS. Ce choix a été guidé par la littérature existante, mais aussi par la nécessité de contrôler les effets de structure, comme l'âge ou le diplôme, afin d'isoler l'effet causal propre aux transitions familiales.

La structure même de notre panel repose sur deux éléments techniques fondamentaux. Le premier est l'identifiant unique (**uid**), un code anonyme attribué à chaque panéliste. Invariant dans le temps, il est indispensable pour lier les observations d'une année à l'autre (une procédure appelée « cylindrage ») sans laquelle aucune analyse longitudinale par effets fixes ne serait envisageable. Le second élément est la dimension temporelle (**annee**), qui correspond à l'année de collecte et structure notre panel sur cinq périodes successives, de 2021 à 2025.

Concernant notre variable dépendante, nous nous sommes focalisés sur la situation d'emploi (**is_employed**) pour mesurer l'intégration sur le marché du travail. À partir de la variable d'origine sur la situation principale, nous avons opéré un recodage binaire : la valeur 1 est attribuée à ceux qui occupent un emploi, tandis que la valeur 0 regroupe toutes les autres situations, qu'il s'agisse du chômage, de la retraite, des études ou de l'inactivité au foyer. Ce choix méthodologique est stratégique car il nous permet d'utiliser des modèles de probabilité linéaire (LPM) pour estimer concrètement la probabilité d'être en poste.

Les déterminants familiaux constituent le cœur de nos hypothèses de recherche. La variable de genre (**is_female**) est naturellement indispensable pour comparer les trajectoires des hommes et des femmes et tester l'hypothèse d'une « pénalité » spécifique aux mères. L'originalité de notre étude réside toutefois dans la distinction fine du statut conjugal. Nous avons créé la variable **en_couple_cohab** pour désigner la vie de couple avec partage du logement, et la variable **en_couple_separe** pour les couples non-cohabitants (phénomène « LAT »). Cette distinction est cruciale : elle permet de tester si l'impact sur l'emploi provient du statut de couple en soi ou de la vie commune et des tâches domestiques qui l'accompagnent. Enfin, pour la charge parentale (**nb_enfants**), nous nous sommes attachés au nombre d'enfants cohabitants. Contrairement à la simple variable « avoir des enfants », celle-ci mesure la charge réelle et quotidienne, captant ainsi les effets des naissances comme ceux des départs du foyer. Une correction des données a d'ailleurs été nécessaire ici, en recodant systématiquement les valeurs « non concerné » en zéro pour rendre la variable exploitable mathématiquement.

Pour finir, nous avons intégré des variables de contrôle essentielles pour neutraliser les biais de structure. Le niveau de diplôme (**niveau_diplome**), défini sur une échelle hiérarchique allant de l'absence de diplôme aux grandes écoles, permet de contrôler le capital humain. Le niveau d'études étant le déterminant majeur de l'employabilité, il était impératif de le prendre en compte pour ne pas attribuer au couple un effet qui relèverait en réalité de l'homogamie sociale. De la même manière, la variable d'âge (**age**), découpée en tranches décennales, permet de contrôler les effets de cycle de vie, l'emploi variant fortement entre les périodes d'études chez les jeunes et la retraite chez les seniors.

Chapitre 3

État des lieux des inégalités

Sommaire

3.1	Le paradoxe de la parentalité	12
3.2	Le rôle de la configuration conjugale	12
3.3	Effets de structure et biais de sélection	13
3.4	Caractéristiques de la population active	13
3.5	Limites méthodologiques et transition vers l'économétrie	14

Ce chapitre a un objectif précis. Nous voulons observer les liens entre la famille et le travail. Nous utilisons pour cela les données du groupe ELIPSS de 2021 à 2025.

Nous n'allons pas faire de calculs complexes tout de suite. Il est nécessaire de regarder d'abord les données brutes. Cela nous permet de comprendre comment la population est composée. Cela nous permet aussi de voir les premières tendances, même si elles sont surprenantes.

Nous basons cette étude sur un groupe fixe de personnes. Ces personnes sont actives et ont entre 25 et 60 ans. Nous les avons suivies chaque année pendant cinq ans.

3.1 Le paradoxe de la parentalité

Les experts en économie ont une théorie habituelle. Ils pensent qu'il y a un lien négatif entre être mère et travailler. Quand une femme a un enfant, son travail diminue souvent. C'est ce qu'on nomme la pénalité de la maternité. La situation des hommes est opposée. La paternité ne nuit pas à leur carrière. Parfois, elle les aide même. Le graphique intitulé "**L'impact de la parentalité sur l'emploi**" nous montre ces données. Il affiche les taux d'emploi selon le sexe et le nombre d'enfants.

L'analyse de ce graphique nous réserve une surprise de taille. On ne voit pas de baisse brutale du travail des femmes. L'arrivée du premier enfant ne provoque pas de chute massive. L'arrivée du deuxième enfant non plus. Les taux d'emploi des femmes restent hauts. Ils sont très proches de ceux des hommes dans notre groupe. Cela ne correspond pas à l'idée d'un retrait du marché du travail. Les données nationales de l'INSEE montrent souvent l'inverse.

Nous avons une hypothèse solide pour expliquer cela. Cette résistance apparente vient sans doute de notre outil de mesure. Nous utilisons une variable très simple. Elle dit seulement si la personne travaille ou non. Elle ne donne pas de nuance. Elle montre l'accès à l'emploi. Mais elle ne montre pas ce qu'il se passe à l'intérieur de l'emploi. Elle ne dit pas si la femme passe à temps partiel. Elle ne dit pas si elle rate une promotion. Elle ne dit pas si son salaire stagne. Ce sont pourtant ces éléments qui forment le vrai coût de la maternité pour les femmes actives aujourd'hui.

3.2 Le rôle de la configuration conjugale

La vie de couple modifie profondément le quotidien, surtout lorsque les deux partenaires habitent sous le même toit. Cette situation implique nécessairement une mise en commun des ressources financières. De plus, elle impose de partager les contraintes liées aux tâches domestiques. Par ailleurs, le graphique sur le **coût de la cohabitation** nous permet de visualiser ces effets. Il illustre précisément l'impact que la situation conjugale exerce sur l'accès à l'emploi.

En analysant les données, nous observons une tendance très nette. Les individus qui vivent en couple ont des taux d'emploi plus élevés que les célibataires. Ce constat est valable aussi bien pour les hommes que pour les femmes. Par conséquent, nous pouvons identifier ici un phénomène sociologique précis. Ce phénomène est connu sous le nom d'homogamie sociale¹.

Cela suggère une dynamique particulière dans la formation des couples. Les personnes qui sont bien insérées professionnellement ont tendance à choisir des partenaires qui le sont aussi. Ainsi, la vie de couple n'est pas un obstacle à l'activité professionnelle. Au contraire, elle semble être liée positivement au fait d'avoir un travail. Cette corrélation

1. L'homogamie sociale désigne la tendance des individus à former des couples avec des partenaires issus du même groupe social, ayant un niveau de diplôme ou un statut d'emploi similaire. Ce mécanisme renforce la polarisation de l'emploi entre les ménages « bi-actifs » (où les deux travaillent) et les ménages sans emploi. Voir à ce sujet les travaux de Milan Bouchet-Valat (2014), « Les évolutions de l'homogamie de diplôme, de classe et d'origine sociale en France (1969-2011) », Revue française de sociologie, 55(2), pp. 249-281.

s'explique probablement par la stabilité sociale. En effet, la vie à deux offre une sécurité accrue qui est souvent nécessaire pour conserver un emploi sur le long terme.

3.3 Effets de structure et biais de sélection

Pour bien comprendre pourquoi nos statistiques ne montrent pas d'inégalités flagrantes, il est indispensable d'analyser la sociologie de notre groupe. Il faut regarder de près qui sont les personnes interrogées. Le graphique sur la **structure des diplômes par genre** nous donne des détails importants. Il montre précisément la répartition des niveaux d'études.

L'analyse de ce graphique met en lumière un problème technique. On appelle cela un biais de sélection. Ce phénomène est courant dans les enquêtes longues comme ELIPSS. Les gens qui acceptent de répondre aux questions pendant cinq années de suite ont un profil précis. Ils ont souvent fait de longues études. Ils possèdent un capital culturel important.

Or, la théorie économique nous apporte un éclairage crucial sur ce point. Elle utilise la notion de coût d'opportunité. Le coût d'un retrait du marché du travail est très élevé pour les femmes diplômées. Si elles arrêtent de travailler, elles perdent un salaire important.

La situation est donc très différente pour les femmes peu qualifiées. Parfois, le coût de la garde des enfants est trop proche de leur salaire. Elles peuvent donc choisir de rester au foyer pour économiser ces frais. À l'inverse, les femmes de notre échantillon ne sont pas dans cette situation. Elles ne peuvent pas se permettre d'arrêter de travailler. Le sacrifice financier serait beaucoup trop grand pour elles.

3.4 Caractéristiques de la population active

Le **tableau de synthèse** nous donne des informations importantes. Il se concentre sur les actifs principaux âgés de 25 à 60 ans. Il met en lumière trois faits majeurs pour notre étude.

Premièrement, nous observons une quasi-égalité face à l'emploi. Les taux sont presque identiques entre les sexes. Les femmes ont un taux de 73,4%. Les hommes ont un taux de 73,7%. L'écart est statistiquement négligeable. Il est de seulement 0,3 point. Cela confirme une chose importante pour notre échantillon ELIPSS. La pénalité professionnelle n'exclut pas les femmes du marché du travail. Elles maintiennent leur activité au même niveau que les hommes. Le modèle traditionnel de la femme au foyer semble donc très rare dans ce groupe spécifique.

Deuxièmement, nous notons une différence visible dans la charge familiale. L'âge moyen des groupes est pourtant identique. Il est de 3,9. Cela indique que les générations sont parfaitement comparables. Cependant, les femmes déclarent vivre avec plus d'enfants. La moyenne est de 0,94 pour elles. Elle est de 0,75 pour les hommes. Cela s'explique souvent par les situations après une séparation. Les mères ont plus souvent la garde principale des enfants que les pères. Par conséquent, les femmes portent une charge familiale plus lourde. Elles le font tout en maintenant un taux d'emploi identique. Cela

suggère qu'elles vivent une double journée intense. Elles cumulent le travail et la famille sans réduire leur participation professionnelle.

Troisièmement, nous confirmons l'existence d'un biais de sélection. Les taux d'emploi dépassent les 73% sur cinq ans. C'est un niveau élevé. Il témoigne d'une population particulièrement intégrée et stable. Cela valide notre hypothèse de départ sur le panel ELIPSS. Il y a probablement une surreprésentation de personnes diplômées. Ce constat renforce la nécessité de notre méthode économétrique pour la suite. Nous ne voyons pas de chute de l'emploi dans les moyennes globales. Nous devons donc utiliser les Effets Fixes au chapitre 4. Cette méthode nous permettra de vérifier les choses au niveau individuel. Nous verrons si l'arrivée d'un enfant modifie la probabilité d'emploi, même de façon minime.

3.5 Limites méthodologiques et transition vers l'économétrie

Les statistiques que nous avons présentées ci-dessus nous apprennent beaucoup de choses. Cependant, elles ont trois grandes limites. À cause de cela, nous ne pouvons pas conclure qu'il n'y a pas d'inégalités.

Premièrement, il y a le problème de l'illusion de la moyenne. C'est un effet de composition. Les moyennes mélangeant des personnes très différentes. Par exemple, les femmes de notre groupe sont peut-être plus jeunes ou plus diplômées que les hommes. Si c'est le cas, cela peut cacher artificiellement l'effet négatif d'avoir des enfants.

Deuxièmement, il y a le biais d'indépendance. Cela gonfle artificiellement notre échantillon. Dans nos graphiques, nous avons fait comme si chaque observation était nouvelle et indépendante. Mais ce n'est pas vrai. La situation professionnelle d'une personne en 2022 dépend beaucoup de sa situation en 2021. Si on ignore ce lien, on pense à tort que nos résultats sont plus précis qu'ils ne le sont vraiment.

Troisièmement, il y a l'hétérogénéité inobservée. C'est le problème le plus important. Les statistiques simples ne montrent pas tout. Par exemple, les mères qui travaillent sont peut-être celles qui aiment le plus travailler par nature. Nous ne pouvons pas mesurer cette préférence personnelle directement. Sans prendre cela en compte, nous ne pouvons pas connaître le véritable effet de l'enfant sur l'emploi.

Pour conclure cette partie, l'égalité que nous voyons dans les taux d'emploi est sans doute trompeuse. C'est probablement une illusion statistique due au profil particulier des gens de notre étude. Pour trouver le vrai "coût de l'enfant", nous devons aller plus loin. Nous ne pouvons pas nous contenter de décrire les chiffres. Nous devons utiliser un modèle mathématique plus poussé.

Dans le chapitre suivant, nous utiliserons donc une méthode précise appelée modèle à Effets Fixes. Cette méthode a un grand avantage. Elle compare chaque personne par rapport à elle-même au fil du temps. Cela nous permettra d'annuler les biais que nous avons vus. Ainsi, nous pourrons trouver la pénalité maternelle là où elle se cache réellement.

Chapitre 4

Approche économétrique

Sommaire

4.1	Confrontation des estimateurs : la mise en évidence des biais	16
4.2	Validation statistique et rejet des modèles naïfs	16
4.3	Analyse comparative Hommes-Femmes	17
4.4	Bilan du chapitre	18

Nous avons terminé notre état des lieux descriptif. Maintenant, ce chapitre vise un nouvel objectif précis. Il cherche à isoler l'effet causal de la parentalité sur l'emploi. Pour y parvenir, nous devons corriger certains problèmes techniques. Nous allons contrôler les biais de sélection. Nous allons aussi prendre en compte les différences entre les individus. Nous avons identifié ces difficultés dans la partie précédente.

Nous allons procéder en trois étapes distinctes pour cette analyse. Premièrement, nous commencerons par une comparaison des modèles d'estimation. Cela nous aidera à choisir la meilleure méthode de calcul. Deuxièmement, nous passerons à la validation statistique. Nous utiliserons des tests de spécification rigoureux pour vérifier la fiabilité de nos résultats. Troisièmement, nous réaliserons une analyse différenciée selon le genre. Nous étudierons séparément les conséquences pour les hommes et pour les femmes.

4.1 Confrontation des estimateurs : la mise en évidence des biais

Nous devons vérifier la solidité de nos résultats avant de comparer les hommes et les femmes. Pour cela, nous avons testé la sensibilité de nos estimations. Nous avons travaillé sur la population des femmes actives. Nous avons comparé les coefficients de trois modèles : le modèle Pooling, le modèle à Effets Aléatoires et le modèle à Effets Fixes. **L'analyse attentive des chiffres** révèle l'importance cruciale du choix méthodologique pour cette étude. Les résultats varient fortement selon la technique employée.

Cela prouve que le simple examen des données brutes peut être trompeur. Il est donc nécessaire de choisir la bonne méthode pour éviter les erreurs. Regardons d'abord le modèle Pooling. Il estime un coefficient positif pour le nombre d'enfants. Ce chiffre est de 0,012. Ce résultat est contre-intuitif. Il suggère qu'avoir plus d'enfants augmente la chance des femmes de travailler. Il s'agit en réalité d'un biais d'hétérogénéité. Ce modèle confond la corrélation et la causalité. Les femmes qui ont des enfants dans notre échantillon ont un profil très favorable. Elles possèdent des caractéristiques invisibles comme une grande stabilité ou un fort dynamisme. Le modèle Pooling ne voit pas cela. Il attribue l'effet positif à l'enfant alors qu'il est dû au profil de la femme. Passons ensuite au modèle à Effets Fixes.

Cette méthode corrige ces biais. Elle est plus juste. Elle neutralise toutes les caractéristiques individuelles qui ne changent pas. En faisant cela, le coefficient du nombre d'enfants change de signe. Il devient négatif, avec une valeur de -0,004. Bien que ce chiffre ne soit pas significatif, cette inversion est très importante. Elle prouve que le résultat positif du modèle Pooling était faux. C'était un simple artéfact statistique lié au profil des participantes.

4.2 Validation statistique et rejet des modèles naïfs

Le choix entre ces différents modèles mathématiques ne se fait pas au hasard. Il ne relève pas de l'arbitraire. Il repose au contraire sur des tests statistiques rigoureux. Le rejet des modèles naïfs, le Pooling et l'Aléatoire, n'est pas seulement théorique. Il est validé par les tests de spécification présentés ci-dessous. Premièrement, nous avons réalisé un test de stabilité. C'est le F-test des effets individuels. Le résultat statistique est très clair. La valeur F est de 12,15 et la p-value est inférieure à $2,2e - 16$. Ce chiffre est très largement inférieur au seuil classique de 5%. Par conséquent, nous rejetons formellement l'hypothèse d'homogénéité. Cela prouve qu'il existe bien des spécificités propres à chaque individu. Des préférences ou des contraintes inobservées influencent directement l'emploi. Il est statistiquement erroné de considérer les observations d'un même individu comme indépendantes. Le modèle Pooling ignore ces différences individuelles. Il est donc biaisé et nous devons le rejeter.

Deuxièmement, nous avons effectué le test de Hausman. Ce test compare les Effets Fixes et les Effets Aléatoires. La statistique du Chi-2 s'élève à 62,01 et la p-value est de $2,18e - 13$. Ce test vérifie une hypothèse cruciale. Il s'agit de l'hypothèse d'indépendance entre les effets individuels et les variables explicatives. La p-value est extrêmement faible.

Elle indique donc une corrélation forte. Les caractéristiques invisibles des femmes sont liées à leurs choix familiaux. L'ambition professionnelle en est un bon exemple. L'hypothèse d'orthogonalité du modèle à Effets Aléatoires est violée. Pour cette raison, le modèle à Effets Aléatoires est inconsistent.

En conclusion, nous tirons une leçon méthodologique claire. Seul l'estimateur Within, le modèle à Effets Fixes, fournit des résultats fiables. Il est le seul à donner des estimateurs convergents. C'est donc exclusivement sur ce modèle précis que reposera toute la suite de notre analyse comparative.

4.3 Analyse comparative Hommes-Femmes

Nous allons aller au-delà de la simple description des chiffres. Ce chapitre cherche à identifier les vraies causes de l'emploi. Nous utilisons la dimension temporelle de notre étude ELIPSS de 2021 à 2025. Cela nous permet d'isoler l'effet de la parentalité. Nous voulons voir son impact sans être mélangé à d'autres facteurs.

Afin de vérifier la méthode, nous avons **testé la sensibilité de nos résultats** sur le groupe des femmes actives. Nous avons comparé trois modèles : le Pooling, l'Aléatoire et le Fixes. Le modèle Pooling, qui est naïf, trouve un effet positif pour les enfants (0,012). Ce résultat est contre-intuitif. C'est un biais d'hétérogénéité. Les femmes qui ont des enfants sont aussi les plus stables. Le modèle confond ces caractéristiques avec l'effet de l'enfant. Pour corriger cela, nous utilisons le modèle à Effets Fixes. Ce modèle ignore le profil de chaque femme. L'effet de l'enfant change de signe. Il devient négatif (-0,004). Cela prouve que le premier résultat positif était une erreur statistique.

Le rejet des modèles simples n'est pas seulement théorique. Il est prouvé par des tests rigoureux. Premièrement, le F-Test des effets individuels rejette l'hypothèse d'homogénéité. La valeur F est de 12,15 et la p-value est très faible, inférieure à $2,2e - 16$

Il est statistiquement faux de considérer les observations indépendantes. Le modèle Pooling est invalide. Deuxièmement, le test de Hausman compare les modèles. La statistique Chi-2 est de 62,01. La p-value est très faible. Cela montre une forte corrélation entre les caractéristiques invisibles (comme l'ambition) et les choix familiaux. Le modèle à Effets Aléatoires ne fonctionne pas. Par conséquent, seul le modèle à Effets Fixes est fiable. Nous allons utiliser ce modèle pour la suite de l'analyse.

Nous allons maintenant comparer les résultats finaux pour les hommes et les femmes. Ce modèle à Effets Fixes met en évidence trois dynamiques importantes. L'effet de la parentalité n'est pas significatif. Le coefficient du nombre d'enfants est négatif (-0,004 pour les femmes et -0,002 pour les hommes) mais sans importance statistique. Avoir un nouvel enfant ne provoque pas de sortie immédiate de l'emploi dans notre groupe stable. Le résultat est le même pour les deux sexes.

De plus, la situation de couple est neutre. Le coefficient de la variable "en couple" est positif (+0,019 pour les hommes et +0,028 pour les femmes) mais non significatif. Une fois que nous corrigeons les biais, être en couple n'a pas d'impact causal direct sur la probabilité d'être en emploi. La corrélation observée précédemment était due à l'homogamie sociale.

Finalement, l'effet de l'âge est le plus important. Il révèle une asymétrie. Chez les hommes, l'effet du temps n'est pas significatif ($-0,027$). Leur chance de travailler reste stable au fil du temps. Chez les femmes, l'effet est négatif et significatif ($-0,044$). La probabilité d'emploi des femmes diminue plus vite que celle des hommes. Cela capture une dynamique de carrière défavorable. Cette usure touche spécifiquement les femmes, indépendamment des événements de naissance.

4.4 Bilan du chapitre

L'économétrie confirme la résilience de l'emploi féminin que nous avions déjà observée dans nos statistiques descriptives. Nous avons utilisé la méthode des effets fixes pour corriger rigoureusement les biais de sélection. Grâce à cette méthode, nous ne trouvons aucune trace d'une exclusion du marché du travail qui serait directement causée par la présence d'un enfant dans notre échantillon.

L'inégalité semble avoir changé de place. Elle n'est pas visible sur l'accès à l'emploi, c'est-à-dire sur la simple variable "avoir un emploi ou non" (codée 0 ou 1). L'inégalité pourrait désormais résider dans la qualité de cet emploi. Elle pourrait aussi se manifester par l'usure professionnelle. L'effet négatif de l'âge que nous avons observé va dans ce sens. Nous allons discuter de ces pistes et de leurs limites dans la partie conclusion de l'étude.

Chapitre 5

Interprétation et limites

Sommaire

5.1	Le paradoxe de la pénalité différée : l'inégalité sur la durée de carrière	20
5.2	Limites de l'étude	20
5.3	Ouverture et pistes de recherches futures	21

Dans ce dernier chapitre, nous allons synthétiser les résultats de notre modélisation afin d'en tirer les conclusions économiques et méthodologiques, évaluer les limites inhérentes à notre étude, et proposer des pistes de recherches futures.

5.1 Le paradoxe de la pénalité différée : l'inégalité sur la durée de carrière

Les estimations issues de notre modèle à Effets Fixes, validé par le test de Hausman, nous ont permis de contrôler l'hétérogénéité individuelle et les biais de sélection identifiés précédemment. L'analyse révèle que l'inégalité professionnelle se manifeste principalement sur la durée de la carrière et non sur l'événement ponctuel de la naissance.

L'un des résultats les plus significatifs est l'absence d'impact statistiquement significatif de l'arrivée d'un enfant supplémentaire sur la probabilité d'emploi des femmes. Le coefficient est très faible et non significatif (-0,004). Ce constat va à l'encontre des travaux classiques qui documentent un décrochage immédiat du revenu féminin à la naissance.

Cette apparente résilience peut s'expliquer par les spécificités de l'échantillon ELIPSS. Premièrement, notre variable dépendante mesure la marge extensive (avoir un emploi ou non). Le maintien dans l'emploi des mères suggère que le coût professionnel se reporte sur la marge intensive, comme le passage au temps partiel ou le refus de promotions, aspects que notre modèle binaire ne peut capter. Deuxièmement, le profil stable et diplômé de notre panel implique un coût d'opportunité trop élevé pour un retrait du marché du travail. Les femmes de cette cohorte ne peuvent économiquement se permettre de démissionner.

Cependant, le résultat le plus probant se situe dans la différence significative de l'effet de l'âge : la probabilité d'emploi des femmes s'érode plus vite au fil du temps (coefficient significatif de -0,044) que celle des hommes (coefficient non significatif de -0,027).

Cet effet d'âge différencié révèle une forme d'inégalité qui n'est pas un choc ponctuel (la naissance), mais un fardeau cumulé. Le fait de gérer une charge familiale asymétrique sur une longue période (la double journée) rend plus difficile le maintien dans un emploi stable ou expose davantage les femmes à l'épuisement professionnel ou à des interruptions de carrière tardives. Contrairement aux hommes dont la trajectoire est statistiquement linéaire, la carrière des femmes est impactée par la somme des ajustements quotidiens et des arbitrages familiaux, se manifestant par un décrochage progressif de la probabilité d'emploi au fur et à mesure que le cycle de vie avance.

5.2 Limites de l'étude

Malgré la rigueur de la méthodologie par Effets Fixes, notre travail possède des limites. Ces limites sont inhérentes à la nature des données que nous avons utilisées. Il est essentiel de les souligner clairement pour une bonne interprétation des résultats.

La première limite concerne la nature binaire de la variable dépendante. Nous utilisons la variable `is_employed`, qui ne fait que distinguer l'emploi du non-emploi. Cette variable masque la pénalité sur le temps de travail. De même, elle ne montre pas le blocage dans la progression hiérarchique. Elle ne permet pas non plus de voir la stagnation salariale. Notre analyse mesure la marge extensive, mais elle ignore complètement la marge intensive.

La deuxième limite est l'absence de l'effet "jeune enfant". Notre variable `nb_enfants` mesure le nombre total d'enfants qui cohabitent. Elle ne fait aucune distinction selon l'âge de ces enfants. L'impact sur l'emploi est pourtant maximal durant les toutes premières

années de vie, soit de 0 à 3 ans. Nous ne pouvons donc pas isoler spécifiquement le choc de cette période cruciale avec notre variable actuelle.

La troisième limite concerne le biais de sélection résiduel. Le modèle à Effets Fixes a corrigé la plupart des erreurs. Cependant, notre échantillon reste celui des individus qui ont "survécu" dans le panel pendant cinq années consécutives. Ces personnes sont souvent plus stables et plus diplômées que la moyenne nationale. Par conséquent, notre population étudiée est moins fragile que la population française globale. Cela pourrait minimiser l'ampleur des inégalités que nous avons observées.

5.3 Ouverture et pistes de recherches futures

Les résultats de cette étude ouvrent des pistes de recherche qui dépassent les contraintes de notre dispositif actuel. Ces recherches futures sont importantes pour affiner la compréhension des inégalités.

La première piste concerne l'approche en intensité. Il serait essentiel de disposer d'une variable continue du temps de travail. Il faudrait connaître le nombre d'heures ou de semaines travaillées. Cela nous permettrait de mesurer si la pénalité opère sur les heures hebdomadaires des femmes. Elle pourrait ne pas opérer sur la simple probabilité d'avoir un contrat.

La deuxième piste concerne la durée de la pénalité. Nous pourrions utiliser des méthodes comme le Difference-in-Differences (Diff-in-Diff). Nous pourrions aussi faire des études d'événements comme la naissance. Cela permettrait de modéliser l'effet de la pénalité comme une trajectoire temporelle. Ce ne serait plus un coefficient unique. Nous verrions l'évolution sur 5, 10 ou 15 ans. Il faudrait distinguer l'année précise de la naissance de la période de retour à l'emploi.

La troisième piste concerne la corrélation entre les erreurs. Il faudrait explorer la robustesse de nos modèles. Nous devrions tester des structures d'erreurs plus complexes. Il s'agit par exemple de l'hétéroscédasticité ou de l'autocorrélation résiduelle. Utiliser des méthodes comme le FGLS ou les estimateurs de classe λ permettrait d'affiner l'efficacité de nos estimations et de consolider nos résultats.

Bibliographie

Articles, Ouvrages et Communications

- [Bouchet-Valat, 2014] BOUCHET-VALAT, Milan (2014). Les évolutions de l'homogamie de diplôme, de classe et d'origine sociale en France (1969-2011). *Revue française de sociologie*, vol. 55, n° 2, p. 249-281.
- [Champagne et al., 2015] CHAMPAGNE, C., PAILHÉ, A. et SOLAZ, A. (2015). Le temps domestique et parental des hommes et des femmes : quels facteurs d'évolutions en 25 ans ? *Économie et Statistique*, n° 478-479, p. 209-242.
- [Correll et al., 2007] CORRELL, Shelley J., BENARD, Stephen et PAIK, In (2007). Getting a Job : Is There a Motherhood Penalty ? *American Journal of Sociology*, vol. 112, n° 5, p. 1297-1339.
- [Kleven et al., 2019] KLEVEN, Henrik, LANDAIS, Camille et SØGAARD, Jakob E. (2019). Children and Gender Inequality : Evidence from Denmark. *American Economic Journal : Applied Economics*, vol. 11, n° 4, p. 181-209.
- [Meurs et al., 2010] MEURS, Dominique, PAILHÉ, Ariane et PONTHIEUX, Sophie (2010). Enfants, interruptions d'activité des femmes et écart de salaire entre les sexes. *Revue de l'OFCE*, n° 114, p. 113-133.
- [Pailhé et Solaz, 2009] PAILHÉ, Ariane et SOLAZ, Anne (Dir.) (2009). *Entre famille et travail : des arrangements de couple aux pratiques des employeurs*. Paris : La Découverte, coll. "Recherches", 336 p.

Sources de Données (Panel ELIPSS)

1. PANEL ELIPSS (2021). *ELIPSS : L'Enquête Longitudinale Internet Pour les Sciences Sociales, vague 2021*. [En ligne]. [Consulté le 2 décembre 2025]. Disponible à l'adresse : <https://data.sciencespo.fr/dataset.xhtml?persistentId=doi:10.21410/7E4/AAZEFB>
2. PANEL ELIPSS (2022). *ELIPSS : L'Enquête Longitudinale Internet Pour les Sciences Sociales, vague 2022*. [En ligne]. [Consulté le 2 décembre 2025]. Disponible à l'adresse : <https://data.sciencespo.fr/dataset.xhtml?persistentId=doi:10.21410/7E4/DG1NAC>
3. PANEL ELIPSS (2023). *ELIPSS : L'Enquête Longitudinale Internet Pour les Sciences Sociales, vague 2023*. [En ligne]. [Consulté le 2 décembre 2025]. Disponible à l'adresse : <https://data.sciencespo.fr/dataset.xhtml?persistentId=doi:10.21410/7E4/JGZ6EE>
4. PANEL ELIPSS (2024). *ELIPSS : L'Enquête Longitudinale Internet Pour les Sciences Sociales, vague 2024*. [En ligne]. [Consulté le 2 décembre 2025]. Disponible à l'adresse : <https://data.sciencespo.fr/dataset.xhtml?persistentId=doi:10.21410/7E4/VMQ7UQ>
5. PANEL ELIPSS (2025). *ELIPSS : L'Enquête Longitudinale Internet Pour les Sciences Sociales, vague 2025*. [En ligne]. [Consulté le 2 décembre 2025]. Disponible à l'adresse : <https://data.sciencespo.fr/dataset.xhtml?persistentId=doi:10.21410/7E4/LRTVWJ>

Annexes

Annexe : Effectifs bruts disponibles par vague d'enquête

<u>Base</u>	<u>Effectif</u>
Base Annuelle 2021	1895
Base Annuelle 2022	1766
Base Annuelle 2023	2418
Base Annuelle 2024	2157
Base Annuelle 2025	1934

[Retour au corpus](#)

Annexe : Comparaison des effectifs selon la fenêtre temporelle de cylindrage

<u>Scénario</u>	<u>Effectif</u>
SCÉNARIO A : Panel Cylindré 5 ans	1302
SCÉNARIO B : Panel Cylindré 4 ans	1355
SCÉNARIO C : Panel Cylindré 3 ans	1826

[Retour au corpus](#)

Annexe : Analyse différentielle des pertes d'échantillon entre les scénarios

<u>Différence</u>	<u>Effectif</u>
B par rapport à A	53
C par rapport à A	524
C par rapport à B	471

[Retour au corpus](#)

Annexe : La variable *Identifiant* (uid_ea25)

# uid_ea25: Identifiant	
Information	[Type= continuous] [Format= numeric] [Range= 4-4992] [Missing=*]
Statistics [NW/ W]	[Valid=1934 /-] [Invalid=0 /-] [Mean=2949.81 /-] [StdDev=1466.308 /-]

[Retour au corpus](#)

Annexe : La dimension temporelle

Name	Date Modified	Size	Kind
base_2021.csv	23 Feb 2023 at 12:27	1,5 MB	CSV Document
base_2022.csv	2 Mar 2023 at 14:27	1,1 MB	CSV Document
base_2023.csv	27 Nov 2025 at 09:16	1,4 MB	CSV Document
base_2024.csv	17 Jun 2024 at 11:32	1,2 MB	CSV Document
base_2025.csv	19 Jun 2025 at 16:08	1,1 MB	CSV Document

[Retour au corpus](#)

Annexe : La variable *Situation principale vis-à-vis du travail* (ea25_b1_rev)

# ea25_b1_rev: Situation principale vis-à-vis du travail			
Information		[Type= discrete] [Format=numeric] [Range= 1-9999] [Missing=*/9999]	
Statistics [NW/ W]		[Valid=1931 /-] [Invalid=3 /-] [Mean=2.81 /-] [StdDev=2.036 /-]	
Literal question		Quelle est votre situation principale vis-à-vis du travail ?	
Value	Label	Cases	Percentage
1	Occupe un emploi	1025	53.1%
2	Apprenti·e sous contrat ou stagiaire rémunéré	26	1.3%
3	Étudiant·e, élève, en formation ou stagiaire non rémunéré	60	3.1%
4	Chômeur (inscrit ou non au Pôle Emploi)	62	3.2%
5	Retraité·e ou retiré·e des affaires ou en préretraite	695	36.0%
6	Femme ou homme au foyer	18	0.9%
7	Inactif·ve pour cause d'invalidité	21	1.1%
8	Autre situation d'inactivité	24	1.2%
9999	N'a pas répondu	3	

Warning: these figures indicate the number of cases found in the data file. They cannot be interpreted as summary statistics of the population of interest.

[Retour au corpus](#)

Annexe : La variable *Sexe* (cal_sexe)

# cal_sexe: Sexe panéliste (calage)	
Information	
Statistics [NW/ W]	
Literal question	
Notes	Lire le guide d'utilisation des pondérations fourni avec la documentation de l'enquête avant d'utiliser cette variable.

[Retour au corpus](#)

Annexe : La variable *Vit en couple* (ea25_a5)

# ea25_a5: Vit en couple			
Information		[Type= discrete] [Format=numeric] [Range= 1-9999] [Missing= */9999]	
Statistics [NW/ W]		[Valid=1931 /-] [Invalid=3 /-] [Mean=1.634 /-] [StdDev=0.889 /-]	
Literal question		Êtes-vous en couple ?	
Value	Label	Cases	Percentage
1	Oui, avec quelqu'un qui vit dans votre logement	1246	64.5%
2	Oui, avec quelqu'un qui ne vit pas dans votre logement	146	7.6%
3	Non	539	27.9%
9999	N'a pas répondu	3	

Warning: these figures indicate the number of cases found in the data file. They cannot be interpreted as summary statistics of the population of interest.

[Retour au corpus](#)

Annexe : La variable *Nombre d'enfants cohabitants* (ea25_c8b_rec))

# ea25_c8b_rec: Nombre d'enfants cohabitants (recodage)	
Information	
Statistics [NW/ W]	
Literal question	Variable calculée.
Notes	<p>Variable recodée à partir des réponses à la question C8B (Parmi eux, combien vivent dans ce logement ? (même une partie du temps seulement) ; universe=(C8==1)). Le codage est fait en fonction des occurrences de citation.</p> <p>1 : C8B = 0 2 : C8B = 1 3 : C8B = 2 4 : C8B >= 3</p>

[Retour au corpus](#)

Annexe : La variable *Diplôme le plus élevé* (ea25_b18_rec)

# ea25_b18_rec: Diplôme le plus élevé (recodage)				
Information		[Type= discrete] [Format=numeric] [Range= 1-77] [Missing=*]		
Statistics [NW/ W]		[Valid=1934 /-] [Invalid=0 /-]		
Literal question		Quel est le diplôme le plus élevé que vous ayez obtenu ?		
Notes		Variable recodée à partir des réponses à la question B18, B18_1, B18_2		
Value	Label	Cases	Percentage	
1	Aucun diplôme	87	4.5%	
4	CEP (certificat d'études primaires)	43	2.2%	
5	BEPC, diplôme national du brevet	96	5.0%	
6	CAP ou CAP agricole mention complémentaire au CAP, autre diplôme ou titre professionnel de niveau CAP	137	7.1%	
7	BEP	101	5.2%	
8	Baccalauréat général, brevet supérieur	121	6.3%	
9	Baccalauréat technologique (F, G, H, STT, STG, STI, SMS, ST2S, STI2D, STAE, STAVN), professionnel (y compris agricole), capacité en droit, DAEU, ESEU, autre diplôme ou titre professionnel de niveau baccalauréat (BP, BTN)	208	10.8%	
10	Diplôme de 1er cycle universitaire, BTS, DUT, diplôme des professions sociales ou de la santé, d'infirmier(ère)	687	35.5%	
11	Diplôme de 2e ou 3e cycle universitaire (y compris médecine, pharmacie, dentaire), diplôme d'ingénieur, d'une grande école, doctorat, etc	454	23.5%	

Warning: these figures indicate the number of cases found in the data file. They cannot be interpreted as summary statistics of the population of interest.

[Retour au corpus](#)

Annexe : La variable *Âge décennal* (cal_age)

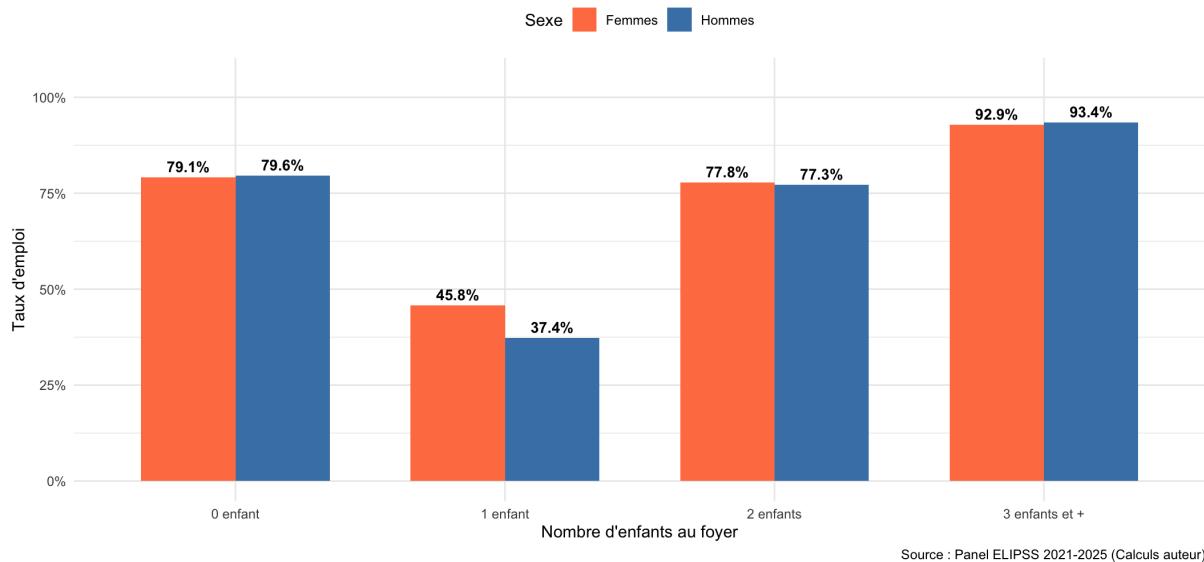
# cal_age: Âge décennal (calage panel à partir de 2023)				
Information		[Type= discrete] [Format=numeric] [Range= 1-7] [Missing=*]		
Statistics [NW/ W]		[Valid=1934 /-] [Invalid=0 /-]		
Literal question		Age décennal (calage panel à partir de 2021)		
Notes		Lire le guide d'utilisation des pondérations fourni avec la documentation de l'enquête avant d'utiliser cette variable.		
Value	Label	Cases	Percentage	
1	18-25 ans	198	10.2%	
2	26-35 ans	162	8.4%	
3	36-45 ans	306	15.8%	
4	46-55 ans	404	20.9%	
5	56-65 ans	407	21.0%	
6	66-75 ans	374	19.3%	
7	76 ans et plus	83	4.3%	

Warning: these figures indicate the number of cases found in the data file. They cannot be interpreted as summary statistics of the population of interest.

[Retour au corpus](#)

Annexe : L'impact de la parentalité sur l'emploi

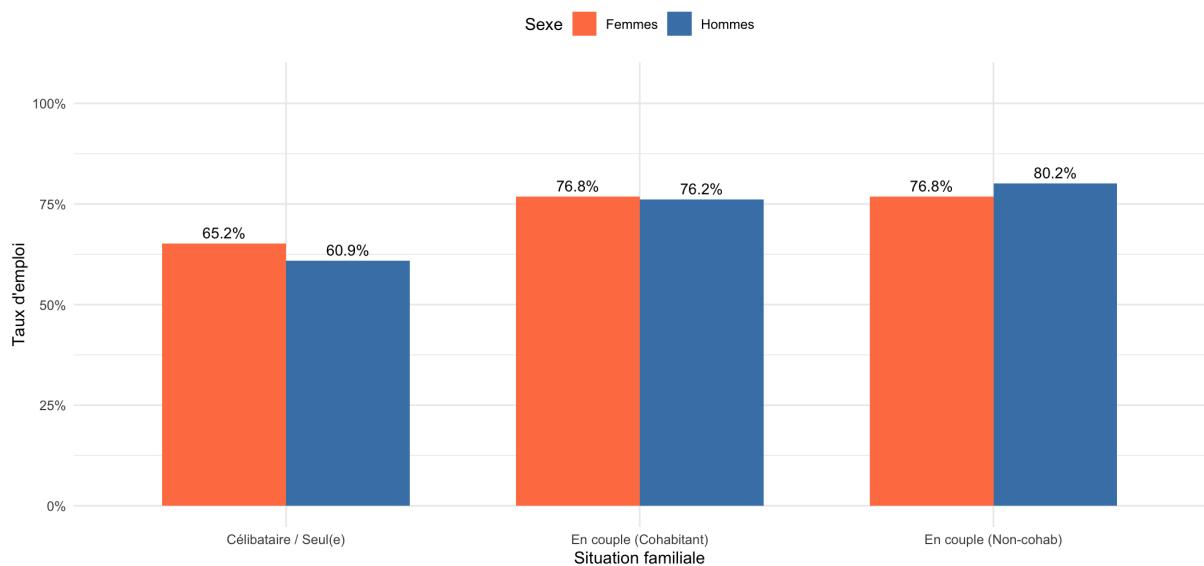
Figure 1 : L'impact de la parentalité sur l'emploi
Taux d'emploi des actifs (25-60 ans) selon le nombre d'enfants



Retour au corpus

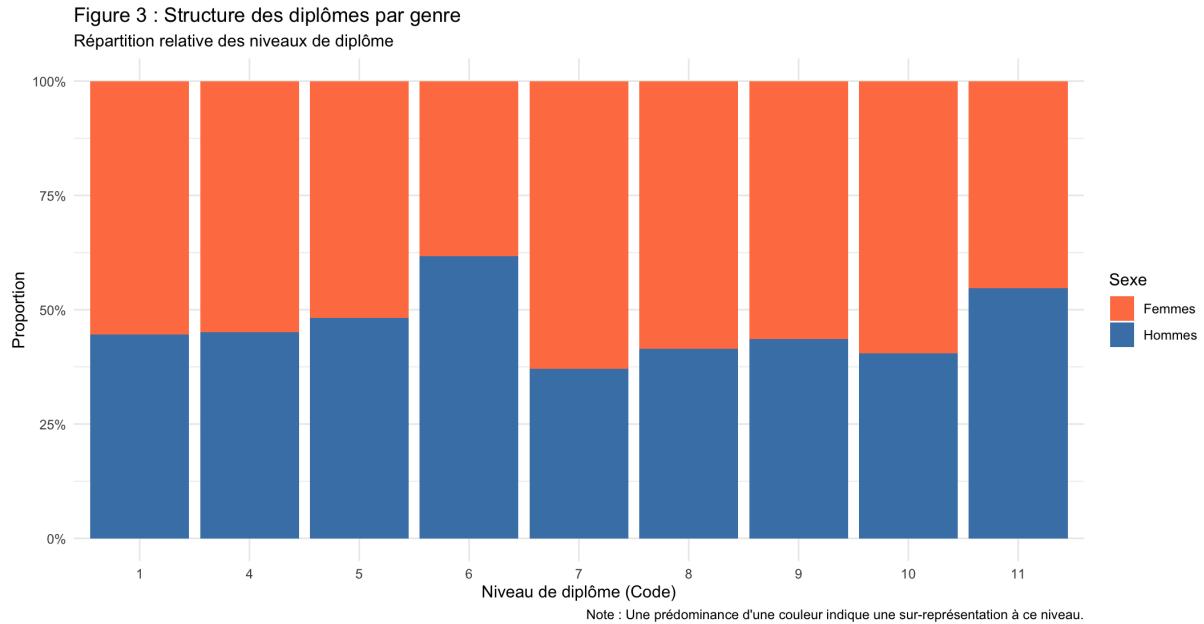
Annexe : Le coût de la cohabitation

Figure 2 : Le coût de la cohabitation
Taux d'emploi selon la configuration conjugale



Retour au corpus

Annexe : Structure des diplômes par genre



[Retour au corpus](#)

Annexe : Caractéristiques moyennes de la population active

<u>Sexe</u>	<u>N</u> (observations)	<u>Âge moyen</u>	<u>Taux</u> <u>d'emploi</u>	<u>Enfants</u> <u>moyen</u>
Femmes	2 579	3.9	73.4%	0.94
Hommes	1 927	3.9	73.7%	0.75

[Retour au corpus](#)

Annexe : Sensibilité des estimateurs (Population Féminine)

Analyse économétrique : Impact des enfants sur l'emploi des FEMMES

	Dependent variable:		
	is_employed		
	Pooling	Aléatoire (RE)	Effets Fixes (Within)
	(1)	(2)	(3)
nb_enfants	0.012*	-0.001	-0.004
	(0.006)	(0.005)	(0.005)
en_couple_cohab	0.046***	0.044**	0.028
	(0.014)	(0.018)	(0.024)
age	-0.202***	-0.183***	-0.044**
	(0.005)	(0.009)	(0.020)
niveau_diplome	0.026***	0.015***	
	(0.003)	(0.003)	
Constant	1.181***	1.206***	
	(0.036)	(0.054)	
Observations	3,431	3,431	3,431
R2	0.394	0.133	0.002
Adjusted R2	0.393	0.132	-0.250

Note:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

[Retour au corpus](#)

Annexe : Comparaison finale des déterminants de l'emploi

Comparaison finale : Coût de l'enfant Hommes vs Femmes (Modèle Within)

Dependent variable:			
	is_employed		
	HOMMES	FEMMES	
	(1)	(2)	
nb_enfants	-0.002 (0.005)	-0.004 (0.005)	
en_couple_cohab	0.019 (0.028)	0.028 (0.024)	
age	-0.027 (0.022)	-0.044** (0.020)	
Observations	2,949	3,431	
Adjusted R2	-0.252	-0.250	

Note: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

[Retour au corpus](#)