

**Mémoire de fin de cycle en vue de l'obtention du diplôme de
Master**

Spécialité : Digital finance and Banking management

THEME :

**L'utilisation du Machine Learning dans
l'analyse du risque crédit lié aux marchés
publics.**

CAS : Caisse de garantie des marchés publics.

Présenté par :

Mme Radia ZIADI

Mme Sophia MEDJOUL

Encadré par :

Mme Samia BENYAHIA

Mr Madjid HAMEDDICH

Année universitaire

2024-2025

**Mémoire de fin de cycle en vue de l'obtention du diplôme de
Master**

Spécialité : Digital finance and Banking management

THEME :

**L'utilisation du Machine Learning dans
l'analyse du risque crédit lié aux marchés
publics.**

**CAS : Caisse de garantie des marchés publics
(CGMP).**

Présenté par :

Mme Radia ZIADI

Mme Sophia MEDJOUL

Encadré par :

Mme Samia BENYAHIA

Mr Madjid HAMEDDICH

Année universitaire

2024-2025

Sommaire

Introduction Générale	1
Chapitre 01 : Approche conceptuelle du machine Learning, des marchés publics et de l'analyse risque de crédit.	5
Section 01 : Les fondements du marché public.	7
Section 02 : Notions théoriques sur l'analyse du risque de crédit.	19
Section 03 : Le Machine Learning et son cadre théorique.....	29
Chapitre 02 : l'utilisation du machine Learning au sein de la CGMP.....	48
Section 01 : Présentation de la Caisse de Garantie des Marchés Publics.....	50
Section 02 : L'analyse du risque au sein de la CGMP	57
Section 03 : Vers une CGMP intelligente : analyse prédictive et traitement des risques grâce au Machine Learning.	62
Conclusion générale :.....	83
Bibliographie :.....	86
Les annexes :	90

Remerciements

Avant tout, nous souhaitons nous adresser un grand merci à nous-mêmes, pour le courage, la persévérance et l'engagement dont nous avons fait preuve tout au long de la réalisation de ce mémoire. Ce travail représente bien plus qu'un simple devoir académique, c'est le fruit de nombreux efforts, de remises en question, mais aussi de belles découvertes.

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à Mme BENALI, notre tutrice de stage, pour sa disponibilité, son accompagnement bienveillant et ses précieux conseils. Un grand merci également à Mme BENYAHIA notre encadrante académique, pour son encadrement rigoureux, ses encouragements et sa confiance tout au long de ce parcours. Sans oublier, Mr HAMEDDICH pour son encadrement exceptionnel et son soutien tout au long de ce projet.

Nous remercions chaleureusement toute l'équipe de la CGMP, notamment Mr BAAZIZ et Mr HAMIL, pour leur accueil, leur soutien et leur coopération qui ont grandement facilité notre intégration et notre travail.

Enfin, nous adressons notre reconnaissance à Mr BOUATELLI notre chef de département, pour sa compréhension, son écoute et son aide tout au long de cette expérience.

Dédicace

À mes parents,

Mes piliers, mes repères, ceux qui m'ont tout appris sans jamais rien attendre en retour. Votre amour, votre patience et vos sacrifices sont les racines de chacun de mes pas. Merci de croire en moi, même quand moi je doutais.

À mes sœurs et mes beaux-frères,

Merci pour votre tendresse, vos encouragements discrets et votre présence rassurante. Vous êtes ma force tranquille.

À mes trésors : Yanis, Farès, Meriem, Yacine, Célia et Julia,

Votre innocence, vos sourires et votre énergie sont la lumière qui illumine mes journées. Ce mémoire est aussi pour vous, un message d'espoir et de persévérance.

À mon grand-père,

Parti trop tôt, mais toujours vivant dans ma mémoire. J'espère que tu serais fier de moi, là où tu es.

À Sophia, Sara et Farah,

Trois âmes précieuses rencontrées à l'ESGEN. Merci pour les fous rires, les confidences, les moments simples qui resteront à jamais gravés.

Et à toi, ma binôme Sophia,

Complice de chaque instant, sœur de cœur dans ce défi. Merci d'avoir marché à mes côtés, dans la difficulté comme dans la joie. Ce mémoire est le fruit d'un combat que nous avons mené ensemble, avec courage et détermination.

Dédicace

Je dédie ce modeste travail à :

À mes chers parents, pour les sacrifices silencieux tissés de patience et d'amour, pour leur soutien qui ne faiblit jamais et leurs encouragements qui ont su éclairer mes pas,

À mes sœurs Melissa et Anaïs, pour leur présence rassurante et leurs élans de confiance,

À Yacine, pour son écoute, son amour inconditionnel et tous ses gestes tendres qui m'ont portée dans les moments de doute et de fragilité,

À mes meilleures amies, Hadil, Amina et Meriem pour leur bienveillance et leurs précieux conseils,

À ma chère binôme Radia, pour sa rigueur, son humour dans les moments de doute, et sa capacité à transformer chaque difficulté en défi à relever ensemble.

Liste des abréviations :

OCDE : Organisation de Coopération et de Développement Economique.

PME : Petite et Moyenne Entreprise.

PRIAM : Prédictive Intelligence Analytics Machine.

CGMP : Caisse de Garantie des Marchés Publics.

LAPP: Liquidity, Activity, Profitability, Potential.

FR : Fonds de Roulement.

BFR : Besoin en Fonds de Roulement.

SVM: Support Vector Machine.

KNN: K-Nearest Neighbors.

IA : Intelligence Artificielle.

LCG : Ligne de Crédit Générale.

BD : Base de Données.

Listes des tableaux

Tableau 1: Matrice de confusion. 43

Tableau 2: Tableau explicatif du schéma précédent. 57

Tableau 3: Résultats des modèles de la base 5. 70

Tableau 4: résultat des modèles de la Base 4. 71

Tableau 5: résultat des modèles de la Base 3. 73

Tableau 6: Résultats des modèles de la base 2. 74

Liste des figures

Figure 1: les liens entre IA, Machine Learning et Deep Learning.	30
Figure 2: Types de machine Learning.....	35
Figure 3: classification des données structurées et non structurées.....	37
Figure 4: Classification des données : structurées, semi-structurées et non structurées.....	37
Figure 5: Exemple de classification par l’algorithme Random forest.	38
Figure 6: Exemple de classification par l’algorithme des K-NN.....	39
Figure 7: Exemple de classification par l’algorithme de SVM.	40
Figure 8 : Exemple de classification par l’algorithme des XG Boost.....	41
Figure 9: Exemple de classification par l’algorithme des Neural Network.	42
Figure 10: courbe ROC pour le modèle Random Forest.	79

Liste des schémas

Schéma 1: Les principes directeurs des marchés publics.	9
Schéma 2: Types des marchés publics.	12
Schéma 3: <i>Les 5 C</i> du crédit.	22
Schéma 4 : La méthode de LAPP.	22
Schéma 5: Processus de traitement d'un dossier de crédit au sein de la CGMP.	57
Schéma 6: le pipeline de traitement et d'analyse prédictive du risque CGMP.	63
Schéma 7: Processus de construction de la base de données.	65
Schéma 8: Matrice de confusion de la Base 2 de Random Forest.	76

Résumé :

Dans un contexte où les marchés publics jouent un rôle stratégique dans l'économie nationale, la gestion efficace du risque de crédit constitue un enjeu central pour les institutions de garantie. Ce mémoire s'inscrit dans cette problématique en explorant l'apport du Machine Learning dans l'évaluation et le traitement prédictif du risque de crédit lié aux marchés publics, à travers l'exemple de la Caisse de Garantie des Marchés Publics (CGMP).

L'étude met en évidence que le recours au Machine Learning permet non seulement une meilleure détection des profils à risque, mais aussi une automatisation des processus décisionnels, en renforçant la réactivité face aux comportements défaillants. En parallèle, elle souligne les limites et précautions nécessaires, notamment en matière de transparence algorithmique et de qualité des données.

Les résultats obtenus plaident en faveur d'une intégration progressive et encadrée de ces technologies au sein de la CGMP, en vue de moderniser ses outils de gestion du risque, d'améliorer la fiabilité des décisions de garantie, et de contribuer à une meilleure gouvernance dans le secteur des marchés publics.

Mots clés : Machine Learning, risque de crédit, marchés publics, CGMP, analyse prédictive, intelligence artificielle, gouvernance financière.

Abstract:

In a context where public procurement plays a strategic role in the national economy, the effective management of credit risk has become a central concern for guarantee institutions. This thesis addresses this issue by exploring the contribution of Machine Learning in the assessment and predictive treatment of credit risk related to public contracts, through the case study of CGMP.

The first part of the study presents the theoretical foundations of Machine Learning, public procurement systems, and key concepts related to credit risk. The second, practical part offers an analysis of CGMP's internal operations, its current risk analysis mechanisms, and how artificial intelligence can be integrated to enhance its performance.

The study highlights that the use of Machine Learning not only enables better identification of risky profiles, but also allows for the automation of decision-making processes, improving responsiveness to default risks. At the same time, it underlines the challenges and necessary precautions, particularly regarding ethics, algorithmic transparency, and data quality.

The results support a gradual and well-regulated integration of these technologies within CGMP to modernize its risk management tools, enhance the reliability of guaranteed decisions, and contribute to improved governance in the public procurement sector.

Keywords: Machine Learning, credit risk, public procurement, CGMP, predictive analysis, artificial intelligence, financial governance.

Introduction Générale

Introduction générale

La gestion des marchés publics constitue un enjeu stratégique pour l'économie nationale. Elle mobilise d'importantes ressources financières, engage la responsabilité de multiples acteurs et repose sur des mécanismes complexes de sélection et de suivi des opérateurs économiques.

L'un des défis majeurs de cette gestion réside dans l'évaluation du risque de crédit, c'est la capacité d'un soumissionnaire à honorer ses engagements financiers et contractuels. Une défaillance à ce niveau peut non seulement compromettre la réalisation d'un projet public, mais aussi entraîner des pertes financières significatives pour l'institution de garantie concernée.

C'est dans ce cadre que s'inscrit l'action de la Caisse de Garantie des Marchés Publics (CGMP), un organisme clé chargé de sécuriser les opérations de passation et d'exécution des marchés publics en Algérie.

Or, face à la complexité croissante des marchés, à la multiplication des données disponibles et à la diversité des profils d'opérateurs, ces méthodes atteignent leurs limites. Elles peuvent s'avérer insuffisamment réactives, peu personnalisées et peu aptes à capter les signaux faibles annonciateurs d'un risque de crédit.

C'est dans ce contexte que l'intelligence artificielle et plus précisément le « *Machine Learning* » (ML), ouvre de nouvelles perspectives, en exploitant de vastes ensembles de données historiques et en identifiant des schémas cachés dans le comportement des opérateurs, ces techniques permettent d'améliorer significativement la prédiction des risques.

Le « *Machine Learning* » se positionne ainsi comme un outil d'aide à la décision prometteur pour renforcer la fiabilité du processus d'analyse et de gestion du risque de crédit dans les marchés publics.

Le choix d'étudier l'utilisation du « *Machine Learning* » dans l'analyse du risque de crédit liée aux marchés publics s'explique par plusieurs raisons, à la fois subjectives et objectives.

D'un point de vue subjectif, ce thème a suscité notre intérêt car il se situe à l'intersection de deux domaines qui nous passionnent : la gestion du risque de crédit et les nouvelles technologies appliquées à la prise de décision. Tout au long de notre parcours universitaire, nous avons été sensibilisés à l'importance de l'évaluation du risque de crédit, où une mauvaise estimation peut

Introduction générale

entraîner des répercussions lourdes sur l'exécution des projets et la stabilité financière des institutions concernées.

Notre stage au sein de la Caisse de Garantie des Marchés Publics (CGMP) nous a permis de mieux comprendre la réalité du terrain et d'identifier les limites des méthodes traditionnelles d'analyse utilisées actuellement. En parallèle, notre curiosité pour les technologies émergentes, notamment le Machine Learning, nous a amenés à réfléchir à des solutions plus performantes et innovantes pour appuyer les décisions dans ce domaine sensible.

Travailler sur ce thème représente donc pour nous une opportunité de mettre en pratique nos connaissances, tout en proposant une approche moderne à une problématique classique.

D'un point de vue objectif, le choix de ce sujet se justifie par son actualité et sa pertinence dans le contexte institutionnel algérien. La gestion des marchés publics mobilise des ressources considérables et nécessite des garanties solides.

L'essor du Machine Learning dans le domaine financier offre de nouvelles perspectives pour renforcer l'efficacité des mécanismes d'évaluation du risque, grâce à sa capacité à exploiter de grands volumes de données, à détecter des schémas cachés et à produire des prédictions précises. Il constitue un levier potentiel pour améliorer la qualité des décisions prises par les institutions de garantie comme la CGMP.

Ainsi, ce thème répond non seulement à une préoccupation réelle du terrain, mais s'inscrit aussi dans une démarche d'innovation en phase avec les objectifs de modernisation de l'administration publique. En croisant notre expérience de terrain, nos compétences académiques et les outils technologiques modernes, nous espérons contribuer à une meilleure compréhension et à une évolution positive des pratiques d'analyse du risque dans les marchés publics.

La problématique centrale de ce travail de recherche porte sur l'analyse de l'apport du Machine Learning dans l'amélioration de la prévision du risque de crédit, dans le contexte des marchés publics. Cette interrogation peut être formulée de la manière suivante :

"Dans quelle mesure l'utilisation du Machine Learning peut-elle améliorer l'analyse du risque de crédit au niveau de la caisse de garantie des marchés publics ?».

Introduction générale

Afin de répondre à cette problématique générale, plusieurs questions secondaires peuvent être soulevées :

- Quelles sont les limites des méthodes traditionnelles d'analyse du risque de crédit ?
- Les modèles de Machine Learning améliorent-ils réellement l'évaluation du risque de crédit par rapport aux méthodes traditionnelles ?
- Comment peut-on intégrer efficacement ces techniques dans le processus d'évaluation et de gestion des risques dans le cadre des marchés publics ?

Pour explorer ces interrogations, nous avons formulé les hypothèses suivantes :

Hypothèse 01 : Les méthodes traditionnelles d'évaluation du risque de crédit présentent des limites en matière de précision et de réactivité face aux risques de crédit.

Hypothèse 02 : Le « Machine Learning » n'apporte aucune amélioration significative par rapport aux méthodes traditionnelles dans l'évaluation du risque de crédit.

Hypothèse 03 : L'application du « Machine Learning » dans l'analyse du risque de crédit améliore significativement la qualité, la rapidité et la fiabilité des prévisions.

Dans le cadre de ce travail, nous avons adopté une approche quantitative et qualitative, reposant sur deux volets complémentaires :

- Une étude de cas portant sur un dossier de crédit au sein de la CGMP.
- Une expérimentation à travers laquelle nous avons testé différents modèles de *Machine Learning* pour évaluer leur performance dans l'analyse du risque de crédit.

Cette méthodologie nous a permis de confronter les pratiques actuelles à des outils innovants afin d'en mesurer l'apport potentiel.

Notre travail est structuré autour de deux (02) chapitres principaux :

Outre l'introduction générale, le premier chapitre, intitulé « **Approche conceptuelle du Machine Learning, des marchés publics et de l'analyse du risque de crédit** », présente les fondements théoriques relatifs au « Machine Learning ». Il aborde également les différents types de risques auxquels sont exposées les administrations publiques.

Introduction générale

Le deuxième chapitre est consacré à une étude portant sur «**la possibilité (les conditions) de l'utilisation du Machine Learning au sein de la Caisse de garantie des Marchés Publics (CGMP)** ». À travers l'analyse des pratiques en cours, des données disponibles et des algorithmes mobilisés, ce chapitre évalue la pertinence et l'efficacité de ces outils technologiques dans l'amélioration du contrôle, la réduction des irrégularités et la prise de décision en matière de garantie des marchés publics.

Enfin, une conclusion générale viendra synthétiser les principaux résultats de l'étude et formuler des recommandations concrètes pour renforcer l'intégration du « Machine Learning » dans les dispositifs de gestion de risque de crédit liés aux garanties des marchés publics, dans une perspective d'innovation et de transparence.

**Chapitre 01 : Approche conceptuelle
du Machine Learning, des marchés
publics et de l'analyse risque de
crédit**

Le traitement et l'exploitation des données occupent une place centrale dans la transformation numérique des administrations publiques. Le Machine Learning s'impose aujourd'hui comme un levier stratégique incontournable, capable de générer de la valeur, mais aussi porteur de défis considérables. Cette technologie, qui repose sur l'apprentissage automatique à partir de données, offre aux institutions publiques, notamment dans la gestion des marchés publics, des opportunités majeures en matière de prédiction, d'automatisation, d'optimisation des processus et d'aide à la décision.

Cependant, son intégration soulève également des enjeux complexes liés à la transparence des algorithmes, à la protection des données, à l'éthique ainsi qu'à la gestion des risques notamment le risque de crédit. Dans ce contexte, les marchés publics apparaissent comme un domaine particulièrement sensible et stratégique, où le recours au Machine Learning doit être encadré avec rigueur.

Le premier chapitre se présente à travers les trois (03) sections suivantes :

- **Section 01 : Les fondements du marché public.**
- **Section 02 : Notions théoriques sur l'analyse du risque de crédit.**
- **Section 03 : Le machine Learning et son cadre théorique.**

Section 01 : Les fondements du marché public

Les marchés publics jouent un rôle central dans la stratégie économique et administrative de l'État, en permettant la réalisation de projets d'intérêt général. Cette section vise à présenter les bases juridiques et pratiques des marchés publics en Algérie, à travers leur définition, leurs principes directeurs, leur cadre réglementaire, ainsi que les différents types et modes de passation. Une bonne compréhension de ces éléments est indispensable pour garantir une gestion efficace, transparente et équitable des ressources publiques.

1.1. Définition des marchés publics (MP) :

Les marchés publics sont des contrats écrits conclus en vue de réaliser, pour le compte du service contractant, des travaux d'acquisition de fournitures, de services d'études, ou d'autres prestations similaires ¹.

Ces contrats concernent les dépenses de l'administration publique, qu'elles soient d'ordre administratif, industriel, commercial, etc., et s'appliquent aux wilayas, aux communes ainsi qu'aux institutions nationales et internationales.²

Le Décret présidentiel n° 15-247, portant réglementation des marchés publics, définit les marchés comme « *des contrats écrits, au sens de la législation en vigueur, passés à titre onéreux avec des opérateurs économiques, conformément aux conditions établies par le Code des marchés* ». Ces contrats visent à répondre aux besoins du service contractant en matière de travaux, de fournitures, de services et d'études.³

1.2. Définition du contrat :

Le contrat est défini comme l'accord par lequel une ou plusieurs parties s'engagent envers une ou plusieurs autres à donner, faire ou ne pas faire quelque chose. Cette définition montre

¹ Décret présidentiel n° 15-247 du 2 Dhou El Hidja 1436 correspondant au 16 septembre 2015 portant réglementation des marchés publics et des délégations de service public, Article 4.

² *Idem.*

³ BOUDARENE Nazid, MOUCHACHE Mahmoud (2020), *Gestion des marchés publics dans les établissements publics de santé en Algérie. Cas du, CHU Nadir Mohammed de Tizi –Ouzou*, mémoire de fin de cycle, université Mouloud Mammeri, P.15.

que les contrats et les marchés publics constituent la principale source des obligations, reposant sur l'accord de volontés entre deux ou plusieurs parties. Sous cet angle, le contrat et les marchés publics partagent la même valeur juridique et peuvent être utilisés de manière interchangeable.⁴

1.3 Les principes fondamentaux régissant les marchés publics :

Les principes sont régis par des lois qui encadrent un ensemble de phénomènes et sont vérifiés par la justesse de leurs conséquences, ou par des règles générales établissant la méthode et les procédures à suivre.

En raison de leurs implications économiques, les marchés publics doivent respecter les trois grands principes suivants⁵ :

1.3.1. Le principe d'égalité de traitement des candidats :

Le principe d'égalité de traitement des candidats stipule que chaque candidat doit être traité de manière équitable dès lors qu'il se trouve dans une situation similaire. Cela implique la mise en place préalable de règles claires et précises afin de garantir la transparence et d'assurer une concurrence libre et loyale.

En ce sens, les autorités publiques sont tenues de veiller à ce que tous les candidats disposent des mêmes informations concernant les conditions de participation à un appel d'offre, assurant ainsi une égalité d'accès à la procédure.

1.3.2. Le principe de liberté d'accès à la commande publique :

Selon le Conseil d'État, « *aucun texte, ni aucun principe n'interdit, en raison de sa nature, à une personne publique de se porter candidate à l'attribution d'un marché public* ». Ce principe fondamental garantit à toute entreprise la liberté de se porter candidate pour un marché, favorisant ainsi une concurrence réelle et dynamique.

L'objectif est d'encourager la diversité des soumissionnaires et de stimuler la compétitivité sur le marché public.

⁴ La loi n° 83-01 du 29 janvier 1983, la loi n° 88-14 du 3 mai 1988, la loi n° 89-01 du 07 février 1989, la loi n° 05-10 du 20 juin 2005 et la loi n° 07-05 du 13 mai 2007, portant code civil, Article 54.

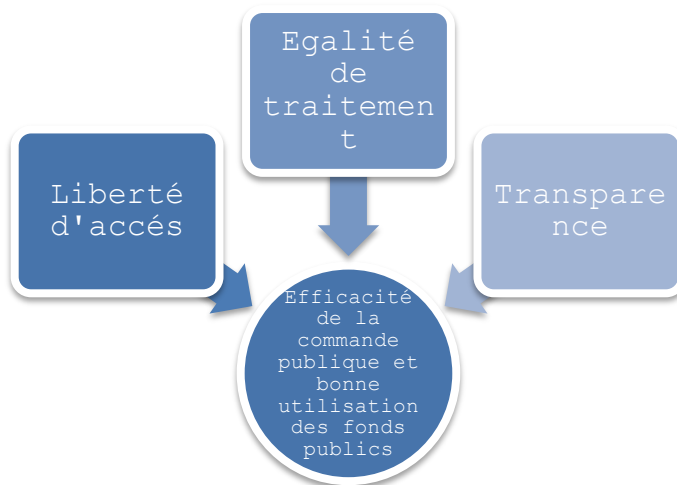
⁵ Décret présidentiel n° 15-247 du 2 Dhou El Hidja 1436 correspondant au 16 septembre 2015 portant réglementation des marchés publics et des délégations de service public, Article 9.

1.3.3. Le principe de transparence des procédures :

L'obligation de transparence incombe aux autorités contractantes, visant à assurer un degré suffisant de publicité afin de permettre une véritable concurrence.

Ce principe de transparence s'accompagne de l'exigence d'impartialité dans les procédures d'attribution, qu'il s'agisse de l'ouverture publique des offres, de l'affichage des résultats ou de la mise à disposition des rapports d'analyse. En garantissant la clarté des démarches et des décisions, ce principe renforce la confiance des acteurs dans le processus d'attribution des marchés publics.

Schéma 1: Les principes directeurs des marchés publics.



Source : conception personnelle.

1.4. Les documents constitutifs d'un marché public :

Le Code des marchés publics (CMP) stipule que les marchés doivent être conclus sous forme de contrats écrits, comprenant l'acte d'engagement, les cahiers des charges et la commission, qui en constituent les éléments essentiels.

1.4.1. L'acte d'engagement : Il s'agit du document fondamental du marché, signé par le candidat, dans lequel il présente son offre et s'engage à respecter les termes du cahier des charges ainsi que le prix qu'il a proposé.⁶

⁶ <http://www.acheteurs-public.com/marches-public-encyclopedie/acte-d-engagement>, (consulté le 18/03/2025 à 22 :58).

1.4.2. Les cahiers des charges : Les cahiers des charges sont des documents contractuels détaillant les conditions dans lesquelles les marchés publics sont attribués et exécutés. Ils comprennent notamment :

- Les cahiers des clauses administratives générales applicables aux marchés publics de travaux, de fournitures, d'études et de services ;
- Les cahiers des prescriptions techniques communes, qui définissent les exigences techniques applicables à tous les marchés publics concernant un même type de travaux, fournitures, études ou services ;
- Les cahiers des prescriptions spéciales, qui énoncent les clauses spécifiques à chaque marché public.⁷

1.4.3. La lettre de soumission : Il s'agit du document écrit par lequel un candidat à un marché public, dans le cadre d'un appel d'offres, communique ses conditions et s'engage à respecter les cahiers des charges applicables. La soumission du candidat constitue un élément indispensable de l'offre et deviendra une pièce intégrante du marché si ce dernier est retenu.⁸

1.5. Le cadre réglementaire et institutionnel des marchés publics en Algérie :

La loi n° 23-12 du 5 août 2023, établit les principes généraux encadrant les marchés publics. Elle introduit un ensemble de mesures destinées à renforcer la transparence et à faciliter l'accès à la commande publique.

Ce nouveau texte reprend dans les grandes lignes les principes déjà énoncés dans la réglementation antérieure, en particulier ceux inscrits dans le décret présidentiel n° 15-247 du 16 septembre 2015 relatif aux marchés publics et aux délégations de service public.

Les procédures prévues par cette loi s'appuient principalement sur trois principes clés :

- L'accès libre à la commande publique.
- L'égalité de traitement entre les candidats.
- La transparence dans les démarches.

⁷ Décret présidentiel n° 15-247 du 2 Dhou El Hidja 1436 correspondant au 16 septembre 2015 portant réglementation des marchés publics et des délégations de service public, Article 26.

⁸ *Idem.*

Elles remplacent désormais les anciennes formules du « gré à gré simple » et du « gré à gré après consultation ».

La loi réitère que « *l'appel d'offres reste la procédure privilégiée, tandis que le recours au gré à gré, désormais appelé « procédure négociée », demeure exceptionnel* ».

La loi ne détermine pas les montants à partir desquels l'appel d'offres devient une procédure obligatoire pour les marchés de travaux, de fournitures, d'études ou de services. Elle indique simplement que :

Art 18 La loi ne détermine pas les montants à partir desquels l'appel d'offres devient une procédure obligatoire pour les marchés de travaux, de fournitures, d'études ou de services. Il faut en déduire que les seuils fixés par l'ancienne réglementation demeurent en vigueur.

La loi introduit, lors de l'exécution des marchés publics, des mesures encourageant l'utilisation des énergies nouvelles et renouvelables dans une optique de protection de l'environnement.

Afin de faciliter les procédures et d'améliorer le contrôle des opérations, la loi a substitué les démarches physiques par un système numérique d'échange d'informations, via le portail électronique des marchés publics, qui sera géré par le ministère des Finances, Cette loi prévoit aussi la création d'un Conseil national des marchés publics, placé auprès du ministre des Finances, pour examiner les projets de cahiers des charges, marchés publics et avenants, et donner un avis sur les litiges liés aux marchés publics.

1.7. Importance des marchés publics en Algérie :

Les marchés publics ont toujours été essentiels pour le développement économique et social de l'Algérie, comme en témoignent les nombreuses législations adoptées depuis l'indépendance.

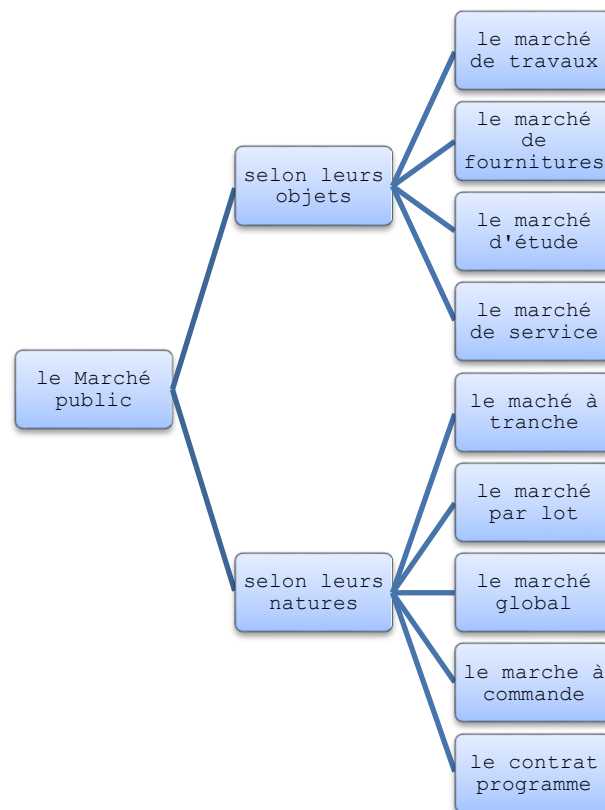
Contrairement à d'autres domaines où la législation coloniale a été conservée jusqu'en 1975, les marchés publics ont rapidement évolué. Ils jouent un rôle central dans la croissance économique du pays, particulièrement à travers les secteurs du bâtiment, des travaux publics et des ressources en eau, qui ont contribué à l'augmentation des dépenses publiques, notamment entre 2000 et 2004. À titre d'exemple, les dépenses budgétaires totales ont crû de 55,5% sur la période 2000-2004 soit 1.832,5 milliards de dinars en 2004 contre 1.178,1 milliards en 2000.

Cet instrument de politique économique permet aux pouvoirs publics de répondre aux besoins sociaux prioritaires des citoyens, surtout en période de crise économique.

Avec un PIB dépassant les 180 milliards d'euros en 2018, l'économie algérienne figure parmi les plus importantes d'Afrique du Nord. En effet, les marchés publics représentent plus de 20 % du PIB en Algérie, un pourcentage bien supérieur à la moyenne des pays de l'OCDE, qui se situe autour de 12 % du PIB en 2017. En raison de l'ampleur de ces dépenses, une gestion efficace des marchés publics peut et doit jouer un rôle clé dans le renforcement de l'efficacité du secteur public.⁹

1.8. Types des marchés publics :

Schéma 2:Types des marchés publics.



Source : Conception personnelle.

⁹Rapport OCDE, https://www.oecd.org/fr/publications/revue-du-systeme-de-passation-des-marches-publics-en-algerie_49802cd0-fr.html. (Consulté le 03 /05/2025 à 12 :15).

Chapitre 01 : Approche conceptuelle du machine Learning, des marchés publics et de la gestion des risques

Les marchés publics se classent selon leur objet (travaux, fournitures, études, services) ou leur nature (marché à tranches, par lots, global, à commandes ou contrat-programme). Cette classification permet aux autorités contractantes d'adapter les procédures à la spécificité des prestations attendues, qu'il s'agisse de travaux, de fournitures, de services ou d'études. Connaître les différents types de marchés publics est essentiel pour bien comprendre le fonctionnement des appels d'offres et optimiser la gestion des projets publics.

Les marchés par objet : On distingue quatre types de marchés¹⁰

- Le marché de travaux.
- Le marché de fournitures.
- Le marché d'étude.
- Le marché de service.

Le marché de travaux :

L'objectif du marché public de travaux est la construction d'un ouvrage ou l'exécution des Travaux de bâtiment ou de génie civil, effectués par un entrepreneur, conformément aux Exigences définies par maître de l'ouvrage est le service contractant.

Si un marché public prévoit des services et que sa priorité réside dans la réalisation de travaux il est classé comme marché de travaux.¹¹

Le marché d'étude :

L'objectif du marché public d'étude est de mener à bien des services intellectuels.

Dans le cadre d'un appel d'offres public pour des travaux, le marché public d'études comprend notamment les tâches de supervision technique ou géotechnique, de maître d'œuvre ainsi que d'assistance au maître de l'ouvrage.

Dans le contexte de la réalisation d'un ouvrage, d'un projet urbain ou paysager dans le domaine des marchés publics de maîtrise d'œuvre, les missions suivantes sont notamment exécutées :

¹⁰ Article 29 du Décret présidentiel n° 15- 247 du 16-09-2015 portant la réglementation des marchés publics et des délégations de service public.

¹¹ *Ibid*, Article 40.

- Les études initiales, de diagnostic ou de conception.
- Les analyses préliminaires et détaillées des projets.
- Les analyses de projet.
- Les études d'exécution, ou leur validation lorsque réalisées par l'entrepreneur.
- L'appui au maître d'ouvrage dans la passation et la gestion du marché de travaux, l'organisation, la coordination et la supervision du chantier, ainsi que la réception des travaux.¹²

Le marché de fournitures :

L'objectif du marché public de fournitures est l'achat, la location ou la location-vente. Que ce soit avec ou sans option d'achat, le service contractant se procure du matériel ou des produits, peu importe leur nature, destinés à répondre aux exigences de son activité, auprès d'un fournisseur.

Si la location inclut un service, il s'agit d'un marché public de service.

Si le marché public inclut des travaux d'installation et de pose de fournitures dont le coût est inférieur à la valeur de ces dernières, alors il s'agit d'un marché public de fournitures.

Dans le cas où le marché public concerne des services et des fournitures, et que la valeur de ces derniers excède celle des premiers, on considère qu'il s'agit d'un marché public de fournitures.¹³

Le marché des services :

Le contrat de service peut être défini comme un accord entre l'administration et une autre personne physique ou morale afin de fournir les services nécessaires à l'établissement public dans sa gestion. Par exemple, l'université a recours à un contrat avec une entreprise de nettoyage, ou la commune s'accorde avec une entreprise spécialisée dans les médias pour établir un réseau de système d'information au siège de la commune¹⁴.

¹² *Ibid*, Article 44.

¹³ *Ibid*, Article 43.

¹⁴ Le Décret présidentiel n° 15- 247 du 16-09-2015 portant la réglementation des marchés publics et des délégations de service public, Article 29.

1.8.2 Les marchés selon leur nature : Cette famille comprend plusieurs variétés :

 **Les marchés à tranche :**

« La tranche constitue une portion d'une opération dont l'achèvement total est incertain »

¹⁵.

L'entité contractante a la possibilité d'utiliser des marchés comprenant une tranche ferme et un ou plusieurs tranches conditionnelles. Chaque tranche, qu'elle soit ferme ou conditionnelle, doit être associée à un projet opérationnel¹⁶.

 **Le marché par lot :**

La réponse aux besoins du service contractant peut se faire soit par l'attribution d'un lot unique à un seul cocontractant, soit par la division du marché en plusieurs lots distincts (marché allotis), confiés à un ou plusieurs opérateurs économiques.

L'allotissement est une méthode de répartition qui consiste à découper un projet en contrats séparés et autonomes, attribués simultanément sous forme de lots. Cette démarche est généralement motivée par des considérations techniques ou financières.

En optant pour une attribution par lots, le service contractant conserve une maîtrise plus fine de l'ensemble de la prestation, notamment en ce qui concerne la qualité, le coût et les délais d'exécution.¹⁷

 **Le marché global :**

Lorsque le marché public porte sur plusieurs types d'opérations parmi celles citées précédemment (travaux, fournitures, études ou prestations de services), un contrat global est attribué par l'autorité contractante à un seul opérateur économique.¹⁸

 **Le marché à commande :**

Le marché à commandes porte sur l'exécution de travaux, la fourniture de biens ou de services, ainsi que la réalisation d'études à caractère courant et répétitif. Sa durée de validité

¹⁵ Le Décret présidentiel n° 15- 247 du 16-09-2015 portant la réglementation des marchés publics et des délégations de service public, Article 30.

¹⁶ *Idem*.

¹⁷ Le Décret présidentiel n° 15- 247 du 16-09-2015 portant la réglementation des marchés publics et des délégations de service public, ARTICLE 31.

¹⁸ *Ibid*, Article 31.

ne peut excéder cinq ans. Ce type de marché est utilisé lorsque les volumes à commander et les délais d'exécution ne peuvent être définis avec précision à l'avance.¹⁹

Cette catégorie de marchés est encadrée par un seuil minimum et un seuil maximum : le minimum représente l'engagement garanti du service contractant, tandis que le maximum fixe la limite au-delà de laquelle le fournisseur n'est plus tenu d'honorer les commandes.

Le contrat programme :

La durée d'un contrat-programme ne peut excéder cinq ans. Il s'agit d'un accord de référence, annuel ou pluriannuel, dont la mise en œuvre s'effectue à travers des marchés d'application, conclus conformément aux dispositions du présent décret.

Cet accord définit la nature et l'étendue des prestations à réaliser, le lieu d'exécution, le montant global du contrat-programme ainsi que le calendrier prévisionnel d'exécution.

Le contrat-programme est conclu avec des sociétés de droit algérien dûment qualifiées et classées. Toutefois, il peut également être établi en partenariat avec des entités étrangères disposant de garanties techniques et financières suffisantes.²⁰

1.9. Mode de passation des marchés publics :

La conclusion des marchés publics doit répondre à une logique préétablie découlant de principes intangibles permettant de garantir :

- La mise en concurrence le plus large possible ;
- L'égalité des candidats face à la commande publique ;
- La meilleure gestion des deniers publics ;
- La primauté de l'intérêt général sur l'intérêt particulier.

À ce titre, et dans le cadre de la recherche des conditions les plus adaptées aux objectifs assignés, la réglementation des marchés publics a prévu deux modes de passation pour toute commande ou contrat dont le montant est supérieur à 4 millions de dinars, à savoir :

- L'appel à la concurrence, qui constitue la règle générale.

¹⁹ *Ibid*, Article 34.

²⁰ L'ordonnance N° 2015-899 du 23 juillet 2015 relative aux marchés publics, Article 32.

➤ La procédure négociée.

✚ **L'appel à la concurrence** : elle est la procédure visant à mettre en compétition plusieurs candidats et à attribuer le marché au soumissionnaire présentant l'offre jugée la plus favorable tant sur le plan technique qu'économique²¹.

a) **L'appel d'offre ouvert** : est la procédure de passation qui offre à tout candidat sans distinction la possibilité de soumissionner ce qui permet d'assurer une concurrence étendue²².

b) **L'appel d'offre restreint** : est la procédure selon laquelle seuls les candidats agréés par le service contractant sont admis à soumissionner²³.

c) **Consultation sélective** : est la procédure selon laquelle seuls les candidats répondant à certaines conditions préalablement définies par le service contractant et spécifiquement invités sont autorisés à soumissionner.

d) **Adjudication** : ce mode d'attribution de marchés se caractérise par un appel à la concurrence effectué suivant un formalisme précis et porte sur des opérations simples de type courant.

Il ne concerne que les candidats nationaux et étrangers installés en Algérie.

e) **Le concours** : cette procédure qui met en compétition des hommes de l'art est utilisée lorsque des motifs d'ordre technique, esthétique, économique ou artistique justifient des recherches particulières²⁴.

✚ **La procédure négociée** :

Le gré à gré est la procédure qui permet au service contractant d'engager des négociations avec les entreprises ou les fournisseurs de son choix, sans appel d'offre formel et d'attribuer librement le marché au candidat qu'il a retenu. Ce mode d'attribution revêt un caractère exceptionnel. Avec ou sans consultation, les marchés de gré à gré comportent des cahiers de charges qui fixent les droits et obligations des parties contractantes.²⁵

²¹ *Ibid*, Article 44.

²² *Ibid*, Article 45.

²³ *Ibid*, Article 45.

²⁴ *Ibid*, Article 47.

²⁵ *Ibid*, Article 41.

a) **La procédure négociée consultation** : est la procédure permettant de conclure un marché sur simple consultation restreinte par des moyens écrits appropriés, sans autres formalités.

b) **La procédure négociée simple** : est la procédure exceptionnelle d'attribution d'un marché à un contractant donné sans mise en concurrence aucune²⁶.

En somme, les marchés publics constituent un outil fondamental de gestion et de développement pour les pouvoirs publics. Leur encadrement strict par des textes réglementaires, des principes fondamentaux et des procédures précises permet d'assurer la transparence, l'égalité des chances entre les candidats, et l'efficacité dans l'utilisation des fonds publics. La maîtrise de ces fondements est essentielle pour tout acteur public ou privé souhaitant participer à la commande publique en Algérie.

²⁶ *Idem.*

Section 02 : Notions théoriques sur l'analyse du risque de crédit

Le risque de crédit constitue l'un des enjeux majeurs du système financier, en particulier pour les établissements de crédit et les acteurs des marchés publics. Il reflète l'incertitude quant à la capacité d'un débiteur à honorer ses engagements financiers, et peut compromettre la stabilité économique d'une organisation. Cette section vise à définir le risque de crédit, à présenter les principales méthodes d'évaluation utilisées dans la pratique bancaire et à examiner sa spécificité dans le cadre des marchés publics.

2.1. Définition du risque :

Le risque englobe l'ensemble des événements ou activités susceptibles d'empêcher une organisation d'atteindre ses objectifs, de lui causer des pertes, voire de la mener à la faillite. Il peut être défini de différentes manières :

Le mot « risque » trouve son origine dans le latin *rescass* signifiant un engagement comportant une part d'incertitude, avec une probabilité de gain ou de perte.²⁷

Plus largement, le risque représente l'incertitude entourant les résultats d'une organisation et les pertes potentielles qui peuvent survenir en cas d'évolution défavorable de son environnement.²⁸

Selon BARTHÉLÉMY « *Un risque est une situation (ensemble d'événements simultanés ou consécutifs) dont l'occurrence est incertaine et dont la réalisation affecte les objectifs de l'entreprise qui le subit.* »²⁹

2.2. Définition du risque de crédit :

Le risque de crédit est sans doute le plus important de tous les risques auxquels sont exposés les établissements de crédit, dans la mesure où il met le plus en cause la survie de l'organisation, il résulte à la fois des facteurs liés à la santé de l'économie (récession/expansion) et des facteurs spécifiques aux emprunteurs.

²⁷ ROUACHE M, NAULLEAU G (1998), *le contrôle de gestion bancaire et gestion financière*, 3ème édition, Revue banque éditeur, Paris, P.30.

²⁸ MICHAL M (1995), *l'exploitation bancaire et le risque de crédit*, Édition revue banque, P.02.

²⁹ BARTHÉLÉMY (2002), *gestion des risques méthode d'optimisation globale*, Édition d'organisation, Paris.

Le risque en matière bancaire peut être défini, selon Michel ROUACH et Gérard NAULLEAU, comme étant « *un engagement portant une incertitude dotée d'une probabilité de gain et de préjudice, que celui-ci soit une dégradation ou une perte* ». ³⁰

Selon JAQUE SPLINDER, « *le risque de crédit consiste dans la défaillance possible de l'emprunteur dans le remboursement de crédit, il est présent à toutes les étapes de la relation d'un établissement de crédit avec ces clients ; lors de la sélection* » ³¹

2.3. Les méthodes d'appréciation du risque de crédit :

Le risque de crédit est un enjeu majeur dans les marchés publics, car il reflète la capacité du titulaire du marché à honorer ses engagements contractuels, notamment en matière de continuité financière et opérationnelle.

L'acheteur public doit évaluer avec rigueur la solvabilité actuelle et future de ses cocontractants avant de leur attribuer un marché. Cette évaluation permet de fixer les conditions de l'exécution du contrat (montant, délais, garanties financières, pénalités éventuelles) et de prévenir les risques de défaillance en cours d'exécution.

2.3.1. L'analyse financière :

Il s'agit sans doute de l'une des méthodes les plus anciennes, mais aussi des plus couramment utilisées pour l'analyse du risque. L'organisme de crédit procède à une série de calculs et de ratios visant à évaluer la performance de l'entreprise à partir de son compte de résultat et de son bilan. D'après Ndaynou (2001), cette approche repose principalement sur deux axes d'analyse ³² :

Le flux de trésorerie net :

Le calcul du flux de trésorerie net offre une appréciation précise de la situation financière réelle de l'entreprise.

³⁰ ROUACH M, NAULLEAU G (1998), *Le contrôle de gestion bancaire et financière*, revue banque, Paris, P33.

³¹ SPLINDER J, 1998, *Contrôle des activités bancaire*, Economica, Paris, P.250.

³² CHIBEL Zineb, BAMOUSSE Zineb, M. EL KABBOURI Mounime (2018), *Etude de différentes méthodes d'analyse de risque crédit*, Revue du Contrôle de la Comptabilité et de l'Audit, n°7, P.933.

Pour réaliser ce calcul, on soustrait les sorties d'argent (cash-out) des entrées d'argent (cash-in) de l'entreprise sur une période donnée. Le résultat obtenu peut être soit positif (si les entrées d'argent sont supérieures aux sorties), soit négatif (dans le cas contraire).³³

Le fonds de roulement :

Permet d'apprécier l'équilibre financier de l'organisation. Il indique si l'entreprise est pérenne et si elle pourra assurer ses engagements.

Pour le calcul, il existe deux méthodes : Soit par le haut du bilan avec la différence entre les ressources stables (capitaux propres et dettes à long terme) moins les emplois stables (actif immobilisé net), soit par le bas du bilan avec la différence entre l'actif circulant d'exploitation et les dettes à court terme.³⁴

Cette méthode présente des limites dans l'identification des facteurs réels de défaillance des emprunteurs. En s'appuyant principalement sur des états financiers passés, elle offre une vision partielle et parfois obsolète, ce qui réduit sa pertinence dans le processus décisionnel.

3.3.2. La méthode des 5C (five C) :

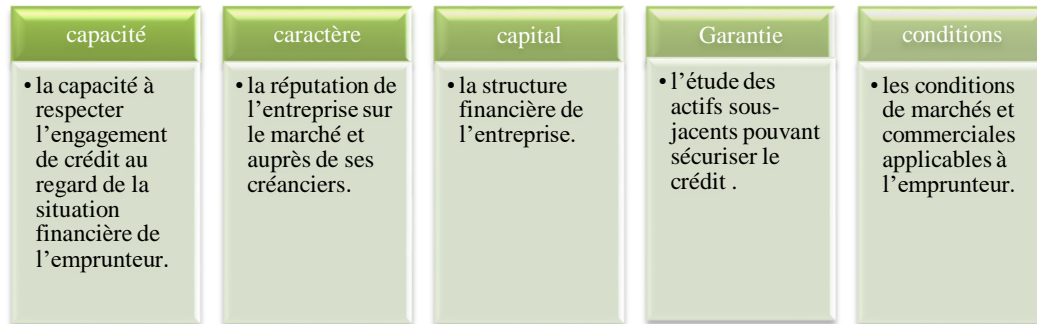
Les 5 C du crédit sont un cadre utilisé pour évaluer la solvabilité d'un emprunteur en analysant plusieurs facteurs clés : Caractère (Character), Capacité (Capacity), Capital (Capital), Garantie (Collateral), Conditions (Conditions).³⁵

³³<https://www.pennylane.com/fr/fiches-pratiques/tresorerie/comprendre-les-mouvements-des-flux-de-tresorerie> (consulté le 28/05/2025 à 21 :21).

³⁴ *Ibid*, P.944.

³⁵ L'équipe rédactionnelle de Revue Banque (2014), *Méthodes 5C, LAPP et grilles de diagnostic*, Revue Banque.

Schéma 3: Les 5 C du crédit.



Source : conception personnelle.

2.3.3. La méthode LAPP :

La méthode LAPP invite à étudier quatre grands critères, en examinant en détail quelques ratios et paramètres organisés autour de 4 grands thèmes. Elle est davantage centrée sur des données financières et inclut une forme d'analyse financière basique.

Schéma 4 : La méthode de LAPP.



Source : Conception personnelle.

- **Liquidity** : Étude du ratio de liquidité.
- **Activity** : Ratios de croissances des ventes, de rotation des actifs.
- **Profitability** : La profitabilité, c'est-à-dire les marges dégagées par l'entreprise.
- **Potential** : Le critère est qualitatif et plus ouvert ; il fait référence à la fois au potentiel de l'entreprise en termes de marché, stratégie et management et en termes d'actifs pouvant jouer le rôle de garantie explicite ou implicite à l'opération de crédit.³⁶

2.3.4. Le Rating :

La notation ou rating peut être définie comme un moyen d'information classique sur le niveau de risque d'un émetteur. Elle porte essentiellement sur le risque de défaillance de l'emprunteur. La note exprime un jugement sur la capacité d'un émetteur à rembourser les intérêts et le capital d'une dette à court terme à une certaine échéance ³⁷.

La notation est un moyen d'information sur le niveau du risque d'une contrepartie. Elle mesure la capacité de ce dernier à rembourser toutes les sommes dues à court ou à long terme. C'est un outil d'aide à la prise de décision, puisqu'il synthétise en une note le degré de solidité et de solvabilité de la contrepartie. Cette note est attribuée soit par des sociétés spécialisées de notation, on parle alors de notation externe, soit établie par les banques elles-mêmes, la notation est alors interne.³⁸

Appelé aussi probabilité de défaut, un score est un chiffre qui mesure la tendance de remboursement d'un crédit par son emprunteur. Les scores permettent le classement des emprunteurs selon la catégorie du risque, un emprunteur dont le risque de défaut est faible aura un score élevé et vice versa.³⁹

³⁶ *Idem.*

³⁷ PERCIE Du SERT Anne-Marie, (1999), *Risque et contrôle du risque*, ECONOMICA, Paris, P.33.

³⁸ ADRYEN Lisa, REMIDI Lilia Thanina (2020), *L'impact de la notation interne sur le risque de crédit : Cas de la BEA 034 Tizi-ouzou*, Mémoire de Master, Université Mouloud MAMMERI de Tizi-Ouzou, P.56.

³⁹ Mester Loretta J, (1997), *What's the point of Credit Scoring*, Business review, P.3.

2.3.5 La notation statistique des emprunteurs ou « SCORING » :⁴⁰

Dans leur quasi-totalité, les banques et organismes financiers utilisent l'analyse statistique pour prédire si un emprunteur sera un bon ou un mauvais payeur et prendre ensuite la décision appropriée : acceptation sans condition, prise de garantie, refus.

La modélisation et la décision se fondent sur l'observation du passé : on connaît pour un certain nombre de prêts attribués la qualité payeur qui est donc une variable qualitative Y à deux modalités (« bon » ou « mauvais ») ainsi que les données recueillies lors du dépôt du dossier de prêt : ce sont les variables X (X1, ..., Xp).

Typiquement pour des particuliers on trouvera l'âge, la profession, le statut matrimonial, le fait d'être ou non propriétaire, donc majoritairement des variables qualitatives, alors que pour des entreprises on aura plutôt des variables numériques comme des ratios issus de la comptabilité. Formellement il s'agit de trouver une fonction f (X1, ..., Xp) permettant de prédire Y.

➤ **La modélisation :**

Les techniques de « Scoring » qui sont les plus utilisées dans le secteur bancaire utilisent des méthodes linéaires pour leur simplicité et leur grande robustesse. Il existe bien d'autres méthodes non-linéaires ou non-paramétriques comme les arbres de décision, les réseaux neuronaux etc.

Un score est une note de risque que l'on calcule comme combinaison linéaire des variables explicatives :

$$S = \sum_{i=1}^p a_i x_i$$

Les coefficients ont été optimisés pour la prédiction de Y. Pour obtenir le vecteur a des coefficients des a_i , il existe diverses techniques d'estimation dont les deux principales sont la

⁴⁰ Brown K, Moles P (2014), *Credit risk management*, Édinburgh, P.16.

fonction linéaire discriminante de Fisher et le modèle logit (encore appelé régression logistique).

➤ Les Enjeux de la modélisation :

Le but de la modélisation du risque de crédit est double. Il s'agit :

- De comprendre et d'expliquer les mécanismes économiques déterminant le défaut d'une entreprise.
- De retrouver les prix de marché observés dans le cadre d'un modèle qui pourra alors être utilisé pour extrapoler la valeur de produits financiers plus complexes.

2.3.6. Type de risque de crédit :

En dehors des risques communs à toutes entreprises, les banques sont confrontées à une typologie spécifique inhérente à leurs activités. Principalement les octrois des crédits. Ces risques ne sont pas purement hypothétiques et peuvent, lorsqu'ils se réalisent, avoir de lourdes conséquences. Il existe une multitude de risque de crédits bancaires. Leur typologie diffère selon les auteurs à cause surtout des fortes interdépendances qui existent entre les risques, les uns pouvant entraîner les autres. ANTOINE Sardi⁴¹, par exemple, regroupe les risques de crédit bancaire en dix catégories, Il est pertinent de n'aborder ici les types les plus connus.

a. Le risque de contrepartie :

C'est le risque à la fois le plus dangereux et le plus courant pour une banque, il s'agit du non respect par un client de son engagement financier à savoir, dans la majorité des cas, un remboursement de prêt.

Les événements qui peuvent amener un emprunteur à ne pas respecter ses engagements sont multiples. Soit une malhonnêteté évidente (escroquerie, abus de confiance) ou un cas de force majeure. Ceci est notamment le cas en ce qui concerne les crédits réalisés à des emprunteurs étrangers qui peuvent être confrontés à des risques de guerre, révolution, de catastrophes

⁴¹ SARDI A (2002), *Audit et contrôle interne bancaire*, AFGES, Paris, P39-47.

naturelles ou de non-transfert le plus souvent, la cause de non-remboursement est à chercher dans une défaillance économique ou financière involontaire des débiteurs : chômage pour un particulier ou dépôt de bilan pour une entreprise.⁴²

b. Le risque particulier à un client :

Le risque particulier a à un client dépend d'éléments qui ne dépassent pas le cadre d'une affaire. Il est fonction de la situation financière, industrielle ou commerciale de l'entreprise, ainsi que de la compétence technique et de moralité de ses dirigeants. Les crédits accordés à des entreprises qui manquent de ressources, qui sont trop immobilisées, qui n'ont pas un fonds de roulement suffisant, qui sont endettées ou dont la trésorerie est lourde comportant des risques assez grands.

c. Le risque de taux :

Le type de risque a pour origine l'activité même de la banque qui consiste, rappelons-le, à réaliser des prêts et à y adosser une collecte. Le risque de taux apparaît lorsque le coût des ressources devient supérieur aux produits perçus sur les emplois. Le risque de taux est risque de voir la rentabilité de l'établissement bancaire se dégrader par une évolution défavorable des taux d'intérêt.

Ce risque ne se matérialise jamais lors de la réalisation du crédit car, à un instant donné, il sera absurde qu'une banque prête à un taux inférieur au coût de sa collecte. Le risque de taux ne peut donc apparaître que dans le temps et uniquement si les durées des emplois et des ressources ne sont pas parfaitement adossées (il y a adossement parfait lorsque les emplois et les ressources sont sur une même durée, préservant dans le temps la marge de la banque).

Même dans une situation d'adossement parfait, le risque peut apparaître lorsque les emprunteurs (Les déposants) viennent rembourser (se faire rembourser) leurs prêts (leurs placements) par anticipation. Dans ce cas, l'adossement prévu à l'origine disparaît.




⁴² BEN LAKRI Nour el Houda (2020), *Analyse du Risque de Crédit dans une Banque par la Méthode cotation de risque emprunteur*, Mémoire de master, école supérieure de commerce, P.35.

2.3.7. Le risque de crédit dans les marchés publics :⁴³

Le risque de crédit désigne la probabilité qu'un débiteur ne respecte pas ses engagements financiers, notamment en matière de remboursement ou de paiement dans les délais convenus. Dans le contexte des marchés publics, ce risque prend une dimension particulière, car le créancier est une entreprise ou un prestataire privé, tandis que le débiteur est une entité publique (État, collectivité territoriale, entreprise publique, etc.).

Bien que les acteurs publics soient généralement considérés comme des débiteurs fiables, en raison de la garantie implicite de l'État, des retards ou des défauts de paiement peuvent néanmoins survenir. Ces situations génèrent des tensions de trésorerie pour les entreprises prestataires, particulièrement pour les petites et moyennes entreprises (PME) qui dépendent souvent de quelques contrats publics pour assurer leur équilibre financier.

Plusieurs facteurs peuvent expliquer l'émergence du risque de crédit dans les marchés publics :

-  **Les lourdeurs administratives** : le traitement des factures dans les circuits administratifs est souvent long et complexe, ce qui peut engendrer des retards de paiement importants, parfois supérieurs aux délais réglementaires.
-  **Les contraintes budgétaires des collectivités** : certaines administrations locales peuvent rencontrer des difficultés financières temporaires, dues à un budget mal planifié ou à une baisse des ressources fiscales, entraînant des délais ou un gel des paiements.
-  **L'absence de garanties systématiques** : contrairement au secteur privé, où des mécanismes comme l'assurance-crédit ou les cautions sont courants, de nombreux marchés publics n'intègrent pas systématiquement des instruments de sécurisation du paiement pour les prestataires.

⁴³ F Lichère, F Melleray, L Richer (2024), *RÉPARTITION ET TRAITEMENT DES RISQUES DANS LA COMMANDE PUBLIQUE*, P41-50.

Les conséquences de ce type de risque sont multiples : difficultés de trésorerie, impossibilité de régler les fournisseurs, retards dans les projets en cours, voire perte de confiance dans les appels d'offres publics. Pour y faire face, certaines entreprises optent pour la cession de créances (affacturage, loi Dailly), qui permet d'obtenir des liquidités avant même le règlement effectif de l'administration.

Ainsi, bien que les marchés publics offrent des opportunités importantes pour les entreprises, notamment en termes de volume et de régularité des commandes, ils ne sont pas sans risques.

44

En résumé, l'analyse du risque de crédit repose sur une combinaison d'approches qualitatives et quantitatives, allant de l'examen des états financiers aux méthodes de notation et de modélisation statistique. Sa maîtrise permet aux organismes prêteurs, mais aussi aux acheteurs publics, de prévenir les défaillances et d'assurer la fiabilité des engagements contractuels. Dans le contexte des marchés publics, ce risque prend une dimension particulière, car il affecte la relation entre secteur privé et administrations publiques. Une évaluation rigoureuse du risque de crédit s'impose donc comme une condition essentielle à la réussite et à la pérennité des projets publics.

⁴⁴ Ernst, Young, 2020. "Les pratiques de gestion des marchés publics : tendances et perspectives".

Section 03 : Le Machine Learning et son cadre théorique

Dans un monde où les volumes de données ne cessent de croître, le **Machine Learning (ML)** s'impose comme un outil puissant d'analyse et de prédiction. Issu de l'intelligence artificielle, il permet aux systèmes informatiques d'apprendre à partir de données afin de prendre des décisions ou produire des prévisions sans être explicitement programmés. Cette section présente les fondements théoriques du Machine Learning, ses fonctions clés, ses différents types, les algorithmes les plus utilisés, ainsi que les méthodes d'évaluation de la performance des modèles. Une compréhension solide de ces éléments est indispensable pour explorer son application dans l'analyse du risque de crédit, notamment dans le cadre des marchés publics.

3.1. Définition :

*« L'apprentissage automatique est la science qui consiste à faire en sorte que les ordinateurs agissent sans être explicitement programmés. »*⁴⁵

L'apprentissage automatique, également connu sous les noms d'apprentissage machine ou apprentissage artificiel (en anglais machine Learning), est une branche de l'intelligence artificielle qui permet aux systèmes informatiques d'apprendre à partir des données, sans être explicitement programmés. Ce processus, bien que puissant, n'est pas simple. À mesure que les algorithmes analysent et assimilent les données d'entraînement, ils deviennent capables de construire des modèles de plus en plus précis.

Un modèle de Machine Learning est le produit obtenu après avoir entraîné un algorithme sur un ensemble de données. Une fois ce modèle formé, il peut recevoir de nouvelles données en entrée et produire des résultats en sortie.

L'apprentissage automatique repose essentiellement sur des méthodes mathématiques et statistiques. Il constitue ainsi un domaine clé de l'intelligence artificielle, visant à doter les machines de la capacité d'apprendre par elles-mêmes à partir de données, c'est-à-dire d'améliorer leurs performances à résoudre des tâches sans être explicitement programmés pour chacune. Plus largement, il concerne la conception, l'analyse, l'optimisation, le développement et l'implémentation de telles méthodes.⁴⁶

⁴⁵ <https://emerj.com/what-is-machine-learning/> (consulté le 27/05/2025 à 15 :32).

⁴⁶ AMMAR BOUDJELAL Amina, BENCHIKH Chaima (2020), *Prévision du désabonnement de clients dans le secteur de télécommunication*, Mémoire de Master, Université Mohamed El Bachir EL IBRAHIMI Bordj Bou Arreridj Faculté des Sciences et de la Technologie Département d'informatique, P.14.

Chapitre 01 : Approche conceptuelle du machine Learning, des marchés publics et de la gestion des risques

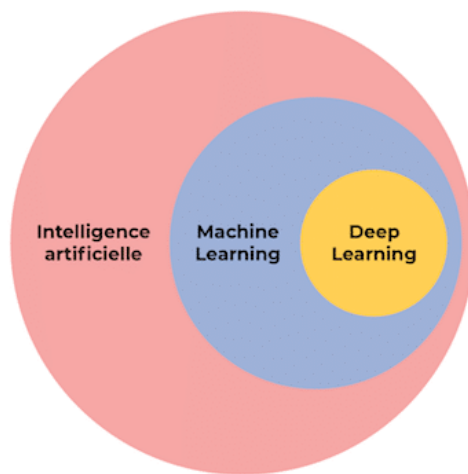
Ce domaine a émergé dans les années 1960 en ayant pour objectif de fournir à la machine un ensemble d'algorithmes lui permettant d'apprendre à partir de données de façon automatique.

Dans les années 1990, grâce aux statistiques, l'apprentissage automatique est devenu très célèbre. L'intersection de l'informatique et de la statistique a donné naissance à des approches probabilistes de l'IA. Cela a déplacé le champ vers des approches basées sur des données.

Disposant de données à grande échelle, les scientifiques ont commencé à mettre en place des systèmes intelligents capables d'analyser de grandes quantités de données et d'en tirer des enseignements.

Les avancées de l'intelligence artificielle ont continué jusqu'aux années 2000, marquées par plusieurs contributions scientifiques majeures, notamment l'émergence du concept d'apprentissage profond (deep Learning).⁴⁷

Figure 1: les liens entre IA, Machine Learning et Deep Learning.



Source : <https://nantesdigitalweek.com/intelligence-artificielle-machine-learning-deep-learning-de-quoi-parle-t-on-vraiment/>

⁴⁷ RUSSELL S, NORVIG P, (2010). *Intelligence artificielle : une approche moderne (3e éd.)*, Edition Pearson Éducation, Paris, P.24.

3.2. Fonctions clés et finalités du Machine Learning :

- Automatiser les processus complexes :

Dans de nombreux secteurs, certaines tâches autrefois réalisées manuellement par des humains peuvent aujourd'hui être exécutées par des algorithmes d'apprentissage automatique. Ces systèmes permettent d'accroître la productivité et de réduire les erreurs humaines. Par exemple, dans les centres de relation client, des algorithmes de traitement du langage naturel sont capables d'analyser les demandes et de fournir des réponses automatisées.⁴⁸

- Prévoir les résultats futurs à partir de données historiques :

La capacité de prédiction constitue un pilier central du Machine Learning. Grâce à des techniques d'apprentissage supervisé comme les arbres de décision, les forêts aléatoires ou encore les machines à vecteurs de support, il est possible d'anticiper des résultats futurs. Ces prédictions sont basées sur des modèles construits à partir de données historiques. Dans le domaine de la finance, par exemple, le Machine Learning est utilisé pour prévoir les prix des actions, détecter les fraudes ou évaluer les risques de crédit.⁴⁹

- Améliorer en continu les performances des systèmes :

À mesure que de nouvelles données sont collectées, les algorithmes peuvent réajuster leurs paramètres internes pour devenir plus performants. Cette dimension adaptative rend le Machine Learning particulièrement pertinent dans des environnements dynamiques. Par exemple, les systèmes de recommandation de plateformes affinent constamment leurs suggestions en fonction du comportement des utilisateurs.⁵⁰

- Aider à la prise de décision stratégique :

⁴⁸ JORDAN M. I, MITCHELL T. M, (2015), *Machine learning: Trends, perspectives, and prospect*, Vol.349, Washington, P. 255–260.

⁴⁹ BISHOP C. M, (2006), *Pattern Recognition and Machine Learning*, Edition Springer, New York, P20.

⁵⁰ DOMINGOS P, (2012), *A few useful things to know about machine learning*. *Communications of the ACM*, N° 10, Vol 55, New York, P.78–87.

Le Machine Learning vise à faciliter la prise de décision, en extrayant des informations pertinentes à partir de grandes quantités de données. Les entreprises peuvent ainsi améliorer leur efficacité opérationnelle, optimiser leurs campagnes marketing, détecter des anomalies, ou encore identifier des segments de clientèle. Le rôle du Machine Learning n'est donc pas uniquement technique, mais aussi stratégique.⁵¹

3.3. Objectifs du machine Learning :

❖ La classification :

La classification consiste à inférer, à partir d'un échantillon d'objets classés, une procédure de classification. Donc les classes sont connues et l'on dispose d'exemple de chaque classe, par exemple, classer si un e-mail est un spam ou non ou classer une image de scanographie comme étant maligne ou bénigne.

Plus formellement, soit $X \subset \mathbb{R}^d$ un ensemble de données représentant un espace à d dimensions. La donnée $x \in X$ est appelé une instance et représente un point dans l'espace X . L'instance x est présentée sous forme d'un vecteur de taille d , $x = (x(1), \dots, x(d))$, où chaque c composante $x(i) \in \mathbb{R}$ est une valeur discrète ou continue. Soit Y un ensemble fini de classes où chaque classe $y \in Y$ est présentée sous forme de valeur discrète appelée étiquette ou cible de classe.⁵²

Le classifieur se présente alors sous forme d'une fonction de classification h (appelé aussi modèle de classification) permettant d'associer une donnée $x \in X$ à une étiquette de classe $y \in Y$.

Équation :

$$h : X \rightarrow Y \quad x \mapsto y = h(x)$$

Notez que pour le problème de classification, l'espace des réponses $Y \subset \mathbb{N}$ est discret et fini, vu que chaque $y \in Y$ représente une classe. Lorsque Y est continu (c.à.d. $Y \subset \mathbb{R}$), on parle

⁵¹ ALPAYDIN, E. (2020), *Introduction to Machine Learning*, (4th ed.), MIT Press, Cambridge, P40.

⁵² *Ibid*, P.255–260.

alors du problème de régression, qui sert à estimer la relation entre une à plusieurs variables (i) $\in \mathbb{R}$ et une autre variable $y \in \mathbb{R}$. Dans le cadre de ce mémoire, nous nous intéressons au problème de classification qu'au problème de régression.

Pour mesurer la qualité d'un classifieur h , on considère généralement une fonction de coût que l'on cherche à minimiser.

Exemples de fonction de coût :

- Coût 0/1 : vaut 0 lorsque les étiquettes prévues et observées coïncident (c.à.d. lorsque la classe de x est correctement prédite), 1 sinon. Ce type de coût est utilisé pour la classification.

❖ La régression :

Similaire à la classification, sauf que la classification se rapporte à des événements discrets. L'estimation porte sur des variables continues.

Par exemple en prévoyant les prix d'un logement en fonction de l'âge de la maison, du nombre de pièces, de l'emplacement du quartier, etc.⁵³

❖ La segmentation :

Consiste à former des sous-groupes (clusters) relativement homogènes à l'intérieur d'une population hétérogène.

Dans ce cas, les classes ne sont pas prédéfinies et pour cette tâche, il n'y a pas de classe à expliquer, il appartient donc à un expert du domaine de déterminer l'intérêt et la signification des sous-groupes ainsi constitués.⁵⁴

3.4. Types de machine Learning :

Les algorithmes constituent le cœur du fonctionnement de l'apprentissage automatique. Nous distinguons principalement deux grandes catégories : l'apprentissage supervisé et

⁵³ Domingo's, P. (2012), *A few useful things to know about machine learning*, Communications of the ACM, P.78–87.

⁵⁴ *Ibid*, P.95.

l'apprentissage non supervisé. La distinction entre ces deux approches repose sur la manière dont elles exploitent les données pour générer des prédictions.

L'apprentissage non supervisé :

L'apprentissage non supervisé utilise une approche plus indépendante, dans laquelle un ordinateur apprend à identifier des processus et des modèles complexes sans l'encadrement étroit et constant d'un humain. L'apprentissage non supervisé comporte un entraînement fondé sur des données qui n'ont pas d'étiquettes ou une sortie précise et définie. L'objectif de l'apprentissage non supervisé est de modéliser la structure ou la distribution sous-jacente dans les données afin d'en apprendre davantage sur les données.⁵⁵

L'apprentissage supervisé:

" L'apprentissage supervisé consiste à apprendre une fonction à partir de données d'entraînement étiquetées. Chaque exemple d'entraînement comprend la sortie souhaitée, ce qui aide le modèle à apprendre la correspondance entre les entrées et les sorties."

L'apprentissage supervisé est une technique d'apprentissage automatique consistant à entraîner un modèle à partir de données étiquetées, chaque observation d'entrée étant associée à une sortie attendue, permettant ainsi au modèle d'apprendre la relation entre les deux (Géron, 2019).⁵⁶

Dans l'apprentissage supervisé, le modèle reçoit en entrée des données d'apprentissage constituées de paires (x, y), où x représente un vecteur de caractéristiques et y la sortie cible. L'objectif de l'algorithme est d'apprendre une fonction de prédiction $f(x) \approx y$, qui pourra ensuite être utilisée pour prédire la sortie y pour de nouvelles entrées x non vues pendant l'entraînement.

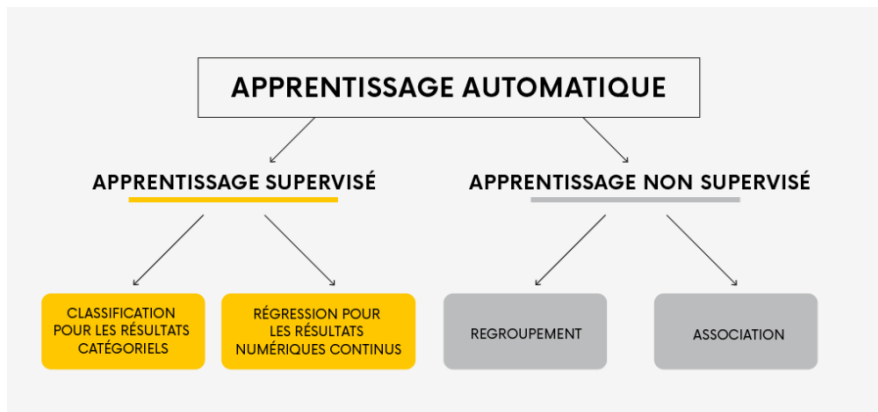
Un exemple notable est le système **Prédicative Intelligence Analytics Machine (PRIAM)**, développé par les data scientists et ingénieurs de **Bank of America**. Il s'agit d'une intelligence artificielle prédictive reposant sur un ensemble d'algorithmes d'apprentissage supervisé. PRIAM permet d'analyser les relations entre les offres sur les marchés financiers et les comportements des investisseurs, afin d'en dégager des tendances. Ce système optimise également la gestion des transactions en identifiant, de manière prédictive, les investisseurs les

⁵⁵ *Ibid*, P.15.

⁵⁶ GERON A, (2019), *L'apprentissage automatique avec Scikit-Learn, Keras et TensorFlow : concepts, outils et techniques pour construire des systèmes intelligents* (2e éd.), O'Reilly Media, Californie, P.3.

plus susceptibles d'être intéressés par une offre donnée. Pour ce faire, il prend en compte les caractéristiques de l'offre, l'historique des transactions, les interactions passées, ainsi que les données spécifiques au profil client.⁵⁷

Figure 2: Types de machine Learning



Source : <https://vmsoftwarehouse.fr/8-algorithmes-dapprentissage-automatique>.

3.5. Types des données :

Le machine Learning (ou apprentissage automatique) est une branche de l'intelligence artificielle qui permet à un ordinateur d'apprendre à partir de données, sans être programmé de manière explicite.

Pour progresser et améliorer ses performances, l'ordinateur a besoin d'un ensemble de données à analyser et à utiliser comme base d'entraînement. Ainsi, les données jouent un rôle central et essentiel dans le processus d'apprentissage.

Il existe différents types de données, on cite :

✓ Données structurées :

Les données structurées se réfèrent aux informations qui sont formatées et de longueur déterminée, aisément stockables et analysables, et hautement organisées. Cela indique que les

⁵⁷ <https://fr.linedata.com/quest-ce-que-lapprentissage-supervise> (consulté le 27/03/2025 à 20 :20).

données sont structurées de manière identifiable pour pouvoir traiter les demandes et obtenir des informations dans un but d'organisation.

Un bon exemple de données structurées serait une base de données relationnelle, telle que le langage SQL (Structured Query Language). Elle contient des informations organisées en nombres, dates, ensembles de mots et chaînes de caractères / texte grâce à la transparence de sa structure, la base de données peut être interrogée via des algorithmes de recherche directs et simples, pouvant être classés par type de données dans le contenu réel.⁵⁸

✓ **Données non structurées :**

Les données non structurées désignent des informations sous diverses formes qui ne s'adaptent pas aux modèles de données traditionnels. De ce fait, elles ne conviennent généralement pas aux bases de données relationnelles classiques, rendant ainsi leur traitement et leur analyse complexes et chronophages.⁵⁹

Selon Feldman et Sanger, « *les données non structurées ne possèdent pas de structure définie. Elles englobent généralement des images, des objets bitmap, du texte, des e-mails, ainsi que d'autres types de données ne faisant pas partie des bases de données conventionnelles* ». ⁶⁰

✓ **Données semi-structurées :**

Les données semi-structurées se caractérisent par leur irrégularité et peuvent être incomplètes, présentant une structure susceptible d'évoluer rapidement ou de manière imprévisible, mais ne suit pas un modèle précis ou défini.

Selon Hanig, Schierle et Trabold, « *le modèle de données semi-structurées facilite la consolidation d'informations provenant de diverses sources, possédant des caractéristiques*

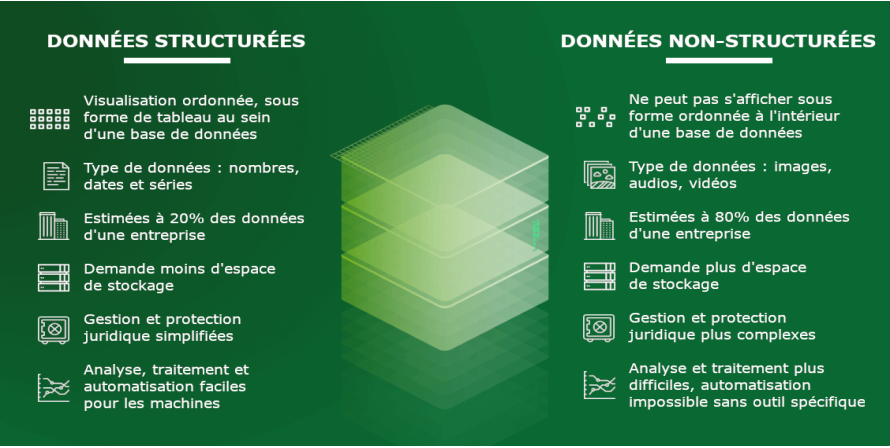
⁵⁸ Eberendu, Adanma Cecilia, (2016), *Unstructured Data: an overview of the data of Big Data*, International Journal of Computer Trends and Technology 3.1, P.6-50.

⁵⁹ *Ibid*, P 55 -59.

⁶⁰ Feldman, Ronen, James Sanger (2007), *The text mining handbook: advanced approaches in analyzing unstructured data*, Cambridge university press, Cambridge.

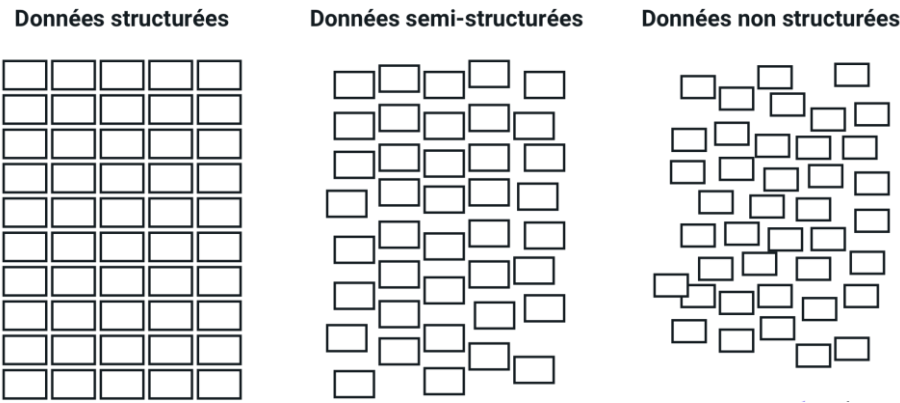
*associées mais distinctes, en une entité unique. Par exemple, cela inclut des fichiers de courriel, XML et Doc ».*⁶¹

Figure 3:classification des données structurées et non structurées.



Source : <https://www.group-edt.fr/les-differents-types-de-donnees/> (consulté le 14/03/2025 à 15 :50).

Figure 4: Classification des données : structurées, semi-structurées et non structurées.



Source : <https://www.mailjet.com/fr/blog/marketing/big-data-definition/>

⁶¹ Hänig, Christian, Martin Schierle, Daniel Trabold, (2010), *Comparison of structured vs. unstructured data for industrial quality analysis*, Proceedings of The World Congress on Engineering and Computer Science, P.70.

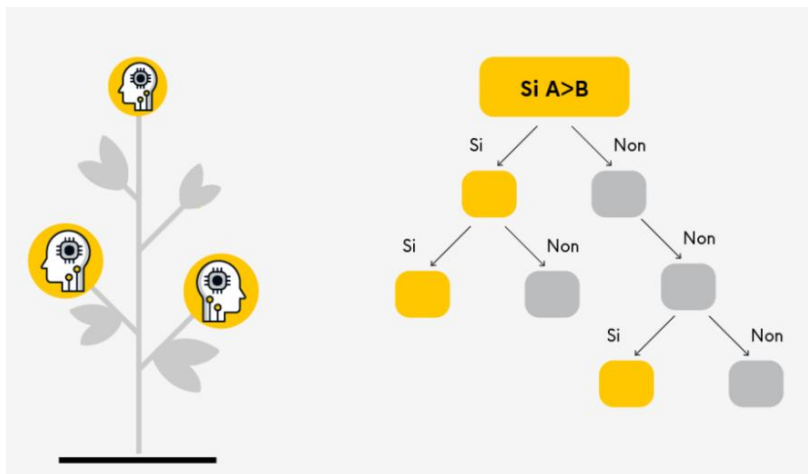
3.6. Algorithmes d'apprentissage automatique :

3.6.1. Random Forest (forêts aléatoires):

La forêt aléatoire est un algorithme d'ensemble basé sur l'agrégation de multiples arbres de décision, chacun étant entraîné sur un échantillon aléatoire des données.

Ce modèle est utilisé pour des tâches de classification et de régression. En classification, le résultat final est déterminé par vote majoritaire entre les arbres, tandis qu'en régression, une moyenne des prédictions est calculée. L'approche Random Forest permet de réduire le risque de sur-apprentissage (overfitting) en diminuant la variance du modèle, tout en maintenant une bonne précision prédictive.

Figure 5: Exemple de classification par l'algorithme Random forest.



Source : <https://vmsoftwarehouse.fr/8-algorithmes-dapprentissage-automatique>.

3.6.2. K-nearest neighbors (KNN) :

La méthode des *k plus proches voisins* (ou *k-nearest neighbors*, abrégée en KNN) est un algorithme non paramétrique qui repose sur la mémorisation des données d'apprentissage pour effectuer la classification des données de test.

Considéré comme un algorithme d'apprentissage paresseux (*Lazy Learning*), KNN n'effectue aucun apprentissage réel durant la phase d'entraînement. Pour prédire la classe d'une

nouvelle donnée d'entrée, il va chercher ses K voisins les plus proches (en utilisant la distance euclidienne, ou autres) et choisira la classe des voisins majoritaires.

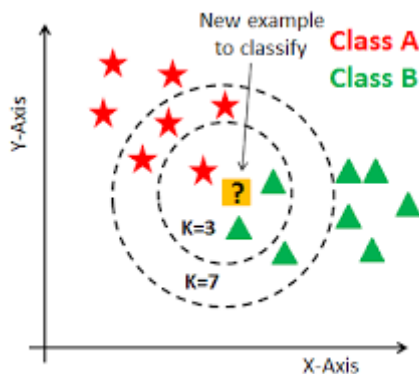
Leur principe consiste à mémoriser l'ensemble d'apprentissage, puis à prédire l'étiquette d'un nouvel exemple en se basant sur les étiquettes de ses voisins les plus proches dans l'ensemble d'entraînement.

Cette méthode repose sur l'hypothèse que les caractéristiques utilisées pour décrire les points du domaine sont pertinentes par rapport à leurs étiquettes, de sorte que les points proches les uns des autres ont probablement la même étiquette.⁶²

Pour appliquer cette méthode, les étapes à suivre sont les suivantes :

- Nous fixons le nombre de voisins k.
- Nous détectons les k-voisins les plus proches des nouvelles données d'entrée que nous souhaitons classer.
- Nous attribuons les classes correspondantes par vote majoritaire.⁶³

Figure 6: Exemple de classification par l'algorithme des K-NN.



Source : <https://ai.plainenglish.io/introduction-to-k-nearest-neighbors-knn-algorithm-e8617a448fa8> (consulté le 01/06/2025 à 9:05).

⁶²SHAI Shalev-Shwartz, SHAI Ben-David, (2014), *Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms*, Cambridge University Press, Cambridge, P.258.

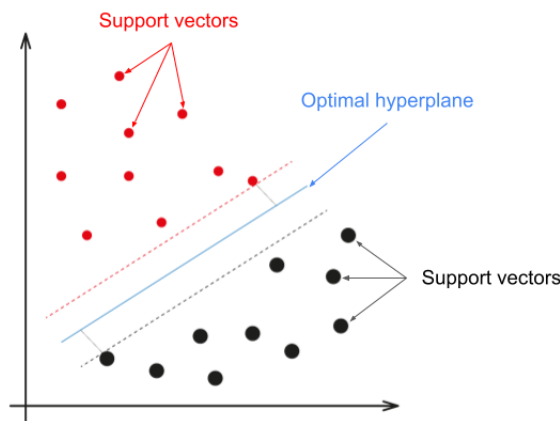
⁶³ <https://medium.com/@kenzaharifi/bien-comprendre-lalgorithme-des-k-plus-proches-voisins-fonctionnement-et-impl%C3%A9mentation-sur-r-et-a66d2d372679> (consulté le 28/05/2025 à 13 :52).

3.6.3 Support Vector Machine (SVM) :

Le Support Vector Machine est un algorithme supervisé utilisé pour des tâches de classification binaire ou multi-classes. Son objectif est de trouver un hyperplan optimal qui sépare les classes de manière à maximiser la marge entre les points des deux classes opposées.

Les *vecteurs de support* sont les données situées au plus près de cette frontière et jouent un rôle clé dans la définition de l'hyperplan. SVM peut aussi être adapté à des problèmes non linéaires à l'aide de fonctions noyaux (*kernel trick*).⁶⁴

Figure 7: Exemple de classification par l'algorithme de SVM.



3.6.4. La régression logistique :

La régression logistique est un modèle statistique largement utilisé pour les tâches de classification binaire. Elle repose sur la fonction logit, qui transforme une variable dépendante binaire en une probabilité comprise entre 0 et 1.

L'interprétation des coefficients reste intuitive, ce qui en fait un outil apprécié dans les analyses où l'explicabilité est importante. Elle est particulièrement adaptée lorsqu'il s'agit

⁶⁴ <https://medium.com/data-science/support-vector-machines-svm-c469d831a8b6> (consulté le 31/05/2025 à 09:02).

d'estimer la probabilité d'un événement tel que la solvabilité ou l'insolvabilité d'une entreprise.

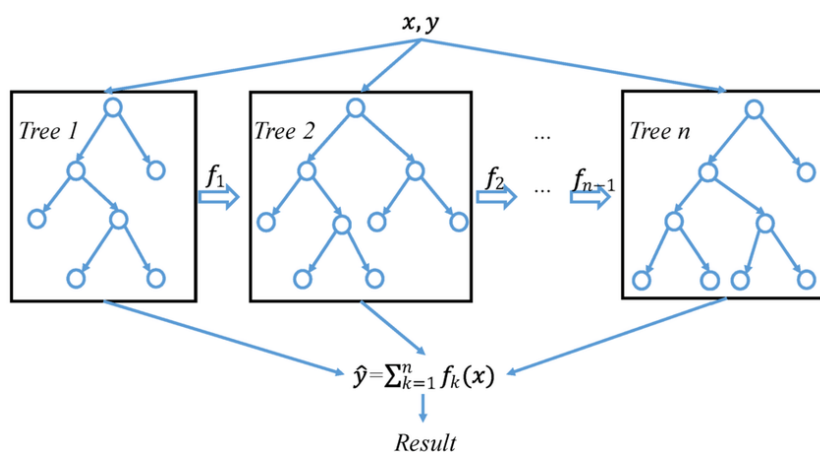
65

3.6.5. XGBoost :

XGBoost est une implémentation optimisée de l'algorithme de gradient boosting, conçue pour la performance et l'efficacité. Ce modèle construit une série d'arbres de décision en séquence, chaque nouvel arbre tentant de corriger les erreurs du précédent.

XGBoost est réputé pour ses performances sur des données structurées et tabulaires, notamment grâce à la régularisation, la gestion automatique des valeurs manquantes, et la parallélisation des calculs.⁶⁵

Figure 8 : Exemple de classification par l'algorithme des XG Boost.



Source : A hybrid ensemble method for pulsar candidate classification. *arXiv preprint arXiv:1909.05303*.

⁶⁵ <https://www.ibm.com/fr-fr/think/topics/logistic-regression#:~:text=La%20r%C3%A9gression%20logistique%20estime%20la, donn%C3%A9es%20sp%C3%A9cifiques%20de%20variables%20ind%C3%A9pendantes> (consulté le 02/06/2025 à 18 :29).

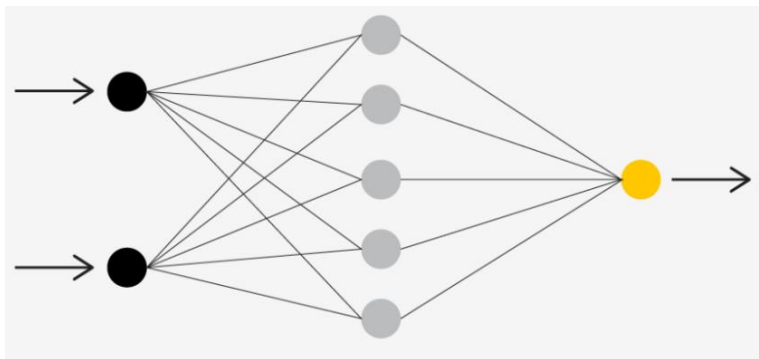
⁶⁶ Mohamed Aimed HAMOUR, Nazim Malik BENHAMDINE, (2020), *Prédiction du Churn Rate Par le Machine Learning dans le secteur des M&A Application au sein de KPMG*, Mémoire de Master, École Nationale Polytechnique Alger.

3.6.7. Neural Network :

Les réseaux de neurones artificiels sont inspirés du fonctionnement du cerveau humain. Ils se composent de couches de neurones interconnectés, capables de modéliser des relations complexes entre les variables. Chaque neurone applique une transformation non linéaire sur ses entrées et transmet l'information aux neurones suivants. L'apprentissage se fait par ajustement des poids synaptiques via des algorithmes comme la rétropropagation.

Les réseaux de neurones sont particulièrement adaptés à des tâches prédictives complexes, mais nécessitent souvent un volume important de données et une phase d'optimisation rigoureuse.⁶⁷

Figure 9: Exemple de classification par l'algorithme des Neural Network.



Source : <https://vmsoftwarehouse.fr/8-algorithmes-dapprentissage-automatique>.

3.7. Les outils d'évaluation de la performance :

3.7.1. La matrice de confusion :

Une matrice de confusion est un tableau souvent utilisé dans l'apprentissage automatique supervisé pour présenter une image plus complète de la façon dont un modèle de classification

⁶⁷ BRAKNI El Mahdi, (2011), *Réseaux de neurones artificiels appliqués à la méthode électromagnétique transitoire InfiniTEM*, Mémoire de Master, Université du Québec (Canada).

fonctionne, et pour fournir une évaluation complète de la façon dont un modèle de classification se compare à la vérité terrain.⁶⁸

Elle permet de visualiser les performances d'un algorithme en indiquant la qualité du modèle à travers quatre indicateurs clés, indépendamment de la distribution de la classe.

Cette structure tabulaire offre un moyen efficace de visualiser la performance d'un modèle de classification, en présentant côte à côte le nombre de prédictions exactes et erronées pour chaque classe.⁶⁹

Tableau 1: Matrice de confusion.

Classes réelles		Classes prédites	
		Classe1=Positive	Classe2= Négative
Classes réelles	Classe1= Positive	TP	FN
	Classe2=Négative	FP	TN

Source : Mémoire de fin d'études.

- ✚ True Positive (TP) : Il s'agit des cas dans lesquels le modèle a prédit correctement la classe.
- ✚ True Negative (TN) : Il s'agit des cas dans lesquels le modèle a correctement prédit l'absence d'une classe.
- ✚ False Positive (FP) : Aussi connus sous le nom d'erreur de type I, il s'agit des cas dans lesquels le modèle a incorrectement prédit la présence d'une classe.
- ✚ False Negative (FN) : Aussi connus sous le nom d'erreur de type II, il s'agit des cas dans lesquels le modèle a incorrectement prédit l'absence d'une classe.

⁶⁸ <https://www.innovatiana.com/post/understand-confusion-matrix-in-ai> (consulté le 01/06/2025 à 17:00).

⁶⁹ [https://www.ibm.com/fr-fr/think/topics/confusion-matrix#:~:text=La%20matrice%20de%20confusion%20\(ou,d'instances%20de%20classes%20pr%C3%A9dites](https://www.ibm.com/fr-fr/think/topics/confusion-matrix#:~:text=La%20matrice%20de%20confusion%20(ou,d'instances%20de%20classes%20pr%C3%A9dites) (consulté 29/05/2025 à 15 :40).

3.7.2. Les métriques d'évaluation⁷⁰ :

La matrice de confusion ne se limite pas à indiquer un taux de réussite global. Elle permet de distinguer les différents types d'erreurs, ce qui est essentiel dans de nombreux domaines où certaines erreurs sont plus coûteuses que d'autres.

Elle constitue la base de calcul de plusieurs métriques d'évaluation fondamentales. Ces indicateurs permettent de mieux apprécier la qualité de précision du modèle, afin d'en faciliter l'interprétation.

- **Accuracy :**

Accuracy est utilisée pour trouver et évaluer une matrice afin de voir l'efficacité de l'algorithme de classificateur pour calculer la précision que la formule est utilisée est :

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

- **Precision :**

C'est le nombre de résultats positifs corrects divisé par le nombre de résultats positifs prédits par le classificateur :

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

- **Recall:**

Il s'agit du nombre de résultats positifs corrects divisé par le nombre de tous les échantillons pertinents (tous les échantillons qui auraient dû être identifiés comme positifs) :

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

- **F1 score:**

F1 score est un indicateur qui arrange le recall et precision, calculé par la formule suivante :

$$\text{F1 score} = 2 * \frac{\text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

⁷⁰ Bensaada Aridje, (2022), *Sélection des termes co-occurents avec entropie minimale pour la Classification des textes*, Mémoire de Master, Université de 8 Mai 1945 Guelma, P.20-21.

○ **Specifity:**

Autre critère de performance défini comme étant le taux de vrais négatifs, ou la capacité à détecter toutes les situations où il n'y a pas de spam, cette mesure complète le recall.

$$\text{Specifity} = \frac{TN}{FP+TN}$$

3.7.3. Les courbes d'évaluation:

 **Receiver Operating Characteristics Curve (ROC Curve)⁷¹ :**

La courbe ROC est une représentation graphique qui permet d'évaluer les performances d'un modèle de classification en fonction de différents seuils de décision. Elle met en relation deux indicateurs clés : la sensibilité (ou taux de vrais positifs) et le taux de faux positifs (complémentaire de la spécificité). En faisant varier le seuil de classification, ces deux mesures changent, dessinant ainsi une courbe qui reflète la capacité du modèle à distinguer correctement les classes.

Aire sous la courbe ROC (Area Under Curve AUC)⁷² :

AUC signifie la courbe sous ROC. Cette valeur mesure l'intégralité de l'aire, à deux dimensions, située sous l'ensemble de la courbe ROC (par calcul d'intégrales) du point (0,0) à (1,1) défini par la fonction $f(x) = x$. Cette mesure permet de quantifier le degré de séparabilité, en indiquant à quel point le modèle est capable de faire la distinction entre les classes. Plus l'AUC est importante, plus le modèle est prompt à prédire les positifs étant positifs et négatifs étant négatifs. Concrètement parlant, l'AUC présente les avantages suivants :

- L'AUC est invariante d'échelle, elle mesure donc la qualité de la classification des prédictions, plutôt que leurs valeurs absolues.
- L'AUC est indépendante des seuils de classification.

En résumé, le Machine Learning constitue une évolution majeure dans la manière de traiter les données, de résoudre des problèmes complexes et de soutenir la prise de décision. Grâce à ses

⁷¹<https://datascientest.com/courbe-roc-auc-tout-savoir> (consulté le 02/06/2025).

⁷² *Idem.*

Chapitre 01 : Approche conceptuelle du machine Learning, des marchés publics et de la gestion des risques

différentes approches – supervisées ou non supervisées –, il permet d’automatiser des tâches, de détecter des tendances, de classer des données ou encore d’anticiper des comportements. Les algorithmes tels que Random Forest, SVM ou encore les réseaux de neurones illustrent la diversité des outils disponibles, adaptés à différents types de données et d’objectifs. Enfin, les indicateurs d’évaluation tels que l’accuracy, le F1-score ou la courbe ROC permettent de mesurer avec précision la performance de ces modèles. Ces éléments théoriques poseront les bases de notre analyse pratique à venir, qui visera à démontrer l’utilité du Machine Learning dans l’évaluation du risque de crédit, notamment dans le cadre spécifique des marchés publics.

Conclusion du chapitre :

Ce premier chapitre a permis d'établir un socle théorique fondamental en abordant séparément trois notions clés : le Machine Learning, les marchés publics et le risque de crédit.

Chacune de ces thématiques joue un rôle déterminant dans la compréhension des dynamiques actuelles de la transformation numérique des administrations. Leur présentation distincte vise à mieux cerner les concepts, les enjeux et les spécificités propres à chaque domaine.

Ce cadre théorique constituera la base sur laquelle reposera l'analyse pratique à venir, où nous mettrons en lumière l'impact potentiel du Machine Learning sur la gestion du risque de crédit dans le contexte des marchés publics, en explorant ses apports concrets ainsi que les limites et précautions à considérer.

Chapitre 02 : L'utilisation du Machine Learning au sein de la CGMP

Chapitre 02 : l'utilisation du machine Learning au sein de la CGMP

À l'ère de la digitalisation accélérée, les institutions publiques sont appelées à repenser leurs méthodes de travail pour gagner en efficacité, en réactivité et en transparence. La Caisse de Garantie des Marchés Publics (CGMP), en tant qu'acteur stratégique dans la sécurisation et la régulation des marchés publics, n'échappe pas à cette dynamique. Consciente de l'importance des données dans la prise de décision, la CGMP s'oriente progressivement vers l'intégration des technologies d'intelligence artificielle, notamment tester l'utilisation du Machine Learning, dans ses processus internes.

Ce chapitre vise à explorer comment le Machine Learning peut constituer un levier d'innovation au sein de la CGMP, en particulier dans le domaine de l'analyse du risque de crédit. La première section est consacrée à la présentation de la CGMP, de ses missions et de son fonctionnement. La deuxième section s'intéresse aux méthodes d'analyse du risque actuellement utilisées au sein de l'institution, mettant en lumière les limites des approches traditionnelles. Enfin, la troisième section s'intéresse à une éventuelle transformation vers une CGMP intelligente, en montrant comment l'analyse prédictive et l'automatisation permises par le Machine Learning peuvent renforcer l'efficacité de l'évaluation des risques, améliorer la prise de décision et optimiser la gestion des garanties dans les marchés publics.

Ainsi, ce chapitre constitue une passerelle entre la compréhension du cadre institutionnel et opérationnel de la CGMP et les perspectives d'innovation technologique qui s'offrent à elle grâce au Machine Learning.

Section 01 : Présentation de la Caisse de Garantie des Marchés Publics

Dans cette première section, nous allons présenter la Caisse de Garantie des Marchés Publics (CGMP), l'organisme qui nous a accueillis durant notre stage. Cette présentation portera sur son origine, ses missions, les principaux services qu'elle propose aux entreprises intervenant dans les marchés publics, ainsi que son organisation interne.

1. Présentation de l'organisme d'accueil :

La Caisse de Garantie des Marchés Publics (CGMP) est un établissement public à caractère industriel et commercial, institué par le décret exécutif n°98-67 du 21 février 1998.

Sa création s'inscrit dans le cadre du programme de réformes économiques initié par l'État algérien, dans le but de remédier aux difficultés rencontrées par les opérateurs économiques titulaires de marchés publics. En tant qu'instrument de soutien à la commande publique, la CGMP a pour mission principale de faciliter l'accès des entreprises nationales aux marchés publics en leur apportant les garanties financières nécessaires à la bonne exécution de leurs engagements contractuels.

1.1. L'historique :

La Caisse de Garantie des Marchés Publics (CGMP) a été créée en 1998, dans un contexte marqué par la restriction des ressources budgétaires et dans le cadre des réformes économiques engagées par l'État algérien.

Établissement public à caractère industriel et commercial, la CGMP avait pour objectif principal d'accompagner les opérateurs économiques dans l'exécution de la commande publique en leur offrant les garanties nécessaires.

Dès sa création, elle a mis en place les crédits par signature, représentant le premier service offert, afin de sécuriser les engagements des entreprises soumissionnaires et faciliter leur accès aux marchés publics.

L'année 2005 marque une étape importante dans l'élargissement de ses services, avec l'autorisation d'octroyer des crédits de trésorerie, à la faveur de la loi de finances et de l'instruction ministérielle n°08 du 19 mars 2005. Cette mesure a permis la mise en place de la mobilisation de créances nanties au profit de la CGMP.

En décembre 2006, la caisse a renforcé son dispositif en lançant les crédits d'avances sur situations de travaux ou de factures, offrant ainsi aux entreprises la possibilité de bénéficier rapidement de liquidités dès la reconnaissance de leurs créances.

Dans une logique de proximité avec ses clients et de renforcement de sa présence territoriale, la CGMP a ouvert sa première antenne régionale en juillet 2007 dans la wilaya de Chlef, puis une Direction Régionale Sud à Ouargla en juillet 2008, afin de mieux couvrir les besoins liés aux projets publics implantés dans le sud du pays.

Par ailleurs, dans une dynamique de modernisation de ses outils de gestion, l'institution s'est dotée, en juillet 2011, d'un système d'information centralisé et intégré, assurant un traitement en temps réel des opérations financières et administratives. Cette stratégie d'innovation a été poursuivie avec le lancement, en février 2018, d'un portail numérique dédié à la clientèle, visant à améliorer l'accessibilité des services offerts et à renforcer la communication entre la caisse et les entreprises bénéficiaires

1.2. Les missions de la CGMP :

- Assurer l'équilibre entre l'avancement physique et financier des projets d'équipements publics. Permettre aux titulaires des marchés publics de bénéficier auprès de leurs banques d'avances de fonds nécessaires à la réalisation de leurs projets
- Mobiliser les créances nées à l'occasion de l'exécution des marchés publics
- Permettre aux partenaires cocontractants ayant un plan de charges important dans le cadre des marchés publics de prétendre à des crédits globalisés
- Faciliter aux banques par l'entremise du trésor public, la possibilité de se refinancer auprès de la banque d'Algérie, et ce, à l'occasion de la réalisation des commandes publics.
- Accorder, sous toutes leurs formes, des garanties et des cautions permettant de faciliter la réalisation financière des marchés et des commandes publics.

Chapitre 02 : l'utilisation du machine Learning au sein de la CGMP

- Accompagner les entreprises de droit algérien tout au long du processus de participation à la commande publique, depuis l'expression de leur intérêt jusqu'à la libération de leurs engagements contractuels.

1.3-Les crédits proposés par la CGMP :

1.3.1 Crédits par signature :

- La caution de soumission (CS) :

La caution de soumission est un acte d'engagement garantissant les droits éventuels du service contractant contre le soumissionnaire en cas de : retrait anticipé, de modification de l'offre ou s'il est déclaré adjudataire, de refus de signer le contrat ou de mettre en place les garanties supplémentaires exigées.

- Cautions de restitution d'avances forfaitaire :

Dans le cadre du financement des opérations préparatoires à l'exécution d'un projet, la réglementation des Marchés publics a prévu le paiement d'avances forfaitaire et sur approvisionnements. Cependant, ces avances ne peuvent être versées que si le cocontractant a préalablement constitué des cautions de restitution d'avances d'égales valeurs.

Les cautions de restitution d'avances forfaitaire ou sur approvisionnements sont des actes d'engagements bancaires garantissant la restitution de ou des avances que le service contractant aura consentie au partenaire cocontractant avant et/ou pendant l'exécution du marché.

- Caution de restitution de l'avance sur approvisionnements :

Cette caution constituée pour un montant égal à l'avance ou à la tranche d'avance à percevoir est plafonnée à 35% du montant du marché.

Le montant cumulé des cautions d'avances " forfaitaire et sur approvisionnements " ne peut dépasser 50% du montant global du marché.

- Caution de bonne exécution :

La caution de bonne exécution est un acte d'engagement garantissant pécuniairement la bonne exécution du marché. Elle est constituée à la notification du marché. Sa mise en place permet la libération de la caution de soumission.

Le service contractant peut dispenser le partenaire cocontractant de cette caution lorsque le délai d'exécution ne dépasse pas trois (03) mois.

1.3.2 Crédit de Trésorerie :

Le crédit de trésorerie est un produit financier mis en place par la CGMP depuis l'année 2006, dans le but de soutenir les opérateurs économiques confrontés à des besoins temporaires de liquidités liés à l'exécution de marchés publics. Ce mécanisme vise à améliorer la gestion de la trésorerie des entreprises adjudicataires, en leur permettant de faire face aux délais de paiement souvent observés dans ce type de marchés.

Ce produit comprend deux types principaux de crédits :

➤ Le Crédit de Mobilisation de Créances :

Il s'agit d'un crédit permettant à l'entreprise bénéficiaire d'obtenir un financement anticipé sur la base de créances certaines, liquides et exigibles qu'elle détient auprès de l'administration publique.

Ce type de crédit est généralement accordé contre cession de créances ou nantissement de marchés publics. Il constitue une solution de financement à court terme permettant aux entreprises de préserver leur équilibre financier.

➤ L'Avance sur Situation et/ou Facture :

Ce crédit consiste à accorder à l'entreprise une avance sur la base d'une situation de travaux ou d'une facture déjà établie et en attente de règlement.

L'objectif est de permettre à l'entreprise de poursuivre l'exécution du marché sans interruption due à un manque de liquidités, notamment pour l'achat de matériaux, le paiement de la main-d'œuvre ou les frais de fonctionnement.

1.3.3 L'Aval :

Dans le cadre de sa mission de soutien aux entreprises titulaires de marchés publics, la Caisse de Garantie des Marchés Publics (CGMP) propose un mécanisme d'aval, visant à garantir certaines opérations financières auprès des banques primaires domiciliataires des marchés ou des commandes.

Chapitre 02 : l'utilisation du machine Learning au sein de la CGMP

Ce dispositif permet à l'entreprise bénéficiaire d'obtenir, à travers l'émission d'une lettre de garantie, une meilleure crédibilité vis-à-vis de sa banque et d'accélérer le traitement de certaines demandes de financement, notamment dans les cas suivants :

➤ Obtention d'avances sur créances non encore réglées :

La CGMP peut intervenir pour garantir une avance bancaire sur des créances détenues sur l'État, dès lors que :

- ✚ Les situations de travaux ou factures sont dûment approuvées et acceptées ;
- ✚ Les délais réglementaires de paiement (30 jours) ont été dépassés ;
- ✚ Le retard de paiement est dû à des contraintes administratives (et non à un manque de financement) ;
- ✚ Le projet est individualisé, les crédits sont disponibles et l'autorisation de paiement existe, mais les fonds ne sont pas encore débloqués.

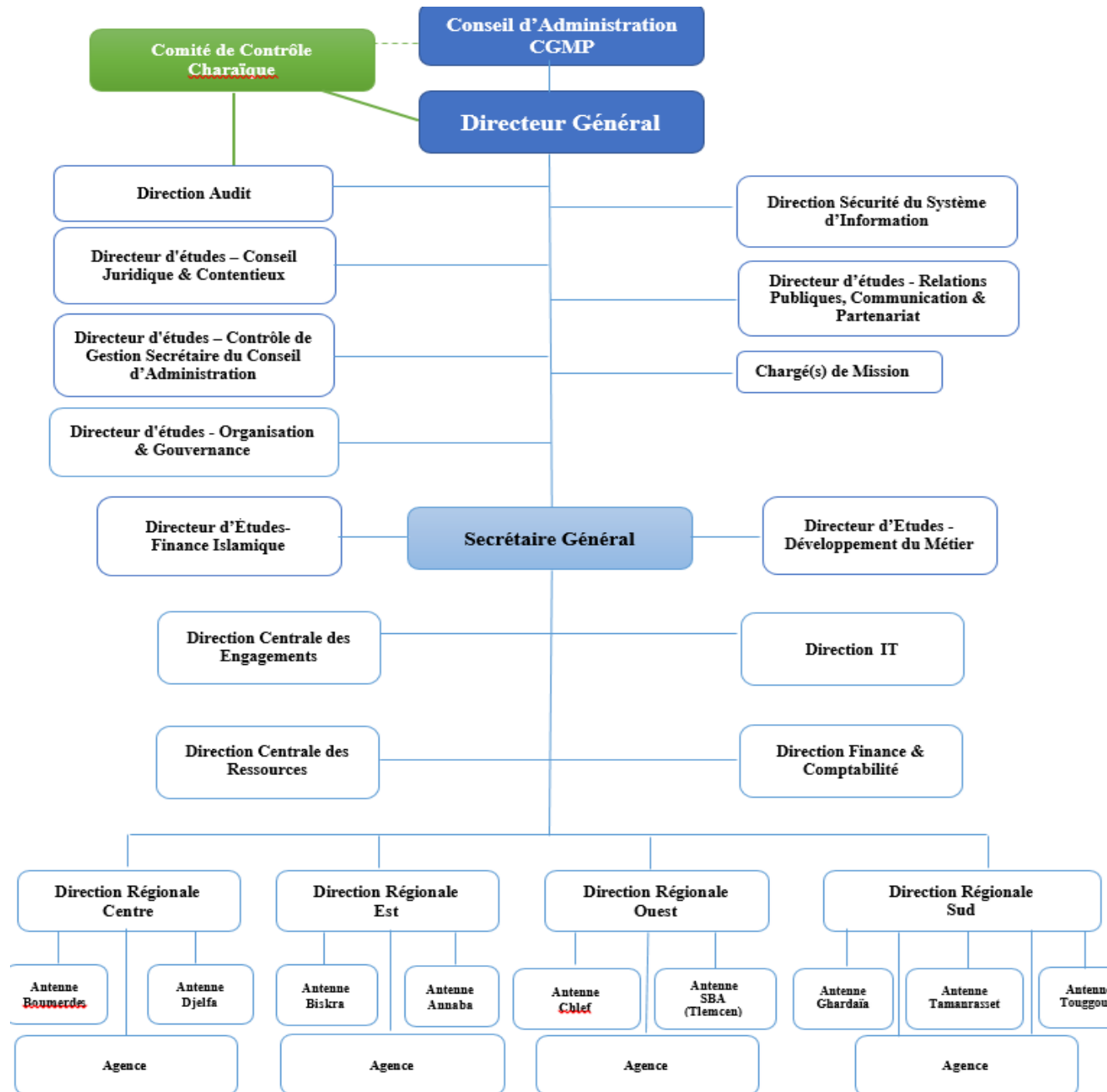
➤ Paiement de situations et factures :

L'aval peut être sollicité pour faciliter le règlement des situations de travaux ou des factures, en garantissant l'opération auprès de la banque, ce qui permet à l'entreprise de bénéficier d'un paiement rapide.

➤ Crédit de préfinancement :

Ce mécanisme permet également de garantir un crédit de préfinancement, c'est-à-dire un financement accordé avant le démarrage effectif du projet, permettant à l'entreprise de couvrir ses premières dépenses (achats, salaires, logistique...) en attendant les paiements échelonnés au cours de l'exécution du marché.

1.4. L'organigramme :



Source : Document interne de l'entreprise.

Chapitre 02 : l'utilisation du machine Learning au sein de la CGMP

La CGMP joue un rôle essentiel dans le soutien aux entreprises nationales, en leur facilitant l'accès aux marchés publics grâce à des instruments financiers adaptés. À travers ses missions, ses produits variés et sa présence sur le territoire, elle contribue activement à la réalisation des projets publics et au développement économique national.

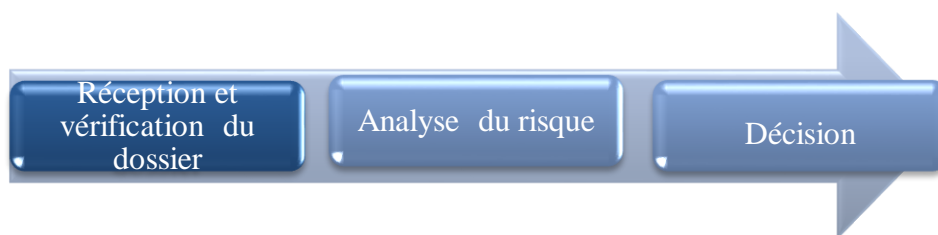
Section 02 : L'analyse du risque au sein de la CGMP

Dans cette section, nous allons analyser le processus d'évaluation du risque au sein de la CGMP, à travers l'étude du traitement d'un dossier réel de demande de caution. Cette analyse permet de mieux comprendre les méthodes utilisées par la caisse pour sécuriser ses engagements financiers, tout en garantissant l'efficacité et la fiabilité des entreprises bénéficiaires.

1. Le processus de traitement d'un dossier de crédit au sein de la CGMP :

Dans le cadre de l'activité d'octroi de garanties et de crédits, la Caisse de Garantie des Marchés Publics (CGMP) suit un processus structuré et rigoureux de traitement des dossiers de demande. Ce processus implique plusieurs services spécialisés et vise à garantir à la fois la conformité réglementaire, la sécurité financière et la fluidité de la procédure. Ce qui suit est un aperçu synthétique des principales étapes de ce traitement.

Schéma 5:Processus de traitement d'un dossier de crédit au sein de la CGMP.



Source : Élaboration personnelle.

Tableau 2: Tableau explicatif du schéma précédent.

Étape du processus	Service concerné	Tâche principale
Réception et vérification du dossier	Service commercial	<ul style="list-style-type: none">➤ Réception du dossier➤ Vérification des pièces requises➤ Création d'un dossier client➤ La saisie des informations sur le système (CRM)
Analyse du risque	Service analyse du risque	<ul style="list-style-type: none">➤ Évaluation de la solvabilité, des garanties proposées et du projet en question

		<ul style="list-style-type: none">➤ Résumé du dossier pour présentation au comité➤ Élaboration d'une note de synthèse
Décision	Comité d'octroi de crédit	<ul style="list-style-type: none">➤ Étude du dossier➤ Décision d'acceptation, de refus, de demande ou de complément .

2. Étude de cas pratique : traitement réel d'un dossier au sein de la CGMP :

2.1. Présentation générale du dossier :

Le dossier analysé concerne une demande de caution de bonne exécution introduite par l'entreprise X, dans le cadre d'un marché public ayant pour objet l'étude d'adaptation et la réalisation d'une brigade territoriale de la Gendarmerie nationale située à Beni Zmenzer, wilaya de Tizi Ouzou, 1^{re} Région Militaire.

La demande de caution, d'un montant de 12 915 486,50 DZD, a été déposée suite à l'attribution du marché à l'entreprise. Le document de caution a été signé en date du 29 octobre 2024. En guise de sûreté, l'entreprise a proposé des hypothèques immobilières, comme garantie en cas de défaillance.

2.2. Processus de traitement du dossier :

Réception et vérification du dossier :

Après réception du dossier par le service commercial, les pièces administratives nécessaires ont été vérifiées.

Analyse du risque :

Première étape :

Le dossier a ensuite été transféré au service d'analyse des risques, étape cruciale du processus.

L'analyse du risque a porté sur plusieurs éléments essentiels, permettant d'évaluer la capacité de l'entreprise à mener à bien le projet et à honorer ses engagements :

- **La situation financière de l'entreprise :** les bilans des trois dernières années ont été examinés. L'entreprise présentait une stabilité globale, avec une trésorerie satisfaisante et un

endettement maîtrisé, bien qu'une légère baisse du chiffre d'affaires ait été constatée sur la dernière année.

- **La capacité technique et opérationnelle** : les moyens matériels (engins, équipements techniques) ainsi que les moyens humains (effectifs, qualifications du personnel) ont été évalués. Ces éléments ont permis de conclure à une capacité suffisante pour exécuter le projet dans les délais requis.
- **L'expérience professionnelle** : l'entreprise avait à son actif plusieurs projets similaires réalisés dans le secteur public. Des attestations de bonne exécution délivrées par des maîtres d'ouvrage précédents ont été fournies, attestant du sérieux et de la qualité des travaux réalisés.
- **Les garanties proposées** : l'entreprise a apporté des sûretés sous forme d'hypothèques immobilières, dont la valeur a été jugée conforme au montant de la caution sollicitée. Cependant, le caractère peu liquide de ces actifs a été souligné.
- **Le contexte du marché et la nature du projet** : le projet consistait en la réalisation d'une brigade territoriale de la Gendarmerie nationale, avec un financement public et un maître d'ouvrage jugé fiable. Ce contexte a réduit le niveau de risque global lié à la défaillance du donneur d'ordre.
- **Les antécédents avec la CGMP** : l'entreprise ne présentait aucun incident de paiement, ni contentieux antérieur avec la CGMP, ce qui a renforcé la confiance dans sa capacité à respecter les engagements contractuels.

Deuxième étape :

- **Note de synthèse de l'analyse du risque :**

La note de synthèse a été structurée autour des éléments suivants :

- ❖ Analyse du plan de charge

Évaluation de la capacité de l'entreprise à absorber un nouveau projet sans surcharge, en tenant compte des marchés déjà en cours d'exécution.

- ❖ Analyse des moyens humains et matériels

Étude des ressources disponibles (effectifs qualifiés, matériels techniques, engins de chantier, etc.) pour garantir la bonne exécution du projet.

- ❖ Analyse des attestations de bonne exécution

Examen des précédents marchés réalisés par l'entreprise et des attestations de bonne exécution délivrées par des maîtres d'ouvrages publics, appuyant son expérience et son sérieux.

- ❖ Analyse des paramètres d'exploitation

Chapitre 02 : l'utilisation du machine Learning au sein de la CGMP

Observation de la performance économique à travers des indicateurs clés : chiffre d'affaires, valeur ajoutée, résultat d'exploitation.

❖ Analyse de la situation financière

Étude des états financiers des trois dernières années en se basant notamment sur le FR, le BFR et la trésorerie.

❖ Situation fiscale et parafiscale

Vérification de la régularité de l'entreprise vis-à-vis de ses obligations fiscales et parafiscales (CNAS, CASNOS, impôts, etc.).

❖ Garanties proposées (sûretés)

Analyse des sûretés apportées : en l'occurrence, hypothèques immobilières. Ces garanties ont été jugées acceptables.

❖ Identification des points forts et points faibles

Une synthèse a été réalisée mettant en évidence les atouts (expérience, solvabilité, fiabilité du donneur d'ordre) ainsi que les faiblesses potentielles.

La conclusion générale faisait état d'un risque modéré, suffisamment couvert par les garanties et le profil de l'entreprise.

Décision finale :

Le comité de crédit, après examen de la note de synthèse, a approuvé l'émission de la caution. Le service engagement de données a pris en charge la finalisation du processus en procédant à la délivrance officielle de la caution. **(Voir l'annexe 01)**

2.3 Méthodes utilisées pour évaluer le risque de crédit au sein de la CGMP :

Les méthodes d'évaluation utilisées reposent essentiellement sur des données qualitatives et documentaires :

- **Les références professionnelles de l'entreprise** : attestations de bonne exécution, expérience dans des projets similaires.
- **La qualification professionnelle** : classification et capacité techniques validées.
- **L'analyse de la santé financière** : basée sur les bilans, le chiffre d'affaires, la rentabilité, etc.
- **Les sûretés proposées** : hypothèques, garanties réelles, etc. **(Voir l'annexe 02)**

2.4. Limites du système actuel en matière d'analyse des risques :

Malgré l'existence d'un environnement numérique comprenant un CRM et un data center, l'analyse des risques reste confrontée à plusieurs obstacles structurels et opérationnels qui limitent son efficacité.

a) Utilisation partielle des ressources informationnelles :

- L'exploitation des données reste largement manuelle. Les analystes doivent eux-mêmes extraire, trier et analyser les informations, ce qui ralentit le processus et limite la profondeur des analyses effectuées.
- Les données issues des projets passés (retards, litiges, profils des entreprises, etc.) ne sont pas systématiquement analysées pour alimenter une intelligence décisionnelle.
- Les techniques avancées comme le machine learning ou le data mining ne sont pas intégrées. Ces outils pourraient pourtant permettre de repérer des tendances à risque ou d'anticiper des anomalies.

b) Manque d'outils décisionnels intelligents :

- Aucun tableau de bord interactif n'est disponible pour suivre en temps réel les indicateurs clés liés aux risques.
- L'évaluation des entreprises se fait sans algorithme de notation automatique, ce qui prive les décideurs d'un classement objectif basé sur des données multiples (financières, historiques, comportementales...).

c) Impact direct sur la performance du service :

- L'absence d'automatisation allonge les délais d'étude des dossiers et rend le processus fortement dépendant des compétences individuelles.
- Sans outils fiables de comparaison ou d'aide à la décision, les choix peuvent manquer de cohérence et de rigueur méthodologique.
- Le système actuel est mal préparé à détecter en amont des signaux faibles tels que des risques de faillite, de retards de paiement ou des changements dans la solvabilité des entreprises.

La CGMP est un acteur essentiel dans le financement des marchés publics en Algérie. Grâce à ses différents produits (cautions, crédits, avals), elle aide les entreprises à sécuriser leurs projets et à faire face aux contraintes de trésorerie. Cette présentation permet de mieux comprendre le cadre dans lequel notre étude s'inscrit.

Section 03 : Vers une CGMP intelligente : analyse prédictive et traitement des risques grâce au Machine Learning.

Dans le cadre de notre étude sur l'analyse du risque de crédit au sein de la CGMP, nous avons choisi d'utiliser le machine Learning comme outil principal d'analyse prédictive.

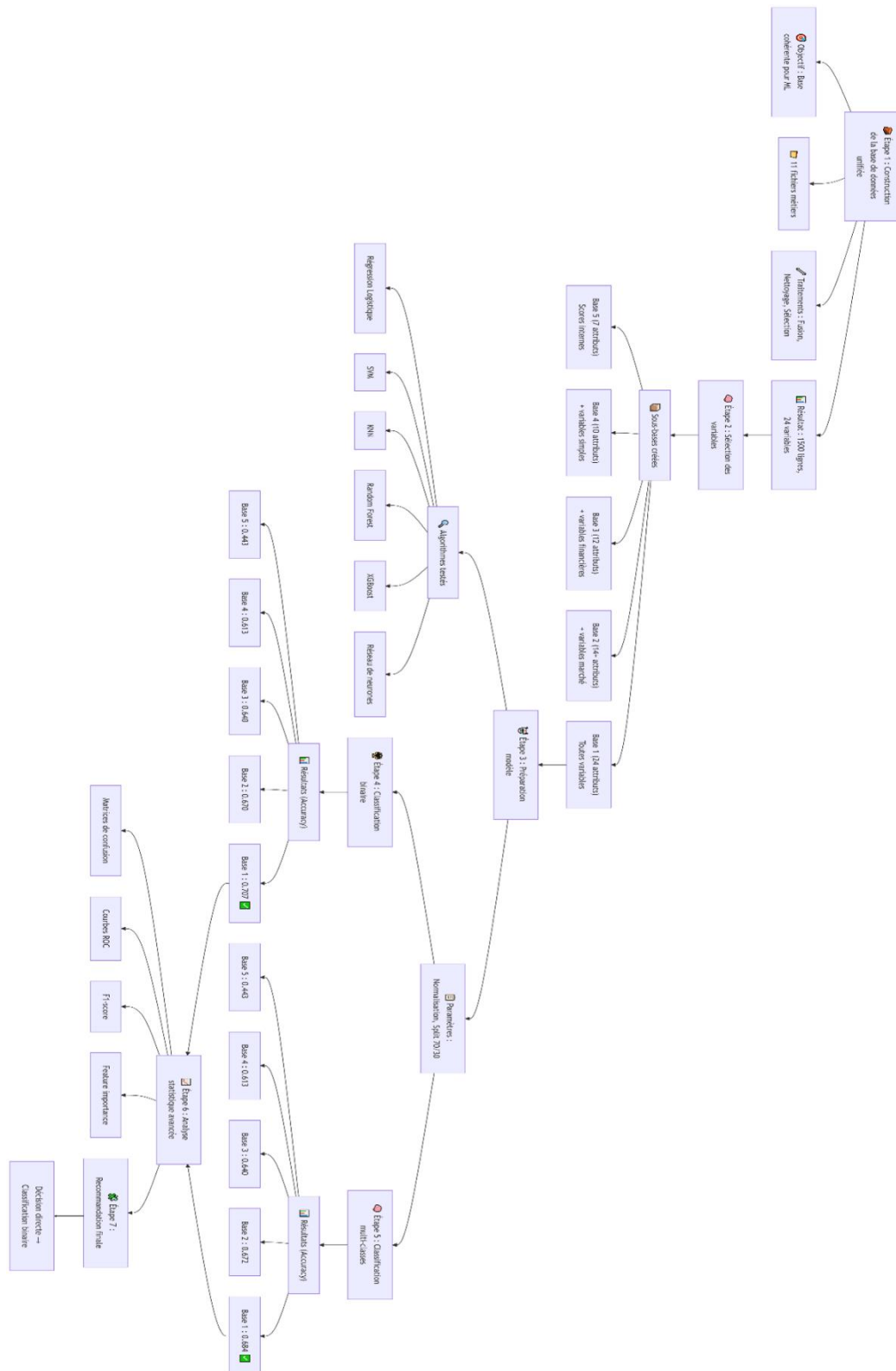
Cette approche innovante nous a permis de traiter un grand volume de données historiques relatives aux clients et à leurs comportements financiers, afin de détecter plus efficacement les profils à risque.

Grâce à des algorithmes d'apprentissage automatique, il est possible d'identifier des schémas invisibles à l'œil humain et de générer des modèles capables de prédire la probabilité de la solvabilité des clients.

Le recours au machine Learning s'est imposé comme une solution pertinente et moderne pour améliorer la prise de décision en matière d'octroi de crédit, en renforçant la fiabilité de l'évaluation des risques.

2.1 l'utilisation du Machine Learning dans l'analyse du risque :

Schéma 6: le pipeline de traitement et d'analyse prédictive du risque CGMP.



Source : Élaboration personnelle.

Chapitre 02 : l'utilisation du machine Learning au sein de la CGMP

2.1.1 Génération des données :

Dans le cadre de notre stage à la Caisse de Garantie des Marchés Publics (CGMP), nous n'avons pas directement participé à la génération des données. Celles-ci sont principalement issues :

- Des dossiers administratifs fournis par les entreprises clientes,
- Des données internes collectées et centralisées dans le système d'information de la CGMP.

Ces données sont de nature administrative et financière et constituent une base essentielle pour les analyses réalisées par les différents services. Elles permettent un suivi rigoureux des opérations ainsi qu'une prise de décision plus efficace. Dans le cadre de notre projet, elles sont exploitées afin de prédire le risque de solvabilité des clients, en classifiant les demandes en deux catégories : **solvables** et **non solvables**, dans l'objectif d'améliorer la qualité des décisions d'octroi de garantie.

2.2.2 Acquisition des données :

Dans le cadre de notre mission pratique, les données nécessaires à notre travail nous ont été directement transmises par notre tutrice de stage et par les membres de l'équipe en charge. Elles nous ont été fournies sous forme de fichiers Excel, ce qui a facilité leur exploitation. Pour notre étude, l'entreprise nous a fournis dix bases de données.

Exemples de base de données :



Nom de la base de données	Contenu	Type de données	Date de dernière mise à jour	Statut de la donnée	Source	Provenance	Créateur	Approuvé par	Commentaire	Commentaire interne	Commentaire externe	Commentaire interne	Commentaire externe	Commentaire interne	Commentaire externe	Commentaire interne	Commentaire externe	Commentaire interne	Commentaire externe
1. DRC-16-00000-2024-DRC-16-00001	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024
2. DRC-16-00000-2024-DRC-16-00002	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024
3. DRC-16-00000-2024-DRC-16-00003	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024
4. DRC-16-00000-2024-DRC-16-00004	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024
5. DRC-16-00000-2024-DRC-16-00005	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024
6. DRC-16-00000-2024-DRC-16-00006	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024
7. DRC-16-00000-2024-DRC-16-00007	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024
8. DRC-16-00000-2024-DRC-16-00008	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024
9. DRC-16-00000-2024-DRC-16-00009	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024
10. DRC-16-00000-2024-DRC-16-00010	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024	16/03/2024

Chapitre 02 : l'utilisation du machine Learning au sein de la CGMP

a Base de données initiale :

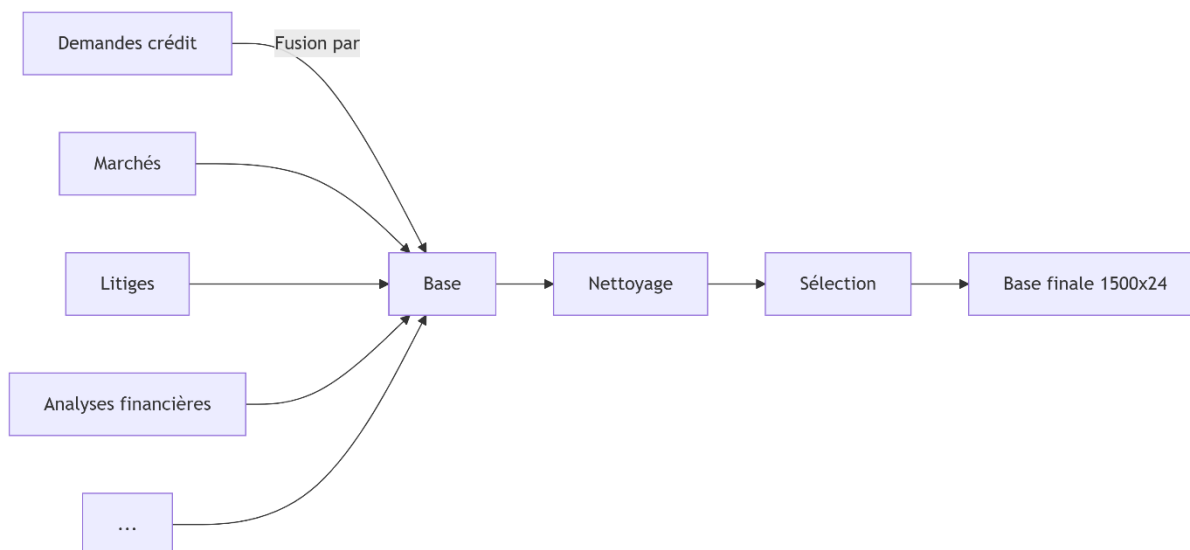
Lors de cette étape, **les 11 tables** ont été fusionnées pour obtenir une base unique contenant toutes les informations pertinentes.

Après la fusion, la base résultante comporte **37 088 lignes** et de nombreuses **colonnes**, parmi lesquelles :

Numéro de demande/ Date de demande / Total des engagements (DZD) /Note « Importance de l'entreprise » /50 /Note « Importance des engagements » /15/ Note « Fidélité de la relation » /8/ Note « Âge des créances » /7/ Note « Qualités des sûretés » /20/ Antécédents litiges/ Décision /Créé le/ ID compte/ Grille d'analyse/ Note globale/ Taux de commission d'engagement/ Demande de crédit/ Type de demande/ Statut de la demande/ Propriétaire/ Créé par/ Appel d'offre/ Compétence/ Contre-garantie/ Couverte par dépôt / Date d'expiration/ Date de début LCG/ Durée de la ligne/ Encours LCG/ Marché/ Montant de la ligne/ Montant LCG autorisé, etc.

b Construction de la base de données :

Schéma 7: Processus de construction de la base de données.



Source : conception personnelle.

Chapitre 02 : l'utilisation du machine Learning au sein de la CGMP

Étape 01 : Fusion.

Étape 02 : Prétraitement

Après la fusion, un nettoyage approfondi a été réalisé :

- ✓ Filtrage des données non pertinentes.
- ✓ Élimination des doublons.
- ✓ Traitement des valeurs manquantes.
- ✓ Conservation uniquement des lignes disposant d'une décision finale, qui servira de variable cible.

À l'issue de cette phase de nettoyage, une base consolidée et exploitable a été obtenue pour l'analyse et la modélisation.

❖ Préparation des données et modélisation :

- Intégration de champs supplémentaires : Lors de la construction de la nouvelle base de données, nous avons intégré **de nouveaux champs** que nous avons jugés essentiels pour une analyse plus approfondie et plus précise du risque de crédit.
- **Nombre de lignes** : 3164

❖ Nettoyage :

- ✓ Après nettoyage, **1500 lignes** ont été conservées avec 24 **Colonnes**
- ✓ Construction de **5 sous-bases**.
- ✓ Élimination des lignes avec valeurs manquantes.
- ✓ Conservation uniquement des lignes avec une **décision finale disponible**.

Construction des Modèles Prédicatifs :

1. Découpage des Bases de Données :

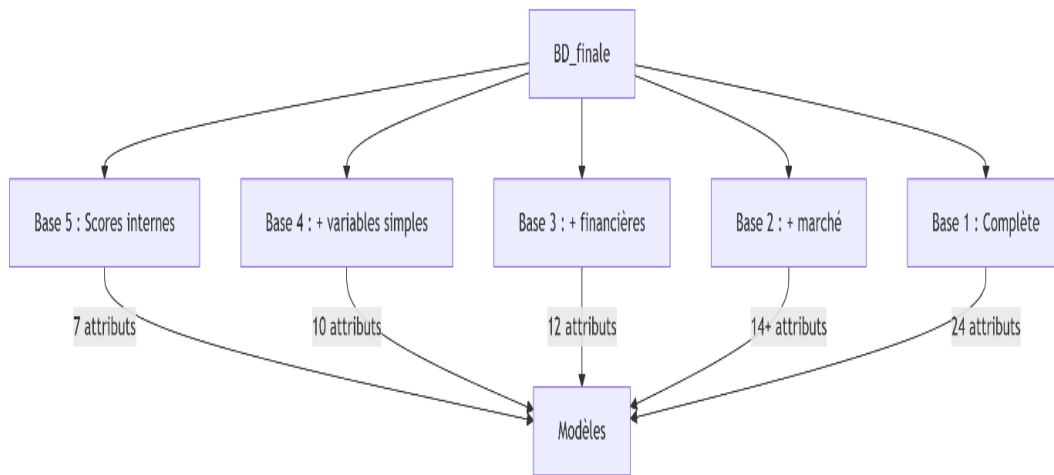
Chaque sous-base contient un niveau différent de complexité :

- **Base 5** : uniquement les scores internes (7 attributs),
- **Base 4** : scores internes + quelques variables simples,
- **Base 3** : ajout des variables métiers,
- **Base 2** : intégration de données financières (chiffre d'affaires, capital...),
- **Base 1** : base complète (24 attributs).

Chapitre 02 : l'utilisation du machine Learning au sein de la CGMP

Ce découpage permet de comparer la performance des modèles en fonction de la richesse des données disponibles.

Étape 01 : Sélection des variables



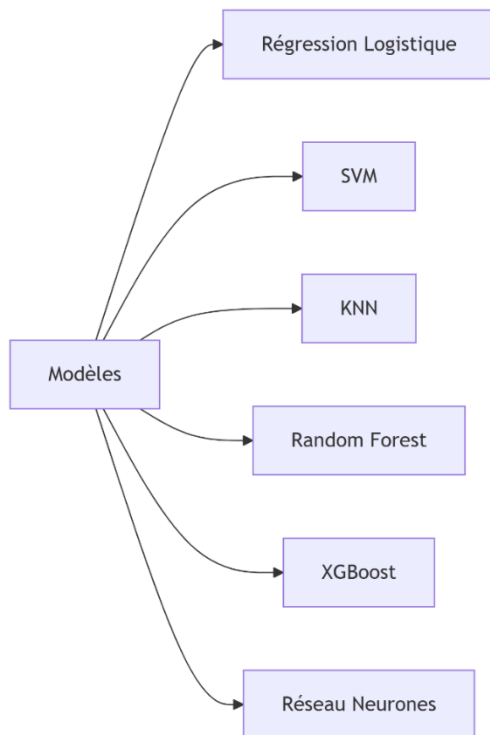
L'image représente un schéma de construction progressive de différentes bases de données à partir d'une base initiale appelée BD_finale. Cette base finale est la source principale d'où sont dérivées cinq bases secondaires, chacune intégrant un niveau différent d'informations. Ces bases sont : Base 1 : Complète (avec 24 attributs), Base 2 : + marché (14+ attributs), Base 3 : + financières (12 attributs), Base 4 : + variables simples (10 attributs), et Base 5 : Scores internes (7 attributs). Chaque base représente un sous-ensemble de la BD_finale, avec un niveau croissant ou décroissant de complexité ou de spécificité selon les données qu'elle contient.

L'intérêt de ce découpage progressif est d'offrir une flexibilité d'analyse. En variant la quantité et le type de données utilisées, il devient possible de tester plusieurs hypothèses ou modèles pour identifier ceux qui donnent les meilleurs résultats selon les données disponibles. Ces bases sont toutes dirigées vers un même point final nommé modèles, ce qui indique que chacune d'elles est utilisée pour entraîner ou tester des algorithmes, sans doute dans une démarche d'optimisation ou de comparaison de performance.

2. Entraînement des Modèles :

Sur chaque base, nous avons appliqué six algorithmes de machine learning :

Étape 02 : Préparation des modèles



Ce schéma illustre les différents algorithmes de machine Learning utilisés à partir de la base finale que l'on retrouvait dans le schéma précédent. Il représente l'étape de modélisation, où les données préparées à partir des différentes bases sont utilisées pour entraîner plusieurs types de modèles prédictifs.

Six algorithmes d'apprentissage supervisé ont été exécutés sur différentes bases de données, chacune présentant des caractéristiques spécifiques :

- Régression Logistique
- SVM (Support Vector Machine)
- KNN (K-Nearest Neighbors)
- Random Forest
- XGBoost

Chapitre 02 : l'utilisation du machine Learning au sein de la CGMP

➤ Réseau de Neurones

Ce schéma montre que plusieurs types d'algorithmes sont testés sur les mêmes données, ce qui permet de comparer leur performance et de sélectionner celui qui offre les meilleurs résultats selon les critères choisis.

Les résultats obtenus montrent clairement l'impact du nombre et de la pertinence des variables sur la performance des modèles.

3. Résultats et Analyse :

Etape 03 : Analyse de la solvabilité par classification :

Dans cette étape, nous avons cherché à prédire **l'insolvabilité des clients** à partir de différentes bases de données construites à partir d'une base principale.

L'objectif est de réaliser une **classification binaire** (Solvable / Non solvable).

- 6 **algorithmes de machine Learning** ont été testés et comparés afin d'identifier ceux offrant les **meilleures performances prédictives**.

Classification Binaire (Solvable / Non solvable) :

Résumé des Bases de Données :

Base	Nombre de Colonnes	Types de Données
Base 5	8	Notes internes (importance, fidélité, sûreté, etc.)
Base 4	11	Base 5 + dépôt couvert, nb d'employés, litiges
Base 3	15	Base 4 + statut, type demande, secteur, etc.
Base 2	17	Base 3 + CA, capital social, contre-garantie
Base 1	24	Toutes les données disponibles (finale)

Base 5 :

Colonnes utilisées :

Chapitre 02 : l'utilisation du machine Learning au sein de la CGMP

- ☐ Numéro de demande
- ☐ Total des engagements (DZD)
- ☐ Note "Importance de l'entreprise" /50
- ☐ Note "Importance des engagements" /15
- ☐ Note "Fidélité de la relation" /8
- ☐ Note "Âge des créances" /7
- ☐ Note "Qualité des sûretés" /20
- ☐ Décision

Tableau 3: Résultats des modèles de la base 5.

Modèle	Accuracy
Logistic Regression	62%
SVM	62%
Random Forest	58%
XGBoost	56%
KNN	56%
Neural Network	56%

Interprétation :

- Sur cette base, composée uniquement de **7 attributs liés à des scores internes**, les performances globales des modèles restent **modérées**, ce qui est attendu vu la **simplicité et la limitation des variables** utilisées.
- Le **Neural Network** affiche le score le plus bas (**56%**), ce qui s'explique par le **sous-apprentissage** : ce modèle a besoin de **plus de données et d'attributs complexes** pour donner son plein potentiel. Ici, il n'a pas assez de matière pour apprendre efficacement.
- **Random Forest, XGBoost et KNN** sont légèrement en retrait. Cela peut s'expliquer par le fait que ces modèles ont besoin de **plus de diversité et d'interactions entre variables** pour exceller.

Chapitre 02 : l'utilisation du machine Learning au sein de la CGMP

- **Logistic Regression et SVM** sont les **modèles les plus performants**, atteignant une précision de **62%**.

Base 4 :

Colonnes utilisées :

- ☐ Numéro de demande
- ☐ Total des engagements (DZD)
- ☐ Note "Importance de l'entreprise" /50
- ☐ Note "Importance des engagements" /15
- ☐ Note "Fidélité de la relation" /8
- ☐ Note "Âge des créances" /7
- ☐ Note "Qualité des sûretés" /20
- ☐ Couverte par dépôt_x
- ☐ Nombre d'employés
- ☐ Antécédents litiges
- ☐ Décision
- ☐

Tableau 4: résultat des modèles de la Base 4.

Modèle	Accuracy
Logistic Regression	65%
SVM	64%
Random Forest	62%
XGBoost	62%
KNN	56%
Neural Network	58%

Chapitre 02 : l'utilisation du machine Learning au sein de la CGMP

Interprétation :

Aucune amélioration de performance n'est observée entre la base 5 et la base 4, bien que cette dernière comporte 3 colonnes supplémentaires.

Cela montre que :

- ❖ Les variables ajoutées en base 4 (notamment *Nombre d'employés* ou *Antécédents litiges*) ont une **faible valeur prédictive** dans ce contexte.
- ❖ Les **notes internes** (base 5) portent à elles seules le même pouvoir explicatif que les variables de base 4.

Base 3 :

Colonnes utilisées :

- ☐ Numéro de demande.
- ☐ Total des engagements (DZD).
- ☐ Note "Importance de l'entreprise" /50.
- ☐ Note "Importance des engagements" /15.
- ☐ Note "Fidélité de la relation" /8.
- ☐ Note "Âge des créances" /7.
- ☐ Note "Qualités des sûretés" /20.
- ☐ Type de demande.
- ☐ Statut de la demande.
- ☐ Couverte par dépôt.
- ☐ Mode de passation.
- ☐ Secteur d'activité.
- ☐ Nombre d'employés.
- ☐ Antécédents litiges.
- ☐ Décision.

Tableau 5: résultat des modèles de la Base 3.

Modèle	Accuracy
Logistic Regression	67%
XGBoost	66%
SVM	66%
Random Forest	66%
Neural Network	64,7%
KNN	64%

Interprétation :

-La **base 3 surpasse nettement la base 4** en termes de performance pour tous les modèles testés.

-L'écart de précision atteint **plus de 4 à 8 points selon le modèle**, ce qui est significatif.

-Cela montre que :

- ❖ L'ajout de variables **catégoriques métiers** (type de demande, statut, secteur...) dans la base 3 **enrichit la représentation du risque**.
- ❖ Les variables présentes uniquement dans la base 4 (ex. *Nombre d'employés*, *Antécédents litiges*) n'apportent pas autant de valeur explicative.

Base 2 :

Colonnes utilisées :

- ☐ Numéro de demande.
- ☐ Total des engagements (DZD).
- ☐ Note "Importance de l'entreprise" /50.
- ☐ Note "Importance des engagements" /15.
- ☐ Note "Fidélité de la relation" /8.
- ☐ Note "Âge des créances" /7.

Chapitre 02 : l'utilisation du machine Learning au sein de la CGMP

- ☐ Note "Qualités des sûretés" /20.
- ☐ Type de demande.
- ☐ Statut de la demande.
- ☐ Couverte par dépôt.
- ☐ Mode de passation.
- ☐ Secteur d'activité.
- ☐ Nombre d'employés.
- ☐ Chiffre d'affaires annuel
- ☐ Capital social
- ☐ Antécédents litiges.
- ☐ Décision.

Tableau 6: Résultats des modèles de la base 2.

Modèle	Accuracy
Logistic Regression	67,9%
SVM	66,3%
Random Forest	71,7%
XGBoost	69,1%
KNN	64%
Neural Network	67,7%

Interprétation :

- L'**ajout massif de variables explicatives** améliore significativement les performances. Random Forest atteint **71,7% de précision**, ce qui est un **gain de 8 points par rapport à Base 5**.
- Contrairement aux bases précédentes, les **modèles non-linéaires** (Random Forest, XGBoost) dominant ici, car :
 - Ils peuvent **exploiter des interactions** complexes entre variables (par exemple, la relation entre le type de sûreté et le capital).
 - Ils s'adaptent mieux aux **valeurs hétérogènes** (mixtes : numériques, catégoriques).

Base 1 :

Base complète. (24 colonnes)

Modèle	Accuracy
Logistic Regression	61,1%
SVM	60,6%
Random Forest	71,5%
XGBoost	67,5%
KNN	62,4%
Neural Network	63,8%

Interprétation :

Bien que la **Base 1** intègre davantage de variables explicatives par rapport à la Base 2, aucune amélioration significative des performances n'a été constatée en termes d'accuracy. Les résultats obtenus sont quasiment identiques à ceux de la **Base 2**, qui contient pourtant un plus grand nombre de colonnes (24 au total). En effet, les scores de précision atteignent un plafond, avec par exemple **Random Forest** à 71,5 %, **XGBoost** à 67,5 %, et **Logistic Regression** à 61,1 %, sans gain notable par rapport à la base précédente.

Cela montre que l'ajout de nouvelles variables ne garantit pas nécessairement une amélioration des performances prédictives. Il est donc probable que les variables supplémentaires de la **Base 1** n'apportent pas d'information discriminante supplémentaire pour la classification solvable / non solvable. Ce constat souligne l'importance d'une sélection rigoureuse des attributs : **mieux vaut des variables pertinentes que nombreuses.**

Chapitre 02 : l'utilisation du machine Learning au sein de la CGMP

Résumé Comparatif des Performances :

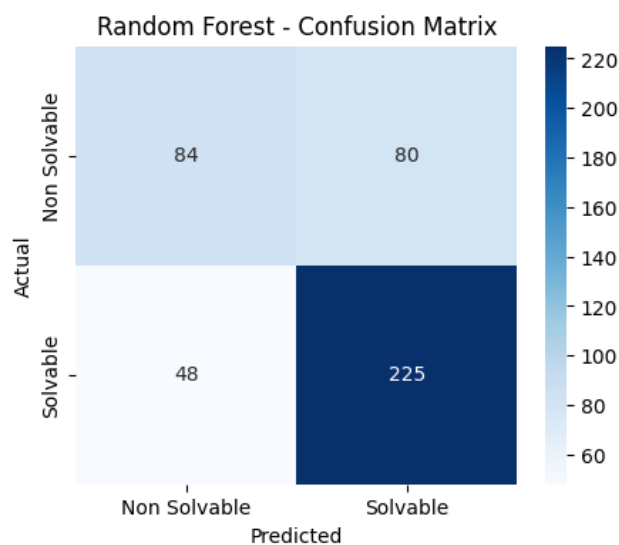
Modèle	Base 5	Base 4	Base 3	Base 2	Base 1
Random Forest	58%	62%	66%	71.7%	71.5%
XGBoost	56%	62%	66%	69.1%	67.5%
SVM	62%	64%	66%	66.3%	60.6%
Logistic Regression	62%	65%	67%	67.9%	61.1%
KNN	56%	56%	64%	64%	62.4%
Neural Network	56%	58%	64.7%	67.7%	63.8%

Analyse Détaillée de la Base 2 :

Ces résultats montrent une bonne capacité du modèle à **prédire correctement les clients solvables**, même si des efforts peuvent encore être faits pour améliorer la détection des **non solvables**.

Matrice de confusion de Random Forest pour la Base 2 :

Schéma 8:Matrice de confusion de la Base 2 de Random Forest.



Interprétation :

L'analyse de la matrice de confusion obtenue permet de mieux comprendre les performances du modèle dans la classification des dossiers selon leur solvabilité. Cette matrice met en évidence quatre catégories de résultats, que nous interprétons comme suit :

➤ **Les Vrais Positifs (TP = 225)**

Il s'agit des dossiers que le modèle a correctement identifiés comme solvables et qui le sont réellement.

Cette catégorie représente la performance attendue du modèle, puisqu'elle indique sa capacité à repérer correctement les bons profils à garantir. Un nombre élevé de vrais positifs est un indicateur de fiabilité dans la détection des bénéficiaires légitimes d'une garantie.

➤ **Les Vrais Négatifs (TN = 84)**

Ces cas correspondent aux dossiers que le modèle a prédits comme non solvables et qui sont effectivement non solvables.

La présence de vrais négatifs reflète l'aptitude du modèle à écarter les profils risqués, ce qui est fondamental pour préserver l'équilibre financier de l'organisme de garantie. Cela traduit une capacité préventive contre les risques de défauts de paiement ou d'exécution.

➤ **Les Faux Positifs (FP = 80)**

Ici, le modèle a considéré comme solvables des dossiers qui, en réalité, ne le sont pas. Cette erreur est particulièrement critique dans le contexte de la gestion du risque, car elle peut mener à l'octroi de garanties à des entreprises présentant un profil financier fragile ou douteux. En conséquence, ces faux positifs peuvent générer des pertes financières potentielles pour la CGMP, en cas de défaillance des entreprises concernées.

Les Faux Négatifs (FN = 48)

Cette catégorie regroupe les dossiers que le modèle a prédits comme non solvables, alors qu'ils étaient réellement solvables.

Ces erreurs représentent des opportunités manquées : des entreprises éligibles à une garantie ont été injustement écartées, ce qui peut freiner le développement de projets viables et nuire à

Chapitre 02 : l'utilisation du machine Learning au sein de la CGMP

l'efficacité du dispositif de soutien. Cela traduit une forme de prudence excessive du modèle, susceptible de réduire l'impact socio-économique de l'institution.

✚ Les métriques d'évaluation sur la Base 2 en utilisant l'algorithme Random Forest :

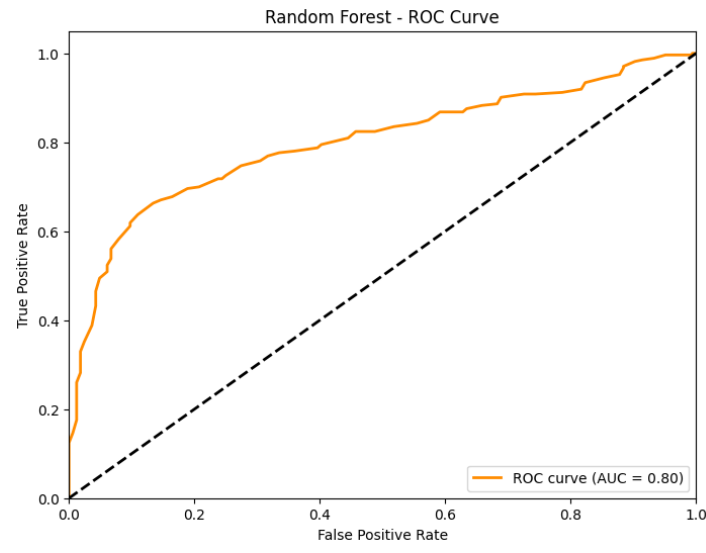
Classe	Précision	Rappel	F1-score	Support
Non Solvable	0,64	0,51	0,57	164
Solvable	0,74	0,82	0,78	273
Accuracy			0,71	437
Macro avg	0,69	0,67	0,67	437
Weighted avg	0,70	0,71	0,70	437

Interprétation :

Le modèle affiche une **précision globale solide de 71 %**, démontrant une bonne capacité à distinguer entre les cas "Solvable" et "Non Solvable". Il est particulièrement performant pour détecter les cas "Solvable", avec un excellent rappel de 82 % et un F1-score de 0.78, ce qui est très encourageant pour identifier correctement les clients solvables. Même si la détection des cas "Non Solvable" est un peu plus difficile, avec un rappel de 51 %, le modèle réussit néanmoins à maintenir un équilibre raisonnable, comme le montrent les scores macro et pondérés proches de 70 %. Ces résultats témoignent d'un modèle robuste et prometteur, sur lequel il est possible de s'appuyer tout en continuant à l'affiner pour améliorer la sensibilité sur les cas plus complexes.

 Construction de la courbe ROC obtenue pour la base 2 avec Random Forest :

Figure 10: courbe ROC pour le modèle Random Forest.



Interprétation :

-AUC = 0.80 signifie que dans 80 % des cas, le modèle peut correctement distinguer un client solvable d'un client non solvable.

-La courbe s'éloigne nettement de la diagonale aléatoire, ce qui montre que le modèle est bien plus performant qu'un classifieur aléatoire.

-Ce résultat confirme que, même si la précision brute (Accuracy) de Random Forest est de 71 %, sa capacité à détecter les bons profils est très forte lorsqu'on considère les probabilités de prédiction.

Commentaire :

L'étude comparative des performances des modèles de classification binaire sur différentes bases de données met en lumière l'importance déterminante de la richesse des variables utilisées. À travers l'analyse des résultats obtenus sur Base 5 (limitée aux scores internes) et Base 1 (incluant l'ensemble des attributs disponibles), on observe des écarts de performance significatifs, qui soulignent le rôle central de l'ingénierie des données dans la prédiction du risque d'insolvabilité.

Sur la Base 5, les données exploitées sont exclusivement des notes internes d'évaluation, portant principalement sur des aspects qualitatifs de la relation client (importance, fidélité, qualité des sûretés, etc.). Ces variables, bien qu'utiles, ne suffisent pas à elles seules à bien discriminer les clients solvables des non-solvables. Cela se reflète dans des résultats modestes, avec une précision plafonnant à 62,47 %, obtenue par des modèles linéaires comme logistic regression et le SVM. Les algorithmes comme Random Forest, XGBoost ou encore le neural network n'ont pas réussi à dégager des patterns significatifs supplémentaires, en raison du faible volume d'information et d'interactions possibles dans cette base.

En revanche, la Base 2, plus complète, intègre plus d'informations, ainsi que les scores déjà présents dans la base 5. Cette diversité de données permet de mieux capturer la complexité réelle des profils clients, en intégrant à la fois des indicateurs objectifs, quantitatifs et contextuels. Grâce à cette richesse, les modèles sont capables d'identifier des relations non linéaires, de capter des effets croisés entre variables, et d'améliorer sensiblement la précision des prédictions.

Les performances obtenues sur la base 2 sont nettement meilleures : le modèle Random Forest atteint une précision de 71,48 %, suivi de XGBoost avec 67,50 %, ce qui constitue une amélioration de près de 9 points par rapport à la meilleure performance observée sur la base interne. Cela démontre que les modèles d'ensemble (comme Random Forest ou XGBoost), qui sont capables de traiter des ensembles de données hétérogènes et d'agréger les résultats de multiples arbres de décision, sont particulièrement adaptés dans un contexte multidimensionnel et riche.

Il est également important de souligner que l'ajout de nouvelles variables n'entraîne pas systématiquement une amélioration des performances des modèles. L'exemple de la Base 1 le

Chapitre 02 : l'utilisation du machine Learning au sein de la CGMP

démontre clairement : malgré l'intégration de plusieurs attributs supplémentaires par rapport à la Base 2, les scores d'accuracy sont restés identiques à ceux obtenus avec la Base 2. Ce constat met en évidence une réalité cruciale en science des données : **la qualité des variables prévaut sur leur quantité**. Une sélection pertinente et ciblée des caractéristiques reste donc essentielle pour garantir la performance et la robustesse des modèles prédictifs.

En somme, cette étude confirme un principe fondamental en science des données : la qualité et la diversité des variables explicatives ont un impact direct et majeur sur la performance des modèles prédictifs, bien plus que le simple choix de l'algorithme. Il est donc essentiel, dans une démarche d'évaluation du risque ou de décision automatisée, de combiner à la fois une collecte de données complète, une sélection rigoureuse des variables, et des algorithmes adaptés au type de données en jeu.

les résultats montrent que *le Machine Learning*, associé à des données pertinentes, permet de mieux détecter les clients à risque. Il s'agit d'une solution moderne et efficace pour renforcer l'analyse du risque au sein de la CGMP.

Conclusion du chapitre :

L'intégration du Machine Learning dans l'analyse du risque d'insolvabilité constitue une véritable aide à la prise de décision, notamment en permettant une pré évaluation automatisée des dossiers. En s'appuyant sur des données historiques et des variables multiples, les modèles prédictifs identifient les profils à risque avec un niveau de précision mesuré, facilitant ainsi la pré-sélection des demandes avant une analyse plus approfondie.

Cette approche standardisée et systématique permet de réduire les biais humains, d'augmenter la rapidité de traitement, et de concentrer l'attention des analystes sur les cas ambigus ou à haut risque. Toutefois, il est essentiel de souligner que le Machine Learning ne remplace pas le jugement humain : il propose une évaluation probabiliste, mais la décision finale reste du ressort du comité d'octroi de crédit. Ce fonctionnement hybride, alliant puissance algorithmique et expertise humaine, permet une prise de décision plus éclairée, plus rapide et mieux justifiée, tout en garantissant la maîtrise du risque et la conformité réglementaire.

Cependant, pour atteindre son plein potentiel, cette technologie dépend fortement de l'ingénierie des données, de la qualité des variables disponibles, et d'une bonne interprétabilité des résultats, ce sont des aspects essentiels à ne pas négliger dans tout projet de scoring de risque.

Conclusion générale :

Dans un contexte où la digitalisation transforme profondément les pratiques financières et où les marchés publics deviennent de plus en plus exigeants en matière de gestion du risque, l'utilisation des technologies avancées, telles que le « Machine Learning », s'impose comme une solution innovante et stratégique. C'est dans cette optique que notre recherche a été menée, avec pour objectif principal d'évaluer dans quelle mesure l'intelligence artificielle, et plus précisément les algorithmes d'apprentissage automatique, peuvent contribuer à améliorer l'analyse du risque de crédit dans le cadre des marchés publics.

Notre problématique de recherche était la suivante :

« Dans quelle mesure l'utilisation du Machine Learning peut-elle améliorer l'analyse du risque de crédit au niveau de la caisse de garantie des marchés publics ? »

Notre étude visait à confirmer ou à infirmer trois hypothèses majeures concernant la contribution du « Machine Learning » à la prédiction et à l'analyse du risque de crédit dans ce domaine spécifique. Elle a également pour ambition d'apporter des pistes de réflexion concrètes aux professionnels du secteur, aux décideurs publics, ainsi qu'aux chercheurs intéressés par l'application de l'IA dans la finance.

Pour répondre à cette problématique, notre travail a été structuré en deux parties complémentaires :

- **La première partie** a permis d'établir le cadre conceptuel de notre recherche. Nous y avons présenté les fondements du risque de crédit, les spécificités des marchés publics, ainsi qu'une revue approfondie des principales techniques de machine Learning applicables à ce domaine. Cette base théorique a servi à positionner notre travail dans un contexte académique et technologique rigoureux.
- **La seconde partie** a été consacrée à l'aspect pratique de notre recherche. Elle a porté sur l'élaboration et l'expérimentation d'un modèle de machine Learning destiné à prédire des risques de crédit des clients.

À partir d'un jeu de données structuré, nous avons appliqué plusieurs algorithmes les forêts aléatoires ou les réseaux de neurones, en comparant leurs performances selon des indicateurs précis (précision, accuracy, score F1, etc.).

Les résultats obtenus ont permis de valider notre première Hypothèse 01, selon laquelle **Les méthodes traditionnelles d'évaluation du risque de crédit présentent des limites en matière de précision et de réactivité face aux risques de crédit.**

Notre deuxième hypothèse 02 a été infirmée, selon laquelle le Machine Learning n'apporterait aucune amélioration dans l'évaluation du risque de crédit. L'utilisation d'algorithmes d'apprentissage automatique, combinée à l'ajout de nouveaux champs pertinents dans la base de données, a permis une analyse plus fine et plus précise des profils clients. Contrairement aux méthodes traditionnelles, le Machine Learning a détecté des risques que l'approche classique ne prenait pas en compte, ce qui démontre clairement sa valeur ajoutée dans ce contexte.

Enfin, notre troisième hypothèse H3 a été validée, nous avons pu confirmer que **l'application du machine learning dans l'analyse du risque de crédit améliore effectivement la qualité, la rapidité et la fiabilité des prévisions.** Les algorithmes utilisés ont permis de traiter un volume important de données en un temps réduit, tout en détectant avec plus de précision les profils à risque. Ces résultats dépassent ceux obtenus par les méthodes traditionnelles, ce qui justifie pleinement l'acceptation de cette hypothèse.

À la lumière de ces résultats, nous recommandons :

- Il est recommandé d'intégrer davantage de variables pertinentes dans la base de données, notamment celles en lien avec la stabilité professionnelle, les antécédents financiers, les comportements de remboursement et la situation familiale. Un enrichissement de ces critères permettrait aux algorithmes d'apprentissage automatique de produire des résultats plus fiables et plus nuancés.
- Nous suggérons la création d'une case spécifique pour les clients **solvables mais à surveiller**, en raison d'antécédents litigieux. Cette catégorie permettrait d'alerter les analystes sur des profils à risque, sans pour autant les exclure directement de l'octroi de crédit.
- Bien que le machine Learning soit un outil puissant d'aide à la décision, nous recommandons que la décision finale continue de relever du comité de crédit, en tenant

compte à la fois des résultats algorithmiques et du jugement humain basé sur l'expérience et le contexte.

- L'intégration des technologies Big Data dans les processus d'analyse ouvre des perspectives prometteuses pour améliorer la précision et la robustesse des modèles prédictifs, en exploitant des volumes massifs de données variées et en temps réel.

Notre recherche a néanmoins été confrontée à certaines limites, notamment :

- Un accès restreint à des bases de données publiques exhaustives ;
- Des contraintes techniques et temporelles limitant l'expérimentation de certains algorithmes plus complexes ou la mise en œuvre de modèles hybrides.

En conclusion, nous espérons que ce travail contribuera, à son échelle, à nourrir la réflexion sur la modernisation des pratiques de gestion du risque de crédit à travers les outils de l'intelligence artificielle, et qu'il encouragera de nouvelles initiatives en faveur d'une finance publique plus transparente, efficace et résiliente.

Bibliographie :

1. Les ouvrages :

- ❖ RUSSELL S, NORVIG P (2010), Intelligence artificielle : une approche moderne (3e éd.), Edition Pearson Éducation, Paris, P.24.
- ❖ JORDAN M. I, MITCHELL T. M, (2015), Machine learning: Trends, perspectives, and prospect, Vol.349, Washington, New York, P. 255–260.
- ❖ BISHOP C. M, (2006), Pattern Recognition and Machine Learning, Edition Springer, New York, P.20.
- ❖ DOMINGOS P, (2012), A few useful things to know about machine learning. Communications of the ACM, N° 10, Vol 55, Cambridge, P.78–87.
- ❖ ALPAYDIN, E. (2020). Introduction to Machine Learning (4th ed.). MIT Press, P40.
- ❖ GERON A, (2019), L'apprentissage automatique avec Scikit-Learn, Keras et TensorFlow : concepts, outils et techniques pour construire des systèmes intelligents (2e éd.), O'Reilly Media, Californie, P.3.
- ❖ Feldman, Ronen, James Sanger (2007), The text mining handbook: advanced approaches in analyzing unstructured data, Cambridge university press, Cambridge.
- ❖ SHAI Shalev-Shwartz, SHAI Ben-David, (2014), Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms, Cambridge University Press, Cambridge, P.258.
- ❖ BARTHÉLÉMY, (2002), gestion des risques méthode d'optimisation globale, Édition d'organisation, Paris.
- ❖ SPLINDER J, 1998, Contrôle des activités bancaire, ECONOMICA, Paris, P. 250
- ❖ PERCIE Du SERT Anne-Marie (1999), Risque et contrôle du risque, ECONOMICA, Paris, P.33.
- ❖ Brown K, Moles P (2014), Credit risk management, Édinburgh, P.16.
- ❖ SARDI A, (2002), Audit et contrôle interne bancaire, AFGES, Paris, P39-47.
- ❖ JACOB.H, SARDI A (2001), « management des risques bancaire », Edition AFGES. Paris, P.186.

2. Revues et articles scientifiques :

- ❖ Eberendu, Adanma Cecilia, (2016), "Unstructured Data: an overview of the data of Big Data.", International Journal of Computer Trends and Technology 3.1, P46-50
- ❖ Hänig, Christian, Martin Schierle, Daniel Trabold, (2010), Comparison of structured vs. unstructured data for industrial quality analysis, Proceedings of The World Congress on Engineering and Computer Science, P.70.

- ❖ ROUACHE M, NAULLEAU G, (1998), le contrôle de gestion bancaire et gestion financière, 3^{ème} édition, Revue banque éditeur, Paris, P.30.
- ❖ MICHAL M, (1995), l'exploitation bancaire et le risque de crédit, Édition revue banque, P.02.
- ❖ ROUACH M, NAULLEAU G (1998), Le contrôle de gestion bancaire et financière, revue banque, Paris, P.33.
- ❖ CHIBEL Zineb, BAMOUSSE Zineb, M. EL KABBOURI Mounime, (2018), Etude de différentes méthodes d'analyse de risque crédit, Revue du Contrôle de la Comptabilité et de l'Audit, n°7, P.933.
- ❖ Mester Loretta J (1997), What's the point of Credit Scoring, Business review, P.3.
- ❖ L'équipe rédactionnelle de *Revue Banque* (2014), Méthodes 5C, LAPP et grilles de diagnostic, Revue Banque.

3. Thèses et mémoires de fin d'études :

- ❖ AMMAR BOUDJELAL Amina, BENCHIKH Chaima (2020), Préviation du désabonnement de clients dans le secteur de télécommunication, Mémoire de Master, Université Mohamed El Bachir EL IBRAHIMI Bordj Bou Arréridj Faculté des Sciences et de la Technologie Département d'informatique, P.14.
- ❖ KHELOUAT Imane, MOUALI Katia, (2020), Anticipation de la valeur des crypto-monnaies grâce à l'apprentissage automatique, Mémoire de Master, Université Mouloud MAMMERI de Tizi-Ouzou, P.22.
- ❖ Mohamed Aïmed HAMOUR, Nazim Malik BENHAMDINE, (2020), Prédiction du Churn Rate Par le Machine Learning dans le secteur des M&A Application au sein de KPMG, Mémoire de Master, École Nationale Polytechnique Alger.
- ❖ BRAKNI El Mahdi, (2011), Réseaux de neurones artificiels appliqués à la méthode électromagnétique transitoire InfiniTEM, Mémoire de Master, Université du Québec (Canada).
- ❖ BENSADA Aridje, (2022), Sélection des termes co-occurents avec entropie minimale pour la Classification des textes, Mémoire de Master, Université de 8 mai 1945 Guelma, P20-21.
- ❖ BOUDARENE Nazid, MOUCHACHE Mahmoud (2020), Gestion des marchés publics dans les établissements publics de santé en Algérie. Cas du, CHU Nadir Mohammed de Tizi –Ouzou, mémoire de fin de cycle, université Mouloud Mammeri, P 15.

- ❖ ADRYEN Lisa, REMIDI Lilia Thanina, (2020), L'impact de la notation interne sur le risque de Crédit : Cas de la BEA 034 Tizi-ouzou, Mémoire de Master, Université Mouloud MAMMERI de Tizi-Ouzou, P.56.
- ❖ BEN LAKRI Nour el Houda (2020), Analyse du Risque de Crédit dans une Banque par la Méthode cotation de risque emprunteur, mémoire de master, école supérieure de commerce, P.35

4. Textes réglementaires :

- ❖ Décret présidentiel n° 15-247 du 2 Dhou El Hidja 1436 correspondant au 16 septembre 2015 portant réglementation des marchés publics et des délégations de service public, Article 4.
- ❖ La loi n° 83-01 du 29 janvier 1983, la loi n° 88-14 du 3 mai 1988, la loi n° 89-01 du 07 février 1989, la loi n° 05-10 du 20 juin 2005 et la loi n° 07-05 du 13 mai 2007, portant code civil, Article 54.
- ❖ Décret présidentiel n° 15-247 du 2 Dhou El Hidja 1436 correspondant au 16 septembre 2015 portant réglementation des marchés publics et des délégations de service public, Article 9.
- ❖ Décret présidentiel n° 15-247 du 2 Dhou El Hidja 1436 correspondant au 16 septembre 2015 portant réglementation des marchés publics et des délégations de service public, Article 26.
- ❖ Article 29 du Décret présidentiel n° 15- 247 du 16-09-2015 portants la réglementation des marchés publics et des délégations de service public.
- ❖ Le Décret présidentiel n° 15- 247 du 16-09-2015 portants la réglementation des marchés publics et des délégations de service public, Article 29.
- ❖ Le Décret présidentiel n° 15- 247 du 16-09-2015 portant la réglementation des marchés publics et des délégations de service public, Article30.
- ❖ Le Décret présidentiel n° 15- 247 du 16-09-2015 portant la réglementation des marchés publics et des délégations de service public, ARTICLE 31.
- ❖ L'Ordonnance N° 2015-899 du 23 juillet 2015 relative aux marchés publics, Article 32.

5. Sites web :

- ❖ <https://emerj.com/what-is-machine-learning/>
- ❖ <https://fr.linedata.com/quest-ce-que-lapprentissage-supervise>
- ❖ <https://medium.com/@kenzaharifi/bien-comprendre-lalgorithme-des-k-plus-proches-voisins-fonctionnement-et-impl%C3%A9mentation-sur-r-et-a66d2d372679>


- ❖ <https://medium.com/data-science/support-vector-machines-svm-c469d831a8b6>
- ❖ <https://www.ibm.com/fr-fr/think/topics/logistic-regression#:~:text=La%20r%C3%A9gression%20logistique%20estime%20la, donn%C3%A9es%20sp%C3%A9cifique%20de%20variables%20ind%C3%A9pendantes>
- ❖ <https://www.innovatiana.com/post/understand-confusion-matrix-in-ai>
- ❖ [https://www.ibm.com/fr-fr/think/topics/confusion-matrix#:~:text=La%20matrice%20de%20confusion%20\(ou,d'instances%20de%20classes%20pr%C3%A9dites](https://www.ibm.com/fr-fr/think/topics/confusion-matrix#:~:text=La%20matrice%20de%20confusion%20(ou,d'instances%20de%20classes%20pr%C3%A9dites)
- ❖ <https://datascientest.com/courbe-roc-auc-tout->
- ❖ <http://www.acheteurs-public.com/marches-public-encyclopedie/acte-d-engagement>
- ❖ https://www.oecd.org/fr/publications/revue-du-systeme-de-passation-des-marches-publics-en-algerie_49802cd0-fr.html
- ❖ <https://www.pennylane.com/fr/fiches-pratiques/tresorerie/comprendre-les-mouvements-des-flux-de-tresorerie>

6. Rapports :

- ❖ Rapport OCDE, https://www.oecd.org/fr/publications/revue-du-systeme-de-passation-des-marches-publics-en-algerie_49802cd0-fr.html.
- ❖ Ernst, Young, 2020. "Les pratiques de gestion des marchés publics : tendances et perspectives".
- ❖ F. Lichère, F. Melleray, L. Richer, (2024), RÉPARTITION ET TRAITEMENT DES RISQUES DANS LA COMMANDE PUBLIQUE, P41-50.

Les annexes :

Annexe 01 : Note de synthèse d'un client X au sein de la CGMP.



صندوق ضمان الصفقات العمومية

Caisse de Garantie des Marchés Publics

Direction Régionale Centre

NOTE DE SYNTHÈSE N°: NSY-16-00283-2024

N° de dossier : DSC-16-01137-2024 **N° de demande :** [REDACTED]
Nature de la demande : TIC01 Demande simple
N° compte client : [REDACTED]
Division : DIRECTION REGIONALE CENTRE

1. Présentation de l'entreprise

Relation (client) : [REDACTED]
Statut juridique : P.PHY (Personne Physique)
Capital social :
Début de l'activité : 27/01/2010
Domaine d'activité : 109201 (Bâtiment TCE)
Qualification : 04
Siège social : Cité hai altar es platanes lot n°08 les vergers local A
Dirigée par : [REDACTED]

Commentaire

est une entreprise privée de personne physique créée en 2010, par son propriétaire et gérant, domicilié à Birkhadem, wilaya d'ALGER, spécialisée dans la réalisation des travaux bâtiment comme activité principale et travaux publique et hydraulique comme activité secondaire, où elle est classée à la catégorie '04' (attestation de qualification délivrée en 2021)

L'entreprise nous a présenté sous dossier 10 attestations de bonnes exécutions remises par des différents maître d'ouvrages, portant sur des marchés achevés dans les délais et sans réserves dont la DJS, ENPI et COSIDER construction.

Séjour Social : 46, Rue des Frères BOUADOU - Cité Financière (ex Ravin de la Femme Sauvage) - Bir Mourad Rais - Alger
Tél : (023) 56.91.73-87-92-93-98 Fax : (023) 56.91.96 / Site web : www.cgmp.org.dz / E-mail : cgmp.siege@cgmp.dz
Direction Régionale Centre : 46, Rue des Frères BOUADOU - Bir Mourad Rais - Alger Tél : (023) 56.91.73-87-92 Fax : (023) 56.92.02 E-mail : cgmp.drc@cgmp.dz / S.F 479
Direction Régionale Ouest : Cité USTO - Zone des Sièges, Lot 26, Lot N° 08/Dwan. Tél : (041) 42.42.57 - (041) 42.42.68 - (041) 42.43.00
Fax : (041) 42.43.53 - (041) 42.43.02 E-mail : cgmp.dro@cgmp.dz
Direction Régionale Est : Place KHEMISTI - Constantine Tél : (031) 87.11.69 - (031) 87.11.62 - (031) 87.11.68 / Fax : (031) 87.11.63 / E-mail : cgmp.dre@cgmp.dz
Direction Régionale Sud-Ouest : Cité 24 Février (ex Simou) - W. de Ouzoua Tél : 026-70-49-34 à 35 Fax : 026-70-49-36 E-mail : cgmp.dro@cgmp.dz

Capacité de l'entreprise

Montants en DA

analyse du plan de charge

Marchés Fermes

Objet du marché	Maître d'ouvrage	Montant du marché	Mode de Passation	Délais	Date ODS	Reste à réaliser	Observation
étude d'adaptation et réalisation d'une brigade territoriale de la gendarmerie nationale/ beni zmenzer	MDN/DCIM/direction de projet de réalisation des infrastructures de la Gendarmerie Nationale	258 309 730,00		22,00	11/11/2024	258 309 730,00	marché objet de la présente demande avec besoin en cautionnement en CBE de 12 915 486,50 DA
étude d'adaptation et réalisation d'une brigade territoriale de la gendarmerie nationale/ bouzeguene	MDN/DCIM/direction de projet de réalisation des infrastructures de la Gendarmerie Nationale	239 067 430,00			19/11/2024	239 067 430,00	besoin en cautionnement en CBE de 11 953 371,50 DA
reste a réaliser stade communal de dellys	DJS BOUMERDES	43 000 000,00				43 000 000,00	
Sous total						540 377 160,00	
Total Général						540 377 160,00	

Commentaire

⚡ Le plan de charge est constitué de **trois (03)** commandes fermes d'un total de **540 MDA**, dont un marché objet de la présente demande avec un besoin en cautionnement en CBE de **12 915 486,50 DA**.

Moyens matériels			Montants en DA
Nature du matériel	Quantité	Année de mise en service	Valeur comptable nette (ou valeur actuelle)
Matériels de travaux publics et hydrauliques			3 260 056,73
Total Général			3 260 056,73

Commentaire

⚡ L'entreprise détient un parc d'engins diversifié estimé à **3 MDA**, constitué principalement de engins liés à la construction, au domaine des travaux publics et hydrauliques, des matériels roulants ainsi que des matériels divers afin de garantir la réalisation exemplaire de ses projets.

⚡ Le bilan de l'exercice 2023 affiche un montant d'autre d'immobilisation de **40 MDA** amortie à **80%**

Moyens humains			
Catégorie professionnelle	Production	Soutien	Total
Cadres supérieurs	0	0	0
Cadres moyens	3	0	3
Maîtrise	5	0	5
Exécution	19	0	19

Total	27	0	27
-------	----	---	----

Commentaire

- ↓ Dans le but de réaliser pleinement ses projets, l'entreprise compte 27 employés, partagé entre les différentes catégories socioprofessionnelles avec un taux d'encadrements de 11% ;
- ↓ Cet effectif absorbe 58% de la VA réalisée en 2023.

Analyse des paramètres d'exploitation

	N-2 : 2021	N-1 : 2022	Variation (%)	N : 2023	Variation (%)
Chiffre d'affaires	92 234,00	113 047,00	22,57	74 329,00	-34,25
Valeur ajoutée	19 591,00	17 529,00	-10,53	19 209,00	9,58
Résultat	4 274,00	5 142,00	20,31	4 638,00	-9,80

Commentaire

- L'examen des paramètres d'exploitation fait ressortir une activité en fluctuation pendant la période étudiée, avec un Chiffre d'Affaires qui est passé de 92 MDA à 113MDA (2021-2022) soit une augmentation de 22%, contre une diminution de chiffre d'affaire en (2023) soit 74 MDA.
- La Valeur Ajoutée est positive et en fluctuation, elle est passé de 19MDA en 2021 à 17 MDA en 2022 puis il remonte à 19 MDA en 2023, cette V.A arrivé à supporter les charges du personnel (représente 49% de la VA en 2022, et 58% en 2023) et les taxes et impôt engendrant un EBE positif et pratiquement stable soit 6 MDA en 2021, 2022 et en 2022.
- Le Résultat Net reste positif et en fluctuation pendant toute la période d'étude, affichant un solde qui passe de 4 MDA en 2021 à 5 MDA en 2022 soit une augmentation de 20 %, contre une légère diminution de 10% en 2023 arrive à 4,6 MDA.
- Les données comptables arrêtées au 30/09/2024 indiquent :
 - Un chiffre d'affaires estimé à 162 MDA ;
 - Une valeur ajoutée de 21 MDA ;
 - Un résultat net de 9 MDA.

« En résumé, l'activité de l'entreprise est bénéficiaire avec des chiffre d'affaires positifs mais qui sont en fluctuation depuis 2020, un résultat net erratique passant de 4 MDA à 5 KDA puis a 4,6 MDA en 2023 avec un niveaux de rentabilité de 06% »

3. Analyse de la situation financière :

	N-2 : 2021	N-1 : 2022	Variation (%)	N : 2023	Variation (%)
Fonds de roulement	3 106,00	7 617,00	145,24	8 613,00	13,08
Besoin en FR	-22 648,00	-18 751,00	-17,21	-10 597,00	-43,49
Trésorerie	25 754,00	26 368,00	2,38	19 210,00	-27,15

Commentaire

l'entreprise réalise un équilibre financier à long terme traduit par un FDR positif durant toute la période de l'étude soit 3 MDA en 2021, 7,6 MDA en 2022 et 8,6 MDA en 2023 expliqué par la couverture totale des éléments de l'actif immobilisé par les capitaux permanents de l'entreprise avec un capital en continuelle hausse soit 7 MDA en 2021, 10 MDA en 2022 et 11,9 MDA en 2023

- Pour ce qui est du cycle d'exploitation, le BFR affiche un solde négatif sur toute la période d'étude soit (22MDA) en 2021 (18MDA) en 2022 et 2023 (10MDA). Cette récente progression est influencée d'une part, par la progression de l'actif courant notamment les clients. Et d'une autre part, de l'augmentation des dettes à court terme (fournisseurs)

- La situation financière de l'entreprise génère une trésorerie erratique à travers les trois exercices d'étude passant de 25 MDA en 2021 à 26 MDA en 2022 et à 19MDA en 2023.

NB : Le bilan intermédiaire de l'exercice 2024 fait apparaître un équilibre financier de 17 MDA, un besoin d'exploitation de 1 MDA et une trésorerie nette positive de 16 MDA.

« L'entreprise présente une situation financière équilibrée durant les Trois années étudiées avec un FR positifs et en hausse continuelle et une trésorerie erratique mais toujours positif »

4. Situation fiscale et parafiscale :

Extrait de rôles	Daté du : 17/10/2024	Reste dû :	Echeancier	Non
Mise à jour CNAS	wilaya : ALGER	Datée du 13/11/2024	Valide au	31/12/2024
Mise à jour CACOBATPH	wilaya : ALGER	Datée du 13/11/2024	Valide au	31/12/2024
Mise à jour CASNOS	Nom 31/12/24	à jour au		

Commentaire

✚ La situation fiscale et parafiscale est à jours et apurée

5. Examen de la situation des engagements :

Engagements donnés			
Nature de l'engagement	Montant initial	Opérations de désengagement	Encours actuel
Total		0,00	

Cautionnements encours théoriquement échus				
Objet du marché/projet	Type de caution	Montant de l'engagement	Date prévisionnelle d'échéance	Motif du retard
Total				

Notre nouvelle relation [redacted] nous sollicite pour l'octroi d'une CBE de 05% soit 12 915 486,56 DA dans le cadre d'un nouveau marché signé avec la [redacted] et qui portant les références suivantes :

Objet du marché	étude d'adaptation et réalisation d'une brigade territorial de la gendarmerie national/ beni zmenzer Tizi-Ouzou
Maitre d'ouvrage	MDN/DCIM/direction de projet de réalisation des infrastructures de la Gendarmerie Nationale
Montant du marché	258 309 730,00 DA/TTC
Délai de réalisation	22 Mois
Date de commencement des travaux	11/11/2024
Nouvelle date de réception provisoire	11/09/2026

7. Aspect sûreté:

Nature de la sûreté	Désignation	Date de mise en place	Valeur	Valeur pondérée	Date d'échéance	Observation
Sûretés proposées						
9602	Hypothèque sur construction		17 000 000,00	11 900 000,00		Encours de recueil
Sous total			17 000 000,00	11 900 000,00		
Total Général			17 000 000,00	11 900 000,00		

Commentaire

En contrepartie du crédit sollicité, l'entreprise nous propose ce qui suit :

Le recueil d'une hypothèque sur construction propriété de [redacted] estimé un montant de 17 212 942,18 DA représente un appartement à usage d'habitation édifié en un rez-de-chaussée, situé sur le territoire de la commune de Boumerdes, lieu-dit cité 392 logements, Bâtiment 15, d'une superficie totale de 87.65 M², détaillé comme suit :

**VALEUR VÉNALE DU L'APPARTEMENT
CONSIDÉRÉ LIBRE DE TOUTE OCCUPATION REFAIT A
NEUF**

17 212 942,18DA

COMPRISE ENTRE 16 425 884,375 da et 18 000 000,00 da

Considérant notre mission d'expertise terminée, nous avons dressé le présent rapport. En foi de quoi, nous avons rédigé le présent rapport d'expertise pour servir et valoir ce que de droit, le tout que nous signons à notre Cabinet au jour, mois et an que dessous.

Fait à Boumerdès, le 23/12/2024

Désignation	Valeurs	Pondération
Hypothèque sur construction	17 212 942,18	12 049 059,53
Totale suretés	17 212 942,18	12 049 059,53
Engagement demandé	12 915 486,50	
Total engagements	<u>12 915 486,50</u>	
Niveaux de couverture		
Total/Total	133%	93%

**Niveau de couverture des engagements sollicités
(encours compris) par les sûretés réelles**

Sûretés / total des engagements	131,62 %
Sûretés pondérées / total des engagements	92,14 %

8. Le taux de la commission d'engagement :

Appliqué précédemment

Selon grille de notation

9. Examen de risque :

Points forts (opportunités)

Commentaire

- Une entreprise cumulant plus de 14 ans d'expériences
- Une activité bénéficiaire sur toute la période d'étude ;
- Situation financière équilibrée sur toutes la période examinée avec un FR positif ;
- Trésorerie nette positif sur toute la période examinée.
- Situation fiscale et parafiscale a jours et apuré
- Un niveau de couverture confortable

Points faibles (contraintes)

Commentaire

- Matériel amorti à 80% ;

Conclusions et avis

est considéré comme un nouveau client pour la caisse, démarchée nouvellement afin de bénéficier de notre accompagnement dans un nouveau marché conclu avec l'MDN, une entreprise qui active dans le domaine du BTPH depuis pratiquement 14 ans d'existence engendrant dans son CV 10 marchés déjà réalisés sans réserves, comme l'atteste ces références professionnelles.

- Vu l'expérience de l'entreprise, et les l'effort consenti en matière de sûretés, nous sommes d'avis favorable pour l'octroi de la caution demandé par l'entreprise, soit une CBE à 05% de 12 915 486,50 DA.

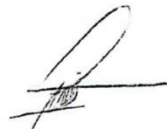
Sous réserve :

- Le recueil de la sureté Immobilière sous forme d'Hypothèque sur construction avec les y afférentes au présent crédit
- Signature de la convention de crédit : 1,75%

Date : 26/12/2024

Nom du chargé de l'étude :

Signature :



12/12/24
12/12/24

le 31/12/24



Annexe 02 : les critères d'évaluation du risque de crédit.

28/04/2025 10:55

172.16.110.75:8080/Analyse/CriteresNotation.aspx?id=%7bC5C00852-5023-F011-B19A-00155D6EC707%7d&orgid=1036&

Calculer valeur Calculer Note Enregistrer

Critere	Valeur	Note	Note Maximale	Commentaire
NSCF.Qualité des sûretés	0,0000000000	18,9400000000	20,0000000000	
NSCF.Taux de couverture sûreté financière (%)	0,0000000000	0,0000000000	20,0000000000	
NSCF.Taux de couverture sûreté réelle (%)	59,6100000000	8,9400000000	15,0000000000	
NSCF.Taux de couverture sûreté nantissement de marché (%)	100,00000000	10,0000000000	10,0000000000	
NSCF.Importance de l'entreprise	0,0000000000	47,5000000000	50,0000000000	
NSCF.Situation financière	0,0000000000	0,0000000000	10,0000000000	
NSCF.FIS.Ratio d'autonomie financière	57,4700000000	2,5000000000	2,5000000000	
NSCF.Ratio d'autonomie financière	0,0000000000	0,0000000000	2,5000000000	
NSCF.FIS.Situation financière	0,0000000000	7,5000000000	10,0000000000	
NSCF.Ratio de liquidité générale	0,0000000000	0,0000000000	2,5000000000	
NSCF.FIS.Ratio de liquidité générale	1,5700000000	2,5000000000	2,5000000000	
NSCF.Ratio de rentabilité par rapport à l'activité de l'entreprise	0,0000000000	0,0000000000	2,5000000000	
NSCF.FIS.Ratio de rentabilité par rapport à l'activité de l'entreprise	14,3000000000	2,5000000000	2,5000000000	
NSCF.Ratio de rentabilité par rapport aux moyens financiers	0,0000000000	0,0000000000	2,5000000000	
NSCF.FIS.Ratio de rentabilité par rapport aux moyens financiers	0,2800000000	0,0000000000	2,5000000000	
NSCF.Qualification professionnelle	8,0000000000	20,0000000000	20,0000000000	
NSCF.Volume des commandes fermes (en Millions de DA)	20281,000000	20,0000000000	20,0000000000	
NSCF.Importance des engagements (en Millions de DA)	1071,000000	15,0000000000	15,0000000000	
NSCF.Fidélité de la relation (Nbr Crédits par signature de l'exercice)	7,0000000000	2,0000000000	8,0000000000	
NSCF.Age des créances en jour	0,0000000000	7,0000000000	7,0000000000	
Note globale :		90,44 / 100,00		Taux de commission d'engagement : 1,00