

Conditions de crédit et activité aux États-Unis : le rôle du spread corporate (2010–2019)

20 novembre 2025

Raphael Therenty Carl Moreau Stanislas Pacault
Université Paris Dauphine-PSL
Magistère Banque Finance Assurance (BFA)

Sous la direction de :

Mme Sixtine Bigot
Mme Chloé Derouen

Résumé

Ce mémoire examine la capacité prédictive du spread de crédit corporate sur l'activité économique américaine durant la période post-crise des subprimes (2010-2019), en mobilisant des séries mensuelles de production industrielle, de spread BAA-10Y et de bilan de la Fed. La méthodologie s'appuie sur une modélisation progressive incluant des tests de stationnarité, l'estimation d'un modèle univarié ARIMA, l'analyse de la dynamique multivariée via un modèle VAR, la recherche d'un équilibre de long terme par des tests de cointégration (Engle-Granger, Johansen) et un modèle à correction d'erreur (ECM). Les résultats mettent en évidence une relation de cointégration significative, où un écart de crédit durablement élevé pèse sur le niveau de production, avec un mécanisme de rappel vers l'équilibre relativement lent ($\alpha \approx -0,071$, soit une correction mensuelle de 7,1 %). Économiquement, cela suggère que si les variations de court terme du spread ont peu d'impact immédiat, la dégradation structurelle des conditions de crédit constitue un frein majeur et persistant à l'activité réelle.

Table des matières

1	Introduction	3
2	Données	4
3	Méthodologie — Analyse univariée	5
3.1	Analyse de l'indice de la production industrielle	5
3.1.1	Description et représentation graphique de la série	5
3.1.2	Tests de racine unitaire et stationnarisation	7
3.2	Analyse de la série des spreads corporate	10
3.2.1	Description et représentation graphique de la série	10
3.2.2	Tests de racine unitaire et stationnarisation	11
3.3	Analyse du bilan de la Fed	13
3.3.1	Description et représentation graphique de la série	13
3.3.2	Tests de racine unitaire et stationnarisation	14
3.3.3	Modélisation ARMA / ARIMA	17
3.3.4	Prévisions à court terme	18
4	Méthodologie – Analyse multivariée	19
4.1	Construction du vecteur X_t	19
4.1.1	Données et variables retenues	19
4.2	Estimation VAR : sélection du lag et composante déterministe	20
4.2.1	Spécification du VAR	20
4.2.2	Choix du lag	20
4.2.3	Composante déterministe	20
4.3	Diagnostics des résidus du VAR(1) avec constante	21
4.4	Tests de causalité de Granger	21
4.5	Analyse impulsion-réponse (IRF) et justification de l'ordre (Cholesky) . . .	22
4.6	Tests de cointégration et ECM (EG, PO, Johansen)	24
4.6.1	Choix du couple	24
4.6.2	Tests de cointégration	24
4.6.3	Estimation du modèle à correction d'erreur	24
5	Résultats et interprétations économiques	25
6	Conclusion	27
7	Références	27
8	Annexes	27

Table des figures

1	Évolution de l'indice de production industrielle (valeur)	6
2	Évolution de l'indice de production industrielle (log)	6
3	ACF de l'indice de production industrielle (log)	7
4	PACF de l'indice de production industrielle (log)	7
5	Série différenciée de l'indice de production industrielle (log)	8
6	ACF de l'indice de production industrielle différencié (log)	9
7	PACF de l'indice de production industrielle différencié (log)	9
8	Évolution du spread BAA10Y (valeur)	10
9	ACF du spread BAA10Y	10
10	PACF du spread BAA10Y	10
11	Évolution du spread BAA10Y (log)	11
12	Évolution du spread BAA10Y (log-différencié)	12
13	Évolution du bilan de la Fed (WALCL)	13
14	ACF du bilan de la Fed en valeur (WALCL)	14
15	PACF du bilan de la Fed en valeur (WALCL)	14
16	Évolution du log-bilan de la Fed (WALCL)	14
17	Évolution du bilan de la Fed (WALCL) log-différencié	15
18	Diagnostics des résidus du modèle ARIMA(1,1,0)	18
19	Prévisions in-sample de la série WALCL selon un ARIMA(1,1,0)	19
20	Prévisions out-of-sample de la série WALCL selon un ARIMA(1,1,0)	19
21	Fonctions de réponse impulsionnelle (IRF)	23

Liste des tableaux

1	Tests de racine unitaire sur le logarithme de l'indice de production industrielle	8
2	Tests de racine unitaire sur l'indice de la production industrielle (log-différencié)	9
3	Tests de racine unitaire sur le logarithme de la série BAA10Y	12
4	Tests de racine unitaire sur le spread log-différencié	12
5	Tests de racine unitaire sur le logarithme de la série WALCL	15
6	Tests de racine unitaire sur la différence logarithmique de la série WALCL	16
7	Paramètres estimés du modèle ARIMA(1,1,0) pour la série WALCL	17
8	Résumé de la sélection du lag et estimation du modèle VAR(1)	20
9	Choix de la composante déterministe pour le modèle VAR	20
10	Diagnostic des résidus du VAR(1) avec constante	21

1 Introduction

La relation entre la sphère financière et l'économie réelle constitue l'un des piliers fondamentaux de la macroéconomie moderne, particulièrement mise en lumière par la Grande Récession de 2008. Dans la période post-crise, caractérisée par des politiques monétaires non conventionnelles et un environnement de taux bas, la capacité des indicateurs financiers à anticiper les fluctuations de l'activité est devenue un enjeu central pour les décideurs politiques et les investisseurs. Cette étude se propose d'examiner la question de recherche suivante :

Dans quelle mesure l'évolution du spread de crédit sur les obligations corporates permet-elle de prédire l'activité économique, mesurée par la production industrielle, aux États-Unis sur la période 2010-2019 ?

Notre hypothèse principale est qu'un élargissement du spread, signalant une dégradation des conditions de crédit et une hausse de la prime de risque, anticipe un ralentissement de l'activité économique réelle. Pour tester cette hypothèse, notre analyse se concentre sur la période allant de janvier 2010 à décembre 2019. Ce choix temporel permet d'isoler la dynamique de reprise et d'expansion post-crise financière, tout en excluant la rupture structurelle exogène provoquée par la pandémie de COVID-19 en 2020, qui biaiserait les mécanismes de transmission standards. Cette décennie offre un cadre d'analyse pertinent pour observer les interactions entre le bilan de la Fed (politique de *Quantitative Easing*), le coût du risque de crédit et la production industrielle.

La présence du bilan de la Réserve Fédérale dans notre modélisation répond à une nécessité méthodologique. En effet, durant la période d'analyse (2010-2019), les politiques monétaires non conventionnelles, notamment le quantitative easing, ont constitué un déterminant à la fois des spreads de crédit et de l'activité économique réelle. Omettre cette variable dans un cadre multivarié créerait un biais de variable omise : les corrélations observées entre spread et production pourraient refléter partiellement leur réaction commune aux interventions de la Fed plutôt qu'un lien causal direct. L'inclusion de WALCL permet donc de contrôler pour ce facteur confondant et d'isoler plus précisément la relation entre conditions de crédit et activité industrielle. Cette précaution est d'autant plus cruciale dans un modèle VAR, où l'interdépendance dynamique entre toutes les variables est explicitement modélisée.

Théoriquement, notre approche s'inscrit en rupture avec le cadre classique de Modigliani et Miller (1958), qui posait l'irrésolvabilité de la structure du capital dans des marchés parfaits. À l'inverse, la littérature récente souligne le rôle crucial des frictions financières. Gilchrist et Zakrajšek (2012) ont démontré de manière influente que les écarts de crédit contiennent un fort pouvoir prédictif sur les fluctuations du cycle économique, suggérant que les chocs sur l'offre de crédit sont des moteurs essentiels des récessions. De même, Philippon (2008) met en évidence que les prix des actifs obligataires, à travers le "Q obligataire", capturent des informations prospectives sur l'investissement des entreprises

souvent plus précises que les cours boursiers.

L'ensemble du code d'analyse économétrique, incluant les tests de stationnarité, la modélisation VAR et les procédures de cointégration, est disponible en annexe pour assurer la reproductibilité des résultats (voir le script R : *script.R*).

Ce mémoire s'articulera en plusieurs temps. Après une analyse exploratoire des séries et les tests de stationnarité nécessaires à la spécification des modèles, nous évaluerons les interactions de court terme via un modèle vectoriel autorégressif (VAR) et des tests de causalité de Granger. Nous analyserons ensuite la dynamique des chocs à travers les fonctions de réponse impulsionnelle, avant de caractériser la relation d'équilibre de long terme par une analyse de cointégration et un modèle à correction d'erreur (ECM).

2 Données

L'analyse mobilise trois séries chronologiques mensuelles couvrant la période janvier 2010 – décembre 2019. Les séries et leurs identifiants FRED sont les suivants :

- **BAA10Y** – *Moody's Seasoned Baa Corporate Bond Yield Relative to Yield on 10-Year Treasury Constant Maturity* (spread BAA – 10 ans) ;
- **INDPRO** – *Industrial Production : Total Index* (indice de la production industrielle) ;
- **WALCL** – *Assets : Total Assets : Total Assets (Less Eliminations from Consolidation) : Wednesday Level* (taille du bilan de la Federal Reserve).

Les séries étudiées proviennent exclusivement de la base de données FRED (Federal Reserve Economic Data). Pour assurer la reproductibilité, le jeu de données final utilisé dans les estimations sera joint en annexe sous forme de fichier CSV.

Fréquences, agrégation et transformations

L'objectif méthodologique étant de travailler à fréquence *mensuelle* (cohérence avec INDPRO), les séries d'origine à fréquence supérieure ont été agrégées par moyenne mensuelle avant toute modélisation. Concrètement :

- **INDPRO** est fournie en fréquence mensuelle et a été utilisée telle quelle (niveau) avant application des transformations économétriques ;
- **BAA10Y** (spread) était disponible à une fréquence supérieure : nous avons calculé pour chaque mois la moyenne arithmétique des observations intramensuelles afin d'obtenir une série mensuelle cohérente avec INDPRO ;
- **WALCL** est une série initialement hebdomadaire (niveau du bilan mesuré chaque mercredi) : la valeur mensuelle utilisée correspond à la moyenne arithmétique des observations hebdomadaires composant le mois considéré.

Dans la partie 4, les séries agrégées ont ensuite été alignées temporellement et indexées au premier jour du mois afin de garantir une correspondance simple entre observations pour l'analyse multivariée.

Unités et transformations pour l'analyse économétrique

Les unités et transformations retenues pour l'estimation sont résumées ci-dessous :

- **BAA10Y** : points de pourcentage (%). Pour stabiliser la variance et faciliter l'interprétation en taux de variation, la série est log-transformée lorsque cela est pertinent (notamment pour des analyses en niveaux) puis différenciée : $\Delta \log(\text{BAA10Y})$ est utilisée pour les modèles stationnaires.
- **INDPRO** : indice (base FRED). Nous travaillons sur $\log(\text{INDPRO})$ pour atténuer l'hétéroscédasticité liée au niveau, puis sur $\Delta \log(\text{INDPRO})$ pour les modèles asymptotiques nécessitant la stationnarité.
- **WALCL** : montant en dollars US (niveau). La série est log-transformée ($\log(\text{WALCL})$) pour stabiliser la variance et la première différence logarithmique $\Delta \log(\text{WALCL})$ est utilisée dans les spécifications stationnaires (VAR en différences, tests de causalité, IRF).

Motivation des choix d'agrégation et de transformation

La moyenne mensuelle a été privilégiée pour les séries d'origine hebdomadaire/quotidienne afin de :

1. Garantir la comparabilité temporelle avec INDPRO (fréquence mensuelle) ;
2. Réduire le bruit de très haute fréquence non pertinent pour l'horizon d'analyse (mensuel) ;
3. Conserver l'information de niveau/volume (la moyenne mensuelle est neutre et facile à interpréter économiquement).

L'usage du logarithme permet d'interpréter approximativement les premières différences comme des taux de croissance en pourcentage, et facilite la stabilisation de la variance lorsque cela est nécessaire pour la modélisation.

3 Méthodologie — Analyse univariée

3.1 Analyse de l'indice de la production industrielle

La série étudiée dans cette sous-partie est l'indice mensuel de la production industrielle (INDPRO). Les observations couvrent la période mensuelle débutant en janvier 2010 et se poursuivant jusqu'à la dernière observation disponible en 2019. La série a d'abord été construite sous forme d'objet temporel (`xts`) afin d'examiner visuellement son évolution et de calculer des diagnostics classiques (ACF, PACF).

3.1.1 Description et représentation graphique de la série

L'analyse graphique de la série INDPRO met en évidence une tendance ascendante de long terme, traduisant une croissance moyenne de l'activité industrielle sur la période, ainsi

qu'une variance qui augmente légèrement avec le niveau. Ces observations, typiques pour les séries macroéconomiques non stationnaires, motivent l'usage d'une transformation logarithmique pour stabiliser l'hétéroscédasticité liée au niveau.

Avant de procéder aux tests formels de stationnarité, nous appliquons donc une transformation logarithmique à la série originale (transformation de Box-Cox). Cette opération atténue l'effet de l'échelle et permettra d'interpréter ultérieurement les variations en termes de taux de croissance. Le $\log(\text{INDPRO})$ devient donc l'objet d'étude principal. Elle présente toujours une espérance croissante au cours du temps et une variance instable dans le temps.

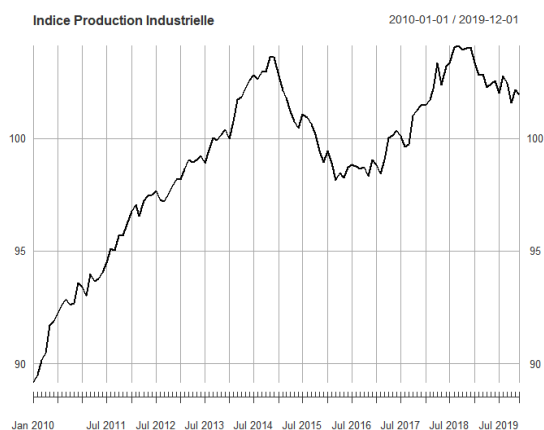


FIGURE 1 – Évolution de l'indice de production industrielle (valeur)

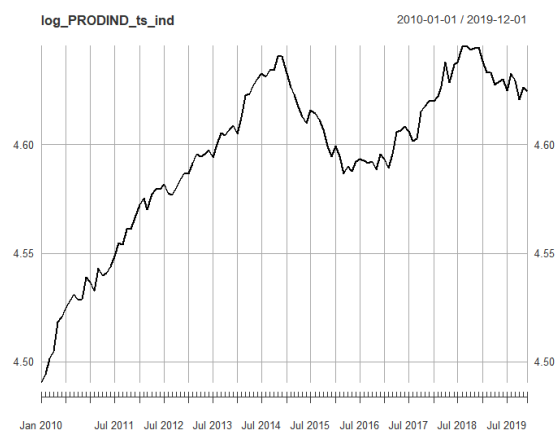


FIGURE 2 – Évolution de l'indice de production industrielle (log)

L'examen de l'autocorrélogramme simple (ACF) révèle une décroissance lente des coefficients d'autocorrélation vers zéro. C'est un signe visuel de non-stationnarité et ce profil semble exclure la présence d'une composante moyenne mobile (MA) significative. Parallèlement, l'étude de l'autocorrélogramme partiel (PACF) montre un décrochement net au premier retard. Ce profil coïncide généralement avec l'existence d'une composante autorégressive d'ordre 1 ($\text{AR}(1)$), mais une telle identification requiert préalablement la stationnarité de la série, condition non satisfaite ici. Ces éléments graphiques suggèrent que la série logarithmique de l'indice de production industrielle n'est pas stationnaire et qu'elle contient au moins une racine unitaire (RU), signifiant que les chocs transitoires ont des effets persistants. L'analyse visuelle suggère que la production n'aurait pas de tendance de retour vers un niveau fixe mais évoluerait selon un processus à mémoire longue. Le processus pourrait être un Difference Stationnary (DS) ou un DS avec dérive. Cette intuition reste à confirmer par des tests formels de racine unitaire pour déterminer le degré d'intégration de la série.

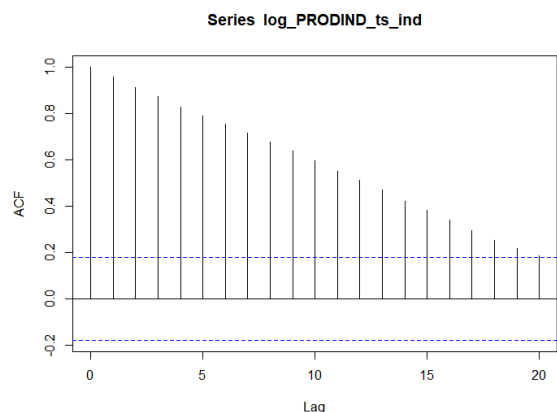


FIGURE 3 – ACF de l'indice de production industrielle (log)

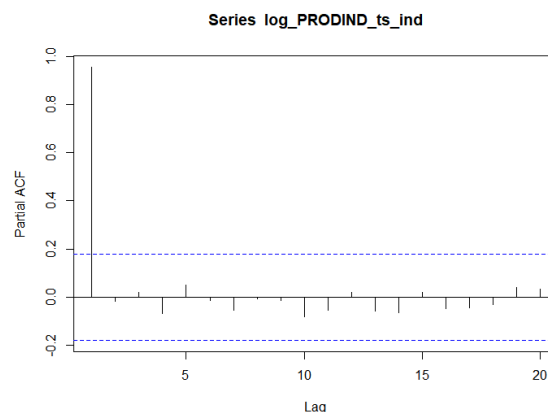


FIGURE 4 – PACF de l'indice de production industrielle (log)

3.1.2 Tests de racine unitaire et stationnarisation

Stratégie séquentielle et tests de racine(s) unitaire(s)

Pour déterminer la spécification adéquate, une batterie de tests a été utilisée : Augmented Dickey-Fuller (ADF), Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS), Phillips-Perron (PP) et Elliott-Rothenberg-Stock (ERS). Le choix des retards dans les ADF s'est appuyé sur le critère BIC afin d'éviter un surajustement. Cette méthodologie permet de distinguer 3 spécifications : processus avec tendance déterministe et constante (M3), processus avec dérive (M2), et marche aléatoire pure (M1). Les décisions statistiques ont toutes été établies au seuil conventionnel de 5%.

Résultats sur la série en logarithme (niveau)

Le test ADF sur le modèle avec tendance et constante (M3) ne permet pas de rejeter l'hypothèse nulle de racine unitaire. De plus, ce test met en évidence l'absence de significativité de la tendance déterministe, ce qui conduit à privilégier le modèle avec constante pour la suite de la procédure séquentielle. Lorsqu'on applique ensuite le test ADF sur le modèle avec constante (M2), l'hypothèse nulle de racine unitaire est rejetée, suggérant ainsi que la série est stationnaire autour d'une constante.

Cependant, les tests complémentaires aboutissent à des conclusions divergentes. Le test KPSS présente une statistique de test supérieure aux valeurs critiques, impliquant le rejet de l'hypothèse nulle de stationnarité et la présence d'une racine unitaire. Si le test PP valide l'hypothèse de stationnarité, le test ERS (considéré comme plus robuste face à certaines formes d'hétéroscédasticité et d'autocorrélation des erreurs) ne permet pas de rejeter la présence d'une racine unitaire.

TABLE 1 – Tests de racine unitaire sur le logarithme de l'indice de production industrielle

Test	Modèle	Statistique	VC (5%)	Conclusion
ADF	Tendance + constante (M3)	-2.290	-3.43	Non stationnaire
ADF	Constante (M2)	-3.388	-2.88	Stationnaire
KPSS	Constante	1.727	0.463	Non stationnaire
PP	Constante	-3.331	-2.886	Stationnaire
ERS	Constante	0.287	-1.94	Non stationnaire

En résumé, les résultats divergent : ADF et PP suggèrent que le processus est stationnaire (intégré d'ordre 0), tandis que KPSS et ERS suggèrent qu'il est non stationnaire (intégré d'ordre au moins 1). Ce type d'hétérogénéité est fréquent lorsqu'une série se situe à la frontière entre stationnarité et non-stationnarité. L'incertitude sur le statut d'intégration en niveau rend risqué l'emploi direct de la série en log-niveau pour l'estimation sans transformations supplémentaires. Par soucis de prudence et pour éviter des régressions fallacieuses, nous supposons que la série n'est pas stationnaire. Nous privilégions donc la stationnarisation par différenciation.

Résultats sur la série différenciée ($\Delta \log \text{INDPRO}$)

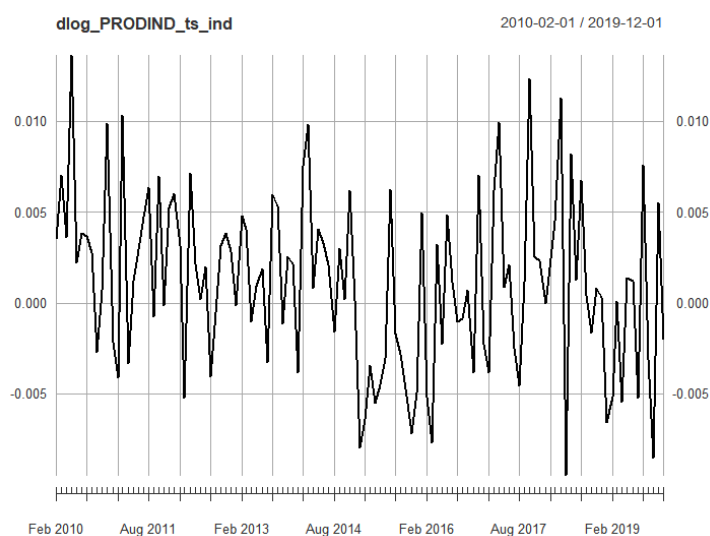


FIGURE 5 – Série différenciée de l'indice de production industrielle (log)

La différenciation première de la série en logarithme réduit nettement la persistance observée en niveau. Cette variable s'interprète économiquement comme le taux de croissance mensuel de l'indice de la production industrielle.

L'ACF de la série différenciée montre une décroissance rapide avec pics aux lags 3 et 6, tandis que le PACF présente une décroissance plus progressive avec des signaux à ces mêmes lags. Ces motifs évoquent la possibilité d'une dynamique ARMA non triviale, et la présence éventuelle d'effets saisonniers (notamment trimestriels pour cette série).

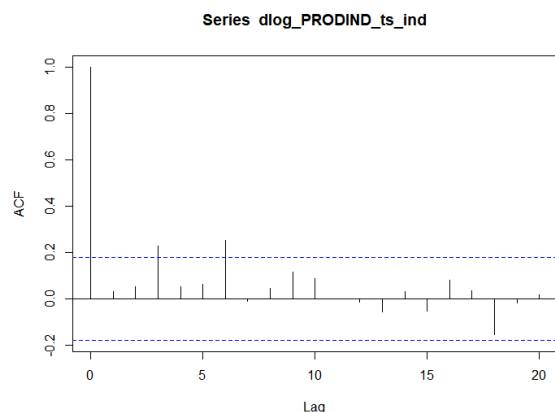


FIGURE 6 – ACF de l'indice de production industrielle différencié (log)

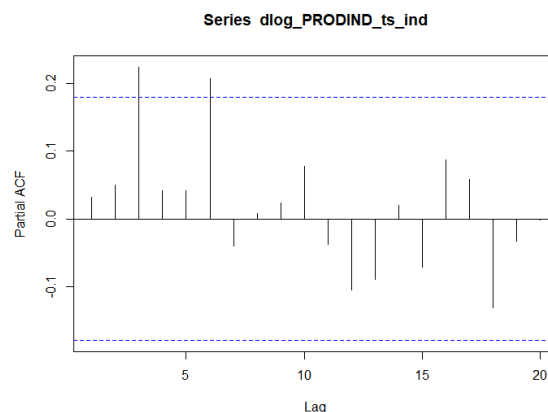


FIGURE 7 – PACF de l'indice de production industrielle différencié (log)

Les tests appliqués à la série différenciée aboutissent à une conclusion consensuelle. Le test ADF (M3) rejette nettement l'hypothèse de racine unitaire, indiquant ainsi que la série est stationnaire (donc $I(0)$). Par ailleurs, il révèle que la composante de tendance est significative. Cela signifie que les taux de croissance mensuels présentent une tendance déterministe sur la période considérée. Les tests complémentaires (KPSS, PP, ERS) confirment unanimement la stationnarité.

TABLE 2 – Tests de racine unitaire sur l'indice de la production industrielle (log-différencié)

Test	Modèle	Statistique	VC (5%)	Conclusion
ADF	Tendance + constante (M3)	-7.600	-3.43	Stationnaire
KPSS	Tendance	0.126	0.146	Stationnaire
PP	Tendance	-10.954	-3.448	Stationnaire
ERS	Tendance	-3.977	-2.93	Stationnaire

Nous concluons donc que la série logarithmique différenciée est stationnaire (i.e., $I(0)$). Nous pouvons, par ailleurs, en conclure que la série initiale en logarithme est intégrée d'ordre 1 ($I(1)$).

Économiquement, la stationnarité des taux de croissance implique que les chocs affectant la croissance mensuelle sont transitoires. La croissance tend donc à revenir vers une trajectoire stable, bien que celle-ci puisse être légèrement inclinée en présence d'une tendance déterministe. Cette tendance significative pourrait traduire une accélération ou une décélération structurelle moyenne de la production industrielle sur la période, reflétant par exemple une amélioration progressive de la productivité ou un ajustement post-crise.

3.2 Analyse de la série des spreads corporate

La série BAA10Y représente l'écart de rendement (*spread*) entre les obligations d'entreprises notées BAA et les bons du Trésor américain à 10 ans. Cette prime de risque constitue un baromètre essentiel de l'appétit pour le risque des investisseurs et des conditions de financement des entreprises.

3.2.1 Description et représentation graphique de la série

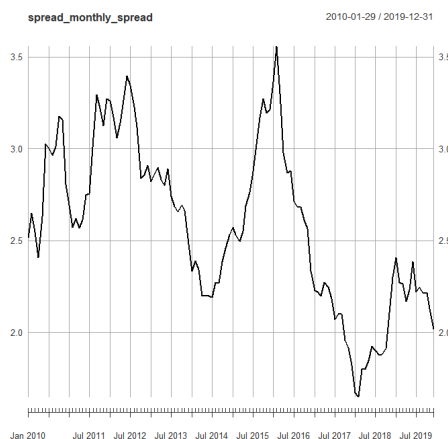


FIGURE 8 – Évolution du spread BAA10Y (valeur)

L'analyse graphique exhibe une volatilité marquée sans tendance déterministe claire, avec des phases d'expansion et de compression du spread. La moyenne ne paraît pas constante sur la période : le spread culmine autour de 3% au début de la décennie (séquelles de la crise financière), puis décroît graduellement avant de se stabiliser autour de 2% en fin de période. Les chocs semblent produire des effets durables, suggérant une forte persistance des variations. Cette absence manifeste de retour à une moyenne stable constitue un premier indice de non-stationnarité.

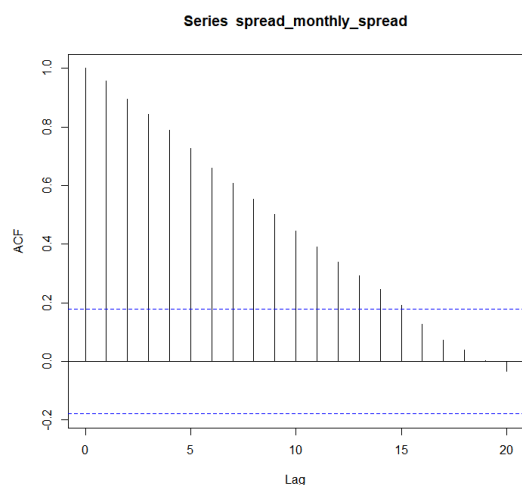


FIGURE 9 – ACF du spread BAA10Y

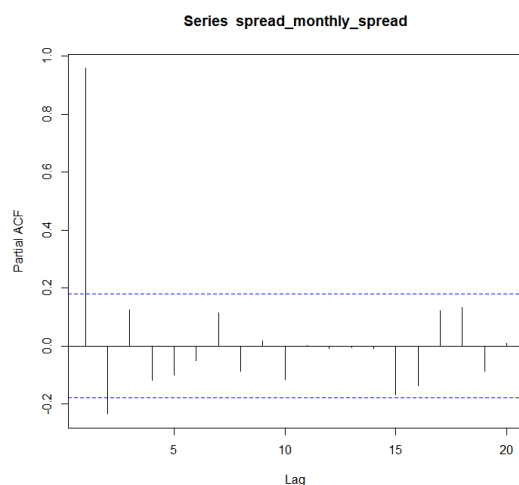


FIGURE 10 – PACF du spread BAA10Y

L'examen des autocorrélogrammes confirme cette intuition. Les coefficients d'autocorrélation de l'ACF décroissent lentement et demeurent significatifs sur plusieurs retards. Ce profil est caractéristique d'un processus non stationnaire. L'absence de décroissance brutale après un certain retard écarte l'hypothèse d'une composante MA. Quant au PACF, le pic unique et significatif au premier retard suggère la présence d'un processus AR(1), mais une telle identification requiert préalablement la stationnarité de la série, condition non satisfaite ici. Ces observations préliminaires suggèrent que la série pourrait suivre un processus DS (avec ou sans dérive) ou Trend-Stationary (TS).

3.2.2 Tests de racine unitaire et stationnarisation

Stratégie séquentielle et tests de racine(s) unitaire(s)

Nous appliquons, là encore, une transformation de Box-Cox sur la série, afin de stabiliser la variance et de faciliter l'interprétation en termes de variations relatives. Le log-spread devient alors l'objet d'étude principal. La méthodologie appliquée est identique à celle de la section précédente (7.1.2.1).

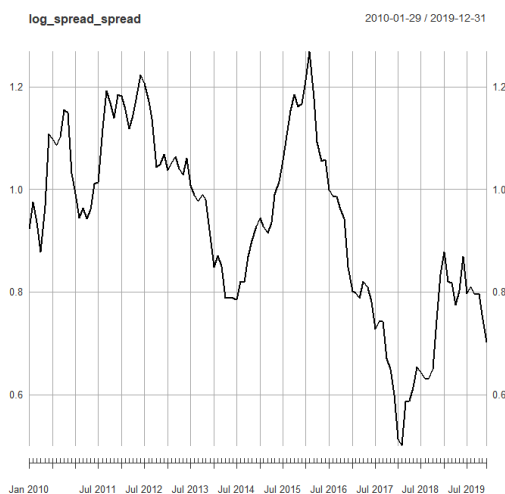


FIGURE 11 – Évolution du spread BAA10Y (log)

La stratégie séquentielle d'ADF débute avec M3. La statistique de test demeure supérieure à la valeur critique et ne permet pas de rejeter l'hypothèse nulle de racine unitaire. Simultanément, le test de significativité de la tendance ne permet pas de la considérer comme significative. Nous poursuivons avec la spécification M2, qui produit des résultats similaires : non-rejet de l'hypothèse de racine unitaire et absence de significativité de la constante. Nous continuons avec la spécification M1, qui ne permet pas non plus de rejeter l'hypothèse de racine unitaire.

L'application de la stratégie séquentielle sur le logarithme du spread montre qu'il est impossible de rejeter l'hypothèse de racine unitaire, quel que soit le modèle. Ces résultats sont corroborés par l'ensemble des tests alternatifs (KPSS, PP, ERS) et nous permettent d'affirmer que la série en niveau suit une marche aléatoire (DS) pure.

TABLE 3 – Tests de racine unitaire sur le logarithme de la série BAA10Y

Test	Modèle	Statistique	VC (5%)	Conclusion
ADF	Tendance + constante (M3)	-2.619	-3.43	Non stationnaire
ADF	Constante (M2)	-1.626	-2.88	Non stationnaire
ADF	M1	-0.765	-1.95	Non stationnaire
KPSS	Constante	1.229	0.463	Non stationnaire
PP	Constante	-4.937	-	Non stationnaire
ERS	Constante	-1.677	-1.94	Non stationnaire

Résultats sur la série différenciée ($\Delta \log \text{BAA10Y}$)

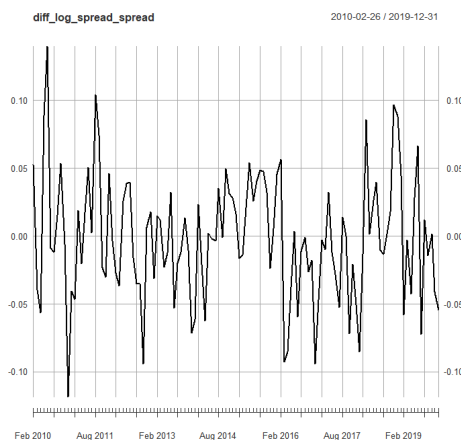


FIGURE 12 – Évolution du spread BAA10Y (log-différencié)

La stratégie séquentielle appliquée à la série différenciée confirme cette impression. M3 rejette l'hypothèse de racine unitaire, mais la tendance demeure non significative. Puis M2 rejette également l'hypothèse de racine unitaire, et la constante n'est toujours pas significative. Enfin, M1 rejette l'hypothèse de racine unitaire.

TABLE 4 – Tests de racine unitaire sur le spread log-différencié

Test	Modèle	Stat	VC (5%)	Conclusion
ADF	Tendance + constante (M3)	-7.490	-3.43	Stationnaire
ADF	Constante (M2)	-7.467	-2.88	Stationnaire
ADF	M1	-7.486	-1.95	Stationnaire
KPSS	Constante	0.102	0.463	Stationnaire
PP	Constante	-79.076	-	Stationnaire
ERS	Constante	-4.886	-1.94	Stationnaire

Les tests complémentaires valident cette conclusion. La série en différence première est stationnaire, établissant que le processus initial est intégré d'ordre 1. Nous statuons que le spread crédit suit un processus DS sans dérive (i.e., une marche aléatoire pure).

Cette propriété $I(1)$ possède des implications économiques importantes. Les chocs affectant le spread ont des effets durables : une expansion de la prime de risque aujourd'hui modifie durablement sa trajectoire future, sans retour spontané vers un niveau d'équilibre. Cette mémoire infinie des chocs reflète la nature structurelle des déterminants du spread (perception du risque de crédit, conditions macroéconomiques), qui évoluent selon des processus cumulatifs plutôt que selon des déviations transitoires autour d'une moyenne stable.

3.3 Analyse du bilan de la Fed

Le bilan de la Réserve Fédérale des États-Unis (WALCL) constitue l'un des instruments les plus puissants de la politique monétaire moderne. Depuis la crise financière de 2008, les banques centrales ont massivement recouru à des politiques non conventionnelles, notamment l'expansion de leur bilan par le biais d'achats d'actifs à grande échelle.

3.3.1 Description et représentation graphique de la série

L'analyse graphique suggère une tendance haussière marquée sur la période 2010-2018, suivie d'une phase de stabilisation puis de légère contraction en 2019. Cette non-linéarité suggère que la série est non-stationnaire, hypothèse renforcée par l'absence manifeste de retour à la moyenne. Les chocs, lorsqu'ils surviennent, semblent avoir des effets persistants et durables.

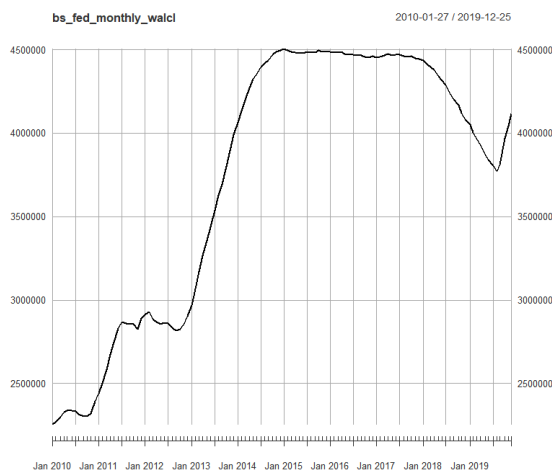


FIGURE 13 – Évolution du bilan de la Fed (WALCL)

L'examen de l'ACF révèle une décroissance lente des coefficients d'autocorrélation, nouvel indicateur de non-stationnarité. Ce profil semble également indiquer l'absence de composante MA significative à ce stade de l'analyse. En étudiant le PACF, nous remarquons que le premier retard présente une valeur significativement différente de zéro, tandis que les suivants chutent brutalement et demeurent proches de zéro. Cette observation pourrait suggérer la présence d'une composante $AR(1)$, bien que cette intuition doive

être nuancée. En effet, une telle conclusion requiert la présence d'une série stationnaire, condition que notre série ne semble pas satisfaire.

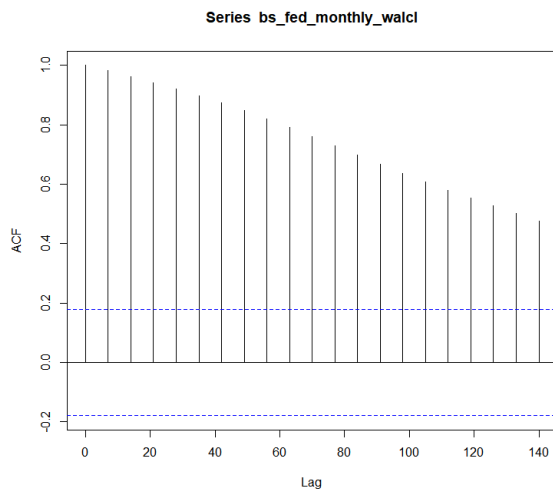


FIGURE 14 – ACF du bilan de la Fed en valeur (WALCL)

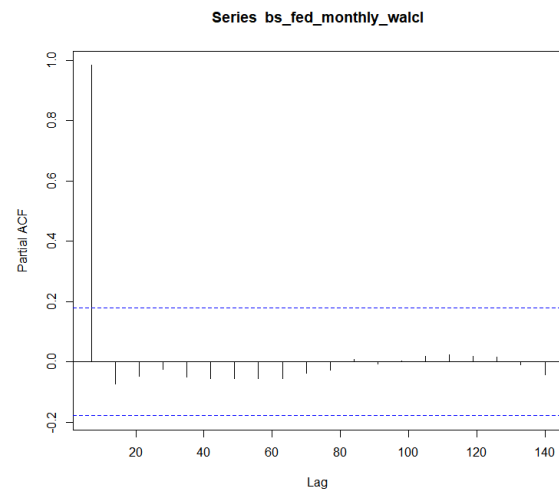


FIGURE 15 – PACF du bilan de la Fed en valeur (WALCL)

Il convient de noter, enfin, que la persistance des chocs observés graphiquement traduit le caractère intentionnel et durable des décisions de politique monétaire de la FED. Les programmes de *quantitative easing* (facteur premier de la hausse de la taille du bilan des banques centrales) s'inscrivent dans une vision stratégique à moyen terme, créant une forme d'inertie, qui se manifeste statistiquement par une forte autocorrélation. Au regard de ces résultats, la série pourrait être caractérisée par processus DS, DS avec dérive ou TS.

3.3.2 Tests de racine unitaire et stationnarisation

Stratégie séquentielle et tests de racine(s) unitaire(s)

Avant de procéder aux tests formels de stationnarité, nous appliquons une transformation de Box-Cox. Le log-bilan devient alors l'objet d'étude principal. La méthodologie appliquée est identique à celle de la section précédente (7.1.2.1).

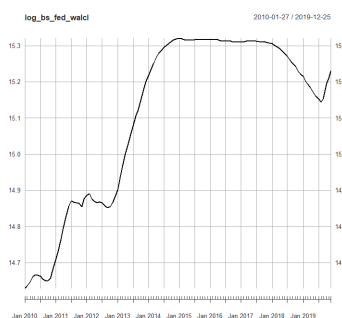


FIGURE 16 – Évolution du log-bilan de la Fed (WALCL)

Résultats sur la série en logarithme (niveau)

Le test ADF sur M3 révèle que la statistique de test demeure supérieure à la valeur critique, empêchant le rejet de l'hypothèse nulle de racine unitaire. Simultanément, le test de significativité de la tendance ne permet pas de rejeter son absence, signalant une mauvaise spécification du modèle. Cette conclusion invalide l'hypothèse d'un processus TS. M2 conduit à des résultats similaires : non-rejet de l'hypothèse de racine unitaire et non-significativité de la dérive. Enfin, les résultats de M1 confirment la présence d'une racine unitaire, suggérant que le log-bilan suit un processus de marche aléatoire (DS) sans dérive. Les tests complémentaires (KPSS, PP, ERS) corroborent la non-stationnarité de la série logarithmique. Cette convergence de résultats nous indique que la série est un processus intégré d'ordre au moins 1.

TABLE 5 – Tests de racine unitaire sur le logarithme de la série WALCL

Test	Modèle	Statistique	VC (5%)	Conclusion
ADF	Tendance + constante (M3)	-1.654	-3.43	Non stationnaire
ADF	Constante (M2)	-2.019	-2.88	Non stationnaire
ADF	M1	1.299	-1.95	Non stationnaire
KPSS	Constante	1.879	0.463	Non stationnaire
PP	Constante	-2.558	2.424	Non stationnaire
ERS	Constante	-0.035	-1.94	Non stationnaire

Résultats sur la série différenciée ($\Delta \log \text{WALCL}$)

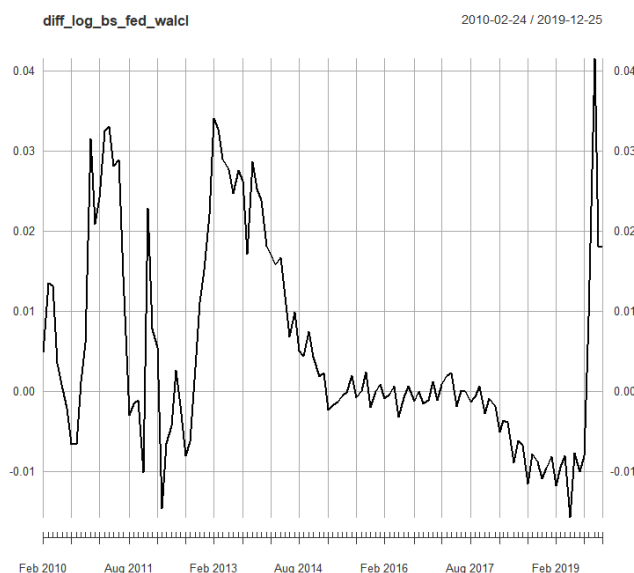


FIGURE 17 – Évolution du bilan de la Fed (WALCL) log-différencié

Pour déterminer l'ordre d'intégration, nous appliquons la même batterie de tests à la série en différence première du logarithme. Cette transformation correspond économique-

ment au taux de croissance mensuel du bilan. Le test ADF sur M3 indique à nouveau une mauvaise spécification, la tendance n'étant pas significative. M2 produit une statistique de test proche de la valeur critique, mais le test de significativité de la constante suggère son absence. M1 permet enfin de rejeter l'hypothèse de racine unitaire, concluant à la stationnarité de la série différenciée. Toutefois, le test KPSS sur la série différenciée rejette la stationnarité, créant une apparente contradiction. Cette divergence illustre les limites de puissance des tests unitaires, particulièrement sensibles dans des échantillons de taille modérée. Le test de Phillips-Perron, moins puissant, ne parvient pas à rejeter la racine unitaire, tandis que le test ERS, généralement plus puissant, conclut à la stationnarité. Face à ces résultats partiellement contradictoires, nous retenons la conclusion donnée par les tests ADF et ERS : la série logarithmique initiale est intégrée d'ordre 1. Cette décision s'appuie sur la supériorité théorique du test ERS en termes de puissance et sur la cohérence avec le test ADF séquentiel.

TABLE 6 – Tests de racine unitaire sur la différence logarithmique de la série WALCL

Test	Modèle	Statistique	VC (5%)	Conclusion
ADF	Tendance + constante (M3)	-2.987	-3.43	Non stationnaire
ADF	Constante (M2)	-2.880	-2.88	Non stationnaire (limite)
ADF	M1	-2.640	-1.95	Stationnaire
KPSS	Constante	0.706	0.463	Non stationnaire
PP	Constante	-20.721	1.343	Non stationnaire
ERS	Constante	-2.894	-1.94	Stationnaire

Implications économiques de la non-stationnarité

L'identification d'un processus $I(1)$ possède plusieurs implications économiques. Premièrement, elle indique que les chocs affectant le bilan de la Fed ont des effets permanents : une expansion du bilan aujourd'hui modifie de manière durable la trajectoire future de cet agrégat. Cette propriété contraste avec les processus stationnaires, où les chocs sont transitoires et le système revient spontanément à son équilibre de long terme. Deuxièmement, l'absence de tendance déterministe significative suggère que l'expansion du bilan de la Fed ne suit pas une trajectoire prédéterminée et linéaire, mais résulte d'un processus stochastique cumulatif. Chaque décision de politique monétaire s'ajoute à l'historique des décisions passées, créant une dépendance de sentier caractéristique des institutions confrontées à des contraintes opérationnelles et des considérations de crédibilité. Troisièmement, la nature de marche aléatoire du log-bilan implique que les variations mensuelles (les taux de croissance) constituent la série stationnaire à modéliser. La stationnarité des taux de croissance garantit la validité des méthodes d'inférence statistique et la stabilité des relations estimées.

3.3.3 Modélisation ARMA / ARIMA

Identification et estimation du modèle

TABLE 7 – Paramètres estimés du modèle ARIMA(1,1,0) pour la série WALCL

Paramètre	Estimation (écart-type)
AR(1)	0.8566 (0.0468) ***
Variance des résidus (σ^2)	569 117 049
Log-vraisemblance	-1368.50
AIC	2741.01
AICc	2741.11
BIC	2746.57
Nombre d'observations	119

L'identification de l'ordre du modèle ARIMA repose sur le critère d'information de Schwarz, ou critère d'information bayésien (BIC). La procédure automatique de sélection, appliquée avec une contrainte d'intégration maximale d'ordre 1, sélectionne un ARIMA(1,1,0). Cette spécification correspond à un modèle autorégressif d'ordre 1 appliqué aux différences premières de la série logarithmique, soit formellement :

$$(1 - \Phi_1 L) \Delta \ln WALCL_t = \varepsilon_t \quad (1)$$

Où L désigne l'opérateur retard, Φ le coefficient autorégressif et ε_t un bruit blanc. Cette formulation traduit la dynamique selon laquelle la variation du bilan en t dépend linéairement de sa variation en $t-1$, plus un choc aléatoire. L'estimation par maximum de vraisemblance produit un coefficient autorégressif significatif, confirmant la pertinence de la spécification. Le modèle capte environ 40 à 50% de la variance des variations mensuelles du bilan.

Validation des hypothèses sur les résidus

L'examen des fonctions ACF et PACF des résidus indique que tous les coefficients demeurent proches de zéro, suggérant un processus de bruit blanc. Le test de Ljung-Box avec 10 retards empêche le rejet de l'hypothèse nulle d'absence de corrélation des résidus (p -value = 0.3278). Le test ARCH d'Engle, appliqué avec 10 retards, ne permet pas non plus de rejeter l'homoscédasticité conditionnelle des résidus (p -value = 0.1208). L'absence d'effets ARCH indique que la variance des résidus est constante dans le temps. Cette propriété est cohérente avec la nature institutionnelle de la série : les décisions de politique monétaire ne présentent pas de regroupement de volatilité comme les séries financières à haute fréquence. En revanche, le test de Jarque-Bera rejette l'hypothèse de normalité des résidus au seuil de 5% (p -value < 0.01). L'histogramme des résidus exhibe une forme leptokurtique, avec des queues plus épaisses que la distribution normale. Cette déviation

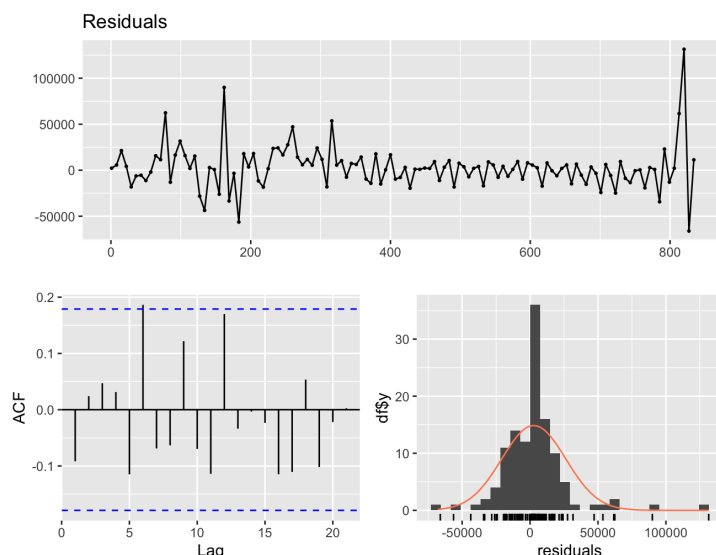


FIGURE 18 – Diagnostics des résidus du modèle ARIMA(1,1,0)

reflète probablement la présence d'événements exceptionnels dans l'échantillon, tels que les annonces majeures de programmes d'assouplissement quantitatif ou les ajustements brutaux de stratégie. Cette violation n'invalide pas les inférences, mais suggère une prudence accrue dans l'interprétation des intervalles de confiance.

Interprétation économique de la dynamique AR(1)

Le modèle AR(1) identifié peut s'interpréter économiquement. Un coefficient autorégressif positif significatif indique que les phases d'expansion (contraction) du bilan tendent à persister sur plusieurs mois. Cette inertie reflète notamment la nature graduée et prévisible des programmes d'achat d'actifs : lorsque la Fed annonce un épisode de *quantitative easing*, elle s'engage généralement sur un calendrier de plusieurs mois, créant une autocorrélation positive des variations mensuelles. La performance prédictive du modèle, bien qu'imparfaite, demeure satisfaisante. Les prévisions in-sample reproduisent fidèlement les grandes phases d'évolution du bilan, avec des écarts principalement concentrés lors des points de retournement. Ces erreurs de prévision aux inflexions reflètent une limite intrinsèque des modèles univariés : ils ne peuvent anticiper les changements de régime de politique monétaire, qui relèvent de décisions discrétionnaires.

3.3.4 Prévisions à court terme

Méthodologie de la prévision

Les prévisions à court terme sont générées récursivement à partir du modèle ARIMA(1,1,0) estimé. Pour un horizon h , la prévision conditionnelle optimale au sens de l'erreur quadratique moyenne minimise l'écart avec la réalisation future. Dans le cas d'un modèle AR(1) sur les différences, la prévision à un pas est simplement la dernière variation observée, pondérée par le coefficient autorégressif. Les intervalles de confiance sont construits en

supposant la normalité asymptotique des erreurs de prévision, dont la variance croît avec l’horizon par accumulation de l’incertitude des chocs futurs.

Résultats

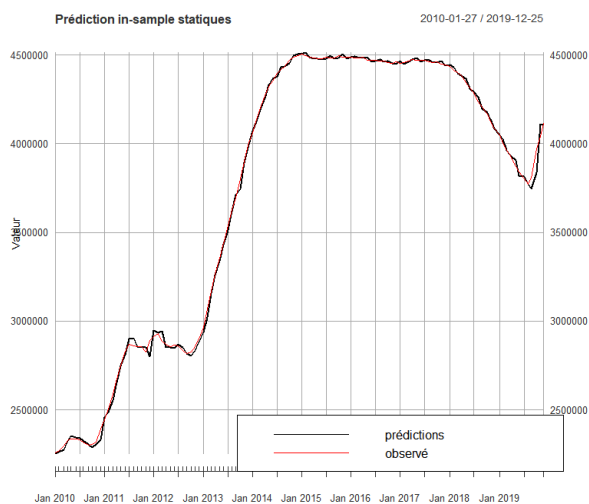


FIGURE 19 – Prévisions in-sample de la série WALCL selon un ARIMA(1,1,0)

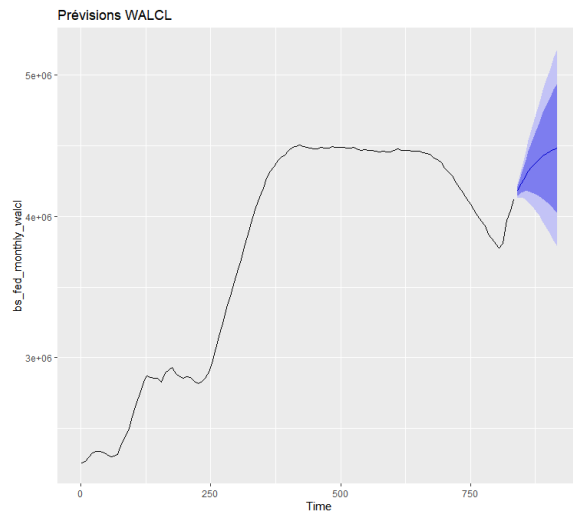


FIGURE 20 – Prévisions out-of-sample de la série WALCL selon un ARIMA(1,1,0)

À un horizon d’un mois, l’intervalle de prévision demeure étroit, reflétant une prévisibilité relativement élevée à très court terme. À trois mois, l’incertitude augmente nettement : les intervalles s’élargissent et englobent un éventail plus large de trajectoires possibles, ce qui traduit la décroissance naturelle du pouvoir prédictif à mesure que l’horizon s’allonge. Les diagnostics univariés ont mis en évidence la non-stationnarité en niveau des trois séries et la stationnarité de leurs différences logarithmiques. Nous pouvons désormais analyser leurs interactions conjointes dans un cadre multivarié, via un modèle VAR.

4 Méthodologie – Analyse multivariée

4.1 Construction du vecteur X_t

4.1.1 Données et variables retenues

Les diagnostics univariés (section précédente) ont montré que chacune des séries en niveaux présente une dynamique non stationnaire et que la première différence logarithmique rend chaque série stationnaire. Par conséquent, après alignement des dates (premier jour du mois pour garantir la correspondance temporelle entre séries), le vecteur d’analyse multivariée est construit à partir des séries en différenciation logarithmique :

$$X_t = \begin{bmatrix} \Delta \log(WALCL_t) \\ \Delta \log(BAA10Y_t) \\ \Delta \log(INDPRO_t) \end{bmatrix}$$

4.2 Estimation VAR : sélection du lag et composante déterministe

4.2.1 Spécification du VAR

On estime un VAR d'ordre p :

$$X_t = c + A_1 X_{t-1} + \cdots + A_p X_{t-p} + u_t$$

où c est un vecteur de constantes.

4.2.2 Choix du lag

TABLE 8 – Résumé de la sélection du lag et estimation du modèle VAR(1)

Critère de sélection	Lag optimal
AIC(n)	1
HQ(n)	1
SC(n)	1
FPE(n)	1

La sélection du retard optimal s'appuie sur la procédure VARselect et les critères d'information (AIC, HQ, SC, FPE). Tous les critères recommandent $p^* = 1$ donc on estime un VAR(1), ce qui est conforme à la faible persistance en hautes fréquences observée et évite le sur-paramétrage pour un échantillon relativement petit.

4.2.3 Composante déterministe

TABLE 9 – Choix de la composante déterministe pour le modèle VAR

Modèle testé	Conclusion
Sans constante	Non retenu
Avec constante	Retenu
Constante + trend linéaire	Non retenu
Constante + trend + trend quadratique	Non retenu

Afin d'avoir des résultats consistents, nous décidons d'estimer 2 modèles VAR, l'un avec une constante uniquement et l'autre avec une constante et une tendance. Les résultats montrent que l'ajout d'une tendance a peu d'effet pour WALCL et BAA10Y. Pour INDPRO la constante et la tendance captent une faible dérive de long terme. Au regard des tests et de la stationnarité en différences, la spécification avec constante seule est retenue comme spécification principale. En effet, elle est économiquement et statistiquement cohérente pour des dynamiques centrées sur les écarts de court terme.

4.3 Diagnostics des résidus du VAR(1) avec constante

Les diagnostics du modèle VAR(1) avec constante uniquement, montrent des résultats globalement satisfaisants en termes de stabilité et de spécification, bien que la normalité des résidus ne soit pas vérifiée. En ce qui concerne la stabilité, l'analyse des racines inverses confirme que le VAR est stable car toutes les racines se situent à l'intérieur du cercle unité. Ce VAR(1) est donc stationnaire. L'examen de l'autocorrélation résiduelle révèle l'absence d'autocorrélation significative dans les résidus. De même, le test d'hétéroscédasticité multivariée suggère qu'aucune hétéroscédasticité n'est détectée. Cependant, le test de normalité rejette l'hypothèse de normalité des résidus. Cette non-normalité incite à la prudence lors de l'utilisation de tests basés sur une distribution asymptotique normale. En pratique, il est recommandé d'utiliser des erreurs robustes (type Newey–West) et de recourir à des intervalles de confiance obtenus par bootstrap pour l'analyse des fonctions de réponse impulsionnelle (IRF). L'interprétation synthétique des coefficients de ce modèle VAR(1) avec constante met en évidence une forte auto-dépendance pour les variables WALCL et BAA10Y. En revanche, la production industrielle (INDPRO) n'est pas bien expliquée par les variables retardées d'un mois, comme en témoigne le faible nombre de coefficients significatifs. Cela signifie que la dynamique mensuelle de l'activité économique est difficilement prévisible à très court terme à l'aide de ces variables, bien que des effets économiques puissent se matérialiser à des horizons plus longs.

TABLE 10 – Diagnostic des résidus du VAR(1) avec constante

Test	Résultat	Conclusion
Autocorrélation (Portmanteau)	p-value $> \alpha$	Pas d'autocorrélation
Hétéroscédasticité (ARCH LM)	p-value $> \alpha$	Pas d'hétéroscédasticité
Normalité (Jarque–Bera)	p-value $< \alpha$	Résidus non normaux
Stabilité (racines inverses)	toutes < 1	Modèle stable

4.4 Tests de causalité de Granger

Procédons maintenant aux tests de causalité de Granger pour évaluer si les valeurs passées d'une variable améliorent la prévision d'une autre variable, au-delà de l'information déjà contenue dans l'historique de la variable elle-même et des autres variables du système. Cette méthode permet de tester la prévisibilité conditionnelle à court terme au sein du modèle VAR. Les résultats des tests multivariés appliqués au modèle VAR(1) avec constante indiquent qu'aucune des trois variables étudiées (WALCL, BAA10Y, INDPRO) ne cause significativement les autres au sens de Granger. Les p-valeurs obtenues sont systématiquement supérieures au seuil de 5 %, que ce soit pour les tests individuels ou pour les tests conjoints. Cette absence de causalité statistique suggère que, sur la période 2010–2019 et à une fréquence mensuelle, les variations passées du bilan de la Fed ou du spread de crédit corporate n'apportent pas d'information supplémentaire significative pour prévoir l'évolution immédiate (à un horizon d'un mois) de la production

industrielle. De façon réciproque, l'activité économique passée ne semble pas prédire les mouvements des variables financières à très court terme. Ce résultat peut s'interpréter de deux manières. D'une part, il est possible que les effets de la politique monétaire et des conditions de crédit sur l'activité réelle se manifestent avec un délai supérieur à un mois, rendant la causalité invisible dans un modèle VAR(1) mensuel. D'autre part, cela pourrait refléter une période post-crise caractérisée par des spreads faibles et stables, réduisant leur contenu informatif à court terme. Il est important de noter que l'absence de causalité de Granger n'implique pas l'absence de liens structurels fondamentaux entre ces variables, mais indique seulement une absence de prévisibilité statistique directe à l'horizon considéré (d'un mois dans notre modèle).

4.5 Analyse impulsion-réponse (IRF) et justification de l'ordre (Cholesky)

Les fonctions de réponse impulsionnelle mesurent la réaction dynamique de chaque variable du système à la suite d'un choc unitaire exogène sur une autre variable, tout en maintenant constants les chocs sur les autres variables. Pour identifier ces chocs structurels et obtenir des fonctions de réponse orthogonales (i.e., indépendantes les unes des autres), nous avons retenu la méthode de décomposition de Cholesky. Cette approche impose une structure récursive contemporaine aux relations entre les variables. L'ordre dans lequel les variables entrent dans le système détermine leur degré d'exogénéité contemporaine. La variable placée en premier est supposée ne réagir au cours de la même période à aucune autre variable, tandis que la dernière réagit potentiellement à toutes les autres variables simultanément. Dans cette étude, l'ordre retenu pour la décomposition de Cholesky est le suivant : WALCL \rightarrow BAA10Y \rightarrow INDPRO. Ce choix repose sur une justification économique précise des mécanismes de transmission. La variable WALCL, représentant la taille du bilan de la Réserve Fédérale, est placée en première position. Cela reflète l'hypothèse que les décisions de politique monétaire non conventionnelle sont prises de manière exogène et mises en œuvre immédiatement par la Fed. Bien que ces décisions affectent instantanément les conditions financières, on suppose que la Fed ne réagit pas instantanément, au cours du même mois, aux fluctuations observées de l'activité réelle (INDPRO). En seconde position se trouve le spread de crédit BAA10Y. Les marchés financiers, très réactifs, intègrent immédiatement les nouvelles informations, y compris les actions de politique monétaire (d'où la réponse contemporaine à WALCL). Cependant, on suppose ici que les conditions de financement n'affectent pas la production industrielle (INDPRO) instantanément au cours du même mois, en raison des délais inhérents aux décisions d'investissement et de production. Enfin, la production industrielle (INDPRO) est placée en dernière position. Cette variable représentant l'économie réelle est considérée comme la plus inerte. Elle réagit avec retard aux chocs financiers et de politique monétaire, justifiant ainsi sa place en fin de chaîne causale contemporaine. Cette structure hiérarchique (Monnaie \rightarrow Finance \rightarrow Économie réelle) est conforme aux modèles macroéconomiques standards.

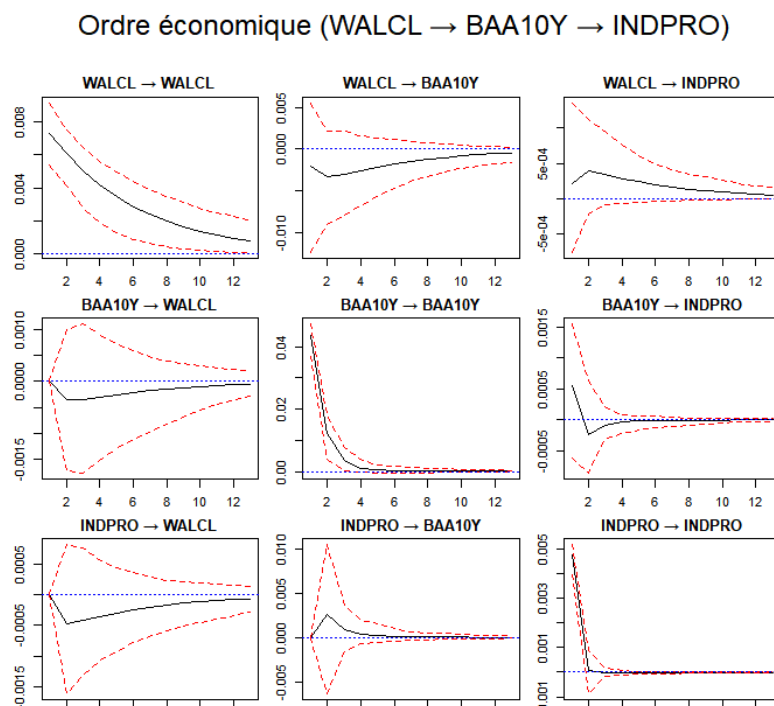


FIGURE 21 – Fonctions de réponse impulsionnelle (IRF)

L'examen des fonctions de réponse impulsionnelle met en évidence des effets globalement modestes et statistiquement fragiles. Un choc positif sur le bilan de la Fed (WALCL) induit une légère réduction du spread de crédit (BAA10Y), mais l'amplitude de la réponse reste très faible (de l'ordre de -0,0002 à -0,0003) et les bandes de confiance suggèrent une significativité statistique limitée. L'impact sur la production industrielle (INDPRO) est encore plus ténu, avec une réponse quasi nulle et statistiquement non significative sur tout l'horizon considéré. De même, un choc positif sur le spread de crédit (hausse du BAA10Y) ne produit pas d'effet statistiquement significatif sur la production industrielle, les intervalles de confiance englobant systématiquement zéro. Ces résultats confirment et renforcent nos conclusions issues des tests de causalité de Granger : à fréquence mensuelle et sur cette période, les interactions de court terme entre ces variables sont extrêmement faibles. Cela ne signifie pas l'absence de relations économiques fondamentales, mais plutôt que celles-ci se manifestent à des horizons plus longs et via des mécanismes d'équilibre de long terme. La modestie de ces effets peut également refléter la période post-crise 2010-2019, caractérisée par une stabilité inhabituelle des spreads et une politique monétaire accommodante persistante, réduisant la variabilité nécessaire pour détecter des effets significatifs à court terme.

Pour assurer la robustesse de ces résultats et tester la sensibilité des réponses à l'ordre imposé, les fonctions de réponse impulsionnelle ont été estimées pour toutes les permutations possibles des variables. De plus, l'utilisation d'une méthode de bootstrap pour construire les intervalles de confiance permet de valider statistiquement la significativité des réponses observées. Pour aller plus loin et s'affranchir de l'hypothèse récursive stricte de Cholesky, d'autres méthodes d'identification, telles que les VAR structurels (SVAR)

avec restrictions de signe ou les projections locales, pourraient être envisagées.

4.6 Tests de cointégration et ECM (EG, PO, Johansen)

4.6.1 Choix du couple

L'objectif de cette section est de vérifier l'existence d'une relation d'équilibre de long terme entre les séries exprimées en niveaux logarithmiques, notamment entre le logarithme de la production industrielle (\log_INDPRO) et celui du spread de taux (\log_BAA10Y). Si une telle relation est avérée, il conviendra de spécifier un modèle à correction d'erreur (ECM ou VECM).

4.6.2 Tests de cointégration

Pour ce faire, une batterie de tests a été mobilisée (EG, PO, Johansen). Tout d'abord, le test d'Engle-Granger (EG) a été mis en œuvre. Cette procédure en deux étapes consiste d'abord à estimer une régression statique en niveaux, puis à appliquer un test de stationnarité ADF sur les résidus de cette régression (sans constante ni tendance). Les résultats obtenus montrent une statistique de test qui permet de rejeter l'hypothèse nulle de racine unitaire. La stationnarité des résidus ainsi mise en évidence suggère l'existence d'une relation de cointégration. Le test de Phillips-Ouliaris (PO) a ensuite été appliqué. Contrairement au test d'Engle-Granger, ce test n'a pas permis de rejeter l'hypothèse nulle d'absence de cointégration. Une telle divergence entre les tests EG et PO n'est pas rare. Elle peut s'expliquer par leur sensibilité différente aux choix de spécification (inclusions de tendances, correction des retards) et à la taille restreinte de l'échantillon. Nous avons donc décidé de trancher avec le test multivarié de Johansen. Il a été conduit sur le système composé de \log_INDPRO et \log_BAA10Y (les 2 variables principales de notre étude). Les statistiques de la trace (et de la valeur propre maximale) conduisent au rejet de l'hypothèse d'absence de cointégration mais ne permettent pas de rejeter l'hypothèse de l'existence de plusieurs vecteurs cointégrants. Cela indique l'existence d'un rang de cointégration de 1, confirmant ainsi la présence d'une unique relation d'équilibre de long terme entre les variables spread corporate et indice de la production industrielle. Pour résumer, bien que le test de PO n'apporte pas de confirmation, la convergence des résultats d'EG et de Johansen fournit une base empirique solide pour attester de l'existence d'une relation de long terme. Ces résultats justifient pleinement la spécification d'un modèle à correction d'erreur.

4.6.3 Estimation du modèle à correction d'erreur

Après avoir réalisé ces tests, nous avons estimé un modèle à correction d'erreur (ECM) selon l'approche d'Engle-Granger. Le terme de correction d'erreur (ECT_{t-1}), défini comme le résidu retardé de la relation de long terme, a été inclus dans une équation dynamique en différences premières. L'estimation de ce modèle révèle que le coefficient associé au terme de rappel (α), est statistiquement significatif et vaut environ -0,071. Economiquement,

cela signifie qu'il existe un mécanisme de rappel vers l'équilibre de long terme. La vitesse d'ajustement est d'environ 7,1 % par mois, ce qui signifie que tout déséquilibre par rapport à la cible de long terme est résorbé à hauteur de 7,1 % le mois suivant. Cela implique une demi-vie des écarts d'environ 9,4 mois, c'est-à-dire qu'il faut un peu moins de 10 mois pour résorber la moitié d'un choc transitoire éloignant le système de son équilibre. Enfin, la cohérence des résultats est renforcée par la comparaison entre les méthodes. Le coefficient d'ajustement estimé par l'ECM (-0,071) est très proche de celui obtenu par la procédure de Johansen (-0,073). De plus, le vecteur de cointégration, qui indique une relation négative entre le spread et la production industrielle (annotation : coefficient d'environ -0,11 à -0,15 selon la méthode), est économiquement pertinent. En effet, un spread de crédit plus élevé, signalant des conditions financières plus strictes, est associé à un niveau de production industrielle plus faible à long terme.

5 Résultats et interprétations économiques

L'analyse des séries chronologiques et des relations multivariées entre le bilan de la Réserve Fédérale (WALCL), le spread de crédit des corporates (BAA10Y) et l'indice de la production industrielle (INDPRO) sur la période 2010-2019 permet de dégager plusieurs conclusions robustes.

Premièrement, concernant la stationnarité et la spécification univariée, il apparaît que toutes les séries deviennent stationnaires lorsqu'elles sont exprimées en différence première du logarithme. C'est pour cela que l'approche multivariée privilégie l'utilisation des différences premières pour assurer la stabilité du système. Le modèle VAR(1) en différences avec constante a été retenu comme la spécification la plus adéquate, selon les critères d'information. Ce modèle vectoriel autorégressif présente de bonnes propriétés. En effet, il est stable et les résidus ne montrent ni autocorrélation significative ni hétéroscédasticité multivariée. Cependant, un point de vigilance subsiste quant à la non-normalité des résidus, ce qui invite à la prudence lors de l'inférence statistique.

Les tests de causalité de Granger apportent un éclairage intéressant sur la dynamique à court terme. Aucune des variables ne cause significativement les autres à un horizon d'un mois. Ce résultat suggère que les interactions entre ces variables ne sont pas immédiates, mais qu'elles opèrent probablement via des effets plus lents ou par des canaux de transmission alternatifs non captés par la causalité directe à très court terme.

L'analyse impulsion-réponse (IRF), fondée sur une décomposition de Cholesky avec l'ordre économique $WALCL \rightarrow BAA10Y \rightarrow INDPRO$, révèle des effets modestes et retardés. Les fonctions de réponse, dont l'incertitude est mesurée par bootstrap, montrent que la politique monétaire (via le bilan de la Fed) a un impact négatif sur les spreads de crédit, ce qui tend ensuite, avec un certain délai, à stimuler l'activité réelle.

L'analyse de cointégration et le modèle à correction d'erreur (ECM) fournissent des résultats convergents. Les tests d'Engle-Granger et de Johansen indiquent l'existence d'une relation d'équilibre de long terme unique ($r=1$) entre le niveau de l'indice de la production industrielle ($\log(INDPRO)$) et le spread de crédit ($\log(BAA10Y)$). Il est important

de noter que ce sont principalement les niveaux des variables (relation de long terme) qui pilotent la dynamique, les variations contemporaines du spread n'ayant pas d'effet significatif sur la croissance mensuelle de la production industrielle.

Sur le plan économique, ces résultats s'interprètent à deux niveaux. À *long terme*, le coefficient de cointégration négatif (compris entre -0,11 et -0,15) confirme qu'un élargissement durable du spread de crédit des entreprises est associé à un niveau d'activité industrielle durablement plus faible, conformément à la théorie selon laquelle un coût du crédit élevé freine l'investissement et la production. La robustesse de ce résultat, validé par la méthode de Johansen, renforce l'idée d'un lien structurel fort.

À *court terme*, l'absence de significativité des variations mensuelles du spread sur la croissance de l'activité ($\Delta \log(INDPRO)$) suggère que les chocs temporaires sur les conditions de financement ne se traduisent pas nécessairement par des ajustements immédiats de la production. L'ajustement se fait plutôt de manière progressive via le mécanisme de correction d'erreur. Par ailleurs, le bilan de la Fed (WALCL) présente une forte inertie et son influence statistique sur la production industrielle à un horizon d'un mois est faible et non systématique. Cela conforte l'hypothèse selon laquelle les politiques monétaires non conventionnelles agissent via des canaux graduels, tels que les prix d'actifs et les conditions financières globales, et que leurs effets sur l'économie réelle ne se matérialisent qu'à des horizons supérieurs à un mois.

L'amplitude temporelle des effets est également un enseignement clé. La vitesse d'ajustement estimée ($\alpha \approx -0,071$) implique une correction relativement lente des déséquilibres. Un choc éloignant la production de son niveau d'équilibre vis-à-vis du spread n'est corrigé qu'à hauteur de 7 % par mois environ, nécessitant 9 à 10 mois pour être résorbé de moitié. Cette temporalité est cohérente avec l'idée que les mécanismes de transmission de la sphère monétaire et financière vers l'économie réelle prennent plusieurs mois pour se diffuser pleinement.

Enfin, cette étude présente certaines limites qui ouvrent des pistes d'approfondissement. L'horizon d'analyse à un mois pour la causalité de Granger peut être trop court pour capter toute la dynamique; tester des retards plus longs pourrait révéler des effets différés. La présence de pics d'autocorrélation aux retards 3 et 6 suggère une saisonnalité trimestrielle qui pourrait être mieux prise en compte par des modèles SARIMA ou l'inclusion de variables saisonnières. La période post-crise 2010-2019 étant susceptible de contenir des changements de régime, des tests de rupture structurelle (Gregory-Hansen, Bai-Perron) seraient pertinents, car des ruptures non modélisées peuvent biaiser les tests de cointégration. De plus, l'identification des chocs par la méthode de Cholesky impose une hiérarchie forte; des méthodes alternatives comme les restrictions de signe ou les projections locales pourraient offrir des tests de robustesse utiles. La divergence entre les tests de cointégration d'Engle-Granger et de Phillips-Ouliaris incite également à vérifier la sensibilité des résultats aux choix de spécification (dé-trending, longueur des retards) ou à envisager une approche ARDL-Bounds. Enfin, la non-normalité des résidus justifie pleinement l'usage des intervalles de confiance bootstrap pour les IRF et des erreurs robustes (Newey-West) pour l'inférence dans les modèles VAR et ECM.

6 Conclusion

Cette étude s’est attachée à analyser les interactions dynamiques entre les conditions de financement (spread de crédit), l’activité réelle (production industrielle) et la politique monétaire non conventionnelle (bilan de la Fed), aux États-Unis sur la période post-crise 2010-2019. En mobilisant une approche vectorielle autorégressive (VAR) complétée par des analyses de cointégration et un modèle à correction d’erreur (ECM), nous avons mis en évidence une relation d’équilibre de long terme significative : un durcissement durable des conditions de crédit pèse structurellement sur le niveau de la production industrielle. Les résultats suggèrent que la politique monétaire agit avec un délai notable sur l’économie réelle, transitant d’abord par une réduction des spreads de crédit avant de stimuler l’activité, confirmant ainsi l’importance du canal du crédit.

Toutefois, la portée de ces conclusions est nuancée par la fréquence mensuelle des données et la spécificité de la période étudiée, caractérisée par une faible volatilité des spreads et la non-normalité des résidus. Pour affiner la compréhension de ces mécanismes, de futures recherches gagneraient à exploiter des données à fréquence trimestrielle sur une période plus longue, à désagréger l’analyse par secteur d’activité, ou à intégrer des variables financières additionnelles pour mieux capter les canaux de transmission non linéaires.

7 Références

- [1] Gilchrist, Simon et Zakrajšek, Egon (2012). *Credit Spreads and Business Cycle Fluctuations*.
- [2] Modigliani, Franco et Miller, Merton H. (1958). *The Cost of Capital, Corporation Finance and the Theory of Investment*. The American Economic Review, Vol. 48, No. 3, pp. 261–297.
- [3] Philippon, Thomas (2006, révisé février 2008). *The Bond Market’s q* . NBER Working Paper No. 12462. JEL No. E0, E44, G31.

8 Annexes

Annexe A – Code R complet : script.R