



Université Cheikh Anta Diop de Dakar
Laboratoire d'Analyse des Politiques de Développement



International Development Research Centre
Centre de recherches pour le développement international

ACTES DE LA CONFÉRENCE ÉCONOMIQUE INTERNATIONALE DE DAKAR (CEID)

*Améliorer le ciblage des politiques publiques pour une économie solide,
inclusive et génératrice d'emplois décents en Afrique*

Université Cheikh Anta Diop de Dakar – Sénégal, 2 et 3 mai 2023

IMPACT DES POLITIQUES ACTIVES DU MARCHÉ DU TRAVAIL AU SENEGAL

YASSER BOINA, Doctorant en Sciences économiques, Université Cheikh Anta Diop de
Dakar, Sénégal

RÉSUMÉ : Cet article considère l'impact du traitement dans un contexte de temps discret dans lequel le traitement peut commencer à tout moment. Nous considérons l'évaluation sous l'angle de l'absence de confusion et proposons un estimateur dynamique de pondération des probabilités inverses. Une application typique est un programme actif du marché du travail qui peut démarrer après toute période de chômage écoulée. Les résultats d'identification et d'estimation concernent aussi bien des cas avec un seul traitement. L'estimation est faite en appliquant les données collectées dans le cadre d'un projet financé par le Centre de recherches pour le développement international sur les participants aux politiques actives du marché du travail mise en place au Sénégal. La participation aux programmes augmente les taux de réemploi. En tenant compte du genre sur le temps passé dans le programme, l'effet sur la durée moyenne du chômage est faible.

MOTS-CLÉS : Évaluation du programme, Effets du traitement, Pratique du travail, Temps de survie

Les idées et opinions exprimées dans les textes publiés dans les actes de la CEID n'engagent que leurs auteurs et ne représentent pas nécessairement celles de l'UCAD ou de ses partenaires. Aussi, les erreurs et lacunes subsistantes de même que les omissions relèvent de la seule responsabilité des auteurs.

1 Introduction

Le but de l'évaluation de la politique du marché du travail est d'évaluer si les changements de politique et l'introduction de nouveaux programmes influencent les résultats tels que l'emploi et les revenus pour les personnes soumises au changement de politique. Comme l'a récemment noté un analyste : « La tâche de la recherche en évaluation consiste à concevoir des méthodes permettant d'estimer de

manière fiable [l'impact d'un changement de politique], de sorte que des décisions éclairées concernant l'expansion et l'arrêt du programme puissent être prises » (Smith et al., 2000).

Les politiques actives du marché du travail comprennent toutes les politiques destinées à accroître les possibilités d'accès à l'emploi des demandeurs d'emploi et à améliorer l'adéquation entre les offres d'emploi et les candidats. Étudiées par les institutions internationales dans les années 1990 (OECD, 1994), les politiques actives de l'emploi ont depuis été systématiquement préconisées par les institutions publiques comme des solutions potentielles au problème du chômage de masse. Ces mesures, visant à améliorer l'employabilité, ont notamment été considérées par les spécialistes comme une issue à la crise de l'emploi découlant de la crise financière mondiale de 2008 (Martin, 2015), et sont actuellement mises en avant comme un moyen d'assurer une réintégration rapide des nombreux demandeurs d'emploi suite à la crise du COVID-19 (OECD, 2021).

En Afrique, les jeunes représentent plus de 37% de la population active africaine mais comptent pour près de 60% du taux de chômage global. Selon la Banque Africaine de Développement (BAD, 2017), on estime en moyenne à 11 millions le nombre de jeunes entrant sur le marché du travail chaque année en Afrique alors que le continent n'offre qu'environ 3 millions d'emplois en moyenne chaque année.

Au Sénégal la hausse du poids démographique des jeunes constitue une des tendances lourdes de la situation socioéconomique. Selon les résultats du Recensement Général de la Population et de l'Habitat, de l'Agriculture et de l'Élevage (RGPHAE, 2013), la moitié de la population totale est âgée de moins de 18 ans et celle âgée de moins de 15 ans représente environ 42%. Cependant, cette force vive vive peine à participer activement au processus de développement économique et social du pays en raison d'un chômage élevé et d'un sous-emploi qui touche particulièrement ceux n'ayant aucune qualification spécifique.

L'objectif du présent papier est d'évaluer l'impact des politiques d'emploi dans un cadre dynamique sur le taux de réemploi au Sénégal. Nous considérons l'évaluation sous l'absence de confusion et proposons un estimateur de pondération de probabilité inverse dynamique. Le contexte particulier du Sénégal est pertinent pour comprendre l'impact des politiques publiques après une mise en place d'un plan stratégie de développement dénommée le Plan Sénégal Emergent (PSE), qui constitue le référentiel des politiques de développement économique du pays. L'emploi reste un des objectifs clés du PSE qui prévoit de créer chaque année 100 000 à 150 000 emplois décents, productifs et rémunérateurs (ANSD, 2021). Étudier dans un tel contexte comment les PAMT affectent l'emploi des jeunes est pertinent afin d'éclairer les décideurs de politique économique.

Cet article contribue à la littérature sur l'évaluation dans les cas avec affectation de traitement dynamique. (Kane et Barry, 2022), en travaillant sur les mêmes données que celles qu'on a utilisées pour nos analyses. Ils ont étudié les déterminants de la durée de transition entre l'école et le premier emploi au Sénégal en utilisant un modèle de durée paramétrique de Weibull avec et sans hétérogénéité non observée. Pour notre cas, nous considérons un contexte dans lequel la population d'intérêt est une cohorte d'unités qui sont dans un état initial et le résultat d'intérêt est le temps de survie dans l'état initial. Dans les évaluations des PAMT, l'état initial est généralement le chômage. La principale caractéristique est que les sorties de l'état initial et le début du traitement peuvent se produire à tout moment.

Cet article y contribue de deux manières. Premièrement, une contribution est que nous considérons l'identification et l'estimation avec sélection sur des covariables variant dans le temps et deuxièmement, l'estimation par la pondération de probabilité inverse dynamique (DIPW) pour l'effet moyen du traitement sur les personnes traitées pour un traitement au cours d'une certaine période par rapport à l'absence de traitement maintenant ni par la suite. L'un des avantages de l'approche DIPW est qu'une fois que les scores formant les poids ont été estimés, aucune hypothèse de forme fonctionnelle supplémentaire n'est nécessaire.

L'estimateur DIPW est illustré à l'aide des données recueillies en 2018 pour l'appui du Centre de Recherche pour le Développement International dans le cadre du projet sur l'amélioration des politiques d'emploi des jeunes en Afrique francophone. Ces données ont déjà été analysées par (Kane et al., 2019, Kane et al., 2020 et Kane et al., 2022).

Le reste du présent papier est structuré en quatre sections. La section 2 présente les canaux de transmission entre les PAMT et l'emploi des jeunes tandis que la section 3 présente la méthodologie utilisée ainsi que la description des données. La section 4 présente les résultats. Enfin, la section 5 conclut.

2 Revue de la littérature

Pour l'évaluation des politiques actives du marché du travail dans un cadre dynamique, plusieurs théories ont été développées. La théorie de la recherche a été introduite pour la première fois par Stigler (1961), qui a développé un modèle des coûts et des avantages de la recherche sur un marché de biens. Le modèle de Stigler a déterminé le nombre optimal de vendeurs à rechercher avant d'acheter au prix le plus bas connu. Cependant, Phelps et al. (1970) ont été les premiers à développer une théorie de la recherche applicable au marché du travail. Leur modèle analysait le taux de chômage naturel et l'arbitrage inflation/chômage et visait donc principalement à analyser les aspects macroéconomiques du marché du travail. Dans les années 1980, l'intérêt pour la théorie de la recherche comme outil d'analyse des transitions sur le marché du travail et du chômage d'équilibre s'est accru grâce aux contributions de Diamond (1982), Mortensen (1982) et Pissarides (1985). Depuis les années 1980, les modèles de recherche ont été affinés pour expliquer, par exemple, la création et la destruction d'emplois, la fixation des salaires et les écarts salariaux (voir, par exemple, Pissarides, 2000 ; Pissarides et Mortensen, 1999).

La théorie de la recherche d'emploi repose sur l'hypothèse que les travailleurs continuent à chercher un emploi tant que les avantages d'une recherche supplémentaire dépassent les coûts. Les travailleurs sont supposés avoir des informations imparfaites sur les salaires versés par chaque entreprise individuelle.

Du côté des coûts de recherche, le chômage est clairement plus coûteux pour les travailleurs à hauts revenus, car les revenus perdus sont plus élevés pour ces travailleurs. Par conséquent, je m'attends à ce que les travailleurs ayant des revenus antérieurs élevés (ou des niveaux d'éducation élevés - car l'éducation est fortement corrélée aux revenus) aient une probabilité plus élevée de rechercher que les travailleurs à faibles revenus. En outre, on peut s'attendre à ce que les préférences pour les loisirs influencent le coût de la recherche, c'est-à-dire que les travailleurs ayant de fortes préférences pour les loisirs recherchent moins.

Hormis la théorie de recherche d'emploi, on retrouve la théorie de la concurrence pour l'emploi ou le modèle de job competition. (Thurow, 1975) s'appuie sur deux hypothèses : 1) l'équilibre entre l'offre et la demande de travail se réalise par les quantités d'emplois et 2) la productivité est une caractéristique de l'emploi et non du travailleur. L'individu doit, en effet, acquérir les qualifications pour le poste demandé à l'intérieur de l'entreprise. Dans ces conditions, le salaire est attaché à l'emploi et non à l'individu. À partir de ces deux hypothèses, le diplôme est perçu comme un signalement des aptitudes, déterminant l'accès à l'emploi de l'individu à être formé par l'entreprise. Ainsi, l'entreprise embauche non pas les plus productifs, mais les plus aptes à être formés rapidement, diminuant les coûts de formation pour l'employeur. La concurrence pour l'emploi se manifeste par la constitution d'une file d'attente où les plus diplômés se trouvent en haut de liste. Cette théorie est radicalement opposée à celle du capital humain. La théorie de la concurrence pour l'emploi ne repose pas, en effet, sur un arbitrage entre le rendement et les investissements de l'individu, mais sur une concurrence entre les individus où les plus diplômés remportent. Conformément à cette théorie, poursuivre ses études, c'est « être dans la course ».

Les PAMT influencent principalement le coût de la recherche en réduisant le temps libre des travailleurs. Ainsi, ce sont principalement les travailleurs ayant une forte préférence pour les loisirs qui seront touchés par de tels programmes. Les travailleurs ayant des revenus (et des niveaux d'éducation) élevés, en revanche, devraient être moins touchés, car ils auraient probablement cherché un emploi de toute façon en raison du manque à gagner élevé en cas de chômage.

Plusieurs études ont évalué l'impact des PAMTT aussi bien dans les pays développés (par exemple, Sianesi 2004; Sianesi 2008 ; Fitzenberger et al. 2008; Kastoryano et van der Klaauw 2011 et Biewen et al. 2014) que dans les pays en développement et en transition (Alzúa et al., 2016 ; Alzúa et al., 2019 ; Attanasio et al., 2011; Adoho et al., 2014, Blattman et al., 2014 ; Groh, et al., 2016; Ibararán et al., 2014 ; Premand, et al., 2016 ; Kane et al., 2020, Kane et al., 2021 et Kane et al., 2022). Plusieurs articles abordent explicitement ce problème d'assignation de traitement dynamique. Sianesi (2004) propose de transformer le problème dynamique en un problème statique en se concentrant sur l'effet du traitement maintenant par rapport à l'attente d'un traitement. Les applications de cette approche incluent Sianesi (2008), Fitzenberger et al. (2008) et Biewen et al. (2014).

Plusieurs autres articles se concentrent sur l'effet moyen du traitement après une certaine durée par rapport à l'absence de traitement, et c'est également l'effet moyen considéré dans notre article. Fredriksson et Johansson (2008) et Crépon et al. (2009) utilisent les résultats des non-encore traités pour obtenir le résultat contrefactuel de ceux qui n'ont jamais reçu de traitement. Dans un article connexe, Kastoryano et van der Klaauw (2011) comparent différentes approches d'évaluation dans un cadre dynamique. D'autres études influentes incluent Lechner (1999), Gerfin et Lechner (2002) et Lechner et al. (2011). En particulier, Lechner et al. (2011) évaluent les effets à long terme d'un programme de formation et discutent du modèle d'évaluation statique dans un cas où la taille de l'échantillon est trop petite pour utiliser les méthodes de Fredriksson et Johansson (2008) et Sianesi (2008), ajoutant à la littérature sur l'évaluation sous affectation de traitement dynamique.

Une autre contribution consiste à fournir un estimateur de pondération de probabilité inverse dynamique (DIPW) pour l'effet moyen du traitement sur les personnes traitées pour un traitement au cours d'une certaine période par rapport à l'absence de traitement maintenant ni par la suite. L'un des avantages de l'approche DIPW est qu'une fois que les scores formant les poids ont été estimés, aucune hypothèse de forme fonctionnelle supplémentaire n'est nécessaire. Les applications récentes des nouvelles méthodes proposées dans cet article incluent van den Berg et al. (2015) et Albanese et al. (2015). Les propriétés d'échantillon fini de l'estimateur DIPW sont comparées à celles de l'estimateur d'appariement en deux étapes de Fredriksson et Johansson (2008) et de l'estimateur par blocage de Crépon et al. (2009) dans une simulation de Monte Carlo. L'estimateur permet une sélection sur des covariables variant dans le temps.

L'analyse des séquences de traitements dans un contexte de durée de survie est étroitement liée aux articles précédents sur les séquences de traitements. En particulier, Lechner (2008), Lechner (2009) et Lechner et Miquel (2010) développent un cadre séminal pour l'analyse causale des séquences de traitements, et proposent et mettent en œuvre des estimateurs d'appariement et de pondération de probabilité inverse pour diverses moyennes. Ce modèle causal suppose un cadre avec des périodes discrètes pour lesquelles les traitements, les facteurs de confusion et les résultats sont observés à toutes les périodes. Le résultat d'intérêt est la différence entre deux résultats potentiels à un moment donné.

Dans le contexte des pays en développement et en transition, Alzúa et al. (2016) montrent un effet positif des programmes de formation sur l'emploi des jeunes en Argentine en utilisant une approche expérimentale. De même, Alzúa et al. (2019) montrent un impact à court terme positif et statistiquement significatif d'un programme de formation en Mongolie sur les salaires des participants. Groh et al. (2016) examinent l'impact d'une subvention salariale sur l'emploi des diplômés récents en Jordanie en utilisant une approche expérimentale. Ils montrent que la subvention a entraîné une augmentation de l'emploi de 38 points de pourcentage à court terme. Toutefois l'effet

moyen est beaucoup plus petit et n'est plus statistiquement significatif après l'expiration de la période d'intervention. Leur étude démontre que l'expérience de travail supplémentaire acquise grâce à la subvention salariale ne constitue pas un tremplin pour les nouveaux diplômés. Attanasio et al. (2011) ont évalué l'impact d'un programme de formation pour les jeunes défavorisés introduit en Colombie en 2005 à l'aide d'une approche expérimentale. Ils montrent que les bénéficiaires gagnent 19,6% de plus et ont une probabilité d'emploi rémunéré de 0,068 supérieure au groupe témoin, principalement dans les emplois du secteur formel. En Afrique, Adoho et al. (2014) évaluent l'impact du projet d'autonomisation économique des adolescentes et des jeunes femmes au Libéria et trouvent un impact positif sur l'emploi et les revenus des participants au programme, par rapport au groupe témoin. Blattman et al., (2014) évaluent l'impact d'un programme gouvernemental en Ouganda conçu pour aider les pauvres et les chômeurs à devenir des artisans indépendants, à augmenter leurs revenus et à promouvoir ainsi la stabilité sociale en utilisant une méthode expérimentale. Ils montrent que par rapport au groupe témoin, le programme augmente l'actif de l'entreprise de 57%, les heures de travail de 17% et les revenus de 38%. En Tunisie, Premand, et al. (2016) évaluent l'impact d'une formation en entrepreneuriat proposant une formation et un encadrement pour aider les étudiants à élaborer un plan d'affaire. En se basant sur la nature aléatoire de la sélection au programme, ils étudient les impacts sur les résultats des étudiants sur le marché du travail un an après l'obtention du diplôme. Leur résultat montre que le programme a entraîné une légère augmentation du travail indépendant, mais les taux d'emploi globaux sont restés inchangés.

Toutefois, les nombreuses études empiriques présentées et discutées dans les récentes revues systématiques (par exemple, Card et al. 2017 ; Kluge et al., 2019) de l'évaluation des PAMT montrent clairement que la réalité contextuelle est essentielle pour mesurer l'ampleur et la pertinence statistique des résultats du marché du travail (Alzúa et al., 2019). La présente étude contribue à la littérature empirique existante en étant l'une des premières études à évaluer l'impact des PAMT sur le temps de recherche d'emploi en Afrique sub-saharienne en général et au Sénégal en plus d'études déjà réalisées par (Kane et al., 2019, Kane et al., 2020 et Kane et al., 2022).

3 Méthodologie

3.1 Cadre d'évaluation

Nous considérons les effets moyens sur le temps de survie lorsque les transitions ainsi que le début du traitement peuvent se produire à tout moment dans un temps discret. Le temps jusqu'au début du traitement est noté S et nous prenons $Y_t(s)$ comme indicateur d'une transition à la période t si elle est traitée à s . Le résultat potentiel en cas de non-traitement est noté $Y_t(0)$ et le résultat observé à la période t est Y_t . $\bar{Y}_t(s)$ est la séquence de résultats potentiels $\bar{Y}_t(s) = \{Y_1(s), \dots, Y_t(s)\}$, \bar{Y}_t est une séquence similaire de résultats observés, et $\bar{Y}_t(s) = 0$ implique que tous les résultats de la séquence sont égaux à zéro. Tout au long de l'article, nous supposons un échantillon de N individus $i = 1, \dots, N$. Par la suite, la notation $Y_{t,i}$ est utilisée pour désigner le résultat observé d'un individu spécifique, et une notation similaire sera utilisée pour d'autres variables.

Nous considérons l'effet moyen du traitement à s sur la probabilité de survie jusqu'au point t par rapport à la survie tout au long du même intervalle si jamais traité :

$$ATE_{t,s}(s) = \Pr(\bar{Y}_t(s) = 0 | S = s, \bar{Y}_{s-1}(s) = 0) - \Pr(\bar{Y}_t(0) = 0 | S = s, \bar{Y}_{s-1}(s) = 0) \quad (1)$$

Dans notre cas, nous cherchons à évaluer les effets dynamiques de la participation aux PAMT au Sénégal. L'objectif des programmes est de fournir aux chômeurs une expérience pratique dans une certaine profession, et les programmes peuvent commencer après toute période de chômage écoulée. Alors, S est le temps entre l'entrée au chômage et le début du programme de stages pratiques, $Y_t(s)$ est un indicateur d'une transition du chômage à l'emploi à la période t si elle est traitée en s , et $\bar{Y}_t(0)$ implique que le chômeur reste au chômage pendant au moins t périodes. L'effet d'intérêt

moyen, $ATET_t(s)$, est la différence de probabilité de rester au chômage jusqu'à la période t lorsqu'on compare la participation à une formation après s périodes sans la participation à une formation.

3.2 Hypothèses

Nous supposons que nous disposons de données sur la sélection au traitement de sorte qu'il est raisonnable de supposer que les durées potentielles sont indépendantes de l'affectation au traitement lorsqu'elles sont conditionnées aux covariables observées. En particulier, nous permettons la sélection sur des covariables variant dans le temps.

Pour exclure les effets du traitement à la période t sur X , les covariables déterminant l'attribution du traitement à t doivent être mesurées avant que les signatures ne soient faites. Pour cette raison, nous utilisons la notation X_{t^-} pour les covariables observées à t , où t^- indique que X est mesuré au moins légèrement avant t . Notez que X_{t^-} peut inclure des covariables de périodes précédentes, voire le vecteur entier de covariables de toutes les périodes précédentes.

Introduisons également la notation D_t , qui dénote un traitement à la période t .

Formellement, l'hypothèse est que l'absence de confusion devrait être maintenue séquentiellement en fonction des covariables observées variant dans le temps parmi les survivants non traités :

$$\{Y_k(s); \forall k, s \geq t\} \perp D_t | X_{t^-}, S > t - 1, \bar{Y}_{t-1}(0) = 0 \quad (A1)$$

L'hypothèse suivante est l'hypothèse familière de non-anticipation (voir, par exemple, Abbring et van den Berg, 2003) :

$$\Pr(Y_t(s') = 1) = \Pr(Y_t(s'') = 1), \quad \forall t < \min(s', s''). \quad A2$$

L'implication de l'hypothèse (A2) est que les traitements futurs ne devraient pas affecter les résultats actuels.

Outre les hypothèses (A1) et (A2), une condition de chevauchement¹ et SUTVA doivent être vérifiées. Ce dernier exclut les effets d'équilibre général et les autres types d'interférences entre les individus de l'échantillon.

3.3 Identification

Nous montrons que $l'ATET_t(s)$ est identifié sous les hypothèses (A1) et (A2). La fonction de survie sous traitement à s est directement identifiée par les résultats des personnes réellement traitées à s . Le problème principal est plutôt de savoir comment sélectionner un groupe de contrôle approprié afin d'identifier le résultat contrefactuel, $\Pr(\bar{Y}_t(0) = 0 | S = s, \bar{Y}_{s-1}(s) = 0)$. Un problème clé est que le début du traitement peut survenir à tout moment, de sorte que les personnes non traitées à t peuvent être traitées après t . Un autre problème est que le début du traitement n'est pas observé si un individu quitte l'état initial avant d'avoir reçu le traitement. Ce problème d'identification est discuté par exemple par Fredriksson et Johansson (2008) et Crépon et al. (2009) dans un cadre avec sélection sur des covariables invariantes dans le temps. L'idée dans les deux articles est d'utiliser successivement tous ceux qui ne sont pas encore traités à t pour estimer le taux de sortie sous aucun traitement à t pour ceux qui sont traités à s . Nous montrons maintenant qu'une logique similaire s'applique à la sélection sur des covariables variant dans le temps.

Pour l'effet du traitement dans la première période, $ATET_2(1)$, notre principal résultat d'identification est résumé dans le théorème 1. Des expressions similaires s'appliquent pour $l'ATET_t(s)$ pour les autres t et s .

¹Nous avons : $\Pr(D_t = t | X_{t^-}, S \geq t, \bar{Y}_{t-1}) < 1$ pour tout t . Autrement dit, comme pour les effets moyens statiques du traitement sur les personnes traitées, la propension au traitement doit être inférieure à un.

Théorème 1 (Identification d'ATET). Supposons que (A1) et (A2) tiennent alors

$$ATE T_2(1) = \Pr(Y_2 = 0, Y_1 = 0 | S = 1) - E_{X_1-|S=1} [E_{X_2-|X_1-, Y_1=0, S=1} \{ \Pr(Y_2 = 0 | X_2-, Y_1 = 0, S > 2) \Pr(Y_1 = 0 | X_1-, S > 1) \}]$$

A chaque période, seuls les individus non encore traités sont utilisés, de sorte que le groupe témoin change successivement au fur et à mesure que certains individus précédemment non traités commencent le traitement. Dans la première période, les individus non encore traités avec $S > 1$ sont utilisés et dans la deuxième période, les individus non encore traités avec $S > 2$ sont utilisés. Il est possible d'utiliser ce groupe de comparaison changeant successivement, puisque, sous réserve des covariables, le traitement en tant que signes chez les survivants non traités est supposé être sans rapport avec les résultats potentiels.

Notez que les hypothèses (A1) et (A2) sont importantes pour l'identification. L'hypothèse (A1) concerne la répartition du traitement entre les individus et garantit que les personnes traitées et non encore traitées ont des résultats potentiels similaires. L'hypothèse (A2) concerne la relation entre différents résultats potentiels pour un individu donné et garantit que les résultats des personnes non encore traitées à t peuvent être utilisés pour imiter les résultats sous aucun traitement même si certains des patients non encore traités à t sont traités après t .

3.4 Estimation IPW dynamique

Nous proposons un estimateur dynamique par pondération de probabilité inverse (DIPW) pour l'effet moyen du traitement sur les personnes traitées. La validité de l'hypothèse (A1) et (A2) donne, un estimateur cohérent de $ATE T_t(s)$ qui est :

$$\widehat{ATE T}_t(s) = \prod_{k=s}^t \left[1 - \frac{\sum_i Y_{k,i} 1(\bar{Y}_{k-1,i} = 0) 1(S_i = s)}{\sum_i 1(\bar{Y}_{k-1,i} = 0) 1(S_i = s)} \right] - \prod_{k=s}^t \left[1 - \frac{\sum_i \hat{w}_i(s, k) Y_{k,i} 1(\bar{Y}_{k-1,i} = 0) 1(S_i > k)}{\sum_i \hat{w}_i(s, k) 1(\bar{Y}_{k-1,i} = 0) 1(S_i > k)} \right] \quad (2)$$

avec les poids estimés

$$\hat{w}_i(s, k) = \frac{\hat{P}_s(X_{i,s-})}{1 - \hat{P}_s(X_{i,s-})} \frac{1}{\prod_{m=s+1}^k 1 - \hat{P}_m(X_{i,m-})}, \quad (3)$$

où $1(\cdot)$ est une fonction indicatrice, et $P_s(X_{i,s-}) = \Pr(S = t | X_{i,s-}, S \geq t, \bar{Y}_{t-1} = 0)$ est un score de propension. Plus précisément, $P_s(X_{i,s-})$ est la probabilité estimée d'obtenir un traitement pendant la période s compte tenu de la survie jusqu'à la période s et des covariables X . Notez que les poids sont normalisés par construction. Une façon d'obtenir des erreurs standard consiste à amorcer. Étant donné que les probabilités de sélection et les poids sont réestimés à chaque réplique de bootstrap, cela explique la variation à la fois dans l'estimation des poids et dans l'équation de résultat.

Considérons l'intuition derrière l'estimateur. Si l'intérêt réside dans l'effet moyen sur les personnes traitées en s , les résultats réellement observés des personnes traitées en s peuvent être utilisés pour estimer le taux de survie sous traitement (première partie de l'estimateur). Le résultat contrefactuel en l'absence de traitement est obtenu en utilisant des survivants non traités à s , c'est-à-dire ceux qui n'ont pas encore été traités à s . Sous l'hypothèse (A1), les traités à s et les non encore traités à s sont comparables si l'on tient compte du fait qu'en raison du processus d'attribution, la distribution de X diffère entre ces deux populations. Ainsi, le taux de sortie contrefactuel en s est obtenu en pondérant les non-encore traités à risque en s et les sorties parmi ce groupe, et les poids découlent essentiellement de l'estimateur IPW de l'effet moyen sur les traités dans l'évaluation statique littéraire (voir par exemple, Wooldridge, 2010).

À $s + 1$, c'est-à-dire dans la deuxième période après le début du traitement, une fraction des non encore traités à s qui survit jusqu'à $s + 1$ commence le traitement. Cela crée une censure sélective dans le groupe des non-encore traités. Cependant, sous l'hypothèse (A1), les affectations à $s + 1$ ne dépendent que des covariables observées, de sorte que la censure sélective peut être prise en compte en pondérant les résultats des non-encore traités à $s + 1$, et c'est la but de la deuxième partie des poids. L'implication est que les individus qui ne sont pas encore traités avec des covariables telles qu'ils ont une forte probabilité de commencer un traitement reçoivent un poids plus important.

Encore une fois, le taux de sortie est obtenu en divisant les sorties pondérées par l'ensemble de risques pondéré. Une pondération similaire se produit dans les périodes suivantes.

Notez qu'à chaque période, seuls les individus non encore traités sont utilisés, de sorte que le groupe de contrôle change successivement au fur et à mesure que certains individus précédemment non traités commencent le traitement. Pour les évaluations des PAMT, cela signifie que le groupe de contrôle de chaque période est composé de chômeurs qui sont toujours au chômage et qui ne se sont pas encore inscrits aux PAMT. Certains de ces travailleurs témoins, cependant, s'inscrivent au programme au cours des périodes suivantes, moment auquel ils sont retirés du groupe de contrôle, et les poids tiennent compte de cette censure sélective des personnes non encore traitées qui sont traitées.

4 Résultats

Cette section illustre l'estimateur DIPW à l'aide des données recueillies en 2018 pour l'appui du Centre de Recherche pour le Développement International dans le cadre du projet sur l'amélioration des politiques d'emploi des jeunes en Afrique francophone plus particulièrement au Sénégal.

4.1 Détails des données et des estimations

Les données utilisées dans le cadre de la présente recherche proviennent de l'enquête sur l'amélioration des politiques d'emploi des jeunes en Afrique francophone plus particulièrement au Sénégal. Le registre contient des informations quotidiennes sur le moment où un individu (i) est devenu chômeur, (ii) est entré dans un programme du marché du travail et (iii) est sorti du chômage. Il comprend également des informations sur la raison de la sortie (emploi, études, invalidité ou maladie et perte de contact) et les caractéristiques personnelles enregistrées au début de la période de chômage. Nous retrouvons encore des informations sur l'état matrimonial, les caractéristiques du ménage (par exemple, le nombre d'enfants), les revenus du travail. Nous cherchons également des informations détaillées sur le chômage antérieur et l'historique du marché du travail à court terme (par exemple, le nombre et la durée des périodes précédentes).

La période prend fin lorsque le chômeur trouve un emploi. Les périodes avec sorties pour des raisons autres que l'emploi, telles que perte de contact, maladie ou fin d'études, sont censurées. Nous nous concentrons sur les effets des programmes d'entraînement au travail lorsque l'entraînement au travail est le premier programme pendant la période de chômage.

Nous utilisons des modèles de régression logit pour estimer les scores de propension et appliquons la règle d'ajustement décrite à la section 3.6 (t est fixé à 1 %).

4.2 Identification

Afin d'appliquer l'estimateur DIPW, deux hypothèses principales doivent être remplies : l'absence de confusion séquentielle et l'absence d'anticipation. La crédibilité de cette hypothèse dépend dans une large mesure des covariables contrôlées dans l'analyse. Nous contrôlons les caractéristiques de base, y compris le sexe, l'âge, l'âge au carré, un indicateur pour au moins un enfant dans le ménage, l'état matrimonial et le niveau d'éducation (2 catégories). Nous contrôlons également le moment de l'entrée au chômage (fictives du moi d'entrée), département de résidence (2 départements), l'historique du

marché du travail à court terme (revenu du travail) et historique de chômage à moyen terme (nombre de moi au chômage).

Les variables utilisées dans l'analyse sont sélectionnées sur la base des résultats d'études antérieures. Par exemple, Heckman et al. (1998) et Heckman et Smith (1999) soulignent qu'en plus d'utiliser des variables socioéconomiques de base, il est également très important de contrôler le chômage antérieur, les gains décalés et les caractéristiques du marché du travail local.

Ici, nous contrôlons pour des types de variables similaires, mais il existe quelques différences par rapport à Lechner et Wunsch (2013). La principale différence est qu'ils incluent des informations plus détaillées sur l'historique à court terme du marché du travail. Nous avons exploré l'utilisation de contrôles plus détaillés de la même manière que Lechner et Wiehler (2013), mais les résultats n'ont pas changé de manière significative.

4.3 Effets de la participation aux programmes d'emploi

Le résultat de l'estimation pour un épisode de participation aux programmes d'emploi est présenté à la figure 1. Ceci donne le résultat pour l'effet après un certain nombre de mois. Il convient de noter que les résultats concernent l'effet sur la fraction ré-employée plutôt que l'effet sur le taux de survie. La figure montre que dans tous les cas, il y a des effets de verrouillage substantiels avec des taux d'emploi plus faibles au cours des premiers mois suivant l'inscription. Au cours du premier mois suivant l'affectation, le taux de réemploi est plus faible dans le groupe de traitement. Après cette période, les participants rattrapent leur retard et, environ 40 mois après l'inscription, le taux d'emploi est en moyenne supérieur d'environ 4,6 points de pourcentage parmi les participants.

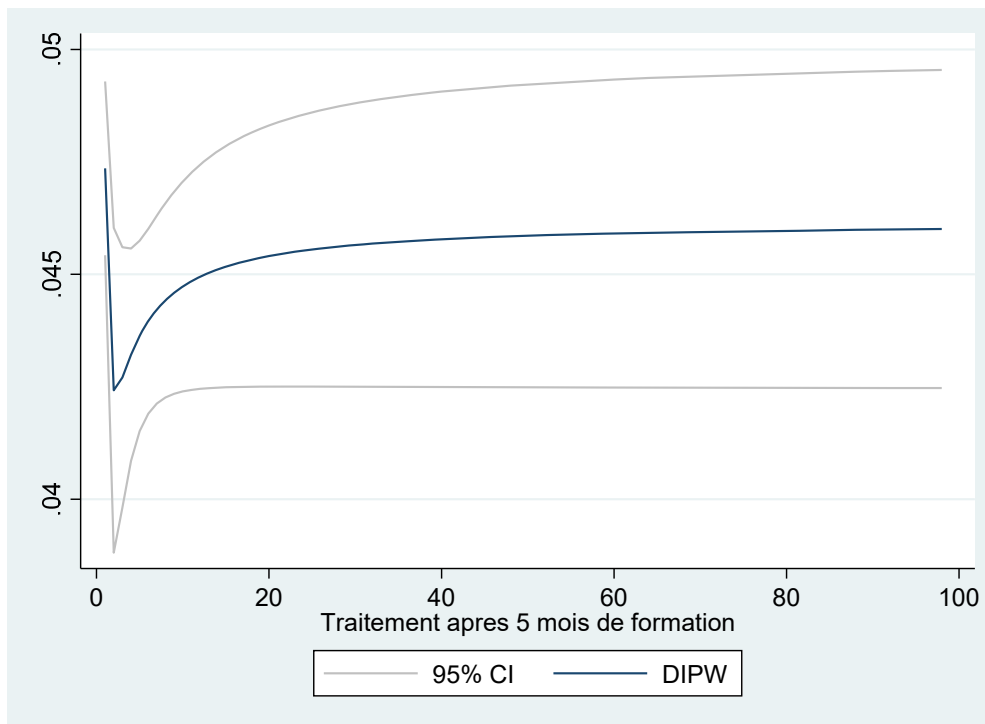


Figure 1 : Effet de la participation aux programmes d'emploi sur la fraction réemployée. Par durée de prétraitement.

4.4 Effets des séquences de programmes

Nous examinons maintenant les effets de différentes séquences de la participation aux programmes. Le tableau 1 présente les effets des différentes séquences de la participation aux programmes lorsque ces séquences sont comparées à l'absence d'inscription à un programme. Nous explorons l'effet de

traitement définies par une combinaison spécifique de la participation du programme sur le temps d'entrée. Nous présentons les résultats pour différents moments de participation au programme. Les effets cumulés sont échelonnés de manière à pouvoir être interprétés comme l'effet sur la durée moyenne tronquée du chômage en mois.

Dans un premier temps, considérez les résultats de la première colonne qui donnent les résultats sur l'ensemble des participants de la politique d'emploi. Les résultats montrent que dans l'ensemble, la participation à un programme actif du marché du travail, entraîne une diminution du temps passé au chômage, même si ces différences ne sont pas toujours significatives.

Nous constatons également qu'une inscription plus tardive à la formation est associée à des effets plus importants sur l'emploi. Une explication possible peut être expliquée selon (Mereuta, 2021) par différents facteurs contextuels qui peuvent influencer l'efficacité des PAMT. Il s'agit notamment de la phase du cycle économique dans laquelle ils sont mis en œuvre (récession, reprise et prospérité), de la phase de développement économique du pays examiné (représentée par la croissance économique, le niveau de revenu et/ou le degré d'informalité de l'économie), de la capacité institutionnelle ainsi que de la dimension socioculturelle.

Nous trouvons des preuves que, quel que soit le genre la participation au programme de formation conduit à des durées de chômage plus courtes.

Cela peut être traduit par le fait que s'il n'existe pas des formes de discrimination sur le genre pour la participation à des politiques actives du marché du travail, cela peut constituer une voie rapide vers un nouveau type de profession ou vers un nouveau type de marché du travail pour assurer l'égalité des sexes ce qui permet par ricochet d'évaluer les emplois selon leur juste valeur et d'éviter les écarts salariaux Vikström, J. (2017).

Tableau 1 : Taux d'emploi cumulés

Temps du programme	Ensemble	Homme	Femme
1 - 5 mois	-0,17 (0,07)	-0,26 (0,10)	-0,10 (0,09)
6 - 10 mois	-0,23 (0,34)	-0,22 (0,32)	-0,20 (0,12)
11 - 15 mois	-0,45 (0,25)	-0,27 -	- -

Note : Le tableau ci-dessous, montre les taux de réemploi cumulés

5 Conclusion

Cet article a reconsidéré l'évaluation du traitement sous incertitude dans un contexte d'assignation de traitement dynamique dans lequel le traitement peut commencer à n'importe quel moment. Le résultat d'intérêt est le temps de survie et, avec l'assignation dynamique du traitement, cela introduit des problèmes méthodologiques bien connus. Nous avons proposé un estimateur DIPW pour estimer les effets moyens dans ce contexte, en nous concentrant à la fois sur les effets du traitement dans l'ensemble des bénéficiaires du programme et une analyse suivant le genre. Le nouvel estimateur implique des pondérations distinctes pour chaque période et l'utilisation des personnes non encore traitées à chaque période pour estimer le taux de survie contrefactuel.

Étant donné que les programmes PAMT peuvent commencer à n'importe quelle durée de chômage écoulée et que le résultat d'intérêt est la durée de chômage, cela offre une application clé des estimateurs présentés dans notre article. Le résultat est que la participation au programme actif du marché du travail entraîne une augmentation significative des taux d'emploi par rapport à l'absence de traitement.

Nous avons également étudié les effets selon le genre. Dans un contexte où les écarts de genre restent importants, que ce soit en termes de participation au marché du travail et d'accès à l'emploi, de rémunération ou, plus largement, de qualité des emplois (accès à la formation continue, sécurité de l'emploi, temps partiel et sous-emploi...). Des politiques actives du marché du travail basées sur la réduction des inégalités femmes-hommes sur le marché du travail doivent constituer un objectif important des politiques Africain en particulier au Sénégal. Ces politiques doivent aussi fonder notamment sur le principe d'égalité de rémunération mais, également, sur une série de directives (concernant le congé maternité, le congé parental, la discrimination et l'égalité de traitement et sur des engagements stratégiques).

Un sujet pour les travaux futurs serait d'examiner dans quelle mesure la participation massive des femmes dans des PAMT augmentent les perspectives d'emploi. En particulier, pour les femmes moins instruites.

Bibliographie

Adoho, F., Chakravarty, S., Korkoyah, D., Lundberg, M., Tasneem, A. (2014). « The Impact of an Adolescent Girls Employment Program: The EPAG Project in Liberia ». Policy Research Working Paper 6832, World Bank, Policy Research Department, Washington, DC.

Almeida, R., Behrman, J. et Robalino, D. (Eds.). (2012). « Les bonnes compétences pour le poste ? » : Repenser les politiques de formation des travailleurs. Publications de la Banque mondiale.

Alzua, M. L., Batbekh, S., Batchuluun, A., Dalkhjav, B., and Galdo, J. (2019). « Demand Driven Youth Training Programs »: Experimental Evidence from Mongolia. SSRN Electronic Journal. doi:10.2139/ssrn.3410565

Alzúa, M. L., Cruces, G., and Lopez, C. (2016). « Long-Run Effects of Youth Training Programs: Experimental Evidence from Argentina ». *Economic Inquiry* 54, 1839-1859.

ANSD, (2021). Enquête harmonisée sur les Conditions de Vie des Ménages (EHCVM) au Sénégal. Septembre 2021.

Attanasio, O., Kugler, A., and Meghir, C. (2011). « Subsidizing Vocational Training for Disadvantaged Youth in Colombia: Evidence from a Randomized Trial ». *American Economic Journal: Applied Economics* 3, 188-220.

BAD (2017), « Stratégie pour l'Emploi des Jeunes en Afrique ». https://www.afdb.org/fileadmin/uploads/afdb/Documents/GenericDocuments/Ministeria_l_Conferences_Report_Fr.pdf, consulté le 10 Aout 2019

BAD (2018). Labor Markets and Jobs in West Africa : Working Paper Series N° 297, African Development Bank, Abidjan, Côte d'Ivoire.

Blattman C., Fiala N., Martinez S. (2014). « Generating Skilled Self-employment in Developing Countries »: Experimental Evidence from Uganda". *The Quarterly Journal of Economics*. 697-752.

Biewen, M., Fitzenberger, B., Osikominu, A., Paul, M., (2014). « The effectiveness of public sponsored training revisited: the importance of data and methodological choices ». *J. Labor Econ.* 32 (4), 837-897.

Busso, M., DiNardo, J., McCrary, J., (2014). « New evidence on the finite sample properties of propensity score reweighting and matching estimators ». *Rev. Econ. Stat.* 96 (5), 885-897.

Card, D., Kluve, J., and Weber, A. (2017). « What Works? A Meta Analysis of Recent Active Labor Market Program Evaluations. *Journal of the European Economic Association* », 16(3), 894-931. doi:10.1093/jeea/jvx028.

Caliendo, M., Fedorets, A., Preuss, M., Schröder, C. et Wittbrodt, L. (2017). « Les effets distributifs à court terme de la réforme allemande du salaire minimum ».

Crépon, B., Ferracci, M., Jolivet, G., van den Berg, G.J., (2009). « Active labor market policy effects in a dynamic setting ». *J. Eur. Econ. Assoc.* 7, 595-605.

Diamant, Pennsylvanie (1982). « Détermination des salaires et efficacité dans l'équilibre de recherche ». *La Revue des études économiques*, 49 (2), 217-227.

Fitzenberger, B., Osikominu, A., Völter, R., (2008). « Get training or wait? long-run employment effects of training programs for the unemployed in west germany ». *Annales d'Économie et de Statistique*, 91/92, 321-355.

Fredriksson, P., Johansson, P., (2008). « Dynamic treatment assignment: the consequences for evaluations using observational data ». *J. Busi. Econ. Stat.* 26 (4), 435-445.

- Frölich, M., 2004. « Finite sample properties of propensity-score matching and weighting estimators ». *Rev. Econ. Stat.* 77–90.
- Gerfin, M., Lechner, M., (2002). A microeconomic evaluation of the active labour market policy in Switzerland. *Econ. J.* 112, 854–8
- 93.
- Groh, M., Krishnan, N., McKenzie, D., & Vishwanath, T. (2016). « Do Wage Subsidies Provide a Stepping-Stone to Employment for Recent College Graduates? » Evidence from a Randomized Experiment in Jordan”. *The Review of Economics and Statistics*, 98(3), 488–502.
- Heckman, J., Ichimura, H., Todd, P., (1998). « Matching as an econometric evaluation estimator ». *Rev. Econ. Stud.* 65, 261–294.
- Heckman, J., Smith, J., (1999). « The pre-programme earnings dip and the determinants of participation in a social programme implications for simple programme evaluation strategies ». *Econ. J.* 109, 313–348.
- Huber, M., Lechner, M., Wunsch, C., (2013). « The performance of estimators based on the propensity score ». *J. Econom.* 175, 1–21.
- Ibarrarán, P., Ripani, L., Taboada, B., Villa, J. M., and García, B. (2014). « Life Skills, Employability and Training for Disadvantaged Youth: Evidence from a Randomized Evaluation design ». *IZA Journal of Labor & Development*, 3, 10.
- Kane, A., Barry, I. (2022). « Déterminants de la durée de transition entre l'école et le premier emploi au Sénégal » *Revue Ramres – n°12 serie économie et gestion – décembre 2021.*
- Kane, A., Barry, I., Marone, M., Ndoye, M.L., Thiongane, M., Seck, A. et Dogbe, A.K. (2019). Évaluation d'impact des programmes de promotion de l'emploi des jeunes au Sénégal : cas de la Convention Nationale État-Employeurs (CNEE).
- Kane, A., Ndoye, M. L., et Seck, A. (2020). Efficacité du dispositif d'accompagnement à l'insertion professionnelle des jeunes au Sénégal, *African Development Review*, 32(S1). doi:10.1111/1467-8268.12486.
- Kane, A., Ndoye, M. L., et Seck, A. (2022). Déterminants de la durée de transition entre l'école et le premier emploi au Sénégal, *Revue ramres – n°12 serie économie et gestion – décembre 2021.*
- Kastoryano, S., van der Klaauw, B., (2011). « Dynamic evaluation of job search assistance », *IZA DP no.5424.*
- Kluve, J., Puerto, S., Robalino, D., Romero, J. M., Rother, F., Stöterau, J., Weidenkaff, F., and Witte, M. (2019). « Do Youth Employment Programs Improve Labor Market Outcomes? » *A Quantitative Review. World Development* 114, 237-253. doi: <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2018.10.004>.
- Lechner, M., (2008). « Matching estimation of dynamic treatment models: Some practical issues ». In: Millimet, D., Smith, J., Vytlacil, E. (Eds.), *Advances in Econometrics* 21, Modelling and Evaluating Treatment Effects in Econometrics. Emerald Group Publishing Limited, pp. 289–333.
- Lechner, M., (2009). « Sequential causal models for the evaluation of labor market programs ». *J. Bus. Econ. Stat.* 27 (1), 71–83.
- Lechner, M., (1999). « Earnings and employment effects of continuous off-the-job training in east Germany after unification ». *J. Bus. Econ. Stat.* 17, 74–90.
- Lechner, M., Miquel, R., (2010). « Identification of the effects of dynamic treatments by sequential conditional independence assumptions ». *Empirical Econ.* 39, 111–137.

- Lechner, M., Miquel, R., Wunsch, C., (2011). Long-run effects of public sector sponsored training in west germany. *J. Eur. Econ. Assoc.* 9 (4), 742–784.
- Lechner, M., Wiehler, S., (2013). « Does the order and timing of active labour market programmes matter? » *Oxford Bull. Econ. Stat.* 75 (2), 180–212.
- Lechner, M., Wunsch, C., (2013). « Sensitivity of matching-based program evaluations to the availability of control variables ». *Labour Econ.* 21, 111–121.
- Martin, J. P. (2015). Activation and active labour market policies in oecd countries: stylised facts and evidence on their effectiveness. *IZA Journal of Labor Policy*, 4(1):1–29.
- Mereuta, C. (2021). Évaluation de l'efficacité des politiques actives du marché du travail dans les situations de crise et d'après-crise.
- Mortensen, DT (1982). « Droits de propriété et efficacité dans l'accouplement, les courses et les jeux connexes ». *La revue économique américaine*, 72 (5), 968-979.
- OECD (2021). « Scaling up policies that connect people with jobs in the recovery from covid19 ». OECD Policy Responses to Coronavirus, OECD Publishing
- OECD (1994). « The OECD jobs study: facts, analysis, strategies ». OECD Publishing.
- Phelps, E. S. (1970). « The new microeconomics in employment and inflation theory ». E. S. Phelps, ed., *Microeconomic Foundations of Employment and Inflation Theory*, New York: Norton.
- Pissarides, Californie (1985). « Dynamique d'équilibre à court terme du chômage, des postes vacants et des salaires réels ». *La revue économique américaine*, 75 (4), 676-690.
- Pissarides, C. A. & Mortensen, D. T. (1999). « Unemployment responses to 'skill-biased' technology shocks: the role of labour market policy ». *The Economic Journal*, 109(455), 242-265.
- Pissarides, Californie (2000). « Théorie du chômage d'équilibre ». Presse du MIT.
- Premand, P., Brodmann, S., Almeida, R., Grun, R., and Barouni, M. (2016). « Entrepreneurship Education and Entry into Self-employment among University Graduates ». *World Development*, 77, 311–327.
- Smith, J. and Todd, P. (2000). « Does matching overcome LaLonde's critique of nonexperimental estimators? » mimeo, downloadable from <http://www.bsos.umd.edu/econ/jsmith/Papers.html>.
- Sianesi, B., (2004). « An evaluation of the swedish system of active labour market programmes in the 1990s ». *Rev. Econ. Stat.* 86, 133–155.
- Sianesi, B., 2008. « Differential effects of active labour market programs for the unemployed. *Labour Econ* ». 15 (3), 370–399.
- Stigler, GJ (1961). L'économie de l'information. *Journal d'économie politique*, 69 (3), 213-225.
- Thurow, LC (1975). « Génération d'inégalités ». Livres de base.
- Vikström, J. (2017). « Attribution de traitement dynamique et évaluation des politiques actives du marché du travail ». *Économie du travail*, 49, 42-54.
- Wooldridge, J.M., (2010). « Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data, 2nd ed. MIT Press ».
- World Population Prospects (2017). World Population Prospects: The 2017 Revision. Available at <https://esa.un.org/unpd/wpp>.