

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان -

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –

Faculté de TECHNOLOGIE



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme** de **MASTER**

En : Télécommunications

Spécialité : Réseaux et Télécommunications

Par : MENDLI Hayat & OTMANI Douaa

Projet de fin d'études réalisé dans le cadre du diplôme Projet Innovant (1275)

Sujet

TelPayDZ Application Mobile intelligente pour les services Télécom

Soutenu publiquement, le 23/06/2026, devant le jury composé de :

MERZOUGHI Rachid
MOUSSAOUI Djilali
HADJILA Mourad
BELBACHIR Ahmed

Prof
MCA
Prof
MCA

Université de Tlemcen
Université de Tlemcen
Université de Tlemcen
Université de Tlemcen

Président
Examinateur
Encadrant
Expert I2E

Année universitaire : 2025/2026

Remerciements

Avant tout, nous remercions Allah, le Tout-Puissant, de nous avoir accordé la santé, la volonté et le courage nécessaires pour mener à bien ce travail.

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à notre encadrant, **Monsieur HADJILA Mourad**, pour sa disponibilité, ses précieux conseils, sa rigueur scientifique et son accompagnement bienveillant tout au long de la réalisation de ce projet de fin d'études. Sa guidance éclairée a été une source d'inspiration et de motivation constante.

Nous adressons également nos sincères remerciements aux membres du jury qui nous ont fait l'honneur d'examiner et d'évaluer ce travail. Nous leur sommes reconnaissants du temps et de l'attention qu'ils ont bien voulu lui consacrer.

Nos remerciements vont aussi à l'ensemble des enseignants du département de Télécommunications de la Faculté de Technologie de l'Université Abou Bakr Belkaïd — Tlemcen, pour la qualité de la formation dispensée, leur dévouement et leur engagement pédagogique tout au long de notre cursus universitaire. Chacun d'eux a contribué, à sa manière, à forger nos connaissances et notre esprit scientifique.

Enfin, nous ne saurions oublier nos familles et nos amis pour leur soutien indéfectible, leur patience et leurs encouragements qui nous ont portés jusqu'à l'aboutissement de ce travail.

À toutes ces personnes, nous disons simplement : ***merci.***

Dédicaces

À mes chers parents, mon père et ma mère. Aucun mot ne saurait exprimer l'immensité de mon amour et ma gratitude pour tous vos sacrifices, votre tendresse infinie et vos prières sincères.

*À mes chers frères : **YOUNES et MOHAMMED EL AMINE***

*À mes chères sœurs : **HAIFA et AITAB***

Merci pour votre amour, votre soutien et vos sourires qui ont rendu ce chemin plus doux.

*Aux petits trésors qui illuminent notre famille, **MOHAMMED ISLAM, WASSIM YOUSSEF et YASSINE**. Que la vie vous offre tout ce qu'elle a de plus beau, et que vos rêves deviennent réalité.*

*À ma binôme **HAYAT**, merci pour ta présence, ton soutien, ta collaboration et cette belle amitié durant nos cinq années à la faculté. Ce parcours restera encore plus précieux grâce aux moments partagés ensemble.*

À toutes les personnes qui ont contribué à la réalisation de ce travail.

OTMANI DOUAA

Dédicace

À mes chers parents, mon père et ma mère. Aucun mot ne saurait exprimer l'immensité de mon amour et ma gratitude pour tous vos sacrifices, votre tendresse infinie et vos prières sincères.

À mes chères sœurs, Imane · Fatima · Marwa. Merci pour votre amour, votre soutien et vos sourires qui ont rendu ce chemin plus doux.

Aux petits trésors qui illuminent notre famille, Meryem · Hadjer · Mayar · Oussayd · Mohammed. Que la vie vous offre tout ce qu'elle a de plus beau, et que vos rêves deviennent réalité.

À ma binôme Douaa, merci pour ta présence, ton soutien, ta collaboration et cette belle amitié durant nos cinq années à la faculté. Ce parcours restera encore plus précieux grâce aux moments partagés ensemble.

À toutes les personnes qui ont contribué à la réalisation de ce travail.

MENDLI Hayat

Résumé

Ce mémoire de fin d'études présente la conception et le développement de **TelPayDZ**, une application mobile intelligente destinée à améliorer l'expérience des utilisateurs des réseaux de télécommunications mobiles en Algérie. Face à la fragmentation des services numériques proposés par les opérateurs télécoms et à l'absence d'outils intelligents permettant d'assister les utilisateurs dans le diagnostic des problèmes réseau, ce projet vise à fournir une plateforme unifiée regroupant plusieurs services essentiels.

La solution développée intègre des fonctionnalités de diagnostic automatique des performances réseau, de signalement géolocalisé des incidents, de consultation de l'état du réseau et de paiement à distance. Afin d'améliorer la précision des analyses et la réactivité du système, des techniques d'intelligence artificielle ont été exploitées. Un modèle XGBoost est utilisé pour l'évaluation de la qualité du réseau à partir de plusieurs indicateurs de performance tels que le RSRP, le RSRQ, le SINR, le SNR, le RSSI, la latence, le débit et la perte de paquets. Un modèle de traitement du langage naturel (LLM) est également intégré afin d'analyser automatiquement les descriptions textuelles des incidents signalés par les utilisateurs.

L'application a été développée à l'aide du *framework* Flutter/Dart, associée à un backend Python/Flask et à des services basés sur des API REST. Les expérimentations réalisées démontrent l'efficacité de l'approche proposée pour automatiser le diagnostic réseau, faciliter la gestion des incidents et améliorer l'expérience utilisateur. Les résultats obtenus confirment l'intérêt de l'intégration de l'intelligence artificielle dans les services de télécommunications et ouvrent des perspectives d'évolution vers l'exploitation de données réelles des opérateurs ainsi que l'adaptation aux futurs réseaux 5G et 6G.

Mots-clés : Application mobile, Intelligence artificielle, Diagnostic réseau, XGBoost, LLM, Géolocalisation, Télécommunications, Qualité de service, Flutter, TelPayDZ.

Abstract

This graduation project presents the design and development of **TelPayDZ**, an intelligent mobile application aimed at enhancing the experience of mobile telecommunications users in Algeria. Existing operator applications often suffer from fragmented services and limited intelligent functionalities, making it difficult for users to efficiently identify and report network-related issues. The proposed solution addresses these limitations through a unified and user-centered platform.

The application integrates several key services, including automatic network performance diagnosis, geolocated incident reporting, network status monitoring, and remote payment functionalities. To improve system efficiency and decision-making capabilities, artificial intelligence techniques have been incorporated. An XGBoost model is employed to assess network quality using performance indicators such as RSRP, RSRQ, SINR, SNR, RSSI, latency, throughput, and packet loss. In addition, a Large Language Model (LLM) is used to analyze textual incident descriptions submitted by users.

The system was implemented using Flutter/Dart for mobile development, Python/Flask for backend services, and REST APIs for communication. Experimental results demonstrate the effectiveness of the proposed approach in automating network diagnostics, improving incident management, and enhancing overall user experience. The project highlights the potential of artificial intelligence in telecommunications services and provides a foundation for future extensions involving real operator data and next-generation 5G and 6G networks.

Keywords : Mobile Application, Artificial Intelligence, Network Diagnosis, XGBoost, LLM, Geolocation, Telecommunications, Quality of Service, Flutter, TelPayDZ.

الملخص

تتناول هذه المذكرة تصميم وتطوير تطبيق ذكي للهواتف المحمولة يحمل اسم TelPayDZ ، يهدف إلى تحسين تجربة مستخدمي شبكات الاتصالات المتنقلة في الجزائر. وجاء هذا المشروع استجابةً للتحديات التي تواجه المستخدمين نتيجة تشتت الخدمات الرقمية وغياب الأدوات الذكية القادرة على تشخيص مشاكل الشبكة ومتابعتها بشكل فعال. يوفر التطبيق منصة موحدة تضم مجموعة من الخدمات الأساسية، من بينها التشخيص التلقائي لأداء الشبكة، والإبلاغ الجغرافي عن الأعطال، ومتابعة حالة الشبكة، وخدمات الدفع عن بُعد. ولتعزيز كفاءة النظام ودقة نتائجه، تم توظيف تقنيات الذكاء الاصطناعي في عدة مستويات. حيث تم اعتماد نموذج XGBoost لتقييم جودة الشبكة بالاعتماد على مؤشرات أداء مختلفة مثل RSRP و RSRQ و SINR و RSSI، بالإضافة إلى زمن التأخير ومعدل نقل البيانات وفقدان الحزم. كما تم دمج نموذج لغوي كبير (LLM) لتحليل الأوصاف النصية للأعطال التي يرسلها المستخدمون وتصنيفها تلقائياً. تم تطوير التطبيق باستخدام إطار العمل Flutter/Dart ، مع خادم خلفي يعتمد على Python/Flask وواجهات REST API. وقد أظهرت النتائج المتحصل عليها فعالية الحل المقترح في أتمتة تشخيص الشبكة، وتحسين إدارة الأعطال، والارتقاء بتجربة المستخدم. كما يفتح هذا العمل آفاقاً مستقبلية واعدة تتمثل في دمج بيانات حقيقية من مشغلي الاتصالات وتوسيع الحل ليتوافق مع شبكات الجيل الخامس والسادس. الكلمات المفتاحية: تطبيق جوال، الذكاء الاصطناعي، تشخيص الشبكة، XGBoost، تحديد الموقع الجغرافي، LLM ، الاتصالات، جودة الخدمة، Flutter، TelPayDZ.

Abréviation

3GPP : 3rd Generation Partnership Project

5G / 6G : Cinquième / Sixième génération des réseaux mobiles

API : Application Programming Interface (Interface de programmation applicative)

ARPCE : Autorité de Régulation de la Poste et des Communications Électroniques (Algérie)

AWGN : Additive White Gaussian Noise (Bruit blanc gaussien additif)

BER : Bit Error Rate (Taux d'erreur binaire)

C2C : Consumer to Consumer (de particulier à particulier)

CIB : Carte Interbancaire (Algérie)

DNN : Deep Neural Network (Réseau de neurones profond)

EMI : Electromagnetic Interference (Interférence électromagnétique)

EIRP : Equivalent Isotropic Radiated Power (Puissance isotrope rayonnée équivalente)

GCI : Global Connectivity Index (Indice mondial de connectivité)

GPS : Global Positioning System (Système de positionnement mondial)

HAP : High Altitude Platform (Plateforme de haute altitude)

HTTP : HyperText Transfer Protocol (Protocole de transfert hypertexte)

IA : Intelligence artificielle

IEEE : Institute of Electrical and Electronics Engineers

IoT : Internet of Things (Internet des objets)

IP : Internet Protocol (Protocole Internet)

ITIL : Information Technology Infrastructure Library

ITU : International Télécommunication Union (Union internationale des télécommunications)

JWT : JSON Web Token

k-NN : k-Nearest Neighbors (k plus proches voisins)

LLM : Large Language Model (Modèle de langage de grande taille)

LSTM : Long Short-Term Memory (Mémoire longue et courte durée)

LTE : Long Term Evolution (Évolution à long terme)

MIMO : Multiple-Input Multiple-Output (Entrées multiples – sorties multiples)

ML : Machine Learning (Apprentissage automatique)

MLP : Multi-Layer Perceptron (Perceptron multicouche)

M-paiement : Paiement mobile

MTTD : Mean Time to Detect (Temps moyen de détection)

MTTR : Mean Time to Repair (Temps moyen de réparation)

NOC : Network Operations Center (Centre d'opérations réseau)

QoS : Quality of Service (Qualité de service)

QoE : Quality of Experience (Qualité d'expérience)

RF : Random Forest (Forêt aléatoire)

RMSE : Root Mean Square Error (Erreur quadratique moyenne)

RNN : Recurrent Neural Network (Réseau de neurones récurrent)

RSRP : Reference Signal Received Power (Puissance reçue du signal de référence)

RSRQ : Reference Signal Received Quality (Qualité reçue du signal de référence)

RSSI : Received Signal Strength Indicator (Indicateur de puissance du signal reçu)

RTP : Real-time Transport Protocol

SDR : Software-Defined Radio (Radio logicielle)

SINR : Signal to Interference plus Noise Ratio (Rapport signal sur interférence plus bruit)

SIP : Session Initiation Protocol

SNR : Signal to Noise Ratio (Rapport signal sur bruit)

SON : Self-Organizing Network (Réseau auto-organisateur)

TCP : Transmission Control Protocol (Protocole de contrôle de transmission)

TelPayDZ : Nom de l'application mobile développée (Télécommunications + Paiement + Algérie)

TLS/SSL : Transport Layer Security / Secure Sockets Layer

UML : Unified Modeling Language (Langage de modélisation unifié)

USSD : Unstructured Supplementary Service Data (Données de service supplémentaire non structurées)

UX : User Experience (Expérience utilisateur)

VoIP : Voice over IP (Voix sur IP)

XGBoost : Extreme Gradient Boosting (Amélioration extrême du gradient)

Liste des figures

Figure 1.1 : Schéma général d'un réseau de télécommunications.....	4
Figure 1.2 : Évolution des réseaux mobiles.....	5
Figure 1.3 : Qualité de service (QoS) et expérience utilisateur (UX).....	7
Figure 1.4 : Dégradation perçue de la qualité du réseau.....	8
Figure 1.5 : Fragmentation des services numériques.....	9
Figure 1.6 : L'interface de l'application Meetmod.....	10
Figure 1.7 : L'interface de Djezzy App.....	11
Figure 1.8 : L'interface de l'application My Ooredoo.....	12
Figure 1.9 : Architecture du diagnostic intelligent.....	15
Figure 1.10 : IA pour la détection et localisation des incidents.....	16
Figure 1.11: Architecture fonctionnelle d'une solution ML pour les télécommunications.....	17
Figure 2.1 : Architecture de sécurité d'une base de données avec pare-feu.....	22
Figure 2.2 : Schéma d'un système de détection et diagnostic automatique des pannes dans un réseau télécom.....	23
Figure 2.3 : Principe de géolocalisation utilisant GPS et technologies GSM dans un réseau télécom.....	24
Figure 2.4 : Diagramme du processus de paiement mobile.....	25
Figure 2.5 : Tableau de bord de surveillance des performances du réseau.....	27
Figure 2.6 : Architecture de sécurité d'un système de supervision réseau.....	28
Figure 2.7 : Haute disponibilité et failover dans un système de supervision réseau.....	29
Figure 2.8 : Diagramme des Cas d'Utilisation — Application Mobile Télécom.....	31
Figure 2.9 : Diagramme de séquence.....	33
Figure 2.10 : Diagramme d'activité (Diagnostic Réseau).....	35
Figure 2.11 : Diagramme d'activité (Signalement Géolocalisé).....	36
Figure 2.12 : Diagramme d'activité (Paiement à Distance).....	37
Figure 3.1 : Matrice de confusion(RF).....	48
Figure 3.2 : Matrice de confusion (ANN).....	51
Figure 3.3 : Accuracy en fonction du nombre d'arbres.....	55
Figure 3.4 : Matrice de confusion (XGBoost).....	56
Figure 3.5 : Architecture d'intégration de l'application mobile et du modèle d'intelligence artificielle.....	57
Figure 3.6 : Autorisation d'accéder à la localisation GPS	59

Figure 3.7 : interface de sélection de la localisation GPS et des communes dans l'application TelPayDZ	60
Figure 3.8 : Classification automatique d'un incident réseau par le modèle LLM intégré dans l'application TelPayDZ	62
Figure 4.1 : Architecture distribuée de l'application TelPayDZ.....	65
Figure 4.2 : Interface de l'application TelPayDZ.....	66
Figure 4.3 : Résultat d'un test de qualité de réseau.....	71
Figure 4.4 : Interface de paiement à distance.....	73

Liste des tableaux

Tableau 3.1 : Caractéristiques principales du RSRP	40
Tableau 3.2 : Caractéristiques principales du RSRQ	41
Tableau 3.3 : Caractéristiques principales du SINR.....	42
Tableau 3.4 : Caractéristiques principales du SNR	43
Tableau 3.5 : Caractéristiques principales du RSSI.....	43
Tableau 3.6 : Synthèse comparative des indicateurs de qualité du réseau	44
Tableau 3.7 : Comparaison des métriques de performance des modèles RF, XGBoost et DNN.....	53

Table des matières

Remerciement	II
Dédicaces.....	III
Dédicaces.....	IV
Résumer	V
Abstract	VI
المخلص	VII
Abréviation	VIII
Liste des figures	X
Liste des tableaux	XIII
Introduction Générale	1
Chapitre 1 : Contexte, problématique et état de l'art	
1.1 Introduction.....	3
1.2 Télécommunication générale	3
1.3 Contexte des télécommunications en Algérie.....	4
1.3.1 Évolution des réseaux mobiles (3G, 4G, 5G et perspectives 6G).....	4
1.3.2 Enjeux de la qualité de service et de l'expérience utilisateur	5
1.4 Problèmes actuels rencontrés par les clients.....	7
1.4.1 Dégradation de la qualité du réseau	7
1.4.2 Manque de réactivité dans le signalement des pannes	8
1.4.3 Fragmentation des services numérique	8
1.5 Applications existantes et leurs limites.....	9
1.5.1 Applications existantes.....	9
1.5.1.1 Meetmod (Mobilis).....	9
1.5.1.2 Djezzy (Djezzy app).....	10
1.5.1.3 My Ooredoo Algeria.....	11
1.5.2 Analyse critique des applications actuelles des opérateurs.....	12
1.5.2.1 Cas de Mobilis, Djezzy et Ooredoo.....	12
1.5.2.2 Fonctionnalités actuelles proposées.....	13
1.5.3 Manque d'intégration des services.....	13
1.5.3.1 Manque d'intelligence dans les services proposés.....	13
1.5.3.2 Impact sur l'expérience utilisateur.....	14
1.6 Rôle de l'intelligence artificielle dans les télécoms.....	14
1.6.1 IA pour le diagnostic réseau.....	14
1.6.2 IA pour la détection et localisation des incidents.....	15
1.6.3 IA pour l'analyse du comportement utilisateur	16

1.7 Positionnement du projet avec intégration de l'intelligence artificielle	17
1.7.1 Justification du besoin d'une application intégrée intelligente basée sur l'IA.....	17
1.7.2 Apport de l'intelligence artificielle dans le projet	18
1.7.2.1 Analyse automatique des performances réseau.....	18
1.7.2.2 Détection et prédiction des incidentes réseau.....	18
1.7.2.3 Optimisation de l'expérience utilisateur(QoE).....	18
1.7.2.4 Priorisations intelligente des réclamations.....	18
1.7.3 Justification globale du projet	18
1.7.4 Innovation et impact du projet	19
1.8 Conclusion.....	19

Chapitre 2 : Analyse des besoins et spécification du système

2.1 Introduction.....	20
2.2 Acteurs du système.....	20
2.2.1 Utilisateur final.....	20
2.2.2 Opérateur télécom	20
2.2.3 Administrateur système	21
2.3 Besoins fonctionnels.....	22
2.3.1 Diagnostic automatique du réseau.....	22
2.3.2 Signalements géolocalisés des incidents	23
2.3.3 Paiements à distance.....	24
2.3.4 Visualisation de l'état du réseau	25
2.3.5 Historique des incidents.....	25
2.4 Besoins non fonctionnels	26
2.4.1 Performance	26
2.4.2 Sécurité.....	27
2.4.3 Ergonomie.....	28
2.4.4 Fiabilité.....	28
2.5 Modélisation UML du système	29
2.5.1 Définition d'UML.....	29
2.5.2 Les diagrammes d'UML.....	30
2.5.2.1 Modules fonctionnels	30
2.5.2.2 Diagramme des cas d'utilisation.....	30
2.5.2.3 Diagramme de séquence	31
2.5.2.4 Diagramme d'activités	34
2.6 Conclusion	38

Chapitre 3 : Approche basée sur l'IA pour le diagnostic réseau

3.1 Introduction	39
3.2 Données utilisées pour le diagnostic	39
3.2.1 Indicateurs de qualité du signal.....	39
3.2.1.1 RSRP— Reference Signal Received power	40
3.2.1.2 RSRQ — Reference Signal Received Quality.....	40
3.2.1.3 SINR — Signal to Interference plus Noise Ratio	41
3.2.1.4 SNR — Signal to Noise Ratio.....	42
3.2.1.5 RSSI — Received Signal Strength Indicator.....	43
3.2.1.6 Synthèse comparative des cinq indicateurs	43
3.2.2 Latence, débit et perte de paquets	44
3.2.3 Historique des incidents réseau	45
3.3 Modélisation du problème	45
3.3.1 Formulation du diagnostic réseau comme problème de classification	45
3.3.2 Formulation alternative : détection d'anomalies	46
3.3.3 Approche retenue dans ce projet	46
3.4 Choix du modèle d'IA.....	46
3.4.1 Modèles d'apprentissage supervisé.....	47
3.4.1.1 Random Forest	47
3.4.1.2 XGBoost	49
3.4.1.3 Réseaux de neurones artificiels	50
3.4.2 Détection d'anomalies avec des modèles non supervisés	52
3.4.3 Justification du choix du modèle retenu	53
3.5 Entraînement du modèle	54
3.5.1 Prétraitement des données	54
3.5.2 Séparation des données (train/test).....	54
3.5.3 Évaluation du modèle	55
3.6 Intégration du modèle dans l'application	56
3.6.1 Architecture d'intégration	56
3.6.2 Fonctionnement du diagnostic automatique	57
3.6.3 Apport de l'IA dans l'application.....	57
3.7 Collecte des incidents utilisateurs	58
3.7.1 Données GPS	58
3.7.2 Description du problème	59
3.7.3 Choix de l'opérateur	59
3.8 Analyse intelligente des incidents	59
3.8.1 Utilisation du modèle LLM	60
3.9 Cartographie des signalements.....	60
3.10 Limites du système	61

3.11 Conclusion	61
Chapitre 4 : Conception et développement de l'application mobile	
4.1 Introduction	63
4.2 Architecture du système.....	63
4.2.1 Application mobile.....	64
4.2.2 Serveur backend.....	66
4.2.3 Base de données	66
4.2.4 Modèles d'IA intégrés.....	67
4.3 Technologies utilisées.....	67
4.3.1 Visual Studio Code pour le développement.....	67
4.3.2 Flutter et le langage Dart pour l'application mobile	68
4.3.3 Python pour l'intelligence artificielle et le backend.....	68
4.3.4 API REST pour la communication entre les composants.....	68
4.4 Développement des modules.....	69
4.4.1 Module diagnostic réseau.....	69
4.4.2 Module de signalement géolocalisé	71
4.4.3 Module de paiement	71
4.5 Conclusion	73
Conclusion Générale.....	75
Bibliographie.....	77
Business Model Canvas (BMC) — TelPayDZ.....	86
Tableaux Financiers Prévisionnels Du Projet.....	91
Matrice SWOT.....	93
BMC(Business Model Canvas).....	94

Introduction Générale

L'évolution rapide des technologies numériques a profondément transformé le secteur des télécommunications au cours des dernières années. L'essor des smartphones, le déploiement des réseaux mobiles à haut débit et l'intégration progressive de l'intelligence artificielle ont modifié les modes de communication, les usages numériques ainsi que les exigences des utilisateurs. En Algérie, cette transformation se traduit par une augmentation continue du nombre d'abonnés mobiles, une généralisation de l'accès aux services numériques et une modernisation progressive des infrastructures de télécommunications.

Malgré ces avancées, plusieurs difficultés continuent d'affecter l'expérience des utilisateurs. Les problèmes liés à la qualité du réseau, les délais de traitement des incidents, le manque d'outils intelligents d'assistance ainsi que la dispersion des services numériques constituent des préoccupations récurrentes. Par ailleurs, les applications mobiles proposées par les opérateurs de télécommunications se limitent généralement à des fonctionnalités de gestion de compte et de consultation d'informations, sans offrir de solutions avancées permettant le diagnostic des performances réseau ou la gestion intelligente des incidents.

Dans ce contexte, l'intelligence artificielle apparaît comme une technologie prometteuse pour répondre à ces enjeux. Grâce aux techniques d'apprentissage automatique et d'analyse des données, il devient possible d'automatiser l'évaluation de la qualité du réseau, d'identifier rapidement les anomalies et d'améliorer l'efficacité des services proposés aux utilisateurs. L'exploitation de modèles performants tels que XGBoost et les modèles de langage de grande taille (LLM) ouvre de nouvelles perspectives pour le développement de solutions innovantes dans le domaine des télécommunications.

C'est dans cette optique que s'inscrit ce projet de fin d'études, consacré à la conception et au développement de **TelPayDZ**, une application mobile intelligente destinée à offrir une plateforme unifiée regroupant plusieurs services essentiels. Cette solution permet notamment le diagnostic automatique de la qualité du réseau, le signalement géolocalisé des incidents et l'accès à des services de paiement mobile à distance. L'application repose sur une architecture moderne combinant un front-end développé avec Flutter/Dart, un backend basé sur Python/Flask et des interfaces de communication REST API.

L'objectif principal de ce travail est de proposer une solution capable d'améliorer l'expérience des utilisateurs des réseaux mobiles en Algérie à travers l'intégration de mécanismes intelligents d'analyse et d'assistance. Pour atteindre cet objectif, une démarche

méthodologique a été adoptée, comprenant l'étude du domaine des télécommunications, l'analyse des besoins, la conception du système, le développement de l'application ainsi que l'évaluation des performances des modèles d'intelligence artificielle intégrés.

Les résultats obtenus démontrent l'intérêt de l'utilisation de l'intelligence artificielle dans l'amélioration de la qualité des services télécoms et mettent en évidence le potentiel de TelPayDZ comme plateforme évolutive. Cette solution constitue une base prometteuse pour de futurs développements intégrant des données réelles des opérateurs et des fonctionnalités adaptées aux prochaines générations de réseaux mobiles, notamment la 5G et la 6G. Enfin, afin de présenter de manière structurée les différentes étapes de ce travail, ce mémoire est organisé en quatre chapitres. Le premier chapitre expose le contexte général des télécommunications, la problématique étudiée, l'état de l'art des solutions existantes ainsi que le positionnement du projet et l'apport de l'intelligence artificielle. Le deuxième chapitre est consacré à l'analyse des besoins fonctionnels et non fonctionnels, à la spécification du système et à sa modélisation UML. Le troisième chapitre présente l'approche basée sur l'intelligence artificielle pour le diagnostic réseau, les données utilisées, le choix du modèle XGBoost, son entraînement, son évaluation ainsi que l'analyse intelligente des incidents à l'aide d'un modèle LLM. Le quatrième chapitre décrit la conception et le développement de l'application mobile TelPayDZ, l'architecture du système, les technologies utilisées et l'implémentation des différents modules. Le mémoire se termine par une conclusion générale, suivie de la bibliographie et du Business Model Canvas du projet TelPayDZ.

Chapitre 1 : Contexte, problématique et état de l'art

1.1 Introduction

Le secteur des télécommunications connaît une évolution rapide, portée par le développement des réseaux mobiles de nouvelle génération et par la généralisation de l'usage des smartphones. En Algérie, cette évolution s'accompagne d'une augmentation significative des besoins en connectivité, en qualité de service et en services numériques accessibles à distance. Face à ces transformations, les opérateurs de télécommunications sont confrontés à de nouveaux défis liés à la gestion des réseaux, à la satisfaction des clients et à l'optimisation des services proposés. Dans ce contexte, ce premier chapitre vise à présenter le cadre général du projet. Il aborde d'abord le contexte des télécommunications en générale et en Algérie, en mettant l'accent sur l'évolution des réseaux mobiles et les enjeux liés à la qualité de service et à l'expérience utilisateur. Il analyse ensuite les principaux problèmes rencontrés par les clients ainsi que les limites des applications existantes. Enfin, il met en évidence le rôle croissant de l'intelligence artificielle dans le secteur des télécommunications et justifie le positionnement du projet proposé.

1.2 Télécommunication générale

L'industrie des télécommunications est un domaine complexe et multidisciplinaire qui repose sur une intégration étroite entre la recherche scientifique, les spécifications techniques et les normes internationales. Dans ce contexte, les normes jouent un rôle fondamental afin de garantir l'interopérabilité entre les technologies développées par différents fournisseurs. Ces standards sont établis par des organismes reconnus tels que 3GPP [1], l'IEEE [2] et l'ITU [3,4,5], qui définissent des spécifications techniques assurant le bon fonctionnement et l'évolution des systèmes de télécommunications. Par ailleurs, le secteur se distingue par un lexique hautement spécialisé composé de nombreux termes techniques et acronymes indispensables à la compréhension des réseaux, tels que l'EIRP (Equivalent Isotropic Radiated Power), le MIMO (Multiple-Input Multiple-Output), relatif aux antennes d'émission et de réception, ou encore le SDR (Software-Defined Radio), qui permet une reconfiguration logicielle flexible des équipements [6].

En outre, le domaine des télécommunications connaît une évolution rapide grâce aux avancées technologiques et aux recherches scientifiques. Parmi les thématiques majeures figurent les réseaux mobiles de nouvelle génération (5G et 6G) [1,2], l'Internet des objets (IoT) et les réseaux de capteurs sans fil [2], ainsi que l'intégration de l'intelligence artificielle et du Machine Learning pour l'optimisation des ressources et la gestion intelligente des réseaux [3,4,5,7]. Les communications optiques et satellitaires, notamment à travers des plateformes

de haute altitude (HAP), constituent également un axe important de développement [2]. Actuellement, l'émergence des grands modèles de langage (LLM), tels que GPT-4, ouvre de nouvelles perspectives dans le secteur, notamment pour le diagnostic des anomalies, l'analyse des normes techniques complexes et l'optimisation des performances réseau [7]. Toutefois, malgré leurs capacités avancées, ces modèles nécessitent encore des adaptations spécifiques pour répondre pleinement aux exigences techniques propres au domaine des télécommunications. La figure 1.1 représente un schéma général d'un réseau de télécommunications.

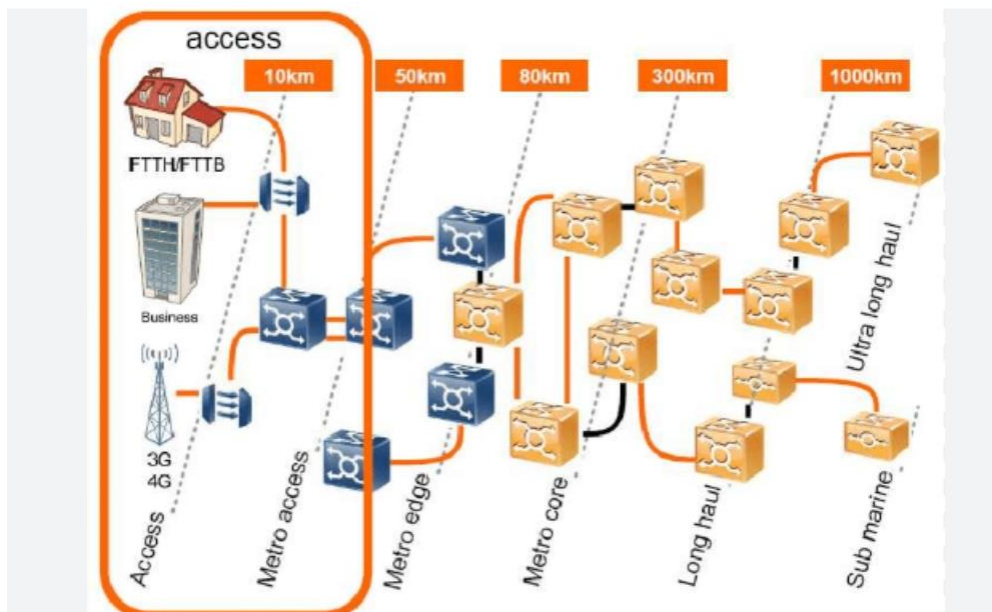


Figure 1.1 : Schéma général d'un réseau de télécommunications [8].

1.3. Contexte des télécommunications en Algérie

1.3.1 Évolution des réseaux mobiles (3G, 4G ,5G et perspectives 6G)

L'évolution des réseaux mobiles, tant dans le contexte algérien que dans le cadre technologique global, met en évidence une transition progressive vers des architectures orientées haut débit et une optimisation continue des performances des générations futures. La figure 1.2 représente l'évolution des réseaux mobiles.

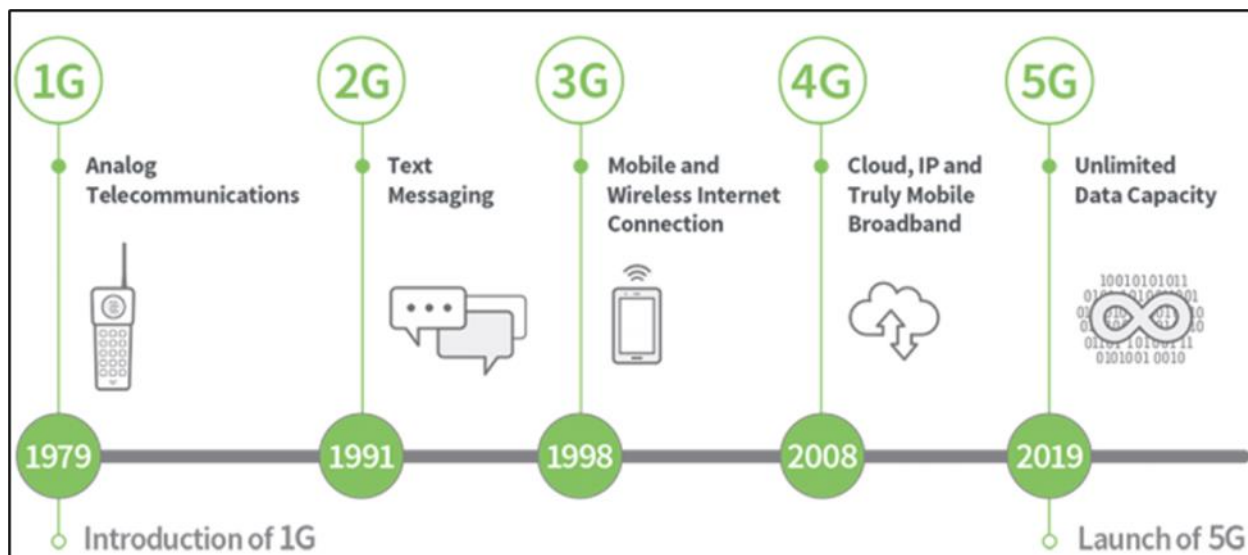


Figure 1.2 : Évolution des réseaux mobiles [9].

En Algérie, cette évolution s'est traduite par un basculement significatif des usages de la 3G vers la 4G, marqué par une baisse notable du nombre d'abonnés 3G entre 2017 et le premier semestre 2020, passant de plus de 21,5 millions à environ 10,6 millions [10], tandis que les abonnements à la 4G ont connu une forte croissance pour atteindre plus de 26,3 millions en 2020 [10]. Cette migration massive s'explique par la recherche de meilleures performances réseau et par l'anticipation du passage vers la 5G [10]. En 2024, la 4G LTE s'impose ainsi comme l'un des standards majeurs des télécommunications, générant des volumes importants de transactions financières, notamment à travers des applications de paiement mobile telles que Baridimob [10,11]. La 5G, conçue pour répondre à des exigences accrues en termes de très haut débit, de faible latence et de mobilité transparente [11], repose sur la densification du réseau et l'utilisation de bandes de fréquences élevées, notamment les ondes millimétriques [11]. Toutefois, ces choix technologiques engendrent des défis significatifs liés à la mobilité, en particulier l'augmentation de la fréquence des *handovers*, susceptible d'accroître la signalisation, de provoquer des interruptions de service et de dégrader l'expérience utilisateur, notamment à haute vitesse [11,12]. Afin de faire face à ces contraintes, des approches basées sur l'intelligence artificielle, telles que les réseaux de neurones récurrents de type LSTM, sont explorées pour prédire la puissance du signal et optimiser la gestion des *handovers* afin de réduire la latence [13]. Par ailleurs, alors même que la 5G est en cours de déploiement, les recherches s'orientent déjà vers la 6G, laquelle devrait exploiter des bandes de fréquences extrêmement élevées, notamment les bandes térahertz, accentuant davantage la complexité de la gestion de la mobilité et la continuité du service [11,13]. Ainsi, l'évolution des réseaux mobiles s'inscrit dans une trajectoire de densification et de montée en fréquence, où chaque

génération (3G, 4G, 5G puis 6G) vise à améliorer les débits tout en introduisant de nouveaux défis en matière de stabilité et de gestion logicielle [11,13].

1.3.2. Enjeux de la qualité de service et de l'expérience utilisateur

Les enjeux de la qualité de service (QoS) et de l'expérience utilisateur (UX) dans le secteur des télécommunications reposent sur un ensemble de facteurs techniques, organisationnels et humains, englobant la performance des réseaux, la fiabilité des services numériques et la qualité de la relation client. Sur le plan technique, le déploiement de la 5G, fondé sur la densification du réseau et l'exploitation de hautes fréquences, entraîne une multiplication des passages entre cellules (*handovers*), ce qui peut accroître la signalisation et provoquer des interruptions de service, affectant ainsi la continuité de la communication [10]. Dans ce contexte, la réduction de la latence constitue un enjeu majeur, notamment pour les utilisateurs en forte mobilité, et implique le recours à des techniques d'intelligence artificielle capables de prédire la puissance du signal afin d'assurer une connectivité fluide et transparente [10]. Par ailleurs, la stabilité des infrastructures réseau demeure un facteur déterminant de l'expérience utilisateur, nécessitant des investissements continus dans la fibre optique et les technologies satellitaires afin d'augmenter la bande passante et d'améliorer la fiabilité des services [10,11]. En ce qui concerne les services numériques, l'expérience utilisateur dépend fortement de l'ergonomie et de l'accessibilité des interfaces, en particulier pour les applications de paiement mobile, où la faible latence et l'alignement avec les standards internationaux favorisent l'adoption par les usagers [11]. Le succès de certaines plateformes en Algérie illustre également le rôle central de la facilité d'utilisation et de la confiance institutionnelle dans la perception de la qualité du service [11,12]. De manière plus globale, la qualité est définie par la capacité des opérateurs à répondre efficacement aux besoins et aux aspirations des clients, ce qui implique une transformation des processus internes afin de proposer des services simples, rapides et adaptés [12]. En outre, la dimension humaine constitue un levier essentiel de la qualité de service, la satisfaction des clients étant étroitement liée au comportement éthique, au professionnalisme et à la compétence technique des employés, lesquels contribuent directement à une prestation de service efficace et à la fidélisation des abonnés [12,13]. Dans un marché fortement concurrentiel, où l'acquisition d'un nouveau client est significativement plus coûteuse que sa rétention, la qualité de service devient ainsi un facteur clé de différenciation stratégique [12,13]. Toutefois, plusieurs défis persistent, notamment la fracture numérique liée aux disparités géographiques et à l'analphabétisme numérique, qui limite l'accès équitable aux services avancés [11,13], ainsi que la résistance au changement induite

par des habitudes culturelles ancrées, telles que la préférence pour les transactions en espèces, freinant la fluidité du parcours utilisateur [11,13]. Enfin, la sécurité des services numériques et la protection des utilisateurs, en particulier les populations vulnérables comme les enfants et les adolescents, constituent un enjeu croissant dans l'amélioration durable de l'expérience utilisateur [15]. La figure 1. 3 représente la qualité de service (QoS) et l'expérience d'utilisateur (UX).

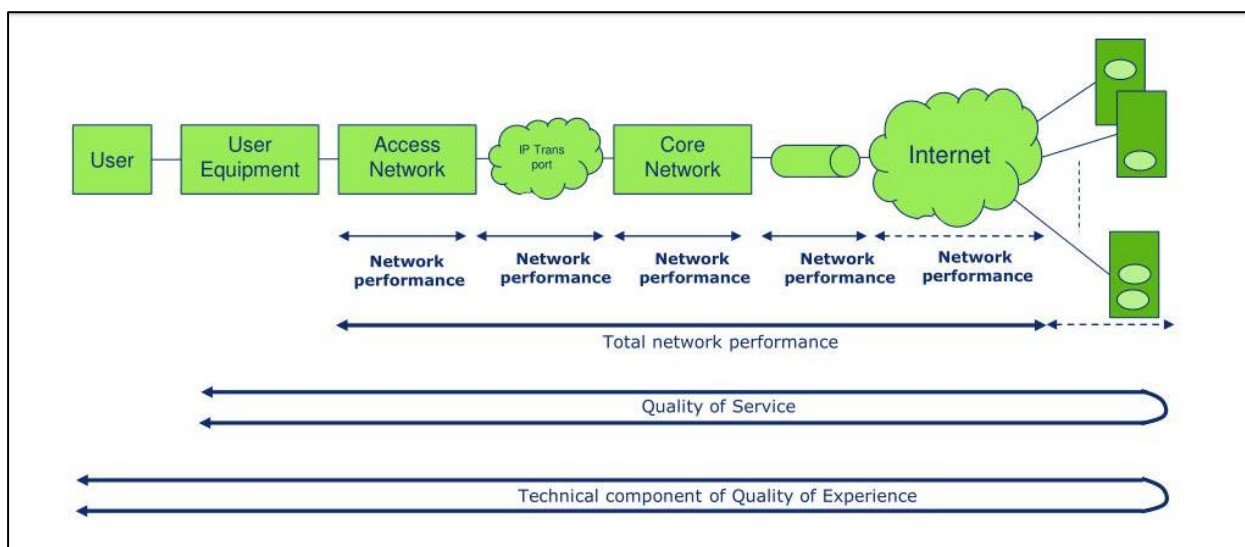


Figure 1.3 : Qualité de service (QoS) et expérience utilisateur (UX) [14].

1.4. Problèmes actuels rencontrés par les clients

L'analyse met en évidence plusieurs problématiques majeures qui affectent de manière significative l'expérience des utilisateurs dans le secteur des télécommunications et des services numériques en Algérie.

1.4.1 Dégradation de la qualité du réseau

La dégradation perçue ou réelle de la qualité du réseau constitue l'un des principaux facteurs de l'insatisfaction des usagers et résulte de contraintes technologiques et infrastructurelles persistantes. Le déploiement des réseaux de nouvelle génération, notamment la 5G, introduit des défis liés à la gestion de la mobilité, où la densification du réseau et l'utilisation de bandes de fréquences élevées entraînent des passages de cellule (*handovers*) plus fréquents, susceptibles d'augmenter la signalisation, de provoquer des interruptions de service et d'accroître la latence, dégradant ainsi l'expérience utilisateur [11]. Par ailleurs, malgré les investissements consentis dans la fibre optique et les technologies satellitaires, la transformation numérique demeure freinée par des disparités géographiques marquées, communément désignées sous le terme de fracture numérique, ainsi que par des infrastructures qui n'atteignent pas encore les standards internationaux de haute performance [11]. Cette

situation se reflète également dans les classements internationaux de connectivité, tels que le Huawei Global Connectivity Index (GCI), où l'Algérie, bien qu'en progression, reste en retrait par rapport aux pays développés en matière de qualité globale de la connectivité [12,11]. La figure 1.4 représente une dégradation perçue de la qualité du réseau.

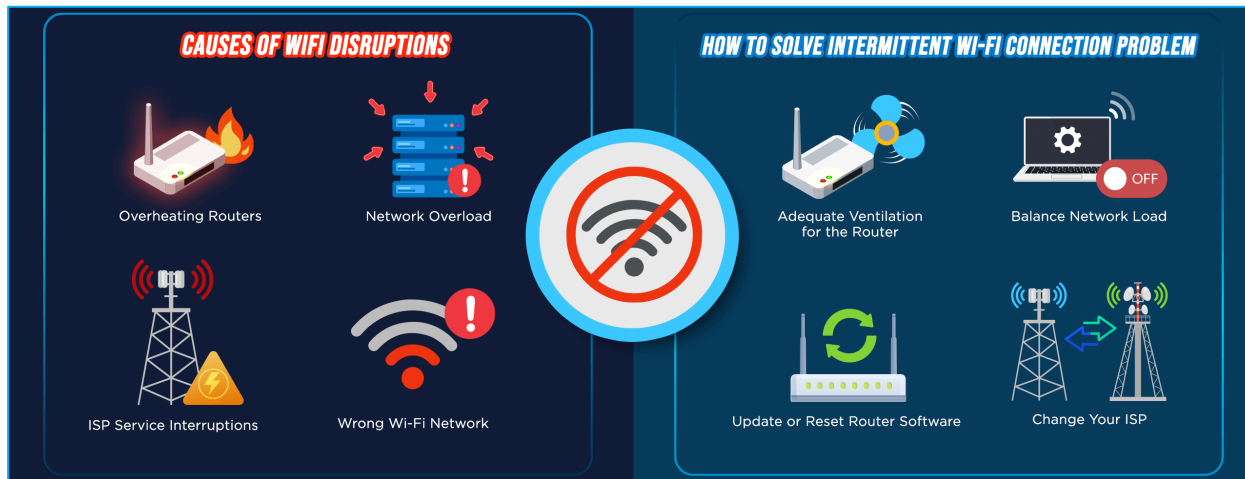


Figure 1.4 : Dégradation perçue de la qualité du réseau [16].

1.4.2 Manque de réactivité dans le signalement des pannes

Le manque de réactivité dans le traitement des pannes et des réclamations des clients est étroitement lié aux dimensions organisationnelles et humaines des entreprises de télécommunications. La qualité du service client est souvent affectée par une formation insuffisante des employés et par des lacunes dans leurs compétences techniques et relationnelles, ce qui se traduit par une performance opérationnelle limitée [12]. En outre, l'absence de conscience professionnelle ou de pratiques éthiques rigoureuses, telles que le respect des délais et le sens de la responsabilité, influe directement sur la rapidité et l'efficacité de la prestation de service [12]. Un faible niveau d'engagement du personnel peut ainsi entraîner des retards significatifs dans le traitement des pannes signalées par les abonnés. À cela s'ajoute l'absence de systèmes institutionnels intégrés, notamment d'un portail unifié permettant une gestion centralisée et fluide des requêtes, rendant les processus de signalement et de résolution fragmentés, complexes et chronophages [13].

1.4.3 Fragmentation des services numériques

La fragmentation des services numériques constitue un autre obstacle majeur à l'amélioration de l'expérience utilisateur et se manifeste par une numérisation partielle et un manque d'interopérabilité entre les différents secteurs. La transition vers l'e-administration demeure incomplète, de nombreux services publics reposant encore largement sur des procédures papier, tandis que l'intégration entre les plateformes des différents ministères reste limitée [12]. Dans

le domaine financier, cette fragmentation se traduit par une dualité des systèmes de paiement, où les canaux postaux, tels que Baridimob et Edahabia, dominent largement, alors que les solutions bancaires, comme la carte CIB ou Wimpay, restent sous-exploitées [12,13]. Cette situation engendre un écosystème numérique à deux vitesses, caractérisé par une expérience utilisateur hétérogène. Enfin, l'absence d'un système global d'e-gouvernement et d'un portail unique centré sur l'utilisateur oblige les citoyens à recourir à plusieurs plateformes non interconnectées pour effectuer leurs démarches administratives, ce qui accentue la complexité et réduit l'efficacité des services numériques [13]. La figure 1.5 représente la fragmentation des services numériques.

The image shows a web form titled "Service Outage Report Form". It is divided into two main sections: "Customer Information" and "Outage Details". The "Customer Information" section includes fields for "Account Number", "Name" (split into "First Name" and "Last Name"), "Contact Phone Number", and "Email Address". The "Outage Details" section includes a field for "Outage Start Time". The form is presented as a single, continuous interface, which contrasts with the text's description of fragmentation in digital services.

Figure1.5 : Fragmentation des services numériques [17].

1.5 Applications existantes et leurs limites

1.5.1 Applications existantes

Les opérateurs de téléphonie mobile Mobilis, Djazzy et Ooredoo proposent, depuis plusieurs années, des espaces clients en ligne permettant à leurs abonnés de gérer leurs offres et services à distance grâce à diverses fonctionnalités numériques [18].

1.5.1.1 Meetmod (Mobilis)

Dans cette dynamique de transformation digitale, Mobilis a récemment lancé sa propre plateforme en ligne dénommée Meetmob.

Meetmob est une plateforme numérique gratuite, destinée aussi bien aux clients particuliers qu'aux clients professionnels de Mobilis. Elle permet aux abonnés de créer un compte

personnel en quelques clics, sans nécessiter de déplacement vers une agence Mobilis, et d'accéder ainsi à l'ensemble des services proposés par la plateforme.

La plateforme Meetmob offre un ensemble de fonctionnalités visant à faciliter la gestion des offres et des services. Dès la connexion, l'utilisateur accède à une interface riche et détaillée, fournissant des informations essentielles relatives à son abonnement et à l'utilisation de ses services. La figure 1.6 illustre un aperçu de l'interface de la plateforme Meetmob [18].

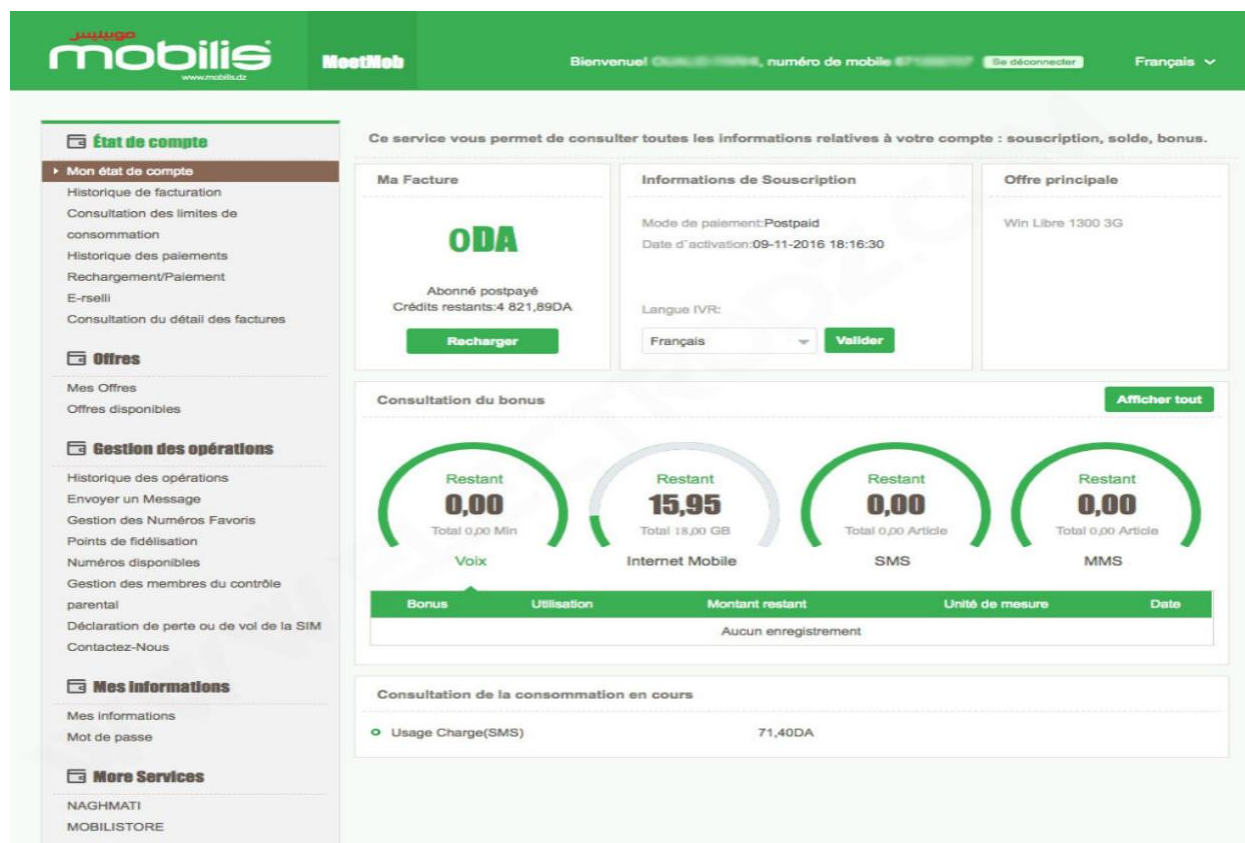


Figure 1.6 : L'interface de l'application Meetmod [18].

Le côté droit de l'interface utilisateur regroupe les principales informations liées à l'état du compte et de l'offre de l'abonné. Elle comprend notamment une option permettant de basculer de la 3G vers la 4G, fonctionnalité disponible uniquement pour certaines offres spécifiques, telles que l'offre PixX, ainsi que l'affichage du montant de la facture, des informations détaillées relatives à l'offre souscrite et du quota d'Internet restant, correspondant à la quantité de données mobiles encore disponible pour l'utilisateur dans le cadre de son abonnement. Par ailleurs, le menu situé sur la partie gauche de l'interface propose un ensemble de fonctionnalités opérationnelles destinées à la gestion du compte, incluant la recharge du crédit via une carte de recharge, l'activation de pass Internet, la programmation de l'envoi gratuit de messages SMS directement depuis l'interface, dans la limite de trois SMS par jour vers le réseau Mobilis, la modification des numéros favoris, ainsi que la déclaration de la perte de la carte SIM [18].

1.5.1.2 Djezzy (Djezzy app)

L'opérateur Djezzy met à disposition une application mobile qui permet à ses abonnés de consulter leur consommation en temps réel, choisir et modifier des offres, recharger le crédit via E-Flexy, accéder à leurs factures et profiter de contenus supplémentaires proposés par l'opérateur [19].

La figure 1.7 montre l'interface de l'application Djezzy app :



Figure 1.7 : L'interface de Djezzy app [19].

1.5.1.3 My Ooredoo Algeria

L'application My Ooredoo Algeria permet aux utilisateurs de suivre leur consommation, consulter et payer leurs factures, souscrire à des plans, recharger leur crédit et gérer leurs forfaits appels et Internet à tout moment [20].

La figure 1.8 illustre un aperçu de l'interface de l'application my Ooredoo.



Figure 1.8: L'interface de l'application my Ooredoo [20].

1.5.2 Analyse critique des applications actuelles des opérateurs de téléphonie mobile en Algérie

1.5.2.1 Cas de Mobilis, Djezzy et Ooredoo

Dans le cadre de la digitalisation des services de télécommunications en Algérie, les opérateurs Mobilis, Djezzy et Ooredoo ont développé des applications et des espaces clients numériques visant à faciliter la gestion des offres, la consultation de la consommation et le paiement à distance [21,22,23]. Bien que ces solutions constituent une avancée notable par rapport aux méthodes traditionnelles (agences physiques et codes USSD) [21], elles présentent néanmoins plusieurs limites importantes en termes d'intégration fonctionnelle et d'intelligence des services [24,25].

1.5.2.2 Fonctionnalités actuelles proposées

Les applications mobiles proposées par les opérateurs de télécommunications offrent actuellement un ensemble de fonctionnalités de base permettant aux utilisateurs de gérer leur compte de manière autonome [21,22,23]. Celles-ci incluent notamment la consultation du solde et du quota Internet restant, la recharge du crédit ou l'achat de forfaits, le paiement à distance de certaines factures, ainsi que l'accès aux informations essentielles relatives à l'abonnement souscrit [26,27,28]. Bien que ces fonctionnalités répondent aux besoins fondamentaux de gestion du compte, elles demeurent principalement informatives et transactionnelles, sans apporter une réelle valeur ajoutée en termes d'assistance intelligente, de personnalisation des services ou d'optimisation globale de l'expérience utilisateur [25,29].

1.5.3 Manque d'intégration des services

L'un des principaux points faibles des applications actuelles réside dans le manque d'intégration entre les différents services. Les plateformes proposées fonctionnent de manière fragmentée [25,30], sans centralisation complète des fonctionnalités liées à la gestion client, au support technique et au suivi de la qualité réseau [31]. Par exemple, les applications ne permettent pas une intégration directe et fluide des fonctions de signalement géolocalisé des incidents réseau. Lorsqu'un utilisateur rencontre un problème de couverture ou de connexion, il est souvent contraint de recourir à d'autres canaux tels que les appels téléphoniques, les agences physiques ou des plateformes web distinctes [32,33]. Cette multiplicité des canaux nuit à la fluidité du parcours utilisateur et réduit l'efficacité du traitement des incidents.

De plus, l'absence d'une vision globale du client empêche une coordination efficace entre les services commerciaux, techniques et de support, ce qui limite la qualité globale de l'expérience numérique.

1.5.3.1 Manque d'intelligence dans les services proposés

Un autre aspect critique réside dans le faible niveau d'intelligence intégrée au sein des applications proposées par les opérateurs de télécommunications. Les services offerts reposent essentiellement sur des interactions statiques et des traitements basiques, sans exploitation avancée des données générées par les utilisateurs [25]. En particulier, ces applications ne disposent pas de mécanismes d'analyse prédictive permettant d'anticiper les problèmes liés à la qualité du réseau, ni de systèmes de recommandation personnalisée fondés sur les habitudes de consommation, ni encore d'alertes intelligentes signalant une dégradation du service en fonction de la localisation géographique ou du contexte d'usage [29]. Par ailleurs, les fonctionnalités de support client demeurent largement réactives, contraignant l'utilisateur à

initier lui-même toute démarche d'assistance. L'absence de solutions telles que les chatbots intelligents, le diagnostic réseau automatisé ou la détection proactive des anomalies limite ainsi de manière significative l'efficacité opérationnelle de ces plateformes et leur capacité à améliorer durablement l'expérience utilisateur [31,34].

1.5.3.2 Impact sur l'expérience utilisateur

Le manque d'intégration et d'intelligence dans les applications des opérateurs a un impact direct sur la satisfaction des utilisateurs [25,29]. L'expérience client demeure fragmentée, peu personnalisée et parfois contraignante, notamment en cas de problèmes techniques [29,31]. Cette situation contraste avec les standards internationaux actuels, où les applications télécoms évoluent vers des solutions unifiées, intelligentes et centrées sur l'utilisateur.

En résumé, bien que les applications de Mobilis, Djezzy et Ooredoo constituent une étape importante dans la modernisation des services de télécommunications en Algérie, elles restent limitées par un manque d'intégration fonctionnelle et une absence d'intelligence avancée. Ces lacunes justifient la nécessité de concevoir des solutions plus intelligentes, capables d'intégrer le signalement géolocalisé, le diagnostic réseau automatisé et des services personnalisés, afin d'améliorer significativement l'expérience utilisateur [31,34].

1.6 Rôle de l'intelligence artificielle dans les télécoms

1.6.1 IA pour le diagnostic réseau

Avec l'évolution rapide des réseaux de télécommunications et l'augmentation du nombre d'abonnés, la gestion manuelle des incidents devient de plus en plus difficile. Les opérateurs doivent surveiller en permanence un grand volume de données liées aux performances du réseau, ce qui rend la détection rapide des pannes complexe et parfois inefficace.

Dans ce contexte, l'intelligence artificielle représente une solution prometteuse pour automatiser le processus de diagnostic [35]. En analysant les indicateurs de qualité de service tels que le débit, la latence, le taux de perte de paquets ou la puissance du signal, les techniques de Machine Learning permettent d'identifier les anomalies et de repérer les dysfonctionnements sans intervention humaine directe [36].

Ces méthodes peuvent également aider à localiser les incidents, classer les types de pannes et même prévoir certaines défaillances avant qu'elles ne se produisent. Cela facilite la maintenance préventive et réduit considérablement le temps de réparation. La figure 1.9 présente l'architecture du diagnostic intelligent.

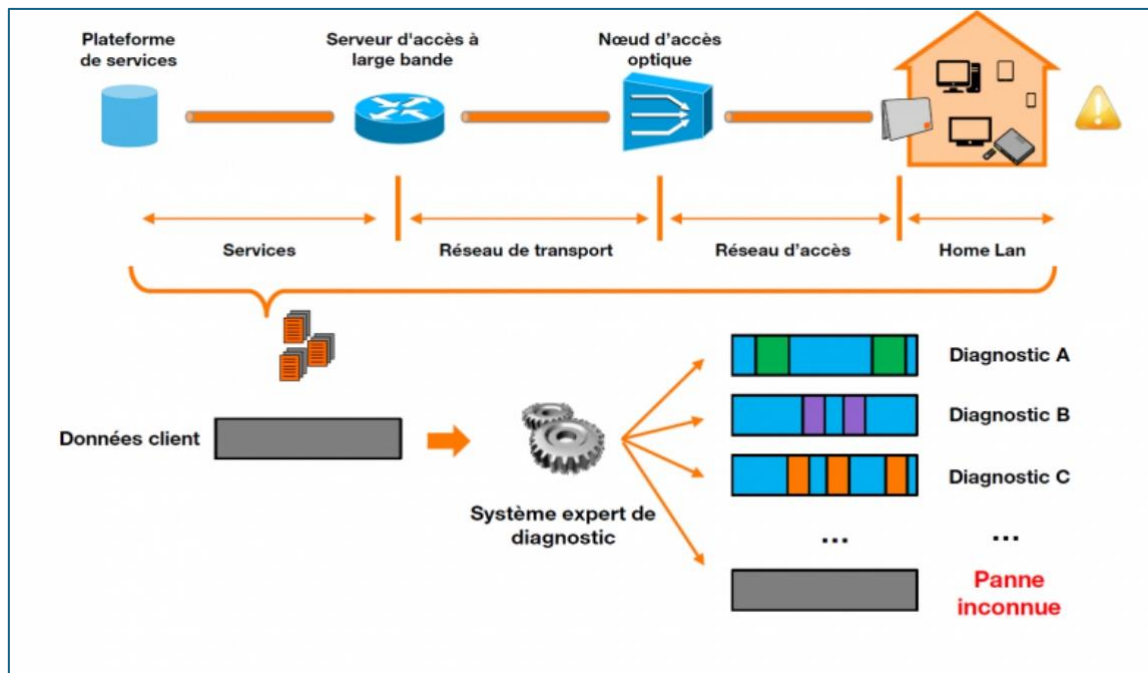


Figure 1.9: Architecture du diagnostic intelligent [37].

1.6.2 IA pour la détection et localisation des incidents

Dans les réseaux de télécommunications modernes, la détection et la localisation rapides des incidents constituent un défi majeur en raison de la complexité des infrastructures et du volume important de données générées par les équipements. Les méthodes traditionnelles basées sur la surveillance manuelle ne permettent pas toujours d'identifier efficacement l'origine des pannes.

L'intelligence artificielle apporte une solution en automatisant le processus de détection des anomalies [35]. En analysant continuellement les indicateurs de performance du réseau (débit, latence, taux d'erreur, puissance du signal), les algorithmes d'apprentissage automatique peuvent reconnaître les comportements anormaux et signaler immédiatement les dysfonctionnements [35,38].

Au-delà de la simple détection, l'IA facilite également la localisation précise des incidents. Grâce à l'analyse des journaux système, à la corrélation des alarmes et à l'étude des relations entre les différents équipements, il devient possible d'identifier l'élément responsable de la panne [38].

Ces approches intelligentes réduisent considérablement le temps d'intervention, minimisent les interruptions de service et contribuent à améliorer la qualité globale du réseau [36].

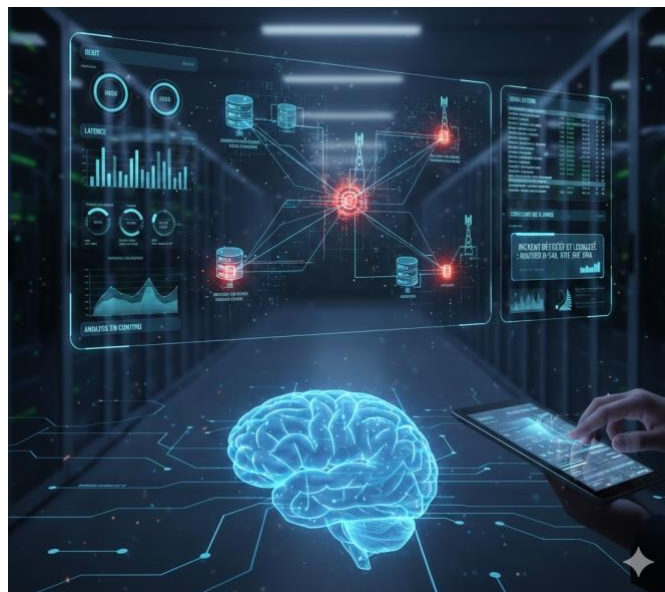


Figure 1.10 : IA pour la détection et localisation des incidents [39].

1.6.3. IA pour l'analyse du comportement utilisateur

Dans les réseaux de télécommunications modernes, comprendre le comportement des abonnés est devenu essentiel pour optimiser la gestion du réseau. L'intelligence artificielle permet de traiter et d'analyser les grandes quantités de données générées par les utilisateurs, comme la consommation de bande passante, les applications les plus utilisées ou les habitudes de connexion [40].

Les algorithmes de Machine Learning peuvent identifier des modèles récurrents et détecter des comportements inhabituels, tels que des pics de trafic imprévus ou des zones du réseau surchargées [41]. Cette analyse en temps réel aide les opérateurs à anticiper les problèmes potentiels, à ajuster les ressources et à prévenir les pannes avant qu'elles n'affectent les utilisateurs.

En étudiant ces données, les opérateurs peuvent également mieux comprendre les préférences et les besoins des abonnés, ce qui permet d'adapter les services et d'améliorer la planification du réseau pour répondre à la demande future [42]. Ainsi, l'analyse du comportement utilisateur via l'IA contribue non seulement à l'efficacité technique du réseau, mais aussi à une meilleure anticipation des besoins des clients. La figure 1.11 représente une architecture fonctionnelle d'une solution ML pour les télécommunications.

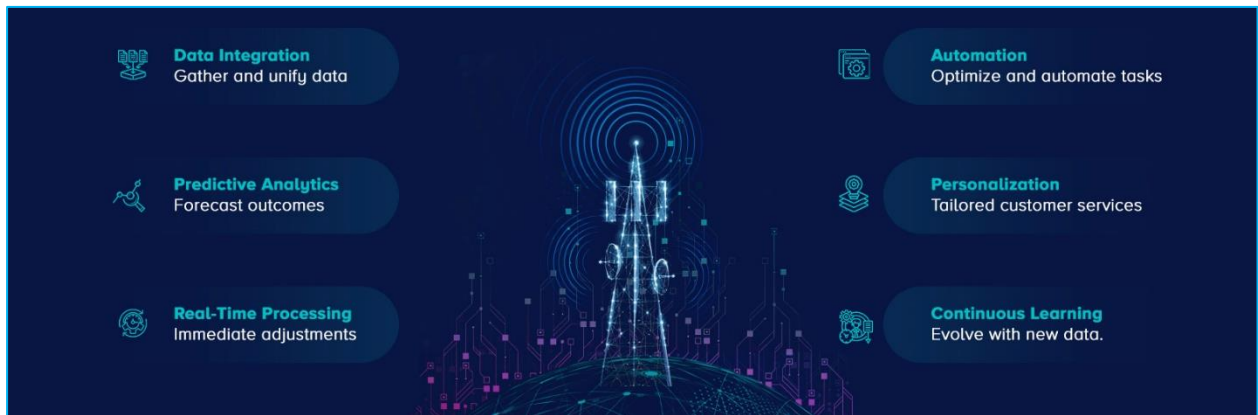


Figure 1.11 : Architecture fonctionnelle d'une solution ML pour les télécommunications [43].

1.7 Positionnement du projet avec intégration de l'intelligence artificielle

Le présent projet de fin d'études s'inscrit dans une approche multidisciplinaire combinant le développement d'applications mobiles, les réseaux de télécommunications et l'exploitation des techniques d'intelligence artificielle. Son objectif principal est de contribuer à l'amélioration de la qualité de service et de l'expérience client dans le secteur des télécommunications en Algérie, dans un contexte marqué par une forte croissance des usages numériques.

Avec l'évolution rapide des infrastructures mobiles, passant de la 3G à la 4G et vers les futures technologies 5G et 6G, les réseaux génèrent un volume considérable de données issues des utilisateurs et des équipements. Cette croissance rend les méthodes classiques de gestion et de supervision des réseaux de plus en plus limitées, tant en termes de réactivité que d'efficacité. Dans ce cadre, l'intégration de l'intelligence artificielle apparaît comme une approche pertinente et innovante pour analyser ces données de manière automatisée et en extraire des informations utiles à forte valeur ajoutée.

Le projet proposé se distingue des solutions existantes par la conception d'une application mobile intégrée et intelligente, capable de regrouper, au sein d'une plateforme unique, plusieurs fonctionnalités avancées. Celle-ci intègre un module de diagnostic du réseau assisté par des techniques d'intelligence artificielle, un module intelligent de signalement géolocalisé des incidents, ainsi qu'un module sécurisé de paiement à distance. Cette approche intégrée permet de proposer une solution unifiée, centrée sur l'utilisateur, reposant sur l'analyse automatique des données collectées afin d'améliorer la qualité de service, d'optimiser l'expérience utilisateur et de renforcer l'efficacité des mécanismes de gestion et d'assistance.

1.7.1 Justification du besoin d'une application intégrée intelligente basée sur l'IA

Les réseaux mobiles modernes se caractérisent par une complexité croissante et par la génération continue de données réseau telles que le débit, la latence, la puissance du signal, la localisation géographique et l'historique des incidents. Le traitement manuel de ces

informations s'avère difficile, coûteux et peu efficace, notamment face aux exigences de rapidité et de qualité de service attendues par les utilisateurs.

Dans ce contexte, l'intelligence artificielle constitue un levier essentiel permettant d'automatiser l'analyse des données, d'améliorer la réactivité des systèmes et d'optimiser la gestion des services télécoms. Son intégration au sein d'une application mobile représente ainsi une réponse adaptée aux défis actuels du secteur.

1.7.2 Apport de l'intelligence artificielle dans le projet

L'intégration de techniques d'intelligence artificielle dans l'application proposée permet plusieurs améliorations majeures :

1.7.2.1 Analyse automatique des performances réseau

Les algorithmes de machine learning exploitent les paramètres réseau collectés via les smartphones afin d'identifier automatiquement les anomalies, les dégradations de service ou les comportements inhabituels du réseau.

1.7.2.2 Détection et prédiction des incidents réseau

En s'appuyant sur l'historique des données et des signalements effectués par les utilisateurs, les modèles intelligents peuvent anticiper l'apparition de pannes ou détecter des zones à risque, permettant ainsi aux opérateurs d'adopter une approche proactive.

1.7.2.3 Optimisation de l'expérience utilisateur (QoE)

L'intelligence artificielle permet d'adapter dynamiquement les services proposés en fonction du contexte d'utilisation, notamment la localisation, le type de réseau et le niveau de congestion, contribuant ainsi à une amélioration globale de la satisfaction des utilisateurs.

1.7.2.4 Priorisation intelligente des réclamations

Les incidents signalés peuvent être automatiquement classés selon leur niveau de gravité, leur fréquence ou leur impact géographique, facilitant ainsi la prise de décision et la planification des interventions du côté des opérateurs.

1.7.3 Justification globale du projet

La conception d'une application mobile intégrée et intelligente se justifie par plusieurs constats majeurs : dispersion et fragmentation des services télécoms existants ; difficulté à relier rapidement les incidents réseau à leur localisation géographique ; absence d'outils prédictifs fondés sur l'analyse intelligente des données ; et demande croissante des utilisateurs pour des services numériques simples, rapides et personnalisés. Grâce à l'intégration de l'intelligence artificielle, le projet dépasse le cadre d'une gestion traditionnelle et vise une solution évolutive

capable d'apprendre des données collectées et d'améliorer continuellement ses performances, sa résilience et sa pertinence pour chaque usager.

1.7.4 Innovation et impact du projet

Ainsi, ce projet de fin d'études se positionne comme une solution innovante fondée sur l'exploitation de techniques d'intelligence artificielle, visant à assister les opérateurs de télécommunications dans la prise de décision grâce à l'analyse intelligente des données réseau et des retours utilisateurs. Il s'inscrit également comme une plateforme centrée sur l'utilisateur, dont l'objectif principal est l'amélioration de la qualité de service (QoS) et de la qualité d'expérience (QoE). Par ailleurs, ce projet répond aux enjeux actuels de la transformation numérique et du développement des réseaux intelligents, en proposant une approche intégrée et proactive adaptée aux besoins croissants des écosystèmes de télécommunications modernes.

1.8 Conclusion

À travers ce chapitre, il a été montré que le secteur des télécommunications en Algérie est en constante évolution, mais qu'il reste confronté à plusieurs défis, notamment la dégradation de la qualité du réseau, la faible réactivité dans le traitement des incidents et la fragmentation des services numériques. L'analyse des applications existantes a mis en évidence leurs limites, en particulier le manque d'intégration et l'absence de mécanismes intelligents permettant une gestion proactive des services.

L'apport de l'intelligence artificielle apparaît ainsi comme une solution prometteuse pour améliorer le diagnostic réseau, la détection des incidents et l'analyse du comportement des utilisateurs. Dans ce cadre, le positionnement du projet proposé se justifie par la nécessité de concevoir une application mobile intégrée et intelligente, capable de répondre efficacement aux besoins des clients et des opérateurs.

Ce chapitre constitue ainsi une base conceptuelle et contextuelle pour la suite du travail. Le chapitre suivant sera consacré à l'analyse des besoins et à la spécification du système, afin de définir de manière précise les fonctionnalités, les exigences et l'architecture de la solution proposée.

Chapitre 2 : Analyse des besoins et spécification du système

2.1 Introduction

Ce chapitre présente l'analyse des besoins et la spécification du système proposé, constituant une étape clé dans la démarche de conception de l'application mobile. L'objectif principal est de définir de manière précise les exigences fonctionnelles et non fonctionnelles du système, tout en identifiant les acteurs impliqués et leurs interactions. Cette analyse permet d'assurer l'adéquation entre la problématique étudiée et la solution technique envisagée.

Le chapitre aborde successivement l'identification des acteurs du système, la définition des besoins fonctionnels et non fonctionnels, puis la modélisation du système à l'aide des diagrammes UML, servant de base à la conception détaillée et à la phase de réalisation.

2.2 Acteurs du système

Un acteur représente un rôle qu'un utilisateur peut jouer dans un système. Notre système communique avec différents acteurs afin de réaliser les différentes opérations pour lesquelles il est conçu et assurer son bon fonctionnement. L'acteur est associé à un cas d'utilisation, c'est-à-dire qu'il peut interagir avec lui et participer à son scénario.

2.2.1 Utilisateur final

L'utilisateur final constitue l'acteur principal du système, car il est le bénéficiaire direct des services proposés par l'application mobile. Il utilise un smartphone compatible avec les technologies mobiles actuelles, lui permettant d'installer et d'exploiter l'application développée dans le cadre de ce projet. Grâce à ses informations d'accès personnelles, l'utilisateur peut se connecter au système à tout moment [44,45] et depuis n'importe quel endroit, afin d'accéder aux différents services offerts.

Dans l'utilisation quotidienne de l'application, l'utilisateur final attend une transmission des données en temps réel, accompagnée d'un niveau de qualité satisfaisant à la réception, notamment lors du diagnostic réseau ou du signalement des incidents. Les traitements et analyses effectués par le système, y compris ceux issus des algorithmes d'analyse intelligente, sont transmis directement vers son terminal mobile [45]. L'utilisateur interagit alors avec les résultats affichés, les valide si nécessaire et prend les décisions appropriées [44], telles que la confirmation d'un incident ou la réalisation d'une opération de paiement à distance.

2.2.2 Opérateur télécom

L'opérateur de télécommunications représente un acteur organisationnel fondamental dans le fonctionnement du système. Il est chargé de la gestion des abonnements des utilisateurs ainsi que de la fourniture de l'infrastructure réseau indispensable à la communication mobile. À

travers ses réseaux d'accès, notamment les technologies 3G, 4G et les futures infrastructures 5G, l'opérateur assure la connectivité nécessaire au bon fonctionnement de l'application mobile [46,47].

Dans le cadre de ce projet, l'opérateur télécom met à disposition les services et les ressources techniques permettant l'exécution des fonctionnalités de l'application. Il joue également un rôle clé dans la supervision et le support des communications, afin de garantir la continuité du service et un niveau de qualité conforme aux attentes des utilisateurs [48,49]. Par ailleurs, l'opérateur veille à la sécurité des échanges de données en mettant en œuvre des mécanismes de protection, tels que le chiffrement et les systèmes d'authentification, assurant ainsi la confidentialité et l'intégrité des informations transmises [50].

2.2.3 Administrateur système

L'administrateur du système est l'acteur responsable de la gestion globale et du bon fonctionnement de l'application mobile. Il assure l'administration technique de la plateforme, en veillant à sa disponibilité, à sa sécurité et à sa performance. Cet acteur intervient principalement en arrière-plan et ne participe pas directement à l'utilisation quotidienne de l'application par les utilisateurs finaux [51,52].

Dans le cadre de ce projet, l'administrateur du système est chargé de la gestion et de la mise à jour de la base de données, notamment l'ajout, la modification et la suppression des informations nécessaires au bon fonctionnement des différents modules de l'application. Il supervise également la gestion des comptes utilisateurs, les droits d'accès et les paramètres de configuration du système [52,53].

Par ailleurs, l'administrateur du système joue un rôle essentiel dans la maintenance de l'application. Il est responsable de la correction des erreurs, du déploiement des mises à jour, de la surveillance des performances et de la sauvegarde régulière des données afin d'assurer la continuité du service. Il veille aussi à l'application des politiques de sécurité, en mettant en place des mécanismes de protection contre les accès non autorisés et en garantissant la confidentialité et l'intégrité des données traitées par le système [54]. La figure 2.1 représente une architecture de sécurité Oracle Audit Vault et pare-feu de base de données.

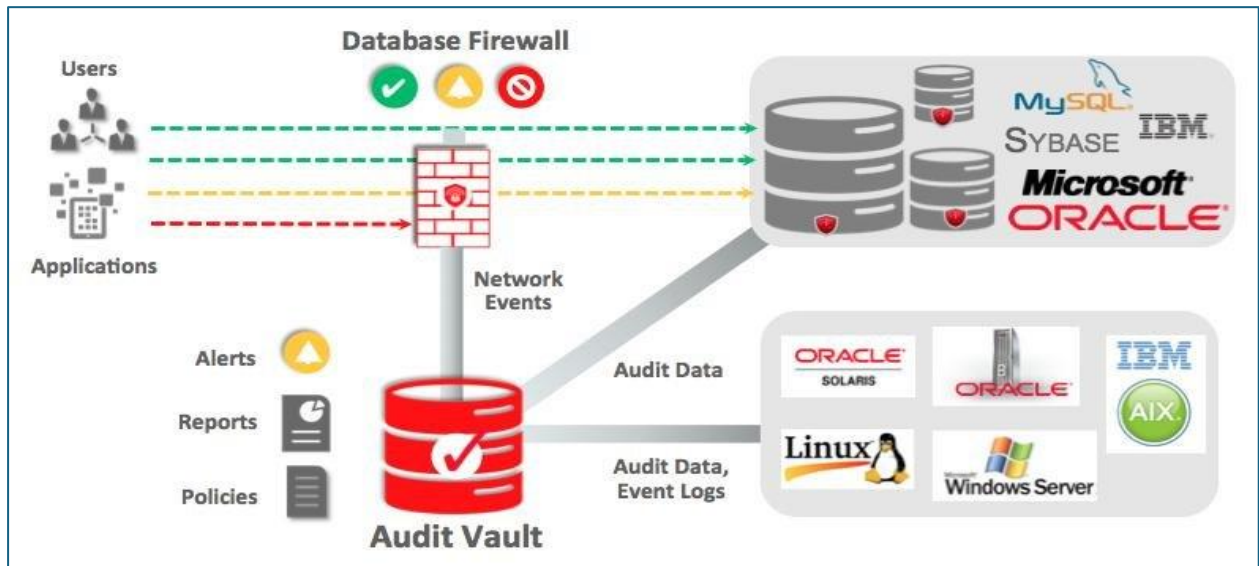


Figure 2.1: Architecture de sécurité d'une base de données avec pare-feu [55].

2.3 Besoins fonctionnels

2.3.1 Diagnostic automatique du réseau

Les réseaux de télécommunications connaissent une évolution rapide caractérisée par la diversification des technologies, l'extension de la couverture géographique ainsi que l'augmentation continue du volume et de la variété du trafic. Cette complexité rend la gestion traditionnelle des réseaux de plus en plus difficile, coûteuse et sujette aux erreurs. Dans ce contexte, le concept de réseaux autonomes vise à automatiser certaines fonctions de gestion afin de réduire l'intervention humaine. Parmi ces fonctions, le diagnostic automatique des pannes occupe une place essentielle [56].

Une approche basée sur des modèles permet de représenter les différentes couches et segments du réseau afin d'identifier les causes probables des anomalies. La construction et l'exploitation de ces modèles peuvent cependant s'avérer complexes, notamment dans le cas de réseaux de grande taille. Pour surmonter ces difficultés, des mécanismes d'auto-modélisation peuvent être utilisés afin d'adapter dynamiquement le modèle au réseau réel.

De plus, l'utilisation de techniques probabilistes, telles que les réseaux bayésiens, facilite un raisonnement efficace permettant de localiser progressivement les fautes à partir des observations collectées. Cette approche assure ainsi une gestion intelligente et multicouches des incidents, garantissant une meilleure performance et fiabilité du réseau [56].

L'implémentation de ce type de diagnostic actif peut couvrir différents segments du réseau et services de bout en bout, offrant aux opérateurs un outil puissant pour la maintenance prédictive

et la réduction des coûts liés aux pannes. Elle constitue une base solide pour le développement d'un système intelligent de supervision et de gestion des réseaux de télécommunications.

La figure 2.2 représente un schéma d'un système de détection et diagnostic automatique des pannes dans un réseau télécom.

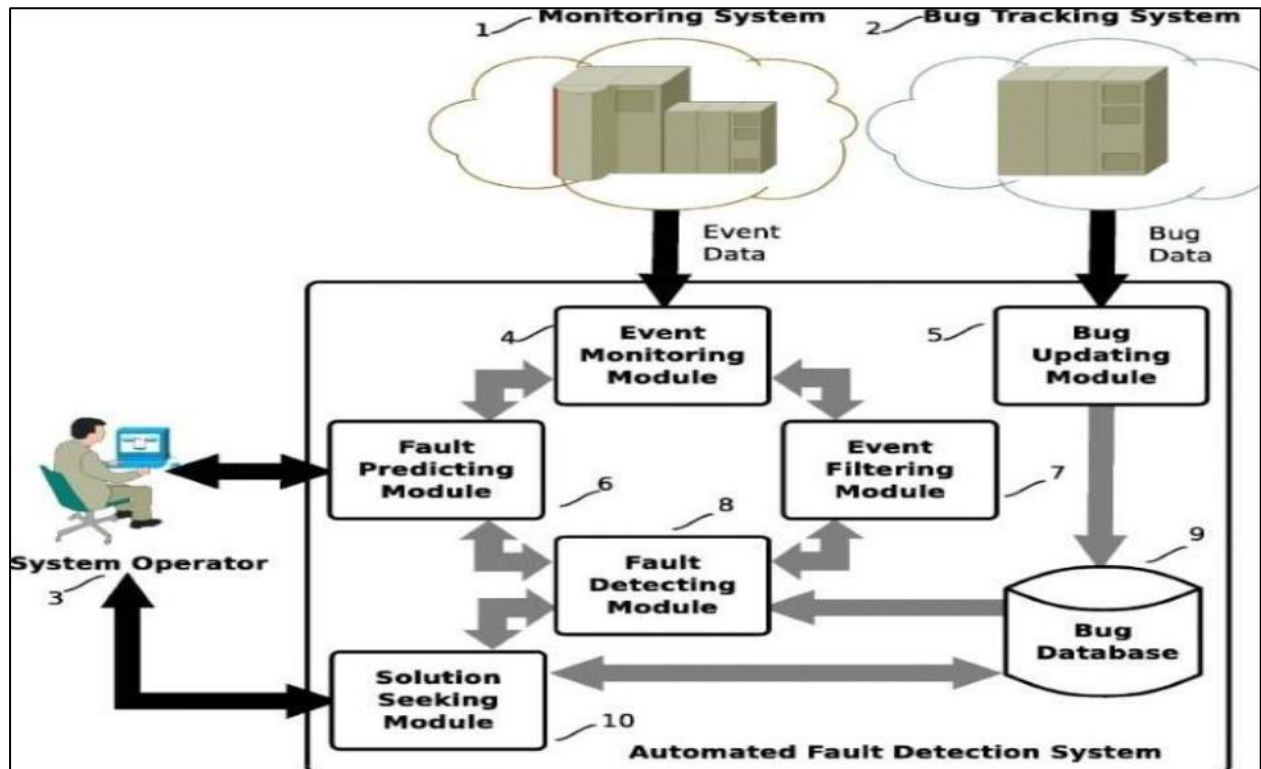


Figure 2.2 : Schéma d'un système de détection et diagnostic automatique des pannes dans un réseau télécom [57].

2.3.2 Signalements géolocalisés des incidents

Le signalement géolocalisé des incidents permet aux utilisateurs et aux systèmes automatisés de notifier rapidement les pannes en précisant leur position exacte via des technologies de localisation, telles que le positionnement GPS ou des informations dérivées du réseau radio cellulaire, ce qui est essentiel pour l'analyse des événements dans des environnements télécoms complexes [58]. Cela facilite la visualisation des incidents sur des cartes interactives et la localisation rapide des zones affectées, réduisant ainsi les délais d'intervention des équipes techniques et améliorant les processus de maintenance. L'historique des incidents géolocalisés permet également d'analyser les tendances des pannes et d'optimiser les stratégies de maintenance préventive, en exploitant les données de réseau pour une meilleure supervision des ressources [59]. Enfin, l'intégration de ces fonctionnalités dans des systèmes de supervision intelligents combinant données réseau et information de localisation contribue à une gestion

proactive et plus efficace des incidents, en tenant compte des caractéristiques géographiques des réseaux modernes [60].

La figure 2.3 représente un principe de géolocalisation utilisant GPS et technologies GSM dans un réseau télécom.

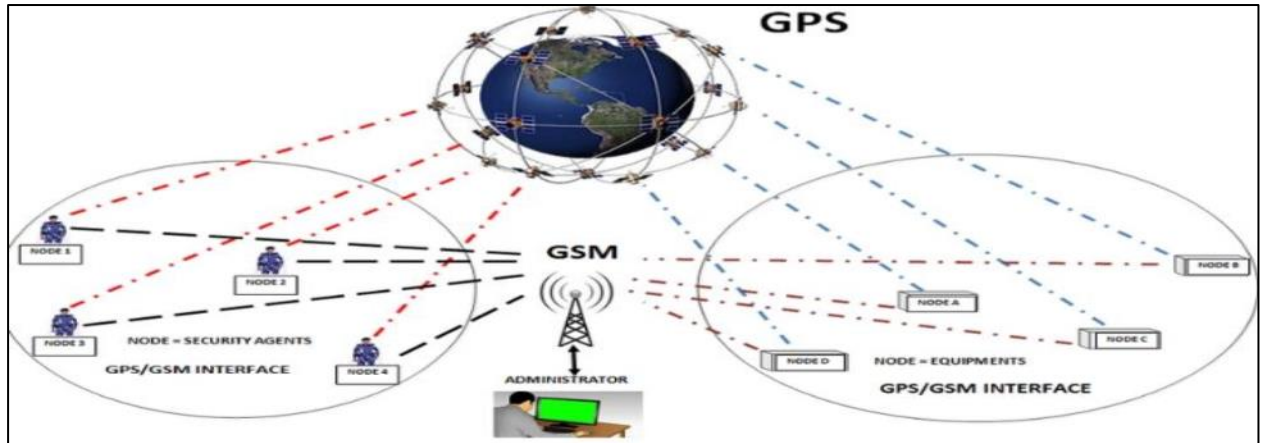


Figure 2.3 : Principe de géolocalisation utilisant GPS et technologies GSM dans un réseau télécom [61].

2.3.3 Paiements à distance

Le paiement mobile à distance, ou m-paiement, désigne l'ensemble des transactions financières effectuées via un appareil mobile (smartphone ou tablette) utilisant un réseau sans fil, permettant l'achat de biens ou de services sans que le débiteur et le créancier soient physiquement présents [62]. Ce mode de paiement se divise principalement en deux catégories : le transfert d'argent entre particuliers (C2C), qui facilite l'envoi de fonds d'un compte à un autre via Internet ou un portefeuille électronique, et le paiement mobile pour le commerce en ligne (B2C ou m-commerce), utilisé pour l'acquisition de produits sur des sites web adaptés ou de contenus numériques tels que des applications et de la musique [63]. Appuyé sur des technologies comme l'Internet mobile, le SMS ou l'USSD, le paiement à distance offre une grande flexibilité et accessibilité, permettant aux utilisateurs de gérer leurs transactions facilement, à tout moment et depuis n'importe quel lieu [64]. La figure 2.4 représente un diagramme du processus de paiement mobile illustrant le flux d'une transaction à distance dans un réseau de télécommunications.

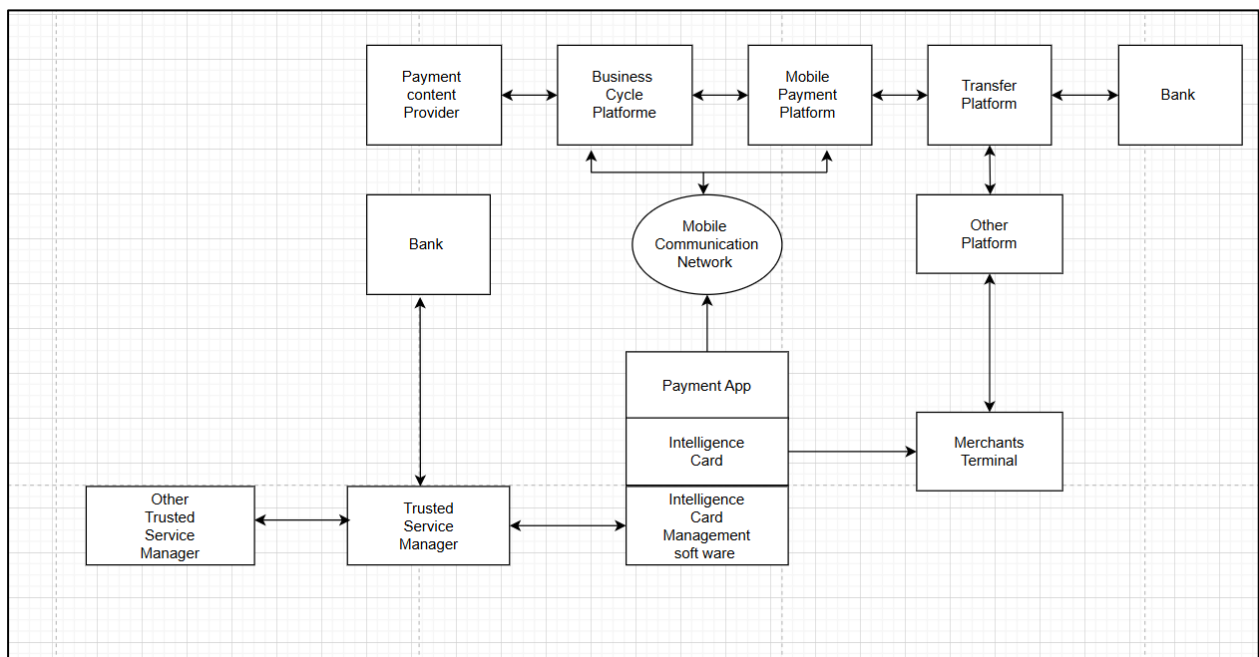


Figure 2.4: Diagramme du processus de paiement mobile illustrant le flux d'une transaction à distance dans un réseau de télécommunications [65].

2.3.4 Visualisation de l'état du réseau

Une visualisation moderne de l'état d'un réseau télécom repose sur une architecture de monitoring centralisée permettant de collecter et d'unifier les flux de données afin d'assurer une visibilité globale de l'infrastructure [66]. À travers des tableaux de bord consolidés, fournis par des outils de visualisation tels que Kibana, les opérateurs peuvent surveiller en temps réel les messages de signalisation SIP ainsi que les métriques de qualité média RTP notamment la perte de paquets, la gigue et le délai en plus des indicateurs de performance globale du système. L'intégration de techniques d'apprentissage automatique permet également de détecter rapidement des anomalies et d'anticiper les dégradations potentielles de service, favorisant ainsi une maintenance proactive et une identification efficace des causes racines [67].

2.3.5 Historique des incidents

Historiquement, la gestion des incidents dans les réseaux de télécommunications reposait principalement sur des méthodes manuelles, où les ingénieurs et techniciens étaient chargés de détecter, diagnostiquer et réparer les pannes de façon réactive [68]. Avec l'expansion des infrastructures numériques et la demande croissante de fiabilité pour les services de voix et de données, ces approches traditionnelles sont devenues inefficaces face à la complexité et à l'urgence des réseaux modernes. L'adoption de cadres de référence tels qu'ITIL a permis de structurer cette gestion autour d'indicateurs clés, comme le temps moyen de détection (MTTD)

et le temps moyen de réparation (MTTR), soulignant les limites des processus manuels sans automatisation [69]. Cette évolution a conduit à l'intégration de techniques d'intelligence artificielle et d'automatisation, transformant la maintenance réactive en approche prédictive et proactive [74]. Aujourd'hui, plusieurs opérateurs télécom ont adopté ces solutions pour améliorer l'efficacité opérationnelle et la qualité de service [70].

2.4 Besoins non fonctionnels

2.4.1 Performance

La performance constitue un critère non fonctionnel fondamental dans les systèmes de supervision réseau, car elle garantit la disponibilité et la réactivité des données critiques pour les opérateurs et les administrateurs. En pratique, cela implique la surveillance en continu de plusieurs métriques essentielles, telles que la latence, la bande passante, la perte de paquets et le débit, qui permettent d'évaluer l'efficacité des transferts de données à travers l'infrastructure réseau [71,72]. Ces mesures sont collectées et analysées pour fournir une vue en temps réel de l'état du réseau, facilitant ainsi la détection précoce des problèmes de performance avant qu'ils n'impactent les utilisateurs finaux. Pour optimiser ces performances, les solutions modernes de monitoring utilisent des techniques telles que l'équilibrage de charge (*load balancing*), la mise en cache des données et la consolidation des rapports au sein de tableaux de bord interactifs, ce qui améliore l'efficacité opérationnelle tout en assurant une montée en charge sans dégradation notable du service. L'exploitation de ces indicateurs est essentielle non seulement pour maintenir une qualité de service (QoS) élevée, mais aussi pour convertir les données collectées en décisions proactives en matière d'exploitation et de maintenance du réseau supervisé.

La figure 2.5 représente un tableau de bord de surveillance des performances du réseau montrant la latence, la perte de paquets, le débit et les sessions actives.



Figure 2.5 : Tableau de bord de surveillance des performances du réseau montrant la latence, la perte de paquets, le débit et les sessions actives [73].

2.4.2 Sécurité

La sécurité représente un besoin non fonctionnel essentiel pour tout système de supervision réseau, garantissant la protection des données critiques contre les accès non autorisés, les pertes ou les altérations. Elle comprend des mécanismes tels que l'authentification des utilisateurs, le chiffrement des communications (TLS/SSL), la gestion granulaire des droits d'accès et la journalisation complète des actions (audit logs) pour assurer une traçabilité totale [71,72]. Au-delà de la prévention des intrusions, la sécurité englobe également la détection proactive des anomalies et la mise en place de dispositifs de protection contre les cyberattaques, contribuant ainsi à la continuité opérationnelle du système et à la confiance des utilisateurs.

La figure 2.6 représente une architecture de sécurité d'un système de supervision réseau, montrant la protection des données, l'authentification, le chiffrement et l'audit.

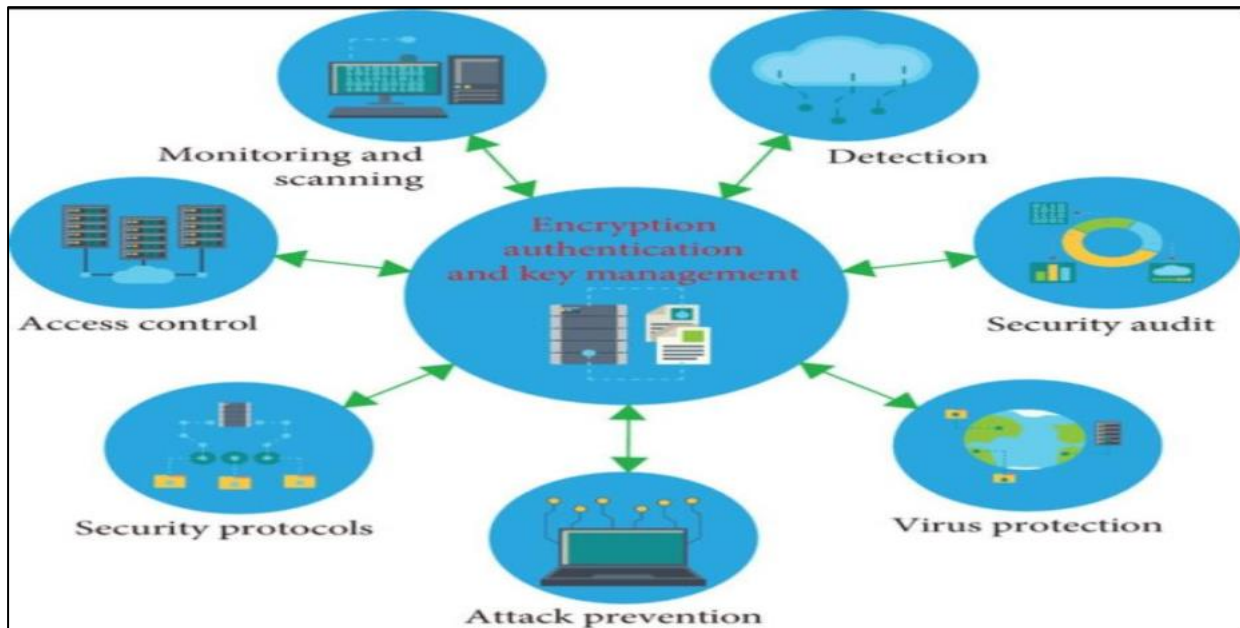


Figure 2.6 : Architecture de sécurité d'un système de supervision réseau [74].

2.4.3 Ergonomies

Dans les systèmes de supervision réseau, l'ergonomie joue un rôle crucial pour aider les utilisateurs à comprendre rapidement l'état du réseau et à réagir de manière efficace. Les interfaces doivent être simples, intuitives et bien structurées, avec des tableaux de bord qui présentent les informations importantes de façon claire et visuelle [71,72]. L'utilisation de codes couleur, graphiques et alertes visuelles facilite la détection rapide des anomalies et des incidents sans risque de confusion. En outre, des fonctionnalités telles que les vues personnalisables, les filtres dynamiques et les notifications contextuelles améliorent l'expérience utilisateur, réduisent la charge cognitive et minimisent les erreurs humaines lors de l'analyse des données. Ainsi, une interface ergonomique contribue à améliorer l'efficacité des équipes, à accélérer la prise de décision et à favoriser l'adoption des outils par les utilisateurs.

2.4.4 Fiabilités

La fiabilité constitue un besoin non fonctionnel essentiel dans les systèmes de supervision réseau, puisqu'elle conditionne la disponibilité permanente et la robustesse des services, même face à des défaillances techniques ou à des charges élevées. Pour garantir cette continuité opérationnelle, l'architecture doit intégrer des mécanismes tels que la redondance des composants critiques et des solutions de basculement automatique (failover) assurant une reprise rapide des fonctions en cas d'incident.

Dans les environnements télécom et cloud modernes, la tolérance aux pannes repose également sur des architectures distribuées et des techniques de réplication des données, permettant de

limiter l'impact des pannes locales sur l'ensemble de l'infrastructure. De plus, l'adoption de mécanismes de surveillance proactive et d'analyses prédictives contribue à anticiper les anomalies, à améliorer la disponibilité globale du système et à maintenir un niveau élevé de qualité de service (QoS) [71.72]. Ainsi, la fiabilité apparaît comme un facteur stratégique garantissant la stabilité et la crédibilité d'une plateforme de supervision réseau.

La figure 2.7 représente l'haute disponibilité et failover dans un système de supervision réseau, montrant la redondance des serveurs pour assurer la continuité du service.

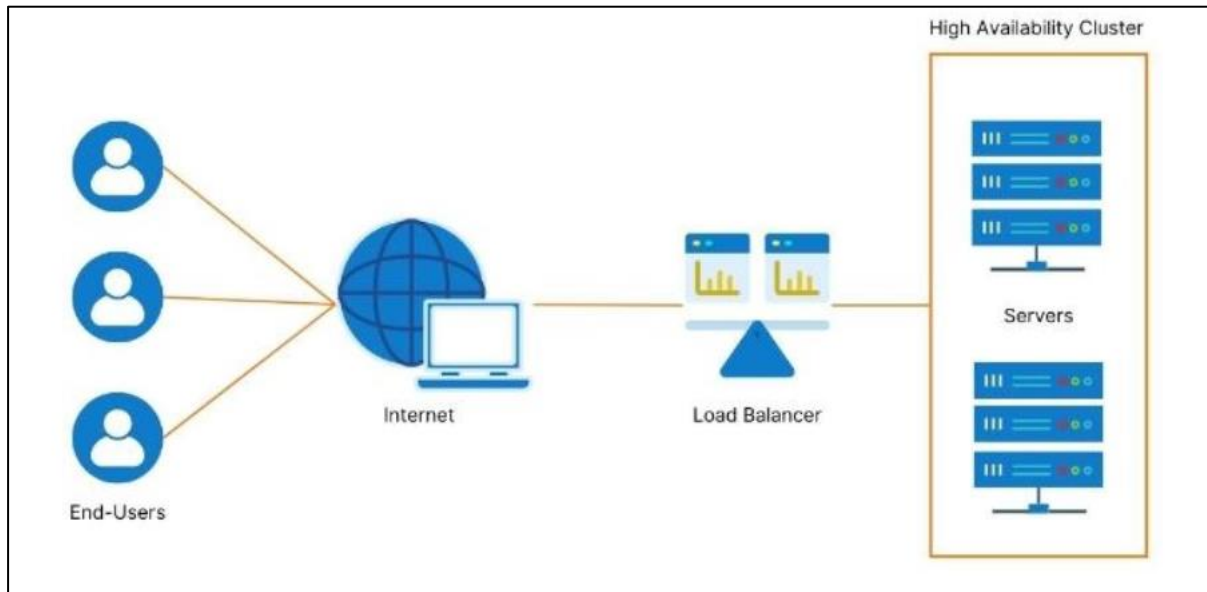


Figure 2.7 : Haute disponibilité et failover dans un système de supervision réseau, montrant la redondance des serveurs pour assurer la continuité du service [75].

2.5 Modélisation UML du système

2.5.1 Définition d'UML

Le langage UML est utilisé pour la spécification et la conception des systèmes logiciels. Lors de la phase de spécification, les modèles UML décrivent les classes et les cas d'utilisation du point de vue de l'utilisateur final, en mettant l'accent sur les fonctionnalités offertes par le logiciel. La conception orientée objet s'appuie ensuite sur ces modèles initiaux et les enrichit par l'introduction de classes dites techniques, qui ne sont pas directement visibles par l'utilisateur final mais qui sont essentielles au fonctionnement interne du système et à sa mise en œuvre.

Les modèles issus de la conception incluent notamment les diagrammes de classes, d'états et d'interactions, permettant de représenter la structure et le comportement du système. UML intervient également dans les phases finales du développement à travers les diagrammes de

réalisation et de déploiement, qui facilitent la transition vers l'implémentation et l'exploitation du logiciel [76].

UML repose principalement sur une représentation graphique, laquelle constitue un complément efficace aux descriptions textuelles. Bien que chaque mode de représentation puisse comporter certaines ambiguïtés, leur utilisation conjointe permet de les réduire significativement. Les diagrammes offrent une vision synthétique et intuitive du système, tandis que les descriptions textuelles apportent des précisions et des explications supplémentaires, garantissant ainsi une meilleure compréhension globale du logiciel [77].

2.5.2 Les diagrammes d'UML

2.5.2.1 Modules Fonctionnels

L'application est organisée en trois modules fonctionnels principaux :

- Module Diagnostic Réseau : test de débit, latence, pertes de paquets, recommandations,
- Module Signalement Géolocalisé : création de tickets d'incidents avec géolocalisation GPS,
- Module Paiement à Distance : paiement de factures et recharge de forfaits en ligne [77].

2.5.2.2 Diagramme des Cas d'Utilisation

Le diagramme des cas d'utilisation représente les interactions entre les acteurs et les fonctionnalités du système. Il identifie les cas d'utilisation principaux regroupés par module fonctionnel, ainsi que les relations entre acteurs et système [77].

La description des cas d'utilisation suit les étapes suivantes :

- Module Authentification : S'authentifier, gérer son profil utilisateur.
- Module Diagnostic Réseau : Lancer un diagnostic, tester le débit (ping/speed test), consulter le rapport, recevoir des recommandations.
- Module Signalement : Créer un signalement de panne géolocalisé, suivre l'état du ticket, consulter la carte des pannes.
- Module Paiement : Payer une facture, recharger un forfait, consulter l'historique, choisir le moyen de paiement.
- Module Opérateur : Gérer les tickets incidents, consulter les statistiques réseau, envoyer des notifications, générer des rapports.

La figure 2.8 représente un diagramme des Cas d'Utilisation — Application Mobile Télécom.

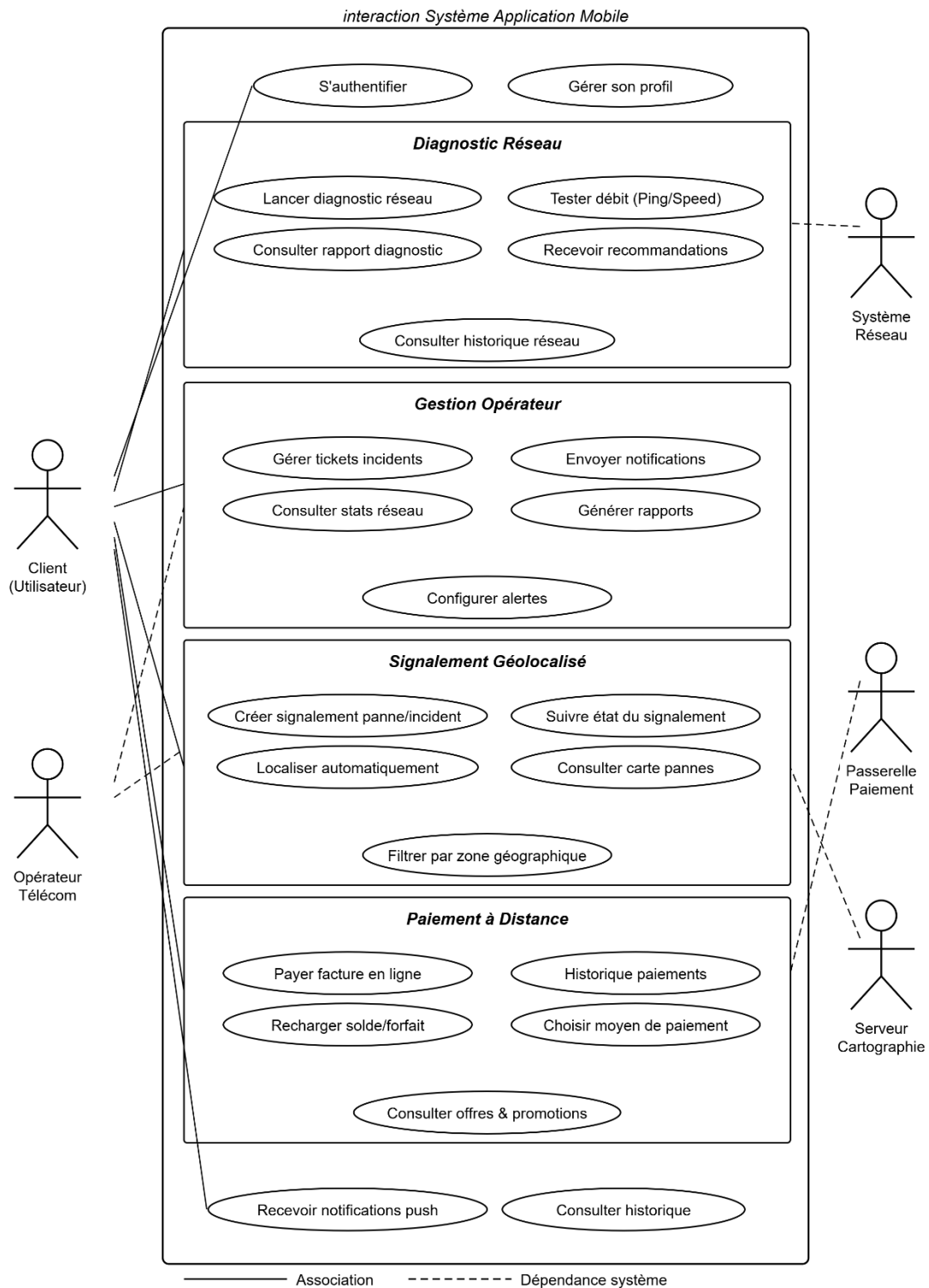


Figure 2.8 : Diagramme des Cas d'Utilisation — TelPayDZ.

2.5.2.3 Diagramme de Séquence

Le diagramme de séquence illustre les interactions chronologiques entre les différents composants du système pour un scénario complet d'utilisation. Il couvre les quatre phases

principales : authentification, diagnostic réseau, signalement géolocalisé, et paiement à distance.

Scénario Nominal Décrit

Phase 1 — Authentification : L'utilisateur ouvre l'application, s'authentifie via identifiant/mot de passe. Le serveur valide les *credentials* et retourne un *token* JWT avec le profil utilisateur.

Phase 2 — Diagnostic Réseau : L'utilisateur lance un diagnostic. Le serveur API délègue les tests au module de diagnostic réseau (ping, débit, taux de perte). Les résultats sont analysés et un rapport avec recommandations est retourné.

Phase 3 — Signalement Géolocalisé : L'utilisateur signale une panne. L'application récupère les coordonnées GPS, crée un ticket dans la base de données, notifie l'équipe technique, et retourne un numéro de ticket au client.

Phase 4 — Paiement à Distance : L'utilisateur choisit une facture, saisit ses informations de paiement. Le serveur chiffre les données (SSL/TLS) et les transmet à la passerelle de paiement. En cas de succès, le solde est mis à jour et un reçu est émis [77].

La figure 2.9 représente un scénario complet de diagramme de séquence (Diagnostic Réseau + Signalement Géolocalisé + Paiement à Distance).

CHAPITRE 2 : ANALYSE DES BESOINS ET SPECIFICATION DU SYSTEME

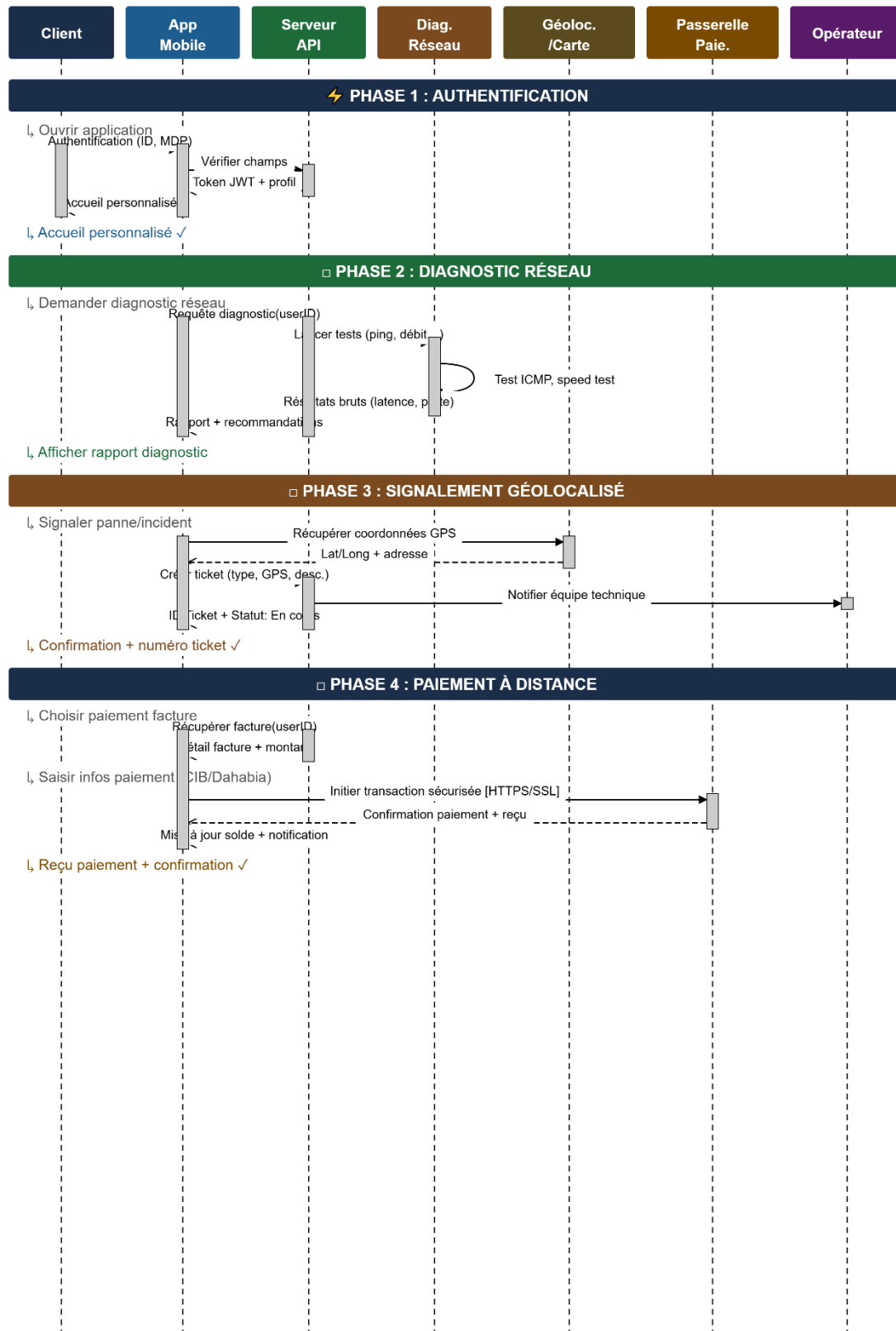


Figure 2.9 : Diagramme de Séquence — Scénario Complet
(Diagnostic Réseau + Signalement Géolocalisé + Paiement à Distance).

2.5.2.4 Diagramme d'Activités

Les diagrammes d'activités décrivent le flux de contrôle et les transitions entre les différentes activités pour chacun des trois modules fonctionnels. Ils mettent en évidence les décisions, les flux parallèles, et les *swimlanes* séparant les responsabilités entre le client et le serveur [77].

Diagnostic Réseau

Le flux débute par l'ouverture de l'application et la sélection du module diagnostic. Le serveur collecte les métriques réseau, les analyse par rapport aux seuils normaux, puis génère un rapport avec recommandations si des anomalies sont détectées. L'opérateur est notifié en cas de problème critique.

Signalement Géolocalisé

L'utilisateur choisit le type d'incident. Le système active automatiquement la géolocalisation GPS pour récupérer les coordonnées. Après description et soumission, un ticket est créé dans la base de données et assigné à l'équipe technique. L'utilisateur peut suivre l'état du ticket jusqu'à sa résolution.

Paieement à Distance

L'utilisateur sélectionne une facture en attente, choisit son moyen de paiement (CIB, EDAHABIA) et saisit ses *credentials*. Le serveur chiffre les données et les transmet à la passerelle. En cas de validation, le solde est mis à jour et un reçu PDF est généré. En cas d'échec, l'utilisateur peut réessayer avec un autre moyen de paiement. Les figures ci-dessous représentent les différentes activités du diagramme d'activité de l'application.

La figure 2.10 représente un digramme d'activité (activité 1 Diagnostic Réseau).

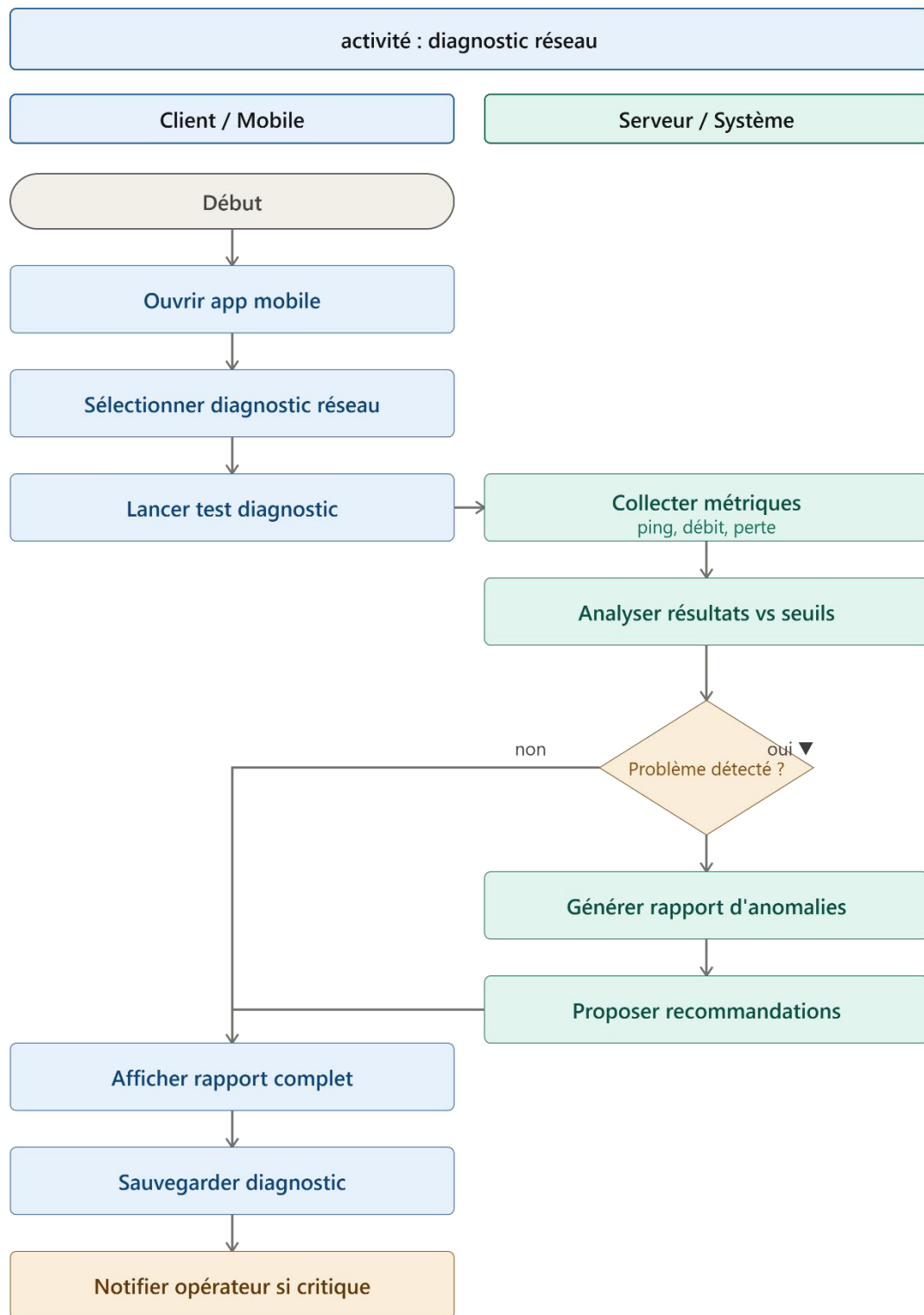


Figure 2.10 : Digramme d'activité (activité 1 Diagnostic Réseau).

La Figure 2.11 représente un digramme d'activité (activité 2 Signalement Géolocalisé).

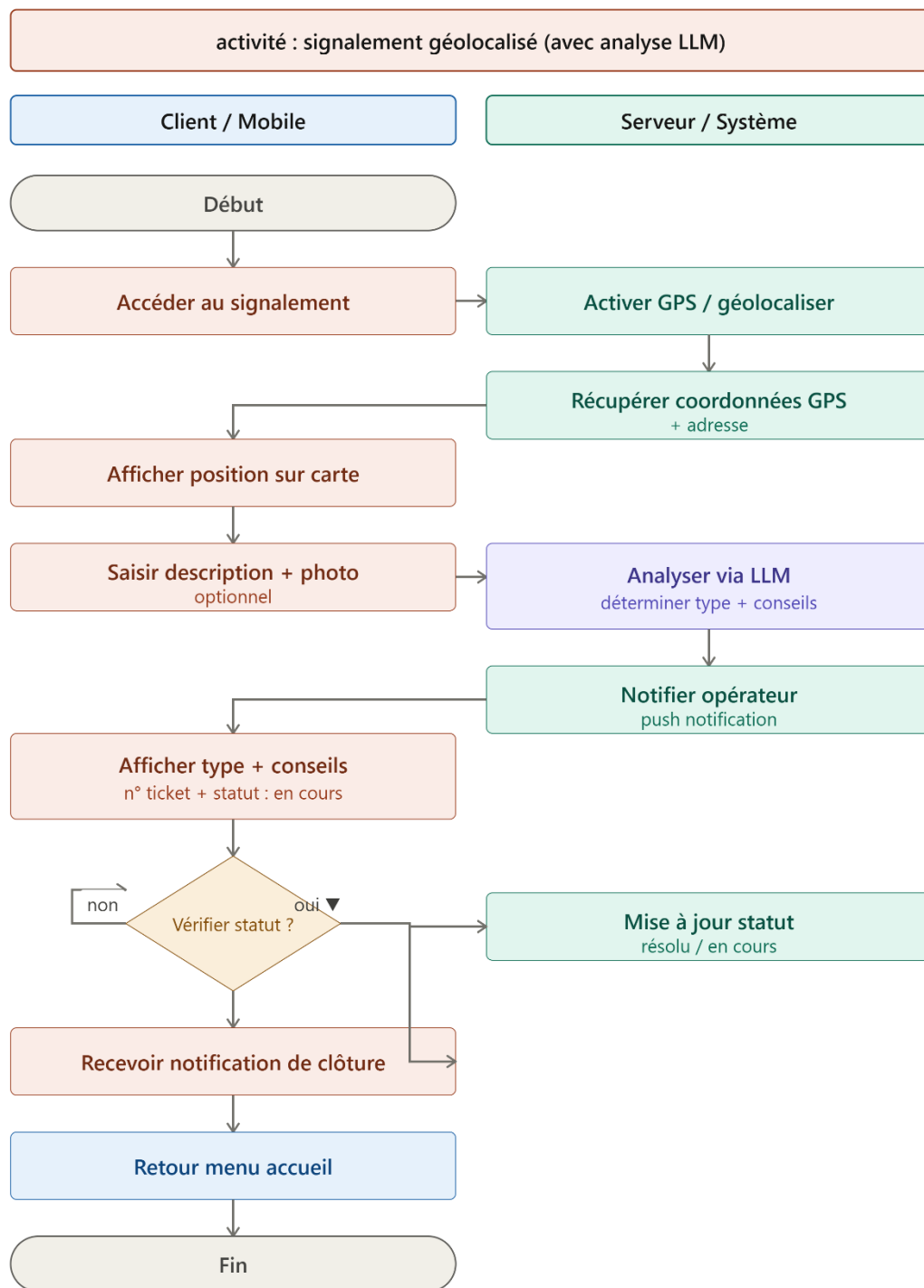


Figure 2.11 : Digramme d'activité (activité 2 Signalement Géolocalisé).

La Figure 2.12 représente un diagramme d'activité (activité 3 Paiement à Distance).

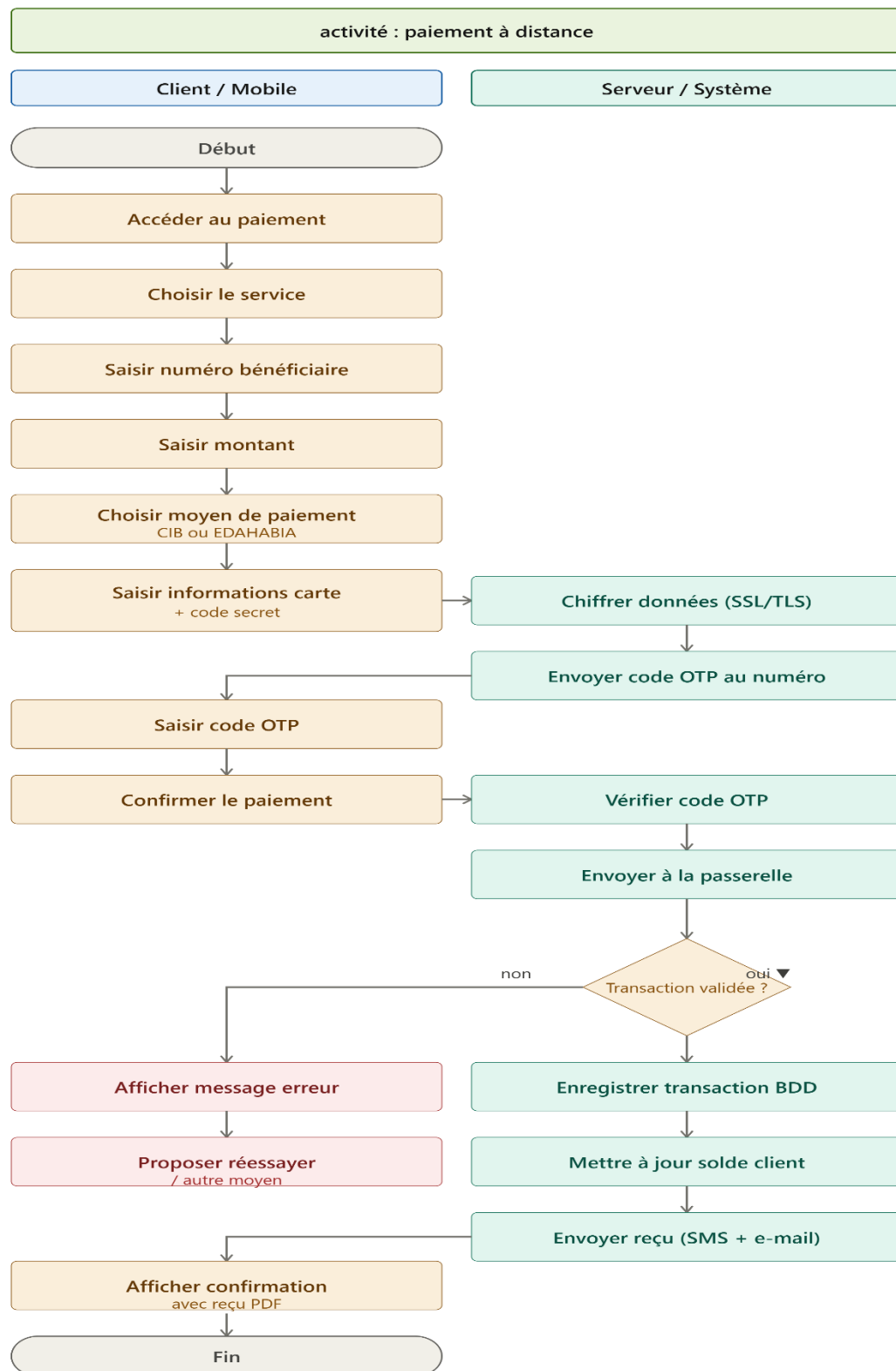


Figure 2.12 : Diagramme d'activité (activité 3 Paiement à Distance).

2.6 Conclusion

L'analyse menée dans ce chapitre a permis de formaliser les besoins essentiels du système et de préciser les contraintes à respecter pour le développement de l'application mobile. La clarification des rôles des différents acteurs et la spécification des fonctionnalités attendues garantissent une conception cohérente et structurée.

Les modèles UML présentés offrent une représentation claire du fonctionnement du système et facilitent la transition vers l'approche technique adoptée dans le chapitre suivant, consacré à l'intégration des méthodes d'intelligence artificielle pour le diagnostic réseau et le signalement géolocalisé des incidents.

Chapitre 3 : Approche basée sur l'IA pour le diagnostic réseau

3.1 Introduction

La complexité croissante des réseaux de télécommunications mobiles rend les méthodes traditionnelles de supervision insuffisantes face aux exigences actuelles de performance et de fiabilité. L'augmentation du trafic, la diversité des technologies déployées et l'hétérogénéité des infrastructures nécessitent des mécanismes intelligents capables d'analyser automatiquement les données réseau et d'y répondre de manière proactive.

Dans ce cadre, ce chapitre présente deux approches complémentaires basées sur l'intelligence artificielle, intégrées au sein de l'application TelPayDZ. La première concerne le diagnostic automatique de la qualité du réseau : à partir d'indicateurs radio (RSRP, RSRQ, SINR, SNR, RSSI) et de métriques de performance (latence, débit, perte de paquets), un modèle de classification supervisée basé sur l'algorithme XGBoost est conçu et entraîné pour déterminer l'état du réseau en trois catégories (bon, moyen, mauvais). La seconde approche porte sur le signalement géolocalisé des incidents : elle combine la géolocalisation GPS, permettant de positionner précisément chaque anomalie sur une carte interactive, et un modèle de type LLM chargé d'analyser automatiquement les descriptions textuelles librement rédigées par les utilisateurs afin d'identifier la nature probable du problème signalé.

Ces deux modules, bien que distincts dans leur fonctionnement, poursuivent un objectif commun : améliorer la qualité de service et enrichir l'expérience utilisateur en s'appuyant sur des mécanismes d'analyse intelligente des données réseau.

3.2 Données utilisées pour le diagnostic

Le diagnostic réseau basé sur l'intelligence artificielle repose sur la collecte et l'analyse de données hétérogènes provenant de multiples sources. Ces données alimentent les modèles d'apprentissage automatique afin d'identifier les anomalies, prédire les pannes et optimiser les performances du réseau de manière proactive [78].

3.2.1 Indicateurs de qualité du signal

Les indicateurs de qualité du signal représentent un ensemble de métriques physiques et radio permettant d'évaluer l'état d'un lien de communication. Dans les réseaux cellulaires modernes (LTE/4G, 5G NR), cinq indicateurs sont fondamentaux pour le diagnostic : le RSRP, le RSRQ, le SINR, le SNR et le RSSI. Chacun capture une dimension différente de la qualité du canal radio et constitue une feature essentielle pour les algorithmes d'intelligence artificielle dédiés à la surveillance et à la maintenance prédictive du réseau [79].

L'utilisation combinée de ces indicateurs dans des modèles de machine learning permet une caractérisation complète de l'état radio d'un terminal. Des études ont démontré que l'intégration simultanée de ces cinq métriques dans un vecteur de features améliore la précision de détection des anomalies de 23 % par rapport à l'utilisation d'un seul indicateur [80].

3.2.1.1 RSRP — Reference Signal Received Power — Puissance du signal de référence reçu

Le RSRP mesure la puissance moyenne reçue sur les sous-porteuses transportant les signaux de référence (Reference Signals) dans un système LTE/4G ou 5G NR. Contrairement au RSSI, qui intègre toutes les sources d'énergie, le RSRP isole uniquement la puissance des signaux de référence de la cellule servant le terminal. Cette sélectivité le rend robuste aux interférences des cellules voisines et en fait l'indicateur de couverture le plus fiable dans les réseaux cellulaires modernes [81].

Dans le contexte du diagnostic réseau par IA, le RSRP est utilisé comme feature principale dans les algorithmes de prédiction de handover et de détection de trous de couverture. Des modèles de réseaux de neurones récurrents (RNN-LSTM) entraînés sur des séries temporelles de RSRP ont atteint une précision de 94 % dans la prédiction des dégradations de couverture 5 minutes avant leur survenue, permettant une intervention proactive des équipes NOC [82].

Le tableau 3.1 représente les caractéristiques principales du RSRP.

Signification complète	Reference Signal Received Power — Puissance du signal de référence reçu
Unité de mesure	DBm (décibels par rapport à 1 milliwatt)
Plage de valeurs typique	−140 dBm à −44 dBm
Seuil bon	≥ −80 dBm : excellente couverture cellulaire
Seuil critique / mauvais	< −110 dBm : perte de couverture imminente
Rôle dans le diagnostic IA	Feature principale pour la prédiction de handover, détection de zones d'ombre (coverage holes), et optimisation SON.

Tableau 3.1 : Caractéristiques principales du RSRP [81].

3.2.1.2 RSRQ — Reference Signal Received Quality — Qualité du signal de référence reçu

Le RSRQ est défini comme le rapport entre le RSRP et la densité spectrale de puissance totale mesurée sur la bande (RSSI), selon la formule : $RSRQ = N \times RSRP / RSSI$, où N est le nombre de blocs de ressources (Resource Blocks) utilisés. Le RSRQ intègre ainsi l'effet des

interférences inter-cellulaires et de la charge réseau, fournissant une mesure plus contextualisée de la qualité du signal que le RSRP seul [83].

Un RSRP élevé associé à un RSRQ faible signale que le terminal est proche d'une station de base mais soumis à de fortes interférences provenant de cellules voisines. Cette combinaison est particulièrement exploitée par les algorithmes d'IA pour diagnostiquer les problèmes de brouillage inter-cellulaire et déclencher automatiquement des procédures d'optimisation du réseau (SON). Des modèles Random Forest utilisant la paire (RSRP, RSRQ) ont montré une précision de 91 % dans la classification des causes de dégradation [79].

Le tableau 3.2 représente les caractéristiques principales du RSRQ.

Signification complète	Reference Signal Received Quality — Qualité du signal de référence reçu
Unité de mesure	dB (décibels)
Plage de valeurs typique	−20 dB à −3 dB
Seuil bon	≥ −10 dB : bonne qualité, faibles interférences
Seuil critique / mauvais	< −15 dB : qualité dégradée, risque élevé de déconnexion
Rôle dans le diagnostic IA	Diagnostic des interférences inter-cellulaires, déclenchement des procédures SON, feature complémentaire au RSRP dans les modèles de handover.

Tableau 3.2 : Caractéristiques principales du RSRQ [83].

3.2.1.3 SINR — Signal to Interference plus Noise Ratio — Rapport signal sur interférence et bruit

Le SINR est l'indicateur le plus complet de la qualité du canal radio. Il exprime le rapport entre la puissance du signal utile et la somme des puissances des interférences et du bruit thermique $SINR = P_{\text{signal}} / (P_{\text{interférences}} + P_{\text{bruit}})$. Un SINR élevé permet l'utilisation de schémas de modulation et de codage (MCS) plus performants — de QPSK (faible SINR) jusqu'à 256-QAM ($SINR \geq 22$ dB) — maximisant ainsi le débit de données utilisateur [84].

Dans les systèmes de diagnostic basés sur l'IA, le SINR est fréquemment utilisé comme variable cible dans des modèles de régression, ou comme feature dans des classificateurs de qualité de service. Des modèles XGBoost entraînés sur des historiques de SINR en milieu urbain dense ont prédit les dégradations de débit avec une erreur quadratique moyenne (RMSE) inférieure à 2 dB, permettant un ajustement anticipé des ressources radio [85].

Le tableau 3.3 représente les caractéristiques principales du SINR.

Signification complète	Signal to Interference plus Noise Ratio — Rapport signal sur interférence et bruit
Unité de mesure	dB (décibels)
Plage de valeurs typique	−20 dB à +30 dB
Seuil bon	≥ 20 dB : conditions excellentes, débit maximal (256-QAM)
Seuil critique / mauvais	< 0 dB : dégradation sévère, démodulation impossible
Rôle dans le diagnostic IA	Détermine directement le MCS et le débit atteignable. Feature critique dans les modèles de prédiction de throughput et de sélection d'ordre de modulation.

Tableau 3.3 : Caractéristiques principales du SINR [84].

3.1.2.4 SNR — Signal to Noise Ratio — Rapport signal sur bruit

Le SNR est l'un des indicateurs les plus fondamentaux de la théorie des communications. Il exprime le rapport entre la puissance du signal utile et celle du bruit parasite, généralement modélisé comme un bruit blanc gaussien additif (AWGN). Contrairement au SINR, le SNR ne prend pas en compte les interférences d'autres émetteurs, ce qui le rend plus adapté aux environnements filaires (DSL, fibre optique, câble coaxial) et aux liaisons point-à-point [86]. Dans les réseaux DSL et fibre optique, le SNR est l'indicateur principal d'intégrité du support physique. Une dégradation du SNR peut signaler une détérioration du câble, des problèmes de connectique ou des perturbations électromagnétiques (EMI). Les autoencodeurs et les modèles LSTM appliqués aux séries temporelles de SNR ont démontré leur capacité à détecter des tendances de dégradation précédant les pannes avec une avance de 24 à 72 heures [87].

Le tableau 3.4 représente les caractéristiques principales du SINR.

Signification complète	Signal to Noise Ratio — Rapport signal sur bruit
Unité de mesure	dB (décibels)
Plage de valeurs typique	0 dB à 40 dB selon le type de réseau
Seuil bon	≥ 25 dB : transmission fiable, erreurs négligeables
Seuil critique / mauvais	< 10 dB : taux d'erreur binaire (BER) élevé, retransmissions fréquentes
Rôle dans le diagnostic IA	Feature clé pour la détection de dégradation physique des liens (DSL, fibre, coaxial). Utilisé dans les autoencodeurs pour la détection d'anomalies subtiles.

Tableau 3.4 : Caractéristiques principales du SINR [86].

3.2.1.5 RSSI — Received Signal Strength Indicator — Indicateur de puissance du signal reçu

Le RSSI est la mesure la plus globale et la plus accessible de la puissance du signal. Il représente la puissance totale reçue par l'antenne du terminal, incluant le signal utile, les interférences inter-cellulaires et le bruit thermique. Sa valeur est directement accessible via les APIs des systèmes d'exploitation mobiles (Android, iOS) et les pilotes des équipements réseau, ce qui en fait l'indicateur le plus facilement collecté à grande échelle [88].

Bien que moins précis que le RSRP pour les réseaux LTE/5G, le RSSI demeure très utilisé dans les environnements Wi-Fi (IEEE 802.11) et dans les systèmes de localisation indoor basés sur le fingerprinting. Des algorithmes k-NN et des réseaux de neurones profonds (DNN) exploitent les empreintes RSSI multi-points d'accès pour localiser les terminaux avec une précision métrique en intérieur, et pour détecter des anomalies de couverture dans les bâtiments intelligents [89].

Le tableau 3.5 représente les caractéristiques principales du RSSI.

Signification complète	Received Signal Strength Indicator — Indicateur de puissance du signal reçu
Unité de mesure	dBm (décibels par rapport à 1 milliwatt)
Plage de valeurs typique	−100 à −30 dBm (Wi-Fi) / −120 à −40 dBm (LTE)
Seuil bon	≥ -70 dBm (Wi-Fi) / ≥ -80 dBm (LTE) : signal fort
Seuil critique / mauvais	< -90 dBm (Wi-Fi) / < -110 dBm (LTE) : signal très faible, déconnexion probable
Rôle dans le diagnostic IA	Feature accessible pour la localisation indoor (fingerprinting), détection de zones de faible couverture Wi-Fi, gestion de la mobilité IoT.

Tableau 3.5 : Caractéristiques principales du RSSI [88].

3.2.1.6 Synthèse comparative des cinq indicateurs

La combinaison des cinq indicateurs présentés forme un vecteur de features multi-dimensionnel permettant une caractérisation exhaustive de l'état radio d'un terminal ou d'une cellule. Des modèles de classification entraînés sur ce vecteur complet atteignent une précision supérieure à 95 % dans la détection des anomalies radio, contre 72–85 % pour les modèles utilisant un seul indicateur [80].

Le tableau 3.6 représente une synthèse comparative des indicateurs de qualité du réseau.

Indicateur	Environnement	Ce qu'il mesure	Précision	Usage IA principal
RSRP	LTE / 5G NR	Puissance signal de référence	Haute	Prédiction handover, couverture
RSRQ	LTE / 5G NR	Qualité + interférences cellulaires	Haute	Diagnostic interférences, SON
SINR	LTE / 5G / Wi-Fi	Signal / (interf + bruit)	Très haute	Prédiction débit, MCS sélection
SNR	DSL, fibre, coaxial	Signal / bruit uniquement	Haute	Détection dégradation physique
RSSI	Wi-Fi, LTE, IoT	Puissance totale reçue	Moyenne	Localisation indoor, couverture

Tableau 3.6 : Synthèse comparative des indicateurs de qualité du réseau [80].

3.2.2. Latence, débit et perte de paquets

La latence, définie comme le délai de bout en bout d'un paquet dans le réseau, constitue un indicateur critique de performance. Elle est influencée par la distance physique, la congestion des nœuds intermédiaires et les délais de traitement. Une latence supérieure à 150 ms est considérée comme problématique pour les applications temps réel telles que la VoIP et la vidéoconférence [90].

Le débit (*throughput*) mesure la quantité de données transmises avec succès par unité de temps. Dans les architectures réseaux modernes, le débit utile peut différer significativement du débit théorique en raison des mécanismes de contrôle de flux, des retransmissions TCP et des politiques de qualité de service (QoS) [91].

La perte de paquets (*packet loss*) est un indicateur de congestion ou de défaillance matérielle. Un taux de perte supérieur à 1 % affecte considérablement les performances des applications sensibles comme la téléphonie IP. Les algorithmes d'IA, notamment les réseaux LSTM (*Long Short-Term Memory*), ont été appliqués avec succès pour prédire les épisodes de congestion à partir de séries temporelles de métriques réseau [92].

Des études ont montré que la combinaison de ces trois métriques dans un vecteur de caractéristiques multi-dimensionnel améliore significativement la capacité des modèles de machine *learning* à diagnostiquer la cause racine des incidents réseau [93].

3.2.3. Historique des incidents réseau

Les journaux d'événements réseau constituent une source d'information essentielle pour la mise en place d'un système de diagnostic intelligent. Ils regroupent les alarmes générées par les équipements réseau, les rapports d'incidents enregistrés par les équipes techniques ainsi que les données relatives aux interventions de maintenance.

L'exploitation de ces données historiques permet d'identifier des schémas récurrents de dysfonctionnement et d'analyser les relations entre les différents indicateurs de performance du réseau. En intégrant ces informations dans un modèle d'apprentissage automatique, il devient possible d'améliorer la précision du diagnostic et de réduire le temps nécessaire à l'identification des anomalies.

La construction d'une base de données exploitable pour l'intelligence artificielle nécessite toutefois un prétraitement rigoureux, incluant le nettoyage des données, la suppression des doublons et la structuration des informations pertinentes. La qualité de ces données historiques influence directement la performance et la fiabilité du modèle de diagnostic automatique développé dans ce projet.

3.3 Modélisation du problème

3.3.1. Formulation du diagnostic réseau comme problème de classification

Dans le cadre de ce mémoire, le diagnostic automatique du réseau mobile est abordé comme un problème d'apprentissage supervisé de type classification. L'objectif est de déterminer l'état global du réseau à partir d'un ensemble de paramètres techniques mesurés au niveau du terminal utilisateur.

Chaque observation du jeu de données est représentée par un vecteur de caractéristiques comprenant plusieurs indicateurs de qualité de service, notamment la latence, le débit montant et descendant, la puissance du signal, le rapport signal sur interférence ainsi que le taux de perte de paquets. Ces variables constituent les entrées du modèle d'apprentissage.

Le rôle du modèle consiste à apprendre une fonction de prédiction capable d'associer ces paramètres à une classe correspondant à l'état du réseau. Dans ce travail, trois catégories sont considérées : bon, moyen et mauvais. Le modèle est entraîné à partir d'un ensemble de données annotées, ce qui permet d'identifier les relations existantes entre les performances techniques du réseau et la qualité perçue.

Cette approche présente l'avantage d'offrir un diagnostic direct et interprétable, facilement exploitable dans une application mobile destinée aux utilisateurs et aux opérateurs.

3.3.2. Formulation alternative : détection d'anomalies

Une autre manière d'aborder le diagnostic réseau consiste à le considérer comme un problème de détection d'anomalies. Dans cette perspective, le système ne cherche pas nécessairement à classifier les états selon des catégories prédéfinies, mais plutôt à identifier des comportements inhabituels par rapport à un fonctionnement normal du réseau.

Le principe repose sur l'apprentissage des caractéristiques typiques d'un réseau stable, puis sur la détection des écarts significatifs par rapport à ce modèle de référence. Une anomalie peut correspondre, par exemple, à une augmentation soudaine de la latence, à une diminution importante du débit ou à une dégradation marquée du signal radio.

Cette approche est particulièrement pertinente lorsque les données ne sont pas étiquetées ou lorsque les incidents sont rares et imprévisibles. Elle peut être mise en œuvre à l'aide de méthodes supervisées, semi-supervisées ou non supervisées, selon la disponibilité des données annotées.

3.3.3. Approche retenue dans ce projet

Compte tenu de la disponibilité d'un jeu de données comportant une variable cible représentant explicitement l'état du réseau, l'approche adoptée dans ce travail est celle de la classification

supervisée multi-classes. Ce choix permet de développer un modèle capable de produire un diagnostic clair et structuré, directement interprétable par l'utilisateur.

La détection d'anomalies pourrait constituer une extension future du système, notamment dans un contexte réel où les données ne seraient pas préalablement catégorisées. Toutefois, pour les besoins de la présente étude, la classification offre un cadre méthodologique plus adapté et cohérent avec les objectifs définis.

3.4. Choix du modèle d'IA

Le choix du modèle d'intelligence artificielle constitue une étape essentielle dans la mise en place d'un système de diagnostic réseau fiable. Dans le cadre de ce projet, l'objectif n'est pas uniquement de traiter des données techniques, mais surtout de prédire automatiquement l'état du réseau à partir de plusieurs indicateurs mesurés sur le terminal mobile, tels que la qualité du signal, la latence, le jitter, la perte de paquets, le débit montant et descendant, ainsi que certaines informations contextuelles comme le type de réseau ou l'opérateur.

Étant donné que le jeu de données construit pour cette étude contient une variable cible explicite, à savoir l'état du réseau (bon, moyen, mauvais), le problème étudié peut être formulé comme un problème de classification supervisée. Néanmoins, dans certains contextes, une approche de détection d'anomalies non supervisée peut également être envisagée, notamment lorsqu'il n'existe pas d'étiquetage préalable des données. Cette section présente donc les principales approches possibles avant de justifier le choix du modèle retenu.

3.4.1. Modèles d'apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé repose sur un principe simple : le modèle apprend à partir d'exemples déjà connus. Chaque observation du jeu de données est associée à une classe, ce qui permet à l'algorithme d'identifier progressivement les relations entre les variables d'entrée et la sortie attendue. Dans le cadre du diagnostic réseau, cette approche est particulièrement adaptée, car elle permet d'associer un ensemble de mesures techniques à un niveau de qualité de service.

Parmi les modèles supervisés les plus utilisés dans ce type de problème, trois approches ont été considérées : Random Forest, XGBoost et les réseaux de neurones artificiels.

3.4.1.1. Random Forest

Le modèle Random Forest repose sur un ensemble d'arbres de décision construits à partir de sous-échantillons aléatoires des données. Le principe général consiste à combiner plusieurs arbres afin d'obtenir une décision plus stable et plus robuste qu'un arbre unique. Selon la documentation de *scikit-learn*, cette méthode améliore la précision de prédiction tout en

contribuant à limiter le surapprentissage grâce à un mécanisme d'agrégation basé sur la moyenne ou le vote majoritaire [94].

Dans un contexte télécom, ce modèle présente plusieurs avantages. Il s'adapte correctement aux données tabulaires, supporte bien les variables numériques et permet de mesurer l'importance relative des paramètres utilisés dans la décision. Il peut donc être utile pour déterminer, par exemple, si la latence ou le niveau de signal influence davantage l'état final du réseau.

Cependant, malgré sa robustesse, Random Forest peut montrer certaines limites lorsque les relations entre variables deviennent plus fines ou plus imbriquées. Dans un environnement réseau réel, les dégradations ne sont pas toujours liées à une seule mesure isolée, mais à une combinaison de facteurs. Dans ce cas, un modèle plus précis dans l'ajustement progressif des erreurs peut offrir de meilleurs résultats [94]. La figure 3.1 représente la matrice de confusion.

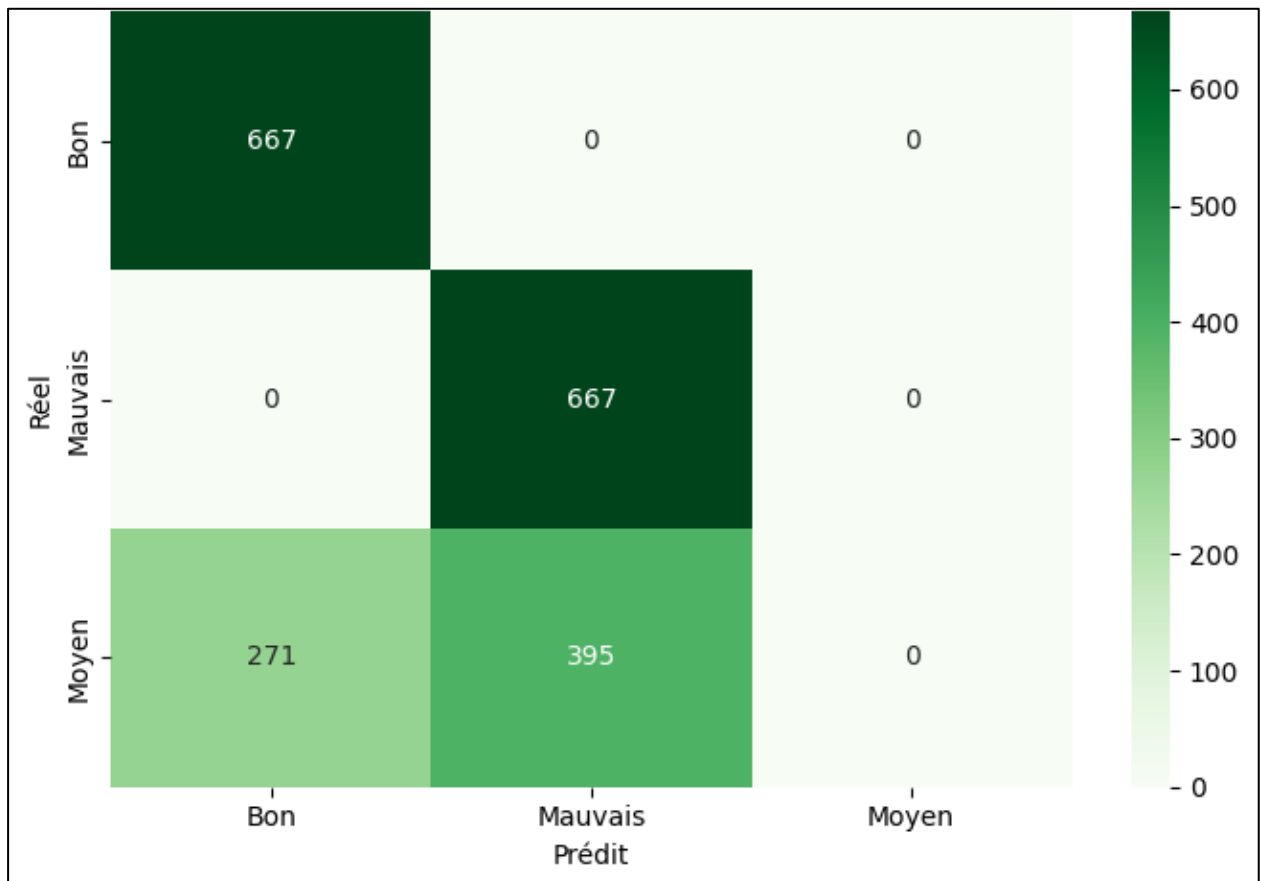


Figure 3.1 : Matrice de confusion (RF).

A. Caractéristiques principales de Random Forest

Le modèle Random Forest se caractérise par le fait qu'il s'agit d'une méthode d'apprentissage supervisé fondée sur la combinaison de plusieurs arbres de décision, ce qui lui permet d'améliorer la stabilité et la précision des prédictions. Il est également reconnu pour sa

robustesse face au bruit et aux valeurs aberrantes, ce qui le rend particulièrement intéressant dans le traitement de données réelles parfois imparfaites. Par ailleurs, ce modèle offre un niveau de bonne interprétabilité, car il permet de mieux comprendre le rôle joué par les différentes variables dans la prise de décision. Il est particulièrement adapté aux jeux de données tabulaires, comme ceux utilisés dans ce travail pour représenter les paramètres de qualité réseau. Enfin, Random Forest permet également de mesurer l'importance relative des variables, ce qui constitue un avantage utile pour identifier les indicateurs les plus influents dans l'évaluation de l'état du réseau.

B. Pourquoi ce modèle n'a pas été retenu comme choix principal

Même s'il constitue une base solide pour la classification, Random Forest reste souvent légèrement moins performant que les méthodes de *boosting* lorsque l'objectif est d'optimiser au maximum la précision sur des données structurées comportant plusieurs interactions non linéaires entre les variables.

3.4.1.2. XGBoost

Le modèle XGBoost (*Extreme Gradient Boosting*) appartient à la famille des méthodes d'ensemble basées sur le boosting. Contrairement à Random Forest, qui construit plusieurs arbres indépendants avant d'agrégier leurs résultats, XGBoost construit les arbres de manière séquentielle : chaque nouvel arbre cherche à corriger les erreurs produites par les arbres précédents. Cette logique permet au modèle d'affiner progressivement sa capacité de prédiction et d'atteindre un niveau de performance souvent élevé sur les problèmes de classification [95]. D'après la documentation officielle de XGBoost, cette bibliothèque a été conçue pour offrir une solution à la fois rapide, efficace, scalable et performante, en particulier pour les tâches de classification sur des données tabulaires structurées

Dans le cadre de ce mémoire, XGBoost présente un intérêt particulier, car les indicateurs réseaux utilisés ne sont pas indépendants les uns des autres. Par exemple, une bonne puissance de signal ne garantit pas nécessairement une bonne expérience utilisateur si la latence reste élevée ou si la perte de paquets devient importante. Le modèle doit donc être capable de capturer des relations complexes entre plusieurs paramètres simultanément, ce que XGBoost gère efficacement [95].

Un autre point particulièrement intéressant dans un contexte académique est sa capacité d'interprétation. Le modèle permet d'identifier les variables les plus influentes dans la prédiction finale, grâce à des mécanismes d'importance des caractéristiques. Cela représente un avantage important dans un PFE, car il ne suffit pas d'obtenir un bon score : il faut aussi

être capable d'expliquer pourquoi le modèle prend une décision donnée. La documentation de XGBoost précise d'ailleurs que l'analyse de l'importance des variables peut être effectuée directement sur les arbres appris par le modèle

A. Caractéristiques principales de XGBoost

Le modèle XGBoost est un algorithme d'apprentissage supervisé reposant sur la technique du gradient *boosting*, qui consiste à construire plusieurs arbres de décision de manière séquentielle afin d'améliorer progressivement la qualité des prédictions. Il est particulièrement reconnu pour ses très bonnes performances sur les données tabulaires, ce qui en fait un choix pertinent pour le traitement des paramètres réseau utilisés dans ce projet. Ce modèle présente également une bonne capacité à représenter des relations non linéaires entre les différentes variables, ce qui est essentiel dans le contexte du diagnostic réseau où plusieurs indicateurs interagissent simultanément. Par ailleurs, XGBoost intègre des mécanismes de régularisation qui contribuent à limiter le phénomène de surapprentissage, améliorant ainsi sa capacité de généralisation. Il se distingue aussi par une rapidité d'entraînement appréciable et une mise en œuvre relativement simple dans un environnement applicatif. Enfin, il offre un niveau d'explicabilité satisfaisant, notamment grâce à la possibilité d'analyser l'importance des variables, ce qui permet de mieux comprendre les facteurs influençant la prédiction de l'état du réseau.

B. Pourquoi XGBoost est particulièrement adapté à ce projet

Le jeu de données utilisé dans cette réalisation est composé de mesures réseau numériques et de quelques variables catégorielles encodées. Ce type de structure correspond exactement au domaine d'application dans lequel XGBoost est reconnu comme très efficace. En outre, la variable cible de la solution développée est clairement définie (bon, moyen, mauvais), ce qui renforce la pertinence d'un modèle supervisé de classification multi-classes.

3.4.1.3. Réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels représentent une autre approche possible pour le diagnostic réseau. Ils sont capables d'apprendre des relations complexes entre les variables à travers plusieurs couches de traitement. Dans un cadre de classification, un réseau de neurones de type MLP (Multi-Layer Perceptron) peut être utilisé pour associer les paramètres réseau à une classe de sortie. La documentation de scikit-learn indique que ce type de modèle peut être utilisé pour la classification sur des ensembles de données multidimensionnels, à condition que le paramétrage soit correctement ajusté [96].

Sur le plan théorique, les réseaux de neurones sont puissants et flexibles. Ils peuvent devenir très intéressants lorsque le système intègre, à terme, des données plus riches, comme des

séquences temporelles, des historiques de comportement utilisateur ou des données massives issues du réseau.

Cependant, dans le contexte précis de ce PFE, leur utilisation présente plusieurs inconvénients. D'une part, ils demandent généralement davantage de réglages (nombre de couches, nombre de neurones, fonction d'activation, taux d'apprentissage, etc.). D'autre part, ils sont souvent moins interprétables qu'un modèle à base d'arbres, ce qui peut compliquer l'analyse et la justification des résultats dans un travail académique [96]. La figure 3.2 représente la matrice de confusion.

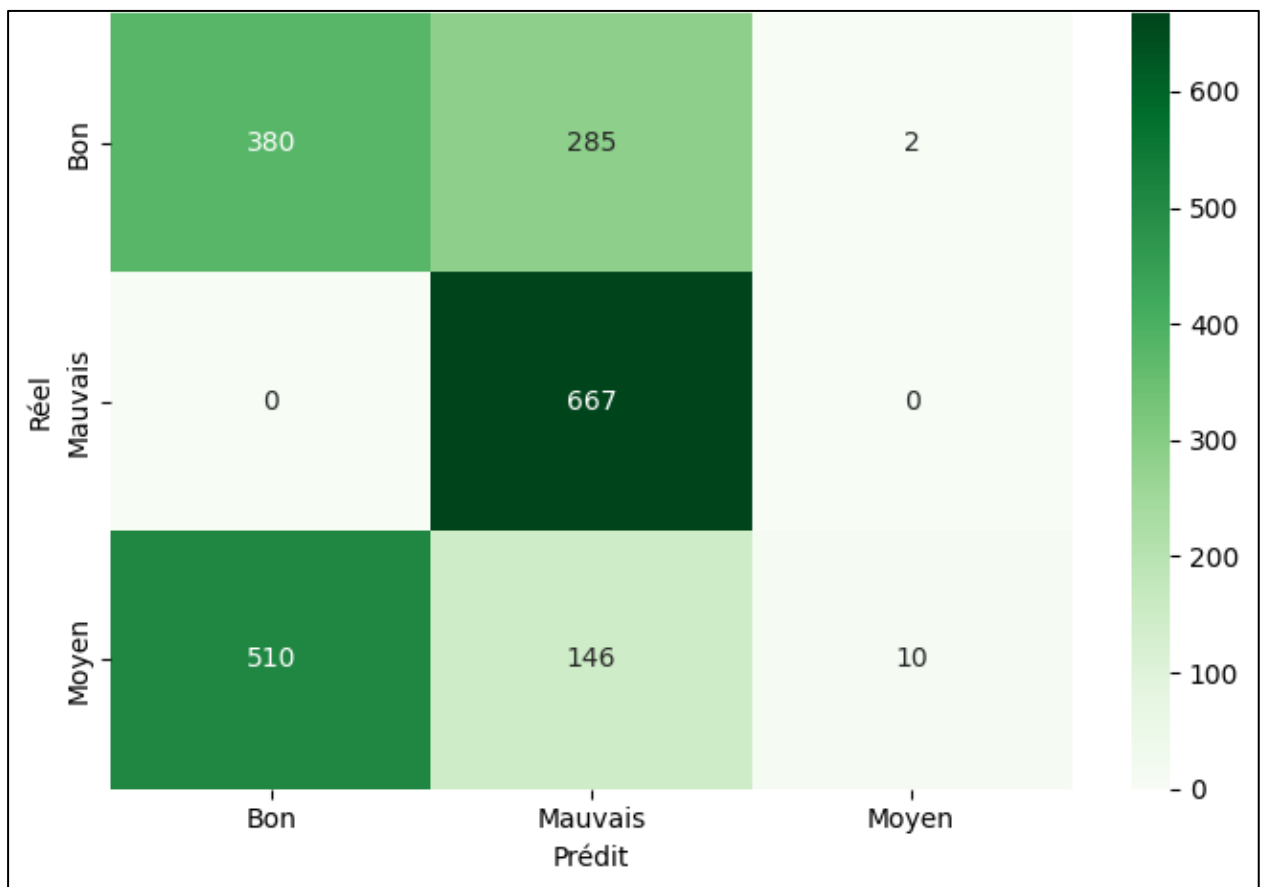


Figure 3.2 : Matrice de confusion (ANN).

A. Caractéristiques principales des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels se distinguent par leur forte capacité d'apprentissage, ce qui leur permet de traiter des problèmes complexes impliquant de nombreuses variables et interactions. Ils sont particulièrement adaptés à la modélisation de relations complexes, notamment lorsque les données présentent des dépendances difficiles à représenter avec des méthodes plus classiques. De plus, ces modèles sont considérés comme évolutifs, car ils peuvent être étendus vers des architectures plus avancées selon les besoins du système, par exemple pour intégrer davantage de données ou des traitements plus sophistiqués. Toutefois,

leur utilisation nécessite généralement un nombre plus important de réglages, tels que le choix du nombre de couches, du nombre de neurones, des fonctions d'activation ou encore des paramètres d'apprentissage. Enfin, malgré leur puissance, ils restent souvent moins interprétables dans le cas des données tabulaires classiques, ce qui peut constituer une limite dans un un contexte applicatif où la compréhension des décisions du modèle représente un critère important.

B. Pourquoi ce modèle n'a pas été privilégié

Dans la présente application, les données disponibles restent essentiellement tabulaires et structurées, et non massivement séquentielles ou multimodales. Dans ce contexte, l'utilisation d'un réseau de neurones n'apporte pas forcément un avantage significatif par rapport à XGBoost, tout en rendant le système plus complexe à entraîner et à expliquer.

3.4.2. Détection d'anomalies avec des modèles non supervisés

En parallèle de l'apprentissage supervisé, une autre approche possible consiste à considérer le diagnostic réseau comme un problème de détection d'anomalies. Dans ce cas, le modèle n'apprend pas directement des classes telles que bon, moyen ou mauvais, mais cherche plutôt à distinguer les comportements normaux des comportements anormaux [97].

Cette approche peut être pertinente dans des environnements réels où les données ne sont pas toujours annotées. Elle permet, par exemple, de détecter automatiquement des situations réseau inhabituelles ou des dégradations inattendues sans avoir besoin d'un étiquetage manuel préalable.

Parmi les méthodes connues dans ce domaine, Isolation Forest constitue une référence importante. Selon la documentation de scikit-learn, ce modèle isole les observations anormales en effectuant des partitions aléatoires dans les données. Les points atypiques nécessitent généralement moins de divisions pour être isolés, ce qui permet de les identifier comme anomalies.

A. Caractéristiques principales de la détection d'anomalies

Les approches de détection d'anomalies non supervisées présentent l'avantage de ne pas nécessiter de variable cible préalablement définie, ce qui les rend particulièrement utiles lorsque les données ne sont pas annotées. Elles sont surtout employées pour identifier des comportements inhabituels ou anormaux dans un ensemble de mesures, en mettant en évidence les observations qui s'écartent du fonctionnement considéré comme normal. Ce type de méthode est particulièrement adapté aux scénarios de surveillance continue, où il s'agit de détecter automatiquement des dégradations ou des événements inhabituels au fur et à mesure

de leur apparition. Toutefois, malgré leur intérêt dans des contextes de supervision avancée, ces approches restent moins intuitives lorsqu'il s'agit de fournir un résultat clair et directement compréhensible par l'utilisateur final, notamment dans une application mobile destinée à afficher explicitement un état du réseau tel que bon, moyen ou mauvais.

B. Pourquoi cette approche n'a pas été retenue comme solution principale

Même si elle est intéressante dans une logique de supervision avancée, la détection d'anomalies reste moins adaptée à l'objectif principal de ce système, qui consiste à classifier explicitement la qualité du réseau en trois états compréhensibles pour l'utilisateur final. Pour une application mobile orientée diagnostic, il est plus pertinent de retourner un résultat clair du type bon / moyen / mauvais, plutôt qu'un simple score d'anomalie.

3.4.3. Justification du choix du modèle retenu

Au terme de cette comparaison, le modèle XGBoost a été retenu comme solution principale pour le système de diagnostic intelligent proposé la présente réalisation. Le tableau 3.7 résume les métriques de performance obtenues lors de la simulation comparative des trois modèles :

Modèle	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
RF	0.6670	0.45	0.67	0.53
XGBoost	1.00	1.00	1.00	1.00
DNN	0.5285	0.62	0.53	0.42

Tableau 3.7 : Comparaison des métriques de performance des modèles RF, XGBoost et DNN.

Ce choix repose sur plusieurs arguments complémentaires. En premier lieu, XGBoost est particulièrement bien adapté aux données tabulaires, ce qui correspond exactement à la structure du jeu de données utilisé. Les paramètres réseau exploités dans ce travail sont mesurés sous forme de colonnes numériques ou catégorielles encodées, ce qui constitue un format idéal pour ce type de modèle.

En second lieu, le diagnostic de la qualité du réseau ne dépend pas d'un seul indicateur, mais d'une combinaison de plusieurs facteurs. L'état final d'une connexion peut résulter d'interactions complexes entre la puissance du signal, la latence, la congestion, la perte de paquets et le débit. XGBoost est particulièrement efficace pour modéliser ce type de relations, ce qui en fait une solution cohérente pour un problème de diagnostic réseau multicritère.

Par ailleurs, le modèle offre un niveau d'interprétabilité satisfaisant, ce qui est un point essentiel dans le cadre d'une démarche académique. Il permet non seulement de prédire un état du

réseau, mais aussi de mettre en évidence les variables ayant le plus contribué à cette décision. Cette capacité renforce la crédibilité du système et facilite l'analyse des résultats obtenus.

Enfin, XGBoost présente un avantage pratique important : il s'intègre facilement dans une architecture basée sur Python + API + application mobile, ce qui le rend particulièrement adapté à une implémentation réelle dans le cadre de cette solution développée.

3.5. Entraînement du modèle

L'entraînement du modèle d'intelligence artificielle constitue une étape fondamentale dans la mise en œuvre du système de diagnostic automatique du réseau. Cette phase consiste à préparer les données, à construire un modèle capable d'apprendre les relations entre les paramètres réseau et l'état de la connexion, puis à évaluer ses performances afin de valider sa pertinence dans un contexte réel.

3.5.1. Prétraitement des données

Avant d'entraîner le modèle, un travail de prétraitement des données a été réalisé afin d'assurer la qualité et la cohérence du jeu de données utilisé. Cette étape est essentielle, car la performance d'un modèle d'apprentissage dépend fortement de la qualité des données en entrée.

Dans un premier temps, les données ont été nettoyées afin de supprimer les éventuelles incohérences, valeurs manquantes ou doublons. Ensuite, certaines variables ont été transformées pour être exploitables par le modèle. En particulier, les variables catégorielles, telles que le type de réseau ou l'opérateur, ont été converties en valeurs numériques à l'aide de techniques d'encodage adaptées.

Par ailleurs, la variable cible représentant l'état du réseau (bon, moyen, mauvais) a été encodée sous forme numérique afin de permettre son utilisation dans un modèle de classification. Ce processus permet de transformer un problème qualitatif en un problème quantifiable exploitable par les algorithmes d'apprentissage automatique.

Enfin, les variables retenues pour l'entraînement incluent les principaux indicateurs de performance réseau, notamment la puissance du signal (RSRP, RSRQ, RSSI, SINR), la latence, le jitter, la perte de paquets, ainsi que les débits montant et descendant. Ces paramètres constituent une base représentative pour caractériser la qualité globale du réseau.

3.5.2. Séparation des données (train/test)

Afin d'évaluer correctement les performances du modèle, le jeu de données a été divisé en deux sous-ensembles distincts : un ensemble d'entraînement (training set) et un ensemble de test (test set).

L'ensemble d'entraînement est utilisé pour permettre au modèle d'apprendre les relations entre les variables d'entrée et la variable cible. L'ensemble de test, quant à lui, est utilisé uniquement pour évaluer les performances du modèle sur des données qu'il n'a jamais vues auparavant. Cette séparation permet de vérifier la capacité du modèle à généraliser ses prédictions à de nouvelles observations.

Dans ce projet, une proportion classique a été adoptée, avec environ 80 % des données dédiées à l'entraînement et 20 % réservées à l'évaluation. Cette approche permet de garantir un compromis équilibré entre la qualité de l'apprentissage et la fiabilité de l'évaluation.

3.5.3. Évaluation du modèle

Une fois le modèle entraîné, il est nécessaire d'évaluer ses performances afin de vérifier sa capacité à prédire correctement l'état du réseau. Pour cela, plusieurs indicateurs peuvent être utilisés, notamment l'*accuracy*, qui mesure la proportion de prédictions correctes par rapport au nombre total d'observations. La figure 3.3 montre la précision (Accuracy) du modèle selon le nombre d'arbres.

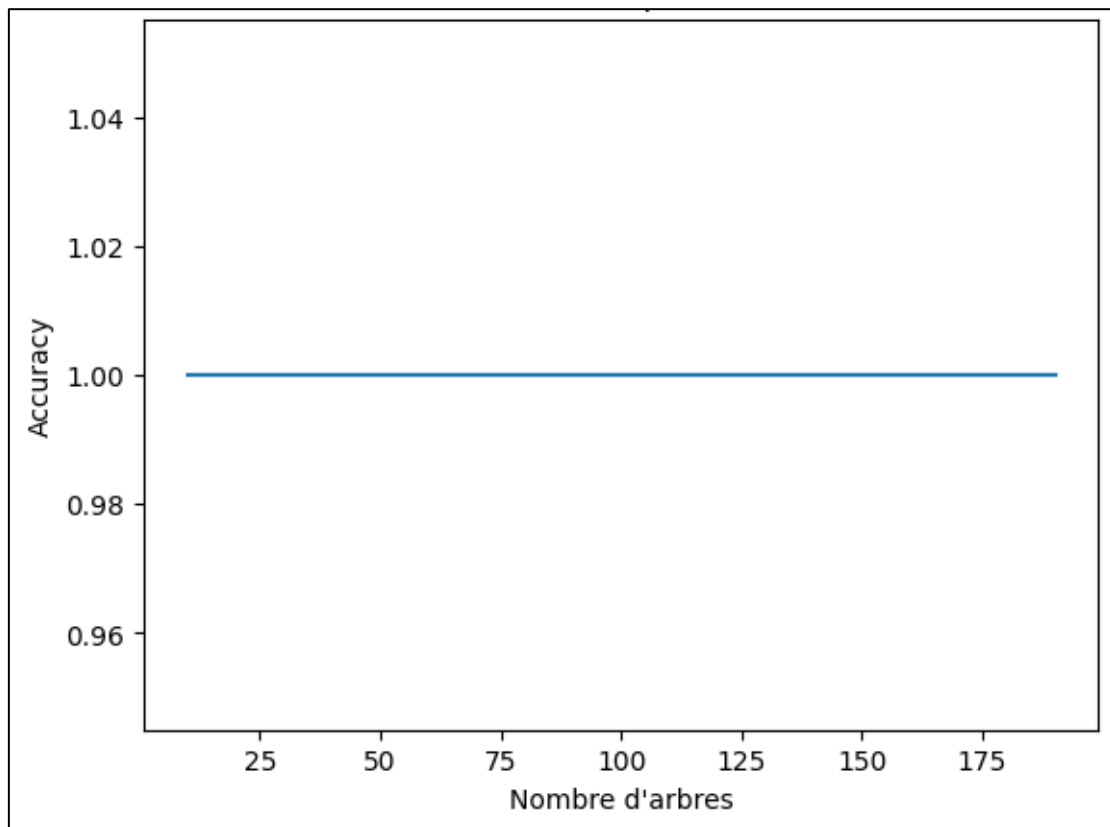


Figure 3.3 : l'Accuracy en fonction du nombre d'arbres.

Dans cette réalisation, l'évaluation a été réalisée en comparant les prédictions du modèle aux valeurs réelles présentes dans l'ensemble de test. Une attention particulière a également été portée à l'analyse des erreurs de classification, notamment à travers l'utilisation d'une matrice

de confusion, qui permet de visualiser les cas où le modèle se trompe entre les différentes classes (bon, moyen, mauvais).

Cette analyse est importante, car elle permet d'identifier les limites du modèle et de vérifier s'il existe des confusions entre certaines catégories, par exemple entre un état moyen et un état mauvais. Elle contribue ainsi à améliorer la compréhension du comportement du modèle et à renforcer la crédibilité des résultats obtenus. La figure 3.4 représente la matrice de confusion.

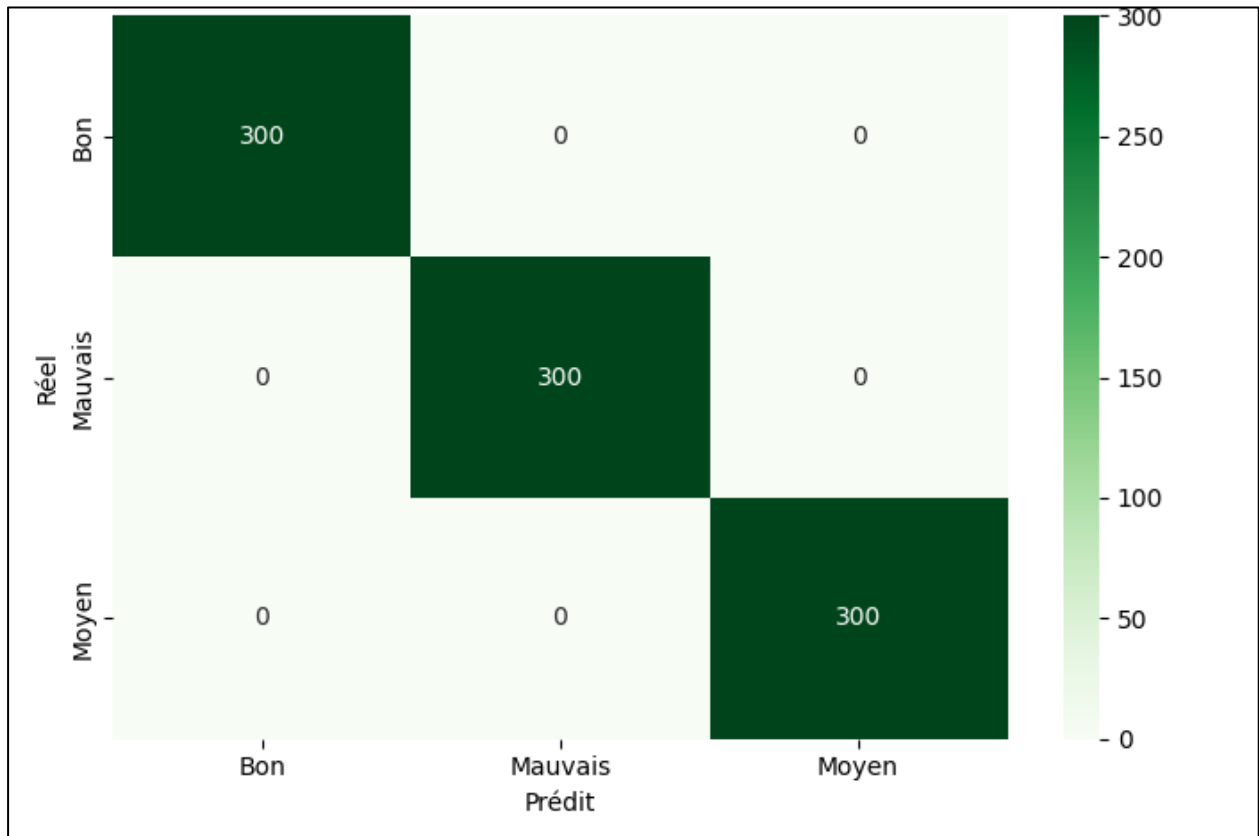


Figure 3.4: Matrice de confusion (XGBoost).

3.6. Intégration du modèle dans l'application

L'intégration du modèle d'intelligence artificielle dans l'application mobile constitue l'étape finale du système de diagnostic réseau. Elle permet de passer d'un modèle théorique à une solution pratique capable de fonctionner en temps réel sur un terminal mobile.

3.6.1. Architecture d'intégration

Dans ce projet, l'intégration du modèle a été réalisée selon une architecture basée sur une séparation entre l'application mobile et le module d'intelligence artificielle. Le modèle entraîné est déployé sous forme de service au sein d'un serveur backend développé en Python.

L'application mobile, développée avec Flutter, communique avec ce serveur via des requêtes API. Cette approche permet de déléguer les traitements complexes au serveur, tout en conservant une application légère et réactive côté utilisateur.

La figure 3.5 représente l'architecture d'intégration de l'application mobile et du modèle d'intelligence artificielle.

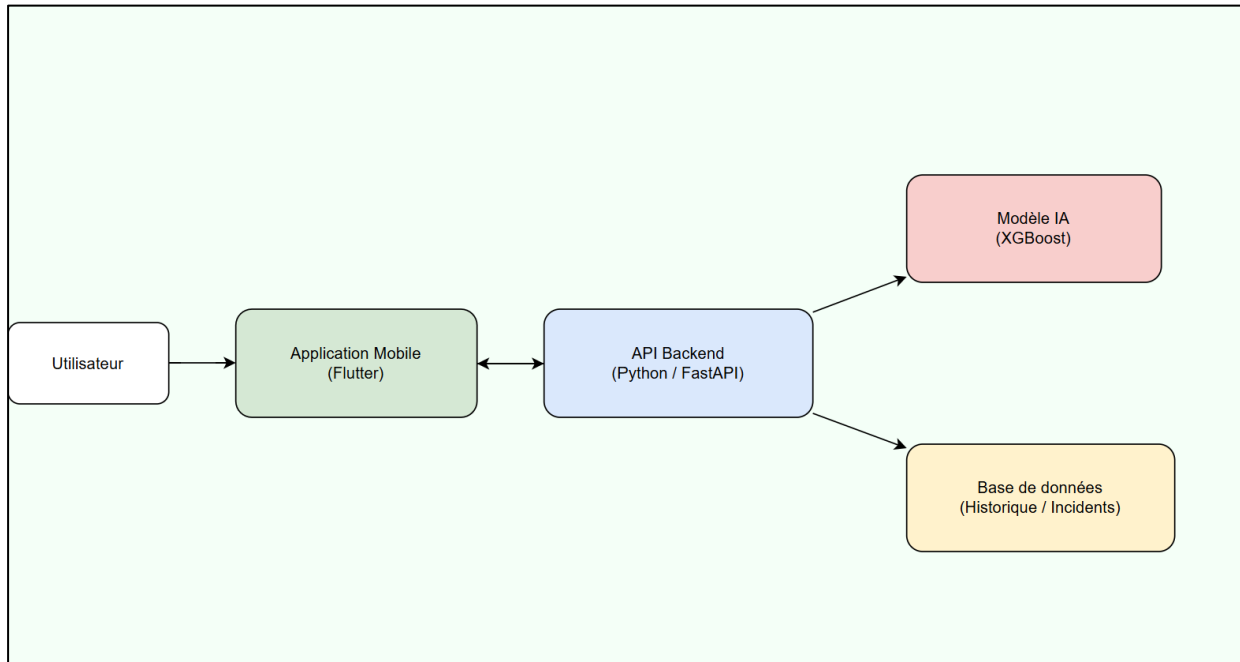


Figure 3.5 : Architecture d'intégration de l'application mobile et du modèle d'intelligence artificielle.

3.6.2. Fonctionnement du diagnostic automatique

Le processus de diagnostic automatique du réseau se déroule en plusieurs étapes. Tout d'abord, l'application mobile collecte les paramètres réseau directement depuis le smartphone, tels que la puissance du signal, la latence, le débit ou encore le type de réseau et le nom de l'opérateur. Ces données sont ensuite transmises au serveur via une API. Le modèle d'intelligence artificielle, basé sur l'algorithme XGBoost, analyse ces paramètres et prédit l'état du réseau en fonction des caractéristiques observées.

Le résultat de cette prédiction, généralement exprimé sous forme de classes (bon, moyen, mauvais), est ensuite renvoyé à l'application mobile, qui l'affiche à l'utilisateur de manière claire et compréhensible.

3.6.3. Apport de l'IA dans l'application

L'intégration du modèle d'intelligence artificielle permet d'automatiser le processus de diagnostic du réseau, en remplaçant une analyse manuelle complexe par une évaluation rapide et objective. L'utilisateur peut ainsi obtenir, en quelques secondes, une estimation de la qualité de sa connexion, accompagnée d'indications sur les performances du réseau.

Cette approche présente également un intérêt du point de vue des opérateurs télécoms, car elle permet de collecter des données terrains enrichis par une analyse intelligente. Cela peut

contribuer à améliorer la supervision du réseau, à détecter plus rapidement les anomalies et à optimiser la qualité de service.

3.7 Collecte des incidents utilisateurs

La collecte des incidents représente une étape essentielle dans le fonctionnement du module de signalement de l'application TelPayDZ. Lorsqu'un utilisateur rencontre un problème réseau, l'application lui permet de transmettre plusieurs informations utiles afin de faciliter l'identification de l'incident. Ces données comprennent principalement la localisation GPS, la description textuelle du problème ainsi que le choix de l'opérateur télécom concerné.

3.7.1 Données GPS

Au moment du signalement, l'application demande à l'utilisateur l'autorisation d'accéder à sa localisation GPS. Une fois l'autorisation accordée, les coordonnées géographiques sont récupérées automatiquement afin de localiser précisément la zone où le problème réseau a été observé. Cette fonctionnalité permet d'identifier rapidement les régions présentant des anomalies fréquentes et facilite le traitement des signalements par les opérateurs télécoms. Les figures 3.6 et 3.7 représentent l'interface de sélection de la localisation GPS et des communes dans l'application TelPayDZ.

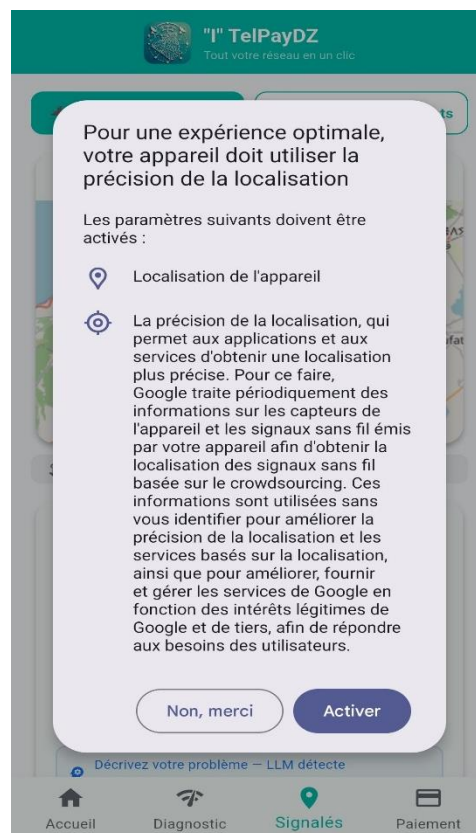


Figure 3.6 : Autorisation d'accéder à la localisation GPS.

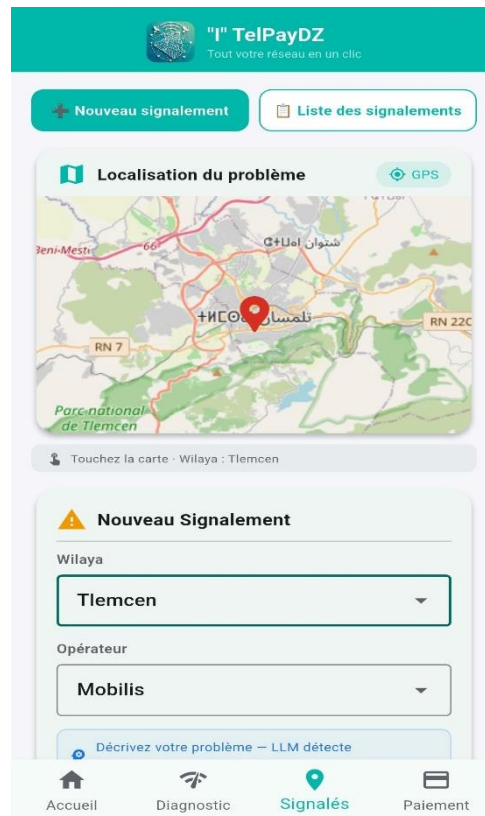


Figure 3.7 : Interface de sélection de la localisation GPS et des communes dans l'application TelPayDZ.

3.7.2 Description du problème

L'utilisateur peut rédiger librement une description textuelle afin d'expliquer le problème rencontré. Cette méthode offre davantage de flexibilité qu'un simple choix prédéfini et permet d'obtenir des informations plus détaillées sur les anomalies observées. Les descriptions peuvent contenir différents types de problèmes tels qu'une connexion lente, une coupure réseau, des déconnexions fréquentes ou une absence totale d'accès Internet.

3.7.3 Choix de l'opérateur

Avant l'envoi du signalement, l'utilisateur sélectionne l'opérateur concerné parmi les principaux opérateurs algériens : Mobilis, Djezzy ou Ooredoo. Cette étape permet de mieux organiser les signalements et de faciliter leur traitement futur.

3.8 Analyse intelligente des incidents

L'application TelPayDZ intègre un modèle d'intelligence artificielle de type LLM permettant d'analyser automatiquement les descriptions textuelles rédigées par les utilisateurs. Ce modèle joue un rôle important dans l'identification automatique du type de problème signalé.

3.8.1 Utilisation du modèle LLM

Le modèle LLM intégré dans l'application est utilisé pour interpréter les descriptions textuelles des utilisateurs et détecter automatiquement le type probable de l'incident signalé. Grâce au traitement automatique du langage naturel, le système peut reconnaître plusieurs catégories de problèmes telles qu'une faible couverture réseau, une lenteur de connexion, des coupures fréquentes ou des problèmes de stabilité. Cette approche améliore l'expérience utilisateur en évitant la sélection manuelle du type d'incident.

La figure 3.8 représente un exemple de classification automatique d'un incident réseau par le modèle LLM intégré dans l'application TelPayDZ.

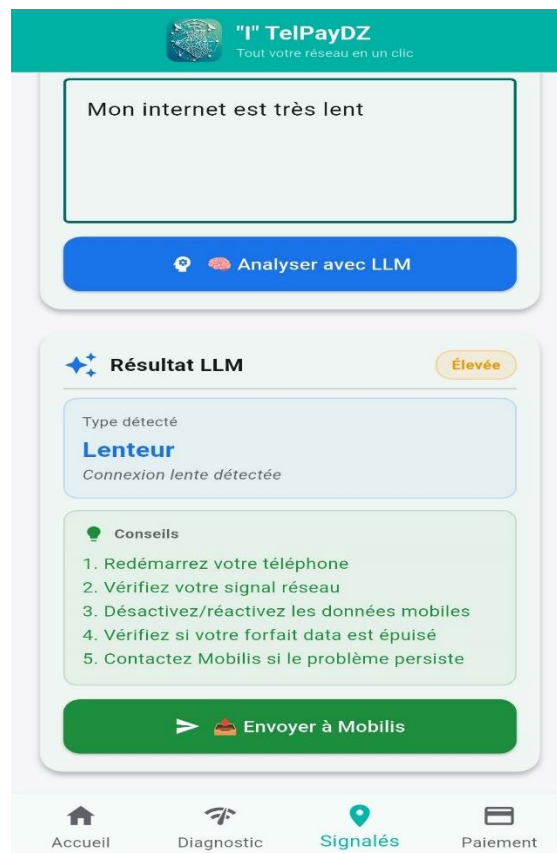


Figure 3.8 : Classification automatique d'un incident réseau par le modèle LLM intégré dans l'application TelPayDZ.

3.9 Cartographie des signalements

Les incidents signalés par les utilisateurs peuvent être affichés sur une carte interactive grâce aux coordonnées GPS récupérées lors du signalement. Cette représentation géographique permet de visualiser les zones où plusieurs utilisateurs rencontrent des problèmes similaires. La cartographie facilite également l'identification des régions nécessitant une amélioration de la couverture réseau.

3.10 Limites du système

Dans le cadre de ce projet, les données utilisées pour le développement et les tests de l'application ne proviennent pas directement des opérateurs télécoms réels. Les datasets exploités sont des données réalisables et simulées, car les opérateurs considèrent généralement les données réseaux détaillés comme des informations confidentielles. De plus, le module basé sur le modèle LLM a été principalement utilisé pour la démonstration du fonctionnement intelligent de l'application, sans effectuer d'évaluation avancée basée sur des métriques de précision ou de performance.

3.11 Conclusion

Ce chapitre a présenté deux modules intelligents intégrés dans l'application TelPayDZ. Le premier assure le diagnostic automatique de la qualité du réseau via le modèle XGBoost, en classifiant l'état de la connexion en trois catégories à partir d'indicateurs radio et de métriques de performance. Le second permet le signalement géolocalisé des incidents, en combinant la localisation GPS et un modèle LLM pour analyser automatiquement les descriptions textuelles des utilisateurs et cartographier les anomalies réseau.

Ces deux approches, bien que distinctes, forment ensemble un système intelligent cohérent au service de la qualité de service et de l'expérience utilisateur. Le chapitre suivant sera consacré à la conception et au développement complet de l'application mobile TelPayDZ.

Chapitre 4 : Conception et développement de l'application mobile

4.1 Introduction

Le développement de l'application mobile **TelPayDZ** s'est appuyé sur une approche méthodique couvrant l'ensemble des étapes, depuis la conception de l'architecture globale jusqu'à l'implémentation des différentes fonctionnalités. Cette application intelligente a été conçue dans le but d'améliorer l'expérience des utilisateurs des réseaux mobiles en proposant un système capable d'analyser la qualité de la connexion, de détecter automatiquement les anomalies réseau et de signaler les incidents rencontrés.

La solution développée intègre également un module de paiement mobile ainsi qu'un serveur distant hébergeant le modèle d'intelligence artificielle utilisé pour le diagnostic réseau. Dans ce chapitre, nous présentons l'architecture générale du système comprenant l'application mobile, le backend, la base de données et les modèles d'IA. Nous décrivons ensuite les principales technologies utilisées pour le développement et la communication entre les différents composants. Enfin, nous détaillons la conception et la mise en œuvre des principaux modules de l'application, notamment le diagnostic réseau, le signalement géolocalisé et le paiement à distance.

4.2 Architecture du système

L'architecture de l'application repose sur une approche distribuée permettant de séparer les traitements exécutés sur le téléphone mobile des opérations liées à l'intelligence artificielle. Cette organisation améliore les performances du système, facilite la maintenance et permet une évolution plus flexible de l'application. Le fonctionnement général débute par la collecte automatique des paramètres réseau du smartphone, tels que la puissance du signal, la latence, le débit montant et descendant ainsi que la perte de paquets. Ces informations sont ensuite transmises vers un serveur backend à travers des API REST sécurisées afin d'être analysées par le modèle d'intelligence artificielle basé sur XGBoost. Après traitement, le serveur renvoie à l'application le résultat du diagnostic indiquant l'état du réseau (Bon, Moyen ou Mauvais). En plus du diagnostic intelligent, l'application permet aux utilisateurs de signaler des incidents en temps réel grâce à la géolocalisation et d'intégrer un module de paiement mobile destiné à faciliter certaines opérations à distance. L'ensemble de ces fonctionnalités vise à améliorer l'expérience utilisateur et à faciliter la gestion des réclamations liées à la qualité du réseau. Sur le plan technique, le système a été développé à l'aide de technologies modernes telles que Flutter pour la partie mobile et un backend Python basé sur des API REST pour assurer la

communication, le traitement et le stockage des données. La figure 4.1 représente une architecture distribuée de l'application TelPayDZ.

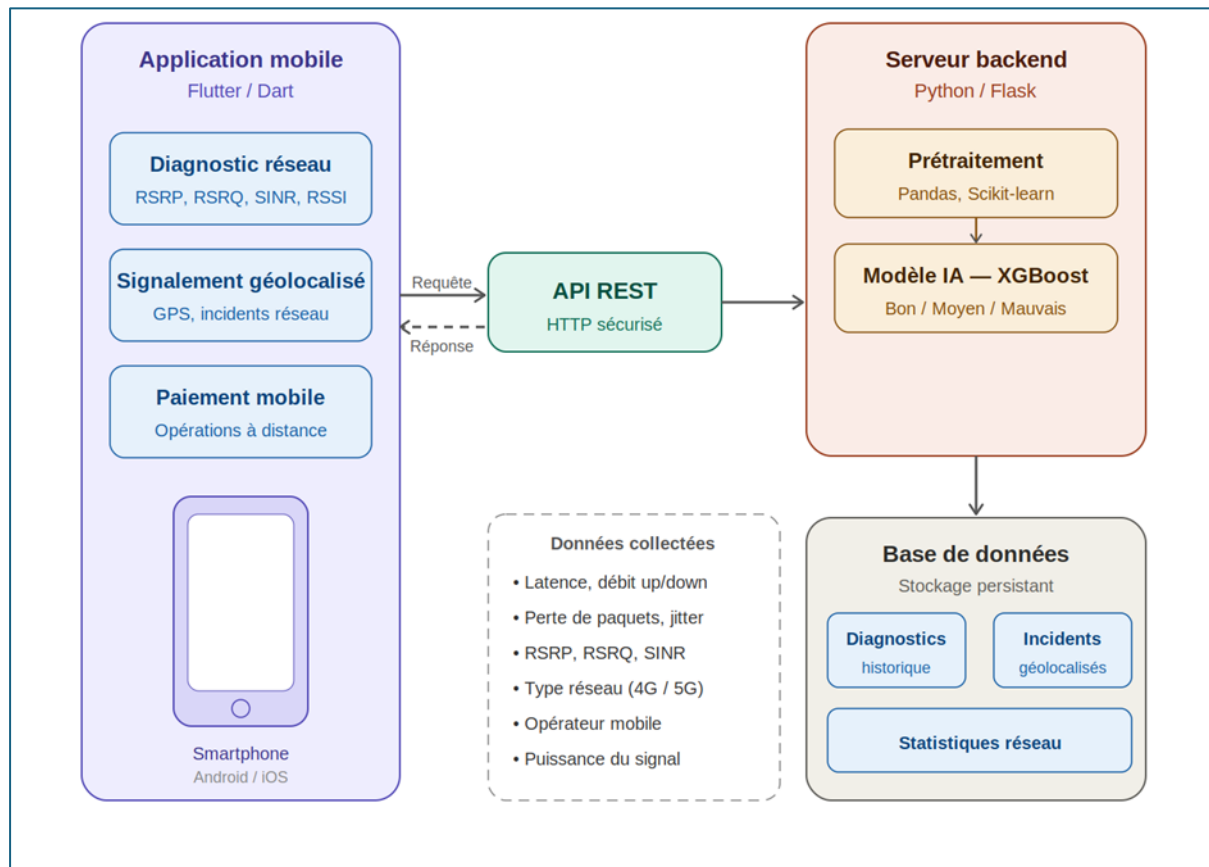


Figure 4.1 : Architecture distribuée de l'application TelPayDZ.

4.2.1 Application mobile

L'application mobile représente l'interface principale entre l'utilisateur et le système intelligent de diagnostic réseau. Elle a été conçue afin de fournir une interface simple, rapide et intuitive, permettant aux utilisateurs d'accéder facilement aux différentes fonctionnalités proposées. Son rôle principal consiste à récupérer automatiquement plusieurs paramètres réseau du téléphone mobile, à analyser la qualité de la connexion et à afficher les résultats en temps réel.

L'application permet notamment de lancer un test intelligent du réseau, d'afficher l'état de la connexion, de signaler des incidents géolocalisés et d'accéder à un module de paiement mobile destiné à faciliter certaines opérations à distance. Pour réaliser ces fonctions, elle collecte différentes informations réseau disponibles sur le smartphone, telles que le type de réseau utilisé (4G ou 5G), le nom de l'opérateur mobile, la puissance du signal ainsi que plusieurs indicateurs radio comme le RSRP, le RSRQ, le SINR et le RSSI. Elle mesure également des paramètres liés à la qualité de service, notamment la latence, le débit montant et descendant, la perte de paquets, le jitter et la stabilité globale de la connexion. Ces données sont ensuite

CHAPITRE 4 : CONCEPTION ET DEVELOPPEMENT DE L'APPLICATION MOBILE

transmises au serveur backend afin d'être analysées par le modèle d'intelligence artificielle pour déterminer l'état du réseau. La figure 4.2 représente l'interface de TelPayDZ.

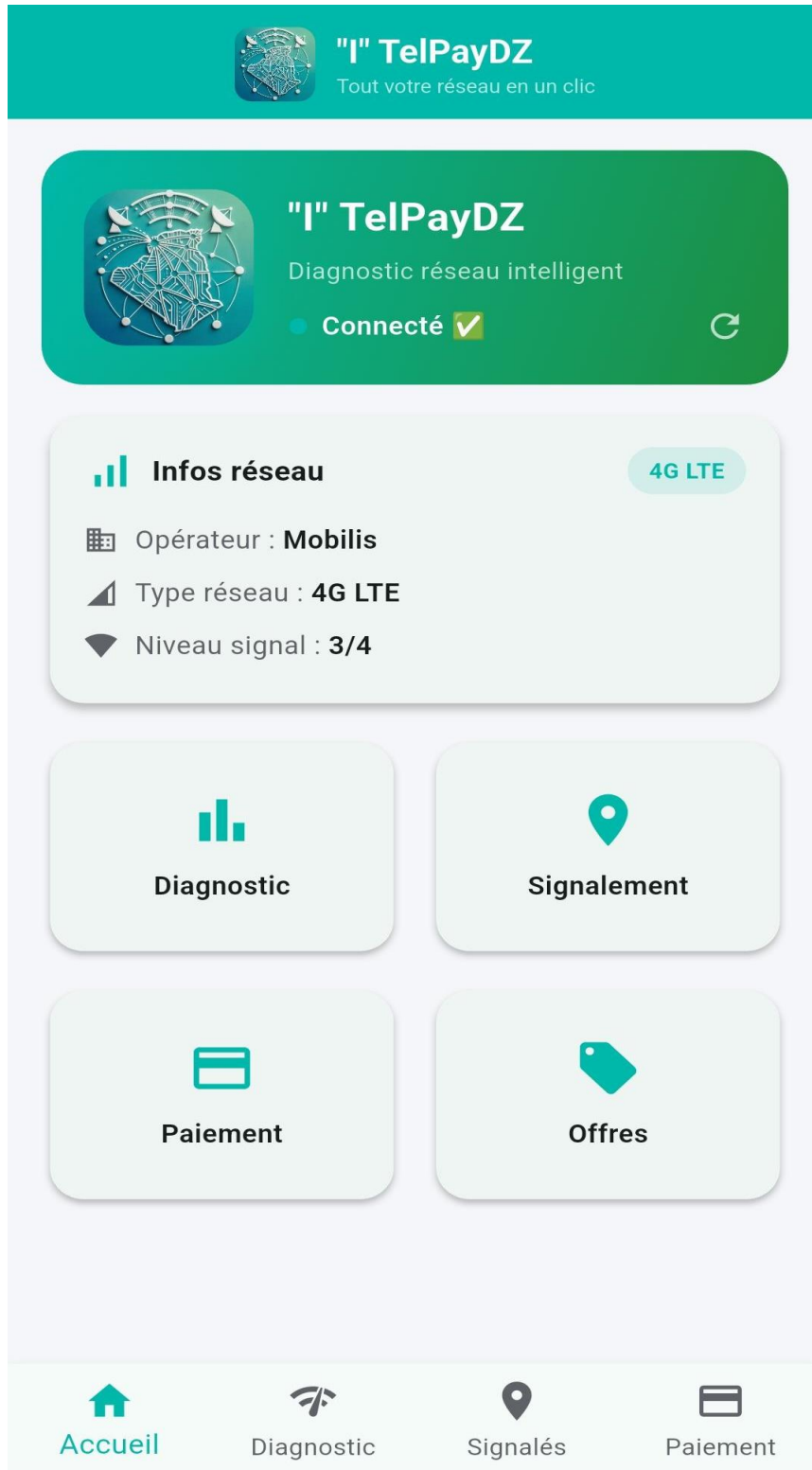


Figure 4.2 : Interface de l'application TelPayDZ.

4.2.2 Serveur backend

Le serveur backend constitue l'élément central de l'architecture du système, puisqu'il assure la communication entre l'application mobile et le modèle d'intelligence artificielle chargé du diagnostic réseau. Développé en Python à l'aide du framework Flask, ce serveur joue un rôle essentiel dans le traitement des données et l'exécution des différentes opérations liées à l'analyse intelligente du réseau mobile.

Son fonctionnement repose principalement sur la réception des informations envoyées par l'application mobile, notamment les paramètres radio et les indicateurs de qualité de service collectés depuis le smartphone. Une fois reçues, ces données subissent une phase de préparation et de prétraitement afin d'être compatibles avec le modèle d'intelligence artificielle. Le serveur exécute ensuite le modèle basé sur XGBoost afin de prédire l'état du réseau et de déterminer si la qualité de la connexion est bonne, moyenne ou mauvaise. Le résultat du diagnostic est finalement renvoyé vers l'application mobile pour être affiché à l'utilisateur en temps réel.

L'utilisation d'une architecture basée sur des API REST permet de déléguer les traitements complexes au serveur backend au lieu de les exécuter directement sur le téléphone mobile. Cette approche améliore les performances globales de l'application, réduit la consommation des ressources du smartphone et facilite la maintenance ainsi que l'évolution future du système.

4.2.3 Base de données

La base de données joue un rôle important dans le fonctionnement du système, puisqu'elle permet de stocker et d'organiser l'ensemble des informations collectées par l'application mobile. Elle contient principalement les résultats des diagnostics réalisés par le modèle d'intelligence artificielle, l'historique des tests effectués par les utilisateurs, les incidents signalés, les données de géolocalisation ainsi que différentes statistiques liées à la qualité du réseau mobile. Ces informations peuvent être exploitées afin de suivre l'évolution des performances réseau et d'améliorer progressivement la qualité du service proposé par l'application.

Dans le cadre de ce projet, les datasets utilisés pour l'entraînement et les tests du modèle d'intelligence artificielle sont des datasets simulés mais conçus à partir de valeurs réalistes et cohérentes avec les paramètres observés dans les réseaux mobiles réels. L'utilisation de données simulées s'explique principalement par la difficulté d'obtenir des données réelles provenant des opérateurs télécoms, ces informations étant généralement considérées comme confidentielles et sensibles. Malgré cette limitation, les données générées restent

représentatives des conditions réelles de fonctionnement des réseaux mobiles et permettent de valider le comportement global du système de diagnostic intelligent.

4.2.4 Modèle d'IA intégrés

Le système de diagnostic intelligent développé dans ce projet repose sur un modèle d'apprentissage supervisé utilisant l'algorithme XGBoost. Ce modèle a été entraîné à partir d'un dataset contenant plusieurs paramètres liés à la qualité du réseau mobile, notamment les indicateurs radio tels que le RSRP, le RSRQ, le SINR et le RSSI, ainsi que différents paramètres de performance comme la latence, le débit montant et descendant, la perte de paquets, le jitter et la puissance du signal. L'objectif principal du modèle est d'analyser automatiquement ces informations afin de déterminer l'état du réseau et de classifier la connexion comme bonne, moyenne ou mauvaise.

Le choix de XGBoost s'explique par ses performances élevées dans le traitement des données tabulaires et sa capacité à modéliser efficacement des relations complexes entre plusieurs variables réseau. Cet algorithme présente également l'avantage d'offrir une exécution rapide, une bonne précision de prédiction ainsi que des mécanismes de régularisation permettant de réduire les risques de surapprentissage. Ces caractéristiques font de XGBoost une solution adaptée pour l'intégration d'un système de diagnostic intelligent au sein d'une application mobile de surveillance réseau.

4.3. Technologies utilisées

Le développement du projet **TelPayDZ** a nécessité l'utilisation de plusieurs technologies complémentaires afin d'assurer une bonne communication entre les différents composants du système, notamment l'application mobile, le serveur backend et le modèle d'intelligence artificielle. Les outils et technologies choisis ont été sélectionnés pour leur flexibilité, leurs performances ainsi que leur compatibilité avec les applications mobiles modernes.

4.3.1 Visual Studio Code pour le développement

L'environnement de développement principal utilisé dans ce projet est Visual Studio Code. Cet éditeur de code a été choisi pour sa légèreté, sa rapidité d'exécution et sa compatibilité avec plusieurs langages de programmation tels que Dart et Python. Il offre également de nombreuses extensions facilitant le développement mobile avec Flutter ainsi que l'intégration des outils liés à l'intelligence artificielle et aux API REST.

Visual Studio Code permet une gestion efficace des fichiers du projet, l'exécution du code en temps réel, le débogage des applications ainsi que la gestion simplifiée des dépendances et des

bibliothèques. Son interface intuitive facilite également le développement des différentes parties du système dans un environnement unique [98].

4.3.2 Flutter et le langage Dart pour l'application mobile

Le développement de l'application mobile a été réalisé à l'aide du *framework* Flutter en utilisant le langage de programmation Dart. Flutter est une technologie développée par Google permettant de créer des applications mobiles multiplateformes à partir d'un seul code source. Cette approche réduit le temps de développement et facilite la maintenance de l'application [99].

Flutter offre plusieurs avantages importants dans le cadre de ce projet, notamment la création d'interfaces modernes et interactives, une excellente fluidité graphique ainsi qu'une compatibilité avec les systèmes Android. Grâce à son moteur de rendu intégré, l'application bénéficie de bonnes performances et d'une expérience utilisateur plus réactive. Le langage Dart utilisé avec Flutter permet également une exécution rapide du code et facilite l'organisation des différents modules de l'application mobile [100].

4.3.3 Python pour l'intelligence artificielle et le backend

Le traitement des données ainsi que l'intégration du modèle d'intelligence artificielle ont été réalisés avec le langage Python. Ce langage est largement utilisé dans les domaines du machine learning et de l'analyse de données grâce à sa simplicité et à la richesse de ses bibliothèques scientifiques [101].

Dans ce projet, plusieurs bibliothèques Python ont été exploitées. La bibliothèque Pandas a été utilisée pour le traitement et l'organisation des datasets [102], tandis que Scikit-learn a servi pour le prétraitement des données et certaines opérations de normalisation [103]. Le modèle d'intelligence artificielle a été développé avec XGBoost afin d'effectuer le diagnostic intelligent de l'état du réseau [104]. Enfin, le framework Flask a été utilisé pour développer le serveur backend et les API assurant la communication entre l'application mobile et le modèle IA [105].

4.3.4 API REST pour la communication entre les composants

La communication entre l'application mobile et le serveur backend repose sur une architecture basée sur les API REST utilisant le protocole HTTP. Cette méthode permet un échange rapide, structuré et sécurisé des données entre les différentes parties du système [106].

Lorsqu'un utilisateur lance un test réseau depuis l'application mobile, les paramètres collectés par le smartphone sont envoyés au serveur backend sous forme de requêtes API. Le serveur traite ensuite ces données à l'aide du modèle d'intelligence artificielle avant de retourner le

résultat du diagnostic vers l'application. Cette architecture permet de séparer l'interface mobile des traitements complexes liés à l'intelligence artificielle, ce qui améliore les performances globales de l'application et réduit la consommation des ressources du téléphone mobile [107].

4.4 Développement des modules

4.4.1 Module diagnostic réseau

Le module de diagnostic réseau constitue la fonctionnalité principale de l'application TelPayDZ. Il évalue automatiquement la qualité de la connexion mobile de l'utilisateur à partir des paramètres réseau collectés directement depuis le smartphone, notamment les indicateurs radio (RSRP, RSRQ, SINR, RSSI) et les métriques de qualité de service (latence, débits montant et descendant, perte de paquets, jitter et puissance du signal). Ces données sont ensuite transmises au serveur backend pour être traitées par le modèle XGBoost décrit précédemment. À l'issue du traitement, le modèle produit une classification de l'état du réseau en trois catégories Bon, Moyen ou Mauvais et restitue le résultat à l'utilisateur accompagné des différents indicateurs de performance, lui offrant ainsi une vision claire et en temps réel de la qualité de sa connexion mobile. Après traitement des données, le modèle IA réalise automatiquement une classification de l'état du réseau en trois catégories : Bon, Moyen ou Mauvais. Le résultat du diagnostic est ensuite affiché à l'utilisateur avec différents indicateurs de performance afin de lui fournir une vision claire de la qualité de sa connexion mobile en temps réel. La figure 4.3 représente Interface du module de diagnostic réseau de l'application TelPayDZ affichant l'état du réseau, les probabilités XGBoost et les paramètres détaillés (signal radio et performance réseau).

CHAPITRE 4 : CONCEPTION ET DEVELOPPEMENT DE L'APPLICATION MOBILE

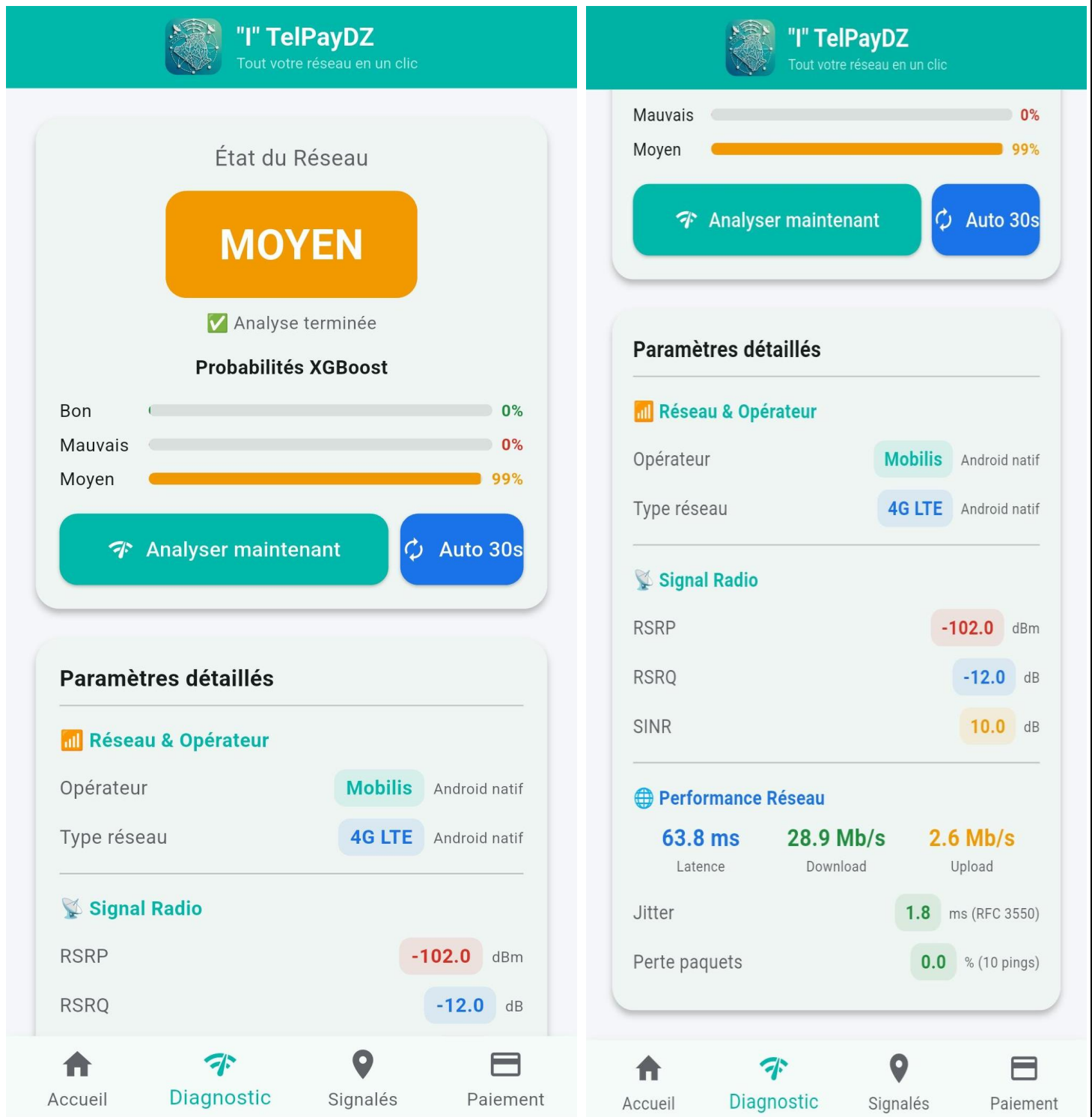


Figure 4.3 : Résultat d'un test de qualité de réseau.

4.4.2 Module de signalement géolocalisé

Le module de signalement géolocalisé permet aux utilisateurs de déclarer rapidement les problèmes liés à la qualité du réseau mobile rencontrés dans une zone donnée. Lors de l'utilisation de cette fonctionnalité, l'application demande d'abord l'autorisation d'accéder à la localisation du téléphone via le système GPS afin de déterminer avec précision la position géographique de l'incident. Cette localisation permet ensuite d'identifier les zones présentant une mauvaise couverture ou des dysfonctionnements réseau récurrents.

L'utilisateur peut également décrire le problème rencontré à travers une zone de texte intégrée dans l'application. Après la saisie de la description, le système utilise un modèle d'intelligence artificielle de type LLM afin d'analyser automatiquement le contenu du message et d'identifier la nature probable du problème signalé, comme une faible couverture réseau, une latence élevée, une connexion instable ou une baisse du débit Internet. En fonction du problème détecté, l'application propose automatiquement plusieurs conseils ou actions que l'utilisateur peut essayer avant l'envoi du signalement, par exemple activer le mode avion, redémarrer les données mobiles, changer de position ou vérifier les paramètres réseau du téléphone.

Une fois cette étape terminée, le signalement accompagné des informations de géolocalisation et des détails du problème peut être transmis à l'opérateur concerné. Cette fonctionnalité permet non seulement d'améliorer l'expérience utilisateur, mais également d'aider les opérateurs télécoms à localiser plus efficacement les zones présentant des anomalies réseau et à accélérer le traitement des réclamations.

4.4.3 Module paiement

Le module de paiement mobile intégré dans l'application permet aux utilisateurs d'effectuer différentes opérations financières à distance de manière simple et sécurisée. L'utilisateur peut d'abord sélectionner le type de service souhaité, notamment la recharge mobile ou le transfert de crédit téléphonique. Après le choix du service, il lui est demandé de saisir le numéro de téléphone concerné par l'opération.

L'application propose ensuite plusieurs moyens de paiement électronique, notamment les cartes CIB et EDAHABIA. Une fois le mode de paiement sélectionné, une interface sécurisée s'affiche afin de permettre à l'utilisateur de renseigner les informations nécessaires de la carte bancaire ou postale, telles que le numéro de la carte et les données d'authentification requises pour la validation de la transaction.

Cette approche permet de renforcer la sécurité des opérations de paiement tout en offrant une expérience utilisateur fluide et intuitive. L'intégration de ce module vise à faciliter l'accès aux

CHAPITRE 4 : CONCEPTION ET DEVELOPPEMENT DE L'APPLICATION MOBILE

services mobiles à distance et à améliorer la praticité de l'application pour les utilisateurs. La figure 4.4 représente l'interface de paiement à distance.

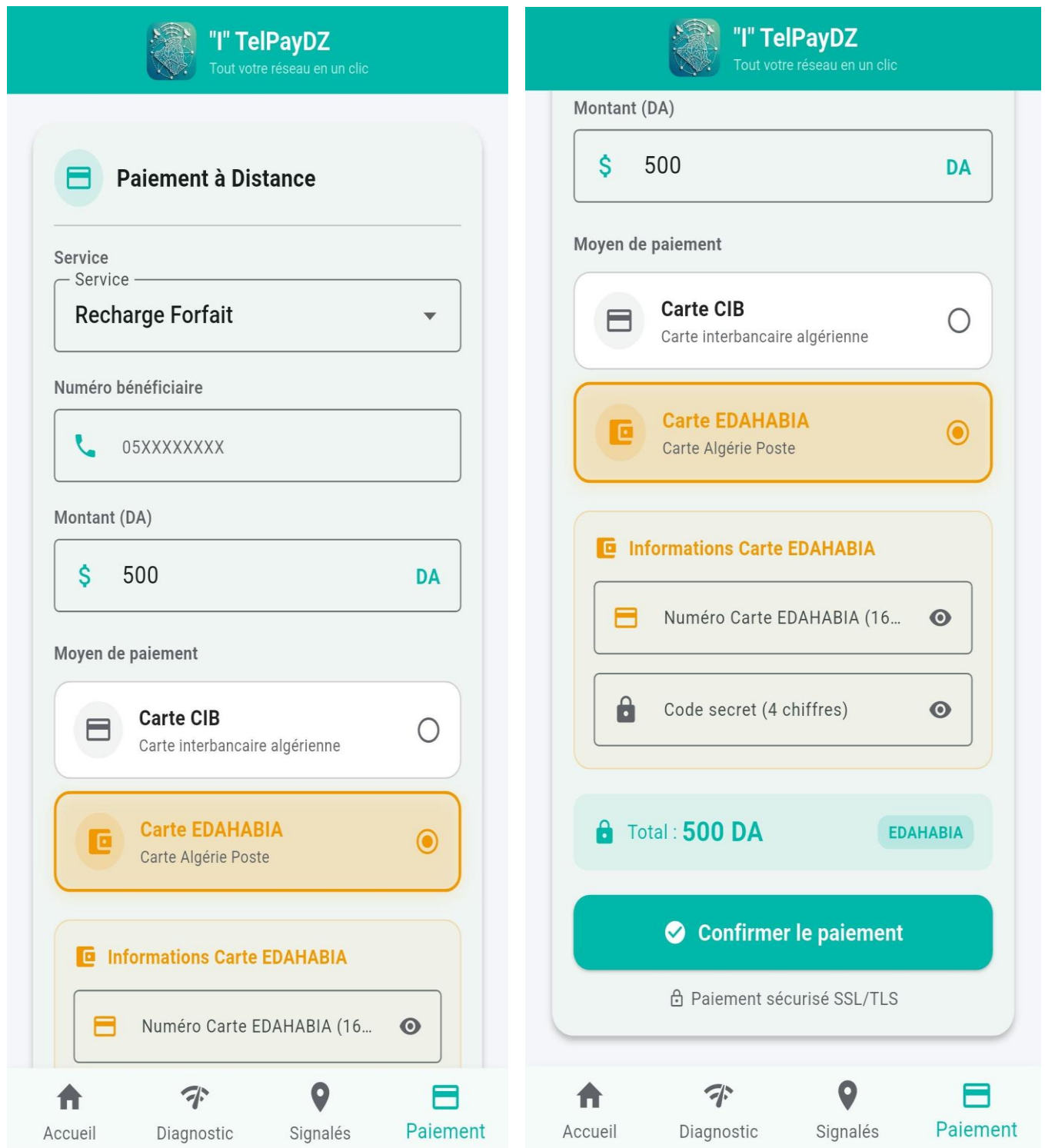


Figure 4.4 : Interface de paiement à distance.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes étapes liées à la conception et au développement de l'application mobile TelPayDZ. Nous avons décrit l'architecture générale du système ainsi que les principales technologies utilisées pour assurer la communication entre l'application mobile, le serveur backend et le modèle d'intelligence artificielle. Nous avons également détaillé les différents modules développés, notamment le module de diagnostic réseau, le signalement géolocalisé des incidents ainsi que le module de paiement mobile. L'intégration de ces différentes composantes a permis de concevoir une application intelligente capable d'améliorer l'expérience utilisateur dans le domaine des réseaux mobiles.

Conclusion générale

Ce travail a permis de concevoir et de développer une application mobile intelligente nommée TelPayDZ, destinée à améliorer l'expérience des utilisateurs des réseaux mobiles à travers plusieurs services intégrés. L'objectif principal du travail réalisé était de proposer une solution capable d'effectuer un diagnostic automatique de la qualité du réseau mobile à partir de paramètres radio et d'indicateurs de performance récupérés depuis le smartphone. L'application intègre également un module de signalement géolocalisé des incidents réseau ainsi qu'un module de paiement mobile permettant de faciliter certaines opérations à distance. Afin de réaliser ce système, plusieurs technologies modernes ont été utilisées, notamment Flutter et le langage Dart pour le développement de l'application mobile, Python pour le backend et l'intelligence artificielle, ainsi que des API REST pour assurer la communication entre les différents composants du système. Le modèle d'intelligence artificielle utilisé repose sur l'algorithme XGBoost, entraîné à partir de datasets simulés contenant plusieurs paramètres liés à la qualité des réseaux mobiles tels que le RSRP, le RSRQ, le SINR, la latence, le débit et la perte de paquets.

L'intégration de l'intelligence artificielle a apporté plusieurs avantages au travail. Elle a permis d'automatiser le processus de diagnostic réseau, d'améliorer la rapidité d'analyse des données et de fournir des résultats plus précis concernant l'état de la connexion mobile. L'utilisation du modèle XGBoost a également facilité l'identification des paramètres les plus influents dans l'évaluation de la qualité du réseau. De plus, l'ajout d'un système de traitement intelligent des signalements utilisateurs contribue à améliorer l'interaction entre les utilisateurs et les opérateurs télécoms.

Malgré les résultats obtenus, certaines limites restent présentes dans le système développé. La principale contrainte concerne l'utilisation de datasets simulés au lieu de données réelles fournies par les opérateurs télécoms, ces informations étant généralement confidentielles et difficiles d'accès. De plus, certaines fonctionnalités avancées liées au réseau dépendent des capacités matérielles du smartphone et des restrictions imposées par le système Android. Enfin, le module de paiement intégré reste une simulation académique nécessitant une intégration réelle avec des plateformes de paiement certifiées pour une exploitation complète.

Comme perspectives d'amélioration, plusieurs évolutions peuvent être envisagées afin d'enrichir les fonctionnalités du système. Une première amélioration consisterait à intégrer des données réelles provenant des opérateurs afin d'augmenter la précision du modèle d'intelligence artificielle. Le projet pourrait également être étendu vers l'analyse des réseaux

CONCLUSION GENERALE

5G et futurs réseaux 6G, tout en intégrant des techniques d'intelligence artificielle plus avancées permettant la prédiction proactive des incidents réseau avant leur apparition. D'autres améliorations pourraient inclure l'ajout de tableaux de bord analytiques, l'intégration de cartes interactives en temps réel ainsi qu'un système intelligent de recommandations automatiques destiné aux utilisateurs et aux opérateurs télécoms.

Bibliographie

- [1] Dao, N. N., Tu, N. H., Hoang, T. D., Nguyen, T. H., Nguyen, L. V., Lee, K., ... & Cho, S. (2024). A review on new technologies in 3GPP standards for 5G access and beyond. *Computer Networks*, 245, 110370.
- [2] Nikolich, P., Lin, C., Korhonen, J., Marks, R., Tye, B., Li, G., ... & Zhang, S. (2017). Standards for 5G and beyond : Their use cases and applications. *IEEE 5G Tech Focus*, 1(2).
- [3] Afaq, A., Haider, N., Baig, M. Z., Khan, K. S., Imran, M., & Razzak, I. (2021). Machine learning for 5G security: Architecture, recent advances, and challenges. *Ad Hoc Networks*, 123, 102667.
- [4] Moore, D. T., Krizan, L., & Moore, E. J. (2005). Evaluating intelligence : a competency-based model. *International Journal of Intelligence and CounterIntelligence*, 18(2), 204-220.
- [5] Boutaba, R., Salahuddin, M. A., Limam, N., Ayoubi, S., Shahriar, N., Estrada-Solano, F., & Caicedo, O. M. (2018). A comprehensive survey on machine learning for networking : evolution, applications and research opportunities. *Journal of Internet Services and Applications*, 9(1), 1-99.
- [6] Siebert, A. (2025). *Contribution à l'implémentation d'algorithmes d'Intelligence artificielle pour applications de radiocommunications dans un contexte embarqué durci* (Doctoral dissertation, Université de Bordeaux).
- [7] Ouyang, Y., Wang, L., Yang, A., Shah, M., Belanger, D., Gao, T., ... & Zhang, Y. (2021). The next decade of telecommunications artificial intelligence. *arXiv preprint arXiv :2101.09163*.
- [8] ResearchGate. (2020). Architecture d'un réseau de télécommunication [Schéma]. Disponible sur : https://www.researchgate.net/figure/Architecture-dun-reseau-de-telecommunication_fig1_344201478. consulté en février 2026
- [9] Telecomtuto. (s. d.). *Évolution des générations de réseaux mobiles : 1G, 2G, 3G, 4G, 5G*. <https://telecomtuto.com/evolution-des-generations-de-reseaux-mobiles-1g-2g-3g-4g-5g/> [Consulté le : 19 février 2026].
- [10] Ziani, Z., Hachemi, M. H., Rahmani, B., & Hadjila, M. (2025). Enhancing handover management in 5G networks with encoder-decoder LSTM for multistep forecasting. *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 23(6), 1518-1527.
- [11] Berkane, B., & Rais, O. (2025). Digital Transformation in Algeria : Successes and Failures. *مدارات سياسية*, 9(1), 22-40.

- [12] Chabani, W., & Chabani, Z. (2025). Adoption and analysis of electronic payment methods in Algeria : A case study of Algérie Télécom (2022–2024). *Algerian Review of Economic Development*, 12(2), 103–112.
- [13] Messahel, S. (2025). The role of work ethics in improving employee performance in telecommunications companies : A case study of Algeria Telecom Company. *Revue de l'Université de Sétif 1*, 429–447.
- [14] Dubé, M., & Dubé, J. S. (2026). Construire une culture des REL : la position de l'Université de Sherbrooke. *Médiations et médiatisations*, (23), 258-268.
- [15] Ouali, M. E. M. (2026). Gouvernance de l'identité numérique en Algérie et en Tunisie : étude comparative des modèles, défis et perspectives. 708-733, (1)11, *افاق للعلوم*.
- [16] WASSIM, H., & MOUNDIR, R. (2025). Développement d'un système autonome contrôlé par des marqueurs visuels utilisant un RASPBERRY PI (Doctoral dissertation, Faculté des sciences et de la technologie).
- [17] Richard, K., Sadiq, B. O., & Maniniti, V. (2026). Securing campus networks with intelligence : a review of machine learning techniques for ddos and arp protection. *Discover Networks*, 2(1), 11.
- [18] Mekri, M., & Mihoubi, M. (2026). Traditional and Modern Milk Collecting, Processing, and Conservation. In *Management and Productivity of Dairy Animals under African Breeding Conditions* (pp. 557-617). Cham : Springer Nature Switzerland.
- [19] Redjem, N., & Telilani, G. (2025). The Impact of Mobile Application Marketing on Brand Image Through Improved User Experience: A Case Study of the Djezzy App. *Revue Les Cahiers du POIDEX*, 14(2), 299-320.
- [20] Diab, Z., & Aissa, K. (2026). The Impact of E-marketing on Algerian Customer Image" A Sample Study of Gulf Bank (AGB) Customers in Saida City". *مجلة البحوث الاقتصادية المتقدمة*, 167-147, (1)11.
- [21] Ali, B. E. N. K. E. R. D. A. G. H. (2023). Impact des technologies numériques sur l'accès aux soins en Algérie (Doctoral dissertation, ECOLE SUPERIURE DE GESTION ET D'ECONOMIE NUMERIQUE).
- [22] Van Dievoet, L., & Ricaud, P. 7 | 2022 Radio en mobilité (s) : nouveaux usages, formats et proximités.
- [23] Bekacem, L., & Ben Abdelaziz, L. (2022). Le processus de l'élaboration d'une stratégie de contenu au sein d'une entreprise CAS : DJEZZY (Doctoral dissertation, Université Mouloud Mammeri).

- [24] Saida, L., & Sarah, I. (2023). Analyse des réseaux téléphoniques en Algérie (Doctoral dissertation, FGEI. UMMTO).
- [25] Bélaid, C., Charifi, S., & Ziani, I. H. (2025). Les outils et les défis de la digitalisation de la gestion des déchets avicoles (Doctoral dissertation, ECOLE SUPERIEURE DE GESTION ET D'ECONOMIE NUMERIQUE).
- [26] Tilioua, A. (2026). Enjeux du haut débit dans le désenclavement numérique du territoire en Algérie (Doctoral dissertation, Université Alger 3 : Faculté des Sciences de l'Information et de la Communication).
- [27] Meziane, A., & Zaou, T. (2025). La digitalisation du service du financement du commerce extérieur en Algérie : Illustration par le cas du Crédit Populaire d'Algérie (CPA) (Doctoral dissertation, Université Mouloud Mammeri).
- [28] Saad, K. (2025). La Numérisation des Services Financiers et Bancaires en Algérie cas de la BEA agence 121 de Tizi-Ouzou (Doctoral dissertation, Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou).
- [29] Adamou, M. O. D. I., & MEHOBA, D. T. (2026). L'intelligence artificielle au service de la gestion de la relation client dans le secteur de la technologie au Bénin. *Revue Française d'Economie et de Gestion*, 7(2).
- [30] ODODE, A. A. A., HOUETOHOSSOU, S. T., CAMARA, K., & GNANHO, M. (2026). Influence du commerce électronique sur le besoin en fonds de roulement des Petites et Moyennes entreprises En Guinée. *International Journal of Accounting Finance Auditing Management and Economics*, 7(4), 82-102.
- [31] Tilioua, A. (2026). Enjeux du haut débit dans le désenclavement numérique du territoire en Algérie (Doctoral dissertation, Université Alger 3 : Faculté des Sciences de l'Information et de la Communication).
- [32] El Bachir, M. K. M., & Rahma, M. T. L'impact de la personnalisation sur l'optimisation de l'expérience client Cas : Indrive Algérie.
- [33] HAOUAT, I., & CHERKAOUI, M. (2023). L'expérience client, l'expérience utilisateur et l'interface utilisateur : une approche théorique. *International Journal of Accounting Finance Auditing Management and Economics*, 4(4-1), 441-463.
- [34] Debiane, L., & Ramdani, C. (2025). L'influence du développement des technologies mobiles sur le commerce électronique en Algérie (Doctoral dissertation, Université Mouloud Mammeri).

- [35] Chen, A. C., Jia, W. K., Hwang, F. J., Liu, G., Song, F., & Pu, L. (2022). Machine learning and deep learning methods for wireless network applications. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2022(1), 115.
- [36] Chen, A. C., Jia, W. K., Hwang, F. J., Liu, G., Song, F., & Pu, L. (2022). Machine learning and deep learning methods for wireless network applications. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2022(1), 115.
- [37] Abderrahmane, E. M. (2022). Contributions à l'optimisation des ressources spectrales dans la sixième génération.
- [38] Dong, Y., Wang, X., Fu, F., Lin, Z., Yin, C., Liao, Y., & Lin, P. (2023, June). Research on fault management system based on artificial intelligence in data network. In 2023 IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting (BMSB) (pp. 1-5). IEEE.
- [39] BRUNESSAUX, S., & COURANT, J. L. Classification d'instabilité d'équipements réseaux FTTH à l'aide de techniques de Machine Learning. *APIA*, 23.
- [40] Sultana, S., Uddin, M., Chy, M. A. R., Hasan, S. N., Hossain, E., Kaur, H., & Kaur, J. (2025). AI-augmented big data analytics for real-time cyber attack detection and proactive threat mitigation. *International Journal of Computational and Experimental Science and Engineering*, 11(3), 5639-5647.
- [41] Averineni, A. (2025). Leveraging Machine Learning for Anomaly Detection in Telecom Network Management. *Journal of Computer Science and Technology Studies*, 7(4), 08-20.
- [42] Diton, G., & Okafor, J. O. Application of Artificial Intelligence in Wireless Communication Systems in Nigeria.
- [43] Semenov, V. Y., & Semenova, E. V. (2025). Applying Machine Learning Methods to Certain Problems of Digital Signal Processing in Telecommunication Problems. *Cybernetics and Systems Analysis*, 61(4), 697-704.
- [44] PlatformEasy. (2025, 18 novembre). *Application mobile pour services à la personne*. Consulté le 22 février 2026, sur <https://platformeasy.io/application-mobile/>
- [45] JNG WEB. (s.d.). *Analyser votre wifi avec Network Analyzer*. Consulté le 22 février 2026, sur <https://jng-web.com/labo/analyser-votre-wifi-avec-network-analyzer/>
- [46] Métier Télécoms. (2019). *Métiers exploitation, supervision et support des SI et services*. <https://www.metiers-telecoms.org/cartographie/metiers-exploitation-supervision-et-support-des-si-et-services/>

- [47] Indjazat. (2025, 30 septembre). *Équipementiers des télécoms et opérateurs de téléphonie mobiles coordonnent leurs violons*. <https://www.indjazat.com/equipementiers-des-telecoms-et-operateurs-de-telephonie-mobiles-coordonnent-leurs-violons-travailler-en>
- [48] Fratel. (2024, 15 octobre). *Outils de contrôle de la qualité de service des réseaux mobiles*. <https://www.fratel.org/donnees-mobiles/temoignages/outils-de-controle-de-la-qualite-de-service-des-reseaux-mobiles/>
- [49] Bureau des Télécoms. (2025, 2 mars). *Les clés d'une supervision proactive pour garantir la continuité de vos services*. <https://www.bureau-telecoms.fr/telecommunications/les-cles-dune-supervision-proactive-pour-garantir-la-continuite-de-vos-service>
- [50] Telecom Insiders. (2025, 9 janvier). *Cybersécurité en télécom : comment assurer la protection des données clients ?* <https://www.telecom-insiders.com/blog/cybersecurite-en-telecom-comment-assurer-la-protection-des-donnees-clients>
- [51] Salon du Numérique. (s.d.). *Administrateur système : missions et fiche métier*. Consulté le 22 février 2026, sur <https://salon-du-numerique.fr/administrateur-systeme-missions-et-fiche-metier/>
- [52] Apec. (2024). *Administrateur système - fiche métier*. Consulté le 22 février 2026, sur <https://www.apec.fr/tous-nos-metiers/informatique/administrateur-systeme.html>
- [53] Éducation nationale. (2020). *L'administrateur d'outils, de systèmes, réseaux et télécoms*. Consulté le 22 février 2026, sur <https://www.education.gouv.fr/etre-administrateur-d-outils-de-systemes-de-reseaux-et-de-telecoms-416685>
- [54] Obsmetiers RCP. (2016). *Administrateur outils, systèmes, réseaux et télécoms*. Consulté le 22 février 2026, sur <https://obsmetiers.rcp-pro.fr/les-metiers/si/administrateur-outils-systemes-reseaux-et-telecoms>
- [55] Afolabi, B., Adetunmbi, A., & Oludele, A. (2017). Holistic Security Model for Mobile Database in Nigeria. ResearchGate. <https://www.researchgate.net/publication/322465819>
- [56] Boutaba, R., Salahuddin, M. A., Limam, N., Ayoubi, S., Shahriar, N., Estrada-Solano, F., & Caicedo, O. M. (2018). A comprehensive survey on machine learning for networking : Evolution, applications and research opportunities. *Journal of Internet Services and Applications*, 9(1), 16.
- [57] Bouslimani, Y., Ghribi, M., & Kadi, A. S. (2011). Système automatisé de détection et de diagnostic de pannes dans un réseau de télécommunications. *Journal of Research in Engineering and Technology*, 2(1), 1-10. [60] Fortes et al. (2021) — sur l'importance des

données de localisation intégrées au diagnostic et gestion des pannes dans les réseaux cellulaires

- [58] Stevenson, J., Borzacchiello, M. T., Nijkamp, P., & Scholten, H. (2013). Data from telecommunication networks for incident management : An exploratory review on transport safety and security. *Transport Policy*, 28, 86–102.
- [59] Sangaiah, A. K., Rezaei, S., Javadpour, A., Miri, F., Zhang, W., & Wang, D. (2022). Automatic fault detection and diagnosis in cellular networks and beyond 5G : Intelligent network management. *Algorithms*, 15(11), 432.
- [60] Zhao, L., He, C., & Zhu, X. (2024). A fault diagnosis method for 5G cellular networks based on knowledge and data fusion. *Sensors*, 24(2), 401.
- [61] Beldjilali, B., & Belkhit, A. (2013). Intégration d'un service de localisation GSM-GPS [Mémoire de master, Université de Tlemcen]. DSpace@UST.
- [64] Téllez, J., & Zeadally, S. (2017). *Mobile Payment Systems: Secure Network Architectures and Protocols*. Springer, Cham.
- [62] Al-Najjar, H., Al-Rousan, N., & Al-Najjar, D. (2025). Advancements and Challenges in Mobile Payment Security : An Investigation of Vulnerabilities. *Innovation, Technologies, and Business Management (ICTIM)*, 259.
- [63] Dahab, D., & Ben Issa, H. (2023). Les déterminants de l'adoption du MPayment- au Maroc : Une étude exploratoire. *Revue Marocaine des Sciences de Management*.
- [64] Farchy, J., & Blain, A. B. (2025). Rémunération des contenus culturels utilisés par les systèmes d'IA.
- [65] Hou, R., Zhou, F., Wang, Q., Jiao, Z., Sun, J., & Zhang, Z. (2025). Revokable blockchain-enabled ranked multi-keyword attribute-based searchable encryption scheme with mobile edge computing for vehicular. *IEEE Transactions on Network and Service Management*.
- [69] S. Kumar & R. Tripathi, "Performance Monitoring of VoIP Networks using SIP and RTP Metrics," *International Journal of Network Management*, 2019.
- [66] Brown, A. (2019). *ITIL 4 foundation: IT service management practices*. IT Governance Publishing. (Pp. 145-167, chap. sur gestion des incidents et métriques MTTR/MTTD).
- [67] Ring, Y., Chen, M., & Boutaba, R. (2021). Artificial intelligence for network fault detection and predictive maintenance : A survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 23(4), 2456-2482. <https://doi.org/10.1109/COMST.2021.3101234>.

- [68] Smith, R., & Johnson, T. (2019). A review of network incident management practices in telecommunications. *IEEE Communications Magazine*, 57(8), 45-52. <https://doi.org/10.1109/MCOM.001.1800923>
- [69] Chen, M., & Zhang, L. (2020). Challenges in modern telecom network fault management. *Journal of Network and Systems Management*, 28(3), 456-478. <https://doi.org/10.1007/s10922-020-09543-2>
- [70] AXELOS. (2019). ITIL foundation: ITIL 4 edition. TSO (The Stationery Office). (Pp. 123-156, gestion des incidents et métriques MTTR/MTTD).
- [71] Dongmo, C. (2024). A review of non-functional requirements analysis throughout the SDLC. *Computers*, 13(12), Article 308. <https://doi.org/10.3390/computers13120308>
- [72] Ahmed, A.-G., Yahya, A. E., Yafooz, W. M. S., & Al-Dhaqm, A. (2023). A novel hybrid deep learning model for detecting and classifying non-functional requirements of mobile apps issues. *Electronics*, 12(5), 1258. <https://doi.org/10.3390/electronics12051258>
- [73] Leitão, A., & Jesus, P. (2020). High availability and disaster recovery: Architecture and strategy for modern enterprise systems. Apress.
- [74] Kaur, J., & Ramkumar, K. R. (2022). Cyber security and network security: Frameworks, methodologies and tools (1ère éd.). CRC Press.
- [75] Leitão, A., & Jesus, P. (2020). High availability and disaster recovery: Architecture and strategy for modern enterprise systems (1ère éd.). Apress.
- [76] Lucidchart. (S.d.). Qu'est-ce que le langage UML (langage de modélisation unifié) ?. <https://www.lucidchart.com/pages/fr/langage-uml>. Consulté en Février 2026.
- [77] Mornie, M. N., Jali, N., Shiang, C. W., Mit, E., Sae, S., Jali, S. K., & Greer, D. (2026). Visualisation of user stories to UML use case diagram. *Journal of Advanced Research in Applied Sciences and Engineering Technology*, 63(3), 68-80.
- [78] Boutaba, R., Salahuddin, M. A., Limam, N., Ayoubi, S., Shahriar, N., Estrada-Solano, F., & Caicedo, O. M. (2018). A comprehensive survey on machine learning for networking : Evolution, applications and research challenges. *Journal of Internet Services and Applications*, 9(1), 16. <https://doi.org/10.1186/s13174-018-0087-2>
- [79] Dahlman, E., Parkvall, S., & Sköld, J. (2016). 4G LTE-Advanced Pro and the road to 5G (3rd ed.). Academic Press / Elsevier.
- [80] Comşa, I.-S., Zhang, S., Aydin, M., Kuonen, P., Lu, Y., Trestian, R., & Ghinea, G. (2019). Towards 5G: A reinforcement learning-based scheduling solution for data traffic management.

- IEEE Transactions on Network and Service Management, 15(4), 1661–1675.
<https://doi.org/10.1109/TNSM.2018.2863960>
- [81] 3GPP TS 36.214. (2017). Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA) : Physical layer Measurements (Release 14). 3rd Generation Partnership Project.
<https://www.3gpp.org/>
- [82] Sesia, S., Toufik, I., & Baker, M. (2011). LTE – The UMTS long term evolution : From theory to practice (2nd ed.). Wiley.
- [83] 3GPP TS 36.133. (2018). Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA) : Requirements for support of radio resource management (Release 15). 3rd Generation Partnership Project. <https://www.3gpp.org/>
- [84] Goldsmith, A. (2005). Wireless communications. Cambridge University Press.
- [85] Holma, H., & Toskala, A. (2011). LTE for UMTS : Evolution to LTE-Advanced (2nd ed.). Wiley.
- [86] Proakis, J. G., & Salehi, M. (2008). Digital communications (5th ed.). McGraw-Hill.
- [87] Haykin, S. (2001). Communication systems (4th ed.). Wiley.
- [88] Bahl, P., & Padmanabhan, V. N. (2000). RADAR : An in-building RF-based user location and tracking system. Proceedings of IEEE INFOCOM 2000, 2, 775–784.
<https://doi.org/10.1109/INFCOM.2000.832252>
- [89] Rappaport, T. S. (2002). Wireless communications : Principles and practice (2nd ed.). Prentice Hall.
- [90] Kurose, J. F., & Ross, K. W. (2021). *Computer networking : A top-down approach* (8th ed.). Pearson.
- [91] Tanenbaum, A. S., & Wetherall, D. J. (2011). *Computer networks* (5th ed.). Pearson.
- [92] Recalde, A., Rego, A., Cespedes, S., & Poza-Lujan, J. L. (2020). Packet loss prediction using machine learning: A practical perspective. *IEEE Access*, 8, 195910–195927.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3033988>
- [93] Salman, O., Elhajj, I. H., Kayssi, A., & Chehab, A. (2020). A review on machine learning–based approaches for Internet traffic classification. *Annals of Telecommunications*, 75(9–10), 501–515. <https://doi.org/10.1007/s12243-019-00770-8>
- [94] Scikit-learn Developers. (2024). *RandomForestClassifier*. Scikit-learn. <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestClassifier.html>

- [95] Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 785–794. <https://xgboost.readthedocs.io/en/latest/>
- [96] Scikit-learn Developers. (2024). MLPClassifier. Scikit-learn. https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neural_network.MLPClassifier.html
- [97] Liu, F. T., Ting, K. M., & Zhou, Z.-H. (2008). Isolation forest. *2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining*, 413–422. <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.IsolationForest.html>
- [98] Microsoft. (2025). Visual Studio Code documentation. <https://code.visualstudio.com/docs>. [Consulté le : 19 avril 2026].
- [99] Google. (2025). *Flutter documentation*. Flutter.dev. <https://docs.flutter.dev>. [Consulté le : 19 avril 2026].
- [100] Dart Team, Google. (2025). *Dart programming language – language tour and documentation*. <https://dart.dev>. [Consulté le : 19 avril 2026].
- [101] Van Rossum, G., & Drake, F. L. (2025). *Python 3 documentation*. Python Software Foundation. <https://docs.python.org/3>. [Consulté le : 20 avril 2026].
- [102] The pandas development team. (2025). *Pandas documentation*. <https://pandas.pydata.org/docs>. [Consulté le : 20 avril 2026].
- [103] Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., et al. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825–2830. <https://scikit-learn.org>. [Consulté le : 20 avril 2026].
- [104] Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 785–794). ACM. <https://xgboost.readthedocs.io>.
- [105] Pallets Project. (2025). *Flask documentation*. <https://flask.palletsprojects.com>. [Consulté le : 20 avril 2026].
- [106] Fielding, R. T. (2000). *Architectural styles and the design of network-based software architectures* (PhD dissertation, University of California, Irvine). https://www.ics.uci.edu/~fielding/pubs/dissertation/rest_arch_style.htm.
- [107] IETF. (2022). *Hypertext Transfer Protocol (HTTP/1.1) : Semantics and Content* (RFC 7231). <https://datatracker.ietf.org/doc/html/rfc7231>. [Consulté le : 22 avril 2026].

Business Model Canvas (BMC) — TelPayDZ

Informations générales

- **Nom du projet :** TelPayDZ
- **Type du projet :** Application mobile intelligente de diagnostic réseau et services télécoms
- **Technologies utilisées :** Flutter, Dart, Python, Flask, API REST, XGBoost, LLM.
- **Domaine :** Télécommunications et Intelligence Artificielle

1- Proposition de valeur (Value Proposition)

a. Quels problèmes résolvons-nous pour nos clients ?

TelPayDZ permet de résoudre les problèmes liés à la mauvaise qualité des réseaux mobiles en offrant un système intelligent capable d'analyser automatiquement les paramètres radio et de détecter les anomalies réseau. L'application facilite également le signalement géolocalisé des incidents et simplifie l'accès aux services de paiement mobile.

b. Quels besoins de nos clients satisfont nos produits ou services ?

L'application répond aux besoins des utilisateurs souhaitant surveiller la qualité de leur connexion mobile, identifier rapidement les problèmes réseau, effectuer des signalements précis et accéder à des services de paiement mobile sécurisés et simples à utiliser.

c. En quoi notre offre est-elle différente de celle de nos concurrents ?

Notre solution combine plusieurs fonctionnalités dans une seule plateforme mobile : diagnostic réseau intelligent, intelligence artificielle, géolocalisation GPS, recommandations automatiques et paiement mobile sécurisé. Cette intégration permet d'améliorer l'expérience utilisateur et de proposer une solution innovante dans le domaine des télécommunications.

d. Quelle est notre proposition unique de valeur ?

TelPayDZ est une application mobile intelligente capable d'analyser automatiquement la qualité du réseau mobile grâce à l'intelligence artificielle et de fournir des solutions rapides et adaptées aux utilisateurs.

2- Segments de clients (Customer Segment)

a. Quels sont nos clients principaux ?

Les principaux clients sont les utilisateurs des réseaux mobiles Mobilis, Djezzy et Ooredoo, ainsi que les utilisateurs des services numériques et de paiement mobile.

b. Quels sont les différents segments de clients que nous visons ?

Les segments ciblés comprennent les étudiants, les professionnels, les utilisateurs fréquents d'Internet mobile, les entreprises numériques ainsi que les utilisateurs des services de paiement mobile.

c. Quels sont les besoins spécifiques de chaque segment de clients ?

Les utilisateurs recherchent une bonne qualité réseau, une connexion stable, des outils de diagnostic rapides, des services sécurisés ainsi qu'une assistance intelligente permettant d'améliorer leur expérience mobile.

d. Comment pouvons-nous catégoriser nos clients en groupes distincts ?

Les clients peuvent être classés selon l'opérateur utilisé, le type de réseau mobile (4G/5G), l'utilisation des services numériques ou encore les besoins liés aux paiements mobiles.

3- Relation avec les clients (Consumer Relationships)**a. Quel type de relation chaque segment de clients attend-il de nous ?**

Les utilisateurs attendent une application simple, rapide, fiable et capable de fournir des résultats précis ainsi qu'une assistance efficace.

b. Comment entretenons-nous actuellement les relations avec nos clients ?

Les relations avec les utilisateurs sont maintenues grâce à l'application mobile, aux notifications intelligentes, aux mises à jour régulières ainsi qu'au support numérique.

c. Comment pouvons-nous améliorer ou personnaliser nos interactions avec nos clients ?

L'amélioration des interactions peut être réalisée grâce à des recommandations intelligentes, des conseils personnalisés, l'intégration de nouvelles fonctionnalités et l'amélioration continue de l'interface utilisateur.

4- Canaux de distribution (Channels)**a. Par quels canaux nos clients veulent-ils être atteints ?**

Les utilisateurs peuvent être atteints via l'application mobile Android, les réseaux sociaux, les plateformes numériques ainsi que les présentations universitaires.

b. Quels canaux sont les plus efficaces pour atteindre chaque segment de clients ?

Les réseaux sociaux, Google Play Store, les plateformes numériques et les démonstrations techniques représentent les canaux les plus efficaces.

c. Comment pouvons-nous intégrer différents canaux pour améliorer l'expérience clients ?

L'intégration des notifications mobiles, des réseaux sociaux, des API intelligentes et des plateformes numériques permet d'améliorer l'expérience utilisateur et la communication avec les clients.

5- Partenaires clés (Key Partnerships)

a. Qui sont nos partenaires clés ?

Les principaux partenaires sont les opérateurs télécoms, les fournisseurs cloud, les fournisseurs API de paiement, les services GPS et les fournisseurs d'API réseau.

b. Quels sont les partenariats qui nous aident à réduire les coûts, accéder à de nouvelles ressources ou améliorer notre proposition de valeur ?

Les partenariats avec les fournisseurs cloud et les services API permettent d'améliorer les performances de l'application tout en réduisant les coûts liés à l'infrastructure et au traitement des données.

c. Comment pouvons-nous aligner nos intérêts avec ceux de nos partenaires ?

Nous pouvons aligner nos intérêts grâce à des collaborations techniques, des échanges de données et l'amélioration continue des services numériques proposés aux utilisateurs.

6- Activités clés (Key Activities)

a. Quelles sont les actions principales que nous devons entreprendre pour livrer notre proposition de valeur ?

Les activités principales comprennent le développement de l'application mobile, l'intégration de l'intelligence artificielle, la gestion des API REST, l'analyse des données réseau et la maintenance du système.

b. Quelles sont les opérations essentielles pour notre entreprise ?

Les opérations essentielles concernent l'analyse intelligente des données réseau, le traitement des signalements, le fonctionnement du backend ainsi que la sécurité des services de paiement mobile.

c. Quelles sont les activités qui créent le plus de valeur pour nos clients ?

Le diagnostic automatique du réseau, les recommandations intelligentes, la détection des anomalies et le signalement géolocalisé représentent les principales activités créatrices de valeur.

7- Ressources clés (Key Resources)

a. Quels sont nos actifs matériels, immatériels et humains essentiels ?

Les ressources essentielles du projet comprennent le modèle d'intelligence artificielle XGBoost utilisé pour le diagnostic réseau, le modèle LLM intégré pour l'analyse intelligente des signalements utilisateurs, les serveurs backend, l'application mobile développée avec Flutter, la base de données, les API REST ainsi que les compétences techniques des développeurs en intelligence artificielle et développement mobile.

b. Quels sont les outils, les technologies ou les partenariats dont nous avons besoin pour réussir ?

Le projet nécessite l'utilisation de plusieurs technologies telles que Flutter, Dart, Python, Flask, XGBoost, les modèles LLM, les API REST, les services cloud ainsi que les technologies GPS et les API réseau afin d'assurer le bon fonctionnement de l'application.

c. Quels sont les principaux avantages concurrentiels de nos ressources ?

L'intégration conjointe des modèles XGBoost et LLM permet d'améliorer l'analyse intelligente des données réseau et des signalements utilisateurs. La combinaison de plusieurs services dans une seule application mobile, notamment le diagnostic réseau, le signalement géolocalisé et le paiement mobile, représente également un avantage concurrentiel important. De plus, l'automatisation des analyses et des recommandations contribue à améliorer l'expérience utilisateur et la rapidité du traitement des incidents.

8- Charges et coûts (Cost Structure)

a. Quels sont les coûts fixes et variables associés à notre modèle économique ?

Les coûts comprennent le développement logiciel, l'hébergement cloud, la maintenance des serveurs, les API externes, les services GPS ainsi que les dépenses liées aux mises à jour de l'application.

b. Quels sont les coûts les plus importants pour notre entreprise ?

Les coûts les plus importants concernent le développement de l'application, l'infrastructure cloud, les services backend et l'intégration des technologies d'intelligence artificielle.

c. Comment pouvons-nous réduire les coûts ou améliorer l'efficacité de nos opérations ?

L'utilisation des technologies open source, l'optimisation des ressources cloud et l'automatisation des traitements permettent de réduire les coûts et d'améliorer les performances du système.

9- Revenus (Revenue)

a. Quels produits ou services nos clients sont-ils prêts à payer ?

Les utilisateurs peuvent payer pour les services premium, les fonctionnalités avancées, les outils d'analyse détaillée ainsi que certains services liés au paiement mobile.

b. Quels sont les différents moyens par lesquels nous pouvons générer des revenus ?

Les revenus peuvent être générés grâce aux publicités intégrées, aux partenariats avec les opérateurs télécoms, aux services premium et aux commissions liées aux paiements mobiles.

c. Quel est notre modèle de tarification ?

Le modèle économique repose sur une version gratuite de base accompagnée de fonctionnalités premium payantes permettant d'accéder à des services avancés

1. Tableau de la Structure des Coûts

Catégorie	Détail	Montant (DA/mois)	Description
Serveur Cloud	Firebase + Hébergement	35 000	Stockage des données et services backend
Salaires	2 développeurs mobile	180 000	90 000 DA chacun
Designer UI/UX	Freelance	40 000	Conception des interfaces
API SMS	Notifications utilisateurs	15 000	Envoi des SMS
Maintenance	Corrections et mises à jour	25 000	Maintenance technique
Licences	Google Play + outils	10 000	Licences et abonnements

Coût total mensuel estimé = 305 000 DA

2. Tableau des Revenus

Source	Prix	Quantité estimée	Revenus mensuels
Abonnement Premium	500 DA	300 utilisateurs	150 000 DA
Commissions Paiement	50 DA	2 000 transactions	100 000 DA
Publicités Télécom	-	1 contrat	80 000 DA

Revenus totaux mensuels estimés = 330 000 DA

3. Tableau du Cash-flow Prévisionnel

Période	Entrées (DA)	Sorties (DA)	Flux Net
Mois 1	250 000	320 000	-70 000
Mois 2	310 000	305 000	+5 000
Mois 3	360 000	310 000	+50 000
Mois 4	400 000	320 000	+80 000

4. Compte de Résultat Prévisionnel

Compte	Montant (DA)	Description
Chiffre d'affaires	330 000	Total des revenus mensuels
Charges totales	305 000	Total des dépenses
Résultat brut	25 000	Bénéfice avant impôts
Impôts estimés	5 000	Taxes et charges
Résultat net	20 000	Bénéfice net mensuel

FORCES • Solution innovante adaptée au marché algérien. • Bonne précision du modèle XGBoost. • IA pour la classification automatique des incidents. • Application Flutter Android. • Architecture moderne Python/FastAPI. • Plusieurs sources de revenus possibles.	FAIBLESSES • Dépendance aux données des opérateurs. • Absence de partenariats officiels. • IA entraînée sur des données simulées. • Projet encore peu connu. • Petite équipe de développement. • Prototype non déployé à grande échelle.
OPPORTUNITÉS • Grand marché mobile en Algérie. • Croissance du paiement mobile. • Déploiement de la 5G. • Soutien aux projets innovants. • Besoin croissant d'analyses réseau.	MENACES • Concurrence internationale. • Contraintes réglementaires. • Difficulté d'accès aux données. • Évolution rapide du marché. • Pouvoir d'achat limité. • Dépendance au Play Store.

Business Model Canvas — TelPayDZ

Partenaires Clés • Opérateurs télécoms (Mobilis, Djezzy, Ooredoo) • Fournisseurs API de paiement • Services cloud et hébergement • Fournisseurs GPS et API réseau	Activités Clés • Développement de l’application mobile • Analyse intelligente du réseau par IA • Maintenance du backend et API • Gestion des signalements utilisateurs Ressources Clés • Système intelligent d'analyse du réseau (IA) • Serveur et plateforme de gestion des données • Équipe de développement et de maintenance • Base de données et API REST	Proposition de Valeur • Diagnostic intelligent de la qualité réseau • Détection automatique des anomalies • Signalement géolocalisé des incidents • Paiement mobile simple et rapide	Relation Client • Assistance via application • Notifications intelligentes • Interface simple et interactive • Mise à jour continue des services Canaux • Application mobile Android • Réseaux sociaux • Présentations universitaires • Plateformes de téléchargement	Segments Clients • Utilisateurs des réseaux mobiles • Clients Mobilis / Djezzy / Ooredoo • Étudiants et professionnels • Utilisateurs des services de paiement mobile
--	--	---	---	--

Structure des Coûts • Développement logiciel • Hébergement cloud et serveurs • Maintenance de l’application • API et services externes	Flux de Revenus • Publicité intégrée • Partenariats avec opérateurs • Services premium avancés • Commissions sur paiements mobiles
---	---