

Projection Forward-Looking du CCF dans le cadre IFRS 9

Modélisation Expérimentale sur le Périmètre Retail

Réalisé par :

- Sara LAVAL-JEANTET
- Salma BENMOUSSA
- Chahla Tarmoun
- Minh Nhat Thy HUYNH

Encadré par :

- Aryan RAZAGHI
- Armand L'HUILLIER

Table des Matières

1. Contexte et motivation
2. Le dataset
3. Analyse Exploratoire des Données
4. Prétraitement des Données
5. Entraînement et évaluation des Modèles
6. Conclusion et Axes d'amélioration

1. Problématique et contexte

Le défi du CCF dans IFRS 9

- **Contexte réglementaire** : IFRS 9 exige une perspective forward-looking pour les ECL (Expected Credit Loss)
- **Lacune identifiée** : Le CCF reste majoritairement traité de manière statique (grilles par segment)
- **Impact Bâle IV** : Suppression de la modélisation libre des CCF (sauf produits revolving)
- **Enjeu** : Perte de sensibilité économique dans le calcul des provisions

→ **Nécessité d'introduire une dépendance conjoncturelle dans le CCF IFRS 9**

2. Objectifs de l'étude

Objectif principal :

- Estimer dynamiquement le paramètre CCF à horizon 3 ans en lien avec l'environnement macroéconomique

Objectifs spécifiques

- Modéliser le lien CCF / variables macroéconomiques françaises
- Projeter le CCF selon différents scénarios économiques
- Améliorer la réactivité du calcul des pertes attendues IFRS 9
- Converger méthodologiquement avec les approches PD et LGD

3. Sources de données

Données CCF

- Séries trimestrielles 2009-2022
- Ventilation par segments de notation (segments 1 à 5)
- Pondération par les effectifs pour lisser les fluctuations

Variables macroéconomiques (INSEE)

- PIB en volume
- Taux de chômage
- Indice des prix à la consommation (IPC)
- Indice des prix des logements

Harmonisation temporelle : Alignement sur le début de chaque trimestre

4. Méthodologie - Prétraitement

Harmonisation des données:

- Conversion des dates macroéconomiques (fin → début de trimestre)
- Test de stationnarité sur les séries CCF et macroéconomiques
- Pondération des séries CCF par les effectifs

Objectif : Assurer la compatibilité temporelle et la stationnarité des séries

5. Analyse exploratoire - Stationnarité

```
--- Stationnarité pour Indicateur_Moyen_1_5 ---
ADF      : p-value = 0.1498 => Non-stationnaire
KPSS     : p-value = 0.0100 => Non-stationnaire
Phillips : p-value = 0.1779 => Non-stationnaire
Conseil  : Série probablement I(1). Envisager une différence première ou tester la cointégration avant VECM.

--- Stationnarité pour PIB ---
ADF      : p-value = 0.0137 => Stationnaire
KPSS     : p-value = 0.1000 => Stationnaire
Phillips : p-value = 0.3140 => Non-stationnaire
Conseil  : La série semble I(0) → pas de différenciation nécessaire.

--- Stationnarité pour TCH ---
ADF      : p-value = 0.9351 => Non-stationnaire
KPSS     : p-value = 0.0100 => Non-stationnaire
Phillips : p-value = 0.7725 => Non-stationnaire
Conseil  : Série probablement I(1). Envisager une différence première ou tester la cointégration avant VECM.

--- Stationnarité pour Inflation ---
ADF      : p-value = 0.6640 => Non-stationnaire
KPSS     : p-value = 0.0545 => Stationnaire
Phillips : p-value = 0.5761 => Non-stationnaire
Conseil  : Série probablement I(1). Envisager une différence première ou tester la cointégration avant VECM.

--- Stationnarité pour IPL ---
ADF      : p-value = 0.3786 => Non-stationnaire
KPSS     : p-value = 0.0370 => Non-stationnaire
Phillips : p-value = 0.4076 => Non-stationnaire
Conseil  : Série probablement I(1). Envisager une différence première ou tester la cointégration avant VECM.

--- Stationnarité pour PIB_diff1 ---
ADF      : p-value = 0.0003 => Stationnaire
KPSS     : p-value = 0.1000 => Stationnaire
Phillips : p-value = 0.0004 => Stationnaire
Conseil  : La série semble I(0) → pas de différenciation nécessaire.
```

5. Analyse exploratoire - Stationnarité

```
--- Stationnarité pour TCH_diff1 ---
ADF      : p-value = 0.0000 => Stationnaire
KPSS     : p-value = 0.0882 => Stationnaire
Phillips : p-value = 0.0000 => Stationnaire
Conseil  : La série semble I(0) → pas de différenciation nécessaire.

--- Stationnarité pour Inflation_diff1 ---
ADF      : p-value = 0.0017 => Stationnaire
KPSS     : p-value = 0.1000 => Stationnaire
Phillips : p-value = 0.0000 => Stationnaire
Conseil  : La série semble I(0) → pas de différenciation nécessaire.

--- Stationnarité pour IPL_diff1 ---
ADF      : p-value = 0.6165 => Non-stationnaire
KPSS     : p-value = 0.1000 => Stationnaire
Phillips : p-value = 0.1059 => Non-stationnaire
Conseil  : Série probablement I(1). Envisager une différence première ou tester la cointégration avant VECM.
```


5. Analyse exploratoire - Test de cointégration (avec toutes les variables)

```
=== Test de cointégration de Johansen ===  
Rang <= 0 : Trace = 142.45, Crit 5 % = 69.82 => cointégration  
Rang <= 1 : Trace = 56.43, Crit 5 % = 47.85 => cointégration  
Rang <= 2 : Trace = 22.08, Crit 5 % = 29.80 => pas de cointégration  
Rang <= 3 : Trace = 8.23, Crit 5 % = 15.49 => pas de cointégration  
Rang <= 4 : Trace = 0.67, Crit 5 % = 3.84 => pas de cointégration  
Conseil : choisissez le rang où la statistique dépasse le seuil pour construire le VECM.
```

- Si on teste sur toutes les variables, le test de Johansen met en évidence **deux relations de cointégration** significatives (trace statistics au-delà du seuil critique pour les rangs 0 et 1, puis chute sous le seuil au rang 2). Autrement dit, il existe deux équilibres de long terme liant le CCF et les variables macroéconomiques, justifiant la spécification d'un VECM de rang 2.

5. Analyse exploratoire - Test de cointégration (sans IPL et PIB)

```
=== Test de cointégration de Johansen ===  
Rang <= 0 : Trace = 21.81, Crit 5 % = 29.80 => pas de cointégration  
Rang <= 1 : Trace = 7.51, Crit 5 % = 15.49 => pas de cointégration  
Rang <= 2 : Trace = 0.62, Crit 5 % = 3.84 => pas de cointégration  
Conseil : choisissez le rang où la statistique dépasse le seuil pour construire le VECM.
```

- Le test de Johansen réalisé sur l'Indic_Moyen_1_5, le taux de chômage et l'inflation ne révèle **aucune statistique de trace dépassant les seuils critiques** ($21,81 < 29,80$; $7,51 < 15,49$; $0,62 < 3,84$), ce qui signifie qu'il n'existe **aucune relation de cointégration** entre ces séries I(1). En l'absence d'équilibre de long terme, un VECM n'est pas justifié ; il convient plutôt de modéliser ces variables en différences ou via un VAR.

5. Analyse exploratoire - Test de cointégration (sans IPL et PIB)

```
===== TEST DE COINTÉGRATION - SEGMENT 1 =====
Rang ≤ 0 : Trace Stat = 26.81, Crit. 5% = 29.80 => ✗ pas de cointégration
Rang ≤ 1 : Trace Stat = 7.25, Crit. 5% = 15.49 => ✗ pas de cointégration
Rang ≤ 2 : Trace Stat = 0.31, Crit. 5% = 3.84 => ✗ pas de cointégration
→ ✗ Segment 1 : VECM non applicable (rang = 0)

===== TEST DE COINTÉGRATION - SEGMENT 2 =====
Rang ≤ 0 : Trace Stat = 21.88, Crit. 5% = 29.80 => ✗ pas de cointégration
Rang ≤ 1 : Trace Stat = 8.71, Crit. 5% = 15.49 => ✗ pas de cointégration
Rang ≤ 2 : Trace Stat = 0.75, Crit. 5% = 3.84 => ✗ pas de cointégration
→ ✗ Segment 2 : VECM non applicable (rang = 0)

===== TEST DE COINTÉGRATION - SEGMENT 3 =====
Rang ≤ 0 : Trace Stat = 30.02, Crit. 5% = 29.80 => ✓ cointégration
Rang ≤ 1 : Trace Stat = 9.63, Crit. 5% = 15.49 => ✗ pas de cointégration
Rang ≤ 2 : Trace Stat = 0.67, Crit. 5% = 3.84 => ✗ pas de cointégration
→ ✓ Segment 3 : VECM applicable (rang ≥ 1)

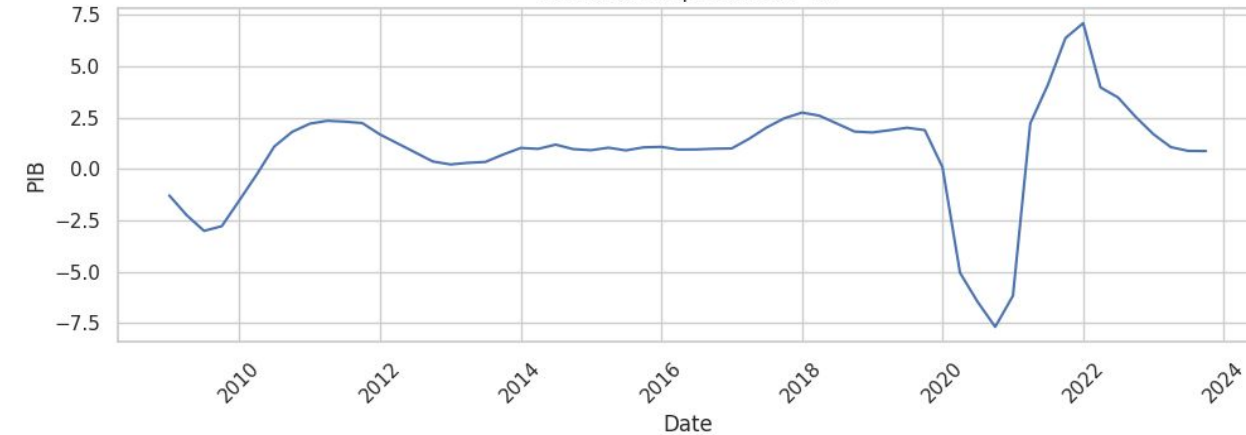
===== TEST DE COINTÉGRATION - SEGMENT 4 =====
Rang ≤ 0 : Trace Stat = 25.56, Crit. 5% = 29.80 => ✗ pas de cointégration
Rang ≤ 1 : Trace Stat = 7.86, Crit. 5% = 15.49 => ✗ pas de cointégration
Rang ≤ 2 : Trace Stat = 0.33, Crit. 5% = 3.84 => ✗ pas de cointégration
→ ✗ Segment 4 : VECM non applicable (rang = 0)

===== TEST DE COINTÉGRATION - SEGMENT 5 =====
Rang ≤ 0 : Trace Stat = 31.69, Crit. 5% = 29.80 => ✓ cointégration
Rang ≤ 1 : Trace Stat = 8.53, Crit. 5% = 15.49 => ✗ pas de cointégration
Rang ≤ 2 : Trace Stat = 0.17, Crit. 5% = 3.84 => ✗ pas de cointégration
→ ✓ Segment 5 : VECM applicable (rang ≥ 1)
```

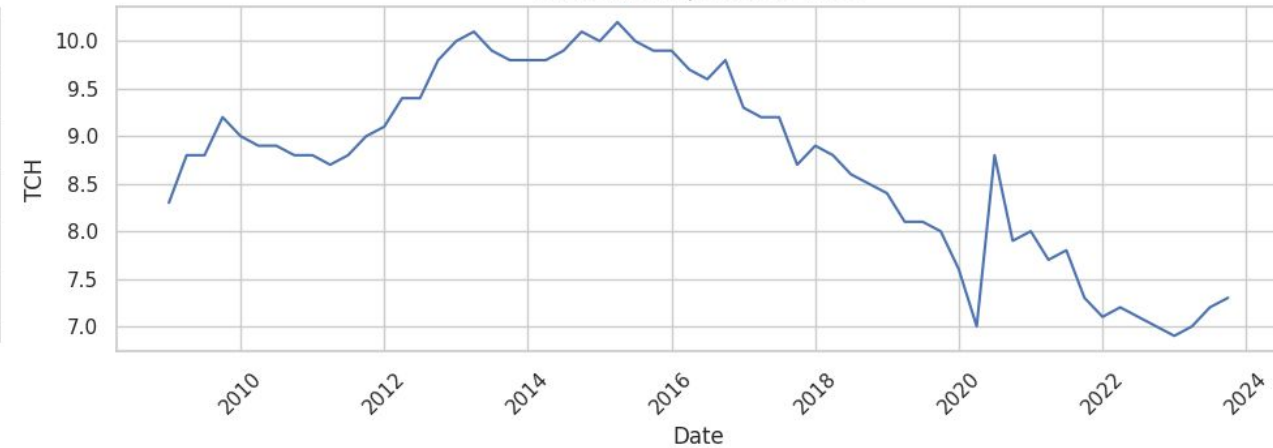
- Le tests de cointégration de Johansen menés segment par segment montrent que seuls les segments **3** et **5** présentent une statistique de trace significative au rang 0 (30,02 et 31,69 > 29,80), révélant chacun **une unique relation d'équilibre de long terme** avec le chômage et l'inflation. En revanche, pour les segments **1, 2 et 4**, toutes les statistiques restent en deçà des seuils critiques, ce qui contraindrait à privilégier des modèles en différences ou des VAR plutôt qu'un VECM.

5. Analyse exploratoire - Contexte macroéconomique

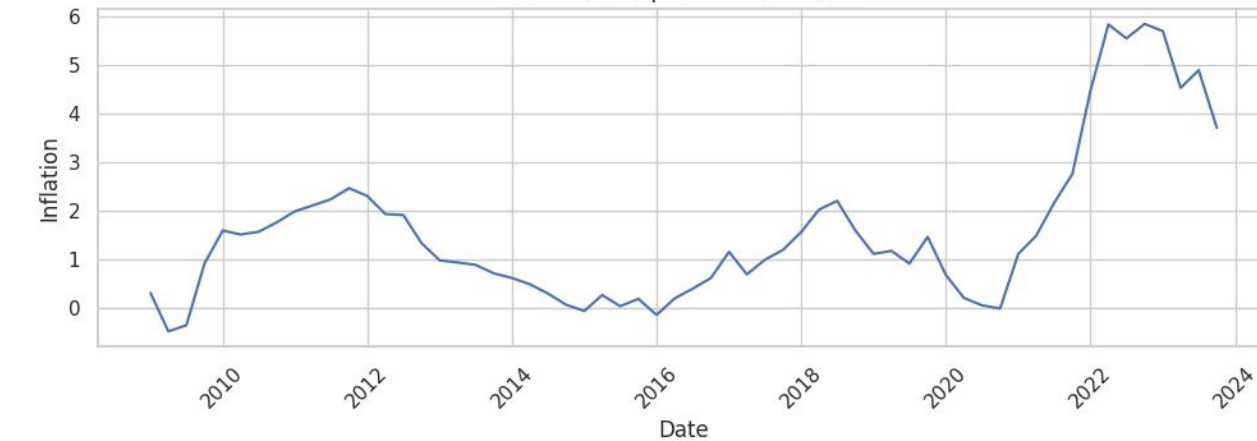
Évolution temporelle de : PIB



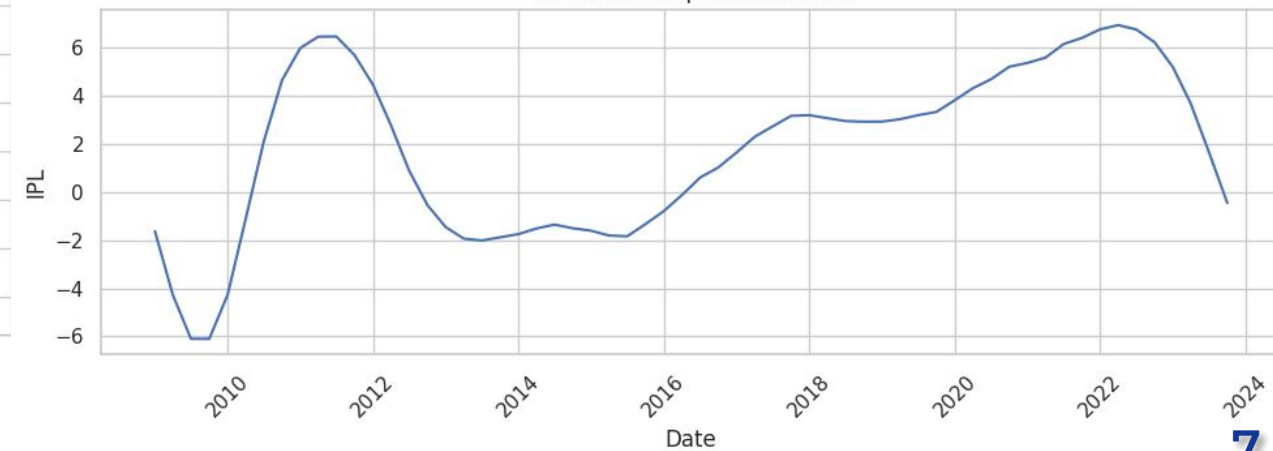
Évolution temporelle de : TCH



Évolution temporelle de : Inflation

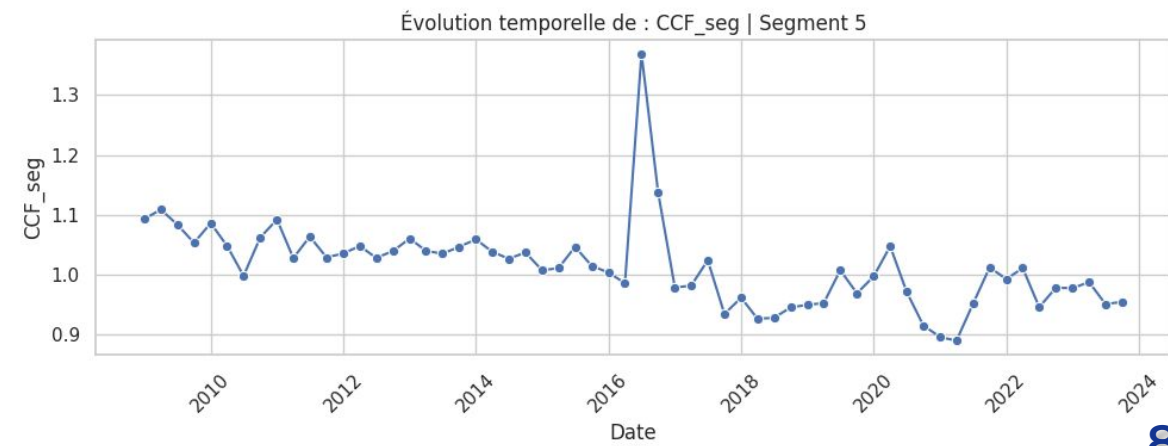
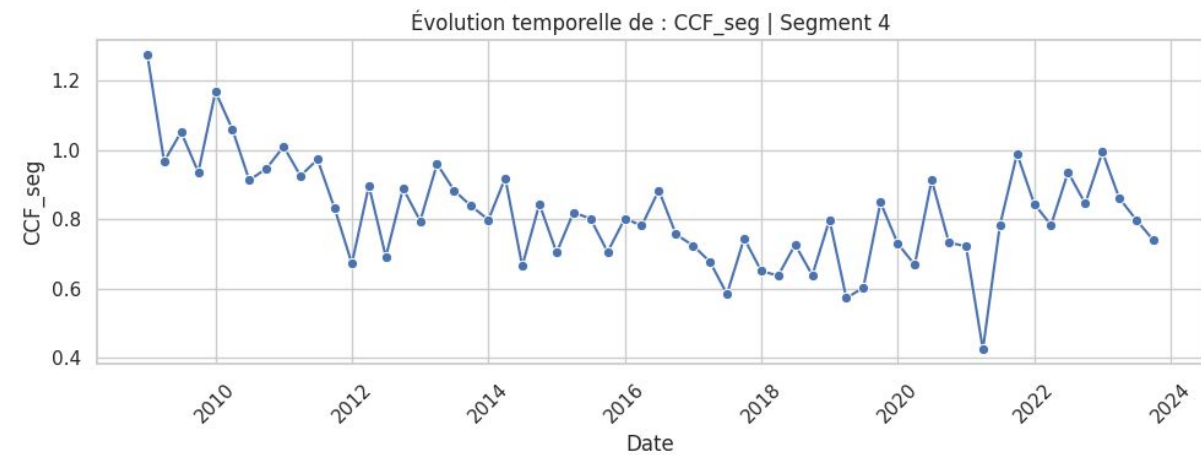
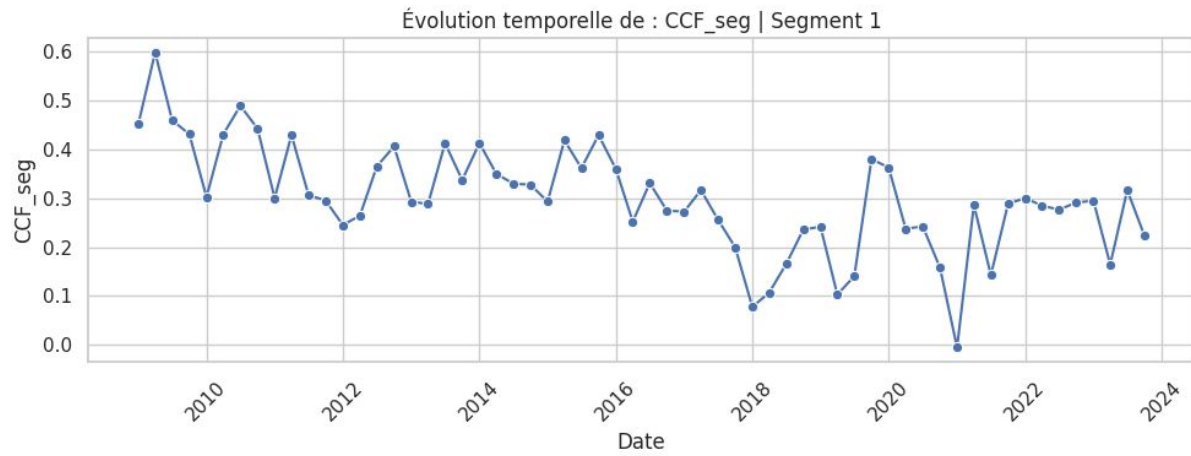


Évolution temporelle de : IPL



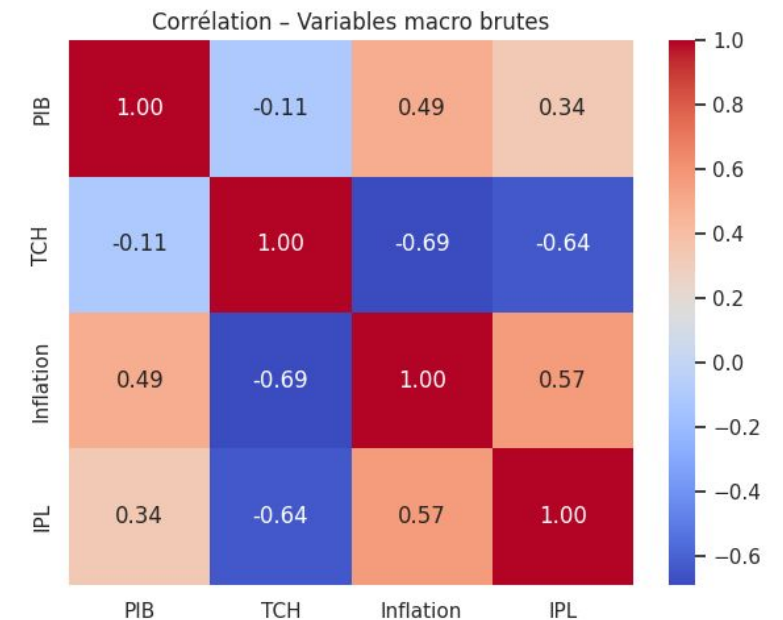
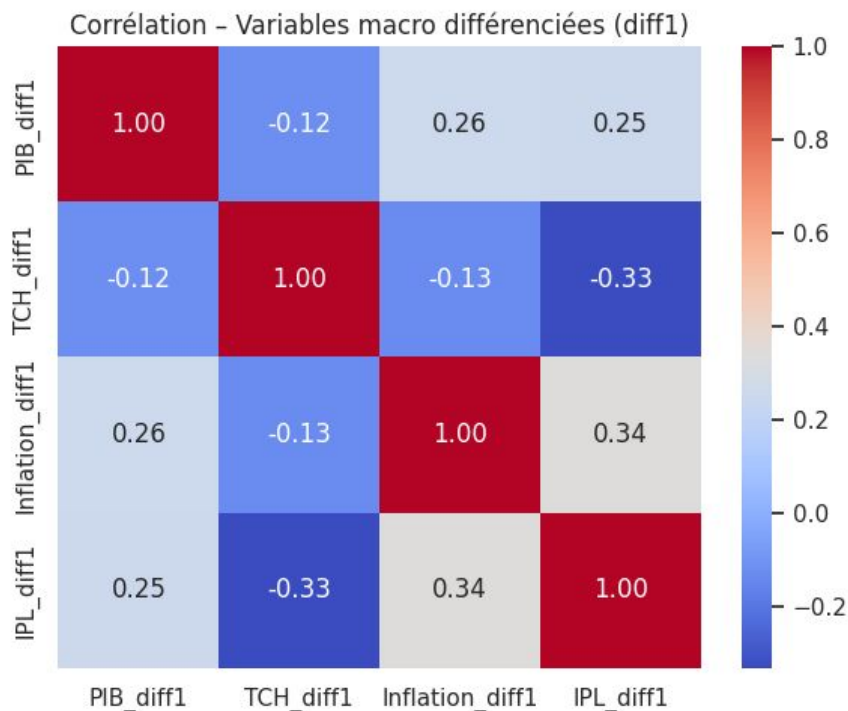
5. Analyse exploratoire - Évolution CCF par segment de risque

- Segment 1 (faible risque) : CCF stable ~20-60%
- Segment 4 (risque moyen) : CCF volatile ~60-120%
- Segment 5 (risque élevé) : CCF élevé ~90-140%
- Pic exceptionnel Segment 5 en 2016 (136%)
- Chute marquée en 2020-2021 (tous segments)
- Stabilisation post-COVID avec écarts maintenus



5. Analyse exploratoire - Principaux constats

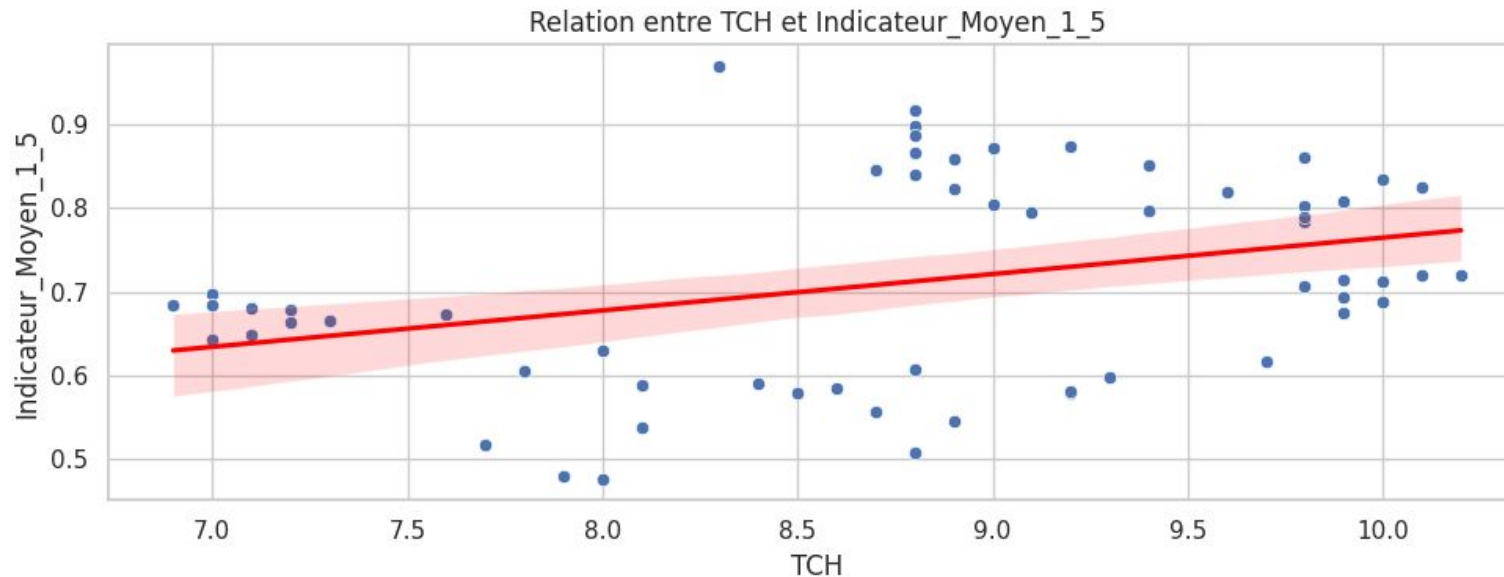
- Les corrélations en niveaux révèlent des liens modérés à forts : PIB \leftrightarrow inflation (+0,49), PIB \leftrightarrow immobilier (+0,34) et chômage \leftrightarrow inflation/immobilier (-0,69/-0,64).



- En différenciant, les coefficients s'effondrent ($|r| < 0,35$), signe d'un moindre alignement des variations trimestrielles.

→ Les co-mouvements sont surtout portés par la tendance de long terme, les fluctuations de court terme étant plus bruitées.

5. Analyse exploratoire - Principaux constats



- **Taux de chômage (TCH)** : Pente positive clairement marquée : lorsque le chômage augmente, l'Indic_Moyen_1_5 tend à croître, soulignant une forte dépendance conjoncturelle ($r \approx +0,64$).

→ En niveaux, le chômage est la variable macro la plus influente sur l'indicateur moyen du CCF.

6. Modélisation globale (brute) : OLS et SARIMA

Deux familles de modèles :

- Régressions OLS (8 variantes)
 - Avec ou sans constante
 - Pondérées ou non par l'effectif
 - Variables macroéconomie en niveau ou en différence (PIB)
- Modèles SARIMA (3 variantes saisonnières)
 - Capturent la saisonnalité

Critères d'évaluation communs

- Parcimonie : AIC / BIC
- Qualité explicative : Variance expliquée
- Diagnostics : stationnarité, autocorrélation, homoscédasticité, normalité, VIF
- Précision hors-échantillon : RMSE

6. Modélisation globale (brute) : OLS et SARIMA

Meilleurs modèles testés :

Modèle	Variables explicatives	Pondéré	Constante	AIC	Variance expliquée	RMSE
OLS(4)	retard pondéré, PIB-TCH - inflation différenciés	Oui	Non	-602	0.989	0.0014
OLS(8)	retard pondéré, TCH - inflation différenciés, PIB en brut	Oui	Non	-605	0.990	0.0013

SARIMA : AIC = -118, RMSE = 0.009, autocorrélation persistante, résidus non normaux

Lectures clés :

- La pondération par l'effectif trimestriel améliore radicalement l'ajustement
- La constante devient inutile dès qu'on pondère
- Le PIB en brut apporte un léger gain AIC (-605 vs -602), mais peu d'impact sur l'erreur
- SARIMA capture la saisonnalité, mais reste largement moins performant

6. Modélisation de la cible différenciée : OLS

Objectif : Corriger la non-stationnarité détectée sur la série brute CCF_seg. 8 variantes de modèles OLS testées (avec/sans constante, avec/sans pondération).

Résultats :

Hypothèses statistiques souvent respectées (stationnarité des résidus, pas d'autocorrélation).

Mais pouvoir explicatif très faible : R^2 ajustés proches de zéro.

Seuls les modèles avec terme retardé CCF_diff1_lag1 ont des coefficients significatifs → dynamique minimale utile.

Limite principale :

→ Les modèles OLS sur la série différenciée **ne capturent que du bruit de court terme**, sans tenir compte des dynamiques macroéconomiques de long terme.

6. Modélisation de la cible différenciée : **VAR, ARIMAX**

VAR (Vector Auto-Régressif) : Permet de modéliser les interactions croisées entre CCF_diff1 et les variables macro différenciées.

Points forts : Stabilité structurelle (toutes racines dans le cercle unité) + Stationnarité multivariée des résidus.

Limite : normalité des résidus non assurée sur toutes les séries.

ARIMAX (ARIMA avec variables explicatives)

Modèles plus simples à interpréter.

Limites observées : Autocorrélation résiduelle (Durbin-Watson < 1.5).

Résidus non normaux.

➤ Le taux de chômage (ou sa différence) est significatif dans tous les cas → rôle central confirmé.

6. Approches générales OLS par segment

SEGMENT

Objectif : identifier les dynamiques propres à chaque segment via des régressions OLS.

4 variantes testées par segment :

- Avec ou sans retard (lag) sur le CCF ;
- Avec ou sans constante ;
- Avec ou sans pondération par l'effectif ;
- Avec ou sans macroéconomie (PIB, TCH, Inflation).

Tous les modèles sont évalués selon :

- la qualité de l'ajustement (Variance expliquée, AIC),
- la validité des résidus (stationnarité, normalité, homoscédasticité, autocorrélation).

6. Approches générales OLS par segment

SEGMENT

Dans tous les segments, la dynamique est avant tout inertielle : tendance ou autoregression suffisent. Les scénarios macro-only restent sous la barre des 20 % de variance expliquée (tous segments confondus).

Seul le segment 2 réagit à la conjoncture :

- Inflation significative sans lag,
- Résidus valides et modèle statistiquement robuste dans la configuration sans retard, avec constante, non pondérée.

Ailleurs (segments 1, 3, 4, 5) :

- Les macros n'apportent rien ou perturbent le modèle (colinéarité, autocorrélation),
- Le retard lisse la trajectoire mais masque les effets macro.
- La pondération améliore les scores (R^2 élevée) mais s'accompagne d'une violation plus fréquente des hypothèses

Conclusion : En définitive, seul le segment 2 présente un modèle directement macro-dépendant qui respecte la majorité des hypothèses.

6. Approches spécifiques par segment

SEGMENT

Objectif : Adapter la modélisation à la structure statistique de chaque segment, au-delà des modèles OLS classiques.

→ Diagnostic initial : ACF / PACF → choix ARIMA, SARIMAX ou VECM selon les cas.

Segment 1 : Saisonnière → SARIMAX

OLS performant ($R^2 = 0,919$) mais résidus autocorrélés

SARIMAX(1,1,0)(1,0,0,12) : résidus stationnaires, AIC = -111.5

➤ Modèle saisonnier recommandé

6. Approches spécifiques par segment

Segment 2 : Macro significative → ARIMA + macro

OLS sans constante instable malgré $R^2 \approx 0.98$

ARIMA(1,1,0) avec inflation & chômage → meilleur équilibre (AIC = -128.99)

➤ Modèle ARIMA avec variables macro préféré

Segment 3 : Sobriété → ARIMA simple

SARIMAX + macro sans gain net

ARIMA(2,1,0) : stable, pas d'hétéroscédasticité, bien ajusté dynamiquement

➤ Modèle le plus robuste

6. Approches spécifiques par segment

Segment 4 : Erreurs robustes → ARIMA

OLS peu satisfaisant

ARIMA(1,1,0) sans variables explicatives, avec erreurs robustes

➤ Résidus valides, normalité et stationnarité respectées

Segment 5 : Cointégration → VECM

OLS inacceptable (VIF, instabilité)

Test de Johansen : rang = 1

VECM stable, économiquement interprétable, alpha significatif

➤ Modèle VECM clairement recommandé

7. Projections à 3 ans - Scénarios

Méthodologie : Application des coefficients estimés aux trajectoires futures des variables macro.

Trois scénarios considérés :

- **Scénario central** : Croissance modérée, inflation contenue
- **Scénario optimiste** : Reprise soutenue, recul du chômage
- **Scénario adverse** : Dégradation prolongée, contraction PIB, ↗ chômage

8. Résultats des projections

Approche trimestrielle par segment

- Modèles utilisés: OLS entraînés séparément pour chacun des 5 segments
- Première approche : trend (séquence temporelle), taux de chômage (TCH), inflation
- Première approche : décalage (lag) + variables macroéconomiques différenciées
- Glissement trimestriel (T1→T4) pour lisser le passage d'une année à l'autre
- **Principaux enseignements méthodologiques**
 - Le **trend** domine largement les projections : structurelle et linéaire
 - TCH et inflation n'apportent qu'un effet marginal comparé à la pente de fond
 - Validation des modèles : segments 1 et 5 plus fragiles (moins de validité des modèles lors des entraînements)

9. Apports et perspectives

Apports de l'étude

- Amélioration de la réactivité du calcul ECL IFRS 9
- Capture de l'effet des cycles économiques sur le comportement de tirage
- Convergence méthodologique avec PD et LGD forward-looking

Perspectives d'amélioration

- Modèle VECM (en cours) pour capter les dynamiques croisées
- Segmentation affinée par profil/produit
- Approfondissement des interactions macro/comportements de tirage

10. Conclusion et prochaines étapes

Conclusion

- Pertinence démontrée d'un CCF forward-looking
- Lien explicite établi entre CCF et variables macroéconomiques
- Robustesse attendue dans le contexte post-Bâle IV

Prochaines étapes

- Finalisation du modèle VECM
- Segmentation plus fine par produit/profil client
- Mise en œuvre opérationnelle

→ Cette modélisation enrichit le socle IFRS9 et anticipe les enjeux post-Bâle IV