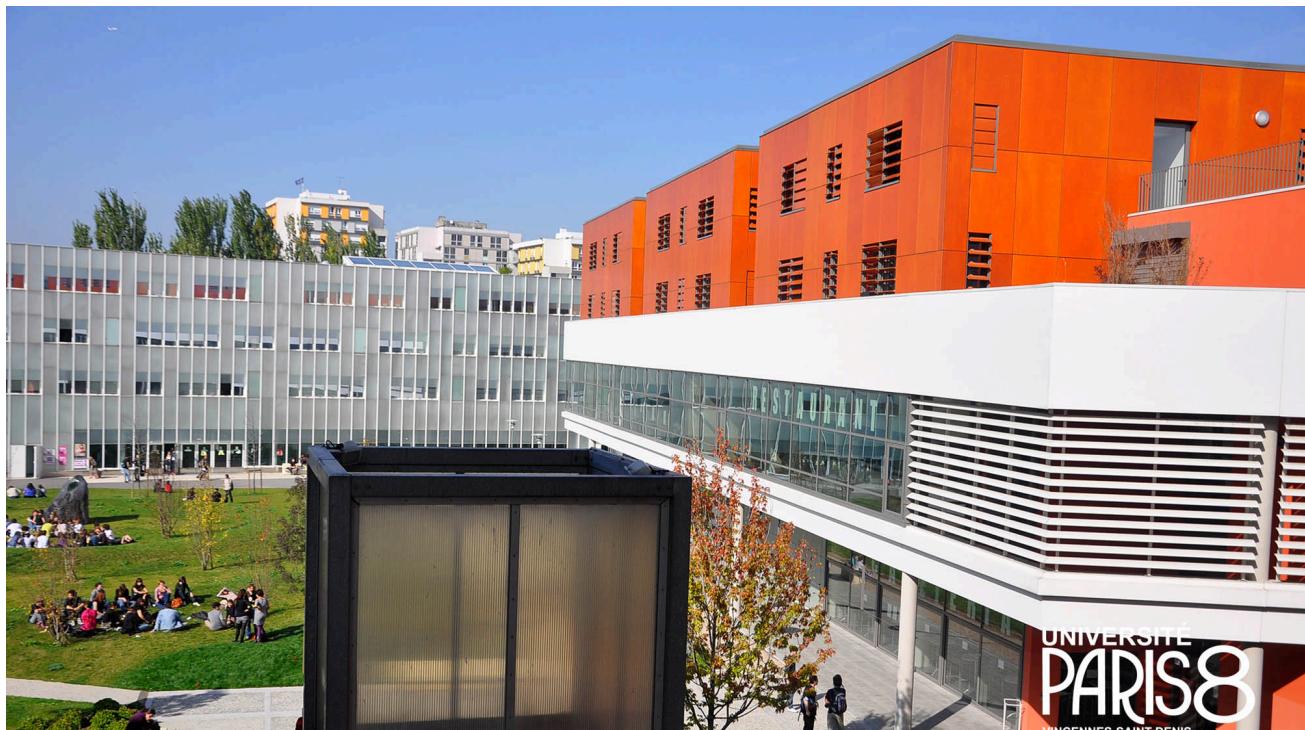


Mémoire :

Le Chômage : Mécanisme et Reproduction de graphique.



Enseignant encadrant : **PIZZO Alessandra**

Hamadache Youcef, Rahou Aymen, Zenagui Walid
Numéros étudiants : 21003305, 21005627, 21007928

Université Paris 8 - Année 2023-2024

Remerciement :

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à toutes les personnes qui ont contribué à la réalisation de ce mémoire.

Tout d'abord, on souhaite sincèrement remercier Madame **PIZZO Alessandra**, notre enseignante encadrante, pour sa patience, son soutien, ses conseils avisés et ses précieux commentaires tout au long de ce travail de recherche. Son partage de connaissances et de compétences a été essentiel, et sa disponibilité et sa bienveillance ont été inestimables.

On remercie également chaleureusement tous nos collègues et amis. Leur aide, leur encouragement et leur soutien moral ont été indispensables durant cette aventure. Leur présence et leur solidarité ont été une source de motivation constante.

Notre gratitude s'étend aussi à toutes les personnes qui ont accepté de participer à cette recherche. En partageant leur expérience et leur expertise, elles ont grandement enrichi notre réflexion et apporté des perspectives nouvelles.

Enfin, on tient à exprimer toute notre reconnaissance à nos proches pour leur soutien inconditionnel, leur patience et leur amour tout au long de nos études. Leur compréhension et leur encouragement nous ont permis de rester concentrés et déterminés.

Nous sommes infiniment reconnaissants envers toutes ces personnes. Merci du fond du cœur pour votre soutien constant et indéfectible, qui a rendu possible la réalisation de ce mémoire.

Aymen Rahou, Youcef Hamadache, et Walid Zenagi

Sommaire

Remerciement :	3
Sommaire	4
Introduction :	5
Compréhension de la thèse	7
a. La création de segment dans le marché du travail.....	7
b. La formation continue et initiale.....	7
c. Des capacités intact, utile dans le temps.....	8
Concordance du cours et de l'article	9
a. Complémentarité entre éducation et formation en cours d'emploi.....	9
b. Flux d'entrée et de sortie du marché du travail.....	10
Explication Déttaillée du Code R	12
Reproduction de graphique et interprétation des résultat	19
a. Taux chômage graphique :	19
b. Outflow rate.....	19
c. Inflow rate.....	21
Conclusion :	21
Annexe	24

Introduction :

L'article "Human Capital and Unemployment Dynamics: Why More Educated Workers Enjoy Greater Employment Stability" de Isabel Cairo et Tomas Cajner examine les dynamiques du marché du travail en mettant en lumière pourquoi les travailleurs plus éduqués bénéficient d'une plus grande stabilité d'emploi. Cette étude, à travers une analyse empirique approfondie, démontre que les taux de chômage et la volatilité du chômage sont beaucoup plus élevés chez les travailleurs moins éduqués comparés à ceux ayant un diplôme universitaire. En outre, les auteurs explorent les flux d'entrée et de sortie du chômage pour différents niveaux d'éducation, révélant des différences significatives dans la stabilité de l'emploi.

Les principaux résultats de cette recherche montrent que les travailleurs les moins éduqués, définis comme ceux ayant moins qu'un diplôme de lycée, subissent des taux de chômage près de quatre fois plus élevés et une volatilité du chômage trois fois plus importante que ceux ayant un diplôme universitaire. Les taux de séparation (ou flux d'entrée dans le chômage) sont beaucoup plus volatils chez les travailleurs moins éduqués, tandis que les taux de recherche d'emploi (ou flux de sortie du chômage) varient peu entre les différents niveaux d'éducation. Cette différence dans les flux d'entrée et de sortie du marché du travail indique que la plus grande stabilité d'emploi des travailleurs plus éduqués est principalement due à une moindre probabilité de perdre leur emploi.

L'étude met également en évidence la complémentarité entre l'éducation formelle et la formation en cours d'emploi. Les travailleurs plus éduqués ont une plus grande probabilité de recevoir une formation continue, ce qui améliore leur productivité et leur stabilité d'emploi. Cette formation supplémentaire contribue à réduire leur risque de chômage et à augmenter leur résilience face aux fluctuations économiques.

Pour mener cette analyse, Cairo et Cajner (2018) s'appuient sur des données empiriques provenant de diverses enquêtes telles que le Current Population Survey (CPS), le National Longitudinal Survey (NLS), et le Panel Study of Income Dynamics (PSID). Les auteurs utilisent un filtre Hodrick-Prescott (HP) pour décomposer les tendances et les cycles économiques, ce qui permet une analyse plus fine de la volatilité des taux de chômage.

L'éducation est ainsi mise en avant comme un facteur crucial dans la stabilité de l'emploi, réduisant non seulement les taux de chômage mais aussi leur volatilité. Les conclusions de cette étude sont particulièrement importantes pour les décideurs politiques et les économistes, car elles suggèrent des stratégies pour améliorer la stabilité de l'emploi, notamment pour les travailleurs moins éduqués.

Ce mémoire a pour objectif de reproduire et d'analyser certains des graphiques présentés dans l'article de Cairo et Cajner (2018), afin de comprendre en profondeur les dynamiques du marché du travail en fonction du niveau d'éducation. En reproduisant ces graphiques avec des outils statistiques appropriés, ce mémoire vise à confirmer les résultats obtenus par les auteurs et à approfondir la compréhension des mécanismes économiques sous-jacents.

À travers cette reproduction, l'accent sera mis sur les graphiques qui illustrent les taux de chômage et leur volatilité pour différents niveaux d'éducation, ainsi que sur les flux d'entrée et de sortie du chômage. Ces graphiques permettent de visualiser les écarts significatifs en termes de stabilité de l'emploi entre les groupes de travailleurs plus et moins éduqués. En conclusion, l'analyse des dynamiques du marché du travail en fonction du niveau d'éducation est essentielle pour formuler des politiques efficaces visant à améliorer la stabilité de l'emploi. Ce mémoire, en reproduisant et en analysant les graphiques clés de l'article de Cairo et Cajner.

Compréhension de la thèse.

a. La création de segment dans le marché du travail.

Les auteurs, Isabel Cairo et Tomaz Cajner, présentent un modèle théorique qui analyse les dynamiques du chômage (flux d'entrée et de sortie) en fonction du capital humain. L'un des nombreux points de vue dans ce modèle est la particularité du marché du travail segmenté. Pour expliquer les mouvements d'entrée et de sortie sur le marché du travail, il faut bien comprendre les différentes populations qui y entrent et sortent. Dans ce modèle, on nous propose la division de cette population par leur niveau d'études. Grâce à l'analyse des données du CPS (Current Population Survey) effectuée par leurs soins, on observe une tendance plus décourageante pour les travailleurs moins éduqués. En effet, en plus de souffrir de taux de chômage plus élevés, ils bénéficient de taux pour trouver un emploi inférieure par rapport aux travailleurs plus éduqués.

Comme vu plus haut, cette segmentation est aussi expliquée par Mortensen et Pissarides (1994). Ces derniers montrent que, même en permettant aux travailleurs de postuler à des emplois qui demandent des niveaux d'éducation moindres, ils auront tendance à se répartir dans des sous-marchés éducatifs appropriés. Cela tend naturellement à la création de segments du marché du travail selon le niveau d'éducation, ce qui fournit des explications évidentes aux dynamiques du marché.

b. La formation continue et initiale.

En plus de cela, le modèle de ces auteurs se focalise sur les coûts de formation initiaux afin de faire comprendre pourquoi les travailleurs ayant une éducation plus importante bénéficient d'une plus grande stabilité d'emploi. Naturellement les coûts vis-à -vis de la formation sont plus importants pour les travailleurs plus éduqués, car ils nécessitent une

formation particulière afin de pouvoir atteindre une productivité supérieure. Donc, à cause de ces coûts de formation importants, les employeurs sont incités à garder ces travailleurs en poste au lieu de les licencier, car leur remplacement serait coûteux.

En plus de cela, les travailleurs moins éduqués, qui nécessitent une formation moins importante, sont plus susceptibles de subir l'effet des fluctuations économiques. Par exemple, en période de récession, ils sont plus susceptibles d'être licenciés, car leur coût est très faible pour les employeurs. Ce qui apporte déjà une explication à leur taux de chômage plus important.

c. Des capacités intact, utile dans le temps.

D'autant plus les travailleurs plus éduqués ont très souvent des compétences transférables et une adaptabilité plus importante ce qui leur facilite le fait de trouver des emplois plus rapidement, ce qui n'est pas le cas pour les autres catégories de travailleur. Les auteurs parlent de compétences transférables, ces compétences spécifiques aux travailleurs plus éduqués leur permettent une résilience aux chocs économiques plus importantes. Le graphique que nous reproduisons illustre bien ceci.

Cela corrobore bien l'étude de Nickel (1979), mentionnée dans l'article, qui soutient cette tendance en montrant comment l'éducation influe sur les taux de chômage. Nickel (1979) s'aperçoit que les travailleurs plus éduqués ont tendance à avoir des taux de chômage moindre, ce qui joint à l'idée de l'article que l'éducation est un facteur qui améliore le mécanisme d'appariement sur le marché du travail, ainsi que réduit la probabilité du chômage. Tout cela coïncide avec les explications des auteurs.

Concordance du cours et de l'article

a. Complémentarité entre éducation et formation en cours d'emploi

La théorie du capital humain de Michael Spence, développée au début des années 1970, propose que l'éducation serve principalement de signal de productivité potentielle aux employeurs. Dans cette perspective, le niveau d'éducation atteint par un individu envoie des informations aux employeurs sur ses capacités et sa productivité. L'article de Cairo et Cajner, "Human Capital and Unemployment Dynamics: Why More Educated Workers Enjoy Greater Employment Stability", illustre bien cette théorie en mettant en avant la complémentarité entre l'éducation formelle et la formation en cours d'emploi.

Les auteurs expliquent que "les travailleurs plus éduqués sont plus susceptibles de recevoir une formation en cours d'emploi, ce qui améliore leur productivité et leur stabilité d'emploi". Cette observation est conforme à la théorie de Spence selon laquelle l'éducation sert non seulement à acquérir des compétences spécifiques mais aussi à signaler aux employeurs la capacité d'apprentissage et d'adaptation des travailleurs. Les travailleurs plus éduqués, ayant déjà démontré leur capacité à apprendre et à s'adapter à travers leur parcours éducatif, sont plus susceptibles d'être sélectionnés pour des opportunités de formation continue. Cette formation en cours d'emploi renforce encore leur capital humain, les rendant plus productifs et plus résistants aux fluctuations du marché du travail.

Par exemple, les travailleurs ayant un diplôme universitaire sont souvent considérés comme ayant une meilleure capacité à apprendre de nouvelles compétences et à s'adapter aux changements technologiques. En investissant dans la formation continue de ces travailleurs, les entreprises peuvent améliorer leur productivité globale et leur compétitivité. Cela crée un cercle vertueux où les travailleurs plus éduqués reçoivent

davantage de formation, augmentant encore leur valeur sur le marché du travail et leur stabilité d'emploi.

Cairo et Cajner (2018) soulignent également que cette complémentarité entre l'éducation et la formation en cours d'emploi contribue à réduire le risque de chômage pour les travailleurs plus éduqués. En période de récession économique, les entreprises sont plus susceptibles de conserver les travailleurs qu'elles perçoivent comme étant les plus productifs et les plus capables de s'adapter aux nouvelles conditions du marché. Ainsi, les travailleurs plus éduqués bénéficient d'une plus grande sécurité d'emploi, non seulement en raison de leur éducation formelle mais aussi en raison de la formation continue qu'ils reçoivent.

Cette dynamique est particulièrement importante dans les économies modernes où les changements technologiques et les exigences du marché évoluent rapidement. Les travailleurs doivent constamment mettre à jour leurs compétences pour rester compétitifs. La capacité à recevoir et à bénéficier de la formation continue devient donc un facteur crucial de la stabilité de l'emploi. En renforçant leur capital humain à travers la formation continue, les travailleurs plus éduqués peuvent mieux résister aux chocs économiques et maintenir leur employabilité à long terme.

b. Flux d'entrée et de sortie du marché du travail

L'un des aspects clés de l'article de Cairo et Cajner (2018) est l'analyse des flux d'entrée et de sortie du chômage pour différents niveaux d'éducation. Les auteurs montrent que les taux de séparation (flux d'entrée dans le chômage) et les taux de recherche d'emploi (flux de sortie du chômage) varient significativement en fonction du niveau d'éducation. Cette observation s'aligne également avec la théorie du capital humain de Spence.

Selon les auteurs, "les travailleurs plus éduqués ont des taux de séparation moins volatils, ce qui signifie qu'ils sont moins susceptibles de perdre leur emploi lors de cycles économiques défavorables". Cela peut être interprété à travers le prisme de la théorie de Spence : les travailleurs plus éduqués, en raison de leur signalement de productivité et de

leur capacité d'adaptation, sont perçus comme des actifs précieux par les employeurs. En période de récession, les entreprises cherchent à réduire leurs coûts en licenciant les travailleurs les moins productifs ou ceux qui ont moins investi dans leur capital humain. Les travailleurs plus éduqués, ayant démontré leur capacité à contribuer de manière significative à l'organisation, sont moins susceptibles d'être licenciés.

En ce qui concerne les flux de sortie du chômage, l'article note que "les taux de recherche d'emploi ne varient pas significativement entre les différents niveaux d'éducation". Cela suggère que, bien que les travailleurs plus éduqués soient moins susceptibles de perdre leur emploi, une fois au chômage, ils ne bénéficient pas nécessairement d'un avantage significatif en termes de rapidité de retour à l'emploi. Cependant, leur niveau d'éducation pourrait encore jouer un rôle dans la qualité et la stabilité des emplois qu'ils trouvent. Les travailleurs plus éduqués peuvent être plus sélectifs dans leur recherche d'emploi, visant des positions qui correspondent mieux à leurs compétences et à leurs attentes de carrière.

La dynamique des flux d'entrée et de sortie du chômage met en évidence l'importance de l'éducation non seulement comme un outil de réduction du risque de chômage mais aussi comme un facteur de stabilisation du marché du travail. En période de croissance économique, les travailleurs plus éduqués peuvent bénéficier d'une plus grande mobilité professionnelle, augmentant leur capital humain à travers des expériences diverses et des opportunités de formation. En période de récession, leur taux de séparation moins volatile signifie qu'ils sont mieux protégés contre les licenciements, ce qui contribue à une plus grande stabilité globale de l'emploi.

En conclusion, l'article de Cairo et Cajner (2018) montre comment l'éducation et la formation continue jouent un rôle crucial dans la dynamique du marché du travail. En s'alignant sur la théorie du capital humain de Spence, l'étude met en évidence la manière dont les travailleurs plus éduqués bénéficient d'une plus grande stabilité d'emploi grâce à une combinaison de signalisation de productivité et de capacités accrues d'adaptation et

de formation continue. Les flux d'entrée et de sortie du chômage révèlent également des disparités significatives entre les niveaux d'éducation, soulignant l'importance de l'éducation comme facteur de résilience économique et de stabilité de l'emploi. En reproduisant et en analysant ces dynamiques à travers les graphiques présentés dans l'article, ce mémoire vise à approfondir la compréhension des mécanismes sous-jacents et à fournir des insights supplémentaires pour améliorer la stabilité de l'emploi des travailleurs, en particulier ceux avec un niveau d'éducation inférieur.

Explication Détailée du Code R

Le code R que nous avons créé réalise une série d'analyses sur le chômage (taux de sortie et entré) en fonction du niveau d'éducation, en utilisant des données de l'Enquête sur la Population Active (CPS) de 1976 à 2015. Voici une explication détaillée des sept grandes étapes du code que nous avons trouvées :

Importation et Visualisation des Données

Cette première étape consiste à importer les données à partir d'un fichier CSV et à visualiser leur structure. Cela permet de comprendre les variables disponibles et leur format, ce qui est essentiel pour toute analyse ultérieure.

Importation des Données :

- **read.csv("hcud-sample25-edu2.csv")** : Cette fonction de R lit un fichier CSV et importe les données dans R sous forme de data frame. Le chemin d'accès au fichier CSV est passé en argument.
- **MM** : C'est la variable qui stocke les données importées. Une fois cette ligne exécutée, MM contient toutes les données du fichier CSV sous forme de tableau structuré.

Visualisation des Données :

- **View(MM)** : Cette fonction ouvre une fenêtre dans RStudio et affiche les données dans un format de table. Cela permet d'examiner visuellement les données pour avoir un aperçu de leur contenu. Cette étape est particulièrement utile pour s'assurer que les données ont été importées correctement et pour avoir une première idée des valeurs et des types de données.

Structure des Données

- **str(MM)** : Cette fonction affiche la structure du data frame "MM". Elle donne des informations sur le type de données de chaque colonne (numérique, facteur, caractère, etc.), le nombre d'entrées et quelques exemples de valeurs pour chaque colonne.

Cette étape est très importante car elle permet de vérifier que les données ont été importées correctement et qu'elles sont dans le bon format pour l'analyse. On obtient un aperçu de la nature des données, des variables disponibles et de leurs types, ce qui est crucial pour planifier les analyses ultérieures. Elle permet d'identifier immédiatement toute anomalie évidente dans les données, comme des valeurs manquantes ou des types de données incorrects.

Cette étape est fondamentale car elle pose les bases de toute l'analyse en garantissant que les données sont correctement importées et en fournissant une première vue d'ensemble de la structure et du contenu des données.

Calcul du Taux de Chômage pour Toute la Population

Cette étape consiste à calculer le taux de chômage pour l'ensemble de la population. Voici comment cela est réalisé, ligne par ligne :

Attacher le Data Frame

- **attach(MM)** : Cette fonction attache le data frame "MM" au chemin de recherche R, ce qui permet d'accéder directement aux colonnes par leur nom sans avoir à utiliser la notation "MM\$". Par exemple, après avoir utilisé Attach (MM), vous pouvez accéder à la colonne "All_Individuals" directement au lieu de "MM\$All_Individuals". Cela simplifie la syntaxe pour les calculs qui suivent.

Calcul de la Population Totale

- **MM\$Poptot** : Cette ligne crée une nouvelle colonne dans le data frame "MM" appelée "Poptot".

- **All_individuals + All_individuals.1 :** La nouvelle colonne "Poptot" est calculée comme la somme des colonnes "All_Individuals" et "All.Individuals.1". "All_individuals" représente le nombre de personnes employées et "All_Individuals.1" représente le nombre de personnes chômeurs. La somme de ces deux colonnes donne le nombre total de personnes (employées + chômeurs), c'est-à-dire la population totale.

Calcul du Taux de Chômage

- **MM\$TxchôAll :** Cette ligne crée une autre nouvelle colonne dans le data frame MM appelée "TxchôAll"
- **(MM\$All_individuals.1 / MM\$Poptot) * 100 :** Le taux de chômage est calculé en divisant le nombre de chômeurs (All_individuals.1) par la population totale (Poptot), puis en multipliant le résultat par 100 pour obtenir un pourcentage. Le numérateur (MM\$All_individuals.1) est le nombre de chômeurs. Le dénominateur (MM\$Poptot) est la population totale. La multiplication par 100 convertit le ratio en pourcentage.

Importance de cette étape

Le taux de chômage pour l'ensemble de la population est une mesure clé de la santé économique et sociale. Il indique la proportion de la population active qui est au chômage. Ce taux de chômage global sert de référence pour comparer les taux de chômage entre différents groupes (par exemple, selon le niveau d'éducation) dans les étapes suivantes de l'analyse. En calculant le taux de chômage sur une période de plusieurs années, on peut analyser les tendances et les fluctuations du marché du travail. On calcule le taux de chômage pour l'ensemble de la population en créant d'abord une nouvelle colonne pour la population totale (Poptot) en ajoutant les employés et les chômeurs, puis en calculant le taux de chômage (TxchôAll) en utilisant la proportion de chômeurs par rapport à la population totale. Ces calculs fournissent une mesure fondamentale du chômage global, qui est essentielle pour l'analyse économique.

Recréation de la Série des Chômeurs de Courte Durée

Cette étape est essentielle pour gérer la discontinuité dans les données sur les chômeurs de courte durée due à un changement dans la méthodologie de collecte de données du CPS en janvier 1994. Voici une explication détaillée de cette section du code :

Calcul de la Moyenne du Ratio des Chômeurs (Post-Janvier 1994)

- **Ratious <- mean(MM\$All_individuals.3[218:469])** : Cette ligne calcule la moyenne du ratio des chômeurs de courte durée (*All_Individuals.3*) pour la période de février 1994 à décembre 2015.
 - **MM\$All_individuals.3** : Cette colonne représente le ratio des chômeurs de courte durée.
 - **[218:469]** : Les indices 218 à 469 correspondent aux mois de février 1994 à décembre 2015 dans les données.
 - **mean(...)** : La fonction "mean" calcule la moyenne des valeurs spécifiées.
- **print(Ratious)** : Affiche la moyenne calculée pour vérification. Cette valeur sera utilisée pour ajuster les données de chômeurs de courte durée avant janvier 1994.

Création de la Colonne pour les Chômeurs de Courte Durée avec Décalage

- **MM\$Unemployed_ST1 <- c(MM\$All_individuals.2[-1], NA)** : Crée une nouvelle colonne "Unemployed_ST1" en décalant les valeurs de "All_individuals.2" d'une ligne vers le haut.
 - **MM\$All_individuals.2** : Cette colonne représente les chômeurs de courte durée.
 - **[-1]** : Enlève la dernière valeur de la colonne, créant ainsi un décalage.
 - **NA** : Ajoute une valeur manquante à la fin pour maintenir la longueur du vecteur.
- **MM\$Unemployed_ST1[1] <- MM\$All_individuals.2[2]** : Initialise la première valeur de "Unemployed_ST1" avec la deuxième valeur de "All_individuals.2" pour éviter une valeur manquante au début.

Ajustement des Données de Chômeurs de Courte Durée avant Janvier 1994

- **MM\$Unemployed_ST1[217:469]** : Sélectionne les valeurs de "Unemployed_ST1" pour la période de janvier 1994 à décembre 2015.

- **MM\$Unemployed_ST1[217:469] * Ratios** : Multiplie ces valeurs par la moyenne calculée (*Ratios*). Cette étape ajuste les données pour tenir compte de la discontinuité introduite par le changement de méthodologie en janvier 1994.

Cette étape est cruciale pour traiter les changements méthodologiques dans les données du CPS, assurant ainsi la cohérence des séries temporelles de chômeurs de courte durée. En ajustant les données pour tenir compte des changements de méthodologie, cette étape améliore la précision des analyses ultérieures sur les taux de chômage et les probabilités de sortie mensuelle. Les données ajustées des chômeurs de courte durée sont utilisées dans les calculs des probabilités de sortie mensuelle et des taux de risque, fournissant des mesures plus fiables.

on recrée la série des chômeurs de courte durée en ajustant les données après une discontinuité méthodologique introduite en janvier 1994. Cela est fait en calculant une moyenne des ratios post-1994, en créant une colonne décalée pour les chômeurs de courte durée, et en ajustant les données pour la période post-1994. Ces ajustements sont essentiels pour assurer la cohérence des données et la précision des analyses économiques.

Calcul de la Probabilité de Sortie Mensuelle et du Taux de Risque

Cette étape consiste à calculer la probabilité de sortie mensuelle du chômage et le taux de risque associé pour l'ensemble de la population. Ces calculs sont cruciaux pour comprendre la dynamique du marché du travail et la rapidité avec laquelle les individus sortent du chômage.

Calcul de la Probabilité de Sortie Mensuelle (Ft)

Pour cette Partie nous utiliserons la formule suivante, cette formule nous c'est fournis dans l'article : $F_t = 1 - (u_{t+1} - u_{t+1}^s) / u_t$

Création de la Colonne décalée pour les Chômeurs (Ut1)

- **MM\$Ut1 <- c(MM\$All_individuals.1[-1], NA)** : Crée une nouvelle colonne Ut1 en décalant les valeurs de "All_individuals.1" d'une ligne vers le haut.
 - **MM\$All_individuals.1** : Cette colonne représente le nombre de chômeurs.
 - **[-1]** : Enlève la dernière valeur de la colonne, créant ainsi un décalage.
 - **NA** : Ajoute une valeur manquante à la fin pour maintenir la longueur du vecteur.
- **MM\$Ut1[1] <- MM\$All_individuals.1[2]** : Initialise la première valeur de Ut1 avec la deuxième valeur de "All_individuals.1" pour éviter une valeur manquante au début.

Calcul de la Probabilité de Sortie Mensuelle (Ft)

- **MM\$Ft** : Crée une nouvelle colonne "Ft" pour la probabilité de sortie mensuelle.
- **1 - (MM\$Ut1 - MM\$Unemployed_ST1) / MM\$All_individuals.1** : Calcule la probabilité de sortie mensuelle en utilisant la formule suivante :
 - **MM\$Ut1** : Le nombre de chômeurs au mois "t+1".
 - **MM\$Unemployed_ST1** : Le nombre de chômeurs de courte durée au mois "t+1".
 - **MM\$All_individuals.1** : Le nombre de chômeurs au mois "t". La formule représente la proportion de chômeurs au mois "t" qui sont sortis du chômage au mois "t+1".

Calcul du Taux de Risque (ft)

Ici dans cette partie nous utilisons la formule suivante, également fournie dans le document :

$$F_t = 1 - (u_{t+1} - u_{t+1}^s)/u_t,$$

- **MM\$ft** : Crée une nouvelle colonne "Ft" pour le taux de risque.
- **-log(1 - MM\$Ft)** : Calcule le taux de risque en utilisant la formule du logarithme négatif de la probabilité de rester au chômage. Le taux de risque mesure la probabilité instantanée de sortir du chômage.

La probabilité de sortie mensuelle (Ft) indique la proportion de chômeurs qui sortent du chômage chaque mois, fournissant une mesure directe de la dynamique du marché du travail. Le taux de risque (ft) est une mesure clé de l'intensité de la recherche d'emploi et de la rapidité avec laquelle les chômeurs trouvent un emploi. Ces mesures peuvent informer les décideurs politiques sur l'efficacité des politiques de l'emploi et aider à cibler les interventions pour réduire le chômage.

Cette étape calcule deux mesures importantes : la probabilité de sortie mensuelle du chômage (Ft) et le taux de risque associé (ft). Le calcul de Ft implique la création d'une colonne décalée pour le nombre de chômeurs et l'ajustement des données pour les chômeurs de courte durée. Le taux de risque est ensuite calculé à partir de Ft en utilisant le logarithme négatif. Ces mesures fournissent des informations cruciales sur la dynamique du chômage et la rapidité avec laquelle les individus sortent du chômage.

Le calcul de la probabilité de sortie mensuelle et du taux d'entrée au chômage pour les différentes catégories étudiées permet une analyse détaillée des tendances et des dynamiques du marché du travail spécifiquement pour ce groupe démographique. Ces mesures fournissent des informations précieuses pour concevoir et mettre en œuvre des politiques visant à soutenir l'emploi et à réduire le

chômage parmi les populations moins éduquées. Les résultats peuvent être comparés avec les données similaires pour d'autres groupes éducatifs afin de mettre en lumière les disparités et les inégalités dans l'accès à l'emploi et dans les chances de sortie du chômage.

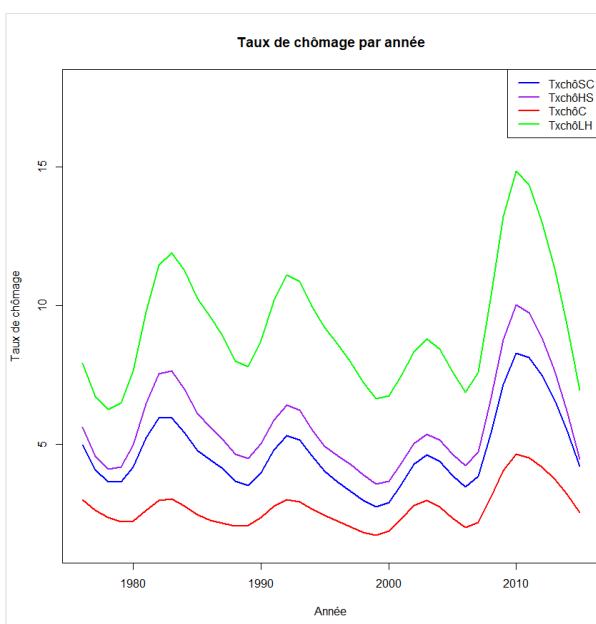
Cette partie du code calcule la probabilité de sortie mensuelle du chômage (F_t) et le taux de risque associé (ft) spécifiquement pour les personnes ayant moins qu'un niveau secondaire d'éducation. Ces mesures fournissent des informations cruciales sur les dynamiques du marché du travail pour ce groupe démographique particulier, ce qui peut éclairer les politiques et les interventions visant à améliorer l'emploi et à réduire le chômage parmi les populations moins éduquées.

Les étapes pour les autres catégories sont relativement les mêmes, nous utilisons la même formule afin de retrouver ft (le taux de séparation). Nous avons les résultats essentiels pour pouvoir reproduire les tableaux page 653 et 656 de l'article que nous étudions.

Reproduction de graphique et interprétation des résultat

a. Taux chômage graphique :

Nous nous apprêtons à reproduire les graphiques présentés dans l'article étudié page 653 et 656. Dans un premier temps nous nous apprêtons à reproduire le tableau page 653 qui nous montre les différents taux de chômage que subit les différentes catégories, voici ci-dessous le graphique reproduit par nos soins :



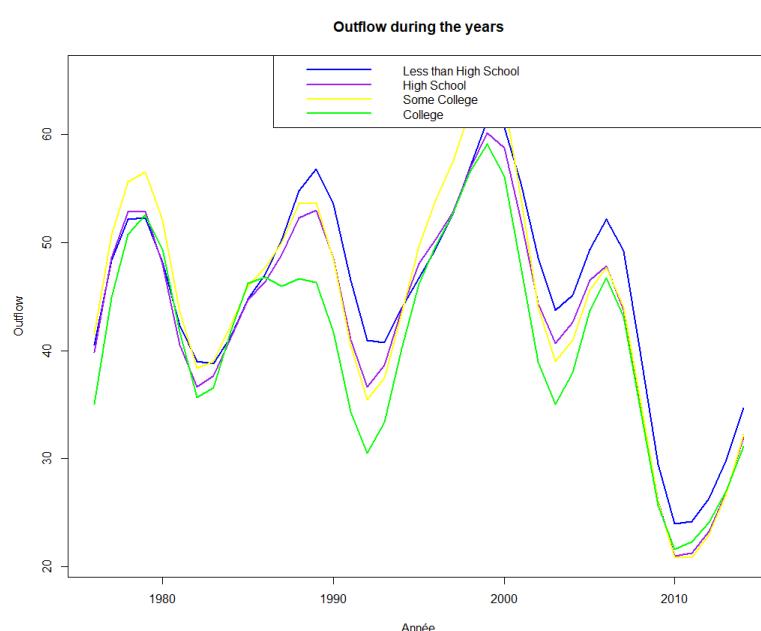
Dans ce graphique nous pouvons voir les différents taux de chômage que les travailleurs éduqués et moins éduqués subissent. Ce graphique fournit l'illustration convaincante de l'impact de l'éducation sur les taux de chômage, il montre clairement que les travailleurs ayant reçu une éducation sont plus propice à avoir une stabilité dans l'emploi et une moindre volatilité de leur taux de chômage. Cet article vient souligner l'importance de l'investissement dans l'éducation et la formation continue comme moyen de renforcer le marché du travail. Ce graphique vient corroborer la théorie du Capital humain de Spence, qui stipule que les travailleurs plus éduqués, perçus comme ayant investi davantage dans leur capital humain, sont non seulement mieux rémunérés mais aussi mieux protégés contre les aléas du marché du travail.

travailleurs plus éduqués, perçus comme ayant investi davantage dans leur capital humain, sont non seulement mieux rémunérés mais aussi mieux protégés contre les aléas du marché du travail.

b. Outflow rate.

Maintenant nous nous sommes attelés à la reproduction du deuxième graphique, qui représente les flux sortant du marché du travail, dénommer ft dans la partie 4. Comme

nous avons calculé ce taux de sortie pour les 4 catégories ils nous est donc possible de reproduire le graphique page 656, graphique que voici ci-dessous :



Dans ce graphique que l'on appelle Outflow rate, qui se traduit pas Taux du flux de sortie, on y affiche les taux de sortie du chômage des différentes catégories étudiées dans l'article. On y remarque des tendance de taux sorti relativement pareil, mais il y'a tout de même des taux de sortie légèrement plus avantageux pour les travailleur ayant un diplôme universitaire, cela ne s'explique pas par la qualité de l'appariement mais plutôt par un signal lancé aux employeur

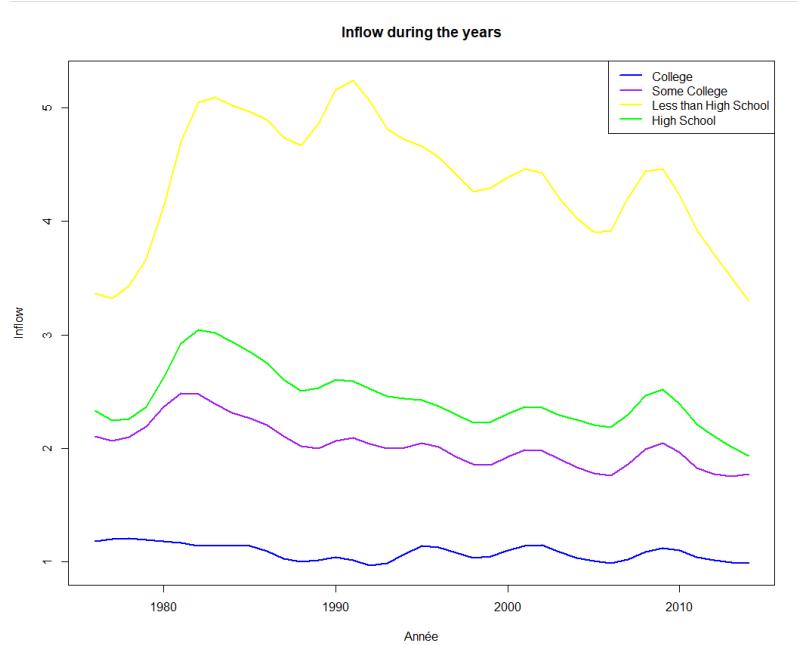
, grâce au diplôme les travailleurs éduquée démontre leur capacité de production plus élevée. (Comme vu auparavant dans la partie 3.) Contrairement aux travailleurs sans diplôme du secondaire, se trouve eux à l'autre extrême qui signifie qu'il éprouve une difficulté plus grande à sortir du chômage. Même si les taux de sortie sont relativement similaires dans le graphique, il ne faut pas négliger le fait que de petites différences peuvent se traduire par des réduction significative de la durée moyenne au chômage.

c. Inflow rate

Ici nous nous avons tenté de reproduire le deuxième graphique page 656, dénommer inflow rate , comme vous le verrez ci-dessous :

Ce graphique décrit le taux de rentrer dans le chômage pour les différentes catégories étudiées, il est très intéressant d'avoir ces 2 graphiques en un seul car ils nous permettent très facilement de faire le lien et d'interpréter la chose suivante, la catégorie des individus ayant un diplôme universitaire bénéficient pas d'une meilleure stabilité dans l'emploi que les autres catégories.

Effectivement cette catégorie d'individus se trouve dans le meilleur extrémum du graphique, c'est à dire que dans ce graphique on note très nettement qu'elle obtient le taux d'entrée dans le chômage le plus faible possible. Toutes ces interprétations nous mettent à l'évidence de l'importance des politiques éducatives ainsi que des programmes de formation continue.



Conclusion :

L'analyse des données du Current Population Survey des États-Unis de 1976 à 2015 révèle des tendances significatives dans la corrélation entre le niveau d'éducation et les taux de chômage. Les résultats montrent que les individus ayant atteint des niveaux d'éducation plus élevés présentent des taux de chômage nettement plus bas que ceux ayant des niveaux d'éducation inférieurs, ce qui est cohérent avec la théorie du capital humain de Michael Spence.

Sur la période étudiée, les données montrent que les personnes sans diplôme secondaire sont les plus vulnérables au chômage, affichant des taux de chômage systématiquement plus élevés que les autres groupes éducatifs. Lors des récessions économiques, telles que celles des années 1980, 2001 et la Grande Récession de 2008, les taux de chômage parmi ces individus augmentent de manière disproportionnée. En contraste, les diplômés universitaires et ceux ayant des diplômes avancés (masters, doctorats) présentent les

taux de chômage les plus bas. Ces tendances confirment que les compétences et les qualifications acquises par l'éducation formelle offrent une protection significative contre le chômage.

L'éducation supérieure fournit des compétences spécialisées et des connaissances qui augmentent l'employabilité des individus, rendant ceux-ci mieux préparés pour les emplois à forte valeur ajoutée qui sont moins sensibles aux fluctuations économiques. L'éducation développe des compétences essentielles comme la résolution de problèmes, la pensée critique et la communication, très appréciées sur le marché du travail. Cette amélioration des compétences, combinée à l'effet signal de l'éducation, explique en grande partie pourquoi les individus ayant des niveaux d'éducation plus élevés sont moins susceptibles d'être au chômage.

Les données révèlent également que les personnes avec un niveau d'éducation plus élevé sont mieux équipées pour s'adapter aux changements économiques et technologiques. Durant les périodes de transition technologique rapide, telles que les années 1990 et 2000, les travailleurs hautement qualifiés ont pu s'adapter plus facilement aux nouvelles exigences du marché du travail, bénéficiant de leur capacité à se reconvertir et à se former tout au long de leur carrière.

En résumé, l'étude des données du CPS entre 1976 et 2015 confirme l'existence d'une forte corrélation négative entre le niveau d'éducation et le taux de chômage aux États-Unis. Le taux de chômage des personnes ayant des niveaux d'éducation plus élevés est plus faible, même en période de récession économique. Ces résultats concordent avec la théorie de Spence sur le capital humain, qui met en évidence l'importance de l'éducation en tant que marqueur sur le marché du travail. L'importance de l'éducation est mise en évidence dans cette relation en tant qu'investissement essentiel pour la stabilité économique et l'employabilité à long terme.

Les conclusions de cette étude soutiennent les mesures politiques et les mesures économiques visant à améliorer l'accès à l'éducation et à favoriser la formation continue, dans le but de diminuer le chômage et d'accroître l'égalité sur le marché du travail. L'association entre le taux de chômage et le niveau d'éducation souligne l'importance cruciale de l'éducation dans la lutte contre le chômage et la promotion de la résilience. Les gouvernements et les institutions ont la possibilité d'aider à diminuer les taux de chômage et à améliorer la stabilité économique des individus et des communautés en investissant dans des politiques éducatives inclusives et des programmes de formation continue.

Bibliographie :

R. Shimer. (2012). "Reassessing the ins and outs of unemployment". **Review Of Economic Dynamics**.

I.Cairo, T.Cajner. (2016). "Human Capital and Unemployment Dynamics: Why More Educated Workers Enjoy Greater Employment Stability". **The Economic Journal**.

K. G.Lunsford. 2021. "Recessions and the trend in the US Unemployment Rate". **Economic Commentary**.

Nickell, S. (1979). 'Education and lifetime patterns of unemployment', **Journal of Political Economy**, vol. 87.

Mortensen, D.T. and Pissarides, C.A. (1994). 'Job creation and job destruction in the theory of unemployment', **Review of Economic Studies**, vol. 61.

D.Lederman, M. Zouaidi. (2022) . "Incidence of the Digital Economy and Frictional Unemployment International Evidence". **Applied Economics**, vol. 54.

Annexe

Dans cette partie vous retrouverez tout le code R, sans explications avec les solutions aux équation ainsi que les script pour les graphique vu plus haut. Sous format photo.

Solution équation, afin de faire le tableau inflow rate.

```

1 # Initialiser un vecteur pour stocker les valeurs de x
2 solutions <- numeric(length(MM$ft))
3 # Parcourir chaque ligne de MM
4 for (i in 1:length(MM$ft)) {
5   # Exclure les lignes où ut1 est NA
6   if (!is.na(MM$ut1[i])) {
7     # Définir la fonction pour cette ligne
8     equation <- function(x) {
9       (1 - exp(-MM$ft[i] - x)) * x / (MM$ft[i] + x) * MM$Labourforce[i] + exp(-MM$ft[i] - x) *
10      }
11    # Trouver la solution de l'équation pour cette ligne
12    solutions[i] <- uniroot(equation, interval = c(0, 1e6))$root
13  } else {
14    # Si unemployed_ST1 est NA, attribuer NA à la solution
15    solutions[i] <- NA
16  }
17}
18 print(solutions)
19

```

```

22
23 ##          1. Less_Than_High_School      ##
24
25 MM$Labourforce_LH = MM$Less_than_high_school.1 + MM$Less_than_high_school
26
27 solutions_LH <- numeric(length(MM$ft_LH))
28 for (i in 1:length(MM$ft_LH)) {
29  if (!is.na(MM$U_LH.t1[i])){
30    equation_LH <- function(x) {
31      (1 - exp(-MM$ft_LH[i] - x)) * x / (MM$ft_LH[i] + x) * MM$Labourforce_LH[i] + exp(-MM$ft_LH[i] - x) * MM$Less_than_high_school.1[i] - MM$U_LH.t1[i]
32    }
33  solutions_LH[i] <- uniroot(equation_LH, interval = c(0, 1e6))$root
34 } else {
35  solutions_LH[i] <- NA
36 }
37
38
39 print(solutions_LH)
40
41 MM$x_LH <- solutions_LH

```

Script Graphique 1 :

```

1 Year <- MM$Year
2 TxchosC <- MM$TxchôSC
3 TxchoHS <- MM$TxchôHS
4 TxchoC <- MM$TxchôC
5 TxcholH <- MM$TxchôLH
6
7 loess_SC <- loess(TxchosC ~ Year, span = 0.2)
8 loess_HS <- loess(TxchoHS ~ Year, span = 0.2)
9 loess_C <- loess(TxchoC ~ Year, span = 0.2)
10 loess_LH <- loess(TxcholH ~ Year, span = 0.2)
11
12
13 smoothed_SC <- predict(loess_SC)
14 smoothed_HS <- predict(loess_HS)
15 smoothed_C <- predict(loess_C)
16 smoothed_LH <- predict(loess_LH)
17
18 plot(Year, TxchosC, type = "n", ylim = range(c(TxchosC, TxchoHS, TxchoC, TxcholH)), xlab = "Année", ylab = "Taux de chômage", main = "Taux de chômage par année")
19 lines(Year, smoothed_SC, col = "blue", lwd = 2)
20 lines(Year, smoothed_HS, col = "purple", lwd = 2)
21 lines(Year, smoothed_C, col = "red", lwd = 2)
22 lines(Year, smoothed_LH, col = "green", lwd = 2)
23
24 legend("topright", legend = c("TxchôSC", "TxchôHS", "TxchôC", "TxchôLH"), col = c("blue", "purple", "red", "green"), lty = 1, lwd = 2)

```

Script Graphique 2 :

```

1 Year <- MM$Year
2 Outflow_LH <- MM$ft_LH * 100
3 Outflow_HS <- MM$ft_HS * 100
4 Outflow_SC <- MM$ft_SC * 100
5 Outflow_C <- MM$ft_C * 100
6
7 clean_data <- function(year, ...){
8   df <- data.frame(year, ...)
9   df <- df[complete.cases(df), ]
10  return(df)
11 }
12
13 cleaned_data <- clean_data(Year, Outflow_LH, Outflow_HS, Outflow_SC, Outflow_C)
14
15 Year <- cleaned_data$year
16 Outflow_LH <- cleaned_data$Outflow_LH
17 Outflow_HS <- cleaned_data$Outflow_HS
18 Outflow_SC <- cleaned_data$Outflow_SC
19 Outflow_C <- cleaned_data$Outflow_C
20
21
22 loess_TLH <- loess(Outflow_LH ~ Year, span = 0.2, na.action = na.exclude)
23 loess_TC <- loess(Outflow_C ~ Year, span = 0.2, na.action = na.exclude)
24 loess_TSC <- loess(Outflow_SC ~ Year, span = 0.2, na.action = na.exclude)
25 loess_THS <- loess(Outflow_HS ~ Year, span = 0.2, na.action = na.exclude)
26
27 smoothed_TLH <- predict(loess_TLH, newdata = data.frame(year=Year))
28 smoothed_THS <- predict(loess_THS, newdata = data.frame(year=Year))
29 smoothed_TC <- predict(loess_TC, newdata = data.frame(year=Year))
30 smoothed_TSC <- predict(loess_TSC, newdata = data.frame(year=Year))
31
32 plot(Year, Outflow_LH, type = "n", ylim = range(c(smoothed_TLH, smoothed_THS, smoothed_TC, smoothed_TSC), na.rm = TRUE), xlab = "Année", ylab = "outflow", main = "outflow during the year")
33 lines(Year, smoothed_TLH, col = "blue", lwd = 2)
34 lines(Year, smoothed_THS, col = "purple", lwd = 2)
35 lines(Year, smoothed_TSC, col = "yellow", lwd = 2)
36 lines(Year, smoothed_TC, col = "green", lwd = 2)
37
38 legend("topright", legend = c("Less than High school", "High school", "Some college", "College"), col = c("blue", "purple", "yellow", "green"), lty = 1, lwd = 2)
39

```

Script Graphique 3 :

```

1 # Préparer les données
2 Year <- MM$Year
3 Inflow_LH <- MM$x_LH * 100
4 Inflow_HS <- MM$x_HS * 100
5 Inflow_SC <- MM$x_SC * 100
6 Inflow_C <- MM$x_C * 100
7
8 # Fonction pour nettoyer les données
9 clean_data <- function(year, ...){
10   df <- data.frame(year, ...)
11   df <- df[complete.cases(df), ]
12   return(df)
13 }
14
15 cleaned_data <- clean_data(Year, Inflow_C, Inflow_HS, Inflow_LH, Inflow_SC)
16
17 Year <- cleaned_data$year
18 Inflow_C <- cleaned_data$Inflow_C
19 Inflow_HS <- cleaned_data$Inflow_HS
20 Inflow_LH <- cleaned_data$Inflow_LH
21 Inflow_SC <- cleaned_data$Inflow_SC
22
23 # Appliquer loess pour lisser les courbes
24 loess_IC <- loess(Inflow_C ~ Year, span = 0.2, na.action = na.exclude)
25 loess_IHS <- loess(Inflow_HS ~ Year, span = 0.2, na.action = na.exclude)
26 loess_ISC <- loess(Inflow_SC ~ Year, span = 0.2, na.action = na.exclude)
27 loess_ILH <- loess(Inflow_LH ~ Year, span = 0.2, na.action = na.exclude)
28
29 liss_C <- predict(loess_IC, newdata = data.frame(Year = Year))
30 liss_HS <- predict(loess_IHS, newdata = data.frame(Year = Year))
31 liss_SC <- predict(loess_ISC, newdata = data.frame(Year = Year))
32 liss_LH <- predict(loess_ILH, newdata = data.frame(Year = Year))
33
34 # Tracer les courbes lissées
35 plot(Year, Inflow_LH, type = "n", ylim = range(c(liss_C, liss_SC, liss_HS, liss_LH)), na.rm = TRUE),
      xlab = "Année", ylab = "Inflow", main = "Inflow during the years")
36
37 lines(Year, liss_C, col = "blue", lwd = 2)
38 lines(Year, liss_SC, col = "purple", lwd = 2)
39 lines(Year, liss_LH, col = "yellow", lwd = 2)
40 lines(Year, liss_HS, col = "green", lwd = 2)
41
42
43 # Ajouter une légende
44 legend("topright", legend = c("College", "Some College", "Less than High school", "High school"),
        col = c("blue", "purple", "yellow", "green"), lty = 1, lwd = 2)
45

```