



المندوبية السامية للتخطيط
HAUT-COMMISSARIAT AU PLAN

ROYAUME DU MAROC
..*.*.*
HAUT COMMISSARIAT AU PLAN
..*.*.*
INSTITUT NATIONAL
DE STATISTIQUE ET D'ECONOMIE APPLIQUEE



INSEA

Projet de Fin d'Etudes

**Elaboration des conventions d'écoulement des DAV en
Dirhams et en devises et modélisation des rachats
anticipés**

Préparé par : *M. Aimane CAF*
Mme Chaimaa OUADIH

Sous la direction de : *Mme Fadoua BADAoui (INSEA)*
M. Yassine BOUSFIHA (BMCE Bank)

Soutenu publiquement comme exigence partielle en vue de l'obtention du

Diplôme d'Ingénieur d'Etat

**Filière : Actuariat-Finance
Recherche Opérationnelle et Aide à la Décision**

Devant le jury composé de :

- *Mme Fadoua BADAoui (INSEA)*
- *M. Faiçal Guedira (INSEA)*
- *M. Yassine BOUSFIHA (BMCE Bank)*

Juin 2019/ PFE N° 015

Dédicaces

*A celle qui m'a donné naissance,
A celle qui a attendu avec impatience,
Les fruits de ce long parcours d'endurance,
A ma mère*

*A celui qui m'a inculqué de bonnes valeurs,
A celui qui m'a donné le sens de l'honneur,
A celui qui m'a toujours orienté dans la vie,
A celui qui a fait de moi, la personne que je suis,
A mon père*

A toute ma famille

*A mes professeurs qui m'ont enseigné
A mon cher binôme que je le dois un respect énorme
Un grand Merci à vous !*

Aimane

Dédicaces

Je dédie ce rapport à :

Mes chers parents,

Ma mère, qui a œuvré pour ma réussite, par son amour, son soutien, tous les sacrifices consentis et ses précieux conseils, pour toute son assistance et sa présence dans ma vie, reçois à travers ce travail aussi modeste soit-il, l'expression de mes sentiments et de mon éternelle gratitude.

Mon père, qui peut être fier et trouver ici le résultat de longues années de sacrifices et de privations pour m'aider à avancer dans la vie. Puisse Dieu faire en sorte que ce travail porte son fruit ; Merci pour les valeurs nobles, l'éducation et le soutien permanent venu de toi.

A ma sœur et mon frère,

Vous étiez toujours présents pour m'aider et m'encourager, surtout dans mes périodes d'examens avec votre soutien moral. Je Vous exprime à travers ce travail mes sentiments de fraternité et d'amour.

Mon binôme, qui était toujours présent par son soutien et son encouragement pour mener à bien ce travail.

Mes chers professeurs,

Ceux qui se dévouent sans cesse pour m'éclaircir la voie et les immenses horizons du savoir et dont leurs efforts méritent largement mon respect, qui doivent voir dans ce travail la fierté d'un savoir bien acquis.

Chaimaa.

Remerciements

Avant tout, nous remercions piètrement **Allah** le tout puissant de nous avoir donné la santé, le courage, la volonté et la patience pour bien mener à terme ce présent travail.

Nous tenons à remercier toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin au succès de notre stage et à l'élaboration de ce travail.

*Nous adressons tout d'abord nos remerciements les plus sincères, à **Mme BADAoui Fadoua**, pour sa bonne volonté d'accepter de nous encadrer, son aide tout au long de ce stage. Nous sommes profondément reconnaissants pour ses conseils et sa disponibilité en tout moment.*

*Nous tenons à remercier vivement, **Monsieur BOUSFIHA Yassine**, pour son encadrement, sa disponibilité, la qualité de son suivi et ses conseils.*

Enfin, nous adressons nos plus sincères remerciements à tous les membres du jury, qui nous ont honoré par leur présence et en acceptant d'évaluer notre travail et à qui nous accordons un grand respect.

Résumé

L'activité traditionnelle de la banque consiste à transformer des échéances, vu qu'elle transforme des ressources non échéancées en crédit à court et long termes, afin de dégager une certaine marge commerciale. Cependant, ce mécanisme de transformation l'expose au risque de liquidité. C'est dans ce contexte se situe notre projet de fin d'études qui a comme objectif la gestion du risque de liquidité en élaborant les conventions d'écoulement des dépôts à vues et en modélisant les rachats anticipés.

Nous nous intéressons dans un premier temps à la partie passive du bilan bancaire, particulièrement les dépôts à vue qui sont des produits non échéancés. Suite aux recommandations de Bank Al Maghrib, nous élaborons les conventions d'écoulement en Dirhams et en devises. Les résultats en MAD présentent un écoulement sur 22 ans pour les comptes sur carnets, 10 ans pour les comptes chèques et 3 ans pour les comptes courants. Les résultats en devises fournissent des convergences vers celles en MAD pour les comptes courants et des divergences pour les comptes chèques. Parallèlement, nous traitons au niveau du volet actif l'option des rachats anticipés des crédits en procédant à une modélisation du comportement des clients. Les résultats montrent que le processus décisionnel du client est psychologique et s'appuie principalement sur la part restant à payer.

Abstract

The bank's traditional business is to transform maturities, as it converts unscheduled resources into short- and long-term credit, in order to generate a certain commercial margin. However, this transformation mechanism exposes it to liquidity risk. It is in this context the objective of our final year project is managing liquidity risk through elaboration of deposits' liquidity schedules and prepayments modeling.

We are initially interested in the passive portion of the bank balance, especially sight deposits that are non-matured products. Following the recommendations of Bank Al Maghrib, we develop the sale agreements in Dirhams and currencies. The results in MAD show a 22-year run for book-based accounts, 10 years for check accounts and 3 years for current accounts. The results in currencies provide convergences to those in MAD for current accounts and discrepancies for check accounts. At the same time, we will treat the option of prepayments by conducting a modeling of customer behavior. The results show that the client's decision-making process is psychological and relies mainly on the portion remaining to be paid.

Table des matières

Dédicaces	3
Dédicaces	4
Remerciements	5
Résumé	6
Abstract	7
Table des matières	8
Liste des abréviations	12
Liste des tableaux	13
Liste des figures	15
Introduction générale.....	16
Chapitre I : La gestion Actif-Passif bancaire (ALM).....	17
1.1 Présentation de l'organisme d'accueil :.....	18
1.1.1 Historique :.....	18
1.1.2 Renseignements à caractère général.....	19
1.1.3 Organigramme :.....	19
1.1.4 Chiffres clés :	20
1.2 La gestion Actif-Passif	20
1.2.1 Les différents risques financiers.....	22
1.2.2 Mesure et gestion des risques en ALM	23
1.3 Le cadre réglementaire de l'ALM	24
1.3.1 Les accords de Bâle I	25
1.3.2 Les accords de Bâle II	25

1.3.3	Les accords de Bâle III.....	26
	Conclusion	27
	ChapitreII : Modélisation des dépôts à vue.....	28
2.1	Présentation des données et de la méthodologie utilisée :.....	29
2.1.1	Présentation des données utilisées :	29
2.1.1.1	Analyse préliminaire des dépôts à vue :	29
2.1.1.2	Tests de détection de tendance et de saisonnalité :.....	31
2.1.2	Approche économétrique :	33
2.1.2.1	Selvaggio :	33
2.1.2.2	Modèle Dupré :	34
2.1.2.3	Modèle de Jarrow Van Deventer :	35
2.1.2.4	Modèle O'brien :.....	35
2.1.2.5	Modèle OTS :.....	35
2.2	Application pour les différents types de comptes des dépôts à vue du BMCE suivant approche économétrique :	36
2.2.1	Les comptes chèques :.....	37
2.2.1.1	Comparaison des différents modèles :.....	37
2.2.1.2	Estimation des paramètres :	37
2.2.2	Les comptes courants :	38
2.2.2.1	Comparaison des différents modèles :.....	38
2.2.2.2	Estimation des paramètres :	38
2.2.3	Les comptes sur carnets :	39
2.2.3.1	Comparaison des différents modèles :.....	39
2.2.3.2	Estimation des paramètres :	39
2.2.4	Test d'hypothèses :.....	40
2.2.4.1	Test d'Homoscédasticité :.....	40
2.2.4.2	Test de normalité des résidus :.....	40
2.2.4.3	Test d'absence d'autocorrélation des résidus :	40
2.3	Backtesting :.....	41
	Conclusion	42
	ChapitreIII : Elaboration des conventions d'écoulement.....	43

3.1	La fonction d'écoulement :	44
3.1.1	Écoulement de la production nouvelle :	44
3.1.2	Écoulement du stock :	45
3.1.3	Vitesse d'écoulement :	45
3.2	Écoulement partiel du stock : Modèles économétriques	46
3.2.1	Écoulement des dépôts à vue selon l'approche des modèles économétrique : ..	47
3.2.1.1	Les comptes chèques :	47
3.2.1.2	Les comptes courants :	48
3.2.1.3	Les comptes sur carnets :	49
3.3	Écoulement total du stock : Approche durée de vie	50
3.3.1	Écoulement des dépôts à vue selon l'approche durée de vie :	51
3.3.1.1	Les comptes chèques :	51
3.3.1.2	Les comptes courants :	52
3.3.1.3	Les comptes sur carnets :	53
	Conclusion	54
ChapitreIV : Elaboration des conventions d'écoulement des comptes des dépôts à vue en devises		55
4.1	Présentation des données et de la méthodologie utilisée :	56
4.1.1	Présentation des données utilisées :	56
4.1.1.1	Analyse préliminaire des dépôts à vue :	56
4.2	Application des modèles économétriques sur les deux types de comptes des dépôts à vue en devises	57
4.2.1	Les Comptes courants en USD :	57
4.2.2	Les Comptes courants en EUR :	58
4.2.3	Les Comptes chèques en USD :	58
4.2.4	Les Comptes chèques en EUR :	59
4.3	Écoulement des dépôts à vue selon l'approche des modèles économétrique :	59
4.3.1	Les Comptes courants en USD :	59
4.3.2	Les Comptes courants en EUR :	60

4.3.3	Les Comptes chèques en USD :	60
4.3.4	Les Comptes chèques en EUR :	61
	Conclusion	62
Chapitre V : Modélisation des rachats anticipés		63
5.1	Modélisation des rachats anticipés :	64
5.1.1	Présentation des données utilisées :	65
5.1.2	Analyse descriptive des crédits immobiliers :	66
5.1.2.1	Répartition par type de taux :	67
5.1.2.2	Répartition par type de crédits :	68
5.1.2.3	Répartition par durée contractuelle du crédit :	68
5.1.3	Présentation du modèle Logit	69
5.2	Application de la régression logistique :	70
5.2.1	Estimation du modèle :	70
5.2.2	Evaluation du modèle :	71
5.2.2.1	Courbe ROC :	71
5.2.2.2	Matrice de confusion :	72
5.3	Modélisation en utilisant l'arbre de classification :	73
5.3.1	Courbe ROC :	74
5.3.2	Matrice de confusion :	75
	Conclusion	75
Conclusion générale		76
Bibliographie/Webographie		77
Annexe		79

Liste des abréviations

AIC	Akaike Information Criterion
ALM	Asset and Liability Management
AUC	Area Under Curve
BBI	BMCE Bank International
BFCM	Banque Fédérative du Crédit Mutuel
BOA	Bank Of Africa
CIC	Crédit Industriel et Commercial
CFC	Casablanca Finance City
CRD	Capital Restant Dû
JVD	Jarrow Van Deventer
HQLA	High Quality Liquid Asset
LCR	Liquidity coverage Ratio
OTS	Office of Thrift Supervision
RA	Rachat Anticipé
RAR	Risk Asset Ratio
ROC	Receiver Operating Characteristic
TMP	Taux Moyen Pondéré

Liste des tableaux

Table 1 : Fiche signalétique.....	19
Table 2 : Bilan bancaire	21
Table 3 : Données utilisées pour la modélisation des DAV.....	29
Table 4 : Résultats d'estimation du test de Buys-Ballot des comptes sur carnets	32
Table 5 : Résultats d'estimation du test de Buys-Ballot des comptes chèques.....	32
Table 6 : Récapitulatif des modèles économétriques	37
Table 7 : L' évaluation des différents modèles des comptes chèques.....	37
Table 8 : Les coefficients du modèle Selvaggio pour les comptes chèques.....	37
Table 9 : L'évaluation des différents modèles des comptes courants	38
Table 10 : Les coefficients du modèle Selvaggio pour les comptes courant	38
Table 11 : L' évaluation des différents modèles des comptes sur carnets	39
Table 12 : Les coefficients du modèle Selvaggio pour les comptes sur carnets	39
Table 13 : Test d'homoscédasticité des résidus de Breusch-Pagan	40
Table 14 : Test de normalité des résidus de Kolmogorov-Smirnov.....	40
Table 15 : Test d'autocorrélation des résidus de Durbin-Watson.....	40
Table 16 : Résultats du Backtesting pour les comptes courants	41
Table 17 : Résultats du Backtesting pour les comptes chèques	41
Table 18 : Résultats du Backtesting pour les comptes sur carnets.....	42
Table 19 : Table d'écoulement partiel des comptes chèques	48
Table 20 : Table d'écoulement partiel des comptes courants	49
Table 21 : Table d'écoulement partiel des comptes sur carnets.....	50
Table 22 : Table d'écoulement total des comptes chèques	52
Table 23 : Table d'écoulement total des comptes courants	52
Table 24 : Table d'écoulement total des comptes sur carnets.....	54
Table 25 : Données utilisées pour la modélisation des DAV en devises	56
Table 26 : Résultats d'estimation du test de Buys-Ballot des comptes chèques en Euros.....	57
Table 27 : Les coefficients du modèle Selvaggio pour les comptes courants en USD	57

Table 28 : Les coefficients du modèle Selvaggio pour les comptes courants en EUR	58
Table 29 : Les coefficients du modèle Selvaggio pour les comptes chèques en USD.....	58
Table 30 : Les coefficients du modèle Selvaggio pour les comptes chèques en EUR.....	59
Table 31 : Table d'écoulement partiel des comptes courants en USD.....	60
Table 32 : Table d'écoulement partiel des comptes courants en EUR.....	60
Table 33 : Table d'écoulement partiel des comptes Chèques en USD	61
Table 34 : Table d'écoulement partiel des comptes Chèques en EUR	62
Table 35 : Données utilisées pour la modélisation des rachats anticipés.....	65
Table 36 : Estimation du modèle Logit	70
Table 37 : Matrice de confusion du modèle Logit	73
Table 38 : Matrice de confusion de l'arbre de classification	75

Liste des figures

Figure 1 : Organigramme	19
Figure 2 : L'évolution mensuelle des comptes sur carnets entre 2007 et 2018.....	30
Figure 3 : L'évolution mensuelle des comptes chèques entre 2007 et 2018.....	30
Figure 4 : L'évolution mensuelle des comptes courants entre 2007 et 2018	31
Figure 5 : Répartition par type de taux et par type de produit	67
Figure 6 : Répartition des crédits immobiliers par type de taux	68
Figure 7 : Répartition des crédits immobiliers par type de crédits.....	68
Figure 8 : Répartition par durée contractuelle du crédit.....	69
Figure 9 : Courbe ROC du modèle Logit	72
Figure 10 : Arbre de classification	73
Figure 11 : Courbe ROC de l'arbre de classification	74

Introduction générale

La solidité du système bancaire pour les économies d'endettement est une composante essentielle à la croissance. Les banques commerciales collectent des fonds auprès des clients et les octroient sous forme de crédits. Cette intermédiation financière est exposée à une panoplie de risques, entre autres, le risque de liquidité.

Ce risque se manifeste par l'incapacité de la banque à honorer ses engagements vis-à-vis des clients. La crise financière de 2008 en était une parfaite illustration, où on assistait à un effondrement de tout un système bancaire, notamment aux Etats-Unis. C'est dans ce contexte que la gestion ALM est essentielle pour apporter aux banques une gestion saine du bilan, de telle sorte à équilibrer entre ce qu'ils possèdent et ce qu'ils doivent.

Pour cette fin, la BMCE Bank Of Africa s'inscrit dans cette vision. Les recommandations du régulateur des banques commerciales Bank Al Maghrib viennent compléter les principes de la saine gestion. Nous traitons, d'abord, le volet passif du bilan en modélisant les dépôts à vue, considérés comme des produits sans maturité. Les clients peuvent ainsi retirer à tout moment leur argent, ce qui rend la tâche difficile au gestionnaire ALM vu le caractère instable de ce type de produit. Ainsi, la banque doit, à l'aide des méthodes statistiques, de déterminer la part stable servant à l'octroi des crédits à la clientèle. De plus, elle est censée d'estimer la durée d'écoulement. Ensuite, nous passons au volet actif du bilan bancaire afin de traiter le problème des rachats anticipés des crédits immobiliers. Cette option risque d'engendrer un risque de taux inattendu, vu qu'elle pourra être exécutée à tout moment. Il est donc indispensable de capter le phénomène de rachat par un modèle afin de prédire le comportement de la clientèle vis-à-vis du rachat.

A cet égard, nous allons commencer par une présentation de l'organisme d'accueil à savoir la BMCE Bank, ainsi qu'une description de l'ALM avec l'environnement réglementaire dans lequel il s'inscrit. Dans le deuxième chapitre, nous modélisons les dépôts à vue, afin d'élaborer dans le troisième et le quatrième chapitre les conventions d'écoulement, en Dirhams et en devises respectivement. Le dernier chapitre sera consacré à la modélisation des rachats anticipés.

Chapitre I :

La gestion Actif-Passif bancaire (ALM)

La gestion actif-passif a largement pris d'importance au cours de ces dernières années. En effet, les risques étaient toujours au centre des préoccupations des banques, et c'est dans ce cadre que la BMCE Bank a créé le pôle ALM afin de gérer et analyser les différents postes du bilan. Dans ce premier chapitre, nous allons mettre en lumière le rôle de l'ALM selon une approche de gestion des risques. Ensuite, une description des différents risques bancaires et une analyse du bilan bancaire seront présentées, et finalement, l'environnement réglementaire dans lequel la banque évolue.

1.1 Présentation de l'organisme d'accueil :

1.1.1 Historique :

BMCE Bank of Africa, anciennement Banque marocaine du commerce extérieur, est une banque commerciale marocaine filiale du groupe BMCE Bank, c'est la troisième banque du pays en termes de résultat et produit net bancaire.

Les évènements marquants de l'histoire de la BMCE Bank sont les suivants :

- **1959** : Création de la BMCE Bank par les pouvoirs publics ;
- **1975** : Introduction en bourse ;
- **1989** : Ouverture de BMCE International à Madrid ;
- **1995** : Privatisation de la banque ;
- **1997** : Création de SALAFIN, la société de crédit à la consommation ;
- **1998** : Création de BMCE CAPITAL, la banque d'affaires du groupe ;
- **2000** : Création du Holding Finance.Com ;
- **2003** : Inauguration de BMCE Capital Dakar ;
- **2004** : Prise de participation du CIC (Crédit industriel et commercial) à hauteur de 10% du capital de BMCE Bank ;
- **2006** : Lancement du projet de création de MediCapital Bank ;
- **2008** : Renforcement de la participation de la Banque dans le capital de Bank of Africa de 35 % à 42,5 % ;
- **2009** : Renforcement de la participation de CIC dans le capital de BMCE Bank, à travers sa holding BFCM, de 15,05 % à 19,94% ;
- **2010** : Prise de Contrôle de Bank of Africa, à la suite de la montée de BMCE Bank dans son capital à 55,8 % ;

- **2013** : Restructuration de BMCE International Holding regroupant désormais les deux filiales européennes BBI Londres et BBI Madrid, au service de l’Afrique ;
- **2014** : Démarrage de l’activité de BOA Capital – dotée du statut CFC en partenariat avec BMCE Capital ;
- **2015** : Expansion de Bank of Africa au Rwanda, suite à l’acquisition de Agaseke Bank.

1.1.2 Renseignements à caractère général

Raison sociale	Banque Marocaine de Commerce Extérieur
Siège social	140, Avenue Hassan II. Casablanca
Forme juridique	Société Anonyme
Président Directeur Général	Othman BENJELLOUN
Directeur Général	Brahim BENJELLOUN TOUIMI
Capital	1 719 633 900,00 MAD
Site internet	www.bmcebank.ma/

Table 1 : Fiche signalétique

1.1.3 Organigramme :

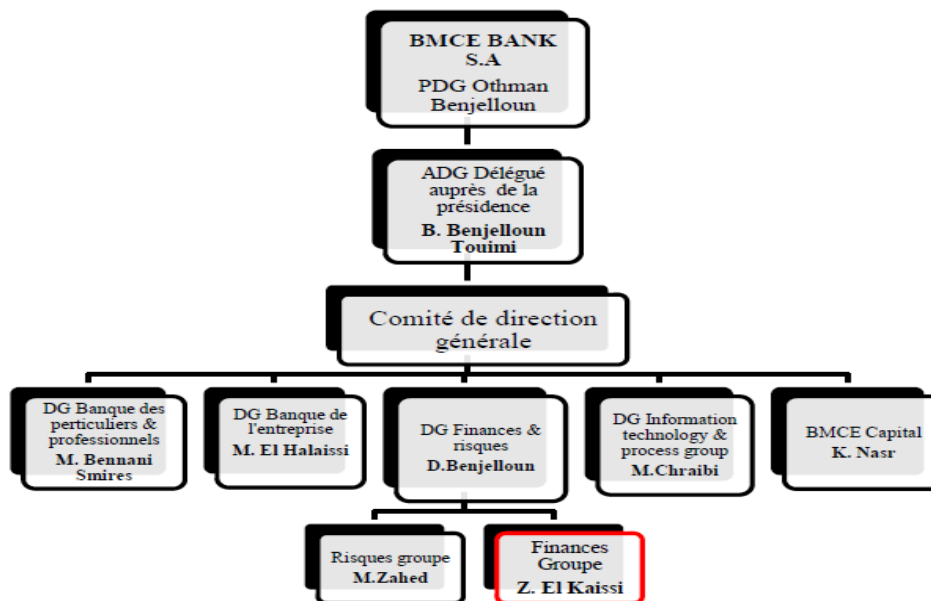


Figure 1 : Organigramme

1.1.4 Chiffres clés :

Le groupe BMCE BANK en chiffres :

- 132 milliards de dirhams de dépôts de la clientèle ;
- 107 milliards de dirhams de crédits à la clientèle ;
- Près de 16 milliards de dirhams de capitaux propres ;
- Près de 1 000 points de vente ;
- Près de 3 millions de comptes ;
- Plus de 10 000 collaborateurs ;

Positionnement du groupe BMCE BANK dans le secteur bancaire :

- 3ème Banque en termes de total bilan, avec des parts de marché crédits et dépôts avoisinant 13% et 14,2% respectivement ;
- 2ème émetteur de cartes monétiques avec une part de marché de 17,4% ;
- 2ème banc-assureur avec une part de marché de près de 30% ;
- 3ème gestionnaire d'actifs, avec une part de marché de 13,5% ;
- Acteur incontournable du commerce extérieur et du corporate banking ;
- Acteur de référence sur les marchés de capitaux, activités de banque d'affaires et de conseil ;
- 1ère entreprise non Européenne à obtenir un rating social par Vigeo au Maroc ;
- 1ère Banque au Maroc et de la région à être certifiée ISO 14001 pour la gestion de l'environnement ;
- 187 milliards de dirhams du total bilan.

1.2 La gestion Actif-Passif

La gestion Actif-Passif repose sur le principe d'équilibre entre les ressources financières et leurs emplois, tel que les risques soient maîtrisés, tout en optimisant la rentabilité générale. Sous cet angle, il s'agit de définir quantitativement les grands équilibres du bilan, tout en

veillant à améliorer les marges du bénéfice bancaire. Le bilan bancaire se compose ainsi en deux grandes masses :

- Le passif renseigne sur l'origine des ressources, c.-à-d., les fonds que la banque collecte ;
- L'actif informe sur l'utilisation des fonds collectés.

Actif	Passif
Prêts interbancaires	Emprunts interbancaires
Crédits de la clientèle	Dépôts de la clientèle
Portefeuille titres	Obligations et certificats de dépôts
Immobilisations	Fonds propres

Table 2 : Bilan bancaire

Le tableau ci-dessus présente une photographie simplifiée d'un bilan bancaire. On trouve dans un premier temps les opérations interbancaires à travers lesquels on assiste à des opérations prêts-emprunts au sein des banques. Si la banque permet de dégager un excédent de trésorerie, elle peut se trouver en situation de prêteur sur le marché interbancaire.

Les opérations avec la clientèle représentent une bonne partie du bilan bancaire. En effet, les dépôts de la clientèle servent à financer les crédits de la clientèle. Toutefois, le gestionnaire ALM se trouve devant un problème lié à la maturité des dépôts : Certains dépôts comme les dépôts à vue n'ont pas de maturité ce qui rend la tâche difficile au gestionnaire de déterminer la partie stable de ces dépôts sur lesquels il peut se baser pour l'octroi des crédits.

Pour les opérations sur les titres, on trouve au niveau de l'actif des placements de la banque sur le marché des capitaux. Au passif, il y a les obligations et certificats de dépôts émises pour se refinancer. Ces titres mentionnés représentent des titres de dettes.

1.2.1 Les différents risques financiers

La banque est un acteur économique par excellence. Sa fonction d'intermédiation contribue à la dynamisation de la sphère économique. En effet, la banque collecte des dépôts et octroie des crédits. Ce rôle d'intermédiation peut éventuellement être affecté par différents risques financiers à savoir :

- ***Le risque de liquidité***

Il représente pour les banques et les autres établissements financiers l'éventualité de ne pas pouvoir faire face, à un instant donné, à ses engagements ou à ses échéances. Le risque de liquidité apparaît lorsque des besoins de financement imprévus subis par l'établissement et qu'il ne peut y faire face à partir de ses actifs liquides.

- ***Le risque de taux***

Le risque de taux est celui où une variation des taux d'intérêt a un effet adverse sur la situation patrimoniale et le risque de la banque. Il provient de la présence dans le bilan d'éléments de montants et de conditions de rémunération différents entre taux fixe et taux variable ou entre des taux variables à indexations non identiques.

Ce risque se matérialise comme suit : Si par exemple, une banque finance un prêt à court terme à taux fixe sur le long terme. Elle pourra éventuellement être exposée à une hausse brutale des taux d'intérêts.

- ***Le risque de change***

A ce titre, les activités financières internationales ont à la fois des risques de taux d'intérêt libellés dans différentes devises, et des risques de taux de change. Ces deux risques sont de plus en plus corrélés et étroitement intégrés dans le processus de la gestion actif-passif multidevises.

Le risque de change peut se présenter suite aux deux mouvements des cours de change une baisse des taux de change entraîne une perte de valeur des avoirs libellés en devises étrangères, alors que leur hausse présente le risque de l'augmentation de valeur en monnaie nationale d'engagements libellés en devises étrangères.

1.2.2 Mesure et gestion des risques en ALM

Les différents risques présentés ci-dessus peuvent être mesurés par des ratios et des outils statistiques. Et c'est là où le gestionnaire ALM intervient pour quantifier les risques en utilisant les mesures suivantes :

- **Liquidity coverage Ratio (LCR)**

Le LCR (Liquidity Coverage Ratio) est un ratio à un mois qui vise à permettre aux banques de résister à des crises de liquidité aiguës (à la fois systémiques et spécifiques à la banque).

Cette norme a été établie dans le but « d'assurer que la banque dispose d'un niveau adéquat d'actifs liquides de haute qualité pouvant être convertis en liquidité pour couvrir ses besoins sur une période de 30 jours calendaires en cas de graves difficultés de financement »

$$LCR = \frac{\text{Encours d'actifs liquides de haute qualité (HQLA)}}{\text{Sorties nettes de trésorerie sur les 30 jours calendaires}} \geq 100 \%$$

Le ratio indique que l'encours d'actifs liquides de haute qualité (HQLA) doit au moins être égal aux sorties nettes de la trésorerie pendant les 30 jours qui suivent la date d'arrêté du calcul du ratio (**Banque de Règlements Internationaux**, 2013).

- **Les impasses ou gap de liquidité**

Le risque de liquidité naît du décalage entre les emplois et les ressources qui peuvent apparaître à chaque période. Ainsi l'impasse représente la différence entre les emplois et les ressources du bilan à une date donnée. En effet, on distingue deux types de GAP :

- Le GAP statique

Dans ce cas, on considère qu'à la date T, la banque arrête son activité. La formule qui lui est associée sera donnée par :

$$GAP_T = Actif_T - Passif_T$$

- Le GAP dynamique

Ici, on prend en considération les encours futurs prévisibles. La formule se présente ainsi comme suit :

$$GAP_T = Actif_T - Passif_T + \sum_{i=t}^T PN_A(i) S_A(i, T) - \sum_{i=t}^T PN_p(i) S_p(i, T)$$

Avec :

$PN_A(i)$: Production nouvelle entrant dans l'actif à la date i ;

$PN_p(i)$: Production nouvelle entrant dans le passif à la date i ;

$S_A(i, T)$: probabilité qu'une unité monétaire d'un encours entrée en date i soit encore dans la rubrique d'actif en T ;

$S_p(i, T)$: probabilité qu'une unité monétaire d'un encours entrée en date i soit encore dans la rubrique du passif en T .

Ainsi, si le $GAP > 0$, on dit qu'il y a un besoin de financement, vu que les emplois sont supérieurs aux ressources. Sinon, il y a un excédent de liquidité.

- **Les impasses ou gap de taux**

Le GAP de taux est construit de la même façon que le gap de liquidité, en prenant en considération les instruments de taux d'intérêt inscrits aux hors-bilans. Ainsi, il s'agit de la sensibilité du bilan aux variations des taux d'intérêt de différentes maturités, à chaque date future.

- **Le stress test**

Le stress test comprend une simulation de crise, à travers des scénarios de stress qui peuvent être de nature variée, afin d'étudier leurs conséquences sur les banques. L'objectif est d'évaluer leur capacité de résistance face à de telles situations telles qu'un retrait massif des fonds, une crise systémique au secteur bancaire, une crise de confiance de la part des clients, etc.

1.3 Le cadre réglementaire de l'ALM

Les règlements édictés par les diverses autorités compétentes portent sur l'imposition d'une panoplie de contraintes par voie législative. L'objectif est de fixer des normes de telle sorte que toutes les banques puissent y adopter. Ceci va permettre une stabilité au marché, ainsi qu'une uniformisation des calculs des différents indicateurs relatifs au métier.

Au Maroc, Bank Al Maghrib, la banque centrale du Maroc, contribue au maintien de la stabilité financière et supervise le système bancaire et s'assure de son bon fonctionnement.

Ainsi, au niveau international, le Comité de Bâle coordonne l'action des régulateurs nationaux et rassemble les plus grandes banques centrales. Les autorités prudentielles ont décidé d'instaurer un ensemble de règles aux banques pour stabiliser le système bancaire. Ces accords de Bâle visent à instaurer des normes internationales de renforcement de chaque établissement financier afin d'éviter des crises de plus en plus importantes.

1.3.1 Les accords de Bâle I

Les accords de Bâle I ont pour objectif de maîtriser le risque de crédit. Les autres risques, tels les risques de taux, de marché, ou de change, ne sont pas concernés. Les recommandations de Bâle I, sont connus sous le nom de l'accord de Bâle de 1988, visaient de rendre le système bancaire plus stable. Pour atteindre cet objectif, un ratio minimal de 8% a été envisagé afin de garantir un niveau minimum des fonds propres. Ce ratio est appelé « Ratio de Cooke », ou encore « Risk Asset Ratio ».

Ainsi, ce RAR (Risk Asset Ratio) est présenté sous la formule suivante :

$$RAR = \frac{\text{Fonds propres}}{\text{Actifs pondérés}} \geq 8\%$$

Le RAR attribue une pondération pour les éléments de ses actifs qui permet de tenir compte du degré du risque moyen qui lui est associé. Si jamais le seuil minimum de 8% n'est pas atteint, la banque peut renforcer ses fonds propres ou réduire ses activités bancaires (OULHEN J., 2012).

1.3.2 Les accords de Bâle II

Les accords de Bâle II, ratifiés en juillet 2004, et mis en application en 2006, viennent remplacer les normes de « Bâle I » et visent notamment à la mise en place d'un nouveau ratio McDonough qui vient remplacer le Risk Asset Ratio (OULHEN J., 2012). Ce ratio est formulé de la façon suivante :

$$\text{Ratio McDonough} = \frac{\text{Fonds Propres}}{\text{Risque de marché} + \text{Risque de crédit} + \text{Risque opérationnel}}$$

La pondération proposée par la banque des règlements internationales est de 85% pour le risque de crédit, 5% pour le risque du marché et 10% pour le risque opérationnel.

Les recommandations avancées par Bâle II reposent sur trois piliers :

- **Le premier pilier** : Les exigences minimales de fonds propres des banques pour couvrir les trois principaux risques auxquels elles s'exposent.
- **Le deuxième pilier** : La procédure de la surveillance individuelle. Certes, les banques doivent se doter d'un mécanisme de mesure interne de la situation de leurs fonds propres vis-à-vis des profils de risques qu'elles affrontent. Les autorités de contrôle doivent examiner le système de mesure et la stratégie et s'assurer de leur conformité avec la réglementation.
- **Le troisième pilier** : Les notions de transparence et de discipline du marché. L'autorité de contrôle s'assure de la bonne qualité des informations fournies par la banque sur les produits qu'elle propose.

1.3.3 Les accords de Bâle III

La crise financière de 2008 a montré que Bâle II ne couvrait pas tous les champs de risque, et que les fonds propres des institutions financières étaient insuffisants, et ce pour trois principales raisons : La complexification des opérations réalisées sur les marchés financiers (produits structurés et développement du hors-bilan), la défaillance du contrôle interne et de la gouvernance des établissements bancaires ainsi que les insuffisances du contrôle exercé par les régulateurs dans un univers où on faisait confiance excessive à l'autorégulation (**OULHEN J., 2012**).

Compte tenu de l'ampleur et de la rapidité à travers laquelle la crise financière s'est propagée à travers le monde, et du caractère par nature imprévisible des crises, il est apparu essentiel que tous les pays renforcent la capacité de résistance de leur secteur bancaire, d'où l'avènement des accords de Bâle III adoptés par le comité en 2010. Ces accords viennent pour instaurer une panoplie de mesures visant à approfondir les normes avancées par Bâle II et à réformer le dispositif prudentiel international.

Les nouveaux accords prévoient notamment un renforcement du niveau et de la qualité des fonds propres bancaires ainsi qu'une gestion plus stricte du risque de liquidité. Pour garantir une meilleure stabilité, Bâle III renforce plusieurs points :

- **Fonds propres réglementaires** : Une augmentation de 2,5% des fonds propres liés au Tier I (Capital social et résultat mis en réserve) faisant passer le ratio de fonds propres de 8% à 10,5% ;
- **Plafonnement de l'effet de levier** : L'effet de levier est le rapport entre les fonds propres et le total des actifs. Il est fixé à 3% ;
- **Amélioration de la gestion de la liquidité** : Bâle III a envisagé deux ratios de liquidité afin d'améliorer la gestion bancaire de la liquidité à savoir : Le ratio de liquidité à court terme LCR « Liquidity Coverage Ratio » qui permet aux banques d'affronter une crise de liquidité importante durant un mois, et un ratio de liquidité à long terme « Net Stable Funding Ratio » qui permet aux banques sur un an de résister à une situation de crise ;
- **Un coussin contra-cyclique** : C'est un « Matelas de sécurité » alimenté en phase d'expansion économique et utilisé en phase de récession. Son niveau est fixé autour d'une fourchette allant de 1 à 2,5%.

Conclusion

La gestion Actif-Passif est désormais une nécessité bancaire, l'analyse des différents risques bancaires revêt une importance considérable. Elle constitue donc un élément fondamental de la sécurité et de la rentabilité de l'établissement qui la pratique. La mesure et la gestion des risques de liquidité, de taux et de change se font par différents indicateurs et ratios dans le but d'estimer les pertes potentielles qu'une banque peut générer pour un horizon de temps donné.

La réglementation prudentielle reste un sujet courant pour les banques, vu les enjeux financiers et le contrôle exercé par l'autorité marocaine compétente à savoir Bank Al Maghrib. Les accords de Bâle sont venus pour uniformiser les normes et le cadre de travail avec un objectif global qui consiste à éviter toute crise éventuelle.

Chapitre II :

Modélisation des dépôts à vue

La modélisation des dépôts à vue est l'une des principaux défis dans l'évaluation du risque de liquidité pour la fonction ALM d'une banque. Dans ce chapitre, nous verrons en premier temps les différents modèles fournis par la littérature, ainsi que leurs applications sur les différents types de compte des dépôts à vue, et par la suite, nous présentons les résultats des Backtests obtenus.

2.1 Présentation des données et de la méthodologie utilisée :

2.1.1 Présentation des données utilisées :

Notre base de données est constituée des séries générées mensuellement, entre 2007 et 2018 des encours des différents dépôts à vue.

Certains modèles définis dans la revue de littérature intègrent des variables supplémentaires comme les variables taux d'intérêt et taux de rémunération.

Le tableau ci-dessous présente les différentes données nécessaires pour mener à cette étude :

Variable	Description
D_k	L'encours des dépôts à vue à la date k de chaque type de compte : <ul style="list-style-type: none"> • Comptes chèques ; • Comptes courants ; • Comptes sur carnets.
i_k	Taux de rémunération des comptes sur carnets à la date k.
R_k	Taux de marchés à la date k : élaboré sur une base mensuelle à travers le calcul d'une moyenne pondérée des taux d'intérêt interbancaires journaliers.

Table 3 : Données utilisées pour la modélisation des DAV

2.1.1.1 Analyse préliminaire des dépôts à vue :

Les graphiques ci-dessous présentent les séries des dépôts à vue et leur évolution dans la durée de notre étude :

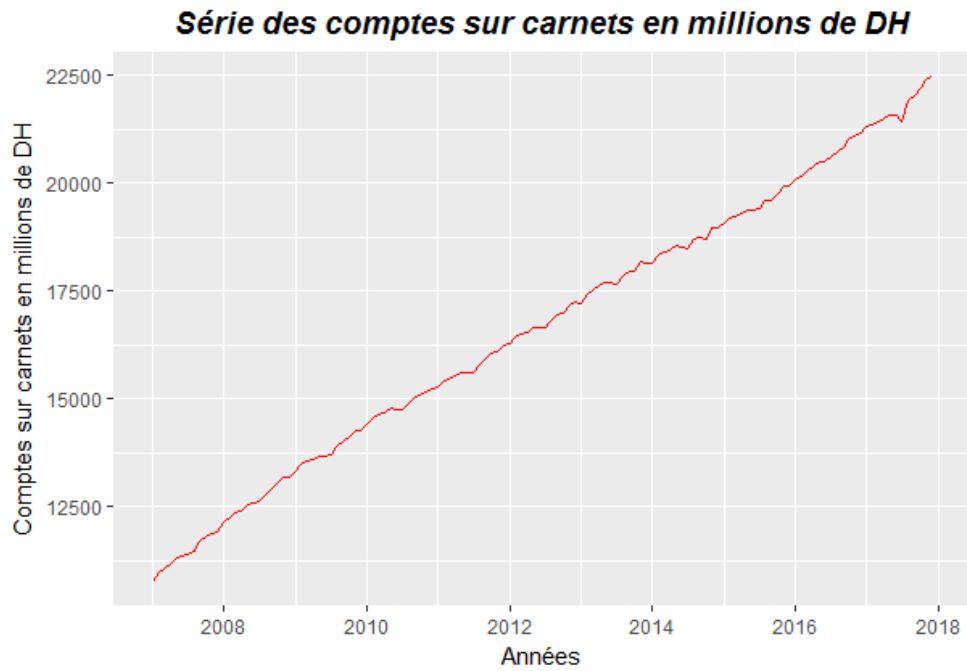


Figure 2 : L'évolution mensuelle des comptes sur carnets entre 2007 et 2018

En visualisant le graphique, on remarque une croissance continue et une évolution des dépôts marquée par une hausse des encours des comptes sur carnets depuis Janvier 2007. L'évolution des comptes sur carnets est marquée donc visuellement par une tendance haussière.

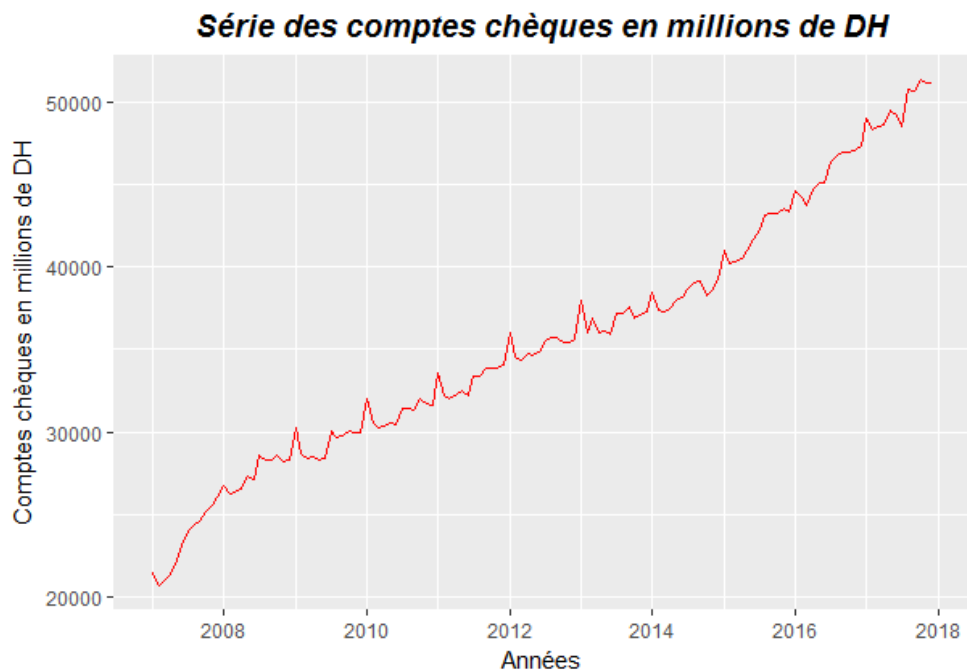


Figure 3 : L'évolution mensuelle des comptes chèques entre 2007 et 2018

Pour la série des comptes chèques, des pics saisonniers sont remarquables sur la série étudiée, accompagnée d'une tendance.

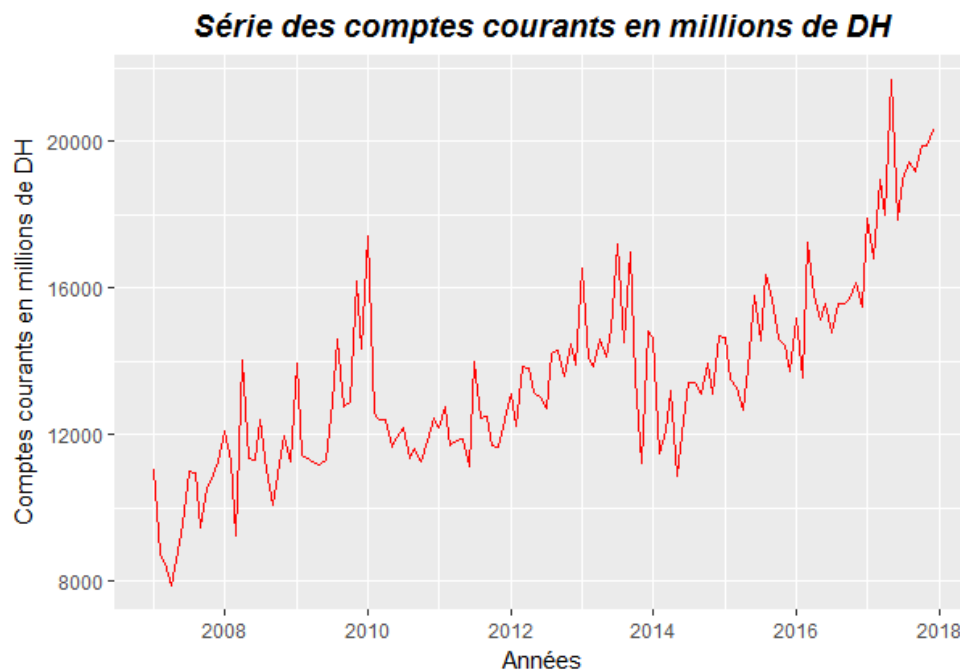


Figure 4 : L'évolution mensuelle des comptes courants entre 2007 et 2018

Ici, des fluctuations sont remarquables pour les comptes courants sur la série étudiée, accompagnée d'une tendance.

2.1.1.2 Tests de détection de tendance et de saisonnalité :

Pour justifier l'analyse graphique, nous passons par un test statistique de détection de tendance et de saisonnalité, à savoir **l'analyse de la variance et le test de Fisher**. Les résultats fournis dans **l'annexe D** montrent que les comptes chèques et les comptes courants possèdent une saisonnalité. Par contre, la série des comptes courants ne possède pas de saisonnalité.

Il s'agit bien, comme convenu dans la littérature, de désaisonnaliser la série des dépôts à vue. Pour ce faire, nous ferons appel à une **méthode de dessaisonnalisation par moyenne mobile**.

La Procédure de dessaisonnalisation par moyenne mobile nécessite la connaissance du type du modèle d'où l'importance du test statistique de Buys-Ballot.

Par la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO), l'équation se présente comme suit :

$$\sigma_i = a_1 \bar{x}_i + a_0 + \varepsilon_i$$

Où :

\bar{x}_i : La moyenne annuelle ;

σ_i : L'écart-type pour chaque année.

Le test d'hypothèse sur la significativité du paramètre estimé a_1 est le suivant :

H_0 : a_1 n'est pas significativement différent de 0 : Schéma additif

H_1 : a_1 est significativement différent de 0 : Schéma multiplicatif

Si la p-value du coefficient a_1 est inférieure à 5%, on rejette l'hypothèse H_0 , et donc le schéma est multiplicatif, sinon on l'accepte et on déduit que le schéma est additif.

Pour les comptes sur carnets, l'estimation à travers le test de Buys-Ballot donne les résultats suivants :

Coefficient	Estimation	Erreur standard	t-value	p-value
a_0	303.7	7.356e+01	4.129	0.00205 **
a_1	-2.839e-04	4.190e-03	-0.068	0.94731

Table 4 : Résultats d'estimation du test de Buys-Ballot des comptes sur carnets

De même, l'estimation pour les comptes chèques se présente comme suit :

Coefficient	Estimation	Erreur standard	t-value	p-value
a_0	1.214e+03	5.133e+02	2.366	0.0396 *
a_1	-8.293e-03	1.349e-02	-0.615	0.5525

Table 5 : Résultats d'estimation du test de Buys-Ballot des comptes chèques

On remarque bien que les deux séries sont additives, vu que la p-value du coefficient lié à la moyenne est supérieure à 5%.

Dans ce qui suit, nous travaillons avec la série désaisonnalisée des comptes chèques et comptes sur carnets. Nous travaillons par contre avec la série brute des comptes courants vu qu'elle n'est pas saisonnière.

2.1.2 Approche économétrique :

Plusieurs modèles académiques ont été développés dans le but de modéliser les dépôts à vue bancaires à savoir : Selvaggio, Dupré, Jarrow van deventer, OTS et O'Brien. Ces modèles sont plus réalistes vu qu'ils traduisent plus fidèlement l'écoulement de l'encours des dépôts. En effet, ils ne se basent pas uniquement sur les observations précédentes des dépôts mais relient le niveau de l'encours à la situation du marché et à l'environnement macroéconomique.

Pour cette raison, on a choisi d'étudier cinq modèles dans le but de trouver une modélisation adéquate à l'encours des dépôts. Le modèle retenu va nous permettre d'élaborer ensuite des conventions d'écoulement.

2.1.2.1 Selvaggio :

Selvaggio Robert D. (1996) a proposé l'une des premières approches de modélisation des dépôts à vue. L'idée de base du modèle vient de la détermination de l'encours cible D^* , qui est fonction des variables macro-économiques (Y_k) et du taux d'intérêt R_k .

Il émet par la suite l'hypothèse que les encours des dépôts ont tendance à s'ajuster autour de cet encours cible à une vitesse λ .

$$\text{Log}D_k = \text{Log}D_{k-1} + \lambda(\text{Log}D_k^* - \text{Log}D_{k-1})$$

On aboutit au modèle suivant :

$$\text{Log}D_k = \lambda a + (1 - \lambda)\text{Log}D_{k-1} + \lambda a_1 \text{Log}R_k + \lambda a_2 \text{Log}Y_k$$

R_k : taux d'intérêts mensuels ;

D_{k-1} : L'encours à la date k-1 ;

Y_k : indicateur représentant les variables macroéconomiques autres que le taux d'intérêts (salaires, taux de chômage, etc.).

L'étude de Selvaggio a porté sur des données mensuelles. Si on suppose qu'on peut modéliser l'indicateur macroéconomique avec un modèle de tendance linéaire temporelle, le modèle aura la forme.

$$\text{Log}D_k = \beta_0 + \alpha \text{Log}D_{k-1} + \beta_1 \text{Log}R_k + \beta_2 t_k + \sum_{i=3}^{14} \beta_i \text{month}_{i-2}$$

Avec :

$$\beta_0 = \lambda\alpha ; \alpha = 1-\lambda ; \beta_2 = \lambda\alpha_1 ;$$

$month_{i-2}$ est une variable test permettant de prendre en considération la saisonnalité des dépôts à vue.

Le modèle de Selvaggio pour les données désaisonnalisées est :

$$\text{Log}D_k = \beta_0 + \alpha\text{Log}D_{k-1} + \beta_1\text{Log}R_k + \beta_2t_k$$

t_k : tendance linéaire du temps représentant les variables macroéconomiques ;

2.1.2.2 Modèle Dupré :

Dupré Denis (1996) propose un modèle en temps continu de l'évolution de l'encours des dépôts à vue. La spécification de son modèle est la suivante :

$$dD_t/D_t = (\alpha - \beta r_t)dt$$

Où :

α : correspond à une tendance moyenne du comportement non financier des déposants ;

β : correspond au taux de collecte supplémentaire pour un point de diminution des taux ;

r_t : taux court instantané.

Le coefficient β de ce modèle a l'avantage d'être interprétable financièrement. En effet, lorsque les taux augmentent, il est plus intéressant pour l'investisseur de placer son argent dans un produit financier qui reflète ce taux de marché plutôt que de laisser son argent dans un compte non rémunéré.

Pour pouvoir estimer les coefficients de ce modèle, on a effectué une discrétisation qui aboutira à l'équation.

$$\text{Log}D_{k+1} = \bar{\alpha} + \text{Log}D_k - \bar{\beta}R_k$$

$\bar{\alpha}$: moyenne de α

$\bar{\beta}$: moyenne de β

R_k : taux d'intérêt mensuels ;

D_{k+1} : L'encours à la date k+1.

2.1.2.3 Modèle de Jarrow Van Deventer :

Le modèle de R. Jarrow, D. Van Deventer (1998) a l'avantage de lier la variation logarithmique des encours de dépôts à vue à une tendance linéaire du temps, à l'évolution des taux ainsi qu'à la variation de ces taux.

D'une manière discrète, le modèle s'écrit sous forme de l'équation :

$$\text{Log}D_k = \beta_0 + \text{Log}D_{k-1} + \beta_1 R_k + \beta_2 (R_k - R_{k-1}) + \beta_3 t_k$$

t_k : tendance linéaire du temps représentant les variables macroéconomiques ;

D_{k-1} : L'encours à la date k-1 ;

R_k : taux d'intérêt mensuels.

2.1.2.4 Modèle O'Brien :

Dans sa modélisation, O'Brien (2000) fait la distinction entre le taux de rémunération et le taux du marché. Ce modèle a l'avantage de prendre en compte l'ajustement non symétrique des taux de rémunération des dépôts par rapport aux taux de marché. Cette asymétrie se manifeste par le fait que lorsque les taux de marché baissent, les taux de rémunération des dépôts ont tendance à baisser relativement vite alors que lorsque les taux de marché augmentent, les taux de rémunération des dépôts ont tendance à augmenter plus lentement.

Dans ce cas le modèle à estimer est :

$$\text{Log}D_k = \beta_0 + \beta_1 \text{Log}D_{k-1} + \beta_2 (R_k - i_k) + \beta_3 t_k$$

Où :

R_k : le taux du marché ;

i_k : le taux de rémunération des dépôts ;

t_k : tendance linéaire du temps représentant les variables macroéconomiques ;

D_{k-1} : L'encours à la date k-1.

2.1.2.5 Modèle OTS :

L'Office of Thrift Supervision (2000) a proposé un modèle discret d'évolution des encours des dépôts à vue, il diffère des modèles précédents sur la formulation des effets de rémunération, le modèle d'OTS évoque la conception de la non linéarité, alors que les deux

premiers modèles sont clairement non linéaires mais ils supposent que l'ajustement se fait suivant un schéma presque linéaire à une transformation connue (linéarisable par passage au logarithme).

Dans le cadre des dépôts à vue rémunérés, le modèle s'écrit :

$$D_k = \alpha D_{k-1}$$

D_{k-1} : L'encours à la date k-1.

Ce modèle est semblable au modèle de O'Brien dans la mesure où il prend en considération l'hypothèse de la non symétrie des taux de rémunération des dépôts par rapport aux taux de marché.

2.2 Estimation des encours pour les différents types de comptes des dépôts à vue de la BMCE en utilisant l'approche économétrique :

Dans cette partie, nous allons appliquer les modèles économétriques définis précédemment aux différents types de comptes de dépôts à vue afin de comparer les résultats et choisir le modèle le plus représentatif.

Le choix et la validation se basent sur deux grandeurs d'évaluation :

- R^2 -ajusté ;
- Le Critère d'Information d'Akaike.

Une fois le modèle choisi, nous devons effectuer des tests de validation. Le modèle choisi repose sur un nombre d'hypothèses sur les résidus à savoir :

- La normalité ;
- L'homoscédasticité ;
- L'indépendance.

Après le choix du modèle, nous testons la robustesse des prévisions de notre modèle en effectuant des Backtests. Pour ce faire nous divisons notre base de données en deux parties :

- **Données d'apprentissage** : de 2007 à 2017 ;
- **Données test** : l'année 2018

Nous rappelons que les équations des différents modèles s'écrivent comme suit :

Modèle	Equation
Selvaggio	$\text{Log}D_k = \beta_0 + \alpha \text{Log}D_{k-1} + \beta_1 \text{Log}R_k + \beta_2 t_k$
OTS	$D_k = \alpha D_{k-1}$
Dupré	$\text{Log}D_{k+1} = \bar{\alpha} + \text{Log}D_k - \bar{\beta} R_k$
JVD	$\text{Log}D_k = \beta_0 + \text{Log}D_{k-1} + \beta_1 R_k + \beta_2 (R_k - R_{k-1}) + \beta_3 t_k$
O'Brien	$\text{Log}D_k = \beta_0 + \beta_1 \text{Log}D_{k-1} + \beta_2 (R_k - i_k) + \beta_3 t_k$

Table 6 : Récapitulatif des modèles économétriques

2.2.1 Les comptes chèques :

2.2.1.1 Comparaison des différents modèles :

	R-Ajusté	p-value	AIC
Dupré	0.077%	0.2959	-771.4385
Selvaggio	99.72%	<2.2e-16	-794.1234
JVD	7.333%	0.00536	-775.1395
OTS	96.46%	<2.2e-16	-67.35796

Table 7 : L' évaluation des différents modèles des comptes chèques

Le tableau 7 présente les résultats des quatre modèles. Le modèle de Selvaggio est le meilleur modèle d'estimation des encours des comptes chèques puisqu'il maximise la valeur de $R^2_{Ajusté}$ avec 99.72% et minimise celle du AIC avec -794.12.

2.2.1.2 Estimation des paramètres du modèle retenu (Selvaggio) :

$$\text{Log}D_k = \beta_0 + \alpha \text{Log}D_{k-1} + \beta_1 \text{Log}R_k + \beta_2 t_k$$

Coefficient	Estimation	Erreur standard	t-value	p-value
β_0	1.1762731	0.2798343	4.203	4.92e-05 ***
α	0.8788106	0.0272319	32.271	< 2e-16 ***
β_1	-0.0172531	0.0070784	-2.437	0.01618 *
β_2	0.0005722	0.0001623	3.525	0.00059 ***

Table 8 : Les coefficients du modèle Selvaggio pour les comptes chèques

L'estimation des paramètres du modèle montre que le coefficient du taux de marché est significatif. Le comportement de dépôt ou de retrait des comptes chèques dépend donc de l'état du marché financier et du niveau des taux d'intérêt.

2.2.2 Les comptes courants :

2.2.2.1 Comparaison des différents modèles :

	R-Ajusté	p-value	AIC
Dupré	-0.719%	0.801	-224.4377
Selvaggio	75.59%	<2.2e-16	-250.7718
JVD	-2.272%	0.9902	-218.4303
OTS	73.67%	<2.2e-16	221.4611

Table 9 : L'évaluation des différents modèles des comptes courants

En se basant sur les critères de comparaison des modèles, le modèle retenu avec la meilleure combinaison R²-ajusté et AIC est donc Selvaggio.

2.2.2.2 Estimation des paramètres du modèle Selvaggio :

$$\text{Log}D_k = \beta_0 + \alpha \text{Log}D_{k-1} + \beta_1 \text{Log}R_k + \beta_2 t_k$$

Coefficient	Estimation	Erreur standard	t-value	p-value
β_0	4.171983	0.730186	5.714	7.46e-08 ***
α	0.552308	0.075060	7.358	2.05e-11 ***
β_1	0.011149	0.055394	0.201	0.841
β_2	0.001821	0.000418	4.356	2.70e-05 ***

Table 10 : Les coefficients du modèle Selvaggio pour les comptes courants

Ici, on constate bien que le taux de marché n'est pas significatif puisque la p-value est largement supérieure à 5%. Donc le taux de marché n'a pas d'impact sur le comportement de dépôt et de retrait de comptes courants. Cela serait dû au fait que les taux d'intérêt n'augmentent pas considérablement de façon à intéresser les titulaires des comptes courants « les

entreprises », qui sont destinés pour la plupart à financer leurs activités quotidiennes et à constituer des encaisses de précaution.

2.2.3 Les comptes sur carnets :

2.2.3.1 Comparaison des différents modèles :

	R-Ajusté	p-value	AIC
Dupré	-0.604%	0.6451	-1105.129
Selvaggio	99.97%	<2.2e-16	-1132.334
JVD	19.51%	1.012e-06	-1123.425
O'Brien	99.97%	<2.2e-16	-1132.247

Table 11 : L' évaluation des différents modèles des comptes sur carnets

Le modèle choisi avec la meilleure combinaison R²-ajusté et AIC est donc Selvaggio.

2.2.3.2 Estimation des paramètres du modèle Selvaggio :

$$\text{Log}D_k = \beta_0 + \alpha \text{Log}D_{k-1} + \beta_1 \text{Log}R_k + \beta_2 t_k$$

Coefficient	Estimation	Erreur standard	t-value	p-value
β_0	5.557e-01	1.567e-01	3.547	0.000547 ***
α	9.420e-01	1.607e-02	58.634	< 2e-16 ***
β_1	1.593e-03	2.731e-03	0.583	0.560761
β_2	2.690e-04	9.022e-05	2.982	0.003434 **

Table 12 : Les coefficients du modèle Selvaggio pour les comptes sur carnets

Nous remarquons que le taux de marché est encore une fois non significatif, donc le comportement des clients en termes de retraits et de dépôts sur leurs comptes sur carnets est indépendant de la variation des taux d'intérêt.

2.2.4 Validation du modèle :

Afin de valider le modèle retenu, nous vérifions les hypothèses de normalité, d'homoscédasticité et d'autocorrélation des résidus du modèle de Selvaggio appliquées aux trois types des comptes des dépôts à vue. Les résultats pour les comptes courants sont présentés ci-dessous, ceux des comptes chèques et les comptes sur carnets sont présentés en détail dans l'Annexe C.

2.2.4.1 Test d'Homoscédasticité :

Breusch-Pagan (BP)	p-value
1.1302	0.5683

Table 13 : Test d'homoscédasticité des résidus de Breusch-Pagan

Pour tester l'homoscédasticité des résidus, nous utilisons le test de Breusch-Pagan (1979). Les résultats du test montrent que l'homoscédasticité est vérifiée puisque la p-value est supérieure à 5%.

2.2.4.2 Test de normalité des résidus :

Kolmogorov-Smirnov (KS)	p-value
0.058094	0.7686

Table 14 : Test de normalité des résidus de Kolmogorov-Smirnov

Pour tester la normalité des résidus, nous utilisons le test de Kolmogorov-Smirnov (1948). Les résultats du test montrent que les résidus suivent une loi normale puisque la p-value est supérieure à 5%.

2.2.4.3 Test d'absence d'autocorrélation des résidus :

Durbin Watson (DW)	p-value
2.3648	0.9755

Table 15 : Test d'autocorrélation des résidus de Durbin-Watson

Pour tester l'absence d'autocorrélation des résidus, nous utilisons le test de Durbin-Watson (1950). Les résultats du test montrent l'absence d'autocorrélation puisque la p-value est supérieure à 5%.

2.3 Backtesting :

Dans le but de tester la robustesse des modèles estimés, Nous effectuons des backtesting des modèles retenus. Pour ce faire nous utilisons les paramètres estimés entre l'années 2007 et 2017, afin de comparer les résultats obtenus aux observations initiaux.

CCO					
	Date	Valeur Observée	Valeur prédite	Ecart absolu	Ecart relatif
1	01/01/2018	18 737,85	18 151,25	586,60	3,13%
2	01/02/2018	19 203,04	18 427,84	775,20	4,04%
3	01/03/2018	20 598,90	19 199,92	1 398,98	6,79%
4	01/04/2018	18 234,51	17 970,74	263,77	1,45%
5	01/05/2018	20 496,60	19 208,70	1 287,90	6,28%
6	01/06/2018	18 519,88	18 196,10	323,78	1,75%
7	01/07/2018	18 330,93	18 127,28	203,65	1,11%
8	01/08/2018	17 758,89	17 845,42	86,53	0,49%
9	01/09/2018	18 967,14	18 542,54	424,60	2,24%
10	01/10/2018	18 787,73	18 480,71	307,02	1,63%
11	01/11/2018	19 505,18	18 901,48	603,70	3,10%
12	01/12/2018	20 081,63	19 243,66	837,97	4,17%
Ecart relatif moyen					3,01%

Table 16 : Résultats du Backtesting pour les comptes courants

CCH					
	Date	Valeur Observée	Valeur prédite	Ecart absolu	Ecart relatif
1	01/01/2018	50 706,34	50 888,63	182,29	0,36%
2	01/02/2018	51 703,88	51 816,43	112,55	0,22%
3	01/03/2018	52 621,20	52 615,50	5,70	0,01%
4	01/04/2018	52 493,28	52 585,53	92,25	0,18%
5	01/05/2018	52 496,31	52 601,29	104,98	0,20%
6	01/06/2018	53 800,26	53 775,66	24,60	0,05%
7	01/07/2018	52 985,45	53 085,21	99,76	0,19%
8	01/08/2018	52 306,29	52 515,35	209,06	0,40%
9	01/09/2018	52 627,68	52 817,11	189,43	0,36%
10	01/10/2018	52 635,96	52 847,43	211,47	0,40%
11	01/11/2018	52 864,54	53 079,98	215,44	0,41%
12	01/12/2018	52 424,31	52 718,70	294,39	0,56%
Ecart relatif moyen					0.28%

Table 17 : Résultats du Backtesting pour les comptes chèques

CSC					
	Date	Valeur Observée	Valeur prédite	Ecart absolu	Ecart relatif
1	01/01/2018	22 649,90	22 738,73	88,83	0,39%
2	01/02/2018	22 659,17	22 752,83	93,66	0,41%
3	01/03/2018	22 779,23	22 874,06	94,83	0,42%
4	01/04/2018	22 814,78	22 911,74	96,96	0,42%
5	01/05/2018	22 904,12	23 003,12	99,00	0,43%
6	01/06/2018	23 102,02	23 196,66	94,64	0,41%
7	01/07/2018	23 233,10	23 327,08	93,98	0,40%
8	01/08/2018	23 217,46	23 318,62	101,16	0,44%
9	01/09/2018	23 262,43	23 367,93	105,50	0,45%
10	01/10/2018	23 406,80	23 511,14	104,34	0,45%
11	01/11/2018	23 394,94	23 506,23	111,29	0,48%
12	01/12/2018	23 441,92	23 557,14	115,22	0,49%
Ecart relatif moyen					0.43%

Table 18 : Résultats du Backtesting pour les comptes sur carnets

Les tableaux 16,17 et 18 donnent les résultats des backtesting pour les comptes courants, les comptes chèques et les comptes sur carnets respectivement. On remarque bien que les résultats étaient plus que satisfaisantes vu que l'écart relatif ne dépasse pas 6.79%, avec un écart relatif moyen de 3.01% pour les comptes courants, et un écart relatif moyen inférieur à 0.5% pour les comptes sur carnets et les comptes chèques.

Conclusion

Par l'approche économétrique, l'estimation et la comparaison des différents modèles fournis par la littérature nous a poussé à retenir le modèle Selvaggio. D'après les résultats du Backtesting, on conclut que le modèle Selvaggio s'ajuste très bien pour les trois types des comptes des dépôts à vue. Toutefois, l'estimation des paramètres du modèle a révélé que le taux de marché affecte très faiblement le niveau des dépôts. En d'autres termes, le comportement des clients marocains vis-à-vis de leurs dépôts ne dépend pas de la situation du marché financier actuel.

Chapitre III :

Elaboration des conventions d'écoulement

Le but de ce chapitre est de déterminer les conventions d'écoulement des dépôts à vue qui sont des produits non échéancés. Nous nous intéressons à déterminer les parts stables de chaque type de compte bancaire des dépôts, que la banque pourra octroyer sous forme de crédits sans courir le risque qu'elles soient retirées du bilan. Pour ce faire, nous définissons en premier temps la notion d'écoulement en liquidité, et par la suite, nous présentons les différentes conventions d'écoulement obtenues selon chaque approche.

3.1 La fonction d'écoulement :

La bonne gestion du risque de liquidité consiste à définir pour chaque poste du bilan la fonction d'écoulement qui permet de quantifier la probabilité qu'un dirham présent dans le bilan à la date t soit encore présent à une date T ultérieure.

L'encours de chaque poste du bilan à la date t est égale aux montants présents dans le bilan à la date $t-1$, augmenté de la production nouvelle, et diminué du montant écoulé entre la date t et $t-1$.

$$encours_t = encours_{t-1} + production\ nouvelle_t - encours\ ecoulé_{[t-1;t]}$$

3.1.1 Ecoulement de la nouvelle production :

La probabilité qu'un dirham entré dans le bilan à une date t , y soit encore présent à une date T ultérieure est définie par une fonction appelée fonction d'écoulement de la production. Il s'agit bien dans cette définition d'un dirham entré à la date t et non d'un dirham présent dans le bilan en t , qui y est entré avant la date t . Ceci pour indiquer qu'en général, on suppose qu'un dirham qui entre dans un bilan en t ne s'écoule pas de la même façon, qu'un autre dirham présent en t qui se trouvait dans le stock avant la date t (**LACGNI Carlos Dendi**, 2007).

Soit :

$PN(t)$: la production nouvelle apparue à la date t ;

$PN(t, T)$: le montant de cette production encore vivante à la date T .

La relation suivante définit la fonction d'écoulement de la production nouvelle :

$$PN(t, T) = PN(t) \times S(t, T)$$

Avec :

- $S(t, t) = 1$ qui signifie qu'un dirham entrant dans le bilan à la date t se trouve toujours dans le bilan à la date t .
- $S(t, +\infty) = 0$ qui veut dire que la production disparaît tôt ou tard du bilan.

3.1.2 Ecoulement du stock :

Le stock d'un poste du bilan peut être considéré comme l'accumulation des différentes strates de production nouvelle apparues dans le passé et non encore écoulées. Ainsi, le stock de la date d'aujourd'hui est constitué de la somme des productions nouvelles passées, auxquelles on aurait appliqué pour coefficient d'amortissement, la fonction d'écoulement de la production nouvelle (**LACGNI Carlos Dendi**, 2007).

Si on note $D(t)$ l'encours de la date t , on a la relation mathématique suivante :

$$D(t) = \int_{-\infty}^t PN(s).S(s, t)ds$$

La notion d'écoulement du stock cherche à traduire, dans ce contexte, le phénomène de disparition de l'encours $D(t)$ du bilan, sous l'hypothèse que les productions nouvelles futures soient nulles.

L'encours d'une date future T peut être écrit sous forme de l'équation suivante

$$D(T) = D(t, T) + \int_t^T PN(s).S(s, T)ds$$

Par définition, la fonction d'écoulement du stock est le pourcentage de l'encours de t encore présent en T .

$$D(t, T) = D(t) * S_{Stock}(t, T)$$

D'où :

$$S_{Stock}(t, T) = \frac{\int_{-\infty}^t PN(s).S(s, T)ds}{\int_{-\infty}^t PN(s).S(s, t)ds}$$

3.1.3 Vitesse d'écoulement :

La vitesse ou taux d'écoulement λ est le pourcentage de l'encours en vie qui s'écoule par unité de temps. Elle correspond au rapport entre la part marginale qui disparaît du bilan entre T et $T+1$, soit $PN(t, T)$ et $PN(t, T + 1)$, et l'encours en vie en T , $PN(t, T)$. (**DEMEY P., FRACHOT A., RIBOULET G.**, 2004).

$$\lambda(t, T) = \frac{S(t, T) - S(t, T + 1)}{S(t, T)}$$

L'expression en temps continu donne la relation suivante :

$$\lambda(t, T) = \frac{-\partial \ln S(t, T)}{\partial T}$$

D'où l'expression de la fonction d'écoulement :

$$S(t, T) = \exp^{-\int_t^T \lambda(t, u) du}$$

Dans le cadre de notre projet, nous considérons les dépôts à vue comme étant des produits fongibles : tous les dirhams présents sur un dépôt à vue aujourd'hui ont la même probabilité de sortie, indépendamment de leur date d'entrée. Ainsi, le taux de sortie ne dépend pas de la date d'entrée.

La fonction d'écoulement devient :

$$S(t, T) = \exp^{-\int_t^T \lambda(u) du}$$

Dans ce cas, on trouve que les fonctions d'écoulement de production et de stock deviennent identiques.

$$S_{Stock}(t, T) = \exp^{-\int_t^T \lambda(u) du} = S(t, T)$$

3.2 Ecoulement partiel du stock : Modèles économétriques

Dans ce type d'écoulement, nous considérons que le stock ne s'écoule pas totalement, seule une partie du stock s'écoule laissant un encours cible. Pour ce faire, nous allons premièrement définir la vitesse d'écoulement et l'encours cible en se basant sur les modèles économétriques obtenues dans le chapitre précédent.

L'encours des DAV s'écrit alors, dans ce cas, sous forme de :

$$D(t) = \int_{-\infty}^t PN(s) \exp\left(-\int_{-\infty}^t \lambda(u) du\right) ds$$

Soit une dynamique :

$$dD(t) = (PN(t) - \lambda(t)D(t)) dt$$

PN(s) : production nouvelle ;

$\lambda(u)$: Vitesse d'écoulement des encours ;

D(t) : l'encours à la date t.

Nous en déduisons donc que la variation des encours est la différence entre les flux débiteurs sous forme de production nouvelle et les flux créditeurs exprimés comme pourcentage du stock à l'instant t.

En vue de simplifier, la production nouvelle est généralement assimilée à un niveau d'encaisse cible D^* . Nous nous baserons sur la relation pour déterminer l'écoulement des dépôts à vue.

$$D(T) = D^* + [D(t) - D^*] * \exp(-\lambda(T - t))$$

λ : Vitesse d'écoulement des encours ;

D(T) : encours a l'instant T.

Le modèle de Selvaggio nous permet de calculer la vitesse d'écoulement et l'encours cible à travers l'identification entre ses équations fournies dans **le chapitre 3** comme suit :

$$\text{Log}D_k = \lambda \text{Log} D_k^* + (1 - \lambda)\text{Log}D_{k-1} + \lambda\beta_1 R_k + \lambda\beta_2 t_k$$

$$\text{Log}D_k = \beta_0 + \alpha\text{Log}D_{k-1} + \beta_1\text{Log}R_k + \beta_2 t_k$$

On a donc :

$$\begin{cases} \lambda = 1 - \alpha \\ D_k^* = \exp(\beta_0/\lambda) \end{cases}$$

3.2.1 Ecoulement des dépôts à vue selon l'approche des modèles économétriques :

3.2.1.1 Les comptes chèques :

D'après l'estimation du modèle on trouve que :

$$\text{Log}D_k = 1.176 + 0.87\text{Log}D_{k-1} - 0.01\text{Log}R_k + 0.0005t_k$$

Donc, on a :

$$\begin{cases} \lambda = 1 - 0.87 \\ D_k^* = \exp(1.176/\lambda) \end{cases}$$

Vitesse d'écoulement	11%
L'encours cible	37 818,0

Temps	Encours	Pourcentage écoulé		
0 mois	52 468,39	0%	20.55%	Volatile
3 mois	48 319,0	7,91%		
6 mois	45 344,8	13,58%		
9 mois	43 213,0	17,64%		
12 mois	41 685,0	20,55%		
2 ans	38 838,7	25,98%	79.45%	Stable
3 ans	38 087,4	27,41%		
4 ans	37 889,1	27,79%		
5 ans	37 836,8	27,89%		
6 ans	37 823,0	27,91%		
7 ans	37 819,3	27,92%		
8 ans	37 818,3	27,92%		
9 ans	37 818,1	27,92%		
10 ans	37 818,0	27,92%		

Table 19 : Table d'écoulement partiel des comptes chèques

La partie stable des comptes chèques représente 20 % de l'encours. BMCE peut prêter 79.45% de son stock de dépôts des comptes chèques à ses clients pour une durée d'une année. L'encours cible représente 72% d'encours actuel, cette part peut être transformés en crédits sur une durée de 2 ans.

3.2.1.2 Les comptes courants :

Vitesse d'écoulement	45%
L'encours cible	12 039,80

Temps	Encours	Pourcentage écoulé		
0 mois	20 139	0%	40.03%	Volatile
3 mois	14 158,46	29,70%		
6 mois	12 594,01	37,47%		
9 mois	12 184,77	39,50%		
12 mois	12 077,72	40,03%		
2 ans	12 039,98	40,22%	59.97%	Stable
3 ans	12 039,80	40,22%		

Table 20 : Table d'écoulement partiel des comptes courants

Nous remarquons que les comptes courants s'écoulent plus rapidement que les comptes chèques ou encore les comptes sur carnets. En effet, 40% de ces dépôts s'écoulent au bout d'une année. L'encours cible est atteint au bout de 3 ans. Ce type de dépôts ne peut donc être utilisé pour octroyer des crédits à long terme.

3.2.1.3 Les comptes sur carnets :

Vitesse d'écoulement	6%
L'encours cible	18 482,16

Temps	Encours	Pourcentage écoulé		
0 mois	23 434	0%	10.47%	Volatile
3 mois	22 655,30	3,32%		
6 mois	21 999,38	6,12%		
9 mois	21 446,55	8,48%		
12 mois	20 980,61	10,47%		
2 ans	19 742,87	15,75%	89,53%	Stable
3 ans	19 118,31	18,41%		
4 ans	18 803,16	19,76%		

5 ans	18 644,14	20,44%
6 ans	18 563,89	20,78%
7 ans	18 523,40	20,95%
8 ans	18 502,97	21,04%
9 ans	18 492,66	21,08%
10 ans	18 487,46	21,11%
11 ans	18 484,84	21,12%
12 ans	18 483,51	21,12%
13 ans	18 482,84	21,13%
14 ans	18 482,51	21,13%
15 ans	18 482,34	21,13%
16 ans	18 482,25	21,13%
17 ans	18 482,21	21,13%
18 ans	18 482,19	21,13%
20 ans	18 482,17	21,13%
21 ans	18 482,17	21,13%
22 ans	18 482,16	21,13%

Table 21 : Table d'écoulement partiel des comptes sur carnets

À partir du tableau ci-dessus, la partie volatile présente 10 % du volume des comptes sur carnets. La BMCE peut prêter jusqu'à 89.53% de son stock de dépôts des comptes sur carnets à ses clients pour une durée d'une année. L'encours cible est atteint au bout de 22 ans et représente 79% d'encours actuel, cette part peut donc être utilisée pour octroyer des crédits à long terme.

3.3 Ecoulement total du stock : Approche durée de vie

Dans cette partie, nous considérons que le stock s'écoule totalement à une date T.

Dans ce cas, l'encours des DAV à l'instant T est défini par :

$$D(T) = D(t) \exp^{-\lambda(T-t)}$$

Avec :

λ : Le taux d'écoulement, donné par la variation relative de la série désaisonnalisée des DAV.

Le calcul du taux d'écoulement passe, dans un premier temps, par le calcul du taux de croissance des dépôts à vue, donné par :

$$\lambda_t = \frac{D_{t+1} - D_t}{D_t}$$

Dans un second temps, nous considérons que les taux d'entrée et de sortie des dépôts à vue sont égaux. La vitesse d'écoulement est donnée par le multiplicateur global défini sous la formule suivante :

$$\lambda = \sqrt[N]{\prod_{t=1}^{N-1} (1 + |\lambda_t|)} - 1$$

3.3.1 Ecoulement des dépôts à vue selon l'approche durée de vie :

3.3.1.1 Les comptes chèques :

Vitesse d'écoulement	0,011022
-----------------------------	----------

Temps	Encours	Pourcentage écoulé		
3 mois	50 719,15	3,25%	12,39%	Partie volatile
6 mois	49 069,46	6,40%		
9 mois	47 473,42	9,44%		
12 mois	45 929,30	12,39%		
2 ans	40 238,98	23,24%	87,61%	Partie stable
3 ans	35 253,64	32,75%		
4 ans	30 885,96	41,08%		
5 ans	27 059,40	48,38%		
6 ans	23 706,93	54,78%		
7 ans	20 769,80	60,38%		
8 ans	18 196,57	65,29%		
9 ans	15 942,14	69,59%		
10 ans	13 967,02	73,36%		

11 ans	12 236,60	76,66%
12 ans	10 720,57	79,55%
13 ans	9 392,37	82,08%
14 ans	8 228,72	84,30%
15 ans	7 209,24	86,25%

Table 22 : Table d'écoulement total des comptes chèques

Nous remarquons bien que la variation des encours décroît et atteint son minimum au bout de 15 ans. Le stock tend donc à s'amortir. En écoulant les comptes sur chèques, nous remarquons que 87,61% des dépôts sont stables après 1 an. La banque peut donc prêter jusqu'au 87,61% des comptes sur chèque sur un an.

3.3.1.2 Les comptes courants :

Vitesse d'écoulement	0,074705
-----------------------------	----------

Temps	Encours	Pourcentage écoulé		
3 mois	16 049,70	20,08%	59,20%	Partie volatile
6 mois	12 827,28	36,12%		
9 mois	10 251,86	48,95%		
12 mois	8 193,52	59,20%		
2 ans	3 343,04	83,35%	40,80%	Partie stable
3 ans	1 364,00	93,21%		
4 ans	556,52	97,23%		
5 ans	227,07	98,87%		
6 ans	92,65	99,54%		
7 ans	37,80	99,81%		
8 ans	15,42	99,92%		
9 ans	6,29	99,97%		
10 ans	2,57	99,99%		

Table 23 : Table d'écoulement total des comptes courants

La vitesse d'écoulement des comptes courants est relativement grande par rapport aux autres types de dépôts à vue, cela implique que les comptes courants s'écoulent rapidement par rapport aux autres comptes. Le stock des comptes courants de la BMCE Bank s'amortit au bout de 4 ans. Les clients de la BMCE (Entreprises) effectuent des retraits vus leurs activités, et leur besoin quotidien en termes de trésorerie. Le caractère volatile est ainsi de 59,20 %. Donc, la banque peut prêter jusqu'à 40,80% des comptes courants sur un an.

3.3.1.3 Les comptes sur carnets :

Vitesse d'écoulement	0,0056
-----------------------------	--------

Temps	Encours	Taux écoulé		
3 mois	23 048,77	1,68%	6,54%	Partie volatile
6 mois	22 662,21	3,33%		
9 mois	22 282,13	4,95%		
12 mois	21 908,43	6,54%		
2 ans	20 475,25	12,66%	93,46%	Partie stable
3 ans	19 135,83	18,37%		
4 ans	17 884,03	23,71%		
5 ans	16 714,12	28,70%		
6 ans	15 620,74	33,36%		
7 ans	14 598,88	37,72%		
8 ans	13 643,87	41,80%		
9 ans	12 751,33	45,60%		
10 ans	11 917,18	49,16%		
11 ans	11 137,60	52,49%		
12 ans	10 409,02	55,60%		
13 ans	9 728,09	58,50%		
14 ans	9 091,72	61,22%		
15 ans	8 496,97	63,75%		
16 ans	7 941,12	66,12%		
17 ans	7 421,64	68,34%		

18 ans	6 936,14	70,41%
19 ans	6 482,40	72,35%
20 ans	6 058,35	74,16%
21 ans	5 662,03	75,85%
22 ans	5 291,64	77,43%
23 ans	4 945,48	78,90%
24 ans	4 621,96	80,28%
25 ans	4 319,61	81,57%

Table 24 : Table d'écoulement total des comptes sur carnets

Les comptes sur carnets sont des comptes où il y a une faible activité de retrait des dépôts. Ceci est justifié par une faible vitesse d'écoulement des encours. Et donc, il sera clair que la durée d'écoulement va se ralentir.

En écoulant les encours des comptes sur carnets, nous pouvons remarquer que la partie stable est grande avec 93,46 % comme pourcentage de l'encours total. La partie volatile des comptes sur carnets est donc la plus faible par rapport aux autres dépôts à vue, ce qui justifie le caractère stable de ce type de DAV.

Conclusion

L'approche économétrique, à travers le modèle de Selvaggio, nous a permis de définir l'écoulement sur 22 ans pour les comptes sur carnets, 10 ans pour les comptes chèques et 3 ans pour les comptes courants.

Ainsi, nous avons pu définir les encours qui ont une grande stabilité et qui peuvent donc être utilisés pour financer les activités de la banque, principalement l'octroi des crédits. Dans le cas de la BMCE, les comptes chèques et les comptes sur carnets représentent les ressources les plus stables et par conséquent, les moins risquées.

Suite à l'expertise de la banque, La BMCE Bank a décidé de retenir l'approche économétrique vu qu'elle reflète de manière significative l'écoulement des dépôts à vue.

Chapitre IV :

Elaboration des conventions d'écoulement des comptes des dépôts à vue en devises

Dans le chapitre précédent, nous avons élaboré les conventions d'écoulement en MAD. Toutefois, l'existence d'une panoplie de rubriques dans le bilan bancaire en devises et le comportement des clients qui font des dépôts en devises ont poussé la banque centrale à dresser des directives aux banques commerciales. Pour cela, la banque centrale, dans ses recommandations, a proposé d'élaborer des lois d'écoulement pour les comptes en devises. Ce chapitre est un complément du chapitre précédent, selon lequel, on s'intéressera à l'élaboration des conventions d'écoulement en devises, principalement l'euro et le dollar.

3.4 Présentation des données et de la méthodologie utilisée :

3.4.1 Présentation des données utilisées :

La base de données utilisée est une base de données mensuelle qui regroupe deux types de comptes, à savoir les comptes chèques et les comptes courants en devises. La profondeur d'historique s'étale sur 4 ans, datée de Janvier 2015 à Août 2018.

Le tableau ci-dessous présentent les différentes données nécessaires pour mener à cette étude

Variable	Description
D_k	L'encours des dépôts à vue à la date k de chaque type de compte en devise : <ul style="list-style-type: none"> • Comptes chèques en USD ; • Comptes chèques en EUR ; • Comptes courants en USD ; • Comptes courants en EUR.
i_k	Taux de rémunération des comptes sur carnets à la date k
R_k	Taux de marchés à la date k : élaboré sur une base mensuelle à travers le calcul d'une moyenne pondérée des taux d'intérêt interbancaires journaliers

Table 25 : Données utilisées pour la modélisation des DAV en devises

3.4.1.1 Analyse préliminaire des dépôts à vue :

Les séries d'étude doivent vérifiées certaines hypothèses, à savoir l'analyse de la variance et le test de Fisher. Ce test a permis de montrer qu'elle existe une saisonnalité au niveau de la série des comptes chèques en euros.

La procédure de dessaisonnalisation par moyenne mobile nécessite la connaissance du type du modèle, d'où l'importance du test statistique de Buys-Ballot. Les résultats d'estimation fournis ci-dessous montrent que la p-value associée au coefficient a_1 est largement supérieure à 5%, et donc il s'agit bien d'un modèle additif.

Coefficient	Estimation	Erreur standard	t-value	p-value
α_0	9.795e+07	7.154e+07	1.369	0.304
α_1	-0.1045	0.1109	-0.942	0.446

Table 26 : Résultats d'estimation du test de Buys-Ballot des comptes chèques en Euros

3.5 Application des modèles économétriques sur les deux types de comptes des dépôts à vue en devises

Dans cette partie, nous présentons les résultats obtenus en appliquant les modèles économétriques définis précédemment aux comptes courants et aux comptes chèques en devise. Pour la sélection du modèle le plus performant, nous appliquons les mêmes critères de comparaison des modèles utilisés dans le **chapitre 3**. Les hypothèses de normalité, d'homoscédasticité et d'autocorrélations des résidus des modèles de Selvaggio appliqués aux deux types des comptes des dépôts à vue en devise sont vérifiées. Les résultats sont présentés en détail dans l'**Annexe C**.

- **Les comptes courants :**

Le modèle de Selvaggio explique 57.7% de la variation totale des comptes courants en USD et 92.62% pour celle des comptes courants en EUR. Ainsi, dans ce qui suit, nous présentons les résultats d'estimation des paramètres des deux modèles.

3.5.1 Les Comptes courants en USD :

$$\text{Log}D_k = \beta_0 + \alpha \text{Log}D_{k-1} + \beta_1 \text{Log}R_k + \beta_2 t_k$$

Coefficient	Estimation	Erreur standard	t-value	p-value
β_0	3.7319498	3.5416234	1.054	0.298
α	0.7277842	0.1039747	7.000	2.15e-08 ***
β_1	0.1495176	0.8176964	0.183	0.856
β_2	-0.0005456	0.0050541	-0.108	0.915

Table 27 : Les coefficients du modèle Selvaggio pour les comptes courants en USD

D'après les résultats de la régression, il s'avère que le logarithme des encours s'explique principalement par le logarithme de la série décalée. La significativité du paramètre α justifie cela.

3.5.2 Les Comptes courants en EUR :

$$\text{Log}D_k = \beta_0 + \alpha \text{Log}D_{k-1} + \beta_1 \text{Log}R_k + \beta_2 t_k$$

Coefficient	Estimation	Erreur standard	t-value	p-value
β_0	3.662527	2.449169	1.495	0.14285
α	0.686677	0.104819	6.551	8.91e-08 ***
β_1	-1.078120	0.395728	-2.724	0.00959 **
β_2	0.010255	0.004887	2.098	0.04239 *

Table 28 : Les coefficients du modèle Selvaggio pour les comptes courants en EUR

Les résultats d'estimation de la série des encours des comptes courants en euros montrent que le taux d'intérêt impacte l'encours actuel, puisque la p-value est largement inférieure à 5%.

- Les comptes chèques :

Le Modèle de Selvaggio explique 77.08% de la variation totale des comptes chèques en USD et 92.2% pour celle des comptes chèques en EUR. Les résultats d'estimation sont ainsi représentés ci-dessous :

3.5.3 Les Comptes chèques en USD :

$$\text{Log}D_k = \beta_0 + \alpha \text{Log}D_{k-1} + \beta_1 \text{Log}R_k + \beta_2 t_k$$

Coefficient	Estimation	Erreur standard	t-value	p-value
β_0	3.564383	1.381669	2.580	0.0138 *
α	0.785527	0.085626	9.174	2.77e-11 ***
β_1	0.223630	0.168447	1.328	0.1920
β_2	0.001303	0.001166	1.118	0.2705

Table 29 : Les coefficients du modèle Selvaggio pour les comptes chèques en USD

Les résultats obtenus par la régression indiquent que la série des encours est expliquée par sa série décalée.

3.5.4 Les Comptes chèques en EUR :

$$\text{Log}D_k = \beta_0 + \alpha \text{Log}D_{k-1} + \beta_1 \text{Log}R_k + \beta_2 t_k$$

Coefficient	Estimation	Erreur standard	t-value	p-value
β_0	0.6311819	1.0353394	0.610	0.546
α	0.9396015	0.0722801	12.999	9.34e-16 ***
β_1	-0.0085661	0.1006966	-0.085	0.933
β_2	0.0005855	0.0008164	0.717	0.478

Table 30 : Les coefficients du modèle Selvaggio pour les comptes chèques en EUR

De même pour les comptes chèques en EUR, la série décalée explique la série des encours, vu que la p-value est inférieure à 5%.

3.6 Ecoulement des dépôts à vue selon l'approche des modèles économétriques :

- Les comptes courants :

3.6.1 Les Comptes courants en USD :

Vitesse d'écoulement	28%
L'encours cible	44 994,1

Comptes courants en USD				
0 mois	89 325	0%	47.9%	Volatile
3 mois	64 132,2	28,20%		
6 mois	53 256,2	40,38%		
9 mois	48 560,9	45,64%		
12 mois	46 533,9	47,90%		

2 ans	45 047,5	49,57%	52.1%	Stable
3 ans	44 995,9	49,63%		
4 ans	44 994,1	49,63%		

Table 31 : Table d'écoulement partiel des comptes courants en USD

3.6.2 Les Comptes courants en EUR :

Vitesse d'écoulement	30%
L'encours cible	617 438

Comptes courants en Euro				
0 mois	1 160 766	0%	45.53%	Volatile
3 mois	838 339	27,78%		
6 mois	707 249	39,07%		
9 mois	653 952	43,66%		
12 mois	632 283	45,53%		
2 ans	617 843	46,77%	54.47%	Stable
3 ans	617 449	46,81%		
4 ans	617 438	46,81%		

Table 32 : Table d'écoulement partiel des comptes courants en EUR

Nous remarquons que les comptes courants en EUR et USD s'écoulent de la même manière que les comptes courants en MAD. En effet, 47% de ces dépôts en USD et 45% en EUR s'écoulent au bout d'une année. La BMCE ne peut donc utiliser ce type de dépôts pour octroyer des crédits à long terme.

- Les comptes chèques :

3.6.3 Les Comptes chèques en USD :

Vitesse d'écoulement	30%
L'encours cible	306 610,4515

Comptes chèques en USD				
0 mois	393 897	0%		
3 mois	342 098,6696	13,15%	21.55%	Volatile
6 mois	321 038,8843	18,50%		
9 mois	312 476,6145	20,67%		
12 mois	308 995,4554	21,55%		
2 ans	306 675,6187	22,14%	78.45%	Stable
3 ans	306 612,2321	22,16%		
4 ans	306 610,5002	22,16%		
5 ans	306 610,4529	22,16%		
6 ans	306 610,4516	22,16%		
7 ans	306 610,4515	22,16%		

Table 33 : Table d'écoulement partiel des comptes Chèques en USD

3.6.4 Les Comptes chèques en EUR :

Vitesse d'écoulement	6%
L'encours cible	42 902

Comptes chèques en euros				
0 mois	79 821	0%		
3 mois	73 740	7,62%	23.74%	Volatile
6 mois	68 660	13,98%		
9 mois	64 417	19,30%		
12 mois	60 872	23,74%		
2 ans	51 649	35,29%	76.26%	Stable
3 ans	47 159	40,92%		
4 ans	44 974	43,66%		
5 ans	43 910	44,99%		
6 ans	43 393	45,64%		
7 ans	43 141	45,95%		

8 ans	43 018	46,11%
9 ans	42 958	46,18%
10 ans	42 929	46,22%
11 ans	42 915	46,24%
12 ans	42 908	46,24%
13 ans	42 905	46,25%
14 ans	42 903	46,25%
15 ans	42 902	46,25%

Table 34 : Table d'écoulement partiel des comptes Chèques en EUR

L'encours cible représente 46% d'encours actuel des comptes chèques en EUR et 22% de celui en USD, ces parts peuvent donc être utilisées pour octroyer des crédits à long terme.

Conclusion

Les résultats des conventions d'écoulement pour les comptes en devises présentent des similitudes et des différences par rapport aux résultats pour les comptes en MAD. En effet, pour les comptes courants, on voit bien que les résultats en devises convergent vers celles en MAD.

Par contre, l'examen de la série des comptes chèques permet de dire que la série en EUR est plus stable en termes de durée comparativement à celle en MAD. La série en USD, quant à elle, est moins stable en terme de durée en la comparant avec la série en MAD.

Chapitre V :

Modélisation des rachats anticipés

Parallèlement aux dépôts bancaires, ce chapitre a pour objectif d'analyser l'un des éléments les plus importants de l'actif du bilan, à savoir les crédits de la clientèle. En effet, la problématique des rachats par anticipation constitue un souci bancaire majeur du fait de la difficulté de la modélisation du comportement des clients.

4.1 Modélisation des rachats anticipés :

L'option de rachat anticipé ou remboursement anticipé est l'une des options cédées par un établissement financier à son client : c'est la possibilité de racheter un emprunt avant son terme. Bien qu'il le trouve avantageux, le client peut à tout moment exercer ce droit.

Généralement, un RA entraîne l'annulation d'un crédit pour contracter un nouveau avec un taux plus bas à cause de la baisse des taux au niveau du marché, ce qui engendra des gains pour le client et de l'autre côté des pertes pour la banque, bien que ces gains du client peuvent être réduits du fait de la présence d'une pénalité¹ contractuelle en cas d'application d'un RA. Cette pénalité est fixée par la réglementation et dans tous les cas elle ne peut pas couvrir le vrai coût de cette option cédée, ce qui ne suffira pas pour éliminer l'avantage financier du RA.

Si un client exerce son option de RA et renouvelle son emprunt, il va réemprunter le capital restant dû (CRD) chez une autre banque, augmenté d'une pénalité. Certes, il y aura une hausse de la valeur du prêt, mais elle sera absorbée par la baisse des taux.

La modélisation du comportement des clients qui rachètent leurs crédits est d'une importance considérable dans la mesure où elle permettra de détecter les principaux facteurs qui poussent un client à opter pour l'option de RA.

Dans ce qui suit, nous allons nous concentrer sur l'étude des crédits immobiliers, vu leur importance qu'ils revêtent dans l'actif du bilan. Nous allons dans un premier temps effectuer une présentation de la base de données et les variables jugées pertinentes dans l'analyse. Ensuite, nous optons pour une analyse descriptive afin de visualiser le comportement du client en fonction des différents facteurs, et enfin, l'estimation et la modélisation des RA à travers des différents outils statistiques et économétriques.

¹ On suppose qu'il y a une pénalité de 3%, suivant la loi de SCRIVENER qui postule dans sa 5eme section que « si le contrat de prêt prévoit une indemnité, elle ne peut pas excéder la valeur d'un semestre d'intérêt sur le CRD avant le RA sous pouvoir excéder 3% du CRD avant RA ».

4.1.1 Présentation des données utilisées :

Les données à disposition sont des données par client relevant de l'année 2017. Nous disposons ainsi de 115 531 observations. Le tableau suivant fournit une description des variables explicatives pour chaque client i :

Variable	Description
$Nominal_i$	Le capital emprunté
CRD_i	Le capital restant dû
$DureeC_i$	La durée complète du crédit, c.-à-d., celle entre la date d'octroi du crédit et la date de maturité
$DureeP_i$	La durée passée, c.-à-d., celle entre la date d'octroi du crédit et la date du rachat.
$TypeCredit_i$	Variable catégorielle : Type du crédit immobilier <ul style="list-style-type: none"> - Fonds de Garantie Logement Education-Formation (FOGALEF) ; - Fonds de Garantie des prêts au logement (FOGALOGÉ) ; - Fonds de Garantie pour les revenus irréguliers et modestes (FOGARIM) ; - Immo Plus.
$TauxCredit_i$	Le taux initial d'octroi du crédit
$CONV_i$	Variable catégorielle : Crédit immobilier conventionné ou social
$Index_i$	Variable catégorielle : Type de taux <ul style="list-style-type: none"> - Taux fixe ; - Des taux variables (TMP, Bons de trésor 1 an, Bons de trésor 5 ans...)

Table 35 : Données utilisées pour la modélisation des rachats anticipés

4.1.2 Analyse descriptive des crédits immobiliers :

Les crédits immobiliers présentent une importance considérable au niveau de l'actif bancaire, vu son importance en termes du montant emprunté, et du nombre des clients marocains qui souscrivent annuellement ce type de crédits. Ces crédits sont par nature des crédits à long terme où les taux d'intérêt varient en fonction de la durée d'emprunt, du profil de l'emprunteur, ainsi que la qualité des garanties présentées par ce dernier.

La BMCE, dans le cadre de son activité, octroie deux types de crédits immobiliers, à savoir :

- **Les crédits conventionnés** : Ce sont des prêts accordés par les établissements financiers ayant signé une convention avec l'Etat. Ce type de crédit se caractérise par des taux plus élevés, bien qu'ils soient plafonnés.
- **Les crédits à caractère social** : Il est plus proche des crédits conventionnés, mais avec un taux plus faible. En effet, les familles modestes qui ont un faible revenu peuvent en bénéficier.

L'Etat a créé trois fonds de garantie pour la couverture des prêts bancaires dont leur gestion a été confiée à la Caisse Centrale de Garantie (CCG) pour le compte de la fondation Mohammed VI pour la promotion des œuvres sociales. Il s'agit de :

- **Fonds de Garantie Logement Education-Formation (FOGALEF)** : Dédié à la garantie des prêts pour le logement au profit des enseignants adhérents à la Fondation MVI ;
- **Fonds de Garantie des prêts au logement (FOGALOGÉ)** : C'est la garantie des crédits bancaires pour le financement de l'acquisition de logements ou de terrains et/ou leur construction, en faveur de la classe moyenne et des Marocains Résidant à l'Etranger « MRE » ;
- **Fonds de Garantie pour les revenus irréguliers et modestes (FOGARIM)** : Mis en place pour la promotion du logement social en faveur de personnes à revenus modestes et/ou irréguliers afin de leur permettre de bénéficier des prêts bancaires à des conditions avantageuses.

Les crédits Immoplus, quant à eux, sont les crédits immobiliers normaux octroyés aux particuliers.

La visualisation des caractéristiques de la clientèle de la BMCE permet de donner une idée globale sur le comportement de la clientèle. La répartition par type de taux permet de donner une idée préalable sur l'aversion au risque de la part de la clientèle. En effet, environ 86% des clients souscrivent un crédit avec un taux fixe. De plus, la répartition est quasiment égale vis-à-vis du choix du type de crédit.

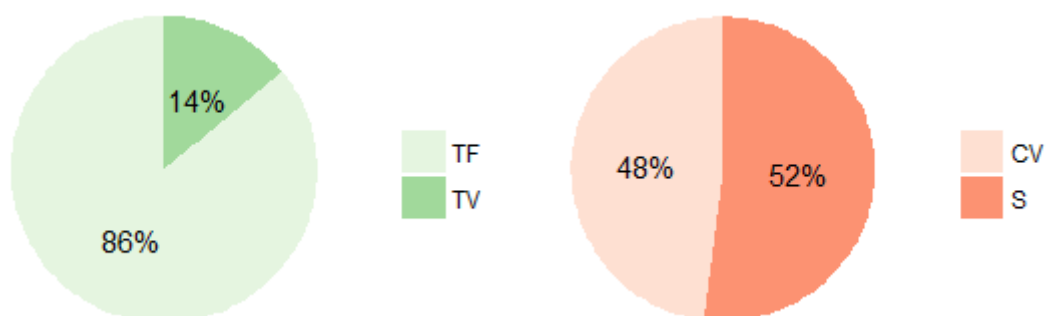


Figure 5 : Répartition par type de taux et par type de produit

4.1.2.1 Répartition par type de taux :

Rappelons qu'un prêt à taux fixe est un crédit dont le taux d'intérêt reste fixe durant toute la période du prêt. Par contre, le taux variable varie en fonction d'un indice de référence, taux fixé par Bank Al Maghrib. La révision de ce taux a lieu chaque année selon l'évolution de l'indice de référence.

Le taux fixe donne une sécurité face à toute hausse préalable des taux, et une visibilité en ce qui concerne les mensualités à payer. Le graphique suivant présente la répartition des crédits immobiliers selon le type de taux :

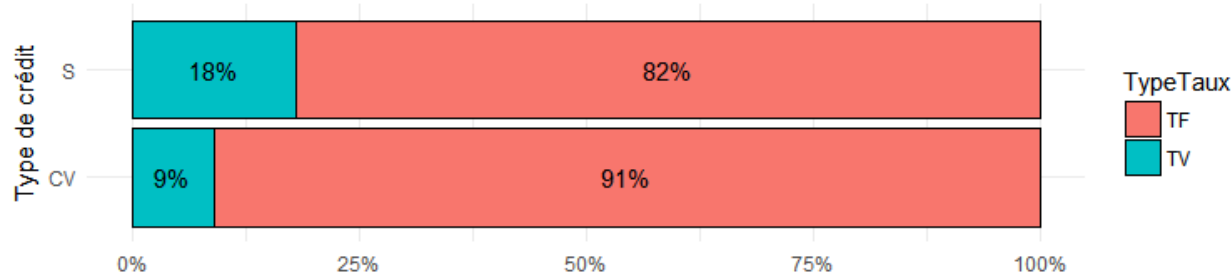


Figure 6 : Répartition des crédits immobiliers par type de taux

Nous remarquons que les clients ont tendance plus à choisir le taux fixe. Cette répartition montre bien que les clients ne veulent pas se soucier sur l'évolution des taux dans le temps, et préfèrent de payer des mensualités constantes, ce qui rend les crédits à taux fixe plus simple contrairement aux crédits à taux variables parfois complexes dans leurs mécanismes.

4.1.2.2 Répartition par type de crédits :

Le graphique ci-dessous montre que la majeure portion est prise par les crédits de type IMMO Plus. En effet, ceci peut s'expliquer par le volume des montants qui caractérise ce type. Les montants des crédits à caractère social ne sont pas si importants.

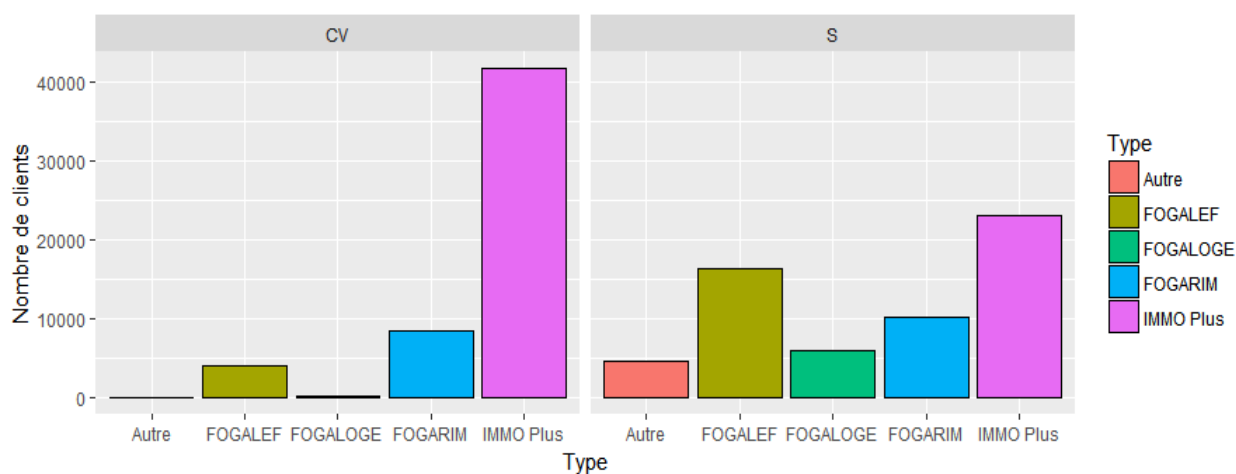


Figure 7 : Répartition des crédits immobiliers par type de crédits

4.1.2.3 Répartition par durée contractuelle du crédit :

Généralement, les crédits immobiliers sont des crédits à long terme. La visualisation du graphique suivant montre des pics sur une durée de 10, 15, 20 et 25 ans pour les crédits conventionnés et ceux à caractère social. Ceci peut nous renseigner que la durée contractuelle comprise entre 10 et 25 ans contribue fortement à l'encours global des crédits.

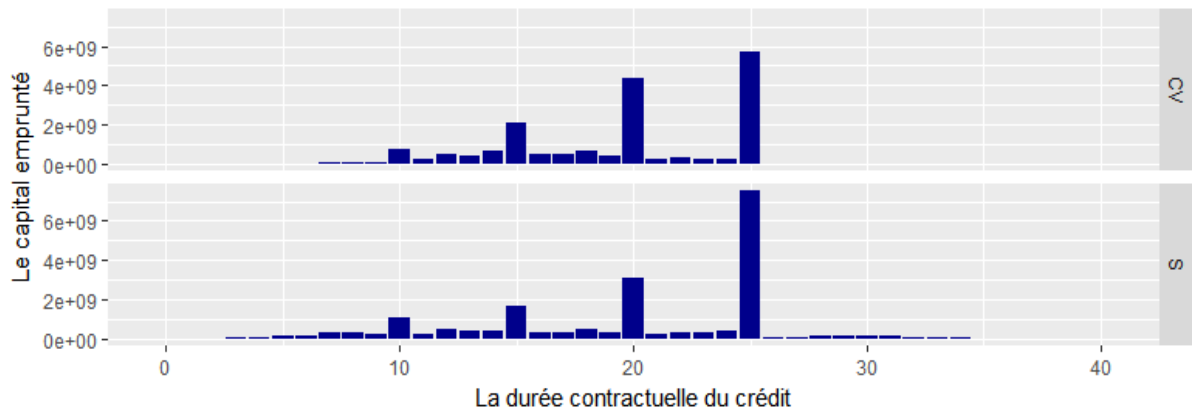


Figure 8 : Répartition par durée contractuelle du crédit

4.1.3 Présentation du modèle Logit

Dans le cadre de la modélisation du rachat des crédits immobiliers, le modèle LOGIT sera généralement adopté, vu qu'il attribue une plus grande probabilité aux événements rares. L'objectif est de donner un score aux nouveaux clients en se basant sur une panoplie de critères. Autrement dit, la banque peut identifier à travers le modèle élaboré si le client a la vocation de racheter son crédit ou pas.

La régression logistique, appelée aussi la régression binomiale est un modèle de régression où la variable à expliquer est binaire. Il repose sur l'hypothèse que le logit de la probabilité est une fonction linéaire des différentes variables explicatives.

Le logit de la probabilité n'est rien d'autre que le rapport entre la probabilité de rachat et la probabilité de non rachat : $\text{Log} \left(\frac{P(Y=1|X)}{P(Y=0|X)} \right)$

Soit $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ un ensemble de variables explicatives qui entrent dans le cadre des caractéristiques des clients vis-à-vis des crédits immobiliers. Le modèle se présente comme suit :

$$\text{Log} \left(\frac{P(Y = 1|X)}{P(Y = 0|X)} \right) = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$$

L'interprétation des valeurs des paramètres ne peut être conduite comme en régression standard. En effet, dans un modèle linéaire, le paramètre a une interprétation simple : c'est la variation de Y qui suit une variation d'une unité de X. Par construction, il y a constance de l'effet. Le modèle Logit par exemple, n'est pas linéaire, l'interprétation précédente est valable mais uniquement pour la forme linéarisée.

Si l'on réécrit le modèle sous la forme suivante :

$$\frac{P(Y = 1|X)}{P(Y = 0|X)} = \frac{P_i}{1 - P_i} = \exp(\beta_1 X_1) \times \exp(\beta_2 X_2) \times \dots \times \exp(\beta_n X_n) = c_i$$

c_i représente le rapport de la probabilité associée à l'événement $y_i = 1$ à la probabilité de la non survenue de cet événement : Il s'agit de l'odds ratio. Si ce rapport est égal à c_i pour l'individu i , cela signifie qu'il y a c_i fois plus de chance que l'événement $y_i = 1$ se réalise qu'il ne se réalise pas. Ainsi, un accroissement d'une unité de la variable exogène multiplie l'odds ratio par $\exp(\beta_j)$ (HURLIN C., 2003).

4.2 Application de la régression logistique :

Afin d'évaluer les performances de notre modèle, l'estimation du modèle s'est faite sur 80% de notre base de données, appelée des données d'apprentissage. Ainsi, 20% des données sont utilisées comme des données test pour évaluer notre modèle en utilisant la courbe ROC et la matrice de confiance.

Pour la sélection des variables explicatives (voir table 35) pertinentes, nous utilisons la sélection descendante « Backward ».

4.2.1 Estimation du modèle :

Variable	Estimation	Erreur standard	z-value	p-value
Constante	-1.472e+00	2.416e-01	-6.096	1.09e-09 ***
DureeContra	-4.698e-05	1.834e-05	-2.561	0.010422 *
DureePassée	5.771e-05	2.840e-05	2.032	0.042171 *
Nominal	6.546e-08	2.849e-08	2.298	0.021557 *
TypeCredit.FOGALEF	-1.308e+00	2.104e-01	-6.218	5.05e-10 ***
TypeCredit.FOGALOGÉ	-4.595e-01	2.167e-01	-2.120	0.033971 *
TypeCredit.FOGARIM	-8.658e-01	2.102e-01	-4.119	3.81e-05 ***
TypeCredit.IMMOPlus	-7.101e-01	2.051e-01	-3.462	0.000535 ***
PercentCRD	-1.480e+00	1.803e-01	-8.207	2.27e-16 ***

Table 36 : Estimation du modèle Logit

Toutes les variables sélectionnées pour l'estimation de notre modèle sont significatives. Leur Wald z-statistic est largement différente de zéro. De plus, leur p-value est très inférieure au seuil de 5%.

On remarque bien que pour une augmentation d'une unité en pourcentage de capital restant dû, la « probabilité log » de rachat diminue. Donc si le client trouve qu'il a déjà payé une importante partie de son crédit, il n'est plus intéressé à racheter le reste.

4.2.2 Evaluation du modèle :

Pour évaluer notre modèle, nous utilisons comme critère d'évaluation la courbe ROC et la matrice de confusion.

4.2.2.1 Courbe ROC :

La courbe ROC (receiver operating characteristic) est une représentation graphique de la relation qui existe entre la sensibilité (taux de bon classement des positifs) et la spécificité (taux de bon classement des négatifs) pour chaque valeur seuil considérée (**Hanley JA, McNeil BJ.,1982**).

Ce graphique met en rapport la proportion de vrais positifs avec la proportion de faux positifs pour toutes les valeurs-seuil du test. Plus la courbe s'écarte de la première bissectrice, plus la discrimination est parfaite. Si la courbe se confond avec la première bissectrice, le modèle attribue des scores au hasard.

L'aire sous la courbe « AUC » indique la capacité du modèle à discriminer entre les vrais positifs et les faux positifs. Plus l'AUC augmente plus la discrimination est parfaite.

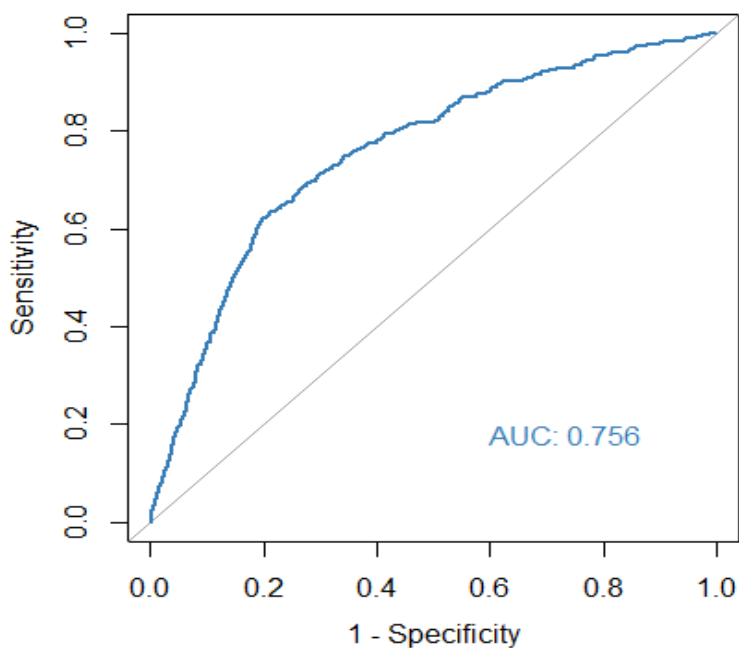


Figure 9 : Courbe ROC du modèle Logit

La précision de notre modèle est représentée par l'aire sous la courbe (AUC) qu'est égale à 75.6%. Donc, le modèle est globalement satisfaisant.

4.2.2.2 Matrice de confusion :

La matrice de confusion est une matrice qui mesure la qualité d'un modèle de classification. Chaque ligne correspond à une classe réelle, chaque colonne correspond à une classe estimée. Elle nous donne une idée sur le taux de bon classement du modèle « précision », c.-à-d., combien d'individus ont été bien classés, ainsi que le taux de bon classement des positifs « Sensibilité » et celui des négatifs « Spécificité ».

		Estimés	
		0	1
Observés	0	21409	332
	1	1660	124

Précision	92%
Spécificité	28%
Sensibilité	93%

Table 37 : Matrice de confusion du modèle Logit

La précision de notre modèle est 92% ce qui semble satisfaisant comme résultat. La spécificité et sensibilité sont respectivement égaux à 28% et 93%. Donc, notre modèle peut prédire la présence de rachat avec une probabilité de 0.28 si un rachat a eu lieu, et la non présence du rachat avec une probabilité de 0.93 si le client n'effectue pas de rachat.

4.3 Modélisation en utilisant l'arbre de classification :

Les méthodes basées sur les arbres de décision impliquent le partitionnement récursif de l'espace d'entrée en un nombre de classes dans le but de faire des prédictions.

Cet outil d'aide à la décision nous permet de représenter d'une manière simple et facile à interpréter les décisions prises par les clients.

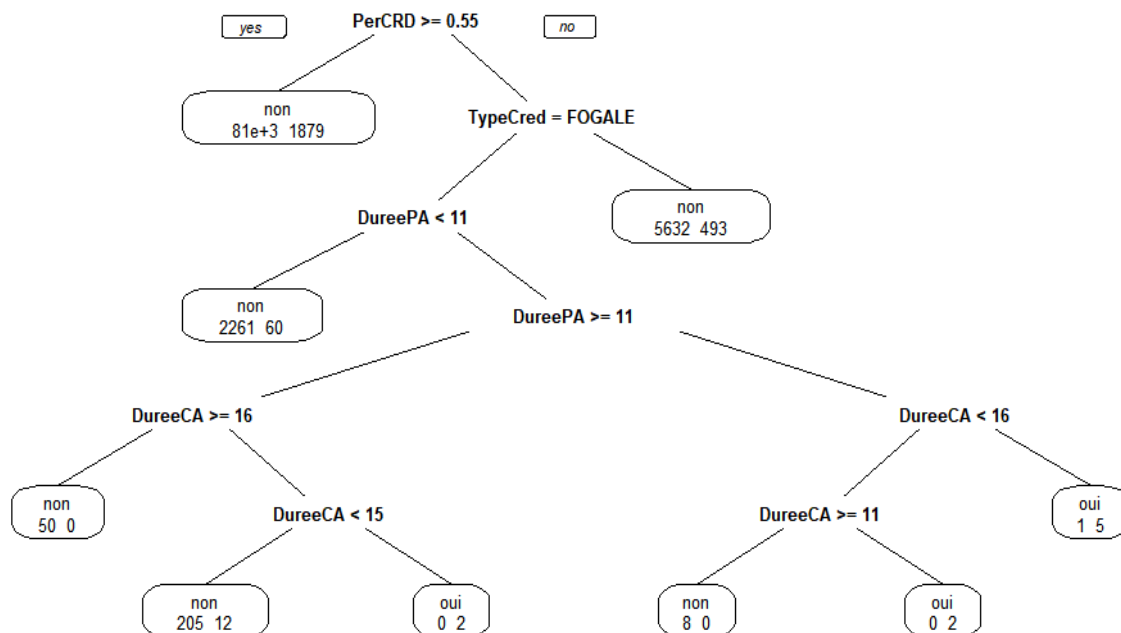


Figure 10 : Arbre de classification

Les variables sont utilisées pour la construction d'arbre de classification. Il s'agit de la part restant à payer, type de crédit, durée passée et la durée contractuelle. La première variable de séparation sur laquelle le sommet de l'arbre a été devisée est celle qui influence le plus la décision de rachat.

Nous remarquons que les clients ayant un pourcentage du capital restant dû dépassant 55%, ou ayant un type de crédit différent de FOGALEF ou une durée passée inférieure à 11 ans n'effectuent pas de rachat. Cependant, les clients qui arrivent à rembourser plus que 45% du montant initial emprunté ont tendance à racheter leurs crédits si la durée passée est inférieure à 11 ans et la durée contractuelle est supérieure à 16 ans ou inférieure à 11ans, ou si la durée passée est supérieure à 11 ans et la durée contractuelle est inférieure à 15ans.

4.3.1 Courbe ROC :

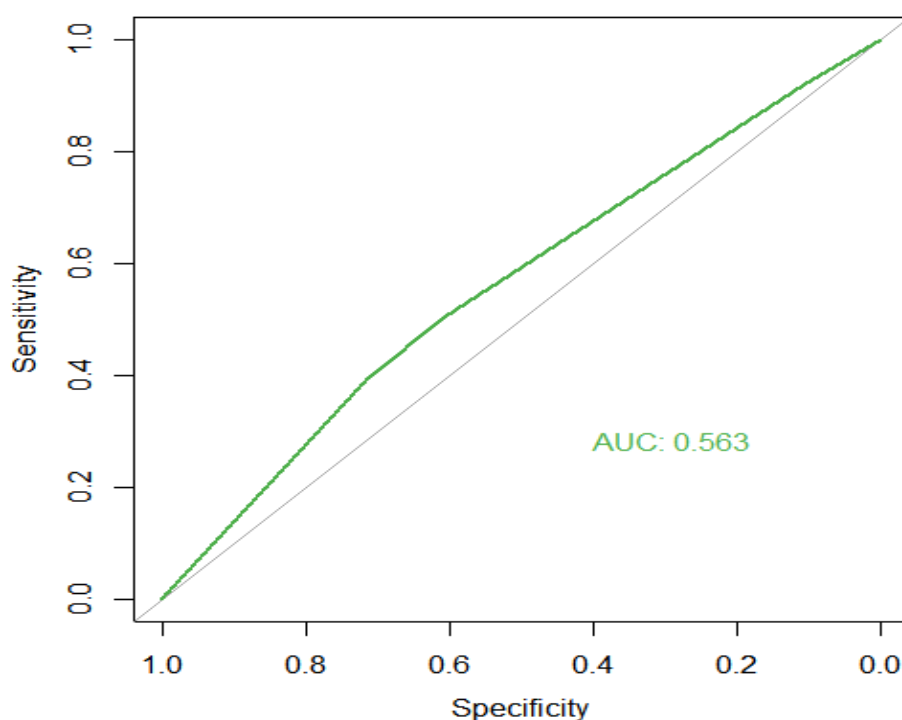


Figure 11 : Courbe ROC de l'arbre de classification

La précision de notre modèle est représentée par l'aire sous la courbe (AUC) qu'est égale à 56.3%. Donc, le modèle n'est pas assez satisfaisant.

4.3.2 Matrice de confusion :

		Estimés	
		0	1
Observés	0	21942	943
	1	18	1
Précision		95%	
Spécificité		0.1%	
Sensibilité		99%	

Table 38 : Matrice de confusion de l'arbre de classification

Le modèle établi à travers l'arbre de classification a établi un taux de bon classement de 95%, c'est-à-dire que sur 100 crédits 95 seront bien classés. La non présence de rachat est presque toujours détectée par notre modèle puisque la sensibilité est égale à 99%. Par contre, la qualité de prédiction de la présence de rachat n'est pas satisfaisante.

Cette approche fournit des résultats simples et faciles à interpréter. Cependant, sa qualité de prédiction est inférieure à celle de la régression logistique.

Conclusion

La modélisation des rachats anticipés présente un enjeu important pour la BMCE, puisqu'ils génèrent des pertes remarquables à la banque. Cependant, les variables qui expliquent la variabilité de ce phénomène restent difficiles à déterminer.

Conclusion générale

L'exposition aux différents types de risques, la nécessité d'une gestion efficace poussent les banques commerciales à préserver l'équilibre entre les différentes rubriques du bilan bancaire. C'est dans ce contexte où se situe la gestion ALM afin d'analyser l'actif et le passif bancaire, ainsi que de veiller à la cohérence des différentes rubriques qui les composent.

Avant de réaliser les objectifs principaux du projet, nous avons présenté la BMCE Bank en tant qu'un organisme d'accueil, les différentes tâches que fait un gestionnaire ALM et l'environnement réglementaire dans lequel la banque évolue.

L'analyse a porté, dans un premier temps, sur le volet passif du bilan bancaire, par la modélisation des dépôts à vue à travers une approche de durée de vie, et une autre économétrique. Les différents résultats d'estimation ont pour objectif d'élaborer les conventions d'écoulement de ces dépôts en Dirhams, et de voir leur disparition dans le temps, ainsi que les pourcentages de stabilité pour chaque produit. La comparaison avec les conventions d'écoulement en devises a montré une certaine cohérence en termes de résultat pour les comptes courants. Toutefois, la série des comptes chèques en devises ne s'écoulent pas dans la même durée par rapport à celle en Dirhams.

Dans un second temps, la modélisation des rachats anticipés des crédits immobiliers était au cœur de l'analyse de l'actif bancaire. En effet, l'application de la régression logistique et l'évaluation du modèle estimé à travers la courbe ROC et la matrice de confusion a généré des résultats plus satisfaisants que celle par classification. La décision qu'un client rachète ou ne rachète pas son crédit peut ainsi être déduite.

Bibliographie/Webographie

BADAoui F., 2018, cours des séries chronologiques, INSEA.

Banque de Règlements Internationaux., 2013, « Bâle III : Ratio de liquidité à court terme et outils de suivi de liquidité ».

BESSIS J., 1995, « Gestion des risques et gestion actif passif des banques », Dalloz

BOURBONNAIS R., TERRAZA M., 2004, « Analyse des séries temporelles, application à l'économie et à la gestion ». Dunod, Paris.

Breusch-Pagan, 1979 « Simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation », *Econometrica*, The Econometric Society.

CHAoubi A., 2018, cours des modèles linéaires généralisés, INSEA.

DEMEY P., FRACHOT A., RIBOULET G., 2004, « Introduction à la gestion Actif-Passif Bancaire », Economica.

Dupré Denis, 1996, « La modélisation des dépôts à vue, Banque et Marché ».

Hanley JA, McNeil BJ.,1982, « The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve ».

HURLIN C., 2003, Cours d'économétrie des variables qualitatives, ESA Orléans.

Durbin-Watson,1950, « Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression, I », *Biometrika*.

R. Jarrow, D. Van Deventer, 1998, « The arbitrage-free valuation and hedging of demand deposits and credit card loans », *Journal of Banking and Finance*.

Kolmogorov-Smirnov, 1948,«Table for estimating the goodness of fit of empirical distributions », *Annals of Mathematical Statistics*.

LACGNI Carlos Dendi, 2007, « Modélisation de l'écoulement des dépôts à vue : cas des banques commerciales camerounaises », ISSEA.

O'Brien, 2000, « Estimating the value and interest rate risk of interest bearing transaction deposits», Division of Research and Statistics, Board of Governors, Federal Reserve.

Office of Thrift Supervision, 2000, « The OTS net portfolio value model, OTS, US Department of Treasury».

OULHEN J., 2012, « Modélisation de l'écoulement des dépôts à vue dans le cadre d'une gestion actif-passif bancaire ».

QUEMARD J., GOLITIN V., Juin 2005, « Le risque de taux d'intérêt dans le système bancaire français », Banque de France, Revue de la stabilité financière, N°6.

Selvaggio Robert D., 1996, « Using the OAS methodology to value and hedge commercial bank retail demand deposit premiums ».

<http://www.bkam.ma/>

<http://www.bmcebank.ma/>

Annexe

A. Les tests statistiques utilisés :

1. Test de Kolmogorov-Smirnov

C'est un test d'hypothèse qui cherche à déterminer si les données suivent une loi normale. Le test de Kolmogorov-Smirnov est un test d'ajustement. La différence avec le test du χ^2 est qu'il est fondé sur les fonctions de répartition plutôt que sur les densités. L'hypothèse nulle à valider étant :

H₀ : Les données suivent une loi normale ;

H₁ : Les données ne suivent pas une loi normale.

2. Test de Breusch-Pagan

En statistiques, le test de Breusch-Pagan permet de tester l'hypothèse d'homoscédasticité du terme d'erreur d'un modèle de régression linéaire.

Il effectue une régression linéaire aux résidus du modèle en utilisant les mêmes variables explicatives et rejette l'hypothèse d'homoscédasticité si une grande part de la variance est expliquée. Sous l'hypothèse **H₀**, la statistique de Breusch Pagan suit une loi de Chi deux avec le nombre de paramètres comme degré de liberté.

Sur R, l'hypothèse d'homoscédasticité est rejetée si la p-value est inférieure au seuil de 5%.

1. Test de Durbin-Watson

Il teste l'autocorrélation entre les résidus. L'hypothèse nulle H₀ est l'absence d'autocorrélation des erreurs. Le test repose sur l'estimation par la méthode des moindres carrés d'un modèle autorégressif pour les résidus estimés.

$$\varepsilon_t = \rho\varepsilon_{t-1} + \mu_t$$

L'hypothèse nulle du test H₀ : $\rho = 0$

La statistique de Durbin Watson DW est donnée par :

$$DW = \frac{\sum(\varepsilon_t - \varepsilon_{t-1})^2}{\sum \varepsilon_t^2}$$

La statistique DW est comprise entre zéro et quatre. L'hypothèse nulle d'absence d'autocorrélation des erreurs est acceptée lorsque la valeur de cette statistique est proche de deux.

1. Test signification d'un coefficient « t-value » :

Le test consiste à opposer :

- **H₀** : $\alpha_i=0$
- **H₁** : $\alpha_i \neq 0$

On rejette H₀ si t-value > t-tabulé

Le retrait de la variable X_j de la régression est possible si l'hypothèse nulle est vraie. Par rapport aux autres variables, la contribution de X_j dans l'explication de Y n'est pas significative.

2. Test de Wald :

Soit le test suivant : H₀ : $\beta_j = 0$ contre H₁ : $\beta_j \neq 0$

Il s'agit d'un test de significativité des variables explicatives. La statistique de Wald s'écrit sous la forme suivante : $W = \beta_j^2 / \hat{\sigma}_j^2$ avec $\hat{\sigma}_j^2$: la variance estimée de $\hat{\beta}_j$.

Si la valeur observée de $W_{obs} > \chi_{1;1-\alpha}^2$. On rejette H₀ au seuil α . On dit dans ce cas que le test est significatif, que la variable X_j a un effet sur la probabilité d'apparition de l'évènement observé, sachant les autres variables du modèle.

B. Les Grandeurs d'évaluation :

3. Critère d'Information d'Akaike « AIC » :

Généralement utilise si l'objectif de l'étude est de faire de la prévision, et qui est défini par :

$$AIC = -2 \log L(\theta) + 2v$$

Où L () est la vraisemblance du modèle, représente les paramètres du modèle et le nombre de ces paramètres.

Ce critère cherche à trouver un modèle avec une vraisemblance grande, en la pénalisant par la complexité du modèle. Le modèle ayant donc la plus petite valeur du critère sera choisi.

4. Coefficient de détermination ajusté « R^2 -ajusté»:

Le coefficient de détermination ajusté R^2 est défini par :

$$R_{ajusté}^2 = 1 - \frac{n-1}{n-p} * \frac{SCR}{SCT}$$

SCR : somme des carrés résiduels

SCT : somme des carrés totaux

n : nombre d'observations

p : nombre de variables explicatives

C. Les résultats des modèles économétriques :

1. Les comptes courants en MAD :

Le modèle retenu est celui de Selvaggio. L'estimation des paramètres sur R donne la valeur des coefficients et leur significativité.

```
> summary(ccose1vagio)
Call:
lm(formula = log(cco) ~ log(cco1) + log(TMP) + T)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.22592 -0.05766 -0.00242  0.04702  0.34018

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  4.171983   0.730186   5.714 7.46e-08 ***
log(cco1)    0.552308   0.075060   7.358 2.05e-11 ***
log(TMP)     0.011149   0.055394   0.201  0.841
T            0.001821   0.000418   4.356 2.70e-05 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.09083 on 127 degrees of freedom
(1 observation deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.7615,    Adjusted R-squared:  0.7559
F-statistic: 135.2 on 3 and 127 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

- Test hypothèses :

```
> "Avec variable taux"
[1] "Avec variable taux"
> bptest(ccoselvagio) #Homoscédasticité

studentized Breusch-Pagan test

data: ccoselvagio
BP = 1.1661, df = 3, p-value = 0.7611

> dwtest(ccoselvagio) #Absence d'autocorrelation

Durbin-Watson test

data: ccoselvagio
DW = 2.3619, p-value = 0.9688
alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0

> ks.test(ccoselvagio$residuals,"pnorm",mean=mean(ccoselvagio$residuals),sd=sd(ccoselvagio$residuals)) #Normalité

One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data: ccoselvagio$residuals
D = 0.060338, p-value = 0.7268
alternative hypothesis: two-sided
```

2. Les comptes courants en EUR :

Le modèle retenu est celui de Selvaggio. L'estimation des paramètres sur R donne la valeur des coefficients et leur significativité.

```
> summary(CCOEURselvagio)

Call:
lm(formula = log(CCOEUR) ~ log(CCOEUR1) + log(TMP) + T)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.35384 -0.11345 -0.00245  0.10532  0.30957

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  3.662527   2.449169   1.495  0.14285
log(CCOEUR1)  0.686677   0.104819   6.551 8.91e-08 ***
log(TMP)     -1.078120   0.395728  -2.724  0.00959 **
T              0.010255   0.004887   2.098  0.04239 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.1646 on 39 degrees of freedom
(1 observation deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.9314,    Adjusted R-squared:  0.9262
F-statistic: 176.6 on 3 and 39 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

- Test hypothèses :

```

> "CCO en EUR"
[1] "CCO en EUR"
> bptest(CCOEURselvagio) #Homoscédasticité

studentized Breusch-Pagan test

data: CCOEURselvagio
BP = 3.2187, df = 3, p-value = 0.3591

> dwtest(CCOEURselvagio) #Absence d'autocorrelation

Durbin-watson test

data: CCOEURselvagio
DW = 1.8194, p-value = 0.1511
alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0

> ks.test(CCOEURselvagio$residuals,"pnorm",mean=mean(CCOEURselvagio$residuals),sd=sd(CCOEURselvagio$residuals))#Normalité

one-sample kolmogorov-smirnov test

data: CCOEURselvagio$residuals
D = 0.080292, p-value = 0.9235
alternative hypothesis: two-sided

```

3. Les comptes courants en USD :

Le modèle retenu est celui de Selvaggio. L'estimation des paramètres sur R donne la valeur des coefficients et leur significativité.

```

> summary(CCOUSDselvagio)

Call:
lm(formula = log(CCOUSD) ~ log(CCOUSD1) + log(TMP) + T)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.28559 -0.17928  0.01019  0.23157  0.67357

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  3.7319498   3.5416234   1.054   0.298
log(CCOUSD1)  0.7277842   0.1039747   7.000 2.15e-08 ***
log(TMP)      0.1495176   0.8176964   0.183   0.856
T             -0.0005456   0.0050541  -0.108   0.915
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.3452 on 39 degrees of freedom
(1 observation deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.6073,    Adjusted R-squared:  0.577
F-statistic: 20.1 on 3 and 39 DF,  p-value: 4.888e-08

```

- Test hypothèses :

```

> "cco en USD"
[1] "cco en USD"
> bptest(ccOUSDSelvagio) #Homoscédasticité

studentized Breusch-Pagan test

data: ccOUSDSelvagio
BP = 2.6208, df = 3, p-value = 0.4539

> dwtest(ccOUSDSelvagio) #Absence d'autocorrelation

Durbin-watson test

data: ccOUSDSelvagio
DW = 1.762, p-value = 0.1101
alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0

> ks.test(ccOUSDSelvagio$residuals,"pnorm",mean=mean(ccOUSDSelvagio$residuals),sd=sd(ccOUSDSelvagio$residuals))#Normalité

one-sample Kolmogorov-Smirnov test

data: ccOUSDSelvagio$residuals
D = 0.090022, p-value = 0.846
alternative hypothesis: two-sided

```

4. Les comptes chèques en MAD :

Le modèle retenu est celui de Selvaggio. L'estimation des paramètres sur R donne la valeur des coefficients et leur significativité.

```

> summary(CCHSelvagio)

Call:
lm(formula = log(CCH) ~ log(CCH1) + log(TMP) + T)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.030675 -0.006449 -0.000941  0.005811  0.036797

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.1762731  0.2798343   4.203 4.92e-05 ***
log(CCH1)    0.8788106  0.0272319  32.271 < 2e-16 ***
log(TMP)    -0.0172531  0.0070784  -2.437  0.01618 *
T            0.0005722  0.0001623   3.525  0.00059 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.01142 on 127 degrees of freedom
(1 observation deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.9972,    Adjusted R-squared:  0.9972
F-statistic: 1.531e+04 on 3 and 127 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

- Test hypothèses :

```
> "Avec variable taux"
[1] "Avec variable taux"
> bptest(CCHSelvagio) #Homoscédasticité
```

```
studentized Breusch-Pagan test
```

```
data: CCHSelvagio
BP = 1.8821, df = 3, p-value = 0.5972
```

```
> dwtest(CCHSelvagio) #Absence d'autocorrelation
```

```
Durbin-Watson test
```

```
data: CCHSelvagio
DW = 2.7523, p-value = 1
alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0
```

```
> ks.test(CCHSelvagio$residuals,"pnorm",mean=mean(CCHSelvagio$residuals),sd=sd(CCHSelvagio$residuals))#Normalité
```

```
One-sample Kolmogorov-Smirnov test
```

```
data: CCHSelvagio$residuals
D = 0.11107, p-value = 0.07893
alternative hypothesis: two-sided
```

5. Les comptes chèques en EUR :

Le modèle retenu est celui de Selvaggio. L'estimation des paramètres sur R donne la valeur des coefficients et leur significativité.

```
> summary(CCHEURselvagio)

Call:
lm(formula = log(CCHEUR) ~ log(CCHEUR1) + log(TMP) + T)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.108954 -0.013655 -0.004656  0.019714  0.110454

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  0.6311819  1.0353394   0.610   0.546
log(CCHEUR1) 0.9396015  0.0722801  12.999 9.34e-16 ***
log(TMP)     -0.0085661  0.1006966  -0.085   0.933
T            0.0005855  0.0008164   0.717   0.478
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.03735 on 39 degrees of freedom
(1 observation deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.9275,    Adjusted R-squared:  0.922
F-statistic: 166.4 on 3 and 39 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

- Test hypothèses :

```

> "CCH en EUR"
[1] "CCH en EUR"
> bptest(CCHEURselvagio) #Homoscédasticité

studentized Breusch-Pagan test

data: CCHEURselvagio
BP = 4.8499, df = 3, p-value = 0.1831

> dwtest(CCHEURselvagio) #Absence d'autocorrelation

Durbin-Watson test

data: CCHEURselvagio
DW = 1.6704, p-value = 0.06002
alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0

> ks.test(CCHEURselvagio$residuals,"pnorm",mean=mean(CCHEURselvagio$residuals),sd=sd(CCHEURselvagio$residuals))#Normalité

One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data: CCHEURselvagio$residuals
D = 0.1192, p-value = 0.535
alternative hypothesis: two-sided

```

6. Les comptes chèques en USD :

Le modèle retenu est celui de Selvaggio. L'estimation des paramètres sur R donne la valeur des coefficients et leur significativité.

```

> summary(CCHUSDselvagio)

Call:
lm(formula = log(CCHUSD) ~ log(CCHUSD1) + log(TMP) + T)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.15164 -0.04023  0.01804  0.04964  0.12005

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  3.564383   1.381669   2.580   0.0138 *
log(CCHUSD1)  0.785527   0.085626   9.174 2.77e-11 ***
log(TMP)      0.223630   0.168447   1.328   0.1920
T              0.001303   0.001166   1.118   0.2705
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.07208 on 39 degrees of freedom
(1 observation deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.7872,    Adjusted R-squared:  0.7708
F-statistic: 48.09 on 3 and 39 DF,  p-value: 3.565e-13

```

- Test hypothèses :

```
> "CCH en USD"
[1] "CCH en USD"
> bptest(CCHUSDselvagio) #Homoscédasticité

studentized Breusch-Pagan test

data: CCHUSDselvagio
BP = 1.3231, df = 3, p-value = 0.7237

> dwtest(CCHUSDselvagio) #Absence d'autocorrelation

Durbin-watson test

data: CCHUSDselvagio
DW = 1.7918, p-value = 0.1259
alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0

> ks.test(CCHUSDselvagio$residuals,"pnorm",mean=mean(CCHUSDselvagio$residuals),sd=sd(CCHUSDselvagio$residuals))#Normalité

one-sample Kolmogorov-Smirnov test

data: CCHUSDselvagio$residuals
D = 0.12579, p-value = 0.4667
alternative hypothesis: two-sided
```

7. Les comptes sur carnets :

Le modèle retenu est celui de Selvaggio. L'estimation des paramètres sur R donne la valeur des coefficients et leur significativité.

```
> summary(CSCselvagio)

Call:
lm(formula = log(CSC) ~ log(CSC1) + log(TMP) + T)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.0110284 -0.0012547  0.0002406  0.0016388  0.0119858

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  5.557e-01  1.567e-01   3.547 0.000547 ***
log(CSC1)    9.420e-01  1.607e-02  58.634 < 2e-16 ***
log(TMP)     1.593e-03  2.731e-03   0.583 0.560761
T            2.690e-04  9.022e-05   2.982 0.003434 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.00314 on 127 degrees of freedom
(1 observation deleted due to missingness)
Multiple R-squared:  0.9997,    Adjusted R-squared:  0.9997
F-statistic: 1.69e+05 on 3 and 127 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

- Test hypothèses :

```
> "Avec variable taux"
```

```
[1] "Avec variable taux"
```

```
> qqtest(CSCSelvagio)#Homoscédasticité
```

Goldfeld-Quandt test

```
data: CSCSelvagio
```

```
GQ = 0.93269, df1 = 62, df2 = 61, p-value = 0.6075
```

```
alternative hypothesis: variance increases from segment 1 to 2
```

```
> dwtest(CSCSelvagio) #Absence d'autocorrelation
```

Durbin-watson test

```
data: CSCSelvagio
```

```
DW = 2.6667, p-value = 0.9998
```

```
alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0
```

```
> ks.test(CSCSelvagio$residuals,"pnorm",mean=mean(CSCSelvagio$residuals),sd=sd(CSCSelvagio$residuals))#Normalité
```

one-sample Kolmogorov-Smirnov test

```
data: CSCSelvagio$residuals
```

```
D = 0.096806, p-value = 0.1716
```

```
alternative hypothesis: two-sided
```

D. Tableau d'ANOVA et le test de Fisher :

L'examen visuel du graphique ne permet pas toujours de voir l'existence de la saisonnalité et de la tendance. Le test statistique de Fisher permet de pallier cet inconvénient.

Soit :

N : Le nombre d'années ;

P : La périodicité dans l'année ;

x_{ij} : La valeur de la chronique pour la i ème année et la j ème période.

Une première étape consiste à calculer les moyennes des années et des périodes comme le montre le tableau ci-dessous :

<i>Périodes</i>	<i>1</i>	...	<i>J</i>	...	<i>p</i>	<i>Moyennes années</i>
<i>Années</i>						
<i>1</i>	x_{11}		x_{1j}		x_{1P}	
...						
<i>i</i>	x_{i1}		x_{ij}		x_{iP}	$x_{i.} = \frac{1}{P} \sum_{j=1}^P x_{ij}$
...						
<i>N</i>	x_{N1}		x_{Nj}		x_{NP}	
<i>Moyennes périodes</i>			$x_{.j} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ij}$			$x_{..} = \frac{1}{Np} \sum_{j=1}^p \sum_{i=1}^N x_{ij}$

Nous utilisons les moyennes calculées pour effectuer notre analyse de la variance (ANOVA) de la série :

Somme des carrés	Degré de liberté	Désignation	Variance
$S_p = N \sum_j (x_{.j} - x_{..})^2$	$p - 1$	Variance Période	$V_p = \frac{S_p}{p - 1}$
$S_A = P \sum_i (x_{i.} - x_{..})^2$	$N - 1$	Variance Année	$V_A = \frac{S_A}{N - 1}$
$S_R = \sum_i \sum_j (x_{ij} - x_{i.} - x_{.j} + x_{..})^2$	$(p - 1) \times (N - 1)$	Variance Résidu	$V_R = \frac{S_R}{(p - 1)(N - 1)}$
S_T	$N \times p - 1$	Variance Totale	$V_T = \frac{S_T}{N \times p - 1}$

Avec :

S_p : Somme des carrés de période ; V_p : Variance période ;

S_A : Somme des carrés de l'année ; V_A : Variance année ;

S_R : Somme des carrés résiduelle ; V_R : Variance résidu ;

S_T : Somme des carrés totaux ; V_T : Variance totale.

A partir de ce tableau, nous pouvons construire **les tests d'hypothèses** :

- **Test d'influence du facteur colonne, la période** : On calcule la statistique de Fisher sous la formule suivante : $F_c = \frac{V_p}{V_R}$. Une fois la statistique est calculée, on la compare avec le Fisher de la table F_{v_1, v_2}^α à $v_1 = p - 1$ et $v_2 = (N - 1)(p - 1)$ degrés de liberté. Si le Fisher empirique est supérieur au Fisher lu dans la table, on rejette l'hypothèse H_0 et donc la série est saisonnière.

- **Test d'influence du facteur ligne, la tendance** : La statistique de Fisher est donnée comme suit : $F_c = \frac{V_A}{V_R}$. Une fois la statistique est calculée, on la compare avec le Fisher de la table $F_{v_3;v_2}^\alpha$ à $v_3 = N - 1$ et $v_2 = (N - 1)(p - 1)$ degrés de liberté. Si le Fisher empirique est supérieur au Fisher lu dans la table, on rejette l'hypothèse H_0 et donc la série est donc affectée d'une tendance.