

Le Méthane : Un Allié Climatique et Économique

Une analyse des impacts politiques et des coûts d'atténuation
dans le secteur pétrolier et gazier

Auteur : Kévin Vandermarlière

Master Économie et Finance : Énergie, Finance, Carbone – Parcours Recherche

Septembre 2025

Mots clés :

méthane, régulation, coûts d'abattement, manque à gagner

Réalisé sous la direction de :

superviseur 1 – Anna Créti - Paris Dauphine

superviseur 2 – Quentin Peyle - Kayrros

Remerciements

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Anna Creti, qui m'a encadré tout au long de ce travail et m'a conseillé sur les directions à prendre, notamment sur les méthodologies à privilégier. Je remercie également Quentin Peyle, Chef de produit et mon tuteur de stage au sein de l'entreprise Kayrros, pour son expertise sur les données satellites, pour son aide dans la segmentation des sources d'émissions de méthane, ainsi que pour ses idées pertinentes qui ont enrichi ce travail. Je suis reconnaissant envers Albane Vigier pour son aide précieuse et son soutien, et envers Apolline Pignato, Maxence Névolet, Julian Akani Guery ainsi que tous les membres de Kayrros pour leur disponibilité et leur aide tout au long de ce projet.

Je souhaite également remercier Aldric Labarthe pour le temps qu'il m'a consacré, ses relectures attentives, ainsi que ses commentaires et suggestions d'amélioration, en particulier sur l'analyse de sensibilité et les méthodes de machine learning. Enfin, je remercie Louise Loridon pour son soutien et ses avis constructifs, qui ont contribué à la qualité de ce travail.

Résumé

Ce mémoire analyse l'impact des annonces réglementaires sur les émissions de méthane et évalue le potentiel économique de leur réduction dans les principaux bassins pétroliers et gaziers des États-Unis. Nous menons d'abord une analyse d'étude d'événement d'une réglementation américaine adoptée, mais non mise en œuvre, qui imposerait des taxes substantielles aux super-émetteurs de méthane. Nos résultats démontrent que la simple annonce de ce cadre réglementaire a conduit à des réductions significatives des émissions de méthane parmi les super-émetteurs ciblés, suggérant des réponses comportementales anticipatoires à la pression réglementaire. Deuxièmement, nous construisons des courbes de coût marginal d'abattement pour trois bassins pétroliers et gaziers majeurs aux États-Unis afin d'évaluer la faisabilité économique des réductions d'émissions de méthane. Notre analyse identifie un important « manque à gagner » dans trois bassins américains, où 8 % des émissions de méthane pourraient être réduites à un coût net nul et où 50 % pourraient être évitées pour moins de 1,5 USD/t CO₂e. Ces estimations de coût sont significativement inférieures aux estimations récentes, révélant un potentiel considérable inexploité pour une atténuation du méthane à court terme. Les résultats soulignent l'efficacité des signaux réglementaires pour déclencher des réductions immédiates d'émissions, mais révèlent aussi qu'un large potentiel de réduction rentable reste encore inexploité dans les conditions de marché actuelles. Nos conclusions ont des implications importantes pour la conception de politiques de réglementation du méthane efficaces et pour la compréhension des potentiels économiques de réductions volontaires d'émissions dans le secteur pétrolier et gazier.

Table des matières

1	Introduction	5
2	Revue de littérature	8
2.1	Deux Types de Données pour la Détection des Émissions de Méthane	8
2.1.1	Les Données Ascendantes	9
2.1.2	Les données Descendantes	9
2.2	L'Évaluation de l'Impact Causal d'une Régulation	11
2.3	Les Courbes de Coût Marginal d'Abatement	12
3	Données	14
3.1	Données ascendantes	14
3.2	Données descendantes	17
4	Méthode	19
4.1	L'effet d'annonce de la réglementation : une estimation par la méthode des doubles différences	19
4.2	Coût marginal d'abattement	22
5	Résultats	24
5.1	Analyse empirique : L'effet d'annonce de la réglementation américaine	24
5.1.1	Analyse de la double différence	24
5.1.2	Analyse d'étude d'événement	26
5.2	Modélisation : Les courbes de coût marginal d'abattement	27
5.2.1	La forme de la courbe	28
5.2.2	Analyse de sensibilité	29
6	Discussion	32
7	Remarques conclusives	34
8	Appendix	39
8.0.1	L'intensité du méthane	39
8.0.2	Test de robustesse	39
	Hypothèse des tendances parallèles	39
	Hypothèse de chevauchement	40
	Pondération Probabiliste Inverse	40
8.0.3	Test de placebo	44
8.0.4	Étude d'évènement	45
8.0.5	Courbes de coût marginal d'abattement	48
	Répartition par source de production	48
	Courbes de coût d'abattement	49

8.0.6	Analyse de sensibilité	51
	Simulations de Monte Carlo et propagation de l'incertitude	51
	Analyse de Shapley	54

1. Introduction

Le méthane (CH_4) est communément connu comme étant le deuxième gaz à effet de serre (GES) le plus important après le dioxyde de carbone (CO_2). En raison de son émission radiative beaucoup plus élevée sur le court terme, son potentiel de réchauffement global est environ 82 fois supérieur à celui du CO_2 sur un horizon de 20 ans. Cela en fait donc un levier particulièrement puissant pour lutter contre le changement climatique, avec un impact rapide à court terme. Pourtant, les émissions de méthane ont augmenté à un taux moyen d'environ 0,9% par an depuis le XIX^e siècle, et le dernier rapport d'évaluation du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) indique que les émissions anthropiques de méthane ont « très probablement » déjà contribué entre 0,37 °C et 0,87 °C au réchauffement planétaire observé, avec une estimation centrale de 0,57 °C [IPCC, 2021]. Le GIEC conclut en outre, avec « une forte confiance », que les trajectoires compatibles avec la limitation du réchauffement planétaire à 1,5 °C nécessitent des réductions substantielles du méthane anthropique parallèlement à des réductions importantes du CO_2 .

Environ 40% des émissions mondiales anthropiques de méthane proviennent du secteur énergétique, c'est-à-dire du pétrole, du gaz naturel et du charbon, où d'importantes parts d'émissions sont considérées comme techniquement contrôlables et, dans certains cas, économiquement évitables. Cette observation a commencé à attirer l'attention croissante des économistes. Pourtant, comparée à la vaste littérature sur la tarification du carbone et l'atténuation du CO_2 , l'analyse économique formelle des coûts d'abattement du méthane, des incitations et des réponses comportementales des entreprises reste relativement limitée.¹ Le développement d'une base économique et empirique autour du méthane est donc central à la fois pour la conception des politiques climatiques et pour l'amélioration des évaluations du coût total des gaz à effet de serre. Il est important de noter que l'atténuation du méthane peut générer des gains doubles : des bénéfices environnementaux grâce à l'évitement du réchauffement et une valeur économique auxiliaire grâce à la capture de gaz et à sa valorisation sur les marchés énergétiques.

L'élan politique s'est tout de même accéléré ces dernières années. Au niveau international, plus de 150 pays ont approuvé l'*Engagement mondial sur le méthane*², s'engageant à réduire les émissions de méthane d'origine humaine de 30% d'ici 2030 par rapport aux niveaux de 2020 [Global Methane Pledge, 2025]. Bien que non contraignant, cet engagement a stimulé les initiatives nationales et les propositions réglementaires, particulièrement dans les principales juridictions émettrices, comme les États-Unis et l'Union européenne. Aux États-Unis, la politique fédérale sous l'administration Biden a dépassé cette approche en annonçant une réglementa-

1. Il existe une littérature croissante en ingénierie et en sciences atmosphériques quantifiant les émissions et les options techniques d'abattement, mais l'intégration systématique dans les modèles économiques, l'estimation des coûts marginaux d'abattement utilisant des données satellites, et l'évaluation des politiques restent sous-développées.

2. Le « Global Methane Pledge ».

tion contraignante sur les Super-Émetteurs de méthane. La Loi de réduction de l'inflation de 2022³ a établi le *Programme de réduction des émissions de méthane* à travers la *Redevance sur les émissions des déchets*⁴, c'est-à-dire la première structure tarifaire nationale ciblant les émissions excessives de méthane du secteur pétrolier et gazier [U.S. Environmental Protection Agency, 2024].

L'incertitude réglementaire reste cependant une caractéristique déterminante de l'environnement politique. Le 14 mars 2025, une résolution conjointe sous la Loi de révision du Congrès de l'administration Trump a abrogé la règle finale de l'agence environnementale mettant en œuvre la réglementation, annulant la nouvelle taxation du méthane avant même qu'elle soit officiellement mise en place [U.S. Congress, 2025]. Ce revirement politique révèle l'importance d'un cadre permettant d'analyser non pas l'effet d'une réglementation en vigueur, mais celui de son annonce : comment les acteurs réagissent-ils à des signaux qui reconfigurent leurs anticipations de coûts futurs, même en l'absence de mise en œuvre réelle ?

Dans le même temps, les avancées rapides des technologies de mesure transforment le paysage informationnel autour du méthane. Les plateformes satellitaires haute résolution (par exemple, GHGSat, Sentinel-5P), les campagnes de détection par aéronef et les systèmes de surveillance aérien, de plus en plus répandus, ont révélés des volumes d'émission importants et spatialement hétérogènes. Plusieurs études empiriques montrent des écarts substantiels entre les inventaires d'émissions rapportés (terrain) et observés (Satellites), avec une sous-déclaration dépassant souvent 50% et, dans les cas extrêmes, avec des écarts pouvant dépasser un facteur 10 [Zhang et al., 2020b]; [Riddick and Mauzerall, 2023]. Ces avancées de mesure créent de nouvelles opportunités pour lier les données d'observation aux calendriers réglementaires, permettant l'évaluation empirique des effets politiques et l'amélioration de l'estimation des coûts d'abattement.

Cet article contribue à la littérature économique émergente sur l'atténuation du méthane de deux façons principales. Premièrement, nous assemblons un panel de données d'observation de méthane aligné sur les calendriers d'annonces réglementaires et politiques pour tester si les producteurs américains ont réduit leurs émissions en anticipation de la réglementation WEC. En combinant des données ascendantes⁵ avec des fenêtres d'événements politiques, nous pouvons directement évaluer l'étendue à laquelle les signaux réglementaires sont internalisés par les entreprises avant la mise en œuvre formelle, offrant ainsi de nouvelles perspectives sur la crédibilité et l'efficacité des engagements politiques liés au climat. Deuxièmement, nous combinons des données descendantes (satellites) avec des facteurs d'échelle de production et des données opérationnelles pour estimer les coûts marginaux d'abattement du méthane dans trois bassins américains. Nous évaluons ensuite dans quelle mesure cet abattement est économiquement attractif, en tenant compte de la valeur du gaz récupéré et des coûts de conformité évités. Cela soulève la question de savoir si derrière ces émissions de méthane se cache un problème de « manque à gagner », où des opportunités d'abattement à faible ou à coût négatif restent

3. Inflation Reduction Act (IRA)

4. Waste Emission Charge (WEC)

5. Les données ascendantes font référence aux données de terrain rapportés directement par les producteurs, par opposition aux données descendantes qui sont collectées par la détection satellite.

inexploitées du fait d'informations imparfaites, d'incitations mal alignées ou d'incertitudes réglementaires. Identifier l'étendue de cet écart est critique pour concevoir des politiques efficaces qui peuvent contribuer à la réduction des émissions de méthane dans le secteur énergétique.

La structure de l'article est organisée comme suit. Le [chapitre 2](#) examine les tendances récentes des émissions de méthane, décrit les principales techniques de détection et passe en revue la littérature connexe sur l'évaluation d'impact et les courbes de coût marginal d'abattement. Le [chapitre 3](#) décrit l'ensemble de données et présente les statistiques descriptives. Le [chapitre 4](#) expose la stratégie empirique. Le [chapitre 5](#) présente les résultats sur les effets de la réglementation sur les émissions de méthane et construit des courbes de coût marginal d'abattement par bassins. Le [chapitre 6](#) discute des implications plus larges, et le [chapitre 7](#) conclut.

2. Revue de littérature

2.1. Deux Types de Données pour la Détection des Émissions de Méthane

Comme le CO₂, les émissions de méthane proviennent de sources à la fois naturelles et anthropiques¹. Les émissions naturelles proviennent des zones humides, de la décomposition de la biomasse et d'autres processus biologiques, représentant plus de 360 millions de tonnes métriques (Mt) libérées dans l'atmosphère chaque année. Cependant, les émissions anthropiques représentent désormais plus de la moitié des émissions totales de méthane, atteignant environ 380 Mt par an. Ces émissions d'origine humaine peuvent être divisées en trois secteurs principaux : l'énergie, les déchets et l'agriculture. Selon des études récentes [Jackson et al., 2020], environ 35% des émissions anthropiques de méthane proviennent de l'agriculture, 25% des déchets, et la plus grande part (environ 40%) provient du secteur énergétique, principalement liée aux activités de production de pétrole, de gaz et de charbon.

Dans le secteur énergétique, ces émissions de méthane proviennent principalement de trois sources : le torchage (i.e la combustion du méthane), les fuites (pendant la production, l'extraction et le transport), et enfin l'évacuation directe (aussi connu sous le terme de ventilation). Ces trois sources représentent des sources particulièrement importantes d'émissions de méthane. Le torchage implique la combustion intentionnelle de méthane lors de l'extraction pétrolière, convertissant le méthane en CO₂. Selon l'Agence internationale de l'énergie, environ 140 milliards de mètres cubes de gaz sont brûlés en torchère annuellement dans le monde, émettant environ 350 Mt d'équivalent CO₂ [International Energy Agency, 2022]. Un rapport récent de la Banque mondiale révèle une tendance croissante avec la libération d'environ 381 millions de tonnes d'équivalents dioxyde de carbone (CO₂e) en 2023². La ventilation et les émissions fugitives (les fuites), d'autre part, correspondent aux rejets directs de méthane dans l'atmosphère sans combustion. Les émissions fugitives sont des émissions de méthane non-intentionnelles tandis que les émissions ventilées sont intentionnelles et se produisent en raison d'opérations de maintenance, de purge de pipelines ou de dysfonctionnements d'équipement. L'industrie du

1. D'origine humaine.

2. Bien que le torchage reste une pratique intensive en carbone générant des émissions substantielles de CO₂, il représente la solution économiquement rationnelle de second choix lorsque la capture directe de gaz et sa commercialisation ne sont pas rentables. La logique économique du torchage par rapport à l'évacuation découle des coûts d'impact climatique différentiels : étant donné que le méthane présente un potentiel de réchauffement climatique 28 fois supérieur à celui du CO₂ sur un horizon de 100 ans, convertir le méthane en CO₂ par torchage réduit le coût social des émissions carbone d'environ 96% par rapport à l'évacuation directe. Cependant, cette analyse coût-bénéfice change lors de la considération de la valeur économique du gaz capturé. Les études indiquent que le torchage de routine représente une perte économique annuelle d'environ 20 milliards de dollars à l'échelle mondiale, car ces gaz associés pourraient théoriquement être monétisés grâce à des infrastructures de pipeline ou des installations de gaz naturel comprimé [World Bank, 2020].

gaz de schiste contribue significativement aux émissions liées à la ventilation. Les études récentes estiment que les opérations de fracturation hydraulique génèrent entre 2% et 4% des émissions totales de méthane du secteur énergétique américain [Rutherford et al., 2021b]. De plus, les opérations en amont de la production de pétrole et de gaz représentent près de 23% des émissions mondiales de méthane. La combustion incomplète du torchage contribue quant à elle à 10-20% supplémentaires de méthane, des émissions théoriquement converties en CO₂ [Zhang et al., 2020a].

2.1.1. Les Données Ascendantes

Les méthodologies ascendantes pour la quantification des émissions de méthane constituent l'approche fondamentale employée par les agences nationales et internationales pour le développement d'inventaires d'émissions. Ces méthodes reposent sur la multiplication de données d'activité (telles que le nombre d'installations, les volumes de production ou les heures de fonctionnement) par des facteurs d'émission standardisés dérivés de mesures spécifiques à l'équipement et de calculs d'ingénierie [International Energy Agency, 2023]. L'Agence de protection de l'environnement (EPA) utilise des approches ascendantes dans son Inventaire des gaz à effet de serre, appliquant des facteurs d'émission détaillés pour différents types d'équipement à travers la chaîne d'approvisionnement pétrolière et gazière, incluant les têtes de puits, les stations de compression et les installations de traitement [U.S. Environmental Protection Agency, 2023]. De même, l'Administration d'Information sur l'Énergie (EIA) incorpore des méthodologies ascendantes dans ses évaluations d'émissions liées à l'énergie, particulièrement pour les opérations en amont de la production de pétrole et de gaz [U.S. Energy Information Administration, 2023]. L'Agence internationale de l'énergie (AIE) emploie ces approches dans son Traqueur Mondial de Méthane ("Methane Tracker"), combinant des données d'activité au niveau des installations avec des facteurs d'émission spécifiques aux régions pour estimer les émissions sectorielles aux échelles nationale et mondiale [International Energy Agency, 2024]. Cependant, les méthodes ascendantes font face à des limitations importantes dues à l'hétérogénéité des facteurs d'émission à travers différentes conditions opérationnelles, générations d'équipement et pratiques de maintenance. De plus, les méthodes ascendantes reposent intrinsèquement sur des données rapportées par les producteurs, qui sont souvent sous-estimées. Des études récentes indiquent que les estimations ascendantes peuvent sous-estimer les émissions réelles de 25-50% par rapport aux mesures satellitaires descendantes, principalement en raison de la difficulté à capturer les émissions intermittentes et des approximations liées à l'utilisation de facteurs d'émission qui peuvent ne pas refléter la variabilité opérationnelle [Rutherford et al., 2021a].

2.1.2. Les données Descendantes

D'autre part, pour faire face aux limitations des méthodes ascendantes, des méthodes basées sur satellites, c'est-à-dire des méthodes descendantes, ont été développées utilisant la télédétection pour mieux quantifier en temps réel les émissions de méthane dans le secteur énergétique. Ce domaine de recherche a connu une croissance sans précédent au cours de la dernière décennie, avec d'une part des avancées technologiques significatives dans les technologies de capteurs

passifs et actifs et d'autre part avec le nombre de satellites lancés qui est en pleine croissance. La détection de méthane par satellite repose sur l'identification de bandes d'absorption caractéristiques. L'absorption du méthane se produit spécifiquement dans les longueurs d'onde proche infrarouge (NIR) et infrarouge proche à ondes courtes (SWIR), particulièrement dans les bandes spectrales autour de 1560-1660 nm (bande 11) et 2090-2290 nm (bande 12).

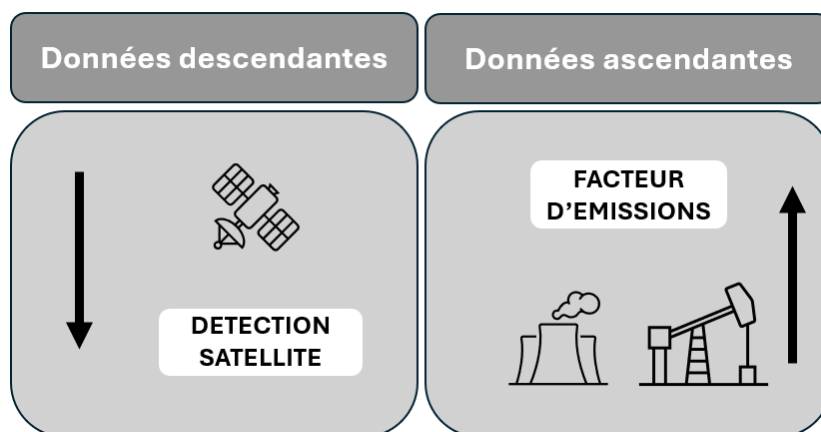


FIGURE 2.1 – Différence entre les données ascendantes et descendantes

(a) Notes : Les données ascendantes sont détectées par satellites via la quantification des panaches de méthanes tandis que les données descendantes sont fournies directement par les producteurs d'hydrocarbures

Les missions satellitaires actuelles adoptent diverses stratégies pour une détection optimale du méthane, chacune impliquant des compromis entre couverture spatiale, résolution spectrale et fréquence de revisite temporelle³. Les satellites multispectraux comme Sentinel-2 (S2) utilisent l'Instrument multispectral (MSI) avec une résolution spatiale de 20 m pour les bandes SWIR B11 et B12, atteignant un temps de revisite global de 2-5 jours, fournissant un suivi fréquent mais avec des bandes spectrales limitées. En contraste, Sentinel-5P (S5P) fournit une imagerie hors ligne à haute résolution des concentrations de méthane grâce à son instrument TROPOMI avec une couverture globale quotidienne mais à une résolution spatiale plus grossière (7×7 km). Les satellites hyperspectraux fournissent quant à eux une haute résolution spectrale qui permet une détection précise du méthane, mais ont des fréquences de revisite généralement plus faibles. Par exemple, EnMAP offre une résolution spatiale de 30 m avec des distances d'échantillonnage spectral de 6,5 nm et 10 nm dans les régions VNIR et SWIR respectivement, mais avec une fréquence de revisite de seulement 27 jours pour le même emplacement. Le spectromètre imageur EMIT de la NASA, initialement conçu pour la cartographie de la composition des poussières atmosphériques, a démontré des capacités intéressantes dans la détection de super-émetteurs de méthane et de dioxyde de carbone, mesurant 285 bandes spectrales avec une largeur de vi-

3. Une fréquence de revisite plus élevée augmente généralement la confiance dans les observations satellitaires ; cependant, les satellites avec des temps de revisite plus courts offrent souvent soit une couverture spatiale réduite soit une résolution spectrale plus faible.

sualisation de 75 km à haute résolution spatiale, bien qu’avec des schémas de revisite irréguliers en raison de son orbite de la Station spatiale internationale.

2.2. L’Évaluation de l’Impact Causal d’une Régulation

Un défi central dans l’évaluation de l’impact réglementaire est d’estimer les effets causaux dans un contexte non expérimental, où les essais contrôlés aléatoires ne sont pas faisables et où l’évaluation des politiques publiques doit donc s’appuyer sur des données d’observation. Parmi les méthodes les plus largement utilisées dans ce contexte, on retrouve les doubles différences (DiD) et les études d’événements. Ces deux approches exploitent la variation à travers le temps et les groupes pour isoler l’effet d’un traitement, sous l’hypothèse clé que, en l’absence du traitement, les groupes traités et non traités auraient suivi des tendances parallèles. [Angrist and Pischke \[2009\]](#) fournissent une introduction complète au cadre DiD, soulignant que l’identification ne nécessite pas que les groupes traités et contrôles commencent au même niveau de la variable de résultat, mais plutôt que leurs tendances contrefactuelles auraient évolué de manière similaire en l’absence de traitement. Cette hypothèse dite de « tendances parallèles » est la pierre angulaire de la double différence. Les contributions récentes se sont concentrées sur la robustesse de cette hypothèse et l’extension des méthodes DiD à des contextes plus réalistes. [Rambachan and Roth \[2023\]](#) étudient la sensibilité des estimateurs DiD lorsque les tendances pré-traitement ne sont pas parfaitement parallèles. Ils développent un cadre pour évaluer formellement les déviations par rapport aux tendances parallèles et proposent des vérifications de robustesse ainsi que des stratégies d’estimation qui tiennent compte des pré-tendances hétérogènes. Ceci est particulièrement pertinent dans les contextes empiriques où les niveaux initiaux diffèrent significativement entre les groupes, violant potentiellement l’hypothèse d’identification des DiD standards. Une autre ligne de recherche active a examiné les implications de l’adoption échelonnée, où le traitement est mis en œuvre à différents moments dans le temps à travers les unités. Dans de tels cas, les estimateurs d’effets fixes bidirectionnels conventionnels peuvent produire des estimations biaisées de l’effet de traitement moyen ([Chaisemartin and D’Haultfoeille \[2023\]](#)). [Sun and Abraham \[2021\]](#) développent des stratégies d’estimation alternatives qui restent valides sous une temporalité de traitement hétérogène. Leur méthode corrige les biais dus à une temporalité différenciée et aux effets de traitement hétérogènes, et est rapidement devenue une référence dans le travail appliqué s’appuyant sur des doubles différences échelonnés. Les designs d’étude d’événements sont étroitement liés aux DiD, car ils estiment les effets de traitement dynamiques en modélisant les périodes en amont et en aval de la période de traitement. Ces designs sont largement utilisés en économie pour étudier la dynamique temporelle des changements de politique. Les études d’événements permettent d’assouplir l’hypothèse des tendances parallèles, et les avancées méthodologiques récentes de [Rambachan and Roth \[2023\]](#) et [Sun and Abraham \[2021\]](#) s’intéressent à leur interprétation. Dans l’ensemble, l’évolution de la littérature sur les DiD et les études d’événements s’est déplacée des comparaisons statiques simples vers des approches plus sophistiquées qui relâchent ou testent les hypothèses d’identification clés. Cela fournit aux chercheurs appliqués des outils plus crédibles pour estimer les effets causaux dans des contextes où l’assignation de traitement n’est pas aléatoire.

2.3. Les Courbes de Coût Marginal d'Abatement

La Courbe de Coût Marginal d'Abatement (CCMA) a été largement utilisée dans la littérature économique pour représenter la relation entre le niveau de réduction des émissions et les coûts marginaux associés, dans des contextes allant de la conception des politiques climatiques mondiales au contrôle de la pollution atmosphérique locale. Elle illustre le coût associé à la réduction de chaque unité supplémentaire de pollution. Concrètement, la CCMA est croissante et convexe, reflétant le fait qu'à mesure que la réduction des émissions augmente, l'élimination d'une unité supplémentaire de méthane devient progressivement plus coûteuse⁴.

Le méthane représente cependant une exception, au moins à court terme, à ce schéma général. Une large part des opportunités d'abatement peut être réalisée à des coûts relativement faibles ou même négatifs, avant que des mesures plus coûteuses ne soient requises pour des réductions plus profondes. Des études récentes suggèrent de manière cohérente que les coûts marginaux d'abatement pour le méthane sont substantiellement inférieurs à ceux d'autres gaz à effet de serre, bien que les résultats diffèrent selon les estimateurs, les régions et les horizons temporels. Par exemple, l'Agence Internationale de l'Énergie estime qu'environ 40% des émissions de méthane provenant des combustibles fossiles pourraient être évitées sans coût net⁵, sur la base des prix énergétiques moyens de 2023 [International Energy Agency, 2024]. Ce chiffre monte à 50% dans d'autres évaluations, telles que celles de McKinsey [2021]. De plus, les coûts d'abatement semblent être très hétérogènes selon la source des émissions de méthane et le type de technologie requis pour l'atténuation, soulignant l'importance d'une analyse désagrégée et plus granulaire.

Les études économétriques disponibles, bien que principalement centrées sur quelques bassins nord-américains et sur certains secteurs spécifiques, fournissent des perspectives utiles sur l'efficacité des politiques et les coûts d'abatement. Dans le bassin pétrolier du Bakken, par exemple, Lade and Rudik [2020] montrent qu'une norme contraignante de torchage a conduit à des réductions rapides, les nouveaux puits diminuant le torchage de 14–20 points de pourcentage la première année, représentant la majeure partie du déclin régional. Parallèlement, l'étude souligne une forte hétérogénéité dans les coûts de connexion : l'application d'une norme uniforme génère des inefficacités, tandis qu'une taxe équivalente au barème fédéral de redevances réduirait les coûts totaux de près de moitié tout en atteignant des bénéfices environnementaux comparables. Ce contraste entre normes et instruments de prix est particulièrement pertinent pour la conception des politiques sur le méthane. Les simulations structurelles de Beatty [2022] montrent qu'une taxe modérée (5 USD/Mcf) pourrait réduire le torchage d'environ 39% dans le Permien, mais que la réponse varie grandement selon l'infrastructure. Combiné avec les résultats de Lade and Rudik [2020], ce travail suggère que la flexibilité des prix est particulièrement utile dans des environnements où les coûts marginaux d'abatement varient selon l'opérateur et la localisation. Exploitant les signaux de prix du gaz, Marks [2022] trouve une relation décrois-

4. Il est souvent relativement facile de réduire les premières émissions de méthane, car les mesures les plus efficaces sont peu coûteuses. En revanche, il devient beaucoup plus difficile, voire impossible, d'éliminer les dernières unités d'émission.

5. Autrement dit, les bénéfices économiques résultant de la réduction des émissions excèdent les coûts liés à la mise en œuvre de ladite réduction.

sante et convexe entre prix et émissions, avec un prix implicite d'environ 6,2\$/tCO₂e suffisant pour abattre 60% des émissions. Ce résultat est bien en dessous de nombreuses estimations d'ingénierie et soulève la possibilité d'un problème de « manque à gagner ». Cependant, les études récentes tendent à souffrir de deux limitations principales : elles s'appuient soit sur des données ascendantes sous-estimées, soit elles se concentrent sur des types d'émissions très spécifiques dans des régions géographiques étroitement définies, ou bien les deux. En conséquence, elles échouent à fournir une compréhension à la fois complète et granulaire des émissions de méthane dans des contextes spatiaux et opérationnels plus larges. En l'absence de données transparentes, d'évaluations scientifiques détaillées et d'incitations politiques ciblées, les émissions évitables de méthane demeurent un problème persistant. Dans ce mémoire, j'essaie de combler cette lacune en menant une analyse intégrée qui considère simultanément les émissions liées aux fuites, au torchage et au méthane ventilé, et ce, dans plusieurs bassins pétroliers et gaziers américains.

3. Données

3.1. Données ascendantes

Pour cette analyse, nous avons utilisé les données publiques du Programme de déclaration des gaz à effet de serre (GHGRP) de l'Agence américaine de protection de l'environnement (EPA), qui rapporte les émissions annuelles de méthane par type d'émission de 2011 à 2023. Les données comprennent les émissions de méthane (CH₄), de dioxyde de carbone (CO₂) et de protoxyde d'azote (N₂O). Nous nous sommes exclusivement concentrés sur les émissions de méthane pour cette analyse. Ces données sont collectées annuellement et sont obligatoires pour les installations qui émettent plus de 25 000 tonnes métriques d'équivalent CO₂ par an. Cependant, de nombreuses installations en dessous de ce seuil déclarent également leurs émissions de méthane annuellement. Dans cette analyse, nous avons uniquement considéré les données déclarées pour la production « Pétrole et Gaz » sous la « sous-partie W ». Par conséquent, cette analyse n'inclut pas les émissions provenant des sources du segment « Collecte et Compression », car les infrastructures de production et de collecte peuvent être situées sur les mêmes sites, et différentes entreprises peuvent classer leurs équipements de manière différente dans leurs déclarations de sous-partie W. Chaque opérateur est identifié par un « Identifiant d'installation » individuel qui permet l'observation des émissions au niveau de l'opérateur. Les données sont collectées et déclarées individuellement par chaque opérateur. Bien que le GHGRP soit la source la plus complète et cohérente de données longitudinales sur les émissions de méthane actuellement disponible, il convient de noter que plusieurs études scientifiques ont montré que la base de donnée peut se révéler relativement bruitée et sujete à certains biais ([Daniel et al. \[2015\]](#)).

Les installations de notre jeu de données appartiennent exclusivement aux secteurs directement liés à l'extraction et au traitement des combustibles fossiles. Selon leur classification NAICS, elles relèvent de l'extraction de pétrole brut (211120), de l'extraction de gaz naturel (211130), de l'extraction de pétrole et de gaz (211111), et de l'extraction de liquides de gaz naturel tels que le propane et le butane (211112). De plus, le jeu de données inclut des installations engagées dans le forage de puits de pétrole et de gaz (213111) et fournissant des activités de soutien pour les opérations pétrolières et gazières (213112), ainsi qu'un nombre plus restreint d'installations dans la production d'énergie électrique à base de combustibles fossiles (221112). Cette composition industrielle assure que l'analyse se concentre sur les segments centraux les plus affectés par la réglementation des émissions de méthane.

En plus des émissions de méthane, nous avons collecté un large ensemble de données connexes. Premièrement, les conditions météorologiques sont reconnues comme un facteur potentiel de variation de l'efficacité opérationnelle dans l'industrie pétrolière et gazière. Des conditions météorologiques extrêmes (telles que des températures extrêmement basses ou des tempêtes) peuvent

ralentir les opérations de forage, de transport ou de production. De même, la pluie ou la neige peuvent affecter la logistique, l'accès aux sites de production et les coûts associés. Les températures froides peuvent affecter les équipements et la consommation d'énergie pour chauffer les installations, augmentant les coûts opérationnels. Pour toutes ces raisons, nous avons décidé de prendre en compte les variations météorologiques. Pour ce faire, nous utilisons l'*API meteostat* pour extraire les valeurs de température et de précipitations selon l'emplacement des opérateurs et la station météorologique la plus proche.

Deuxièmement, comme nous nous sommes concentrés exclusivement sur les émissions de méthane provenant du secteur pétrolier et gazier, nous devons tenir compte des différences de niveau de production et d'activité qui pourraient affecter les niveaux d'émission indépendamment de la réglementation. À cette fin, nous incluons des variables de contrôles pour le nombre de puits, la production et les prix du pétrole et du gaz par État américain. Toutes les données de production d'hydrocarbures proviennent du Rapport de productivité de forage, qui fournit des mesures détaillées et actualisées. Pour contrôler les prix du gaz dans l'analyse, nous avons collecté les prix du gaz dans chaque État américain en utilisant l'API fournie par l'eia (Administration de l'information sur l'énergie). Spécifiquement, nous choisissons le prix "City Gate"¹. Le prix "City Gate" du gaz naturel fait référence au prix auquel le gaz naturel est vendu à un point de livraison spécifique dans un réseau de pipelines, généralement où il transite des pipelines de transport longue distance vers les systèmes de distribution locaux. C'est un indicateur crucial pour les distributeurs de gaz locaux, car il détermine le coût auquel ils achètent le gaz pour approvisionner les consommateurs résidentiels, commerciaux et industriels. De même, nous avons collecté le prix annuel du pétrole brut et la production de l'administration de l'information énergétique. L'eia fournit également le nombre de puits de pétrole et de gaz par État. Nous avons décidé de prendre en compte à la fois les puits de pétrole et de gaz dans nos variables de contrôle intitulées « Nombre de puits » suivant naturellement l'hypothèse que les deux auraient un impact positif sur les émissions de méthane. Enfin, nous devons souligner que sur les 50 États américains, les données de déclaration du GHGRP ne contiennent des données que pour les 20 États suivants : *Alaska, Alabama, Arkansas, Californie, Colorado, Kansas, Kentucky, Louisiane, Michigan, Mississippi, Montana, Dakota du Nord, Nouveau-Mexique, Ohio, Oklahoma, Pennsylvanie, Texas, Utah, Virginie-Occidentale, Wyoming*.

TABLE 3.1 – Statistiques descriptives pour l'analyse des émissions de méthane

	N	Mean	Std	Min	25%	50%	75%	Max
Methane emissions	4,872	83,794.48	167,774.99	0.25	10,023.25	30,899.75	86,460.56	2,959,739.50
Log(emissions)	4,872	10.1439	1.8226	-1.3863	9.2127	10.3385	11.3674	14.9006
Above 25000	4,872	0.555	0.497	0	0	1	1	1
Gas price	4,872	5.10	2.46	2.52	3.72	4.29	5.77	19.27
Oil well	4,872	98,027.25	76,851.29	547	12,863	162,446	174,714	182,427
Gas well	4,872	82,496.81	47,357.99	311	41,950	120,831	126,380	133,422
Oil production	4,872	872,039.21	750,783.68	2,265	153,423	1,159,332	1,739,660	2,011,515
Oil price	4,872	59.79	18.87	29.82	44.95	55.04	75.62	96.51

1. Littéralement le prix "à la porte de la ville"

régions est d'examiner l'intensité du méthane. La carte suivante (figure 3.1) rapporte l'hétérogénéité de l'intensité du méthane provenant de la production de gaz dans différents États américains². Spécifiquement, le Texas et le Michigan ont des scores d'intensité de méthane particulièrement élevés, avec respectivement 0,346% et 0,281%, montants supérieurs aux 0,2% recommandés par l'Initiative climatique du pétrole et du gaz (OGCI).

3.2. Données descendantes

Contrairement à l'approche adoptée par la [International Energy Agency \[2023\]](#) pour estimer la courbe de coût marginal d'abattement, notre analyse s'appuie sur des estimations d'émissions descendantes plutôt que sur des inventaires ascendants traditionnels. Comme précédemment noté, les approches ascendantes tendent à sous-estimer les émissions totales de méthane. Pour remédier à cette limitation, nous utilisons des données de détection par satellite fournies par la société française Kayrros. Ces données intègrent plusieurs plateformes satellitaires avec des capacités spectrales variées, incluant Sentinel-5P, TROPOMI, Sentinel-3, Sentinel-2, et Landsat, pour fournir des mesures complètes d'émissions de méthane. La figure 3.2 fournit un exemple de panache de méthane détecté avec le satellite Sentinel-5P.

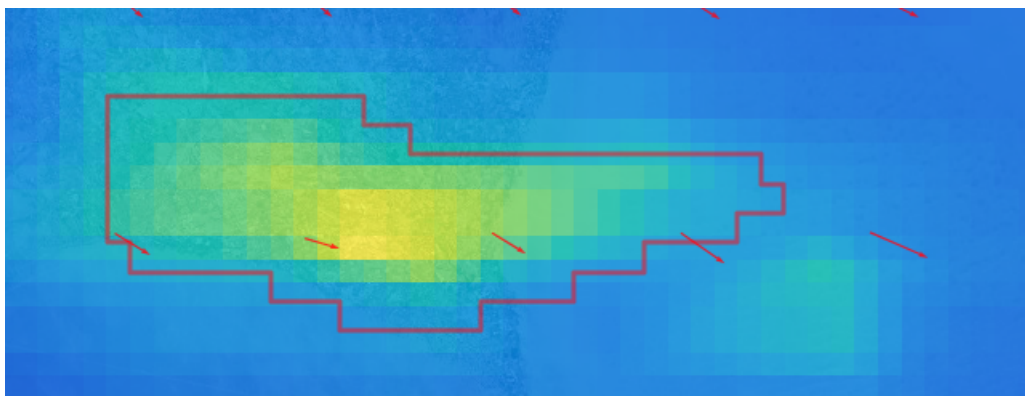


FIGURE 3.2 – Exemple de détection d'un panache de méthane avec le satellite Sentinel-5P

Pour l'analyse du coût d'abattement, nous combinons trois types de données. Premièrement, nous utilisons les émissions fugitives agrégées au niveau du bassin, correspondant aux fuites non permanentes. Celles-ci représentent les données primaires collectées par Kayrros, qui emploie des modèles d'inversion pour quantifier le méthane libéré dans l'atmosphère en détectant les panaches de méthane. Les émissions sont ensuite agrégées à l'échelle des bassins américains. Deuxièmement, nous incorporons les émissions ventilées, qui correspondent au méthane délibérément rejeté dans l'atmosphère³. Celles-ci sont dérivées du jeu de données de Kayrros sur les super-émetteurs, qui capturent des émissions particulièrement intenses sur de courtes périodes. Les émissions ventilées à l'échelle du bassin sont extrapolées en utilisant des simulations de

2. Nous nous sommes référés au protocole de l'Initiative de durabilité du gaz naturel (NGSI) de l'Association américaine du gaz pour calculer l'intensité des émissions de méthane (voir [sous-section 8.0.1](#)).

3. La ventilation peut se produire pour diverses raisons opérationnelles ou de sécurité.

Monte Carlo pour fournir une estimation complète à travers les bassins américains. Finalement, pour tenir compte des émissions de torchage, c'est-à-dire le méthane intentionnellement brûlé avant d'être libéré dans l'atmosphère (produisant ainsi du CO_2 au lieu du CH_4 ⁴), nous appliquons une méthode novatrice basée sur la chaleur radiante (RH) et le regroupement spatial. La chaleur radiante, définie comme la puissance thermique libérée pendant cette réaction de combustion, s'avère proportionnelle à la quantité de méthane brûlée⁵. Cette proportionnalité permet une approximation linéaire entre la RH et les volumes de torchage. Spatialement, les émissions de torchage sont estimées par une approche basée sur le regroupement appliquée aux détections de points chauds VIIRS NightFire⁶. À partir de ces groupes, une régression linéaire est effectuée, utilisant les données de la Banque mondiale comme vérité terrain, pour obtenir des volumes de torchage à l'échelle des actifs. Les émissions annuelles de torchage sont ensuite agrégées au niveau du bassin. Pour les trois sources d'émissions (fugitives, ventilées et torchage), les données ont été collectées pour l'année 2024.

4. Dans une torchère, le méthane subit une combustion complète selon $\text{CH}_4 + 2\text{O}_2 \rightarrow \text{CO}_2 + 2\text{H}_2\text{O}$.

5. Ceci découle de la stœchiométrie molaire, où l'énergie libérée est linéairement proportionnelle au volume de combustible oxydé.

6. Les groupes sont construits avec un algorithme DBSCAN tenant compte de la résolution spatiale de 750 m de VIIRS, puis utilisés comme agrégats spatiaux.

4. Méthode

4.1. L'effet d'annonce de la réglementation : une estimation par la méthode des doubles différences

Nous considérons un modèle de double différences (DiD) avec deux périodes temporelles : $t = 1$ (2017–2022) et $t = 2$ (2023). La période 1 fait référence à la période avant l'annonce de la loi sur la taxe d'émission de méthane tandis que la période 2 fait référence à l'année suivant immédiatement l'annonce. Les unités indexées par i appartiennent à l'une des deux populations. Les unités de la population traitée ($D_i = 1$) sont des émetteurs avec des émissions totales supérieures à 25 000 tonnes et reçoivent le traitement d'intérêt entre la période $t = 1$ et $t = 2$, tandis que les unités de la population témoin ($D_i = 0$) sont des émetteurs avec des émissions totales inférieures à 25 000 tonnes et restent non traitées dans les deux périodes. L'estimateur DiD capture l'effet de traitement moyen sur les traités (ATT) en comparant les changements d'émissions dans le temps entre les groupes traités et contrôles à la période $t = 2$:

$$\hat{\tau}_2^{DiD} = \underbrace{\mathbb{E}[Y_{i,2} - Y_{i,1} \mid D_i = 1]}_{\text{variation du groupe traité}} - \underbrace{\mathbb{E}[Y_{i,2} - Y_{i,1} \mid D_i = 0]}_{\text{variation du groupe témoin}} \quad (4.1)$$

Cette estimation mesure l'effet causal moyen de l'annonce de la réglementation Américaine (la WEC) sur les super-émetteurs (> 25000 tonnes) après l'annonce de la réglementation sur les émissions de méthane.

Afin de calculer $\hat{\tau}_2^{DiD}$, et comme recommandé par [Roth et al. \[2023\]](#), [Chaisemartin and D'Haultfoeuille \[2023\]](#), [Wooldridge \[2021\]](#), nous utilisons la spécification de régression à effets fixes bidirectionnels (TWFE)

$$Y_{i,t} = \alpha_i + \phi_t + (\mathbf{1}[t = 2] \cdot D_i)\beta + \epsilon_{i,t}, \quad (4.2)$$

qui régresse les émissions de méthane (en logarithmes) $Y_{i,t}$ sur l'effet fixe individuel α_i , un effet fixe temporel ϕ_t , et une interaction d'un indicateur post-traitement avec le statut de traitement β (c'est-à-dire l'effet de la réglementation sur les super-émetteurs).

Notre premier modèle (équation 4.3) applique le DiD canonique (naïf) :

$$Y_{i,t} = +\beta(\text{traités}_i \times \text{post}_t) + \alpha_i + \phi_t + \epsilon_{it}, \quad (4.3)$$

L'hypothèse d'identification clé sous-jacente à l'équation 4.3 est qu'en l'absence de traitement, les résultats moyens des groupes traités et de comparaison auraient évolué selon des tendances parallèles. Cependant, cette hypothèse n'est pas toujours simple à valider et peut être difficile à faire confiance pleinement. Même si l'inspection visuelle suggère que les deux groupes présentent des dynamiques similaires avant le traitement (voir Figure [figure 8.1](#) dans la [sous-section 8.0.2](#)), certaines préoccupations peuvent subsister concernant la crédibilité de cette hypothèse. Par conséquent, une façon d'augmenter la crédibilité de l'hypothèse de tendances

parallèles dans notre étude est d'exiger qu'elle ne tienne que conditionnellement aux covariables observables. En effet, si nous conditionnons sur un ensemble suffisamment riche de covariables, telles que le nombre de puits, les prix du gaz et du pétrole, la production de gaz, ou les conditions météorologiques, nous pouvons raisonnablement supposer que l'attribution du traitement (émissions supérieures à 25 000 tonnes métriques) est approximativement aléatoire une fois ces covariables prises en compte. Cette approche est soutenue par la littérature sur le DiD conditionnel et l'évaluation de programmes avec des covariables observables [Heckman et al., 1997, Lechner, 1999, Callaway and Sant'Anna, 2021]. N'imposer que des tendances parallèles conditionnelles offre un degré supplémentaire de robustesse, puisque l'attribution aléatoire conditionnelle peut échouer tant que les non-observables restantes ont des effets additifs et invariants dans le temps sur les émissions. L'équation 4.4 inclut la conditionnalité sur les covariables :

$$\mathbb{E}[Y_{i,2}(0) - Y_{i,1}(0) \mid D_i = 1, X_i] = \mathbb{E}[Y_{i,2}(0) - Y_{i,1}(0) \mid D_i = 0, X_i] \quad (4.4)$$

De plus, pour garantir que pour chaque unité traitée avec des covariables X_i , il existe au moins quelques unités non traitées dans la population avec la même valeur de X_i , nous devons imposer une condition de chevauchement (la condition de positivité¹). Nous montrons comment cette condition est vérifiée avec nos données dans sous-sous-section 8.0.2. Étant donnée l'hypothèse de tendances parallèles conditionnelles et la condition de chevauchement, l'Effet de Traitement Moyen sur les Traités (ATT) conditionnel à $X_i = x$ devient

$$\tau_2(x) = \mathbb{E}[Y_{i,2}(1) - Y_{i,2}(0) \mid D_i = 1, X_i = x] \quad (4.5)$$

Notre deuxième modèle (équation 4.6) implémente une première spécification du DiD conditionnel incluant cinq covariables liées aux hydrocarbures. Nous incluons le prix et la production du pétrole, le prix et la production du gaz ainsi que le nombre de puits de pétrole et de gaz par bassin américain. Les effets fixes d'installation et d'année sont inclus.

$$Y_{i,t} = \beta_1(\text{Réglementation}_{i,t}) + \alpha_i + \phi_i + \sum_{k=1}^K \gamma_k X_{kit} + \varepsilon_{it} \quad (4.6)$$

Notre troisième modèle équation 4.7 ajoute trois autres covariables. Au-delà des prix et niveaux de production d'hydrocarbures, nous ajoutons des variables météorologiques (précipitations et température). De plus, nous avons introduit un terme d'interaction entre les installations traitées (super-émetteurs) et l'indicateur de savoir si l'installation est située dans un État qui était déjà soumis à une réglementation similaire dans le passé (« déjà régulé »). Cependant, dans ce troisième modèle (équation 4.7), nous avons assoupli les effets fixes temporels pour mieux capturer l'hétérogénéité transversale.

1. Pour que l'ATT soit non biaisé, nous avons besoin que la probabilité conditionnelle d'appartenir au groupe de traitement, étant donné les caractéristiques observées, soit uniformément bornée loin de un, et que la proportion d'unités traitées soit bornée loin de zéro. C'est-à-dire, pour un $\epsilon > 0$,

$$P(D_i = 1 \mid X_i) < 1 - \epsilon \quad \text{presque sûrement, et} \quad \mathbb{E}[D] > 0.$$

$$Y_{i,t} = \beta_1(\text{Réglementation}_{i_t}) + \beta_2(\text{est_réglementé}_i \times \text{traités}_i) + \alpha_i + \sum_{k=1}^K \gamma_k X_{kit} + \varepsilon_{it} \quad (4.7)$$

Dans un quatrième modèle (équation [équation 4.8](#)), nous ajoutons finalement les effets d'année aux effets fixes d'installation. Ce quatrième modèle s'appuie toujours sur l'hypothèse des tendances parallèles conditionnelles.

$$Y_{i,t} = \beta_1(\text{Réglementation}_{i_t}) + \beta_2(\text{est_réglementé}_i \times \text{traités}_i) + \alpha_i + \phi_t + \sum_{k=1}^K \gamma_k X_{kit} + \varepsilon_{it} \quad (4.8)$$

Pour compléter la spécification de référence des doubles différences (DiD), nous estimons un modèle d'étude d'événement. Alors que le plan DiD canonique fournit un effet de traitement moyen avant et après l'introduction de la réglementation, le cadre d'étude d'événement nous permet de tracer l'évolution dynamique des effets de traitement dans le temps. En théorie, cette approche présente deux avantages principaux. Premièrement, elle permet un test direct de l'hypothèse de tendances parallèles, car les coefficients estimés avant traitement (c'est-à-dire avant 2023) ne devraient pas afficher de différences systématiques entre les installations traitées et témoins [[Angrist and Pischke, 2009](#)]. Deuxièmement, elle fournit des insights sur le timing et la persistance de l'effet de traitement, en montrant si les impacts émergent immédiatement après le changement de politique ou seulement avec un délai [[Bertrand et al., 2004](#)]. Cependant, dans notre cas, nous n'avons qu'une année post-traitement ce qui nous empêche d'observer cette caractéristique. Suivant le cadre standard des effets fixes bidirectionnels (TWFE), nous interagissons le statut de traitement avec des indicateurs de temps relatif au traitement, nous permettant d'estimer les effets de traitement dynamiques par rapport à la dernière période avant traitement. Étant donné que le traitement dans notre contexte se produit à la même date pour toutes les unités traitées (un plan d'adoption nette), cette stratégie ne souffre pas des problèmes de pondération négative mis en évidence par les contributions récentes dans les contextes d'adoption échelonnée [[Callaway and Sant'Anna, 2021](#), [Goodman-Bacon, 2021](#), [Sun and Abraham, 2021](#)]. Nous définissons notre modèle d'étude d'événement comme

$$Y_{i,t} = \alpha + \sum_{\ell \neq -1} \beta_\ell \mathbf{1}\{t - T_{0,i} = \ell\} \cdot \text{traités}_i + \phi_t + \alpha_i + \sum_{k=1}^K \gamma_k X_{kit} + \varepsilon_{it}, \quad (4.9)$$

où l'effet de traitement dynamique est capturé par β_ℓ associé aux indicateurs de temps d'événement $\mathbf{1}\{t - T_{0,i} = \ell\}$. Ces indicateurs prennent la valeur 1 si l'unité i est observée ℓ périodes avant ($\ell < 0$ ²) sa date de traitement $T_{0,i}$. Les coefficients β_ℓ mesurent donc l'effet du traitement ℓ périodes par rapport à l'événement, comparé à la période de référence ($\ell = -1$). Les effets fixes temporels sont représentés par ϕ_t , tandis que α_i capture les effets fixes spécifiques aux unités. Finalement, X_{kit} dénote le vecteur des covariables de contrôle incluses dans le modèle.

2. Dans notre contexte, nous n'avons que des retards car nous n'avons que la période $T_{0,i}$ qui est affectée par la réglementation (2023). Par conséquent, nous ne pouvons pas observer d'avances avec $\ell > 0$.

Comme deuxième test de robustesse et pour tenir compte des différences potentielles dans les caractéristiques observées entre les Super-Émetteurs (groupe traité) et les petits émetteurs (groupe témoin), nous utilisons l’approche de pondération par probabilité inverse (IPW), suivant le cadre proposé par [Abadie \[2005\]](#). Nous spécifions notre modèle comme

$$Y_{it} = \alpha + \beta(\text{Réglementation}) + \beta_1 \text{Traités}_i + \beta_2 \text{Post}_t + \sum_{k=1}^K \gamma_k X_{kit} + \varepsilon_{it} \quad (4.10)$$

où les estimations utilisent les moindres carrés pondérés avec les poids ³ :

$$w_i = \begin{cases} \frac{1}{e_i(X_i)}, & \text{si Traités}_i = 1, \\ \frac{1}{1 - e_i(X_i)}, & \text{si Traités}_i = 0. \end{cases}$$

Concernant la conception de l’étude, deux éléments doivent être spécifiés. Premièrement, le seuil de 25 000 tonnes émises par an correspond à deux critères. D’une part, la réglementation WEC est définie pour être appliquée uniquement aux producteurs d’hydrocarbures émettant plus de 25 000 tonnes de méthane. D’autre part, mais en accord avec le premier, la littérature a déjà défini cette catégorie d’émetteurs comme « Super-Émetteurs » ce qui nous permet de séparer clairement les deux groupes. Deuxièmement, nous définissons le statut « traité » de manière statique. Une installation est considérée comme traitée si elle dépasse le seuil réglementaire de 25 000 tonnes métriques d’équivalent CO₂ dans au moins une année. Une fois qu’une installation répond à ce critère, elle est classée comme traitée pour toutes les années, indépendamment du fait que ses émissions tombent par la suite en dessous du seuil. Cette approche est une décision méthodologique conçue pour maintenir une définition cohérente du traitement dans le temps, plutôt qu’une hypothèse sur le comportement des installations individuelles. Elle assure que chaque installation appartient à un seul groupe « traité » ou « témoin » tout au long de la période d’étude, même si sa vraie valeur d’émissions diffère. Cependant, nous devons souligner que le nombre d’installations pour lesquelles elles ont des valeurs d’émissions de méthane différant de leur groupe assigné est relativement faible, ce qui ne devrait pas biaiser le coefficient résultant.

4.2. Coût marginal d’abattement

Dans la deuxième partie de l’article, nous nous appuyons sur des données de détection de méthane par satellite pour construire des courbes de coûts marginaux d’abattement (MACC) pour trois bassins américains hautement émissifs : les bassins Permien, Appalaches et Anadarko. Notre approche s’appuie sur la méthodologie développée par l’[International Energy Agency \[2023\]](#), qui dérive les MACC au niveau national en utilisant des données ascendantes. Nous exploitons les observations satellite fournies par l’entreprise Kayrros, qui fournissent une image précise et complète des rejets réels de méthane. Par ailleurs, une autre limitation importante

3. Voir [sous-sous-section 8.0.2](#) pour plus de détails

du cadre de l'Agence Internationale de l'Energie est sa faible granularité, avec des estimations réalisées au niveau national qui peuvent cacher une hétérogénéité importante entre les sites de production. Pour remédier à cela, nous construisons des CCAM au niveau des bassins, améliorant ainsi la précision des estimations en capturant les variations locales du potentiel et des coûts d'abattement. Afin de mettre en œuvre le modèle de l'AIE, nous utilisons la même décomposition de données que l'AIE avec les émissions Fugitives, de Ventilation et de torchage, comme présenté dans [section 3.2](#).

Une première limitation que nous avons rencontrée concerne la nature des données. Contrairement aux inventaires ascendants, qui sont rapportés par les producteurs et peuvent directement distinguer entre secteurs et sous-secteurs, les observations par satellite fournissent des émissions de méthane brutes sans une telle désagrégation. Ce manque de détail sectoriel pose des défis pour attribuer les émissions à des sources spécifiques le long de la chaîne de valeur du pétrole et du gaz. Pour aborder cette question, nous nous appuyons sur des facteurs d'échelle qui nous permettent d'allouer les émissions totales de manière cohérente entre les principales sources de production (offshore, onshore, aval, conventionnel, non conventionnel, etc.). Comme notre procédure souhaite assurer la comparabilité avec les estimations ascendantes et améliorer l'interprétabilité de nos résultats, nous avons utilisé les parts de répartition de l'[International Energy Agency \[2023\]](#) pour mettre à l'échelle nos données descendantes.

Cependant, le modèle de coût d'abattement de l'AIE s'appuie sur des hypothèses fortes concernant ses variables d'entrée et ses différents paramètres. Pour mieux évaluer les moteurs sous-jacents et tester la robustesse des résultats, nous complétons donc notre analyse avec une analyse de sensibilité supplémentaire. En particulier, nous menons des simulations de Monte Carlo pour tenir compte de l'incertitude paramétrique et explorons une gamme plus large de scénarios plausibles en utilisant l'analyse de méthode SHAP. Un avantage clé des méthodes SHAP est qu'elles permettent l'évaluation de l'importance des variables et des interactions à travers des visualisations intuitives, plutôt que de s'appuyer uniquement sur des dérivations numériques complexes [[Moncada-Torres et al., 2021](#)]. Cette méthode fournit une représentation graphique claire de la façon dont la relation entre un facteur explicatif et le résultat peut varier à travers la distribution d'une autre covariable. De plus, les valeurs SHAP sont calculées au niveau de l'observation individuelle, offrant ainsi une explication locale de la pertinence des prédicteurs [[Lundberg et al., 2020](#)]. Dans la recherche appliquée, incluant les études économiques, SHAP a été de plus en plus utilisé pour résumer ces effets locaux, de manière concise au niveau de la population, capturant à la fois la direction et l'ampleur des effets d'interaction. Cette caractéristique rend SHAP particulièrement attrayant pour interpréter les résultats de modèles d'apprentissage automatique complexes de manière transparente et pertinente pour les politiques.

5. Résultats

5.1. Analyse empirique : L'effet d'annonce de la réglementation américaine

5.1.1. Analyse de la double différence

Nous présentons maintenant les résultats de notre analyse empirique, examinant l'effet de la réglementation américaine sur le méthane (la WEC¹) sur les émissions au niveau des installations.

Le [tableau 5.1](#) montre les estimations des double différences avec et sans effets fixes, contrôlant pour diverses variables. La variable dépendante dans les trois modèles est le logarithme des émissions de CH₄ (méthane). La variable clé d'intérêt, la « Réglementation » qui représente l'annonce de la réglementation américaine sur le méthane, capture l'estimation de la double différences, c'est-à-dire l'effet de traitement pour les installations traitées après 2022. Dans toutes les spécifications, le coefficient *Réglementation* est négatif et statistiquement significatif au niveau de 1%, indiquant que les installations traitées ont connu une réduction des émissions de méthane après l'annonce de la réglementation. Le Modèle (1) est simplement une DiD canonique, tandis que le Modèle (2) ajoute des variables de contrôle telles que le nombre de puits, les prix du pétrole et du gaz, les niveaux de production et les facteurs météorologiques. Le Modèle (3) inclut des termes d'interaction supplémentaires, mais assouplit les effets fixes d'année et le Modèle (4) combine les deux effets fixes avec toutes les variables de contrôle.

Étant donné que la variable dépendante est en logarithmes naturels, les coefficients peuvent être facilement interprétés². Le Modèle (1) estime une réduction de 30,1% des émissions de méthane des installations traitées suivant l'annonce de la réglementation. Le Modèle (2), qui introduit des contrôles pour les conditions du marché du pétrole et du gaz, la production et les variations météorologiques, produit un effet légèrement plus faible de 28,8%, suggérant que le résultat principal n'est pas dû à ces facteurs de confusion. Dans le Modèle (3), l'inclusion du terme d'interaction *Réglementation antérieure*, capturant les installations situées dans des États avec des réglementations préexistantes sur le méthane, indique que ces installations connaissent une diminution supplémentaire d'environ 26,5%. Ceci suggère qu'une exposition réglementaire antérieure au Colorado, en Californie et au Wyoming peut avoir renforcé l'efficacité de la politique, bien que l'estimation ne soit pas statistiquement significative. Enfin, le Modèle (4),

1. la-dite « Waste Emissions Charge » qui vise à taxer les émissions de méthane

2. Pour un coefficient β d'une régression de $\ln(Y)$ sur une variable binaire, le changement en pourcentage approximatif de Y associé à une augmentation d'une unité de la variable binaire est donné par $100 \times (e^\beta - 1)$.

TABLE 5.1 – Estimations DiD

	<i>Variable dépendante : émissions de CH₄ (Logarithme naturel)</i>			
	Modèle 1 (1)	Modèle 2 (2)	Modèle 3 (3)	Modèle 4 (4)
Réglementation	-0.358*** (0.130)	-0.339*** (0.130)	-0.260*** (0.062)	-0.340*** (0.130)
Nombre de puits		0.000 (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000 (0.000)
Prix du pétrole		0.025* (0.013)	-0.000 (0.001)	0.021 (0.013)
Prix du gaz		-0.002 (0.009)	-0.019*** (0.006)	-0.004 (0.009)
Production de pétrole		0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
Production de gaz		-0.000* (0.000)	-0.000** (0.000)	-0.000* (0.000)
Réglementation antérieure			-0.303 (0.322)	-0.531 (0.361)
Précipitations			0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
Température			-0.025 (0.019)	-0.013 (0.021)
EF Installation	O	O	O	O
EF Année	O	O	N	O
Observations	4872	4872	4872	4872
N. de groupes	864	864	864	864
R^2	0.003	0.008	0.044	0.009
Erreur std. résiduelle	0.045	0.069	0.171	0.076
Statistique F	13.020***	5.094***	20.343***	4.089***

Notes : Régressions MCO du logarithme naturel des émissions de méthane au niveau de l'installation sur une variable muette de politique (*Réglementation*) égale à un pour les installations traitées après 2022. Les spécifications (1) à (4) incluent des effets fixes d'installation; les spécifications (2), (3) et (4) incluent des contrôles globaux tels que les prix et la production d'hydrocarbures ainsi que les variations météorologiques. La spécification (1) estime un DiD canonique simple tandis que les spécifications (2), (3) et (4) estiment un DiD conditionnel. La spécification (3) assouplit les effets fixes d'année. Les erreurs-types robustes groupées au niveau de l'installation sont rapportées entre parenthèses. *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

notre spécification préférée, qui combine les effets fixes d'installation et d'année avec toutes les variables de contrôle, confirme la robustesse de l'effet principal, avec une réduction estimée de 28,8% des émissions de méthane. Pris ensemble, les résultats indiquent de manière cohérente que la WEC a induit un déclin substantiel des émissions de méthane, avec la réduction estimée

variant entre 23% et 30% selon les spécifications.

Pour vérifier la robustesse de nos résultats, des tests placebo ont été conduits en estimant l'effet de traitement (capturé par le terme « Réglementation ») pour les années antérieures à l'annonce réelle de la politique. L'idée est de tester si le résultat de la double différence change ou non lorsqu'on change l'année de la réglementation. Ces tests sont nécessaires pour vérifier que la double différence ne soit pas biaisé et qu'elle soit bien le résultat de la-dite réglementation [Card and Krueger, 1993, Angrist and Pischke, 2009, Bertrand et al., 2004]. Le [tableau 8.1](#) rapporte les résultats des estimations des doubles différences où le traitement est artificiellement assigné en 2022 et 2021. Dans les deux régressions placebo, le terme d'interaction est petit en magnitude et statistiquement non significatif, indiquant qu'aucun effet de traitement fallacieux n'est détecté avant 2023. En revanche, le coefficient sur le terme d'interaction en 2023 est négatif et statistiquement significatif au niveau le plus élevé, ce qui est cohérent avec une réduction des émissions suite au traitement réel. Ces résultats renforcent la crédibilité de l'hypothèse des tendances parallèles conditionnelles, car elles suggèrent que l'effet observé en 2023 est improbablement dû à des tendances préexistantes.

5.1.2. Analyse d'étude d'événement

En plus du cadre de la double différence (DiD), nous avons estimé un ensemble de spécifications alternatives pour évaluer la robustesse des résultats. Spécifiquement, nous avons considéré une spécification d'étude d'événement pour évaluer la validité de l'hypothèse de tendances parallèles et pour examiner les effets dynamiques de la réglementation avant et après son introduction. De plus, nous avons introduit un estimateur de pondération par probabilité inverse (IPW) pour adresser les déséquilibres potentiels dans l'attribution du traitement. La [tableau 5.2](#) résume les résultats à travers toutes les approches.

Les résultats empiriques présentés dans la [tableau 5.2](#) fournissent une preuve convaincante de l'impact réglementaire de l'annonce de la réglementation WEC sur les émissions de méthane. Notre spécification préférée (2) emploie un estimateur de double différences conditionnel qui incorpore des contrôles globaux complets. Cette spécification produit une réduction statistiquement significative de 28% des émissions de méthane suivant l'implémentation réglementaire (coefficient de -0.340 , $p < 0.01$), représentant notre estimation la plus fiable, incluant les facteurs de confusion variant dans le temps (les fluctuations de prix d'hydrocarbures, les variations de production et les conditions météorologiques). Ce résultat est robuste à plusieurs stratégies d'identification qui convergent sur des estimations similaires : l'approche d'étude d'événement ³ (3) produit un coefficient proche de -0.337 , tandis que l'estimateur de pondération par probabilité inverse ⁴ (4) donne -0.336 , démontrant que nos résultats ne sont pas dus à des artefacts méthodologiques ou à des hypothèses de modélisation spécifiques. Même la spécification DiD canonique sans contrôles globaux (1) produit un effet de magnitude similaire (-0.358), suggérant que l'hétérogénéité non observée variant dans le temps ne biaise pas substantiellement nos

3. voir [sous-section 8.0.4](#) pour plus de détails

4. voir [sous-sous-section 8.0.2](#) pour plus de détails

TABLE 5.2 – Résumé des résultats

	<i>Variable dépendante : émissions de CH₄ (Logarithme naturel)</i>			
	DiD canonique (1)	DiD conditionnel (2)	Étude d'événement (3)	IPW (4)
Réglementation	-0.358*** (0.130)	-0.340*** (0.130)	-0.337** (0.171)	-0.336** (0.137)
Contrôles globaux	N	O	O	O
EF Installation	O	O	O	O
EF Année	O	O	O	O
Observations	4872	4872	4872	4872
N. de groupes	864	864		
R^2	0.003	0.009	0.436	0.469
R^2 ajusté			0.433	0.469
Erreur std. résiduelle	0.045	0.076	1.372	1.375
Statistique F	13.020***	4.089***	42.347***	537.824***

Notes : Régressions MCO du logarithme naturel des émissions de méthane au niveau de l'installation sur une variable muette de politique (*Réglementation*) égale à un pour les installations traitées après 2022. Les spécifications (1) à (4) incluent des effets fixes d'installation ; les spécifications (2), (3) et (4) incluent des contrôles globaux tels que les prix et la production d'hydrocarbures ainsi que les variations météorologiques. La spécification (1) estime un DiD canonique simple tandis que la spécification (2) estime un DiD conditionnel. La spécification (3) estime une étude d'événement autour de l'année de traitement, tandis que la spécification (4) utilise la pondération par probabilité inverse (IPW). Les erreurs-types robustes groupées au niveau de l'installation sont rapportées entre parenthèses. *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

estimations. La cohérence de ces résultats à travers des approches méthodologiquement distinctes, chacune s'appuyant sur différentes hypothèses d'identification et adressant différentes sources potentielles de biais, fournit une preuve forte contre des explications alternatives telles que des chocs coïncidents, des biais de sélection ou une sensibilité de spécification. Par ailleurs, l'inclusion d'effets fixes par installation dans l'ensemble des spécifications permet de contrôler l'hétérogénéité non observée et invariante dans le temps. De plus, l'utilisation d'erreurs-types robustes, regroupées au niveau de l'installation, tient compte de la corrélation intra-unité dans la structure d'erreurs.

5.2. Modélisation : Les courbes de coût marginal d'abattement

5.2.1. La forme de la courbe

La courbe de coût marginal d'abattement (CCMA) est particulièrement informative, car elle illustre à la fois la distribution du potentiel d'abattement du méthane et leurs coûts associés. Notamment, elle met en évidence si une partie des émissions de méthane peut être atténuée à coût négatif, signifiant que les réductions peuvent générer des profits nets dus à la vente du gaz récupéré. Selon le type de gaz vendu, entre 65% et 85% du méthane peut être converti en gaz commercialisable. Dans notre modèle, nous avons assumé un taux de conversion de 83%, cohérent avec les valeurs rapportées dans la littérature pour les bassins américains⁵. La figure 5.1 présente la courbe de coût d'abattement pour le bassin Permien.

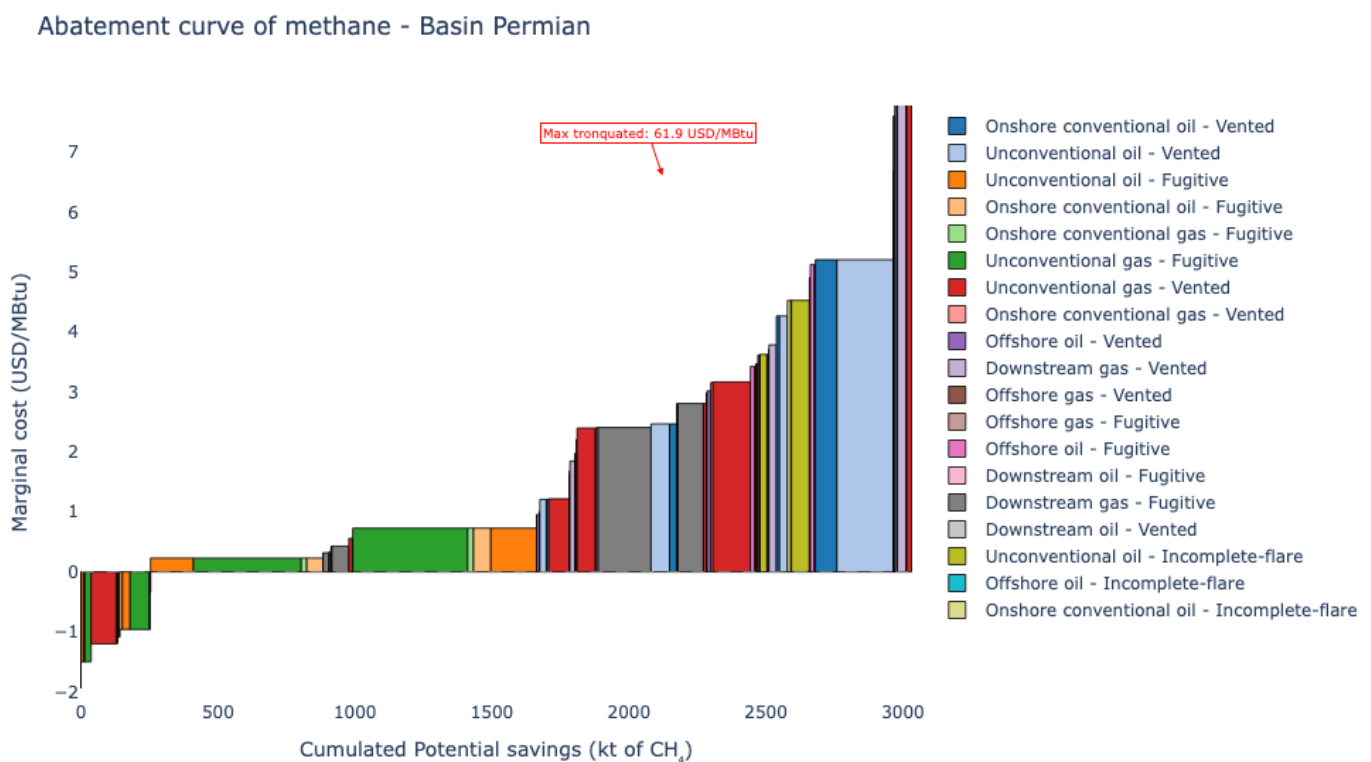


FIGURE 5.1 – Courbe de coût marginal d'abattement : Permien

Dans notre modèle, nous adoptons un prix de vente moyen du gaz naturel de 2,2 USD, 57% plus élevé que celui paramétré dans le modèle de [International Energy Agency \[2023\]](#), car il apparaissait sous-évalué. Notre nouveau niveau de prix est cohérent avec le prix industriel américain de 2024 rapporté par l'[U.S. Energy Information Administration \[2023\]](#). La courbe de coût d'abattement indique qu'une part des émissions de méthane pourrait en fait être atténuée à coût net zéro, signifiant que les producteurs de pétrole et de gaz généreraient des revenus

5. voir [sous-section 8.0.5](#)

positifs en capturant et vendant le gaz récupéré. Nous estimons que ce « manque à gagner » représente 15,8 millions USD à l'échelle du bassin, soit 254 kt de méthane. Plus important encore, nos résultats montrent que 50% des émissions totales de méthane (1 515 kt CH₄) peuvent être abattues pour moins de 1,5 USD/t CO₂e (avec un coût moyen de 0,7 USD/t⁶). Nous devons mentionner également qu'approximativement 70% des émissions de méthane pourraient être abattues à un coût de 5 USD par tonne de CO₂e. Atteindre un abattement complet, cependant, entraîne un coût marginal jusqu'à 121 USD/t de CO₂e. Des structures de coût similaires sont observées dans les bassins des Appalaches et d'Anadarko (voir [sous-section 8.0.5](#)). Cette augmentation abrupte du coût marginal d'abattement pour les dernières unités met en évidence les défis économiques et techniques associés à l'élimination des émissions de méthane restantes, plus difficiles à abattre. De plus, une bonne détermination du prix de vente moyen du gaz apparaît critique pour façonner correctement la courbe de coût d'abattement. Nous trouvons que la sous-estimation de cette variable par l'AIE a conduit à une sous-évaluation de 30% du manque à gagner (économies potentielles) dans le bassin Permien⁷.

En agrégeant les estimations de coût d'abattement à travers les trois bassins, nous identifions un « manque à gagner » d'approximativement 32 millions USD, associé à 524 kt d'émissions de méthane, représentant 8% des émissions totales, qui pourrait être atténué sans coût net. De plus, notre analyse montre que 89 441 kt CO₂e (équivalent à 3 194 kt de CH₄) pourrait être abattu sous une taxe d'émissions de méthane de seulement 1,5 USD par tonne de CO₂e appliquée aux producteurs d'hydrocarbures. Ce potentiel d'atténuation est approximativement sept fois plus élevé que celui estimé par [Beatty, 2022], qui considérait seulement les émissions de torchage avec un prix de référence de 5 USD par Mcf, et six fois plus élevé que les chiffres rapportés par Marks [2022], dont l'analyse se concentrait uniquement sur les émissions fugitives. En intégrant les trois sources principales d'émissions de méthane (torchage, ventilation et fuites) à travers trois bassins américains, notre approche révèle un potentiel d'abattement significativement plus grand et plus rentable que celui précédemment identifié dans des études de portée plus étroite.

5.2.2. Analyse de sensibilité

Comprendre la robustesse et la fiabilité de tout cadre computationnel ou de modélisation nécessite une évaluation systématique de la façon dont les variations dans les paramètres d'entrée affectent les sorties du modèle. L'analyse de sensibilité sert ce but en quantifiant l'influence des entrées individuelles sur les prédictions résultantes, nous permettant d'identifier les facteurs les plus critiques qui dirigent le comportement du système. Dans le contexte des calculs de coût pour l'abattement du méthane, de telles analyses sont essentielles pour comprendre comment les fluctuations dans les paramètres tels que les ratios d'émission, les taux d'actualisation, les coûts de main-d'œuvre ou les prix du gaz peuvent affecter les coûts marginaux.

6. Afin de récupérer la valeur en USD/t nous avons appliqué le taux de conversion suivant : 1Kt CH₄ = 54000 MBtu comme recommandé par l'AIE. Puis nous avons utilisé le ratio 28 pour convertir CH₄ en CO₂e comme suggéré par le GIEC

7. Lorsque l'on effectue le modèle avec le prix de vente moyen initial du gaz de 1,42, le manque à gagner est estimé à 10 millions USD, 5 millions de moins qu'avec notre modèle tarifé à 2,2 USD.

Pour explorer de manière complète la sensibilité de notre cadre de calcul de coût, nous avons employé une approche de simulation de Monte Carlo. Notre cadre de simulation a échantillonné aléatoirement 10 000 combinaisons de paramètres à partir de distributions de probabilité calibrées⁸ à travers sept variables d'entrée : taux d'actualisation, ratio d'émission CH₄ au puits, ratio d'émission CH₄ dans le pipeline, le prix du gaz, le coût du capital, la main-d'œuvre et l'efficacité technologique (voir [sous-section 8.0.6](#) pour le contexte théorique et les équations détaillées). La simulation de Monte Carlo a généré un jeu de données complet de résultats de coût qui a servi de données d'entraînement pour l'analyse de sensibilité basée sur l'apprentissage statistique.

Nous avons entraîné un modèle de perceptron multicouche pour observer les relations potentiellement non linéaires entre ces paramètres d'entrée et les résultats de coût résultants. Pour quantifier la contribution relative de chaque paramètre d'entrée aux prédictions de coût, nous avons employé l'analyse SHAP (SHapley Additive exPlanations) en utilisant un TreeExplainer sur la forêt aléatoire entraînée.

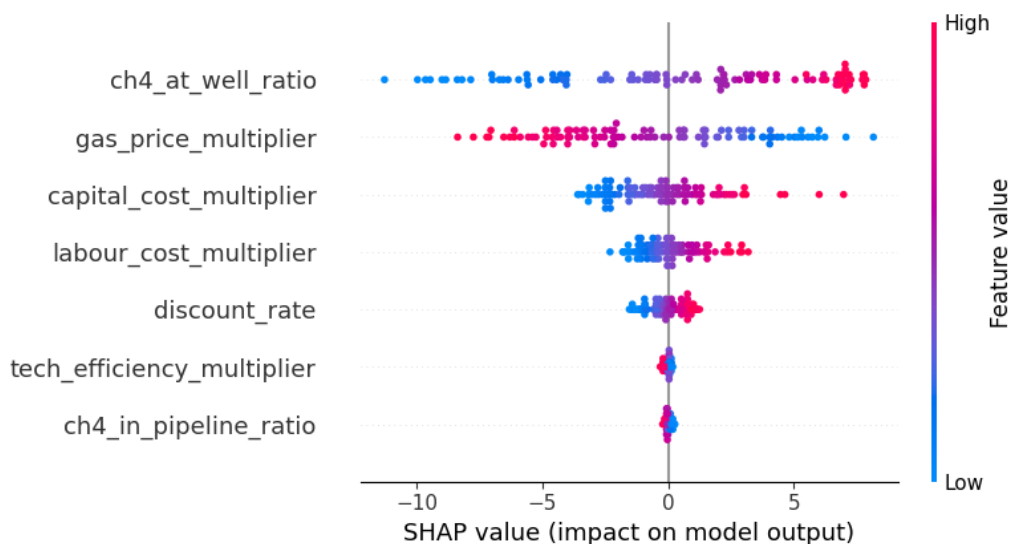


FIGURE 5.2 – Analyse de Shapley avec le modèle MLP

L'analyse a révélé que le ratio d'émission CH₄ au puits et le prix du gaz présentent l'importance de caractéristique la plus élevée, suivis par les multiplicateurs de coût en capital et de main-d'œuvre. L'analyse de sensibilité basée sur le modèle MLP met en évidence le rôle dominant du contenu en méthane à la tête de puits (ratio CH₄ sur gaz), qui seul explique près de la moitié de la variance totale du modèle (48,6%). Ce paramètre détermine le volume de méthane contenu dans le gaz naturel brut au point de production, et a donc une forte influence sur les niveaux d'émission estimés et les revenus potentiels de la capture. Bien que le modèle soit hautement sensible à cette variable, sa valeur est relativement bien établie pour les bassins américains, laissant peu de marge pour une variation substantielle en pratique. Le deuxième facteur le plus

8. La distribution de probabilité calibrée est soit uniforme soit log-normale selon la variable d'intérêt, voir [sous-section 8.0.6](#) pour plus de détails

influent est le prix du gaz (35%), soulignant le rôle central de la dynamique du marché du gaz dans la détermination de la rentabilité des mesures d'abattement. Les multiplicateurs de coût en capital et de main-d'œuvre suivent à distance, tandis que le contenu en méthane dans le gaz (ratio CH₄ dans le pipeline) a une influence relativement limitée (0,2%). La variable de taux d'actualisation, bien qu'elle ne soit pas la plus influente (0,7%), joue encore un rôle non négligeable dans la formation de la valeur actuelle nette des projets d'abattement. L'hypothèse de base faite par [International Energy Agency \[2023\]](#) d'un taux d'actualisation de 8%, bien que communément utilisée dans les analyses industrielles, peut surestimer le coût d'opportunité du capital dans le contexte d'objectifs climatiques à long terme. Ce choix reflète une approche plus « Nordhausienne », mettant l'accent sur l'efficacité basée sur le marché et le coût du capital. Cependant, d'un point de vue normatif, un taux de 8% peut être vu comme excessivement élevé. Réduire le taux d'actualisation augmenterait la valeur actuelle des réductions d'émissions futures et améliorerait ainsi la viabilité économique de nombreuses options d'abattement, particulièrement celles avec des périodes de remboursement plus longues.

Afin de tester la robustesse de ces résultats, nous avons répété l'analyse en recourant à un régresseur par forêt aléatoire. (voir [sous-section 8.0.6](#)). Bien que le modèle de forêt aléatoire atteigne une performance légèrement inférieure au modèle MLP (voir ?? dans [sous-section 8.0.6](#)), le classement et l'ordre de grandeur relatif restent cohérents avec ceux observés précédemment, ce qui renforce la conclusion selon laquelle la dynamique des prix du gaz constitue le moteur principal des coûts d'abattement. Ces résultats mettent en évidence qu'une attention particulière doit être portée lors de la définition des hypothèses de prix du gaz dans les modèles de coût d'abattement.

6. Discussion

Bien que nos résultats apportent des résultats solides sur l'efficacité d'effet d'annonce de la régulation WEC et sur la rentabilité de la réduction des émissions de méthane, certaines limites subsistent et ouvrent des perspectives pour de futurs travaux.

Premièrement, notre analyse simplifie l'application de la régulation américaine. Nous nous concentrons exclusivement sur les émissions de méthane, alors que la régulation prévue par l'Inflation Reduction Act (IRA) s'applique aux émissions totales de CO₂e (incluant NO_x, CO₂ et CH₄). Il convient de souligner que cette approche simplificatrice peut conduire à une mauvaise classification de certaines installations, en particulier pour celles qui auraient un taux d'émission de méthane disproportionné par rapport aux émissions de CO₂. Cette limite est toutefois en partie atténuée par deux éléments : d'une part, le méthane constitue le gaz à effet de serre à courte durée de vie le plus puissant émis lors des opérations pétrolières et gazières ; d'autre part, les installations fortement émettrices de méthane contribuent généralement de manière substantielle aux émissions totales de CO₂e. Dès lors, notre seuil semble rester un proxy pertinent pour identifier les principaux émetteurs et en évaluer le potentiel de réduction. In fine, agissant comme un abaissement implicite du seuil, cette limite tend vers une sous-estimation du nombre d'installations traité.

Deuxièmement, notre analyse empirique ne capture que les effets à court terme de la politique WEC, nos données s'étendant jusqu'à la fin de 2023. Par conséquent, notre stratégie d'identification isole l'effet immédiat de l'annonce de la réglementation plutôt que les réponses comportementales à long terme. Des recherches futures pourraient examiner si les réductions observées persistent, s'intensifient ou diminuent au fil du temps, notamment en réponse à des changements politiques ou réglementaires.

Troisièmement, notre analyse du coût marginal de réduction repose sur un cadre statique utilisant des données annuelles agrégées descendantes. Bien que nous ayons effectué des analyses de sensibilité approfondies, cette approche ne tient pas pleinement compte des dynamiques temporelles des schémas d'émissions, des prix du gaz ou de la variabilité opérationnelle. Une extension intéressante consisterait à construire des courbes de coût marginal d'abattement plus granulaires et dynamiques en utilisant des données mensuelles ou quotidiennes (lorsque cela est possible avec les données descendantes). Une telle approche permettrait de mieux capturer les variations intra-annuelles de la rentabilité liées aux fluctuations saisonnières, aux cycles de maintenance ou aux signaux de marché à court terme.

Enfin, notre analyse se concentre principalement sur les bénéfices climatiques, mesurés en réduction de CO₂e, et ne prend pas en compte les co-bénéfices plus larges de la réduction des émissions de méthane. Le méthane est un précurseur de l'ozone troposphérique, qui présente des risques significatifs pour la santé publique, notamment des maladies respiratoires et cardiovas-

culaires. L'intégration de ces co-bénéfices, en estimant un coût social du méthane reflétant à la fois les dommages climatiques et sanitaires, fournirait une évaluation plus complète de la valeur sociétale des politiques de réduction. La prise en compte de ces externalités pourrait renforcer l'argument économique en faveur de stratégies de réduction du méthane plus ambitieuses.

7. Remarques conclusives

Cet article apporte de nouvelles preuves, issues à la fois des données empiriques et de la modélisation, sur la rentabilité et les effets réglementaires de la réduction des émissions de méthane dans le secteur pétrolier et gazier aux États-Unis. En utilisant des données au niveau des installations et une stratégie d'identification par double différences, nous constatons que l'annonce de la « Waste Emissions Charge » (WEC) a réduit de manière significative les émissions de méthane d'environ 28%, avec des résultats cohérents à travers de multiples tests de robustesse. Cela confirme la présence d'un « effet d'annonce » de la nouvelle réglementation américaine, suggérant que les acteurs du marché ajustent leur comportement avant même la mise en œuvre complète de la loi.

Dans la seconde partie de l'analyse, nous construisons des courbes de coût marginal d'abattement au niveau des bassins à partir de données descendantes plutôt qu'ascendantes. Nos résultats montrent qu'environ 8% des émissions de méthane, soit 524 kt de CH₄, peuvent être réduites à un coût net nul, représentant un « manque à gagner » de 32 millions de dollars en 2024 pour les trois bassins. De plus, une taxe équivalente de seulement 1,5 \$ par tonne de CO₂e permettrait de réduire près de 3 200 kt de méthane, soit 89 MtCO₂e. Ces chiffres sont nettement supérieurs à ceux rapportés dans les études antérieures qui se concentrent sur des types spécifiques d'émissions. En considérant simultanément les émissions liées au torchage, à la ventilation et aux émissions fugitives sur plusieurs bassins de production, notre travail révèle un potentiel de réduction bien plus important et rentable que ce qui avait été précédemment reconnu. L'analyse de sensibilité souligne également l'importance des paramètres clés, en particulier le prix de vente du gaz, qui influence fortement les coûts de réduction et la forme des courbes d'abattement.

Dans l'ensemble, ces résultats suggèrent que la réduction des émissions de méthane est non seulement techniquement et économiquement réalisable, mais qu'elle est également largement sous-exploitée. En combinant une pression réglementaire (comme en témoigne l'effet WEC), des mécanismes de tarification du méthane et une meilleure modélisation des coûts, il apparaît possible de dégager des bénéfices climatiques significatifs à des coûts faibles, voire négatifs.

Bibliographie

- Alberto Abadie. Semiparametric difference-in-differences estimators. *The review of economic studies*, 72(1) :1–19, 2005.
- Joshua D Angrist and Jörn-Steffen Pischke. *Mostly harmless econometrics : An empiricist's companion*. Princeton university press, 2009.
- Lauren Beatty. How do natural gas pipeline networks affect emissions from drilling and flaring? 2022.
- Marianne Bertrand, Esther Duflo, and Sendhil Mullainathan. How much should we trust differences-in-differences estimates? *The Quarterly journal of economics*, 119(1) :249–275, 2004.
- Brantly Callaway and Pedro H C Sant'Anna. Difference-in-differences with multiple time periods. *Journal of Econometrics*, 225 :200–230, 2021.
- David Card and Alan B Krueger. Minimum wages and employment : A case study of the fast food industry in new jersey and pennsylvania, 1993.
- C. Chaisemartin and X. D'Haultfœuille. Credible answers to hard questions : differences-in-differences for natural experiments. Working Paper 4487202, SSRN, 2023. URL https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4487202. Available at SSRN.
- Zavala-Araiza Daniel, Harriss Robert, Palacios Virginia, Lan Xin, Talbot Robert, Lavoie Tegan, Shepson Paul, Zimmerle Daniel, et al. Constructing a spatially resolved methane emission inventory for the barnett shale region. 2015.
- Global Methane Pledge. Global methane pledge : Country participants. Online resource, 2025. URL <https://www.globalmethanepledge.org/>. More than 150 countries have joined the Global Methane Pledge. Accessed on 20 July 2025.
- Andrew Goodman-Bacon. Difference-in-differences with variation in treatment timing. *Journal of econometrics*, 225(2) :254–277, 2021.
- James J Heckman, Hidehiko Ichimura, and Petra E Todd. Making the most out of programme evaluations and social experiments : Accounting for heterogeneity in programme impacts. *The Review of Economic Studies*, 64 :487–535, 1997.
- International Energy Agency. Global gas flaring reduction partnership - 2022 global gas flaring data. Technical report, IEA, 2022. URL <https://www.iea.org/reports/global-gas-flaring-reduction-partnership>.

- International Energy Agency. Global methane tracker 2023 - understanding methane emissions. Technical report, IEA, Paris, 2023. URL <https://www.iea.org/reports/global-methane-tracker-2023/understanding-methane-emissions>.
- International Energy Agency. Global methane tracker 2024. Technical report, IEA, Paris, 2024. URL <https://www.iea.org/reports/global-methane-tracker-2024>.
- IPCC. Data for figure spm.2 (v20210809) - summary for policymakers of the working group i contribution to the ipcc sixth assessment report. NERC EDS Centre for Environmental Data Analysis, August 2021. URL <http://dx.doi.org/10.5285/c1eb6dad1598427f8f9f3eae346ece2f>. Figure SPM.2 : Assessed contributions to observed warming in 2010–2019 relative to 1850–1900.
- Robert B Jackson, Marielle Saunois, Philippe Bousquet, Josep G Canadell, Benjamin Poulter, Ann R Stavert, Peter Bergamaschi, Y Niwa, Arjo Segers, and Aki Tsuruta. Increasing anthropogenic methane emissions arise equally from agricultural and fossil fuel sources. *Environmental Research Letters*, 15(7) :071002, 2020.
- Gabriel E Lade and Ivan Rudik. Costs of inefficient regulation : Evidence from the bakken. *Journal of Environmental Economics and Management*, 102 :102336, 2020.
- S Lauren. Ngsi methane emissions intensity protocol v1. 0. 2021.
- Michael Lechner. Treatment effects in multiple-period settings. *Econometric Journal*, 2 :1–20, 1999.
- Scott M Lundberg, Gabriel Erion, Hugh Chen, Alex DeGrave, Jordan M Prutkin, Bala Nair, Ronit Katz, Jonathan Himmelfarb, Nisha Bansal, and Su-In Lee. From local explanations to global understanding with explainable ai for trees. *Nature machine intelligence*, 2(1) :56–67, 2020.
- Levi Marks. The abatement cost of methane emissions from natural gas production. *Journal of the Association of Environmental and Resource Economists*, 9(2) :165–198, 2022.
- McKinsey. Curbing methane emissions : How five industries can counter a major climate threat, 2021. URL <https://www.mckinsey.com/capabilities/sustainability/our-insights/curbing-methane-emissions-how-five-industries-can-counter-a-major-climate-threat>. Consulté le 22 avril 2025.
- Arturo Moncada-Torres, Marissa C van Maaren, Mathijs P Hendriks, Sabine Siesling, and Gijs Geleijnse. Explainable machine learning can outperform cox regression predictions and provide insights in breast cancer survival. *Scientific reports*, 11(1) :6968, 2021.
- Ashesh Rambachan and Jonathan Roth. A more credible approach to parallel trends. *Review of Economic Studies*, 90(5) :2555–2591, 2023.
- Stuart N Riddick and Denise L Mauzerall. Likely substantial underestimation of reported methane emissions from united kingdom upstream oil and gas activities. *Energy & Environmental Science*, 16(1) :295–304, 2023.

- Jonathan Roth, Pedro HC Sant'Anna, Alyssa Bilinski, and John Poe. What's trending in difference-in-differences? a synthesis of the recent econometrics literature. *Journal of Econometrics*, 235(2) :2218–2244, 2023.
- Jeffrey S. Rutherford, Evan D. Sherwin, Arvind P. Ravikumar, Garvin A. Heath, Jacob Englander, Daniel Cooley, David Lyon, Mark Omara, Quinn Langfitt, and Adam R. Brandt. Closing the methane gap in us oil and natural gas production emissions inventories. *Nature Communications*, 12(1) :4715, 2021a. doi : 10.1038/s41467-021-25017-4.
- Jeffrey S. Rutherford, Evan D. Sherwin, Arvind P. Ravikumar, Garvin A. Heath, Jacob Englander, Daniel Cooley, David Lyon, Mark Omara, Quinn Langfitt, and Adam R. Brandt. Closing the methane gap in us oil and natural gas production emissions inventories. *Nature Communications*, 12(1) :4715, 2021b. doi : 10.1038/s41467-021-25017-4.
- Liyang Sun and Sarah Abraham. Estimating dynamic treatment effects in event studies with heterogeneous treatment effects. *Journal of econometrics*, 225(2) :175–199, 2021.
- U.S. Congress. Joint resolution h.j. res.35 disapproving the epa's waste emissions charge for petroleum and natural gas systems. Public Law 119-2 under the Congressional Review Act, March 2025. URL <https://www.govinfo.gov/content/pkg/PLAW-119publ2/pdf/PLAW-119publ2.pdf>. Passed House 26 Feb 2025, Senate 27 Feb 2025; signed by President Trump 14 Mar 2025, nullifying the 2024 WEC Final Rule.
- U.S. Energy Information Administration. U.s. energy-related carbon dioxide emissions. Technical report, EIA, Washington, DC, 2023. URL <https://www.eia.gov/environment/emissions/carbon/>.
- U.S. Environmental Protection Agency. Inventory of u.s. greenhouse gas emissions and sinks : 1990-2021. Technical Report EPA 430-R-23-002, EPA, Washington, DC, 2023.
- U.S. Environmental Protection Agency. Waste emissions charge for petroleum and natural gas systems : Procedures for facilitating compliance, including netting and exemptions (final rule). Federal Register and EPA website, November 2024. URL <https://www.epa.gov/inflation-reduction-act/waste-emissions-charge>. Final rule issued 18 Nov 2024; authorizes EPA to collect an annual charge on methane emissions exceeding statutory thresholds.
- Jeffrey Wooldridge. Two-way fixed effects, the two-way mundlak regression, and difference-in-differences estimators, 08 2021.
- World Bank. Global gas flaring reduction partnership - zero routine flaring by 2030. Technical report, World Bank Group, Washington, DC, 2020. URL <https://www.worldbank.org/en/programs/gasflaringreduction>. Accessed : 2024.
- Yuzhong Zhang, Ritesh Gautam, Sudhanshu Pandey, Mark Omara, Joannes D. Maasackers, Pankaj Sadavarte, David Lyon, Hannah Nesser, Melissa P. Sulprizio, Daniel J. Varon, Ruixiong Zhang, Sander Houweling, Daniel Zavala-Araiza, Ramón A. Alvarez, Alba Lorente, Steven P. Hamburg, Ilse Aben, and Daniel J. Jacob. Quantifying methane emissions from

the largest oil-producing basin in the united states from space. *Science Advances*, 6(17) : eaaz5120, 2020a. doi : 10.1126/sciadv.aaz5120.

Yuzhong Zhang, Ritesh Gautam, Sudhanshu Pandey, Mark Omara, Joannes D Maasackers, Pankaj Sadavarte, David Lyon, Hannah Nesser, Melissa P Sulprizio, Daniel J Varon, et al. Quantifying methane emissions from the largest oil-producing basin in the united states from space. *Science advances*, 6(17) :eaaz5120, 2020b.

8. Appendix

8.0.1. L'intensité du méthane

Pour calculer l'intensité méthane pour chaque État américain, nous nous sommes référés à la méthodologie employée par la Natural Gas Sustainability Initiative (NGSI) initiée par l'Edison Electric Institute (EEI) et l'American Gas Association (AGA) ([Lauren \[2021\]](#)). Elle est définie comme suit.

$$\frac{\text{Émissions de CH}_4 \text{ (Mt)} \times \text{RGP}}{\text{Gaz Produit (mcf)} \times \text{Teneur en Méthane} \times 0,0192 \text{ (Mt/Mcf)}} \quad (8.1)$$

¹

Le rapport gaz-pétrole se réfère au contenu énergétique du gaz produit divisé par le contenu énergétique total des hydrocarbures. Dans notre analyse, nous avons uniquement considéré les émissions de Pétrole & Gaz. La Teneur en Méthane se réfère à la fraction molaire de méthane dans le gaz produit. Par défaut, le facteur appliqué est de 0,833, comme suggéré par l'inventaire GES, Annexe 3, pages A177–178. La valeur de teneur en méthane est utilisée pour déterminer la portion de méthane du volume total de gaz naturel produit, transporté et émis pour les différents segments de l'industrie.

8.0.2. Test de robustesse

Hypothèse des tendances parallèles

Vérification des tendances parallèles :

1. RGP se réfère au Rapport Gaz-Pétrole

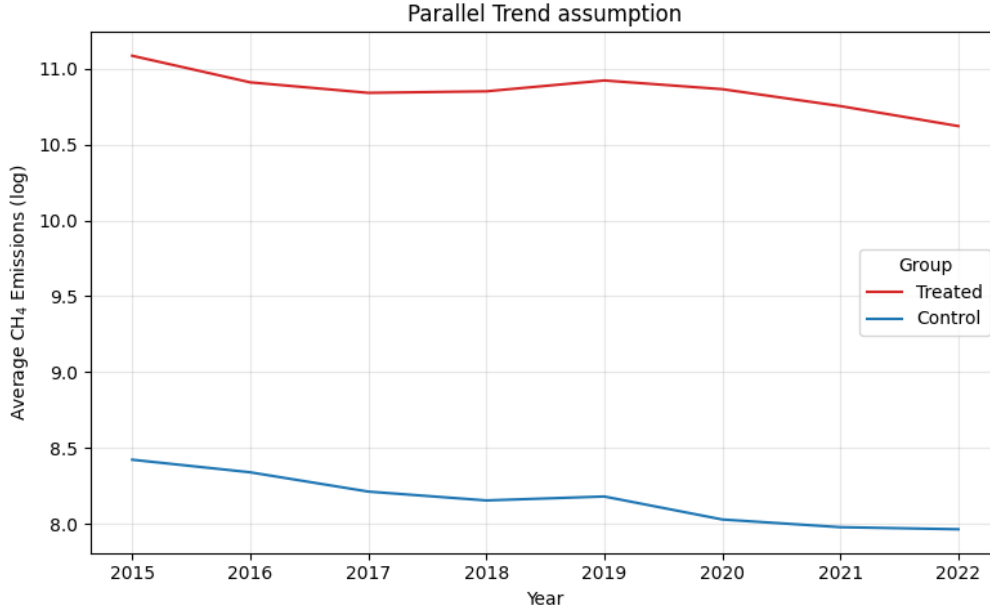


FIGURE 8.1 – Tendances parallèles (Données brutes)

Hypothèse de chevauchement

Pour évaluer la plausibilité de l’hypothèse de chevauchement, nous examinons la distribution des scores de propension estimés pour les groupes traités et témoins. Dans notre échantillon, les scores de propension pour les deux groupes s’étendent d’environ 0,4 à 0,9, indiquant un chevauchement substantiel entre les unités traitées et témoins. Cela garantit que pour chaque installation traitée, il existe des installations témoins comparables présentant des co-variables similaires.

Pondération Probabiliste Inverse

Pour tenir compte des différences potentielles dans les caractéristiques observées entre les installations traitées et témoins, nous mettons en œuvre l’approche de pondération par l’inverse de la probabilité (IPW), suivant le cadre proposé par [Abadie \[2005\]](#). En théorie, le score de propension $p(X_i) = P(D_i = 1 | X_i)$ représente la probabilité conditionnelle d’être traité étant donné un ensemble de covariables observées X_i . Sous les hypothèses standard, l’effet de traitement moyen sur les traités (ATT) peut être estimé de manière cohérente en pondérant chaque observation inversement à sa probabilité de recevoir le traitement :

$$\hat{\tau}_{IPW} = \frac{1}{\sum_i D_i} \sum_i \frac{(1 - D_i)p(X_i)}{1 - p(X_i)} (Y_{i,2} - Y_{i,1}).$$

En pratique, nous estimons d’abord le score de propension pour chaque installation en utilisant un ensemble de covariables qui inclut l’indicateur de traitement « traité », l’indicateur post-traitement « post », leur interaction, et des caractéristiques spécifiques aux installations telles que le nombre de puits, les prix du pétrole et du gaz, la production pétrolière et la production

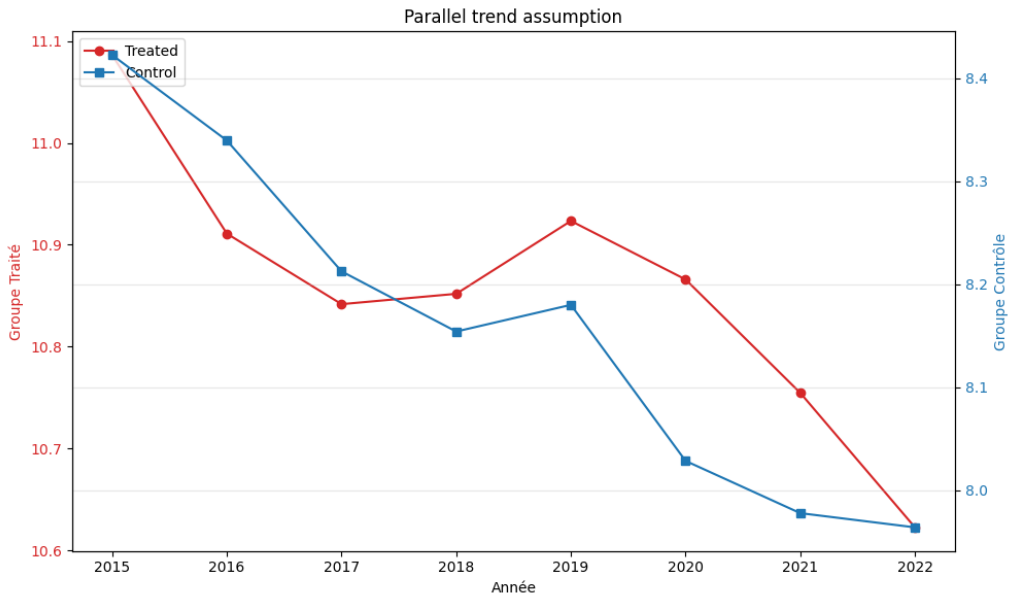


FIGURE 8.2 – Tendances Parallèles (normalisées)

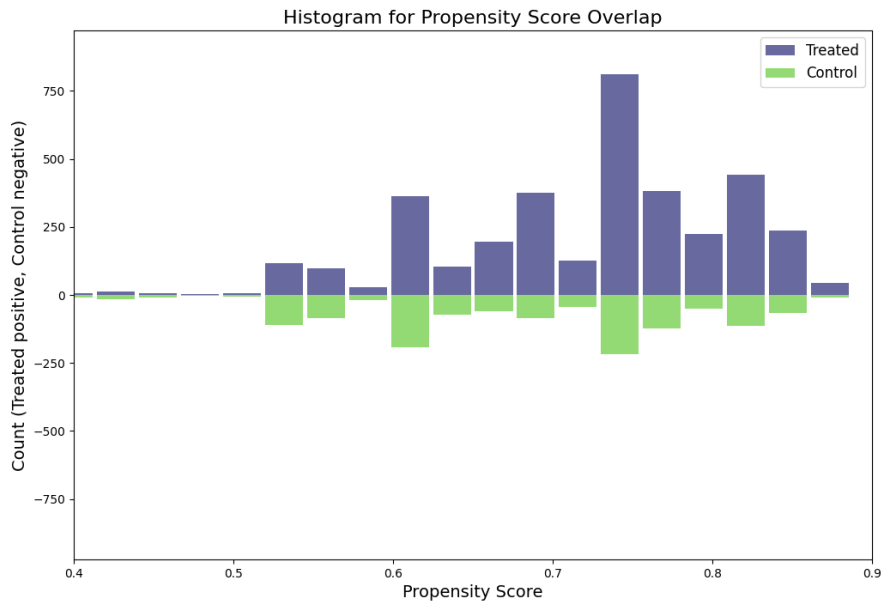


FIGURE 8.3 – Vérification de l'hypothèse de chevauchement

gazière. Nous construisons ensuite les poids IPW comme l'inverse du score de propension estimé pour les unités traitées, et l'inverse de un moins le score de propension estimé pour les unités témoins :

$$w_i = \begin{cases} 1/\hat{p}(X_i) & \text{si traité} \\ 1/(1 - \hat{p}(X_i)) & \text{si témoin} \end{cases}$$

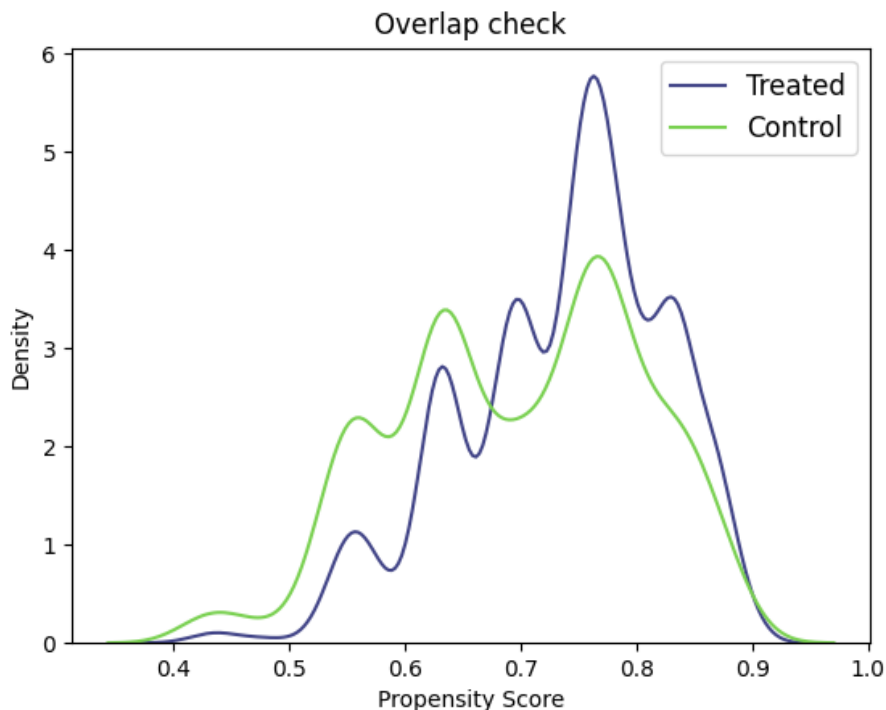


FIGURE 8.4 – Vérification de l’hypothèse de chevauchement

Finalement, ces poids sont incorporés dans une régression des moindres carrés pondérés du logarithme des émissions sur le terme d’interaction et le même ensemble de covariables. Ce faisant, les différences dans la distribution des caractéristiques observées entre les installations traitées et témoins sont correctement prises en compte. Étant donné que la condition de chevauchement est satisfaite (figure 8.3, figure 8.4), cette approche fournit une estimation robuste de l’impact causal du traitement sur les émissions.

En utilisant la pondération par probabilité inverse (IPW) pour tenir compte des différences dans les caractéristiques observées entre les installations traitées et de contrôle, nous estimons l’impact de l’intervention réglementaire sur les émissions de CH_4 . La régression pondérée indique que les installations traitées connaissent une réduction significative des émissions suite à la mise en œuvre de la réglementation, avec un coefficient de $-0,336$ ($p < 0,05$), correspondant à une diminution approximative de 28%² des émissions de CH_4 . Parmi les covariables, le nombre de puits est positivement associé aux émissions, tandis que le prix du gaz et la production pétrolière présentent des effets négatifs faibles mais significatifs. Les autres covariables, incluant la production de gaz, le prix du pétrole, et l’indicateur post-traitement, ne sont pas statistiquement significatives. Le coefficient positif important sur l’indicateur Traité reflète les émissions de référence plus élevées des installations traitées par rapport au groupe de contrôle. Bien que ce coefficient reste descriptif des différences pré-traitement, l’approche de pondération

2.

Variation en pourcentage des émissions = $e^{-0,336} - 1 \approx 0,714 - 1 = -0,285 \approx -28\%$

<i>Dependent variable : emissions_log</i>	
	(1)
Constant	8.234*** (0.082)
Regulation	-0.336** (0.137)
Number of Wells	0.000*** (0.000)
Gas Production	0.000** (0.000)
Gas Price	-0.012 (0.010)
Oil Production	-0.000*** (0.000)
Oil Price	-0.003*** (0.001)
Post	0.070 (0.100)
Treated	2.609*** (0.042)
Observations	4872
R^2	0.469
Adjusted R^2	0.469
Residual Std. Error	1.375 (df=4863)
F Statistic	537.824*** (df=8; 4863)
<i>Note :</i>	*p<0.1 ; **p<0.05 ; ***p<0.01

par probabilité inverse (IPW) repondère les observations pour équilibrer les distributions de covariables entre les unités traitées et de contrôle. Par conséquent, l'effet estimé du traitement, capturé par le terme d'interaction (Traité \times Post), fournit une mesure cohérente de l'impact causal, libre de confusion due aux différences initiales entre groupes. Globalement, le modèle explique environ 48% de la variation des log-émissions, suggérant un ajustement raisonnable. Ces résultats fournissent des preuves robustes que l'intervention réglementaire réduit efficacement les émissions de méthane sur les sites traités.

Pour évaluer l'efficacité de la procédure de pondération par probabilité inverse (IPW), nous examinons les différences moyennes standardisées (SMD) des covariables clés avant et après pondération. Les covariables considérées incluent les caractéristiques des installations telles que le nombre de puits, la production de pétrole et de gaz, et les prix du marché pour le pétrole et le gaz. Avant pondération, plusieurs covariables présentent des déséquilibres notables entre les installations traitées et de contrôle, avec des SMD dépassant les seuils conventionnels de $|0, 1|$

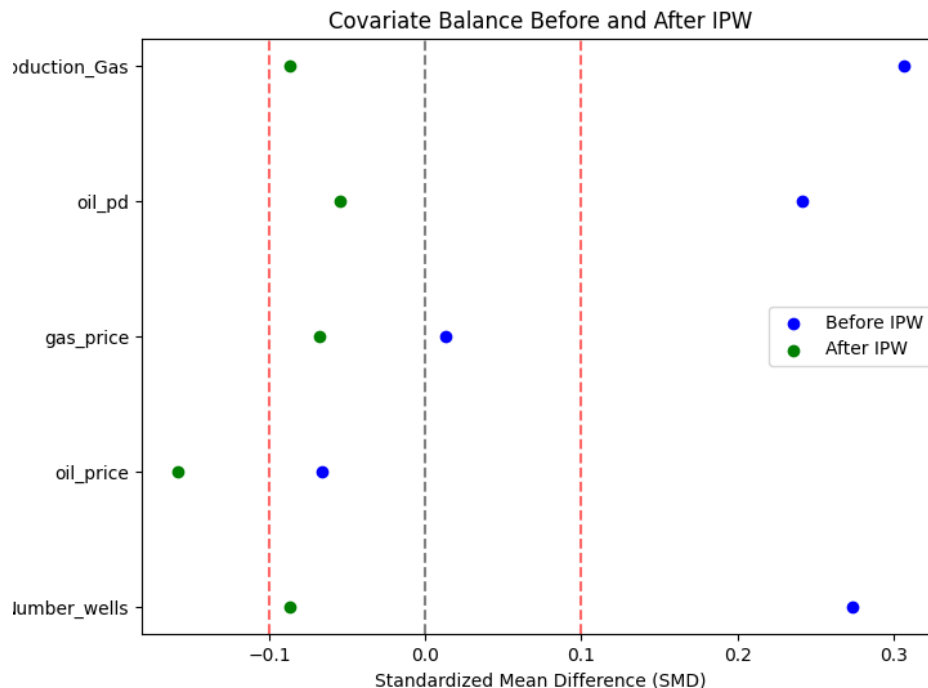


FIGURE 8.5 – Covariables avant/après pondération

(production de gaz, production de pétrole et nombre de puits). Après application de l’IPW, ces différences sont substantiellement réduites, et toutes les SMD tombent dans la fourchette acceptable, indiquant que la pondération équilibre avec succès les covariables entre les groupes de traitement. Cette évaluation confirme que l’échantillon ajusté par IPW fournit une base fiable pour estimer l’effet causal du traitement sur les émissions.

8.0.3. Test de placebo

Pour évaluer la robustesse de nos résultats, nous avons mené un *test placebo* en appliquant l’approche DID aux années antérieures au traitement réel (2021 et 2022), en plus de l’année de traitement (2023). Comme montré dans [tableau 8.1](#), l’effet d’interaction estimé est statistiquement significatif seulement pour l’année de traitement réelle (2023), tandis qu’il reste proche de zéro et non significatif pour les années placebo. Ces résultats suggèrent que nos résultats principaux ne sont pas dus à des tendances préexistantes, soutenant ainsi l’interprétation causale de l’effet du traitement.

	<i>Dependent variable : emissions_{itog}</i>		
	DID 2023	DID 2022	DID 2021
	(1)	(2)	(3)
Regulation	-0.340*** (0.130)	-0.154 (0.130)	0.051 (0.148)
Number wells	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
Oil price	0.021 (0.013)	0.019 (0.014)	0.018 (0.014)
Gas price	-0.004 (0.009)	-0.001 (0.010)	-0.001 (0.010)
oil Production	0.000 (0.000)	0.000* (0.000)	0.000* (0.000)
Production Gas	-0.000* (0.000)	-0.000** (0.000)	-0.000** (0.000)
Past Regulation	-0.531 (0.361)	-0.665 (0.406)	-0.659 (0.408)
Precipitation	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
Temperature	-0.013 (0.021)	-0.032 (0.030)	-0.033 (0.030)
Observations	4872	4538	4538
N. of groups	864	816	816
R^2	0.009	0.010	0.009
Residual Std. Error	0.076 (df=3990)	0.080 (df=3704)	0.077 (df=3704)
F Statistic	4.089*** (df=882 ; 3990)	4.237*** (df=834 ; 3704)	3.906*** (df=834 ; 3704)

Note :

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

TABLE 8.1 – test de Placebo

8.0.4. Étude d'évènement

Dans le [tableau 8.2](#), les coefficients « traité » estiment l'impact dynamique du traitement sur les émissions de CH_4 au fil du temps. Chaque coefficient représente la différence moyenne entre les installations traitées et les installations de contrôle pour une année donnée, conditionnellement à toutes les covariables. Dans nos résultats, tous les coefficients « traité » antérieurs à la réglementation ne sont pas statistiquement significatifs, à l'exception de l'année 2023, révélant une première étape vers la validation de l'hypothèse de tendance préalable. Ensuite, pour évaluer formellement l'hypothèse de tendances parallèles, nous effectuons un test F global sur les coefficients « traité » de pré-traitement comme suggéré par [Chaisemartin and D'Haultfoeuille \[2023\]](#). Ce test joint évalue si toutes les interactions de pré-traitement sont simultanément égales

TABLE 8.2 – Étude d'évènement : Effets dynamiques du traitement

	<i>Variable dépendante : emissions_log</i>
	(1)
2017	-0.112 (0.124)
2018	-0.153 (0.150)
2019	-0.134 (0.148)
2020	-0.312** (0.152)
2021	-0.331* (0.193)
2022	-0.330* (0.195)
2023	-0.168 (0.187)
2017 traité	-0.081 (0.137)
2018 traité	-0.015 (0.157)
2019 traité	0.029 (0.151)
2020 traité	0.122 (0.153)
2021 traité	0.070 (0.174)
2022 traité	-0.039 (0.171)
2023 traité	-0.337** (0.171)
Nobre de puits	0.000 (0.000)
Production de gaz	0.000 (0.000)
Prix du gaz	-0.001 (0.017)
Régulations antérieures	-0.174 (0.153)
Production de pétrole	-0.000 (0.000)
Prix du pétrole	-0.001 (0.001)
Traité	2.653*** (0.120)
Constante	8.325*** (0.151)
Observations	4872
R^2	0.436
Adjusted R^2	0.433
Residual Std. Error	1.372 (df = 4850)
F Statistic	462.347*** (df = 21 ; 4850)

Note : *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01. F-test global sur les pré-trends ($t < 0$) : F = 0.5114, p = 0.8000, df_{num} = 6, df_{denom} = 863.

à zéro. Avec $F = 1,12$ ($p = 0,346$), l'hypothèse nulle n'est pas rejetée, ce qui ne soutient pas l'existence de tendances préalables parallèles. Cette vérification fournit une confiance supplémentaire dans la validité des estimations post-traitement, garantissant que les effets observés ne sont pas causés par des différences préexistantes dans les tendances entre les groupes traités et de contrôle. Le tableau rapporte également les coefficients simples (les années), qui prennent la valeur 1 pour toutes les installations dans une année donnée, indépendamment du statut de traitement. Ces coefficients capturent la tendance temporelle commune des émissions à travers toutes les installations et servent de contrôles essentiels pour isoler l'effet causal du traitement.

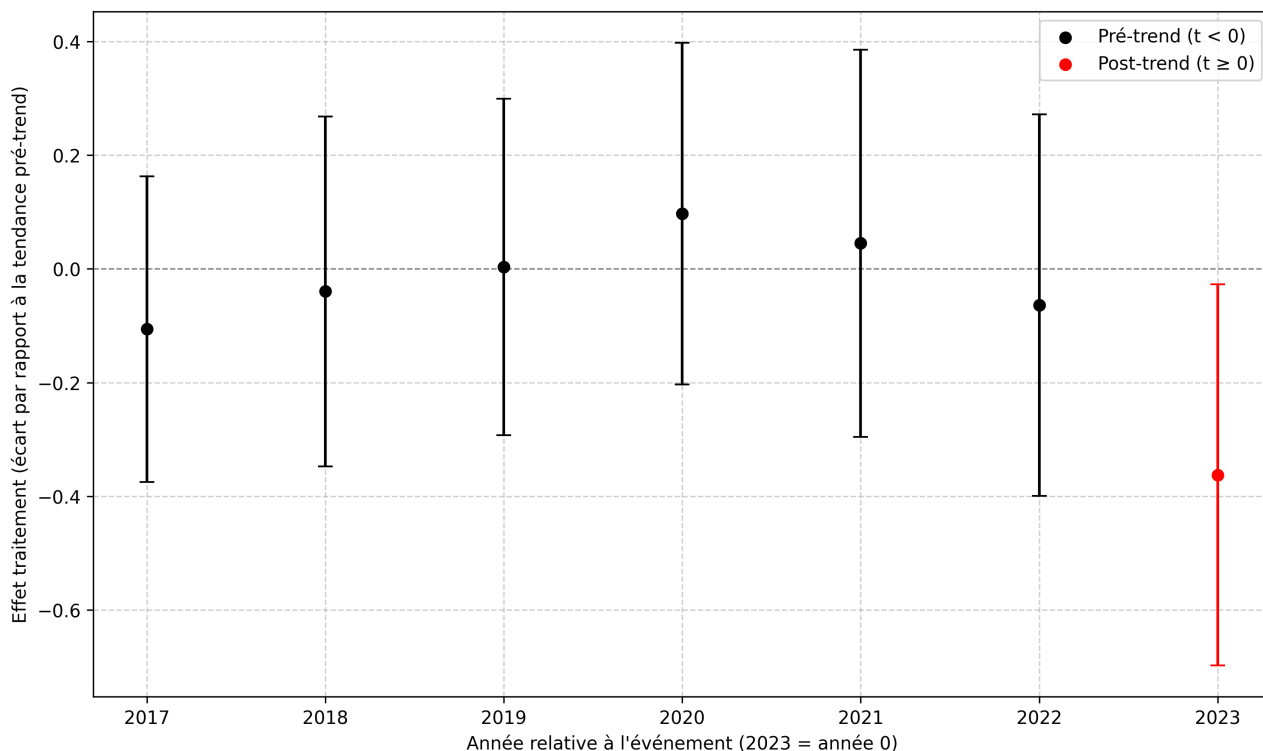


FIGURE 8.6 – Dynamique des effets de traitement sur les émissions de méthane (logarithme naturel)

8.0.5. Courbes de coût marginal d'abattement

Répartition par source de production

Basé sur les données ascendantes utilisées par l'Agence internationale de l'énergie, nous avons calculé les parts de répartition pour les trois types d'émissions : Fugitives, Ventilation et Torchage. Nous avons utilisé ces taux de répartition (résumées dans le [tableau 8.3](#), le [tableau 8.4](#) et le [tableau 8.5](#)) pour répartir nos données satellites descendantes en sources de production ³.

TABLE 8.3 – Distribution initiale des émissions ventilées

Production source	Sector	Share (%)
Onshore conventional	Gas	2.131 %
Downstream	Gas	11.584%
Offshore	Gas	0.468%
Unconventional	Gas	41.562%
Onshore conventional	Oil	11.1%
Downstream	Oil	1.059%
Offshore	Oil	2.684%
Unconventional	Oil	29.409%

TABLE 8.4 – Distribution initiale des émissions torchées

Production source	Sector	Share (%)
Onshore conventional	Oil	15.613%
Offshore	Oil	4.563%
Unconventional	Oil	79.823%

TABLE 8.5 – Distribution initiale des émissions fugitives

Production source	Sector	Share (%)
Onshore conventional	Gas	2.4388%
3024 Downstream	Gas	20.99%
3026 Offshore	Gas	0.535%
3030 Unconventional	Gas	47.551%
3034 Onshore conventional	Oil	7.159%
3037 Downstream	Oil	0.623%
3039 Offshore	Oil	1.731%
3043 Unconventional	Oil	18.969%

3. Nous avons converti les données de Torchage en CH₄ Kt qui étaient collectées en CO₂t

Courbes de coût d'abatement

Ces courbes révèlent également qu'une partie des émissions de méthane peut effectivement être économisée à coût net nul. Ce problème de manque à gagner⁴ est estimé à 213,27 et 56,52 kt de méthane respectivement pour les bassins d'Appalachian et d'Anadarko. Plus intéressant encore, pour ces deux bassins, nos résultats révèlent que 50 % de leurs émissions de méthane peuvent être réduites pour moins de 0,75 dollar américain par MBtu (1,5 USD/t CO₂e) et que 99 % des émissions de méthane pourraient être réduites pour moins de 6 dollars américains par MBtu (10 USD/t CO₂e⁵).

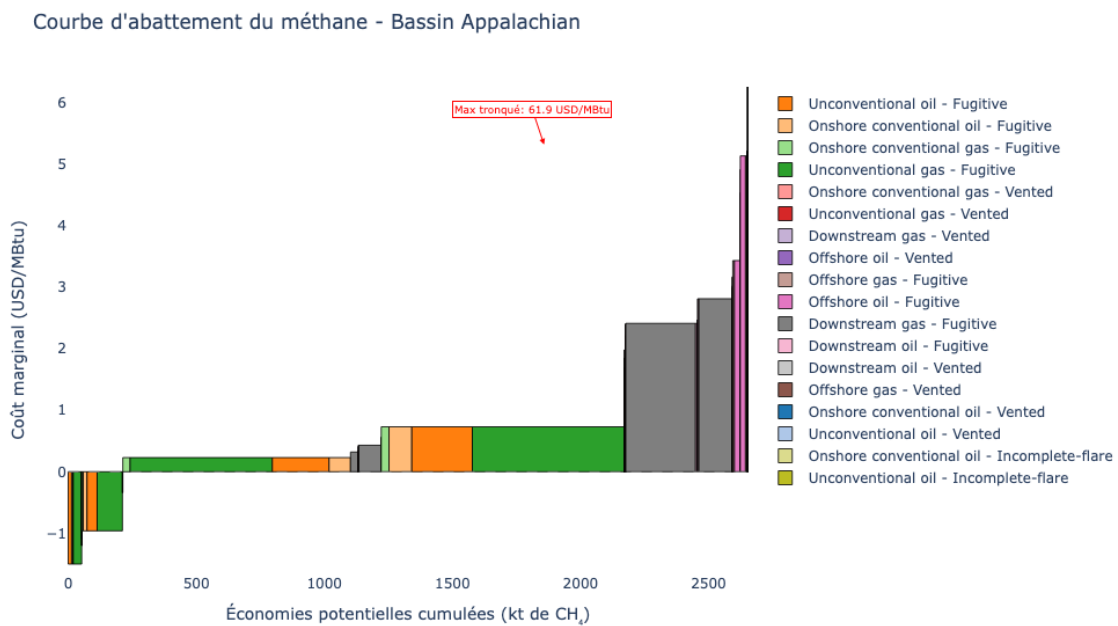


FIGURE 8.7 – Bassin de l'Appalache

4. Ce terme désigne les revenus potentiels non captés par la valorisation du méthane récupéré.

5. Le coût marginal pour réduire 99 % des émissions de méthane dans le bassin permien est substantiellement plus élevé, s'établissant à 55 USD/t CO₂e.

Courbe d'abattement du méthane - Bassin Anadarko

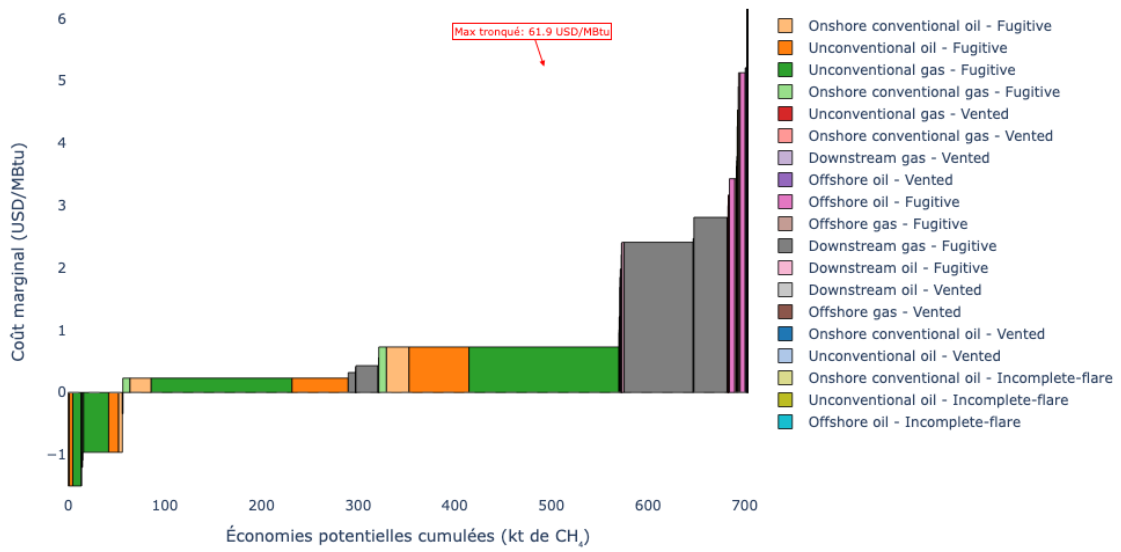


FIGURE 8.8 – Bassin Anadarko

Courbe d'abattement du méthane - Vue d'ensemble

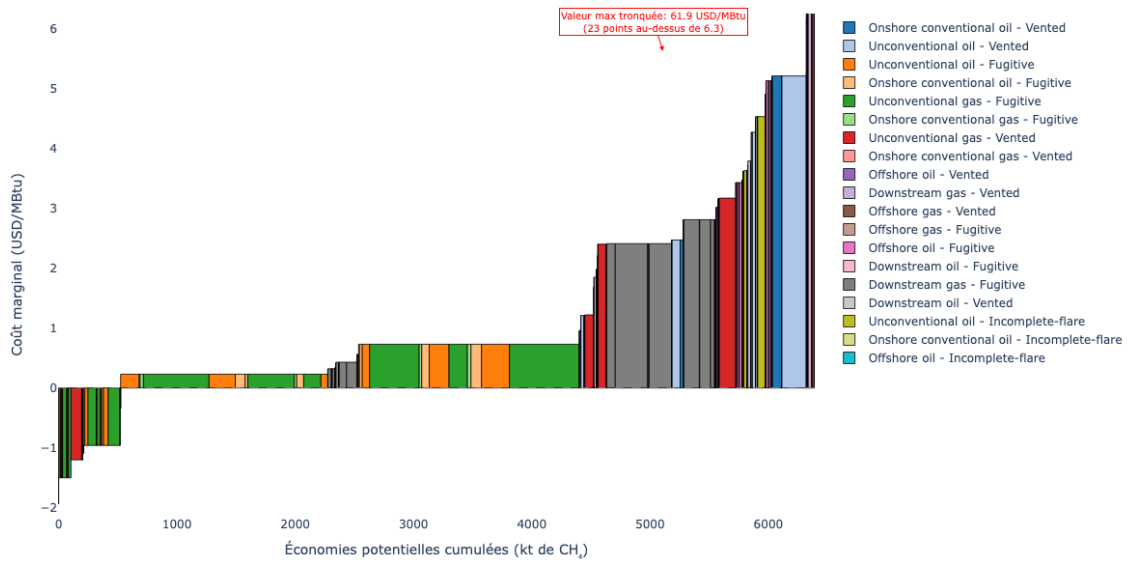


FIGURE 8.9 – Trois bassins agrégés

8.0.6. Analyse de sensibilité

Simulations de Monte Carlo et propagation de l'incertitude

Pour quantifier l'impact de l'incertitude sur les coûts de réduction des émissions de méthane (CH_4), nous utilisons un cadre de Monte Carlo dans lequel les paramètres clés sont échantillonnés à partir de distributions de probabilité prédéfinies. Par exemple, des distributions uniformes sont utilisées pour les variables bornées avec des informations a priori limitées (par exemple, le taux d'actualisation ou l'efficacité technologique), tandis que des distributions log-normales sont appliquées pour modéliser les variables à asymétrie positive telles que les multiplicateurs de coûts en capital et en main-d'œuvre. Les paramètres incertains incluent le taux d'actualisation r , le multiplicateur du prix du gaz θ_g , les multiplicateurs des coûts en capital et en main-d'œuvre θ_{cap} et θ_{lab} respectivement, et le multiplicateur d'efficacité technologique θ_{tech} . Le schéma d'échantillonnage s'exprime comme suit :

$$r \sim \mathcal{D}_r, \quad \theta_g \sim \mathcal{D}_g, \quad \theta_{cap} \sim \mathcal{D}_{cap}, \quad \theta_{lab} \sim \mathcal{D}_{lab}, \quad \theta_{tech} \sim \mathcal{D}_{tech}, \quad (8.2)$$

où chaque \mathcal{D} . représente la distribution spécifiée dans l'implémentation (uniforme, log-normale ou normale).

La propagation de Monte Carlo suit un calcul séquentiel où les paramètres échantillonnés affectent directement les quantités intermédiaires et se propagent jusqu'aux indicateurs de coût finaux. Le volume de méthane récupéré par une technologie donnée dans un tirage de Monte Carlo unique est calculé comme suit :

$$V_{\text{récupéré}} = E_0 \cdot \rho_{\text{réd}} \cdot \theta_{tech} \cdot A, \quad (8.3)$$

où E_0 représente l'émission de référence issue de l'inventaire, $\rho_{\text{réd}}$ le ratio de réduction intrinsèque de la technologie, et A le facteur d'applicabilité (spécifique à la région et à la technologie). Le multiplicateur d'efficacité technologique θ_{tech} ajuste directement la performance de réduction effective, introduisant une variabilité dans la capacité de réduction réelle de chaque technologie dans des conditions opérationnelles incertaines.

Les coûts en capital incorporent des facteurs d'échelle régionaux et le multiplicateur de capital de Monte Carlo selon la relation :

$$C_{\text{cap}} = C_{\text{cap}}^{\text{base}} \cdot S_{\text{région}} \cdot S_{\text{import}} \cdot S_{\text{infra}} \cdot \theta_{cap}, \quad (8.4)$$

où $C_{\text{cap}}^{\text{base}}$ est le coût en capital de référence, $S_{\text{région}}$ le facteur d'échelle régional pour le capital, S_{import} tient compte des droits d'importation le cas échéant, et S_{infra} représente l'ajustement spécifique aux infrastructures pour les sources de production pétrolière. Cette formulation capture à la fois les variations régionales déterministes et l'incertitude stochastique dans les projections de coûts en capital. De manière similaire, les coûts d'exploitation annuels sont ajustés en fonction des conditions régionales de main-d'œuvre et du multiplicateur de main-d'œuvre de Monte Carlo :

$$C_{\text{opex}} = C_{\text{opex}}^{\text{base}} \cdot L_{\text{région}} \cdot \theta_{lab}, \quad (8.5)$$

où $L_{\text{région}}$ est le facteur d'échelle régional pour les coûts de main-d'œuvre. Le multiplicateur de main-d'œuvre θ_{lab} reflète l'incertitude sur les taux de salaire, la disponibilité des compétences et les variations de productivité dans différents contextes opérationnels.

Les coûts en capital sont annualisés en utilisant la fonction de paiement financier avec le taux d'actualisation échantillonné :

$$C_{\text{cap}}^{\text{ann}} = C_{\text{cap}} \cdot \frac{r(1+r)^n}{(1+r)^n - 1}, \quad (8.6)$$

où r est le taux d'actualisation échantillonné et n la durée de vie du projet en années. Cette procédure d'annualisation garantit que la distribution temporelle des investissements en capital est correctement reflétée dans l'analyse des coûts tout en incorporant l'incertitude sur les conditions financières et les perceptions du risque.

Pour les technologies où le gaz récupéré peut être valorisé, le revenu annuel est calculé comme suit :

$$R_{\text{gaz}} = P_{\text{gaz}}^{\text{réf}} \cdot \theta_g \cdot V_{\text{récupéré}} \cdot \frac{\kappa}{\rho_{\text{CH}_4}}, \quad (8.7)$$

où $P_{\text{gaz}}^{\text{réf}}$ est le prix régional de référence du gaz, κ le facteur de conversion énergétique (52,8 MMBtu/kt CH₄), et ρ_{CH_4} le ratio de teneur en méthane approprié (0,83 au puits ou 0,93 dans le pipeline, selon la source de production). Le multiplicateur du prix du gaz θ_g capture la volatilité du marché et l'incertitude sur la trajectoire des prix à long terme, qui affectent significativement la viabilité économique des technologies de récupération du gaz.

Le coût annuel total intègre toutes les composantes de coût et les revenus potentiels :

$$C_{\text{annuel}} = C_{\text{cap}}^{\text{ann}} + C_{\text{opex}} - \mathbb{I}_{\text{commercialisable}} \cdot R_{\text{gaz}}, \quad (8.8)$$

où $\mathbb{I}_{\text{commercialisable}}$ est un indicateur binaire de commercialisation du gaz. Les coûts unitaires sont ensuite calculés comme suit :

$$C_{\text{kt}} = \frac{C_{\text{annuel}}}{V_{\text{réduit}}}, \quad C_{\text{MBtu}} = \frac{C_{\text{kt}}}{\kappa}, \quad (8.9)$$

où $V_{\text{réduit}}$ est le volume réel de méthane réduit. Ces indicateurs de coût unitaire fournissent les résultats principaux pour l'analyse comparative entre les technologies et les scénarios opérationnels.

Pour les technologies LDAR (Détection et Réparation des Fuites) s'attaquant aux émissions fugitives, des paramètres opérationnels supplémentaires sont incorporés dans l'analyse. Le nombre de sites nécessitant une surveillance est calculé comme suit :

$$N_{\text{sites}} = \frac{E_0}{e_{\text{site}}}, \quad (8.10)$$

tandis que le nombre de réparations nécessaires annuellement est donné par :

$$N_{\text{réparations}} = \frac{V_{\text{récupéré}}}{e_{\text{site}}}, \quad (8.11)$$

où e_{site} représente les émissions par site. Les coûts d'inspection et de réparation combinent les coûts d'équipement amortis avec les besoins en heures de main-d'œuvre, ajustés par les multiplicateurs de Monte Carlo respectifs pour refléter l'incertitude opérationnelle.

Chaque itération de simulation échantillonne le vecteur de paramètres $\theta = (r, \theta_g, \theta_{\text{cap}}, \theta_{\text{lab}}, \theta_{\text{tech}})$ et propage ces valeurs à travers le cadre complet de calcul des coûts. Ce processus génère des

distributions empiriques de coûts unitaires C_{kt} et C_{MBtu} pour chaque technologie de réduction, segmentées par région, source de production et type d'émission. Nous résumons la propagation des paramètres dans la [figure 8.10](#). L'ensemble de données résultant permet une quantification complète de l'incertitude des paramètres technico-économiques sur les estimations de coûts de réduction du méthane, fournissant des bases robustes pour l'analyse de sensibilité.

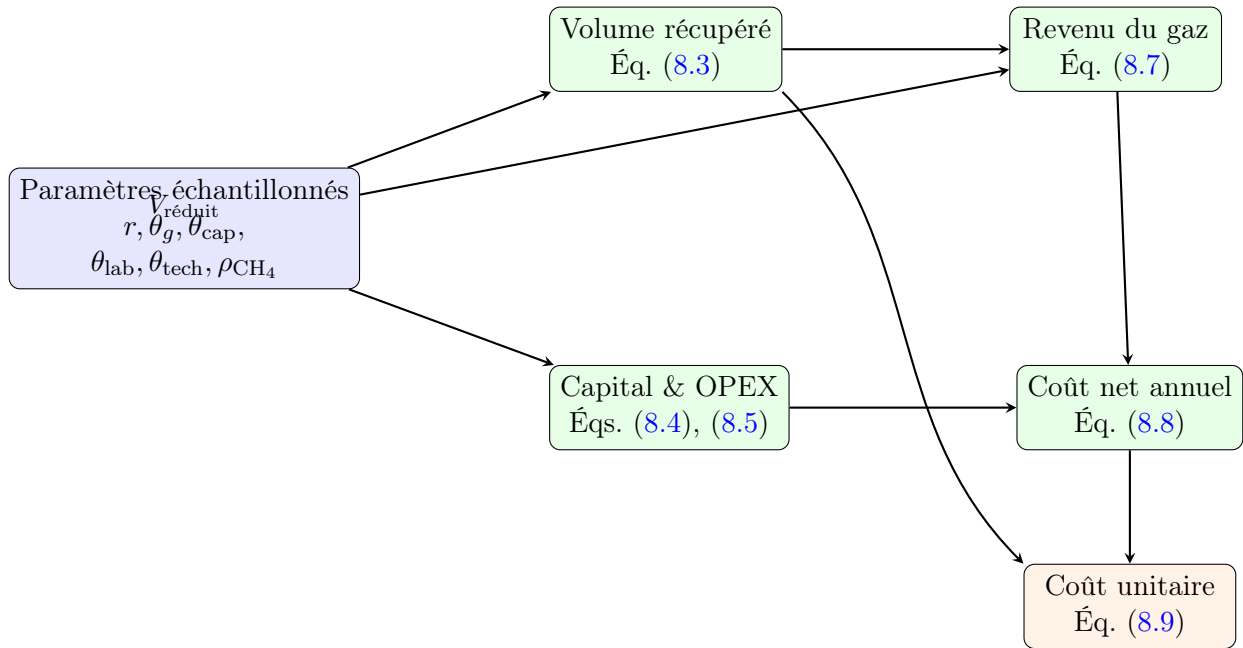


FIGURE 8.10 – Diagramme de propagation des paramètres de Monte Carlo pour les calculs de coûts de réduction du CH_4 .

Analyse de Shapley

Concernant l'analyse de sensibilité, nous avons implémenté un modèle de régression non linéaire utilisant un Perceptron Multi-Couches (MLP) pour évaluer la robustesse des classements d'importance des variables et explorer les interactions potentiellement complexes entre les facteurs de coût. L'ensemble de données utilisé comprend 10 000 simulations de Monte Carlo générées à partir de distributions calibrées sur les paramètres d'entrée clés influençant les coûts de réduction, incluant le taux d'actualisation, les ratios de teneur en méthane, le prix du gaz, les multiplicateurs de capital et de main-d'œuvre, et l'efficacité technologique.

Nous avons standardisé toutes les variables d'entrée avant l'entraînement pour assurer une convergence optimale. L'architecture du MLP était constituée de trois couches cachées avec respectivement 64, 32 et 16 neurones, utilisant l'activation ReLU et l'optimiseur Adam. Le modèle a été entraîné sur 80 % des données avec un maximum de 5 000 itérations et un terme de régularisation $\alpha = 1$. Le processus d'entraînement a produit une courbe de perte stable.

Pour interpréter la contribution de chaque variable d'entrée, nous avons appliqué les valeurs SHAP (SHapley Additive exPlanations) en utilisant un explicateur basé sur un noyau. Les valeurs SHAP ont été calculées sur un sous-ensemble représentatif de 100 observations de test. Le classement d'importance des variables résultant est similaire aux résultats obtenus avec le modèle de Forêt Aléatoire : le ratio de méthane au puits et le multiplicateur du prix du gaz ont de nouveau été identifiés comme les paramètres les plus influents.

La [figure 8.11](#) présente le classement des sept variables d'intérêt issues de l'analyse de Shapley.

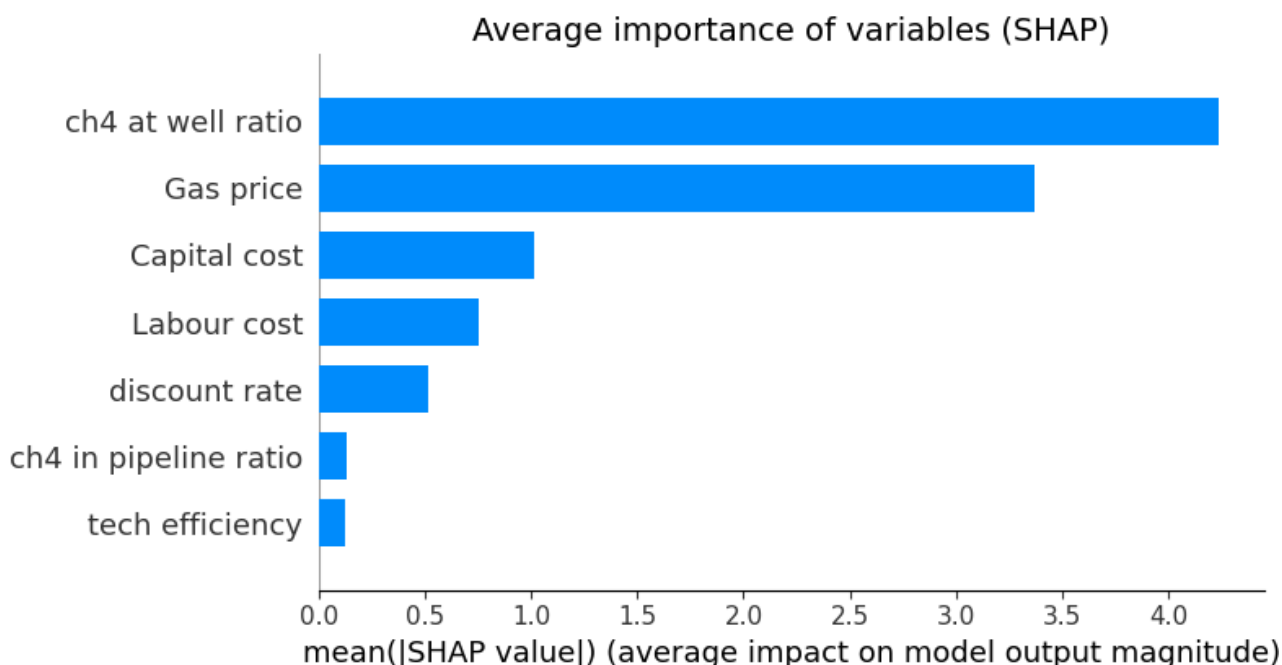


FIGURE 8.11 – Classement des variables

La [figure 8.12](#) illustre les résultats de l'analyse de Shapley réalisée à l'aide d'une forêt aléatoire, laquelle aboutit au même classement que celui obtenu avec l'estimation par réseau de neurones MLP pour les 5 premières variables.

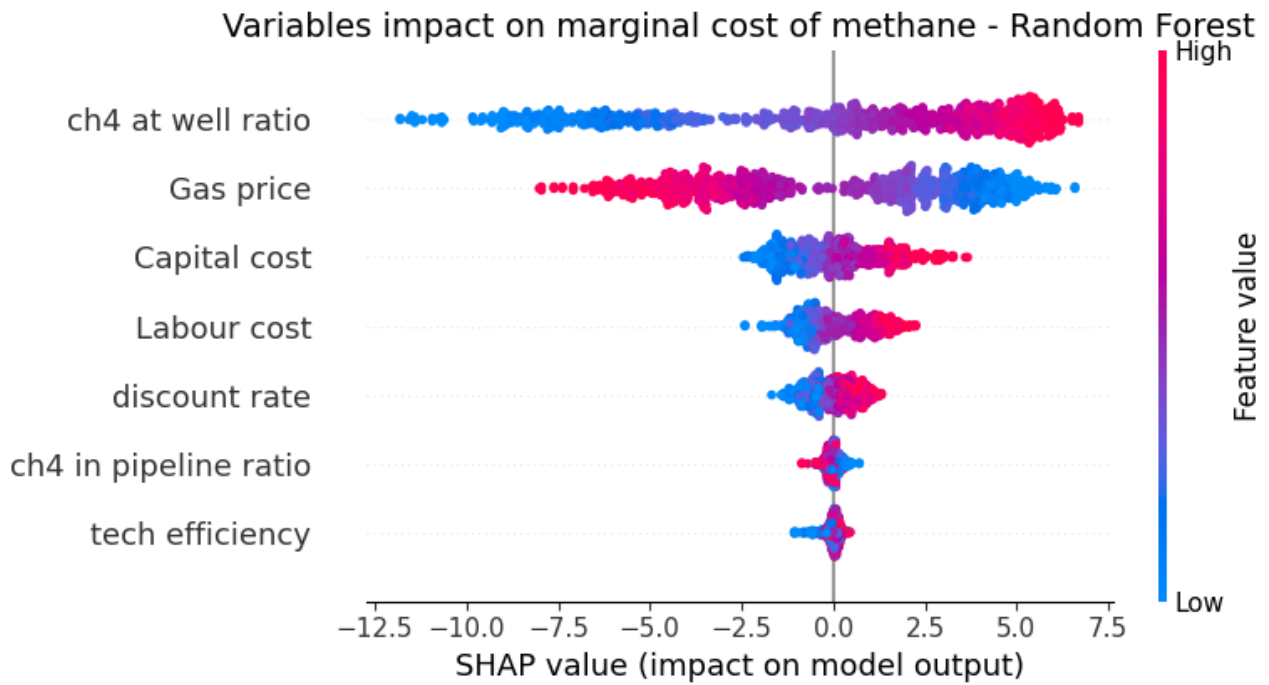


FIGURE 8.12 – Valeurs SHAP pour le modèle de forêt aléatoire