

## **Projection Forward-Looking du CCF dans le cadre IFRS 9**

Modélisation expérimentale sur le périmètre Retail

---

### **Auteurs :**

Sara LAVAL-JEANTET

Chahla TARMOUN

Minh Nhat Thy HUYNH

Salma BENMOUSSA

### **Encadré par :**

Aryan RAZAGHI

Armand L'HUILLIER

# Abstract

Ce rapport explore une solution pour doter le coefficient de conversion du hors-bilan (CCF) d'une dimension prospective, répondant aux nouvelles exigences IFRS 9 et post-Bâle IV. En croisant des séries trimestrielles de CCF (2009–2022) pondérées et des variables macroéconomiques françaises (PIB, chômage, inflation, immobilier), nous mettons en évidence des comouvements significatifs, notamment avec le taux de chômage et les prix de l'immobilier. Après contrôle de la stationnarité et de la cointégration, un modèle OLS global pondéré sans constante s'impose par sa simplicité et sa robustesse, tandis qu'une approche segmentée fait prévaloir des ARIMA/SARIMAX pour quatre segments et un VECM pour le dernier, là où un équilibre long terme est avéré. Des simulations pluriannuelles sous trois scénarios illustrent la capacité de ces modèles à ajuster finement les provisions IFRS 9 aux évolutions économiques.

# 1 Introduction

Depuis l'entrée en vigueur progressive de la norme IFRS 9, les établissements financiers doivent estimer les pertes de crédit attendues (Expected Credit Loss, ECL) en prenant en compte une perspective forward looking, intégrant notamment des scénarios macroéconomiques. Si cette exigence est désormais bien intégrée pour les paramètres de probabilité de défaut (PD) et de perte en cas de défaut (LGD), le coefficient de conversion du hors-bilan (Credit Conversion Factor, CCF), utilisé pour la modélisation de l'exposition au défaut (EAD), demeure encore majoritairement traité de manière statique, via des grilles calibrées par segment, issues des méthodologies bâloises.

Or, dans le cadre de Bâle IV, les autorités de supervision ont supprimé la possibilité de modéliser librement les CCF pour la plupart des expositions, à l'exception des produits revolving. Ce changement réglementaire a pour effet d'harmoniser les pratiques prudentielles, mais soulève un enjeu spécifique pour les modèles IFRS 9 : en l'absence de CCF dynamique, le calcul des provisions perd en sensibilité économique.

Ce rapport propose une méthodologie visant à introduire une dépendance conjoncturelle dans le CCF IFRS 9, en modélisant son lien avec plusieurs indicateurs macroéconomiques français (PIB, taux de chômage, inflation, prix de l'immobilier). L'objectif est de projeter le CCF à un horizon de trois ans selon différents scénarios économiques, en s'appuyant sur l'analyse de séries temporelles, des régressions, et une perspective d'extension vers un modèle multivarié de type VECM.

## 2 Présentation des données

L'étude s'appuie sur deux principales sources de données complémentaires. La première concerne les données de CCF observés, calculés de manière trimestrielle entre 2009 et 2022, et ventilés selon différents segments de notation (segments 1 à 5). Ces séries sont pondérées par les effectifs afin de lisser les fluctuations conjoncturelles et limiter l'impact de la volatilité due à la composition des cohortes. La seconde source comprend un ensemble de séries macroéconomiques françaises publiées par l'INSEE, incluant le PIB en volume, le taux de chômage, l'indice des prix à la consommation (IPC) ainsi que l'indice des prix des logements. Ces séries sont alignées temporellement avec les CCF en retenant comme référence le début de chaque trimestre, assurant ainsi une cohérence temporelle entre les variables explicatives et la variable cible.

## 3 Méthodologie

### 3.1 Analyse exploratoire

L'analyse exploratoire vise à identifier les relations empiriques entre le CCF observé et les variables macroéconomiques considérées comme explicatives. Des coefficients de corrélation ont été calculés entre la série de CCF agrégée (pondérée) et les séries macroéconomiques différenciées, notamment le produit intérieur brut, le taux de chômage, l'indice des prix à la consommation et les prix de l'immobilier. Les premiers résultats suggèrent l'existence de corrélations significatives, en particulier entre le taux de chômage et le CCF, ainsi qu'entre le PIB et le CCF.

La décomposition saisonnière des séries de CCF par segment révèle une faible composante saisonnière mais une tendance structurelle identifiable, notamment une baisse progressive entre 2012 et 2016, suivie d’une remontée post-Covid. Les fonctions d’autocorrélation (ACF) indiquent une persistance modérée du CCF sur un ou deux trimestres, suggérant une inertie dans le comportement des engagements hors bilan à court terme. Ces dynamiques sont cohérentes avec les évolutions macroéconomiques majeures de la période : resserrement post-crise de la dette, assouplissements durant la pandémie, puis reconstitution des marges de crédit dans un contexte inflationniste. Ces constats viennent appuyer l’hypothèse d’une sensibilité conjoncturelle du CCF, justifiant son intégration dans une démarche forward looking.

### 3.2 Prétraitement et tests

Les séries macroéconomiques sont fournies par l’INSEE avec une date correspondant au dernier mois de chaque trimestre (mars, juin, septembre, décembre). Pour garantir leur compatibilité avec les séries de CCF, qui sont indexées sur le premier jour du trimestre (janvier, avril, juillet, octobre), une conversion systématique est effectuée. La stationnarité a été testée sur chaque série cible et macroéconomique à l’aide des tests ADF, KPSS et Phillips–Perron. Le *PIB* est jugé stationnaire en niveau, tandis que les autres variables macroéconomiques (*TCH*, *Inflation*, *IPL*) ne le sont qu’en différence. Les séries de CCF, bien qu’ambiguës selon les tests, sont généralement considérées comme  $I(1)$ , justifiant l’usage de différences premières ou de tests de cointégration. Dans cette optique, des tests de cointégration de Johansen sont réalisés afin de détecter l’existence de relations d’équilibre de long terme entre le CCF et les variables explicatives, et d’évaluer la pertinence d’une modélisation multivariée de type VECM. Par ailleurs, les séries CCF seront pondérées, dans certains cas, par les effectifs pour neutraliser les effets de composition de portefeuille.

### 3.3 Modélisation Globale

#### 3.3.1 Modélisation directe de la cible brute : OLS et SARIMA

Le CCF global a été modélisé par des régressions autorégressives (pondérées ou non, avec ou sans constante) n’intégrant que les macro-variables stationnaires : le *PIB* - testé en différence mais conservé en niveau, déjà stationnaire - et les variations du chômage et de l’inflation ; la variable *IPL*, non stationnaire, est exclue.

Premièrement, la pondération transforme le modèle. Appliquer l’effectif trimestriel comme poids abaisse l’AIC et l’erreur de prévision. Deuxièmement, la constante devient inutile. Dans ce cadre pondéré, l’intercept perd toute significativité et ajoute de la colinéarité. L’ôter augmente la variance expliquée et annule le biais de niveau. Troisièmement, la macroéconomie reste marginale. Dans ces configurations testées, aucun coefficient macro en différences n’est significatif ; seul le *PIB* en niveau frôle la limite ( $p \simeq 0,08$ ), apportant tout au plus un léger gain de parcimonie. Quatrièmement, la validité statistique conforte le choix. La combinaison « pondération + absence d’intercept » respecte stationnarité, homoscédasticité et indépendance temporelle ; la légère déviation à la normalité n’affecte ni les intervalles ni la précision.

Cinquièmement, les SARIMA restent loin derrière. Leur meilleur AIC ( $\approx -118$ ) et une erreur sept fois supérieure, assortis d’autocorrélation résiduelle, confirment que la dynamique utile est essentiellement autorégressive. En synthèse, l’OLS pondéré sans constante, enrichi du

niveau de PIB, réunit précision, parcimonie et conformité aux hypothèses ; les autres configurations souffrent d’une violation des hypothèses.

### 3.3.2 Modélisation directe de la cible différenciée

Dans un premier temps, nous avons estimé huit variantes du modèle OLS sur la variable cible différenciée *CCF\_diff1*, afin de corriger la non-stationnarité détectée en niveau. Ces variantes combinent ou non l’inclusion d’une constante et l’utilisation de pondérations par effectif. Bien que certains modèles respectent les hypothèses statistiques (stationnarité des résidus, absence d’autocorrélation, homoscedasticité), les performances explicatives restent globalement très faibles, avec des  $R^2$  ajustés proches de zéro. Seuls les modèles intégrant un terme retardé *CCF\_diff1\_lag1* présentent des coefficients significatifs, soulignant l’intérêt d’introduire une dynamique minimale. Cependant, ces modèles OLS ne permettent de capturer que les variations de court terme, souvent bruitées, et ne tiennent pas compte des relations de long terme potentielles entre les variables macroéconomiques et le CCF. Pour approfondir l’analyse, nous avons ensuite testé plusieurs modèles dynamiques : un VAR avec trois équations et deux variantes ARIMAX.

Le modèle VAR permet de modéliser conjointement les interactions entre le CCF et les variables macroéconomiques différenciées. Il respecte la stabilité structurelle (toutes les racines dans le cercle unité), l’absence d’autocorrélation, et la stationnarité multivariée des résidus. Toutefois, la normalité n’est pas assurée pour l’ensemble des séries. Les modèles ARIMAX sont plus simples à interpréter, mais présentent une autocorrélation résiduelle (Durbin-Watson  $< 1,5$ ) et des résidus non normaux. Notons que le taux de chômage (ou sa première différence) est systématiquement significatif dans tous les modèles, confirmant son rôle central dans l’explication du CCF. Ces résultats suggèrent que, malgré des limites techniques, les modèles dynamiques sont plus adaptés que les OLS simples pour cette approche.

## 3.4 Modélisation segmentaire

### 3.4.1 Approches générales OLS par segment

La modélisation OLS par segment reprend la même logique que celle appliquée au CCF global, en combinant ou non l’utilisation d’un retard, d’un intercept et d’une pondération par effectif. Chaque segment a ainsi été estimé à l’aide de ces variantes afin d’identifier la meilleure configuration selon des critères statistiques (stationnarité des résidus, absence d’autocorrélation, homoscedasticité) et explicatifs ( $R^2$ , significativité des coefficients, multicollinéarité). Le segment 2 est le seul à montrer une sensibilité claire et récurrente aux variables macroéconomiques, notamment à l’inflation. Pour les autres segments, les choix de modèles traduisent des arbitrages entre pouvoir explicatif et respect des hypothèses : les modèles sans intercept sont souvent plus performants mais au prix de résidus instables, tandis que les versions avec intercept offrent une meilleure robustesse mais un  $R^2$  plus modeste. Cette approche par segment permet ainsi d’adapter les configurations OLS aux spécificités statistiques de chaque série CCF, tout en posant les bases pour des comparaisons avec d’autres modèles dynamiques dans les sections suivantes.

### 3.4.2 Approches spécifiques par segment

Au-delà de l'approche OLS commune, une modélisation plus adaptée a été envisagée pour chaque segment en fonction de ses propriétés statistiques propres. Pour cela, des analyses ACF et PACF ont d'abord été menées afin d'identifier les composantes autorégressives, de tendance ou saisonnières. Ces diagnostics ont guidé le choix entre modèles ARIMA, SARIMAX ou même VECM, avec ou sans intégration de variables macroéconomiques explicatives.

- **Segment 1** : La série présente une forte autocorrélation résiduelle dans le modèle OLS, malgré un très bon pouvoir explicatif ( $R^2 = 0,919$ ). Un modèle  $SARIMAX(1,1,0)(1,0,0,12)$  permet de corriger cette faiblesse, avec des résidus stationnaires et un AIC amélioré ( $-111,5$ ). Ce modèle saisonnier est donc préféré globalement.
- **Segment 2** : Bien que le modèle OLS sans intercept affiche un  $R^2$  proche de 0,98, il reste instable. L'approche  $ARIMA(1,1,0)$  avec variables macro donne un meilleur équilibre entre robustesse statistique et qualité de prévision (AIC =  $-128,99$ , résidus acceptables). Le modèle ARIMA est donc privilégié pour ce segment.
- **Segment 3** : L'intégration de variables macro dans un modèle  $SARIMAX(2,1,0)$  ne permet pas d'amélioration significative. Le modèle  $ARIMA(2,1,0)$  simple, plus sobre, s'avère plus stable, sans hétéroscédasticité, et mieux ajusté dynamiquement. Il est retenu comme solution préférée.
- **Segment 4** : Un modèle  $ARIMA(1,1,0)$  sans variable explicative, estimé avec erreurs robustes (White ou HAC), présente de meilleures propriétés que les variantes OLS : résidus normaux, stationnaires, pas d'autocorrélation. Le recours aux variables macro n'apporte pas de gain net ici.
- **Segment 5** : Aucun modèle OLS n'est statistiquement acceptable (multicolinéarité extrême, résidus instables). Le test de cointégration révèle un rang = 1, justifiant l'usage d'un modèle VECM, stable et économiquement interprétable. La matrice alpha met en évidence un mécanisme de correction significatif sur le CCF.

En résumé, les modèles *ARIMA* ou *SARIMAX* sont préférés pour les segments 1 à 4, selon les critères de stabilité, validité des résidus et performance prédictive. Le segment 5 constitue une exception nette, pour lequel le modèle VECM est clairement recommandé.

## 4 Projection à trois ans

Nous réalisons nos projections sur une base trimestrielle, en conservant pour chaque trimestre de l'année les mêmes variables explicatives (TCH et inflation), seule la composante « trend » étant actualisée. En réalisant ces projections par segment, nous prenons en compte les spécificités de chacune des populations, là où un modèle global manquerait de précision. Les résultats montrent que c'est l'accroissement linéaire du trend qui pilote presque entièrement la trajectoire du CCF : les fluctuations du chômage et de l'inflation n'y contribuent qu'à la marge. Sous le scénario pessimiste (PESS), la hausse temporaire de l'inflation en 2024–2025 provoque une chute plus marquée du CCF avant stabilisation, tandis que le scénario central (CENT) dessine une décrue douce et régulière et que le scénario optimiste (OPTI) reste quasi à plat, avec un léger repli imputable au trend seul. L'écart entre PESS et OPTI se révèle plus prononcé pour les segments 1 et 2, puis se résorbe légèrement sur les segments supérieurs,

sans jamais inverser l'ordre des scénarios. En revanche, les projections des segments 1 et 5 demeurent plus fragiles en raison de la qualité moindre de leur modèle d'entraînement.

## 5 Résultats globaux

L'ensemble des approches testées montre qu'aucun modèle unique ne convient universellement à la cible CCF globale. Pour la série globale, le modèle **OLS pondéré sans constante** s'impose clairement comme le plus performant, tant sur le plan statistique que prédictif. Il surpasse les alternatives SARIMA, VAR et ARIMAX, qui souffrent soit de résidus instables, soit d'un pouvoir explicatif limité.

Du côté des segments, une stratégie individualisée s'avère nécessaire. Les modèles **ARIMA** ou **SARIMAX** sont préférés pour les segments 1 à 4, en raison de leur robustesse sur les résidus et leur stabilité de prévision. Pour le segment 5, seul un **modèle VECM** permet de capter la dynamique économique de long terme de manière cohérente, confirmée par les tests de cointégration.

En résumé, la modélisation globale par OLS reste la plus fiable pour une prévision consolidée, tandis que les approches par segment apportent un éclairage complémentaire, notamment sur la structure dynamique spécifique de chaque portefeuille.

## 6 Conclusion

En conclusion, cette étude montre qu'il est possible d'enrichir le CCF IFRS 9 d'une dimension forward looking : l'analyse exploratoire et les modèles révèlent un lien avec des variables macroéconomiques. Au plan global, un OLS pondéré sans constante (avec le PIB en niveau) offre le meilleur compromis de précision et de parcimonie, et, en segmentation, des modèles ARIMA/SARIMAX pour les segments 1–4 et un VECM pour le segment 5 garantissent respectivement stabilité et prise en compte d'un équilibre de long terme. Les projections à trois ans confirment une hiérarchie stable entre scénarios et soulignent la sensibilité particulière du segment 2 aux chocs inflationnistes. En perspective, il conviendra de déployer le VECM sur des portefeuilles plus fins, d'affiner la segmentation par profils et produits, et d'intégrer ces modèles dynamiques dans le pilotage IFRS 9 pour renforcer la réactivité des provisions aux cycles économiques.

## A Annexe A : Résultats détaillés des modèles OLS

Modèle	Pondération	Constante	AIC	R <sup>2</sup> (adj.)	DW	Résidus stationnaires	Normalité (SW)	Hétéro. (BP)	Multicolinéarité	Moy. résidus	RMSE	MAE
OLS(1) : CCF_lag1 + diff	✗	✓	-179.7	0.820	2.14	✓ ADF/KPSS	✗ 0.0029	✓ 0.8385	⚠ VIF const > 5	2.57e-16	—	—
OLS(2) : CCF_pond_lag1 + diff	✓	✓	-600.6	0.928	2.21	✓ ADF/KPSS	✗ 0.0359	✓ 0.7150	⚠ VIF const > 5	-7.31e-18	—	—
OLS(3) : CCF_lag1 + diff	✗	✗	-177.2	0.995	2.27	✓ ADF/KPSS	✗ 0.0008	✓ 0.8308	✓ VIF < 2	2.23e-03	0.0504	0.0345
OLS(4) : CCF_pond_lag1 + diff	✓	✗	-602.2	0.989	2.24	✓ ADF/KPSS	✓ 0.0755	✓ 0.7778	✓ VIF < 2	3.90e-05	0.0014	0.0010
OLS(5) : CCF_lag1 + PIB + diff	✗	✓	-184.9	0.835	2.25	✓ ADF/KPSS	✗ 0.0029	✓ 0.9577	⚠ VIF const > 5	2.34e-16	—	—
OLS(6) : CCF_pond_lag1 + PIB + diff	✓	✓	-603.2	0.931	2.29	✓ ADF/KPSS	✗ 0.0160	✓ 0.6820	⚠ VIF const > 5	-2.60e-16	—	—
OLS(7) : CCF_lag1 + PIB + diff	✗	✗	-182.6	0.995	2.36	✓ ADF/KPSS	✗ 0.0013	✓ 0.9439	✓ VIF < 2	2.08e-03	0.0481	0.0344
OLS(8) : CCF_pond_lag1 + PIB + diff	✓	✗	-605.0	0.990	2.31	✓ ADF/KPSS	✗ 0.0247	✓ 0.7110	✓ VIF < 2	2.37e-05	0.0013	0.0010

FIGURE 1 – Comparaison des modèles OLS : critères de sélection et tests de validation