

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

École Nationale Polytechnique



Schlumberger

Département Génie Industriel

Entreprise Schlumberger.NAF

Mémoire de projet de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Génie Industriel

**Amélioration de la coordination des processus par la méthode
Triz et les outils Machine Learning et S&OP**

**Application : Processus Assets Management et Inventory Management and Distribution
de Schlumberger NAF**

Présenté par :

Mohamed Raouf ANOU (Management Industriel)

Naïla CHERIET (Management de l'Innovation)

Sous la direction de :

Mme NAIT KACI Sabiha (ENP)

Mr OUAFI Kheir Edine (SLB)

Présenté et soutenu publiquement le 20/06/2018

Composition du Jury :

Présidente

Mme ABOUN Nacera (MAA)

ENP

Promoteur

Mme NAIT KACI Sabiha (MAA)

ENP

Examinatrice

Mme MEZIANE TANI Imane (MCA)

ENP

Invité

M. OUAFI Kheir Edine

SLB

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
École Nationale Polytechnique



Schlumberger

Département Génie Industriel

Entreprise Schlumberger.NAF

Mémoire de projet de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Génie Industriel

**Amélioration de la coordination des processus par la méthode
Triz et les outils Machine Learning et S&OP**

**Application : Processus Assets Management et Inventory Management and Distribution
de Schlumberger NAF**

Présenté par :

Mohamed Raouf ANOU (Management Industriel)

Naïla CHERIET (Management de l'Innovation)

Sous la direction de :

Mme NAIT KACI Sabiha (ENP)

Mr OUAFI Kheir Edine (SLB)

Présenté et soutenu publiquement le 20/06/2018

Composition du Jury :

Présidente

Mme ABOUN Nacera (MAA)

ENP

Promoteur

Mme NAIT KACI Sabiha (MAA)

ENP

Examinatrice

Mme MEZIANE TANI Imane (MCA)

ENP

Invité

M. OUAFI Kheir Edine

SLB

تشهد شلمبرجي في الوقت الحالي التنفيذ الشامل لاستراتيجية جديدة حول طريقة جديدة للعمل. هذه الأخيرة لا تتكيف مع البيئة المحلية. يهدف هذا المشروع إلى توفير أدوات مبتكرة لتحسين عمليات الشركة.

الهدف من هذا العمل هو تحسين التعاون في إطار عمليات "إدارة التجهيزات" و "إدارة المعدات والتوزيع" التابعة لشركة شلمبرجي. شمال إفريقيا من أجل الوصول إلى عمل مثالي.

بعد التشخيص الاجتماعي والاقتصادي للشركة وحل التناقضات باستخدام طريقة TRIZ ، تم اقتراح حلين:

استخدام أدوات تخطيط الأعمال والتشغيل (S & OP) لتحسين التعاون في العمليات بشكل مباشر.

استخدام أداة التعلم الآلي لتعديل نموذج تقدير وقت التوريد وتصنيف الشحنات قبل الطلب.

الآلي التعلم التعاون،:الرئيسية الكلمات، TRIZ، S&OP

Abstract

Schlumberger is currently experiencing the implementation of a new strategy the NWW. The latter is hardly adaptable for the local environment, this project aims to provide innovative tools to improve the processes of the company.

The objective of this work is to improve collaboration within Schlumberger.NAF's "Asset Management" and "Inventory Management and Distribution" subprocesses in order to converge towards an orthofunction.

After the socio-economic diagnosis of the company and the resolution of the contradictions with the TRIZ method, two solutions were proposed:

The use of Sales and Operations Planning (S&OP) tools to improve collaboration within the processes.

The use of Machine Learning tool to improve the Lead Time estimation model and categorize shipments before ordering.

Keywords: Process, Collaboration, S&OP, TRIZ, Machine Learning

Résumé

Schlumberger connaît, actuellement, l'implémentation globale d'une nouvelle stratégie NWW. Cette dernière n'étant pas adaptée à l'environnement local, ce présent projet vise à apporter des outils innovants afin d'améliorer les processus de la compagnie.

L'objectif de ce travail est l'amélioration de la collaboration au sein des sous-processus "Management des équipements" et "Management et distribution du matériel" de l'entreprise Schlumberger.NAF dans le but de converger vers un orthofonctionnement.

Suite au diagnostic socio-économique de l'entreprise et la résolution des contradictions par la méthode TRIZ, deux solutions ont été proposées :

L'utilisation des outils de la planification commerciale et opérationnelle (S&OP) pour améliorer directement la collaboration dans les processus.

L'utilisation de l'outil Machine Learning pour modifier le modèle d'estimation du Lead Time et pour catégoriser les cargaisons avant de passer commande.

Mots clés : Processus, Collaboration, S&OP, TRIZ, Machine Learning

Table des matières :

Liste des figures

Liste des tableaux

Liste des abréviations

INTRODUCTION GENERALE.....	7
Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic.....	10
I.1. Introduction :.....	10
I.2. Présentation de l'entreprise :.....	10
I.2.1. Schlumberger.Ltd:.....	10
I.2.2. Historique :.....	13
I.2.3. Environnement industriel.....	13
I.2.4. La New Way of Working:.....	14
I.2.5. Organisation et processus :.....	15
I.3. Problématique.....	18
I.4. Diagnostic socio-économique de l'entreprise :.....	18
I.4.1. Les processus clés :.....	19
I.4.2. Flowchart et descriptif des processus :.....	24
I.4.3. Audit ProCat :.....	27
I.4.4. Entretiens :.....	28
I.4.5. Synthèse et résultats :.....	29
I.4.6. Champs d'application et portée du projet :.....	33
I.5. Conclusion.....	34
Chapitre 2 Etat de l'art.....	36
II.1. Introduction :.....	36
II.2. La théorie de résolution des problèmes inventifs :.....	36
II.2.1. Définition de TRIZ :.....	36
II.2.2. Principe de TRIZ :.....	36
II.2.3. Processus de TRIZ :.....	38
II.3. Sales & Operations Planning.....	41
II.3.1. Définition de la supply-chain :.....	41
II.3.2. Définition de S&OP :.....	41
II.3.3. Points forts de la collaboration :.....	42
II.3.4. Les obstacles rencontrés par la supply-chain :.....	42
II.3.5. Coordination le long de la supply-chain :.....	43
II.3.6. Le processus de S&OP :.....	44
II.4. Le « Machine Learning » :.....	47
II.4.1. Définition de l'intelligence artificielle :.....	47

II.4.2.	Définition du Machine Learning :	47
II.4.3.	Objectif du Machine Learning :	48
II.4.4.	Apprentissage et prévisions :	48
II.4.5.	Fonctionnement de l'apprentissage supervisé et validation croisée :	49
II.4.6.	Les algorithmes de Machine Learning :	50
II.4.7.	Les arbres de décision :	58
II.4.8.	Python et bibliothèques de fonctions :	63
II.4.9.	Méthode d'application du "Machine Learning" :	64
II.5.	Conclusion :	65
Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions.....		67
III.1.	Introduction.....	67
III.2.	Application de TRIZ :	68
III.2.1.	Processus d'application :	68
III.2.2.	Déroulement du processus :	69
III.3.	Solutions S&OP.....	80
III.3.1.	Tenue des réunions et leur périodicité :	80
III.3.2.	Mise en place d'indicateurs de performance et mesures de collaboration :	82
III.3.3.	Ententes de niveau de service :	85
III.3.4.	Déploiement des outils.....	87
III.4.	Conclusion :	88
Chapitre 4 : Amélioration et création de modèles de prévisions par Machine Learning.....		90
IV.1.	Introduction :	90
IV.2.	Démarche retenue :	90
IV.3.	La collecte de données :	92
IV.4.	Traitement et nettoyage des données :	92
IV.5.	Visualisation des données :	93
IV.6.	Application du Machine Learning :	94
IV.6.1.	Préparation :	95
IV.6.2.	Classification :	97
IV.6.3.	Régression :	102
IV.7.	Développement d'une Application de classification des cargaisons et d'estimation des Lead Time :	106
IV.8.	Perspectives et développement de l'application :	108
IV.9.	Conclusion :	110
CONCLUSION GENERALE.....		111
Bibliographie :		113
Annexes		115

Liste des figures :

Figure 1: Metro-Map des processus SLB	15
Figure 2: Organisation de SLB	17
Figure 3: Cartographie de niveau 1	19
Figure 4 : Cartographie de niveau 2.....	20
Figure 5 : Cartographie du niveau 3 du processus “Trouver et s’approvisionner en ressources”	23
Figure 6 : Flowchart des sous processus.....	26
Figure 7 : Cycle des dysfonctionnements	33
Figure 8 : Structure de la méthodologie TRIZ.....	37
Figure 9: Pyramide de la hiérarchie de TRIZ. (Chin-Sen Lin & Chao-Ton Su, 2010).....	37
Figure 10 : Processus de résolution des contradictions selon la méthodologie TRIZ. (Chin-Sen Lin & Chao-Ton Su, 2010).....	39
Figure 11 : Les 5 familles de réunions (Patrick BEDIGIS, 2011)	45
Figure 12 : Types d'apprentissages	48
Figure 13 : Validation croisée pour k=4	50
Figure 14 : Type d'algorithme	50
Figure 15 : Représentation d'un neurone.....	53
Figure 16: Réseau de neurones perceptron multicouches	54
Figure 17: Démarche suivie pour la résolution des contradictions	67
Figure 18 : Système technique selon la méthodologie TRIZ représentant les deux (2) processus	70
Figure 19 : Contradiction 1 : Agilité ou standardisation des processus.....	72
Figure 20: Contradiction entre l’absence et la présence des prévisions.....	73
Figure 21: Contradiction entre l’existence et l’absence de la coopération	73
Figure 22 : Flowchart des réunions d’établissement de prévisions collaboratives.	81
Figure 23: Démarche retenue pour le Machine Learning	91
Figure 24 : Fonction de remplacement des données	93
Figure 25: Algorithme de traitement des données qualitatives.....	96
Figure 26: Algorithmes de classification en langage Python.....	98
Figure 27: Résultats SVM.....	99
Figure 28: Représentation graphique des résultats SVM.....	99
Figure 29: Résultats KNN.....	100
Figure 30 : Représentation graphique des résultats KNN	100
Figure 31: Résultats Decision Tree.....	100
Figure 32: Résultat réseau de neurones.....	101
Figure 33 : Algorithmes de régression en langage Python	103
Figure 34 : Résultats régression logistique	104
Figure 35 : Résultats régression linéaire	104
Figure 36 : Résultats réseaux de neurones	104
Figure 37 : Résultat Decision Tree	105
Figure 38 : Résultat Bayes Naïf.....	105
Figure 39: Capture application 1.1.....	107
Figure 40: Capture application 1.2.....	107
Figure 41: Capture application 2.1.....	108
Figure 42: Capture application 2.2.....	108
Figure 43: Interconnexion des différents systèmes d’information.....	109

Liste des tableaux :

Tableau 1 : Carte d'identité de l'entreprise	10
Tableau 2: Liste des Objectifs stratégiques et attentes clients	21
Tableau 3 : Matrice de croisement entre les processus et les objectifs stratégiques	21
Tableau 4 : Matrice de croisement entre les processus et les attentes clients	22
Tableau 5: Affectation des dysfonctionnements aux paniers adéquats.....	32
Tableau 6: les sept questions/réponses de l'étape 2 de l'analyse des contradictions.	71
Tableau 7: Tableau des paramètres de TRIZ appliqués aux processus management des équipements et management et distribution des inventaires	74
Tableau 8 : Croisement entre les paramètres à améliorer et les paramètres à préserver dans les processus management des équipements et management et distribution des inventaires.	74
Tableau 9 : Tableau de répétition des principes inventifs influents.....	75
Tableau 10 : Les solutions proposées lors de la séance de brainstorming	78
Tableau 11 : Pondération des solutions proposées lors du brainstorming	79
Tableau 12 : Les mesures discutées durant l'établissement des prévisions collaboratives	83
Tableau 13: Mesures établies par la nouvelle stratégie NWW	84
Tableau 14: Comparaison des résultats des différents algorithmes de classification	101
Tableau 15 : Comparaison des résultats des différents algorithmes de régression	106

Liste des abréviations :

Abr.	Expression abrégée	Traduction
APPRO.	Approvisionnement	-
CEC	Customer engagement coordinator	Coordinateur avec le client
E&P	Exploration et production	-
FCT	Fonction	-
JOB	-	Opération
KPI	Key performance indicator	Indicateur de performance clé
ML	Machine learning	Apprentissage automatique
NAF	North africa	Afrique du nord
NWW	New way of working	La nouvelle stratégie
OP	Operational planning	Planification opérationnelle
OTD	On time delivery	Taux de livraison à temps
PO	Purchasing order	Bon de commande
PSD	Product and service delivery	Production et prestation de service
RIF	Résultat idéal final	-
S&C	Sales & commercial	Structure commerciale
SLA	Service level agreement	Accord du niveau de service
SSO	Shared services organisation	Structure des services partagés
TLM	Technology lifecycle management	Maintenance
TMO	Track my order	Application qui piste les bons de commande

INTRODUCTION GENERALE

Dès 2014, la chute du cours du pétrole de 40% a poussé les entreprises du secteur para-pétrolier à l'introspection, certaines entreprises considèrent la baisse des cours du pétrole comme une opportunité pour se positionner à long terme. De nouvelles stratégies sont implémentées comme une réorientation du pétrole vers le gaz ou, pour les plus engagées, une réorientation vers les énergies renouvelables. Schlumberger.Ltd met à profit cet évènement pour la refonte globale de ses structures. Il s'agit, pour Schlumberger, d'atteindre son objectif principal, à savoir maintenir son statut de "Leader" mondial. Ceci à travers la stratégie : "New Way of Working".

La nouvelle stratégie "New Way of Working" vise plus d'efficience et d'efficacité à travers une refonte des processus de l'entreprise et l'ajout de nouveaux standards. Toutefois, cette stratégie pensée globalement ne prend pas en considération certaines contraintes locales. La région nord-africaine a pour principale contrainte la variabilité. En effet, la nature géologique du sol saharien et les conditions climatiques rendent très variables les vitesses de forage et ne facilitent pas les prévisions d'activités de service pétrolier. Cela engendre des dysfonctionnements dans l'adaptation des processus de l'entreprise à l'environnement du marché nord-africain.

Ces écarts entre les processus très standardisés de l'entreprise et l'agilité imposée par l'environnement local empêchent la société d'évoluer dans le cadre d'un fonctionnement optimal. Ils induisent aussi nombre de dysfonctionnements. C'est dans ce cadre que s'inscrit le présent travail.

Après avoir identifié les processus clés de l'entreprise, nous avons cartographié et exploré les processus, analysé les résultats de l'audit interne, et conduit des entretiens dans le cadre d'un diagnostic socio-économique de l'entreprise.

Une fois les dysfonctionnements mis en évidence, nous les avons regroupés en paniers pour mieux conduire notre action.

Ainsi, le présent projet a pour objectif d'apporter des solutions aux dysfonctionnements que nous avons relevés sans pour autant faire de compromis entre standardisation et agilité. Par conséquent, pour faire face à ces contradictions, nous avons d'abord suivi une démarche scientifique innovante pour la résolution des dysfonctionnements, à savoir la théorie de résolution des problèmes inventifs "TRIZ".

Nous basant sur les résultats obtenus en utilisant TRIZ, nous nous sommes orientés vers deux solutions globales, à savoir :

- L'utilisation de l'apprentissage automatique, « Machine Learning », dans le but d'améliorer le modèle d'estimation du temps d'approvisionnement, Lead time, et la création d'un nouveau modèle de classification des cargaisons selon leur type d'arrivée;
- L'utilisation des outils de la planification commerciale et opérationnelle, « S&OP », pour améliorer la collaboration dans les processus. Pour atteindre l'amélioration escomptée, nous avons mis en place des réunions collaboratives, de nouveaux indicateurs de performance et des ententes de niveau de service développées au cours du projet.

Le présent travail est organisé en quatre (04) chapitres :

Le premier est dédié à la présentation de l'entreprise et de la nouvelle stratégie que met en place la compagnie. Nous y déroulerons également chaque étape du diagnostic socio-économique que nous avons effectué, notamment la cartographie et l'exploration des processus, l'analyse des résultats de l'audit interne de l'entreprise ainsi que la conduite d'entretiens afin de réaliser un état des lieux.

Le chapitre 2 porte sur l'état de l'art des outils que nous avons utilisés dans ce présent projet. Il s'agit de la méthodologie innovante qu'est la démarche TRIZ, de notions autour de l'intelligence artificielle et du Machine Learning, ou encore les outils du processus de planification commerciale et opérationnelle, S&OP.

Les chapitres trois (3) et quatre (4) sont dédiés au déploiement des axes d'amélioration.

Le chapitre 3 nous permettra de résoudre les contradictions et d'identifier les axes d'amélioration qui mènent vers la résolution des dysfonctionnements. L'application de la démarche TRIZ nous a permis de nous orienter vers deux (2) solutions. Dans ce présent chapitre, une solution basée sur les outils de la planification commerciale et opérationnelle, S&OP est développée, à travers un nouveau type de réunions collaboratives, des mesures et indicateurs de performance, et finalement des accords de niveau de service.

Le chapitre quatre (4), quant à lui, consiste en l'amélioration du modèle d'estimation du temps d'approvisionnement, Lead time, et à la mise en place d'un nouvel outil de prévision d'arrivée des cargaisons. Ces modèles développés en application du Machine Learning font suite à un test de plusieurs algorithmes d'apprentissage et d'une sélection du meilleur modèle. La solution sera implémentée dans une application informatique destinée à être rattachée au système d'information de l'entreprise.

Enfin, une conclusion générale et des recommandations sont faites afin de clore le présent travail.

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

La multinationale des services au puits est organisée en 3 groupes selon les étapes d'intervention.

1^{er} groupe : Reservoir Characterization Group, regroupe quatre segments (ou lignes de production). Il intervient lors de la découverte et la prospection des sites potentiellement favorables. Ce groupe décompose :

Wireline Logging (WL) : Historiquement le premier segment de Schlumberger, lancé en 1934, il se base sur des technologies électriques afin d'analyser et de délimiter le périmètre des puits et d'optimiser le forage.

Testing Services (TST) : Cet organisme s'occupe de réaliser des essais afin de prouver le potentiel, la rentabilité, la performance du puit à travers l'analyse de la productivité du réservoir.

WesternGeco (WG) : Cette équipe réalise l'étude géophysique des sols afin de déterminer toutes les contraintes géophysiques de forage.

Schlumberger Information Systems (SIS) : Fournisseur de logiciels d'exploration et de production (E&P) afin d'optimiser les opérations des clients supportés par des formations sur les logiciels. Ce segment fournit aussi des formations sur le cycle de vie E&P.

2^{ème} groupe : Reservoir Drilling Group regroupant seulement deux segments mais qui représente une étape majeure du processus E&P, ce groupe rassemble :

Drilling and Measurement and GeoServices Segment (D&M) : cette ligne de production a pour but de forer en s'aidant d'outils de « mesure de la formation en temps réel ». Cependant GSS délivre des services en surface du puits. Des analyses des retours de boue sont faites afin de comprendre les propriétés détaillées du sous-sol.

Bits and Drilling Tool (BDT) : intervient dans le domaine du forage grâce notamment à des turbines et des sondes et bien d'autres encore. En cas de perte d'un outil dans le puit, l'équipe s'occupera de repêcher l'équipement.

3^{ème} groupe : Reservoir Production Group, intervenant lorsque le puit est en pleine production, ce groupe se divise en trois segments :

Artificial Lifts (ALS) : stimuler un puit en fin de vie de production ou ajuster les systèmes électriques de pompage, le rôle de ce segment est de booster un puit en fin de vie en utilisant des systèmes de Gas-Lift.

Completions : Des améliorations intelligentes des solutions et des technologies sont opérées afin d'adapter les systèmes hydrauliques et mécaniques à suspension aux puits horizontaux.

Well Services (WS) : L'un des plus grands segments de la compagnie. Il regroupe plusieurs sous-segments :

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

Schlumberger Coiled Tubing Services : des mesures et données sont fournies en temps réel durant l'intervention dans un puit en pleine activité quelle que soit la position ou la direction du puit.

Schlumberger Cementing : Différents ciments isolent différents environnements CO₂, ou encore auto-cicatrisant. Ils soutiennent les boîtiers de puits.

Well Services : le cœur de métier du segment s'axe sur des technologies de pompage avancées. Ces dernières consistent à augmenter la production d'hydrocarbures des puits.

L'ensemble des acquisitions et des segments de Schlumberger Ltd, partagent des valeurs instaurées par les fondateurs, Conrad et Marcel. Ces valeurs sont considérées comme des piliers de la culture de la compagnie :

People : la force de l'entreprise se résume en un personnel de qualité alliant sécurité, excellence de prestation de service.

Technology : l'engagement de l'entreprise envers la technologie représente un avantage compétitif.

Profit : la détermination de la compagnie à toujours croître est la pierre angulaire à une indépendance continue des actions de l'entreprise.

De par ces valeurs, nous pouvons définir Schlumberger Ltd comme une entreprise aidant ses clients à extraire le pétrole et le gaz de façon rapide, en assurant des résultats supérieurs. L'attitude de pionniers des fondateurs est la source du succès de l'entreprise durant plus de 90 ans. Elle offre un service complet : de l'étude de la couche sismique au forage et à la construction du puits. La réputation de Schlumberger résulte de la sécurité des équipements, la confidentialité des informations sensibles et le traitement équitable.

I.2.2. Historique :

En 1920, Conrad Schlumberger, scientifique de l'Ecole des Mines et membre fondateur de l'entreprise, publie les résultats de recherches sur la mesure de la résistivité de la surface de la terre. Concentré sur la généralisation des mesures géophysiques, il finit par renoncer à son professorat et créer, avec son frère Marcel Schlumberger, son entreprise PROS, basée à Paris. Pour la réalisation d'une cartographie mondiale de la production de pétrole, ils effectuent durant plusieurs années des relevés électriques dans plusieurs pays.

Prospection des gisements, extraction minière puis exploration des puits, sont des secteurs d'activités qui s'étendent et prennent de l'ampleur sous le contrôle des frères Schlumberger. C'est alors que le premier grand tournant dans la vie des frères Schlumberger se produit : ils lancent la mesure de la réactivité grâce à une sonde électrique, enregistrent le tout premier carnet de bord de la résistivité mesurée de façon électrique et comprennent les mesures faites en surface. Cette pratique est répandue dans tous les pays où PROS est présente.

Peu avant la mort de Conrad Schlumberger, l'entreprise connaît un autre saut positif important dans le développement des systèmes existants et déménage le Siège vers Houston. Grâce à la valorisation de l'innovation et de l'avancée technologique, la compagnie investit de nouveaux marchés : elle se met aux puits offshore.

Sur la même lancée, l'entreprise des Schlumberger s'engage pleinement dans la recherche. Le premier centre de recherche Schlumberger est inauguré au Connecticut, USA.

Dans son domaine d'excellence, l'électricité et la transmission réseau, l'entreprise des Schlumberger développe et fabrique des équipements de plus en plus robustes.

Durant les années qui suivent, l'entreprise PROS adopte une nouvelle vision : « Je n'apporte pas QUE de la technologie, j'acquière aussi les entreprises pouvant compléter mon activité ». L'entreprise opère des acquisitions stratégiques qui vont lui permettre de se transformer en Holding. PROS devient Schlumberger Limited. Le flambeau est vite transmis à la seconde génération des Schlumberger.

La vision ne change pas durant des décennies, entre acquisitions, joint-ventures, et création de centres de recherche pour continuer à développer son portefeuille technologique.

De par sa stratégie de croissance, Schlumberger Limited a maintenu sa position de Leader mondial dans les services aux puits de pétrole, loin devant ses concurrents.

I.2.3. Environnement industriel

Durant l'année 2014, le secteur des hydrocarbures a connu une crise d'une ampleur significative. Le cours du pétrole brut a chuté de 40%. En plus de déstabiliser l'économie mondiale, cette chute a obligé les producteurs de pétrole et les entreprises de services pétroliers d'entamer une chasse au gaspillage car les revenus ne permettaient plus de supporter.

La chute du cours de pétrole en 2014 crée une baisse du chiffre d'affaires des compagnies pétrolières. Ces compagnies se divisent en 2 catégories :

Les sociétés d'Exploration & Production (Sonatrach, BP, Chevron,...)

Les sociétés de services pétroliers (Schlumberger, Haliburton, Baker Hughes,...)

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

Les premières répercussions se font ressentir sur les compagnies d'E&P, ces dernières sont en première ligne face aux fluctuations du marché. Leur baisse d'activité influe donc négativement sur le revenu des compagnies de services pétroliers qui voient à leur tour leur revenu baisser.

Dans l'environnement nord-africain, plusieurs facteurs entrent en jeu pour générer une importante variabilité dans le secteur des services pétroliers. Des législations strictes, des problèmes sécuritaires et les caractéristiques géologiques des sols très variés où des zones boueuses côtoient des zones rocheuses obligent les entreprises à adopter une agilité et une flexibilité. La nature des sols influe sur la vitesse de forage et sur les équipements utilisés il en résulte la principale cause de variabilité dans les travaux. S'ajoute à cela qu'un arrêt de forage coûte en moyenne 50.000\$ à l'entreprise et dans la contrainte économique actuelle ce n'est pas permis.

Pour faire face à cette nouvelle réalité du terrain, Schlumberger.Ltd, en tant que leader du secteur des services pétroliers, a dû s'adapter. La multinationale va au-delà des simples mesures financières de réduction de coûts, elle adopte une nouvelle vision stratégique.

I.2.4. La New Way of Working:

La nouvelle façon de travailler de Schlumberger. Ltd, appelée la “ New Way of Working” (NWW) a pour vision d'atteindre de nouveaux niveaux d'efficacité, de fiabilité et d'efficience dans les services délivrés par l'entreprise tout en maintenant une certaine agilité dans ses processus.

Réaliser cette vision se fera en :

- J Menant les pratiques opérationnelles à un meilleur niveau, avec une organisation bien définie, et des processus basés sur les meilleures pratiques “best-practices” de l'industrie.
- J Manageant le travail d'équipe et la performance avec une définition claire et appropriée des rôles et responsabilités de chacun.
- J Mettant à niveau la digitalisation de l'entreprise pour offrir des systèmes qui permettent une meilleure qualité de service, et des solutions agiles.
- J Redessinant l'organisation et les processus de l'entreprise, comme le montre la figure 1 : « Metro-Map des processus SLB » ci-après :

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

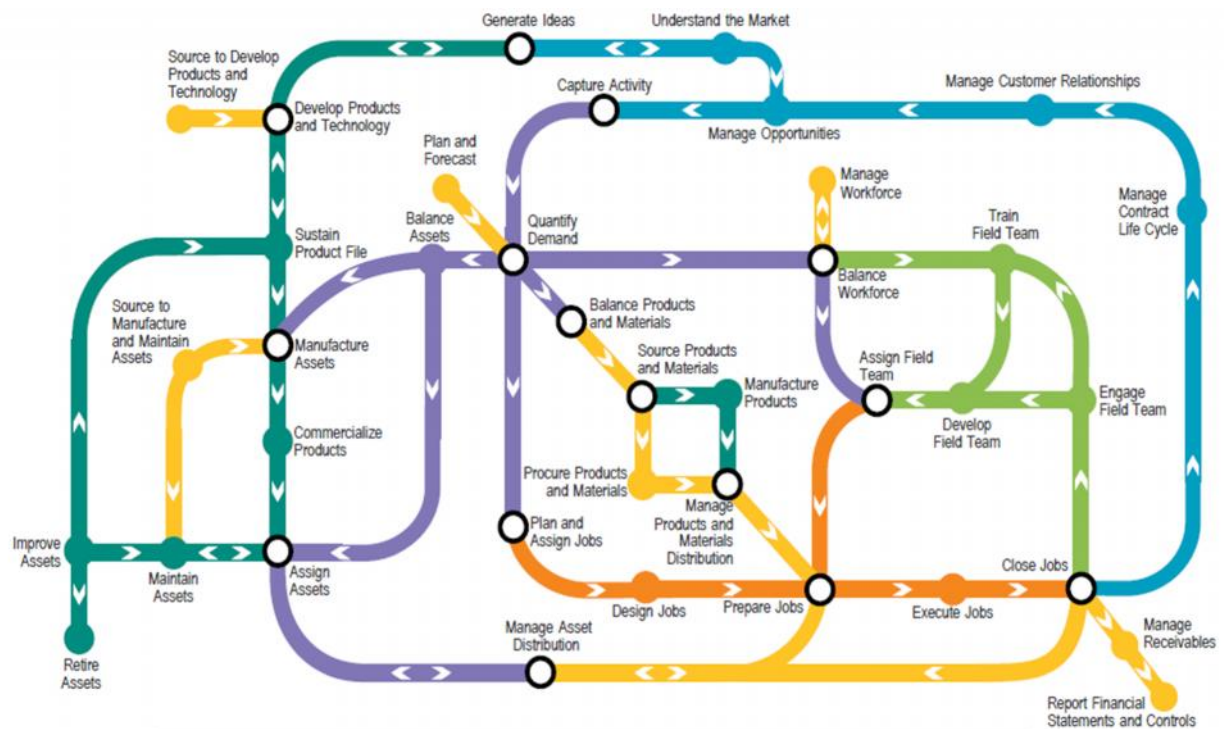


Figure 1: Metro-Map des processus SLB

L'ambition de la NWW est d'éliminer la variabilité dans les opérations, d'encourager les managers vers plus de décisions et d'engagements, de créer un environnement propice au travail d'équipe et à la performance.

I.2.5. Organisation et processus :

La "New Way of Working" s'accompagne d'une nouvelle organisation/structure de l'entreprise à une échelle mondiale et de nouveaux processus de travail.

La nouvelle organisation a pour but d'augmenter la concentration des employés sur l'exécution des tâches qui leur incombent et de réduire les niveaux hiérarchiques pour faciliter le dialogue entre la base et le sommet et permettre une plus grande flexibilité.

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

Schlumberger.LTD gère ses affaires et entretient ses relations avec ses clients à travers un découpage du monde en deux (2) hémisphères. Ces derniers sont divisés en “Geomarkets” (géo-marché) regroupant plusieurs pays.

Eastern Hemisphere :

Eastern Middle East (EME)
Far East Asia and Australia (FEA)
North Africa (NAF)
Northern Middle East (NME)
Norway and Denmark (SCA)
Russia and Central Asia (RCA)
Saudi Arabia and Bahrain (KSA)
Sub-Sahara Africa (SSA)
South and East Africa (SEA)
United Kingdom and Continental

Europe (EUR)

Western Hemisphere :

Latin America North (LAN)
Latin America South (LAS)
Mexico and Central America (MCA)
North America Land (NAL)
North America Offshore (NAO)
Venezuela (VEN)

Les opérations ainsi que les structures de supports sont là afin que la transformation et le service fournis aux partenaires réponde parfaitement à leurs besoins et à leurs attentes. La nouvelle organisation des opérations par ligne de production a pour but de les centrer sur leurs fonctions. Les services supports seront, quant à eux, centralisés et partagés par les segments :

- **Product Line (PL)** : L'un des segments de Schlumberger.Ltd, le cœur des opérations.
- **Product and Service Delivery (PSD)** : Cette fonction est l'épine dorsale de la livraison des services de l'entreprise, à travers une activité constante de par le monde, couvrant la planification, l'affectation des ressources et des compétences, la préparation, l'exécution, et la clôture des travaux. La fonction de PSD a pour but d'implémenter efficacement et de manière fiable les produits et les services de Schlumberger.Ltd chez ses clients.
- **Sales & Commercial (S&C)** : L'objectif de cette fonction est de s'engager auprès du client, comprendre ses besoins, et délivrer l'excellence dans les relations clients.
- **Operation Planner (OP)** : Cette fonction intègre la planification pour la main d'œuvre, les équipements, les produits, les matériaux et les ressources. Cette organisation est affectée à chaque segment de l'entreprise. L'objectif de cette fonction est l'optimisation et l'utilisation efficace des ressources de l'entreprise pour répondre le plus rapidement possible au besoin des clients.

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

- **Technology Lifecycle Management (TLM)** : La responsabilité de cette fonction est d'assurer la technologie nécessaire au travail depuis la commercialisation jusqu'à la clôture du travail, et cela à travers la maintenance et la réparation. TLM établit des processus de maintenance cohérents et à la pointe de ce qui se fait dans l'industrie et s'assure que les activités de maintenance sont synchronisées avec les exigences des opérations régionales. Finalement, TLM vise à fournir les actifs les plus fiables aux opérations à moindre coût, dans les temps, et à chaque besoin.
- **Shared Services Organization (SSO)** : Cette organisation orchestre toutes les fonctions de support, en fournissant un service interne optimal aux opérations tel que les finances, les ressources humaines, la supply-chain, C'est dans cette dernière structure que s'est déroulé notre stage. Les services supply-chain assurent la gestion de la chaîne d'approvisionnement.

Le processus de bout en bout, associé à l'automatisation et à l'analyse, orchestre la planification de l'approvisionnement, le procurement, les processus de livraison, et la gestion des tierces parties de la chaîne logistique et ce, pour tous les segments.

La relation qui lie ces fonctions au sein de l'entreprise est représentée dans la Figure 2.

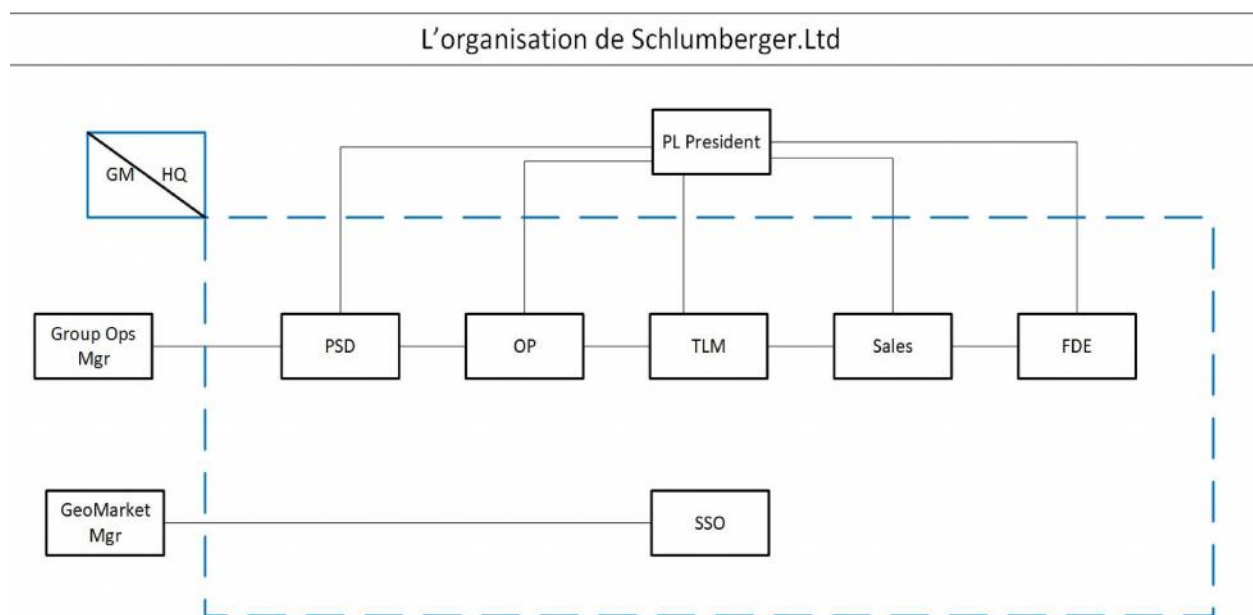


Figure 2: Organisation de SLB

I.3. Problématique

Schlumberger.Ltd connaît l'implémentation de la nouvelle stratégie NWW à un niveau global. Comme toute transformation industrielle, souvent, il en résulte une complexité de conduite des acteurs de l'entreprise vers les cycles de transformations et les objectifs stratégiques à atteindre. De plus, chaque environnement ayant ses propres caractéristiques, l'implémentation régionale (nord Afrique) connaît des difficultés par sa caractéristique de forte variabilité qui nécessite une certaine agilité dans les processus et une adaptation des modèles prévisionnels. Alors, comment intégrer de l'agilité dans des processus standardisés ? Comment améliorer les modèles prévisionnels établis ?

D'un autre côté, la transformation induit un changement de repères pour les acteurs ainsi que de nouvelles contraintes. L'implémentation de nouveaux systèmes d'informations cause des distorsions et des perturbations dans le flux informationnel. À partir de cela, comment améliorer la collaboration dans les sous-processus « management des équipements » et « management et distribution des matériels » ? Comment fiabiliser les informations tout au long de ces processus ?

C'est dans ce cadre que s'inscrit le présent travail. L'objectif est de fournir à Schlumberger NAF des solutions innovantes lui permettant de répondre à cette problématique de « Glocalisation² ».

Pour répondre à cette problématique, nous avons, dans un premier temps, identifié les processus clés de l'entreprise puis, nous les avons diagnostiqués. En effet, grâce au diagnostic, nous pourrions cibler les dysfonctionnements et apporter les solutions adéquates.

I.4. Diagnostic socio-économique de l'entreprise :

Dans cette partie, nous commencerons par identifier les processus clés de l'entreprise puis nous allons nous consacrer au diagnostic de ces derniers. Nous avons opté pour un diagnostic socio-économique afin de mettre en évidence ce qui ne peut être détecté par l'entreprise via ses outils et systèmes. C'est à dire, ce qui induit des écarts par rapport à l'ortho-fonctionnement ainsi que des coûts cachés.

En effet, lors de la conception de la NWW, Schlumberger s'est inspiré des meilleurs standards dans chaque domaine, notamment dans le management et la Supply-Chain. Plus encore, pour maintenir son statut de leader mondial, l'entreprise, dans une démarche proactive, dépasse les exigences de conformité et contribue à la conception de nouvelles normes à travers ses meilleures pratiques appliquées. Cela nous a conduit à effectuer un diagnostic qui réponde le mieux à ce contexte particulier.

Notre diagnostic s'inspire de la théorie socio-économique des entreprises et des organisations développées par H. Savall (SAVALL, 1978) Dans cette théorie, les

² L'adaptation spécifique d'une stratégie à chacun des lieux où elle est déployée en tenant compte de l'environnement et de la culture locale.

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

dysfonctionnements sont liés à l'interaction entre les structures de l'entreprise et les comportements des hommes. Ce sont les écarts par rapport à un ortho-fonctionnement³.

Le diagnostic socio-économique nous permet d'avoir des données qualitatives et quantitatives sur les dysfonctionnements. Nous utiliserons les cartographies pour recueillir des informations sur les processus et l'organisation. En d'autres termes, la structure de l'entreprise. Les entretiens nous permettent de connaître les acteurs. L'audit aura pour rôle de lier entre les acteurs et la structure. En effet cet audit appelé « ProCat » est un moyen d'évaluation du taux d'implémentation de la transformation industrielle sur le plan structurel ainsi que sur le plan comportemental. Finalement, nous réaliserons une analyse puis une synthèse des résultats pour aboutir à des axes d'améliorations.

I.4.1. Les processus clés :

Pour concentrer notre étude sur les processus clés de l'entreprise, c'est à dire les plus importants en termes d'impact pour l'entreprise, nous avons utilisé la démarche de sélection de la norme FD X 50-176 d'AFNOR, relative au management des processus dans sa version (2005).

Nous avons commencé par une cartographie des processus de l'entreprise pour avoir une base de lecture et comprendre le fonctionnement du réseau de processus qui permet à l'entreprise de réaliser ses objectifs. La cartographie de niveau 1 de l'entreprise permet de connaître la raison d'être de l'entreprise et résume son activité comme le montre la figure 3 ci-dessous :



Figure 3: Cartographie de niveau 1

Ensuite, nous avons mis en évidence les 6 processus principaux à l'aide de la figure 4 : « Cartographie de niveau 2 » de Schlumberger.Ltd. Ces processus permettent à l'entreprise de répondre aux attentes de ses clients et réaliser ses objectifs stratégiques.

³ Ortho-fonctionnement : Fonctionnement souhaité par les acteurs internes et externes de l'organisation.

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

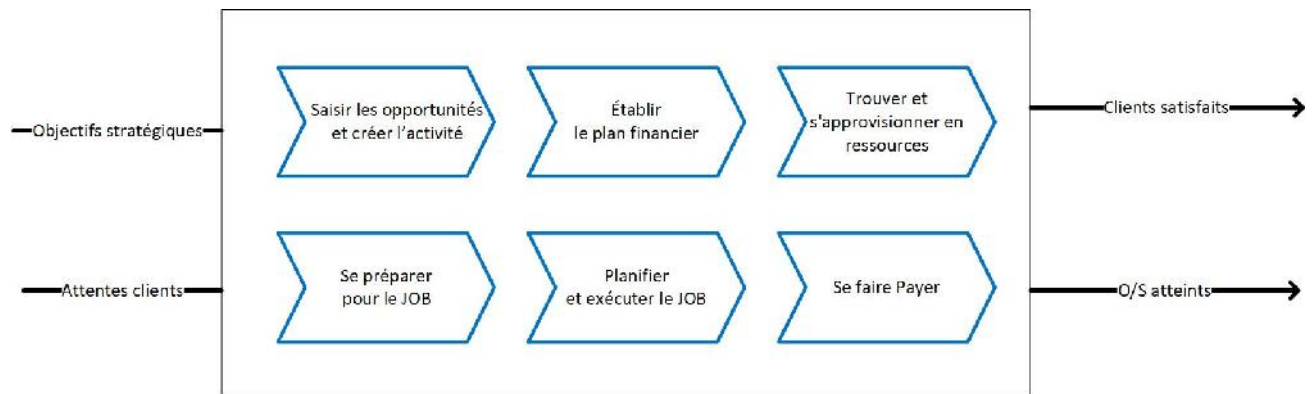


Figure 4 : Cartographie de niveau 2

La réalisation des objectifs de l'entreprise ainsi que la satisfaction des attentes de ses clients sont faites à travers ces six (6) processus :

1. **Saisir les opportunités et créer l'activité** : Après une étude de marché, les acteurs du processus doivent créer de l'activité, manager les opportunités et piloter les contrats périodiques.
2. **Etablir le plan financier** : Après la capture d'une activité et la quantification de la demande, un plan prévisionnel des investissements et des profits est établi.
3. **Trouver et s'approvisionner en ressources** : Ce processus comprend trois (3) sous processus "le management des équipements", "le management et la distribution des matériels" et "la planification des ressources humaines et de la productivité". Le but est d'assurer les ressources humaines, matériels et technologiques nécessaires à l'exécution du JOB, opération commandée par le client.
4. **Se préparer pour le JOB** : Ce processus se divise en trois (3) sous-processus: "engagement et développement du personnel", "maintenance des équipements" et "management de l'intégrité". Il permet d'assurer le bon déroulement du JOB en se préparant aux éventualités et aux risques ainsi que l'affectation des ingénieurs les mieux qualifiés pour le JOB.
5. **Planifier et exécuter le JOB** : Ce processus consiste en une planification et un design technique du JOB puis en une préparation, une exécution effective du JOB et sa clôture.
6. **Se faire payer** : Après la saisie des opportunités, l'exécution et la clôture du JOB, ce processus s'assure du compte de résultat et la génération de revenu.

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

Les processus ne sont pas succincts dans le temps mais évoluent en parallèle et se croisent en plusieurs points comme le montre la figure Metro Map (Fig.1). L'étape suivante consiste à croiser les processus avec les attentes clients et les objectifs stratégiques présentés dans le tableau 2 ci-dessous.

Tableau 2: Liste des Objectifs stratégiques et attentes clients

Objectifs stratégiques	Attentes Clients
<ul style="list-style-type: none"> - Utiliser les équipements à 100% - Augmenter la productivité du personnel de 20% - Décupler la fiabilité des opérations - Hausse du fond de roulement de 25% - Réduction des coûts de support de 10% 	<ul style="list-style-type: none"> - Pas d'arrêt de forage/de temps d'attente - Coûts raisonnables - Technologies performantes

En consultation avec des managers de l'entreprise qui avaient une vue sur l'impact des processus et comment ils contribuaient à réaliser les objectifs de l'entreprise, nous avons pu réaliser deux (2) matrices de corrélation : l'une montrant la contribution des processus dans la réalisation des objectifs stratégiques, l'autre montrant l'apport de chaque processus dans la satisfaction des attentes clients.

Les deux matrices sont présentées sous formes de tableaux. Le tableau 3 montre la corrélation entre l'impact des processus de l'entreprise et la réalisation des objectifs stratégiques de cette dernière.

Tableau 3 : Matrice de croisement entre les processus et les objectifs stratégiques

Objectifs stratégiques	1	2	3	4	5	Total
Processus						
Trouver les opportunités et créer de l'activité	+	+		+		3
Faire le plan financier				+	+	2
Trouver et s'approvisionner en ressources	+	+	+		+	4
Préparer pour le JOB		+	+		+	3
Planifier et exécuter le JOB	+	+	+			3
Se faire payer				+		1

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

Le tableau 4, quant à lui, montre l'impact des processus sur la satisfaction des attentes clients.

Tableau 4 : Matrice de croisement entre les processus et les attentes clients

Processus	Attentes clients			Total
	1	2	3	
Trouver les opportunités et créer de l'activité	+			1
Faire le plan financier		+		1
Trouver et s'approvisionner en ressources	+		+	2
Préparer pour le JOB	+		+	2
Planifier et exécuter le JOB	+			1
Se faire payer		+		1

A partir de ces tableaux, le processus qui en ressort comme processus clé et qui a un impact significatif sur les performances de l'entreprise est le processus "Trouver et s'approvisionner en ressources". Ce processus de support consiste à trouver les ressources matériels, humaines et technologiques qui permettent l'activité de l'entreprise au quotidien et assurent sa pérennité dans le temps. Il se décompose en trois sous-processus comme schématisé dans la figure 5 ci-dessous :

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

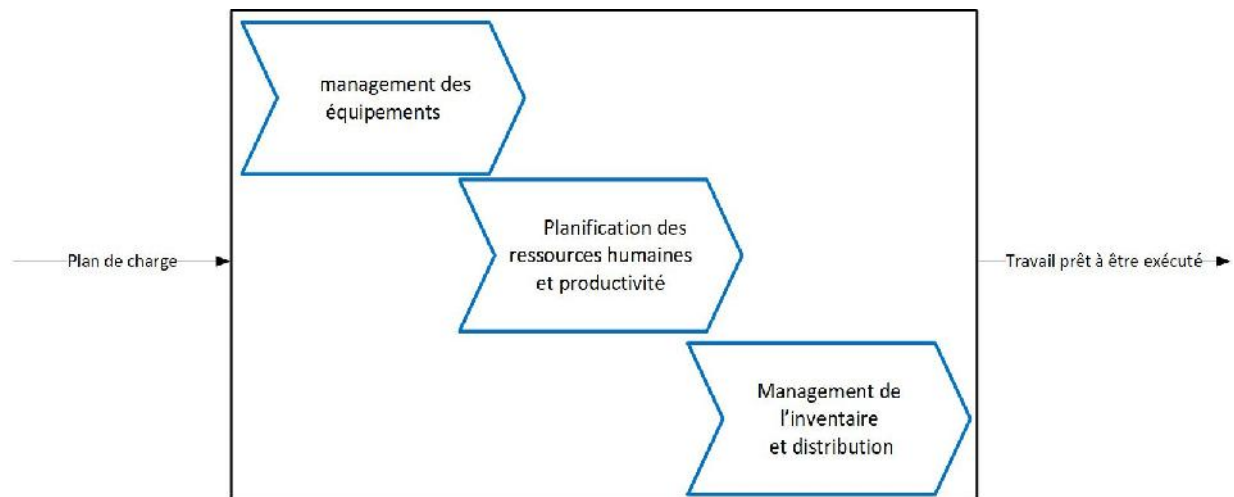


Figure 5 : Cartographie du niveau 3 du processus “Trouver et s’approvisionner en ressources”

Les 3 sous-processus sont :

- **Management des équipements** : Ce sous-processus comprend le cycle d’utilisation d’un équipement depuis son affectation à un JOB, jusqu’à l’exécution de ce dernier.
- **Management et distribution du matériel** : Ce sous-processus traite de l’utilisation des matériels depuis l’expression du besoin jusqu’à la clôture du JOB.
- **Planification des ressources humaines et productivité** : Ce processus comprend la planification, l’affectation et le déploiement des équipes de terrain dans le champ des opérations.

Le processus “planification des ressources humaines et productivité” est régi par un système de rotation, de certification et de qualification. Il ne présente pas de symptômes de dysfonctionnements apparent sur l’horizon de notre diagnostic. Nous nous sommes donc, concentrés sur les deux autres processus, à savoir “management des équipements” et “management et distribution du matériel”, où, dès le départ, nous avons été alerté par l’état de la situation reflétée ici par ces deux KPI :

“Total Lead Time” = 274 jours

Moyenne de SLB monde = 150 jours

“On time delivery” = 30%

Objectif de SLB monde = 90%

Où le “Total Lead Time” est le délai de livraison des cargaisons et “On time delivery” le taux de cargaisons livrées à temps.

I.4.2. Flowchart et descriptif des processus :

Dans le but de mieux saisir la structure des processus qui font l'objet du diagnostic, et après exploration de la documentation et des explications relatives à la mise en place de ces processus et sous-processus, nous en avons fait une représentation graphique sous forme de workflow. (Fig. 6)

Descriptif des sous-processus “Management de l’inventaire et distribution” et “Management des équipements” :

Management des équipements :

Le sous-processus commence dès qu'un programme contenant les numéros des puits affectés à Schlumberger est envoyé à l'ingénieur commercial “Sales Engineer” sous forme de fichier Excel. Le programme contient aussi les cartes des puits, les plans ainsi que les états de forage.

Après vérification du programme, les informations sont communiquées aux ingénieurs chargés de livrer les produits et services “Product and Service Delivery” (PSD) par email. Ces derniers définissent le plan du JOB et les ressources nécessaires conformément au contrat. Si les ressources nécessaires au JOB ne sont pas mentionnées dans le contrat, alors il y a négociation entre le “Customer Engagement Coordinator” qui coordonne entre les ingénieurs du PSD et le client jusqu'à trouver un terrain d'entente. A cette étape, les données relatives au JOB (numéros d'articles des équipements et produits nécessaires, schémas, plan d'actions et analyse des risques) sont introduites sur le système d'information iDistrict. Cela permet entre autres de partager les informations avec les planificateurs opérationnels “Operation Planning” sur leur système d'information (Optimizer).

Quand il s'agit d'un équipement, le numéro d'article de l'équipement en question (Part Number) est partagé avec le service de maintenance via le système d'information “Rite” pour vérifier l'état des équipements disponibles, et avec les planificateurs pour l'affectation par numéro de série les équipements nécessaires. A partir de là, les informations relatives à l'équipement sélectionné sont envoyées par mail au service “Shared Services Organization” (SSO), en charge de la supply-chain et de la logistique, pour vérifier les documents d'import/export qui permettent d'utiliser les équipements importés en exécution d'un contrat. Les informations relatives à l'équipement sont aussi envoyées à l'équipe domestique de SSO pour qu'une requête de transport sur site soit émise.

Finalement, une fois que les matériaux et équipements sont sur site, le JOB est exécuté et l'équipement est démobilisé par SSO.

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

Management de l'inventaire et distribution :

Tout comme le précédent, ce sous-processus commence dès qu'un programme contenant les numéros des puits affectés à Schlumberger est envoyé à l'ingénieur commercial "Sales Engineer" sous forme de fichier Excel. Le programme contient aussi les cartes des puits, les plans ainsi que les états de forage.

Après vérification du programme, les informations sont communiquées aux ingénieurs chargés de livrer les produits et services "Product and Service Delivery" (PSD) par email. Ces derniers définissent le plan du JOB et les ressources nécessaires conformément au contrat. Si les ressources nécessaires au JOB ne sont pas mentionnées dans le contrat, alors il y a négociation entre le "Customer Engagement Coordinator" qui coordonne entre les ingénieurs du PSD et le client jusqu'à trouver un terrain d'entente. A cette étape, les données relatives au JOB (numéros d'articles des équipements et produits nécessaires, schémas, plan d'actions et analyse des risques) sont introduites sur le système d'information iDistrict. Cela permet entre autres de partager les informations avec les planificateurs opérationnels "Operation Planning" sur leur système d'information (Optimizer).

Dans le cas d'un produit ou d'un matériau, il y'a consolidation des besoins par les planificateurs opérationnels et optimisation via le système d'information Optimizer, puis les informations sont communiquées avec les facteurs de priorités au leader d'approvisionnement de la ligne de produit "Product Line Supply Lead" pour établir le plan d'approvisionnement. Si les ressources sont disponibles localement, alors le produit est livré et transporté sur site suite à une requête de transport. Sinon, le produit est importé de l'extérieur et est transporté sur site suite à une requête de transport.

Finalement, une fois que les matériaux et équipements sont sur site, le JOB est exécuté et clôturé.

Représentation en flowchart :

Les deux sous-processus présentent de nombreuses similarités. Ils font appel aux mêmes acteurs. À cet effet, nous les avons rassemblés dans un même graphique, et nous les traiterons simultanément dans le reste du projet.

La figure 6 représente les deux processus selon le standard ISO-5807, les fonctions auxquelles ils font appel ainsi que les flux des tâches (représentés par des flèches continues) et le flux d'information (représenté par des flèches discontinues).

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

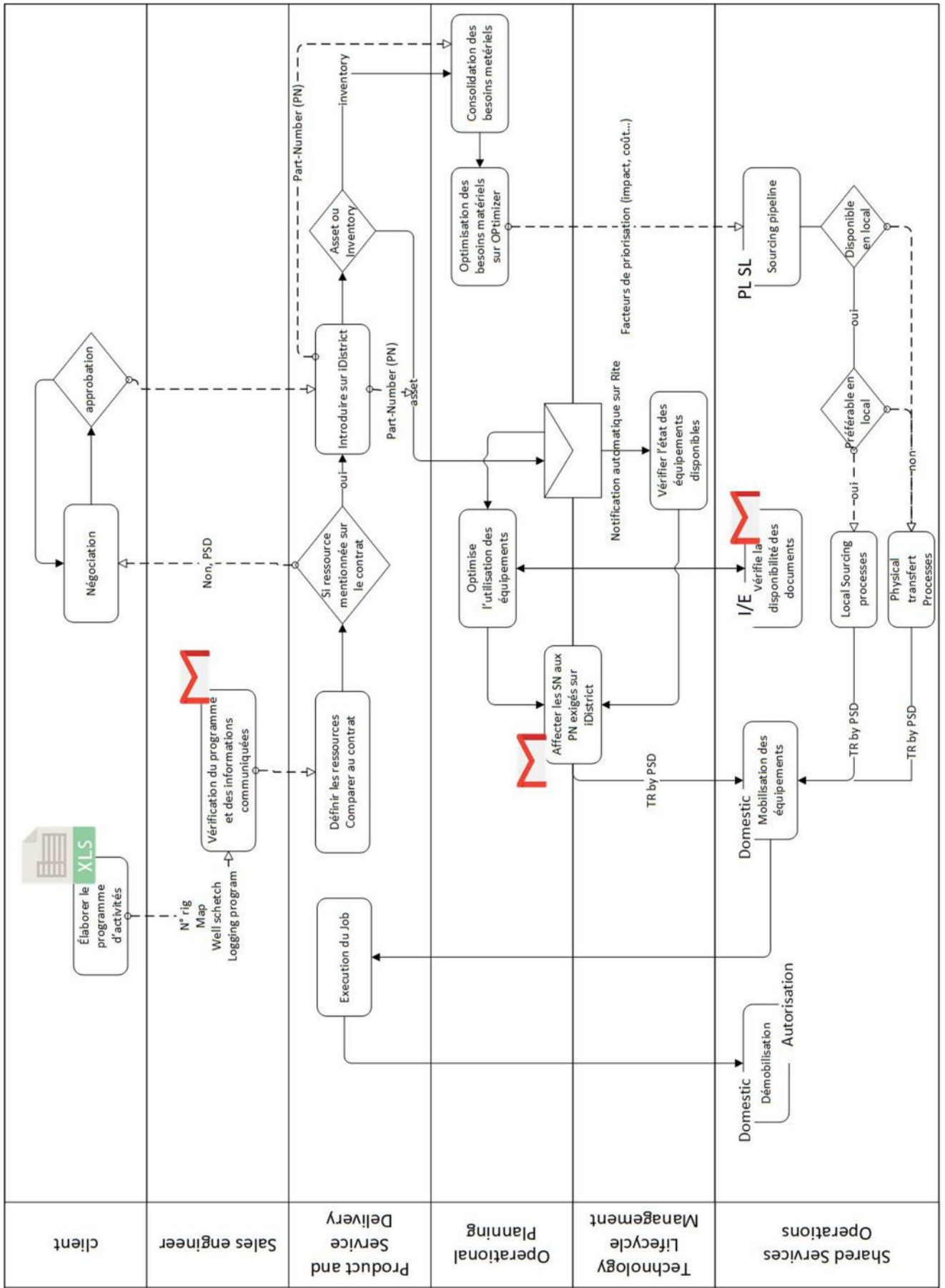


Figure 6 : Flowchart des sous processus

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

La documentation de l'entreprise et la visualisation graphique sous forme de flowchart nous a permis d'identifier les éléments suivants :

- Le nombre important d'acteurs qui font partie des sous-processus
- Le nombre de systèmes d'information différents utilisés
- La forte standardisation des processus
- L'importance du flux informationnel entre les acteurs
- L'importance de la coordination dans les processus
- Les potentiels goulots d'étranglement.

I.4.3. Audit ProCat :

Afin d'évaluer le taux d'implémentation de la nouvelle stratégie "New Way of Working", un audit nommé "ProCat" a été réalisé par l'équipe d'auditeurs de Schlumberger.Ltd le 14 Février 2018. Cet audit met en relation la structure organisationnelle introduite par la nouvelle stratégie NWW ainsi que les systèmes d'informations qui supportent cette organisation, avec les intervenants. Il porte sur l'adoption de la nouvelle organisation, le taux d'utilisation des systèmes d'information ainsi que la réalisation de certaines nouvelles tâches.

L'audit ProCat est une expertise professionnelle perçue comme un outil d'amélioration continue. Il met en relief les divergences entre ce qui est attendu de l'implémentation d'une nouvelle stratégie et l'état des lieux. Il s'agit d'investigations sous forme de questions et de suivi des mesures. Les questions abordent chaque acteur et étudient son adoption du poste qui lui est assigné et des tâches qui lui incombent. Pour chaque sous-processus, un modèle est défini. Étant donné la modélisation de chaque sous processus comme ligne de métro, le modèle définit, pour chaque arrêt de métro, l'intervenant à questionner, son rôle dans le processus, la catégorie de la question (conforme au processus ou comportementale), les réponses possibles ainsi que leur poids, et enfin des indications à l'auditeur.

Pour chaque localité, un audit a été réalisé. Les auditeurs envoyés depuis le quartier général de Houston se devaient de s'introduire et briser la glace en 5 minutes. Les entretiens doivent dérouler toutes les questions de l'audit. Seules les réponses aux questions satisfaites sont enregistrées. Ces premiers entretiens sont appelés "Assessment 1st pass" ou premier passage d'évaluation. S'il y a nécessité, les auditeurs expliquent la vision de la nouvelle stratégie NWW et évaluent à quel point elle a été comprise et adoptée par l'équipe de la région. Cela leur permet d'évaluer indirectement l'équipe centrale chargée de communiquer sur la nouvelle stratégie. Les informations recueillies lors du premier passage d'évaluation sont rassemblées sur le modèle au format Excel disponible sur la plateforme. Suite à cela la nécessité d'un deuxième passage est déterminée et une session de feedback de trente (30) minutes est tenue avec les intervenants afin de déterminer ce qui passe sous les radars des systèmes d'information et des mesures d'implémentation de la nouvelle stratégie NWW.

En répondant aux questions, seules les réponses positives sont prises en compte dans le score. Les réponses négatives sont évaluées à 0.

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

Afin de croiser nos informations et constatations sur les dysfonctionnements avec une source fiable, nous avons choisi de mettre en évidence les dysfonctionnements dus à la transition vers la nouvelle stratégie NWW et ce que cette dernière présente comme limite au niveau nord-africain. Nous avons analysé les résultats du rapport de l'audit dans le but d'évaluer le taux d'implémentation de la nouvelle stratégie NWW. Ce dernier s'élève à 33% et 45% pour chacun des deux (2) sous processus management des équipements et management et distribution des matériels, respectivement.

Les résultats obtenus de cet audit sont :

- La mauvaise utilisation des nouveaux systèmes d'information
- L'inexistence de certaines nouvelles positions
- Les indicateurs de performance reflètent une situation d'anomalie
- Le plan d'approvisionnement n'est pas établi
- Les "SLA", accords de niveau de service, déjà existants ne sont pas respectés car ils ne sont pas signés.

Nous avons croisé, par la suite, ces résultats obtenus avec ceux de l'analyse du flowchart. Afin de nous éclairer sur l'origine de ces anomalies, nous avons jugé adéquat de questionner les acteurs des sous-processus en effectuant des entretiens.

I.4.4. Entretiens :

Dans le but de comprendre le comportement des acteurs et leurs interactions avec la structure de l'entreprise, nous avons effectué une série d'entretiens individuels.

Pour chacune des fonctions qui intervient dans les sous-processus, à savoir "sales", "Product and Service Delivery", "Operational Planning" et "Technology Lifecycle management", nous avons interviewé un manager et un employé. Pour la fonction "Shared Services Organisation" où nous avons effectué notre stage, nous avons eu la possibilité d'échanger avec l'ensemble des acteurs.

Les entretiens que nous avons effectués sont divisés en deux parties :

- L'entretien libre : Nos questions, lors de cette partie, servaient à explorer l'environnement et à comprendre le travail au quotidien, les difficultés rencontrées, les besoins pour leur fonction, Exemple : « Pouvez-vous nous décrire votre activité selon la NWW sur un horizon tactique ? Quels sont les éléments qui déclenchent une activité de PSD ? ... » (voir **Annexe n°3**)

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

- L'entretien dirigé : Dans cette partie, nous avons dirigé les questions sur comment les processus étaient appliqués, l'utilisation des systèmes d'information, les données d'entrée et données de sorties des tâches effectuées dans le cadre des sous-processus, les délais d'exécution des tâches et finalement la collaboration avec la fonction amont et aval.

Exemple : « Sur quel support les tâches de planification opérationnelle sont réalisées ? Comment transférez-vous les résultats de votre activité à la fonction aval ? ... » (**voir Annexe n°1**)

Ces entretiens nous ont permis de mettre la lumière sur les éléments suivants :

- La variabilité importante du marché constatée à travers les commandes passées à différentes heures avec un horizon d'opération très court ;
- La fréquence des situations d'urgence qui impliquent la mobilisation inutile d'équipements et l'instabilité du programme ;
- Les relations de pouvoir prime sur la collaboration entre les fonctions car souvent c'est la fonction créatrice de valeur qui prend les décisions ;
- La mauvaise utilisation des systèmes d'information due à la mauvaise alimentation en données.

I.4.5. Synthèse et résultats :

Après la cartographie des processus et leur analyse, l'audit ProCat ainsi que la conduite d'entretiens, nous avons recoupé les informations et analysé les relations de causalités. Après cela nous avons synthétisé les résultats et mis en évidence quinze (15) écarts par rapport à l'ortho-fonctionnement. Ces écarts altèrent le fonctionnement optimal de l'entreprise et qui, pour certains, sont les causes de problèmes majeurs dans l'entreprise.

Les dysfonctionnements identifiés grâce au diagnostic sont :

- **Non fiabilité de l'information** : Tout au long du processus, les informations passent par plusieurs systèmes d'information qui ne sont pas tous connectés entre eux, ce qui entraîne des distorsions, voire même des pertes d'information.
- **Relation de pouvoir et non de confiance** : Dans les sous-processus étudiés, il y'a un acteur plus important que les autres car c'est celui qui crée de la valeur. Cela donne lieu à un exercice de pouvoir sur les autres fonctions, des perturbations et un manque de coordination dans le processus.
- **Management par dérogations** : Le niveau de standardisation dans les processus exige, pour de nombreuses actions, d'avoir recours à des dérogations. Ces décisions sont prises très haut dans la hiérarchie ce qui cause une perte de temps, une perte d'agilité et une augmentation des délais de livraisons.

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

- **Mauvaise fluidité de passage de l'information inter-fonctionnelle** : Il y'a un volume d'information très important qui circule. Cependant, les informations sont fractionnées sur plusieurs acteurs ce qui cause un manque de visibilité le long du processus et engendre le besoin de plusieurs passages par plusieurs acteurs pour avoir une information.
- **Déconnexion des commerciaux avec les réelles capacités supply-chain de l'entreprise** : Nous avons pu constater un manque de coordination entre les deux fonctions en bout de processus et très peu de partage d'information entre elles. Cela conduit à une situation d'urgence qu'il aurait été possible d'éviter et parfois à des pénalités et pertes d'opportunités.
- **Les résultats de la veille concurrentielle ne sont pas communiqués** : Le système d'information lié à la veille concurrentielle est mal exploité ce qui empêche la mise en place de prévisions et crée des situations d'urgence.
- **Déséquilibre du programme de déplacement et d'utilisation des équipements** : La variabilité importante du secteur d'activité et la non fiabilité des prévisions de délais de livraison causent une sous-utilisation des équipements, des situations où la maintenance de pré-utilisation des équipements est faite inutilement et empêche d'atteindre l'objectif stratégique (utilisation à 100% des équipements).
- **Déséquilibre dans le fonctionnement du processus** : La variabilité du secteur et le manque de prévision engendrent une perte de temps, un manque de visibilité à moyen terme et l'accumulation de situations d'urgence.
- **Optimisation locale dans chaque fonction au lieu d'une optimisation globale du processus** : La divergence des objectifs des différentes fonctions ainsi que l'absence d'objectifs mesurables de collaboration créent un manque de coordination entre les fonctions et augmentent les délais d'exécution des tâches.
- **Dépassement de fonction du PSD Manager** : Lors de notre stage, une position n'était pas encore occupée, celle de "Customer Engagement Coordinator". Cette position permet de coordonner les actions et les interventions avec le client. Le manager de "Product and Service Delivery" remplissait cette fonction en plus de ses responsabilités. Cela induit des délais d'exécutions importants, une accumulation des tâches et une mauvaise alimentation du système d'information.

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

- **iDistrict⁴ mal rempli en données** : Nous avons constaté que les acteurs ne saisissent pas l'importance de la saisie de la bonne information au bon moment et son impact sur le reste du processus. Ce déséquilibre dans le système d'information empêche d'avoir une base de prévisions, d'analyse de données et de la circulation de l'information.
- **Optimizer⁵ mal exploité** : Le fait que le système d'information en amont (iDistrict) ne soit pas bien alimenté, l'information n'arrive pas ou arrive erronée, cela donne lieu à une optimisation intuitive de l'allocation des équipements et matériaux.
- **Système de calcul des "Lead Time" Défaillant** : Le système de calcul des délais de livraison est basé sur un modèle de prévisions dont les paramètres n'ont pas été mis à jour. Il ne reflète donc plus la réalité et empêche d'avoir des prévisions correctes.
- **Lead time important** : L'environnement du geomarket, l'absence de prévisions et les délais importants pour confirmer l'approvisionnement empêchent l'entreprise de réduire ses délais de livraison et, par conséquent, d'atteindre ses objectifs stratégiques.
- **Faible nombre de livraisons dans les temps (OTD bas)** : L'absence de prévision pour les délais de livraison et l'importance de ces délais sont la cause du faible taux de livraison dans les temps et cela a pour principal effet des pénalités à l'encontre de l'entreprise et la perte d'opportunités.

Les dysfonctionnements mis en évidence présentent des corrélations entre eux. Nombre d'entre eux ont les mêmes causes-racine. Pour cela, nous avons choisi de les regrouper sous forme de paniers. Une action portée sur un panier permettra de traiter la source du dysfonctionnement et un retour graduel vers l'ortho-fonctionnement.

Les paniers sont :

Problèmes dus à la mauvaise utilisation des systèmes d'information : Ce panier regroupe les dysfonctionnements en relation avec la fiabilité, la communication et l'utilisation des informations dans les sous-processus et qui ont pour origine une mauvaise utilisation du système d'information.

Problèmes dus à l'organisation : L'organisation joue un rôle central : le fonctionnement des sous-processus et détermine les relations entre les différents acteurs. Nous avons regroupé ici les dysfonctionnements qui ont pour causes ces liens.

⁴ iDistrict est un système d'information de planification et d'analyse des risques liés aux opérations

⁵ Optimizer : est un système d'information de planification et optimisation liés à l'utilisation des équipements

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

Problèmes dus aux situations d'urgence : Dans ce panier sont regroupés les dysfonctionnements qui causent des situations d'urgence. Ces situations créent de nombreux écarts par rapport au bon fonctionnement des sous-processus et induisent souvent des pertes d'opportunité, voire des pénalités.

Problèmes dus aux Lead Times et OTD : Les dysfonctionnements qui ont pour cause le Lead Time important ainsi que le faible taux de livraison dans les temps créent des retards et impactent les relations clients. Ces dysfonctionnements sont regroupés dans ce panier.

Problèmes dus aux prévisions : L'absence ou le manque de fiabilité des prévisions empêche d'avoir une base de discussion entre les acteurs et remet en cause toute la fiabilité des sous-processus, nous avons mis dans ce panier les dysfonctionnements qui ont pour cause-racine les prévisions.

Le tableau "Affectation des dysfonctionnements aux paniers adéquats" ci-dessous récapitule la constitution des paniers de dysfonctionnements :

Tableau 5: Affectation des dysfonctionnements aux paniers adéquats

Dysfonctionnement	Panier
Non fiabilité de l'information Les résultats de la veille concurrentielle ne sont pas communiqués Optimizer mal exploité Système de calcul des "Lead Time" Défaillant	Problèmes dus à la mauvaise utilisation des systèmes d'information
Relation de pouvoir et non de confiance Management par dérogations Déconnexion des commerciaux avec les réelles capacités supply-chain de l'entreprise Optimisation locale dans chaque fonction au lieu d'une optimisation globale du processus Dépassement de fonction du PSD Manager	Problèmes dus à l'organisation
Mauvaise fluidité de passage de l'information inter-fonctionnelle Lead time important	Problèmes dus aux situations d'urgence
Déséquilibre du programme de déplacement et d'utilisation des assets Faible nombre de livraisons dans les temps	Problèmes dus aux Lead Times et OTD
iDistrict mal rempli en données Déséquilibre dans le fonctionnement du processus	Problèmes dus aux prévisions

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

La configuration des sous-processus et la relation de cause à effet entre les paniers de dysfonctionnements créent un cycle des dysfonctionnements avec, au centre, les problèmes dus à l'organisation comme présenté par la figure 7.



Figure 7 : Cycle des dysfonctionnements

I.4.6. Champs d'application et portée du projet :

L'entreprise est organisée en plusieurs groupes et chaque groupe est divisé en lignes de production. L'implémentation de la "New Way Of Working" s'est faite progressivement par ligne de production puis par groupe en commençant par la ligne de production "WireLine". Elle appartient au groupe "Reservoir Characterization Group". De par son histoire, "WireLine" est la ligne historique de Schlumberger.Ltd, ce qui la rend "ligne de production pilote" dans l'implémentation de la nouvelle stratégie "NWW".

Dans ce projet, nous avons travaillé sur cette ligne de production, car la NWW y est implémentée à un stade avancé. D'une part, nous pouvions disposer d'assez de données. L'implémentation des processus faite, nous pouvions, donc, mieux explorer et croiser les informations issues de la documentation avec la réalité du terrain.

Chapitre 1 : Etat des lieux et diagnostic

D'autre part, pour synchroniser les actions de notre projet avec les cycles de l'entreprise, nous avons choisi de travailler sur un horizon tactique, soit un cycle de trois (3) mois. Les horizons opérationnel et stratégique, respectivement journaliers et sur une base de trois (3) à cinq (5) ans, n'étaient pas en adéquation avec la portée du projet.

I.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'entreprise Schlumberger.Ltd, son organisation et sa transformation vers la "New Way of Working". La cartographie des processus, les entretiens et les résultats de l'audit ProCat, nous ont permis, après analyse, de trouver les dysfonctionnements qui empêchent un fonctionnement optimal de l'entreprise. Enfin, nous avons regroupé ces dysfonctionnements en paniers qui forment un cycle de perturbations.

Le chapitre suivant aura pour but de présenter un état de l'art, d'introduire les concepts et notions théoriques relatifs à la théorie de résolution des problèmes inventifs (TRIZ), au Sales & Opérations Planning (S&OP) et aux concepts mathématiques et informatiques liés au Machine Learning

Chapitre 2 : Etat de l'art

Chapitre 2 : Etat de l'art

II.1. Introduction :

Ce chapitre est dédié à l'état de l'art et va nous permettre d'introduire les concepts et notions théoriques relatifs à la théorie de résolution des problèmes inventifs (TRIZ), au Sales & Opérations Planning (S&OP) et finalement aux concepts mathématiques et informatiques liés au Machine Learning

En premier lieu, nous verrons les concepts clés liés à la TRIZ à travers ses principes et les étapes qui mènent vers une résolution des antinomies.

En deuxième lieu, nous explorerons les outils du S&OP qui permettent d'œuvrer vers plus de collaboration des acteurs. C'est-à-dire les réunions à visée collaborative, les mesures et indicateurs de performance et les ententes de niveau de service (SLA).

Finalement, nous étudierons les différents concepts liés au Machine Learning, les outils auxquels il fait appel pour la construction de modèles et leur évaluation. Nous expliquerons le fonctionnement de ses algorithmes à travers des outils mathématiques et expliciterons la démarche à suivre pour sa mise en place.

Nous appliquerons les notions vues dans ce chapitre dans le but d'apporter des solutions à notre problématique.

II.2. La théorie de résolution des problèmes inventifs :

II.2.1. Définition de TRIZ :

« Teoriya Resheniya Izobreatatelskikh Zadatch ou TRIZ est la théorie de résolution des problèmes inventive. Triz est une philosophie, une méthode et une collection de définition de problèmes, d'outils et de stratégies de résolution. » - (Mann, 2001)

La méthodologie TRIZ (acronyme de : Teoriya Resheniya Izobreatatelskikh Zadatch) est un processus de résolution inventive de problèmes. Cette méthodologie est considérée comme étant une réflexion pouvant aider les ingénieurs à résoudre les problèmes rencontrés dans leur quotidien de façon inventive. L'application de cette réflexion et de ses outils dans diverses industries remplace le tâtonnement dans la recherche de solutions. Elle ne donne pas une solution déjà prête. Cette façon de penser oriente vers la solution en proposant des principes inventifs à appliquer.

II.2.2. Principe de TRIZ :

Altshuller, fondateur de la théorie, a analysé des milliers de brevets d'industries leaders dans leur domaine. Il a classifié ces brevets, non pas par industrie, ni par sujet, mais par processus de résolution de problème. De ce fait, il trouve qu'un même problème est résolu régulièrement en appliquant les mêmes logiques. Consolidées, ces logiques inventives formaient une liste de 40 principes inventifs qui se répétaient. Ces derniers sont organisés en structure comme le montre la figure 8.

Chapitre 2 : Etat de l'art

Il est expliqué à travers le modèle général ci-contre que TRIZ brise l'inertie psychologique et cela grâce à la généralisation. En effet, TRIZ réalise une analogie entre un problème spécifique et un problème générique. A travers cette comparaison, TRIZ propose une solution générique dans la base de données de connaissances qu'ont obtenues les scientifiques lors de l'analyse des brevets. Cette solution sera la base de travail afin de générer une solution spécifique à un problème initial. La méthodologie permet d'éviter de se perdre lors de la recherche de solution de façon systématique et efficace.

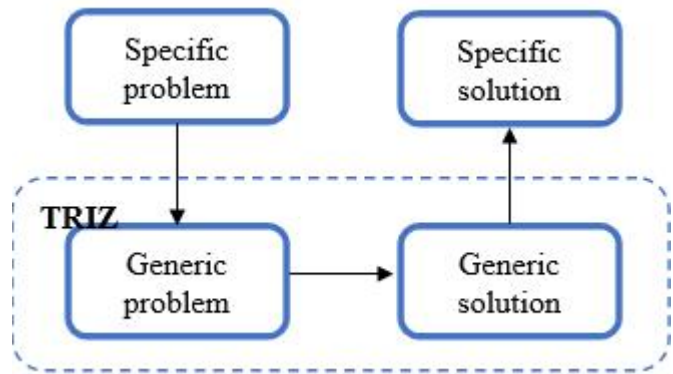


Figure 8 : Structure de la méthodologie TRIZ

La pyramide de (Mann, 2001), voir Figure 9 représente la méthodologie TRIZ comme une hiérarchie. Elle suggère qu'en haut de la pyramide, la méthodologie TRIZ est une étude systématique de l'excellence. A partir de là, quatre (4) piliers philosophiques ont émergé : l'idéalité, la fonctionnalité, la contradiction et l'utilisation des ressources. Le concept d'éliminer la contradiction est une évolution primaire en termes de temps, d'espace et d'interface. La fonctionnalité a été analysée et a évolué pour devenir plus adéquate à la maximisation de l'efficacité des ressources. A la base de la hiérarchie se trouve un ensemble d'outils et de techniques qui permettent de résoudre pratiquement n'importe quel problème rencontré. Entre la philosophie et les outils, il y a une méthode qui permet de créer un engrenage entre les outils dans tout processus. Cette pyramide illustre le cœur de la technologie TRIZ.

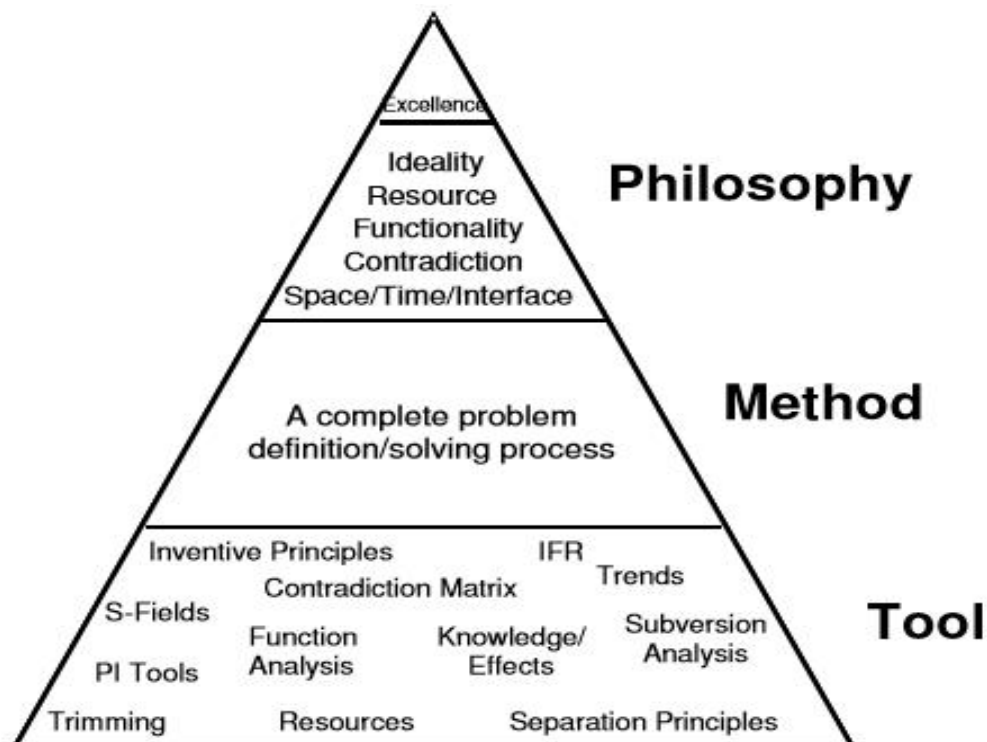


Figure 9: Pyramide de la hiérarchie de TRIZ. (Lin & Su, 2010)

Chapitre 2 : Etat de l'art

Le but de cette méthodologie est de tirer profit des conflits dans un processus ou la conception d'un produit sans avoir recours au compromis. De ce profit, des solutions seront mises en place. Ces conflits peuvent être des contradictions techniques, c'est-à-dire essayer d'agir sur deux (2) paramètres contradictoires en même temps sans savoir comment, et des contradictions physiques, c'est-à-dire essayer d'avoir deux (2) états contradictoires en même temps mais sans pour autant abandonner un des deux (2) paramètres. Afin de résoudre ces contradictions sans compromis, TRIZ a mis à la disposition des ingénieurs une matrice qui confronte les 39 caractéristiques dans le cas d'un produit appelée "Matrice de produit" et 31 caractéristiques dans le cas d'un processus nommée "Matrice de Business et Management", en fournissant les principes inventifs les plus utilisés historiquement à la résolution de ces contradictions. La liste actuelle des 40 principes inventifs met en évidence une description détaillée de la réflexion orientée solution avec des exemples d'application pour presque chaque principe.

Dernièrement, plusieurs articles (Retseptor, 2003) (Ilevbare et al., 2013) ont discuté de la possibilité de combiner les 40 principes inventifs de la TRIZ avec d'autres méthodes dans certains domaines, notamment les logiciels, le management de la qualité, etc. La tendance relevée dans ces articles vise à renforcer TRIZ et les méthodes combinées. Stratton and Warburton ont identifié la potentialité de joindre les outils de la TRIZ et ceux de la théorie des contraintes afin de développer l'intégralité de la Supply-chain dans le but d'augmenter son efficacité et sa réactivité.

En d'autres termes, les recherches contemporaines sur TRIZ travaillent sur la capacité de la méthodologie à être appliquée dans d'autres domaines que la production, des domaines non-techniques comme la politique ou l'économie. Cette extension est appuyée par les recherches qui révèlent sa faisabilité et par conséquent le futur prometteur de la philosophie de TRIZ.

II.2.3. Processus de TRIZ :

La littérature existante sur l'application de TRIZ porte, au plus loin, sur la création de nouveaux services. Depuis que l'efficacité de cette méthodologie a été prouvée dans la résolution des problèmes techniques dans des produits tangibles, les recherches se concentrent beaucoup plus sur son extension vers de nouveaux horizons. Et comme l'analyse des contradictions est le cœur même de la réflexion TRIZ, un processus de résolution de problèmes inventifs par l'analyse des contradictions est mis en place et modélisé comme représenté dans la figure 10.

Chapitre 2 : Etat de l'art

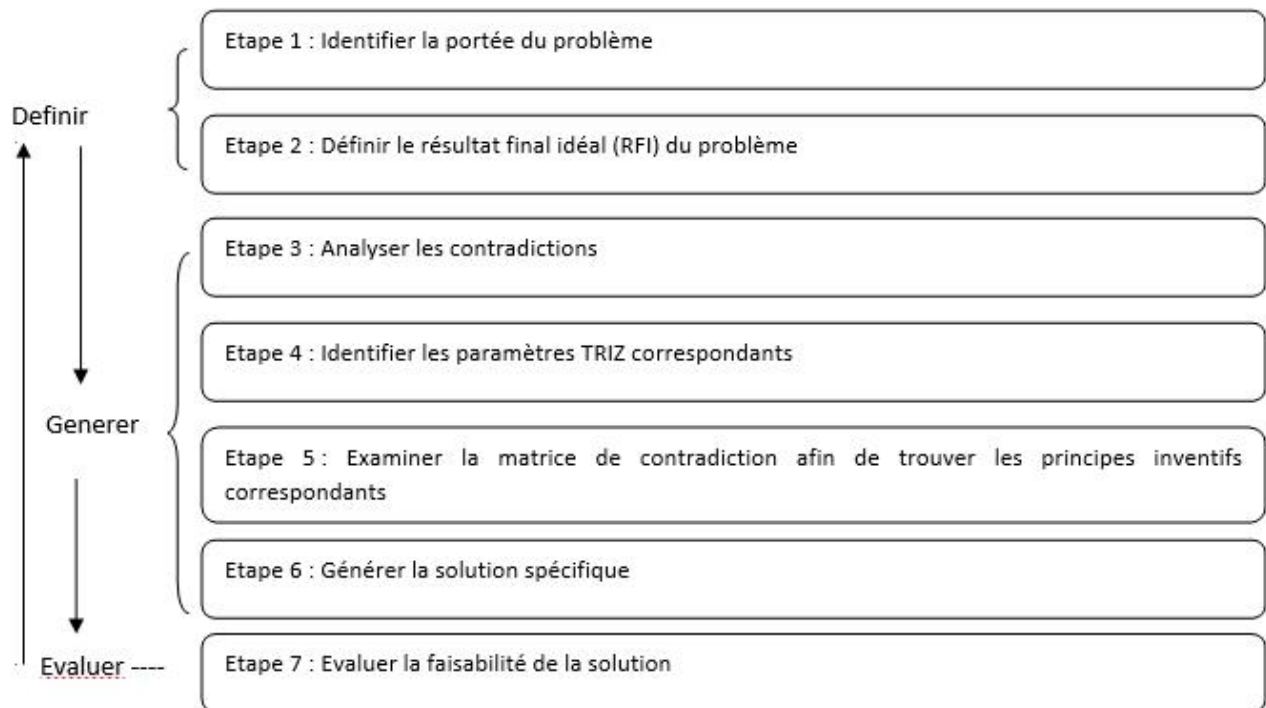


Figure 10 : Processus de résolution des contradictions selon la méthodologie TRIZ. (Lin & Su, 2010)

Le processus ci-dessus représente les étapes de résolution de problèmes inventifs selon l'analyse des contradictions :

Etape 1 :

Cette étape consiste en la collecte d'informations à propos de la situation existante. L'audit est le moyen le plus utilisé afin d'identifier la portée du problème et les exigences des clients.

Etape 2 :

En premier lieu, il faut diviser le problème en des composants élémentaires et conceptualiser les constituants basiques du problème spécifique en modélisant le système technique (voir **Annexe n°2**). Les composants du système technique sont :

- L'énergie : le facteur externe qui influe sur le système ;
- Le moteur : l'élément en relation directe avec l'énergie, il la reçoit ;
- L'objet : sur quoi le système technique va agir afin de modifier son état ;
- Le travail : la partie du système technique en relation directe avec l'objet ;
- La transmission : c'est l'élément qui transmet l'énergie du moteur au travail ;
- Le contrôle : l'élément qui permet de contrôler le moteur, le travail et la transmission.

Ensuite, il faut identifier le résultat idéal final (RIF) comme la situation idéale afin de réussir sans utiliser de ressources supplémentaires lors de la résolution des contradictions. Afin de définir le RIF, résultat idéal final, il y a sept (7) questions auxquelles il faut répondre aux questions suivantes :

Chapitre 2 : Etat de l'art

- Quel est la fonction principale du système technique ?
- Quel est le résultat idéal final ?
- Quels sont les obstacles ?
- Pourquoi ?
- Comment dépasser ces obstacles ?
- Qu'exigent les solutions ?
- Y a-t-il quelqu'un qui l'a fait avant ?

Etape 3 :

Identifier les points conflictuels qui empêchent la réalisation de la situation idéale. Chaque composant nécessite de voir s'il a une contradiction ou non avec d'autres composants puis examiner chaque contradiction afin de vérifier l'existence de la solution.

Etape 4 :

Déterminer quel paramètre TRIZ doit être amélioré et lequel est à détériorer.

Etape 5 :

La matrice des contradictions de TRIZ croise entre les paramètres TRIZ à améliorer et ceux à détériorer (voir **Annexe 1**). Il existe plusieurs versions de cette matrice : Matrice de produit, Matrice de Business et Management, etc. Dans chaque intersection, les principes les plus utilisés historiquement à la résolution de cette contradiction sont indiqués grâce à leurs numéros.

Etape 6 :

En suivant les principes et les moyens suggérés, réaliser des réunions afin de générer toutes les solutions pouvant être générées.

Etape 7 :

Il est nécessaire d'évaluer les solutions en utilisant des critères spécifiques de performance avant l'implémentation de solution(s) possible(s). Durant l'implémentation, les solutions choisies doivent être évaluées durant une période d'essai. Si les résultats indiquent que les conflits ne sont pas effectivement résolus, il est primordial que les utilisateurs indiquent les points d'amélioration.

II.3. Sales & Operations Planning

Dans un contexte de compétitivité, la supply-chain est un levier majeur de performance pour toute entreprise, tous secteurs confondus. Dans ce cadre, peu importe la compagnie, selon les spécialistes de la supply-chain, S&OP est important dans l'optimisation de la supply-Chain.

II.3.1. Définition de la supply-chain :

Dans la littérature, on rencontre plusieurs dizaines de définitions de la supply-chain, nous présentons ci-dessous, la définition donnée par (Chopra & Meindl, 2001) que nous adoptons car nous estimons que c'est la plus complète :

“Une supply-chain, ou chaîne d'approvisionnement, est composée de toutes les parties impliquées, directement ou indirectement, dans la satisfaction d'une demande du client. La supply-chain comprend non seulement le fabricant et les fournisseurs, mais également les transporteurs, les entrepôts, les détaillants et même les clients eux-mêmes. Au sein de chaque organisation, comme un fabricant, la chaîne d'approvisionnement comprend toutes les fonctions impliquées dans la réception et le remplissage d'une demande client. Ces fonctions comprennent, sans s'y limiter, le développement de nouveaux produits, le marketing, les opérations, la distribution, les finances et le service à la clientèle.” (Chopra & Meindl, 2001)

II.3.2. Définition de S&OP :

Marcio et al.(2012) définient dans la planification des ventes et des opérations (S&OP) comme étant un processus qui vise à élaborer des plans tactiques et qui permettent au management de diriger stratégiquement ses entreprises pour obtenir un avantage concurrentiel de façon continue en intégrant des plans de marketing axés sur les clients pour les produits nouveaux et existants tout en gérant la supply-chain. Le processus réunit tous les plans de l'entreprise (ventes, marketing, développement, fabrication, approvisionnement et finances) en un ensemble de plans intégrés.

Quant à Tuomikangas et al. (2014), ils la définissent comme étant un processus métier clé pour adapter la demande des clients aux capacités d'approvisionnement à moyen terme. Les mécanismes de collaboration jouent un rôle central au sein de S&OP pour aligner la stratégie commerciale et la planification opérationnelle ainsi que les fonctions commerciales et les partenaires de la supply-chain concernés.

Sales and Operations Planning, S&OP, est un processus déployé en entreprise ayant une influence directe sur la rentabilité, la croissance de l'entreprise ainsi que la satisfaction des clients. Il permet d'équilibrer entre la demande des clients et l'offre des fournisseurs.

Chapitre 2 : Etat de l'art

Par exemple, lors d'une promotion, l'occurrence d'un déséquilibre momentané à travers toute la supply-chain est inévitable. En effet, une promotion provoque une commande élevée ponctuelle. Les fournisseurs ne disposent pas de cette information et se voient face à une commande importante ce qu'ils traduisent en croissance de la demande. Après la promotion, les commandes baissent ce qui est traduit par une baisse de production par les fournisseurs après avoir prévu une demande plus importante et donc une production plus élevée. C'est l'effet du coup de fouet, ou "bullwhip effect".

Les conséquences d'un tel manque de coordination et d'une telle distorsion de l'information se résument par :

- L'augmentation des coûts d'inventaires ;
- La lenteur dans l'approvisionnement ;
- L'augmentation des coûts de transport ;
- La perte de part de marché ;
- La perte de confiance entre les parties prenantes de la supply-chain.

Dans le but de résoudre ces problèmes, chaque partie de la supply-chain se verra optimisée à un niveau local afin d'augmenter son profit au lieu d'optimiser de façon globale sur toute la supply-chain.

II.3.3. Points forts de la collaboration :

En plus d'optimiser la supply-chain dans sa globalité, la collaboration permet d'avoir un gain global supérieur à la somme des gains effectués par fonction indépendamment. Parmi les avantages de la collaboration, nous pouvons citer :

- La volonté de partager les risques ;
- La limitation de l'exposition aux projets risqués ;
- La définition des partenaires et des concurrents ;
- L'amélioration de la satisfaction des clients ;
- La motivation des compétences.

II.3.4. Les obstacles rencontrés par la supply-chain :

Tout agent qui engendre une optimisation locale au lieu d'une optimisation globale de la supply-chain constitue un obstacle à la coordination. À cet effet, si les principaux obstacles peuvent être identifiés, la prise de mesures appropriées est faisable.

Les obstacles sont classés en cinq (5) catégories comme suit :

Chapitre 2 : Etat de l'art

- **Les obstacles basés sur l'information et les processus** sont, comme dans l'exemple de la promotion, des obstacles de manque, voire d'absence de partage d'information. Cela implique l'établissement de prévisions basées sur la commande et non sur la demande.
- **Les obstacles opérationnels** sont des obstacles de taille de lots. En effet, ne pouvoir s'approvisionner que de grands lots constitue un obstacle important. Pour former un grand lot, il est nécessaire de disposer d'un temps d'approvisionnement suffisamment long. Ce dernier constitue en lui-même un obstacle opérationnel. Pour contourner ce dernier obstacle, des fournisseurs se contentent d'un ratio de livraison : ne livrer un client qu'une partie de ce qu'il a commandé à la fois. Dans cet esprit, les clients passeront alors commande d'un quota plus important de ce qui leur est nécessaire à la satisfaction de leurs demandes.
- **Les obstacles de prix** sont ceux qui découlent des obstacles opérationnels. Si la taille du lot est variable, le prix en est nécessairement dépendant. Les entreprises se verront obligées de commander de grands lots pour réduire les coûts.
- **Les obstacles comportementaux** sont ceux dus au comportement des parties prenantes de la supply-chain. En effet, si chaque partie cache le déroulement de son processus à ses collaborateurs, ce manque de visibilité implique un manque de confiance le long de la supply-chain. Dans cette situation, lors de l'occurrence d'un dysfonctionnement, il ne pourra y avoir que des mesures correctives de façon superficielle au lieu de rechercher l'origine du dysfonctionnement et apporter des corrections à cela. Ce comportement est considéré comme un processus sans mémoire. Les mêmes dysfonctionnements se répèteront sans apprendre comment les corriger.

II.3.5. Coordination le long de la supply-chain :

Après identification des obstacles, il est, maintenant, possible de se concentrer sur les mesures à prendre pour les éliminer. Pour réaliser une optimisation globale de la supply-chain et modérer l'effet coup de fouet ou le "bullwhip effect", il est important de procéder comme suit :

- Aligner les objectifs :

C'est à dire aligner les motivations le long de la supply-chain en créant des indicateurs de performance (KPI) communs aux différentes parties prenantes. Il est nécessaire, aussi, de créer des mesures de coopération et de regrouper le tout dans un tableau de bord commun le long de la supply-chain. Il est possible, également, de valoriser la collaboration via l'établissement de convention de prix ou d'objectifs entre les parties prenantes.

Chapitre 2 : Etat de l'art

- Donner plus de précision sur les informations en circulation :

C'est à dire favoriser le partage d'information entre les points de vente. En effet, la première cause de l'effet coup de fouet ou "bullwhip effect" est le manque de partage d'information entre les différents maillons de la chaîne ce qui engendre l'établissement des prévisions de la demande sur la base des commandes. Cela peut être évité par le partage d'information durant des réunions d'information. Des prévisions collaboratives sont établies par tous les acteurs de la supply-chain dans le but de définir les stocks de sécurité requis à la stabilité de la chaîne de production sur une période définie. La réduction du temps d'approvisionnement ainsi que son estimation précise est fondamentale quant à la construction d'une relation de confiance entre les collaborateurs le long de la supply-chain.

- Favoriser les accords entre les différentes parties prenantes :

C'est à dire convenir communément des prix et du délai exigés pour chaque type de commande et cela en concevant des SLA (Service Level Agreement ou accord de niveau de services). Ces derniers sont créés afin de définir les marges d'action de chaque partie prenante. Ces accords sont aussi basés sur l'origine de variation des remises sur le prix. Les remises devront varier selon le volume et non selon la taille du lot ainsi qu'en durée. Offrir une remise sur une durée fluctuante allège l'effet coup de fouet ou le "bullwhip effect".

- Construire des partenariats et des relations de confiance :

C'est à dire sensibiliser les parties prenantes le long de la supply-chain des bienfaits de la collaboration en mettant en valeur la performance lors d'une optimisation globale. Il est plus simple d'implémenter les méthodes et outils cités précédemment si une relation de confiance dominait le long de la supply-chain et afin de construire cette confiance, des réunions incluant tous les intervenants sont organisées pour partager des informations fiables. Il est aussi question de discuter des réalisations, des dysfonctionnements et des mesures correctrices à entreprendre afin de s'inscrire dans une politique d'amélioration continue.

II.3.6. Le processus de S&OP :

Le processus typique de S&OP se déroule en cinq (5) étapes⁶.

Étape 1 :

La première étape consiste à recueillir les informations sur la demande dans le but d'établir des prévisions dans un espace-temps bien défini généralement entre six (6) et dix-huit (18) mois. Ces prévisions ne doivent pas prendre en compte la capacité de production ni d'autres paramètres. L'approche multi-scénarios est favorisée lors de l'établissement des prévisions.

⁶ (Grimson and Pyke, 2007; Kruse, 2004; Rooney and Bangdert, 2001; Lapidé, 2004, lapidé 2005, Wallace, 2004)

Chapitre 2 : Etat de l'art

Étape 2 :

L'étape numéro deux (2) consiste à recueillir des informations aussi, mais cette fois, des capacités de production et celle de la supply-chain, du capital humain ainsi que des capacités de stockage. Le but de cet exercice est d'établir un plan de production qui servira à satisfaire les prévisions.

Étape 3 :

À ce niveau, l'équipe S&OP se réunit. Cette dernière est nécessairement pluridisciplinaire. Elle se compose de :

- La structure commerciale pour présenter les différents scénarios de prévisions de demande établies
- La structure opérationnelle afin de présenter les plans de production en concordance avec les contraintes de l'entreprise
- Les finances
- et dans certains cas le légal (l'industrie pétrolière requiert dans certains cas la présence de la structure légale)

Dans ce cas, un travail d'équipe est nécessaire afin de mettre en place un plan final qui devra être exécuté par l'ensemble de la compagnie. Un des moyens les plus utilisés pour l'organisation d'un travail d'équipe est la réunion. Cette dernière est une occasion pour le partage d'idées et d'information, trouver des solutions et prendre des décisions. Elle se doit d'être optimale afin d'éviter de constituer une perte de temps. Dans ce but, elle doit être bien préparée. À cet effet, il est nécessaire de définir au préalable les objectifs et les produits de cette séance (voir figure 11). Cela permet de déterminer sa typologie. À partir de cette dernière, il devient possible de tracer la feuille de route : quel style de conduite est adéquat et la technique de conduite d'une réunion.

La matrice suivante a été proposée par Phillippe Dumas, de l'université de Toulon :

Type de réunion	Objectifs	Style de conduite	Technique de conduite	Produits
Réunion d'information	Diffuser des informations sur le projet, la technique, les résultats, etc	Directif.	Un président de séance et des orateurs. Temps limité laissé à la discussion.	Mise à niveau des connaissances.
Réunion d'échange	Echange d'information entre les participants.	Non directif. Recherche le confort et la mise en confiance.	Un modérateur assure que tous les participants ont la possibilité de s'exprimer.	Meilleure connaissance des attitudes respectives des participants et de leur niveau de connaissance ou de motivation
Réunion de réflexion	Recherche de solution (consensus) ou d'idées nouvelles (affrontements d'opinions)	Semi directif. Cherche à faire surgir les idées.	Un animateur encourage l'expression individuelle. Recueille toutes les opinions.	Des idées, des propositions, des objectifs pour d'autres réunions.
Réunion de production	Recherche de consensus et obtention de décisions	Directif, mais avec empathie.	Un président renforce les contributions constructives. Surveille le timing.	Des résultats tangibles conformes aux objectifs.
Cercle de qualité ou Panel	Analyse de données, proposition de diagnostic et recherche de solutions.	Semi directif. Equilibre entre la créativité et le réalisme des solutions.	Un facilitateur encourage l'approche basée sur des faits et les contributions constructives.	Des résultats précis et pragmatiques. Plusieurs séances de travail du même groupe.

Figure 11 : Les 5 familles de réunions (BEDIGIS, 2011)

Chapitre 2 : Etat de l'art

Étape 4 :

Le plan d'action résultant de la troisième étape doit être implémenté. Il vise toutes les structures et, relativement à l'importance des actions, le type d'approche (réactive ou agressive)

Étape 5 :

À ce stade, des indicateurs de performance sont développés afin d'évaluer le niveau d'implémentation du plan d'actions et les résultats obtenus (escomptés et non attendus). En effet, dans (Bourne et al., 2000) le développement des indicateurs de performance et des mesures se réalise selon le processus suivant :

- La conception des indicateurs : cette étape consiste en l'identification des objectifs clés à mesurer puis à la conception selon la nouvelle stratégie à implémenter ;
- L'implémentation des mesures et indicateurs : à ce niveau, il est nécessaire de collecter les données et de les analyser afin de déterminer le seuil et les objectifs des mesures à atteindre puis les distribuer ;
- L'utilisation des mesures afin d'évaluer l'implémentation de la nouvelle stratégie : cette étape est un cercle de mesure, révision des dysfonctionnements et actions correctives ;
- L'utilisation des mesures pour remettre en question les hypothèses stratégiques si nécessaire.

Le concept de supply-chain est très utilisé ces derniers temps, il constitue "l'ensemble des processus nécessaires pour fournir des produits ou des services" selon le journal officiel français du 14 Mai 2005. Dans ce cadre, la collaboration est cruciale afin de réaliser une optimisation globale et, ainsi, maximiser le profit tout au long de la chaîne. S&OP est donc indispensable.

Lorsqu'il y a un manque de coordination dans une supply-chain, il y a une distorsion de l'information et un conflit d'objectifs. Cela induit un bullwhip effect ou effet de coup de fouet.

Selon Olhager et Selldin (2007) cités dans (Márcio, 2007), les outils S&OP atténuent l'effet négatif de l'incertitude du marché sur la performance des entreprises. Nakano (2009) a suggéré une corrélation positive entre les collaborations internes et externes inhérentes au processus S&OP et la performance de l'entreprise.

Ces outils permettent d'éliminer les obstacles que rencontre la supply-chain notamment par des réunions collaboratives, l'alignement des indicateurs de performance ou encore la réduction du temps d'approvisionnement.

II.4. Le « Machine Learning » :

Depuis la création des premiers calculateurs et plus encore après la création de la machine de Turing, l'idée de développer une intelligence artificielle capable de reproduire des activités cérébrales (analyse et prise de décision) et de résoudre des problèmes jusqu'à laissés à l'intelligence humaine, fait l'objet de nombre de recherches dans le monde. L'un des domaines de l'intelligence artificielle est le Machine Learning. Ce dernier est né d'une approche plus pragmatique de l'intelligence artificielle avec pour objectif de résoudre des problèmes très concrets et en lien direct avec les données à disposition.

II.4.1. Définition de l'intelligence artificielle :

Selon Marvin Lee Minsky, éminent chercheur et pionnier en IA, l'intelligence artificielle est « La construction de programmes informatiques qui s'adonnent à des tâches qui sont, pour l'instant, accomplies de façon plus satisfaisante par des êtres humains car elles demandent des processus mentaux de haut niveau tels que : l'apprentissage perceptuel, l'organisation de la mémoire et le raisonnement critique. »

Selon le Dictionnaire Larousse 2018, il s'agit de «l'ensemble de théories et de techniques mises en œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence»

L'intelligence artificielle est une technologie qui permet aujourd'hui de simuler l'intelligence humaine par des machines à travers des algorithmes. Utilisée dans de nombreux domaines variés de la finance à la logistique en passant par le droit et la médecine, l'IA accélère de jour en jour l'entrée du monde dans l'ère du digital.

II.4.2. Définition du Machine Learning :

Nous citons ci-dessous trois (03) définitions qui ont particulièrement retenu notre attention car elles se complètent mutuellement.

« Le "Machine Learning", ou Apprentissage Automatique en français, permet aux ordinateurs d'apprendre à partir des données qui leurs sont soumises, et plus seulement d'exécuter des algorithmes ».

Stéphan Cléménçon, titulaire de la Chaire Machine Learning for Big Data © Telecom ParisTech.

« Le Machine Learning est une discipline consacrée à l'analyse des données. Le but de cette discipline est de créer de la connaissance de manière automatique à partir de données brutes. Cette connaissance (ou modèle) peut alors être exploitée pour prendre des décisions ».

Philippe Beraud éminent chercheur en IA pour Microsoft.

« L'apprentissage automatique, ou encore apprentissage statistique est un champ d'étude de l'intelligence artificielle. Ce domaine prend en compte la conception, l'analyse, le développement, l'implémentation de méthodes et d'algorithmes permettant à une machine

Chapitre 2 : Etat de l'art

d'évoluer par un processus basé sur les données plutôt que sur un modèle ou un algorithme déterministe classique ».

Patrice Wira, Professeur au « Laboratoire Modélisation Intelligence Processus Systèmes (MIPS) », Université de Haute-Alsace

II.4.3. Objectif du Machine Learning :

Le Machine Learning est une branche de l'intelligence artificielle entre l'informatique et les sciences statistiques. Il permet de faire des prévisions sans pour autant qu'un modèle ne soit introduit ou programmé par l'homme. Le but est, en utilisant une base de données, des algorithmes et l'analyse statistique, de faire des prévisions avec un certain degré de précision.

II.4.4. Apprentissage et prévisions :

Il existe différents types d'apprentissage en « Machine Learning », selon le type de données sur lesquelles le travail est fait et le type d'informations en sortie nécessaires à la prise de décision. Les deux types de données et la forme d'apprentissage qu'elles impliquent sont montrés par la figure 12 : « Types d'apprentissages » ci-après :

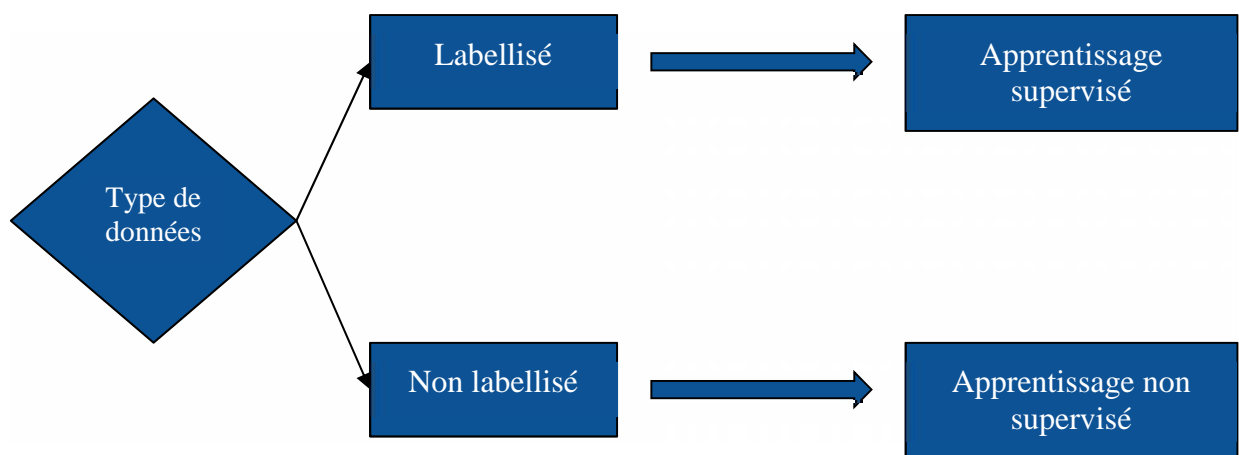


Figure 12 : Types d'apprentissages

Les données utilisées pour le « Machine Learning » peuvent être labellisées si l'Output est connu.

Exemple : pour que le modèle retenu puisse identifier des chiffres manuscrits, il est obligatoire d'introduire les images (Input) en les associant aux chiffres représentés (Output). Le modèle est ainsi construit. Il s'agit alors de " données labellisées"

Les chiffres non associés à une image sont classés comme données non labellisées, pour l'apprentissage automatique.

Chapitre 2 : Etat de l'art

Il existe d'autres types d'apprentissage :

- L'apprentissage semi-supervisé combinant données labellisées et non labellisées.
- L'apprentissage par renforcement avec pour objectif d'apprendre les meilleures règles qui apportent les meilleures récompenses. Cet apprentissage se base sur la prise de décision en combinant ces trois facteurs : l'agent qui prend la décision, l'environnement, et les actions possibles.

II.4.5. Fonctionnement de l'apprentissage supervisé et validation croisée :

a. Fonctionnement :

En pratique, le « Machine Learning » consiste à créer un modèle (f) qui relie entre les données d'entrée X et les données de sortie Y dans le but de faire des prévisions, en utilisant un grand volume de données. Ces données sont réparties comme suit :

- Données d'apprentissage
- Données de validation

Sur la base de données d'apprentissage, comparées aux résultats obtenus avec les données d'entrées, l'algorithme construit plusieurs modèles (f_1, f_2, \dots, f_n), jusqu'à obtenir un modèle satisfaisant. Les données de validations sont utilisées pour le paramétrage du modèle, et sa validation.

b. Validation croisée :

La technique de validation croisée permet de séparer les données B d'une base de données en k partitions. Les $k-1$ partitions servent à l'apprentissage. La partition restante sert à la validation du modèle.

L'opération est répétée k fois jusqu'à ce que toutes les partitions aient servi à la validation. Cela permet d'utiliser l'ensemble des données pour l'apprentissage et pour la validation. Le modèle ne sera pas alors ajusté pour un échantillon de données en particulier. Il pourra donc être généralisé et finalement, le surajustement du modèle sera évité.

La figure 13 ci-dessous: « Validation croisée pour $k=4$ » montre le parcours de l'algorithme des 4 partitions possibles avec répartition des données

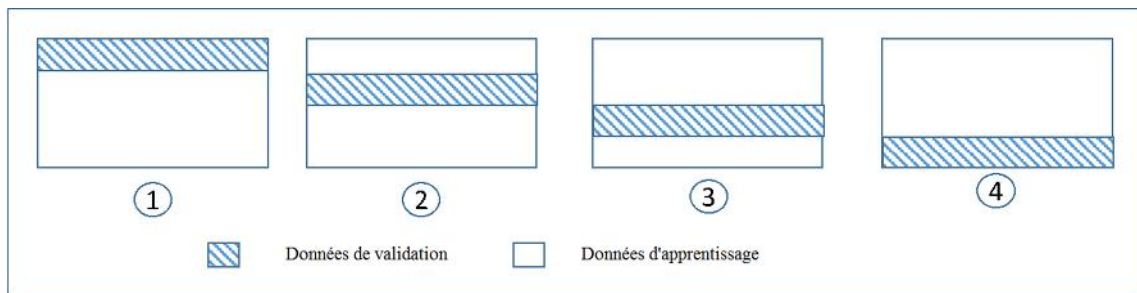


Figure 13 : Validation croisée pour $k=4$

Surajustement : il est question de surajustement ou en anglais “overfitting” quand le modèle s’adapte trop aux données d’apprentissage. Il devient alors impossible de faire une généralisation du modèle ou de faire des prévisions. La variance du modèle est importante.

Sous-ajustement : C’est au contraire, lorsque le modèle ne s’adapte pas aux données d’apprentissage, il n’est pas retenu par l’algorithme. Le modèle est trop biaisé. .

Il s’agit donc de trouver un compromis dans le modèle entre variance et biais.

II.4.6. Les algorithmes de Machine Learning :

Selon le besoin du type de données en sortie pour la prise de décision, les algorithmes peuvent être soit des algorithmes de classification ou de régression comme le montre la figure ci-dessous (Figure 14):

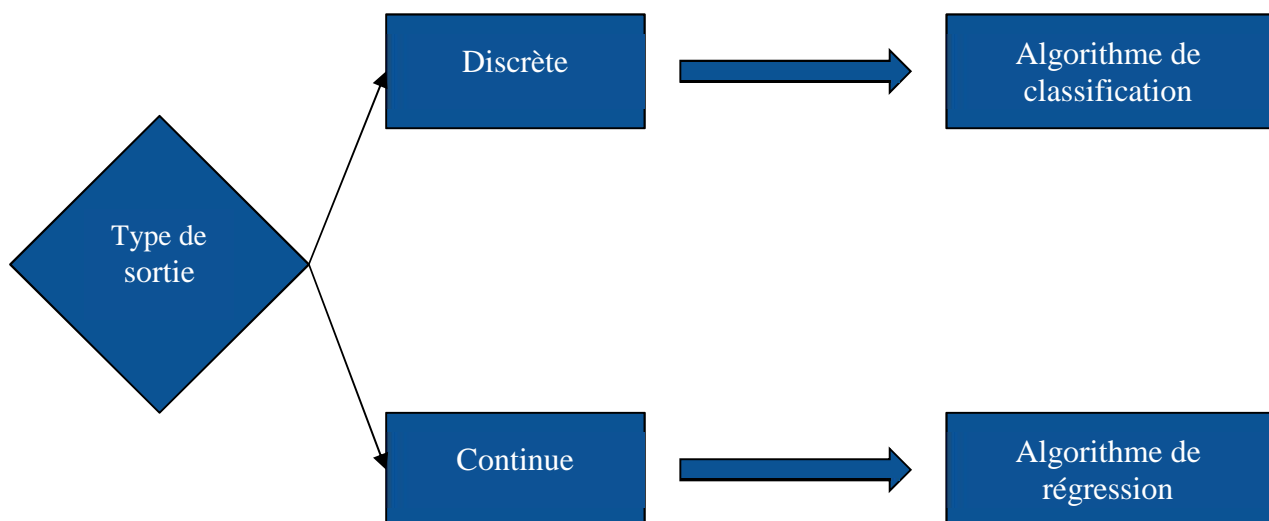


Figure 14 : Type d'algorithme

Parmi les algorithmes d’apprentissage supervisé deux catégories sont répertoriées, celle qu’on utilise pour des données de sorties discrètes et celle qu’on utilise pour des données de sorties continues.

Chapitre 2 : Etat de l'art

Les données de sorties discrètes impliquent une classification de l'individu, Les données de sorties continues impliquent une régression qui donne une estimation numérique de l'output.

Les algorithmes utilisés pour l'apprentissage supervisé :

Dans leur étude comparative des différents algorithmes d'apprentissage supervisé (CARUANA et al., 2006) font une liste des algorithmes utilisés à cette fin. Dans ce présent projet cette même liste sera utilisée pour le choix des algorithmes.

a. Support Vector Machine (SVM) :

En français "Machine à vecteur de support", est un algorithme appartenant aux méthodes d'apprentissage supervisé. Cet algorithme crée un seul ou un groupe d'hyperplans dans un espace multidimensionnel qui permettent de faire une classification. L'hyperplan a pour rôle de séparer les deux classes comme une frontière.

Soit h la meilleur fonction qui relie entre les variables de sortie y et les variables d'entrée x , avec $y = h(x) \mid y \in \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ et k : le nombre de classes.

Admettons, pour l'exemple, le cas le plus simple pour lequel il existe seulement deux classes et pour lequel h est une fonction linéaire.

Donc $y \in \{-1, 1\}$ et $h(x) = \omega^T x + \omega_0$ avec $x = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T$, x étant le vecteur d'entrée et $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N)^T$, ω étant le vecteur de poids.

X est de classe 1 si $h(x) > 0$, de classe -1 sinon.

La frontière est le plan h qui a pour équation $h(x) = 0$.

L'algorithme SVM doit principalement apprendre à la machine la fonction h en faisant varier les poids et en utilisant l'ensemble des données d'apprentissage : $\{(x_1, l_1), (x_2, l_2), \dots, (x_p, l_p)\}$ pour lesquels l sont les labels et p la taille de l'ensemble d'apprentissage. Ensuite, il permettra de classer les données selon le label.

Si le problème est linéairement séparable alors :

$l_k h(x_k) \geq 0$ avec $1 \leq k \leq p$ ou alors $l_k (\omega^T x_k + \omega_0) \geq 0$ avec $1 \leq k \leq p$

Chapitre 2 : Etat de l'art

La marge est la plus petite distance entre le plan et la donnée la plus proche représentée dans le repère. Plus la marge est grande, plus le modèle est performant et permet une meilleure généralisation de ce dernier. L'hyperplan qui maximise la marge est donné par :

$$\operatorname{argm}_{(\omega, \omega_0)} m_{(k)} \{ \|x - x_k\|, \omega^T x + \omega_0 = 0 \}$$

L'algorithme doit donc trouver ω^T et ω_0 qui maximisent la marge pour déterminer l'équation de l'hyperplan.

Reformulé ainsi, le problème de classement devient un problème d'optimisation quadratique.

La distance entre chaque x et l'hyperplan est trouvée grâce à sa projection orthogonale sur le vecteur poids, car pour un hyperplan d'équation $\omega^T x + \omega_0 = 0$ la distance de tout point a de l'espace de l'hyperplan est $|\omega^T a + \omega_0| / \|\omega\|$

L'hyperplan est alors donné par : $\operatorname{argm}_{(\omega, \omega_0)} \{ (1/\|\omega\|) m_{(k)} [l_k (\omega^T x + \omega_0)] \}$

Suite à une normalisation de ω et ω_0 , la marge est alors égale à $1/\|\omega\|$

Finalement la formulation dite primale du problème résolu par l'algorithme SVM s'exprime comme suit :

$$\text{Minimiser } \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \text{ sous contraintes } [l_k (\omega^T x_k + \omega_0) \Rightarrow 1]$$

La résolution par itérations numériques donne lieu à la création de l'équation de l'hyperplan qui permet ensuite de classer les individus.

Car une fois h déterminée si $h(x_k) = 1$, k appartient à la classe 1, à la classe -1 sinon.

Chapitre 2 : Etat de l'art

b. Réseaux de neurones multicouches :

Les réseaux de neurones multicouches définissent un groupe de fonctions qui ont pour but d'approcher n'importe quelle fonction continue.

Un neurone à p entrées au sens du Machine Learning est une fonction :

$f : R^{p+1} \times R^p \rightarrow R$ définie par :

$$\forall x \in R^p, f(W, x) = g(\sum_{i=1}^p (\omega_i x_i + \omega_{p+1})).$$

Tel que :

Il existe $g: R \rightarrow R$ une fonction,

et $W \in R^{p+1}$ est un vecteur de poids : $W = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{p+1})$

Cette définition s'inspire des neurones biologiques avec les poids dans le rôle des synapses, x le vecteur d'entrée et g la fonction de transfert, comme le montre la représentation graphique ci-dessous (figure 15) :

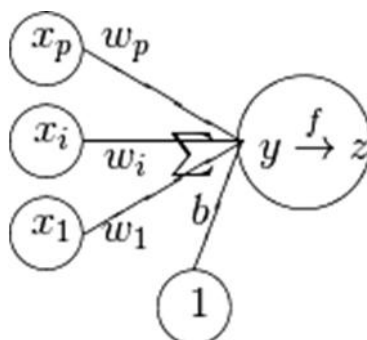


Figure 15 : Représentation d'un neurone

Une couche de neurones :

Soit n et $p \in N$, il est noté $W \in R^{n(p+1)} = (W_1, \dots, W_n)$ avec $\forall i \in \{1, \dots, n\}; W_i \in R^{p+1}$

Une couche n de neurones avec p entrées est une fonction $F : R^{n(p+1)} \times R^p \rightarrow R^n$ qui vérifie

$$\forall W \in R^{n(p+1)} \times R^p, F(W, x) = (f_1(W_1, x_1), \dots, (f_n(W_n, x_n)))$$

avec $\forall i \in \{1; \dots, n\}$, f_i est un neurone.

Une couche de neurones représente la réunion de plusieurs neurones qui ont en commun les mêmes entrées mais différents vecteurs de poids et différentes sorties.

Chapitre 2 : Etat de l'art

Le réseau de neurones : le perceptron :

Un réseau de neurones multicouches est un réseau à n sorties, p entrées et C couches. C 'est une liste de couches reliées entre elles de telle sorte que :

$\forall i \in (1, \dots, C)$ chaque couche C_i possède n_i neurones et p_i entrées.

$\forall i \in (1, \dots, C - 1)$, $n_i = p_{i+1}$ et $p_1 = p$ ainsi que $n_C = n$

Les poids de la couche i sont notés $(W_1^i, \dots, W_{n_i}^i)$. Cette couche définit la fonction F_i . Soit la suite $(Z_i)_{0 < i < C}$ définie par :

$$Z_0 \in R^p, \forall i \in \{1; \dots, C\}, Z_i = F_i(W_1^i, \dots, W_{n_i}^i, Z_{i-1})$$

En posant $M = \sum_{i=1}^C n_i(p_i + 1)$, le réseau de neurones ainsi défini est une fonction F telle que :

$$F : R^M \times R^p \rightarrow R^n \\ (W, Z_0) \rightarrow Z_C$$

Le graphique ci-dessous (figure 16) montre un modèle du perceptron multicouche :

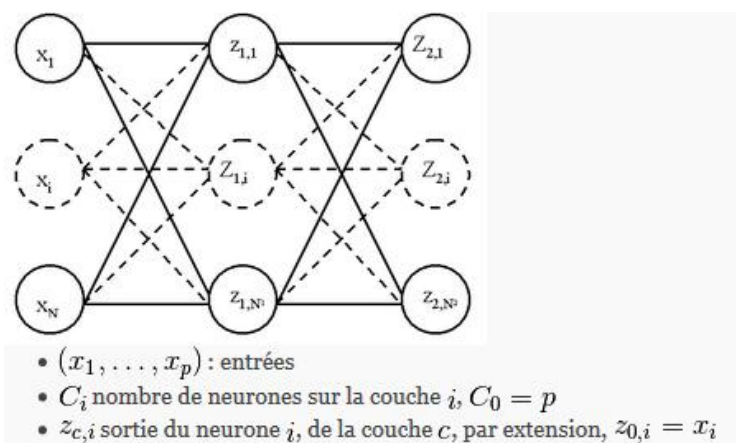


Figure 16: Réseau de neurones perceptron multicouches

Chapitre 2 : Etat de l'art

On note W_C la matrice des poids de la couche C , Z_C et Y_C sont les objets vectoriels correspondant à cette couche.

On considère que les entrées forment la couche initiale C_0 pour simplifier les écritures. Chaque couche C_i du réseau de neurones a pour entrée les sorties de la couche C_{i-1} .

Le but de l'algorithme en Machine Learning est de calculer les sorties d'un réseau de neurones en connaissant les poids $(\omega_{c,i,j})$ et les entrées (x_j) .

$Z_C \leftarrow X$ vient ensuite le calcul itératif de la suite $(Z_C)_{1 < c < C}$ pour relier entre les variables d'entrées et les variables de sorties.

Le modèle qui relie les entrées x_i aux sorties y_i ainsi créé permet de prévoir les résultats de y_j en se basant sur les nouvelles entrées x_j .

c. Régression logistique :

En Machine Learning, l'algorithme de régression logistique construit un modèle éponyme (McCullagh et Nelder, 1983), (Draper et Smith, 1966), (Dobson, 1990) qui permet de prédire une variable expliquée y à partir d'un vecteur de variables explicatives $x = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T$. Ces variables peuvent être quantitatives ou qualitatives. Dans ce dernier cas, un codage est nécessaire. Quand (y) ne possède que deux modalités, il est question de modèle logistique binaire. Sinon, il s'agit de modèle logistique polytomique.

Le modèle de régression logistique est défini par la relation suivante :

$$p(Y_i = 1 | X_i = t_i) = \frac{e^{(t_i^T \beta_0)}}{1 + e^{(t_i^T \beta_0)}}$$

pour lequel β_0 est un paramètre qui est estimé par l'algorithme de Machine Learning en utilisant le maximum de vraisemblance :

$$\beta_e = \arg \max_{\beta} L_n(\beta)$$

avec

$$L_n(\beta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{ \ln(1 + e^{(X_i^T \beta)}) - Y_i X_i^T \beta \}$$

Chapitre 2 : Etat de l'art

En machine learning, les logiciels utilisent une méthode approchée pour obtenir une maximisation de la vraisemblance (YU et al., 2011). La méthode la plus utilisée est Newton-Raphson avec :

$$\beta^{i+1} = \beta^i - \left(\frac{\delta^2 L}{\delta} \right)^{-1} \times \frac{\delta}{\delta}$$

où β^i est la solution à la $i^{\text{ème}}$ étape et $\beta^0 = (\mathbf{0}, \dots, \mathbf{0})$.

$\frac{\delta}{\delta}$ est le vecteur des dérivées partielles de la vraisemblance.

$\frac{\delta^2 L}{\delta}$ est la matrice des dérivées partielles secondes de la vraisemblance.

d. Naive Bayes :

Les méthodes naïves bayésiennes sont un groupe d'algorithmes d'apprentissage supervisé basés sur l'application du théorème de Bayes avec la présomption d'indépendance des variables deux à deux (METSIS et al., 2006).

Construire un modèle de prévision basé sur les méthodes naïves bayésiennes revient à construire la loi de probabilité de (y) sachant le vecteur (x), les paramètres du modèle étant estimés en se basant sur les données d'apprentissage.

Pour une variable expliquée (y) et un vecteur de variables explicatives $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$,

Le théorème de Bayes stipule que:

$$P(y | x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{P(y) P(x_1, x_2, \dots, x_n | y)}{P(x_1, x_2, \dots, x_n)}$$

avec l'assomption que les variables sont indépendantes 2 à 2 :

$$P(x_i | y, x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_n) = P(x_i | y)$$

Donc, la relation une fois simplifiée est donnée par :

$$P(y | x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{P(y) \prod_{i=1}^n P(x_i | y)}{P(x_1, x_2, \dots, x_n)}$$

Le vecteur $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ étant connu $p(x_1, x_2, \dots, x_n)$ est une constante alors :

$$P(y | x_1, x_2, \dots, x_n) \propto P(y) \prod_{i=1}^n p(x_i | y) \Rightarrow y_e = \underset{m}{a} \quad P(y) \prod_{i=1}^n p(x_i | y)$$

Dès lors, il est possible d'utiliser cette maximisation pour estimer $P(y)$ et $p(x_i | y)$ l'antérieur étant donc relatif à la fréquence de la variable y dans les données d'apprentissage.

Chapitre 2 : Etat de l'art

Tous les paramètres du modèle peuvent être approximés par rapport aux fréquences relatives des classes et aux caractéristiques des données d'apprentissage. L'estimation est faite par un maximum de vraisemblance.

Lorsque la loi de probabilité n'est pas connue et non précisée en Machine Learning, les variables suivent, par hypothèse, généralement une loi normale dont l'espérance et la variance seront estimées.

e. K Nearest Neighbor (KNN):

L'algorithme K-Nearest Neighbor (DUPAS, 2010) des K plus proches voisins est un algorithme de Machine Learning (Omohundro, 1989) qui a pour but de classer un individu donc le labelliser en se basant sur le label de ses K plus proches voisins.

Pour une base de données à N variables, le vecteur $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T$ représente les caractéristiques de l'individu (si les caractéristiques sont qualitatives il faut passer par un codage) et y le label. Pour un individu i muni de son label et de ses caractéristiques (y_i, \mathbf{x}_i) tel que $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN})^T$ le classer revient à trouver son label

La première étape est de trouver les k plus proches voisins de l'individu à classer. Cela est fait en utilisant la distance Euclidienne ou de façon généralisée la distance de Minkowski (D) :

Soit D la distance de Minkowski entre $A(a_1, \dots, a_n)$ et $B(b_1, \dots, b_n)$.

$D(A, B) = (\sum_{i=1}^n |a_i - b_i|^p)^{1/p}$ où p est un paramètre (cas de distance Euclidienne p=2)

La seconde étape consiste à classer les individus selon le label majoritaire des k plus proches voisins ainsi $y_i = \text{majority}(y_j)$.

f. Linear regression:

En Machine Learning, l'algorithme Linear regression se base sur la régression linéaire pour créer des modèles linéaires et estimer une variable exogène (y) en fonction de variables endogènes $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$.

Dans l'application de l'algorithme, il est retenu que par hypothèse, le modèle est linéaire et s'écrit donc comme suit : $\mathbf{y}_e = \boldsymbol{\beta} \mathbf{x}_i^T + \boldsymbol{\varepsilon}$

avec : \mathbf{y}_e la variable estimée

$\boldsymbol{\beta}$ est le vecteur qui contient les paramètres du modèle

\mathbf{x}_i^T est la transposée du vecteur de variables explicative

$\boldsymbol{\varepsilon}$ est le terme d'erreur

Chapitre 2 : Etat de l'art

Construire le modèle revient à estimer ses paramètres $\beta = (1, \beta_1, \dots, \beta_n)$. Les estimateurs utilisés sont la méthode du maximum de vraisemblance, la méthode des moindres carrés, la méthode des moments ou encore par des méthodes bayésiennes. La méthode des moindres carrés est la plus utilisée.

Quand les termes d'erreurs sont linéairement indépendants et identiquement distribués, l'estimateur des moindres carrés ordinaire est le meilleur des estimateurs linéaires sans biais. Lorsque les termes d'erreurs ne sont pas tous de même variance et/ou qu'il existe des corrélations entre eux, la méthode utilisée est celle des moindres carrés généralisés ou la méthode des moindres carrés quasi-généralisés.

Pour estimer les paramètres β , le "Machine Learning" utilise l'algorithme du gradient. Cette méthode numérique permet de minimiser la fonction d'erreur quadratique en fonction des β .

Autrement il s'agit de trouver : $m_{\beta} \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = m_{\beta} \sum_{i=1}^n (y_i - \beta x_i^T)^2$

Le vecteur de solution β est la solution qui permet de construire le modèle.

II.4.7. Les arbres de décision :

L'arbre de décision est un ensemble de méthodes d'apprentissage supervisé non paramétrique utilisées dans la classification et la régression. Le but est de créer un modèle mathématique qui prédit la valeur d'une variable ciblée en apprenant des lois décisionnelles déduites des variables des données d'apprentissage. (Quinlan, 1993)

Les points forts de cet algorithme sont :

- la facilité d'interprétation et la possibilité de visualisation des données ;
- la nécessité d'une petite préparation des données ;
- la capacité de manipulation des données qualitatives ainsi que quantitatives ;
- la nécessité d'utiliser un volume de données logarithmiques ;
- la possibilité de validation du modèle grâce à des tests statistiques.

Les points faibles de cet algorithme sont :

- le risque de surajustement ;
- la possibilité d'instabilité due à un volume de données réduit ;
- la possibilité de biais si l'échantillon n'est pas équilibré.

Chapitre 2 : Etat de l'art

Il existe plusieurs algorithmes (Breiman et al., 1984) dans l'ensemble des méthodes de l'arbre de décision. Dans ce présent projet, l'algorithme CART "Classification and Regression Tree" arbre de classification et de régression est utilisé. Cet algorithme est l'évolution de l'algorithme C5.0 et C4.5 qui sont, eux, l'amélioration de ID3. D'autres algorithmes comme Boosted Decision Tree, Random Forest ou Boosted Stumps existent. Cependant, il n'est nécessaire de les développer que lorsque CART, l'algorithme de classification et de régression, ne donne pas de résultats satisfaisants.

La méthode consiste à définir $x_i \in \mathcal{R}^n$ avec $i=1, \dots, I$ la matrice de population, et $y \in \mathcal{R}^I$ un vecteur d'étiquettes.

L'arbre de décision divise en parties de façon récursive la population de façon à ce que les individus ayant la même étiquette soient regroupés.

Considérons les données au nœud m représentées par la fonction Q . Pour chaque individu θ , il faut :

1. Diviser $\theta = (j, t_m)$ en une variable j et un seuil t_m ,
2. Partitionner les données en deux (2) sous-ensembles : Q_g $_{he}(\theta)$ et Q_d (θ) de façon à ce que :

1. Q_g $_{he}(\theta) = (x, y)$ tel que $x_j \leq t_m$
2. Q_d $(\theta) = Q \setminus Q_g$ $_{he}(\theta)$

3. Calculer l'impureté au nœud m grâce à la fonction $H(\cdot)$,
4. Les tâches dépendent du choix suivant :

$$G(Q, \theta) = \frac{n_g}{N_m} H(Q_g) + \frac{n_d}{N_m} H(Q_d)$$

5. Sélectionner les paramètres qui réduisent l'impureté :

$$\theta = a \quad \theta(Q, \theta)$$

Boucler les étapes de 1 à 5 pour les sous-ensembles Q_g $_{he}(\theta^*)$ et Q_d (θ^*) jusqu'à arriver à la profondeur maximale de l'arbre de décision et donc :

$$N_m < m \quad \text{ou} \quad N_m = 1.$$

a. Les critères de classification ⁷ :

Si une cible est un résultat de valeur discrète pour un nœud m , représentant une région R_m avec N_m individus, $p_{m,k} = 1/N_m \sum I(y_i = k)$ qui est la proportion de classe avec k individus est obtenue.

⁷ Source : (Hastie et al., 2009)

Chapitre 2 : Etat de l'art

Il se trouve qu'il y a plusieurs indicateurs permettant de mesurer l'impureté, les trois (3) indicateurs les plus communs sont :

- L'indicateur de Gini : $H(x) = \sum_k p_{m,k}(1 - p_{m,k})$
- L'indicateur de l'entropie croisée : $H(x) = \sum_k p_{m,k} \ln(p_{m,k})$
- L'indicateur de non-classification : $H(X_m) = 1 - m(p_{m,k})$ tel que X_m est l'ensemble de données d'apprentissage au niveau du nœud m .

b. Les critères de régression :

Si la cible est un résultat de valeur continue, alors pour le nœud m , représentant une région R_m avec N_m individus, les critères communs à minimiser afin de déterminer les emplacements des futures divisions sont :

- L'estimateur d'erreur par la méthode des moindres carrés qui minimise l'erreur en utilisant des valeurs moyennes aux nœuds terminaux. Son expression est :

$$c_m = 1/N_m \sum_{i \in N_m} y_i \text{ et } H(X_m) = 1/N_m \sum (y_i - c_m)^2$$

- Mean absolute error qui minimise l'erreur en utilisant des valeurs médianes aux nœuds terminaux. L'expression est :

$$H(X_m) = 1/N_m \sum (y_i - y_m)^2$$

c. Boosted Stumps:

Stumps est un algorithme de Machine Learning appartenant à la famille des "Weak Learner". En effet, l'algorithme est un modèle d'arbre de décision (decision tree) à un seul niveau ie. avec une seule racine et deux feuilles. La variable expliquée, dans ce cas-là, ne dépend que d'une seule variable explicative.

Boosted Stumps : est un méta-algorithme qui construit un montage de plusieurs algorithmes Stumps pondérés les uns par rapport aux autres. Après avoir créé un premier Stumps, les mêmes données d'entraînements sont utilisées pour valider le modèle. Les individus qui échouent à la validation se voient attribuer une pondération plus importante dans le jeu de données et un nouveau modèle est créé. Cette fois-ci, les données mal classées la première fois contribuent plus à la création du modèle. Les deux modèles sont fusionnés suivis d'un test de validation. Le processus est le même. Il est procédé ainsi en combinant les modèles jusqu'à obtenir un arbre de décision avec une précision satisfaisante.

d. Random Forest ou forêt aléatoire :

Toujours dans la famille des arbres de décision, la méthode de la forêt aléatoire consiste à :

1. Effectuer un tirage avec remise d'un nombre N d'observations égal au nombre d'observations d'origine ;
2. Retenir un échantillon de cardinal $m < \sqrt{p}$ tel que p est le nombre de prédicteurs. il y a, donc, B échantillons;
3. Chaque échantillon sert à entraîner un arbre de décision puis valider grâce à la validation croisée ;
4. Pour chaque observation, il y a B prédictions de la variable d'intérêt que l'on stocke ;
5. La prédiction de la forêt aléatoire est réalisée par vote majoritaire.

Le point faible de cet algorithme est que la visibilité graphique de l'arbre est perdue, c'est à dire, que l'arbre de décision ne peut être représenté graphiquement.

d. Bagged tree :

Bagged tree, bootstraps aggregated ou encore arbre d'ensachage, sont un ensemble de méta-algorithmes en apprentissage automatique supervisé conçu dans le but d'améliorer la stabilité ainsi que la précision des algorithmes utilisés en classification et en régression.

Il permet de réduire la variance et aide à éviter le surajustement. Il est utilisé généralement avec les méthodes d'arbre de décision mais peut l'être avec d'autres méthodes.

Il se déroule comme suit :

1. La technique génère m ensembles d'entraînement D_i chacun de taille n' par l'échantillonnage à partir de D de façon uniforme et avec remplacement ;
2. Si $n' = n$, l'ensemble D_i contient la fraction $1 - 1/e$ d'exemples uniques de D et le reste est dupliqué. Ce modèle est appelé un échantillon bootstrap ;
3. Les échantillons précédents combinés sont utilisés afin d'ajuster les m modèles en effectuant un vote dans le cas de la classification ou alors en calculant la moyenne de sortie dans le cas de la régression.

e. Boosted decision tree :

La méthode "Boosting" est un méta-algorithme d'ensemble visant à réduire le biais et la variance dans l'apprentissage supervisé. C'est aussi une famille d'algorithmes d'apprentissage automatique qui convertissent les apprenants faibles, "weak learners", en apprenants forts, "strong learners" (ZHOU et al, 2012) La méthode "Boosting" se base sur la question posée par (Kearns et Valiant, 1989) :

« Est-ce qu'un groupe de "weak learners" peut devenir un seul "strong learner" ? »

Chapitre 2 : Etat de l'art

En premier lieu, “weak learner” et un “strong learner” sont définis :

Le “weak learner” ou l'apprenant faible est un classificateur qui est faiblement corrélé avec la variable de classification.

En revanche, l'apprenant fort, ou en anglais le “strong learner”, est un classificateur qui est arbitrairement corrélé avec la véritable classification.

Robert Schapire répond positivement dans un article publié en 1990. Cette réponse subit des ramifications significatives dans l'apprentissage automatique. Ce qui a mené au développement de la simulation (Breiman, 1998).

En fait, la stimulation des hypothèses ou le “Boosting” consiste à transformer un apprenant faible en apprenant fort selon le processus suivant:

f. Boosting trees for regression and classification:

Boosting trees for regression and classification ou l'approche computationnelle générale de l'augmentation du gradient stochastique est connue sous les noms TreeNet (TM Salford Systems, Inc.) ou MART (TM Jill, Inc.).

Au cours des dernières années, cette technique est apparue comme l'une des méthodes les plus puissantes pour l'exploration de données prédictives ou “predictive data mining”. Certaines implémentations de ces puissants algorithmes permettent de les utiliser dans le cadre de la régression ainsi que dans des problèmes de classification avec, dans le premier cas, des prédicteurs continus, et dans le second cas, des prédicteurs catégoriels.

Remarque :

L'ensemble des algorithmes présentés ci-dessus peuvent être utilisés en langage Python grâce à la bibliothèque Scikit-Learn développée ci-dessous.

II.4.8. Python et bibliothèques de fonctions :

Python est un langage de programmation objet, multi paradigme et multiplateformes. Il favorise la programmation impérative structurée, fonctionnelle et orientée objet. C'est l'un des langages les plus utilisés par la communauté scientifique pour les calculs et applications sur machines. Son haut niveau d'interactivité avec le codeur et le nombre important de bibliothèques de fonctions scientifiques en libre utilisation font qu'il est de plus en plus utilisé pour un usage académique ou en industrie (Dubois, 2007 ; Milmann and Avaizis, 2011).

- a. **Scikit-Learn** : est une bibliothèque libre de Python dédiée au Machine Learning. Elle est développée par de nombreux contributeurs du monde académique mais aussi des contributeurs libres. (PEDREGOSA et al., 2011)
- b. **Numpy** : est la bibliothèque de base pour le traitement de données, elle contient aussi des opérations arithmétiques. Souvent lors de l'appel de fonction elle est abrégée sous forme de *np*. Le modèle de mémoire basé sur les vues de Numpy limite les copies, même lors de la liaison avec le code principal (Walt et al., 2011). Les fonctions sont donc déjà pré-optimisées.
- c. **Scipy** : est la bibliothèque qui contient les fonctions d'algèbre linéaire, de traitement et d'affichage de matrice, ainsi que les fonctions statistiques.
- d. **Pandas** : est la bibliothèque utilisée pour l'analyse de données, elle contient les fonctions qui permettent le traitement des fichiers de données et leur maniement. Lors de l'appel de fonction elle est abrégée sous la forme *pd*.

II.4.9. Méthode d'application du "Machine Learning" :

Pour mettre en application le "Machine Learning", il y a une démarche à suivre qui transcende l'algorithmique et fait appel à l'analyse de données et à la gestion des systèmes d'informations. Cette démarche comprend la **collecte**, le **nettoyage** et l'**exploration** des données puis l'**échantillonnage**, l'**apprentissage** d'un modèle et la prise de **décision**.

Collecte de données : Après avoir bien défini les besoins du projet, il faut connaître et sélectionner les données nécessaires à son aboutissement. Il faut localiser les données et s'il y a différentes sources, les consolider. La tâche suivante consiste à sélectionner la granularité selon les possibilités des sources et les besoins. Enfin identifier et dimensionner l'architecture nécessaire pour alimenter et stocker la base de données.

Nettoyage des données : Cette étape consiste à retirer les données aberrantes, les doublons, identifier les vides (gaps) et éventuellement les remplacer le plus souvent par des moyennes. Aussi, c'est lors de cette étape qu'il faut étudier la question de la confidentialité des données et anonymiser une partie des données.

Exploration des données : Il s'agit ici de comprendre les mécanismes qui relient les données s'il en existe. Cela est fait à travers les allures de distribution, les analyses de corrélation entre les variables explicatives et la variable expliquée. Cela peut donner lieu à des transformations dans le jeu de données (élimination des variables fortement corrélées, combinaisons linéaires entre les variables...) pour réduire la complexité des modèles.

Échantillonnage : Quand la population étudiée est très grande (Big Data), il est préférable de travailler avec un échantillon de données. Ce dernier doit être sélectionné de façon à respecter la répartition des caractéristiques sur la population. Ensuite, il faut répartir le jeu de données entre données d'entraînement et données de validation (voir : Validation croisée en page 16). Il est d'usage d'utiliser la proportion 80/20.

Apprentissage : C'est lors de cette étape que la machine apprend plusieurs modèles basés sur les algorithmes d'apprentissage. Et grâce aux résultats de précision, elle en sélectionne le meilleur modèle (voir en chapitre II.4.5: Fonctionnement de l'apprentissage supervisé et validation croisée).

Décision : Une fois le modèle prêt à être utilisé, le programme doit permettre, à l'utilisateur, l'accès aux données issues des prévisions. A cet effet, il doit être connecté au système d'information.

II.5. Conclusion :

Ce chapitre nous a permis d'introduire les concepts et notions théoriques relatifs à la théorie de résolution des problèmes inventifs (TRIZ), au Sales & Opérations Planning (S&OP) et aux concepts mathématiques et informatiques liés au Machine Learning

Nous avons vu les concepts liés à la TRIZ, ses principes et les étapes qui conduisent à une résolution des antinomies. Ensuite, nous avons exploré les outils du S&OP qui permettent d'œuvrer vers plus de collaboration des acteurs. C'est-à-dire les réunions à visée collaborative, les mesures et indicateurs de performance et les ententes de niveau de service (SLA). Finalement, nous avons étudié les différents concepts liés au Machine Learning, la démarche et les outils auxquels il fait appel pour la construction de modèles et leur évaluation et nous avons expliqué le fonctionnement de ses algorithmes sous un angle mathématique.

Ces notions nous ont été utiles pour le développement des solutions liées à notre problématique.

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

III.1. Introduction

À la suite du diagnostic, nous avons relevé des dysfonctionnements dus à des contradictions. Nous avons alors appliqué la démarche de résolution des problèmes inventifs, TRIZ. Une fois toutes les étapes réalisées, nous aboutissons à deux solutions englobant tous les dysfonctionnements. Ce chapitre abordera la démarche que nous avons résumée dans la figure 17 qui suit :

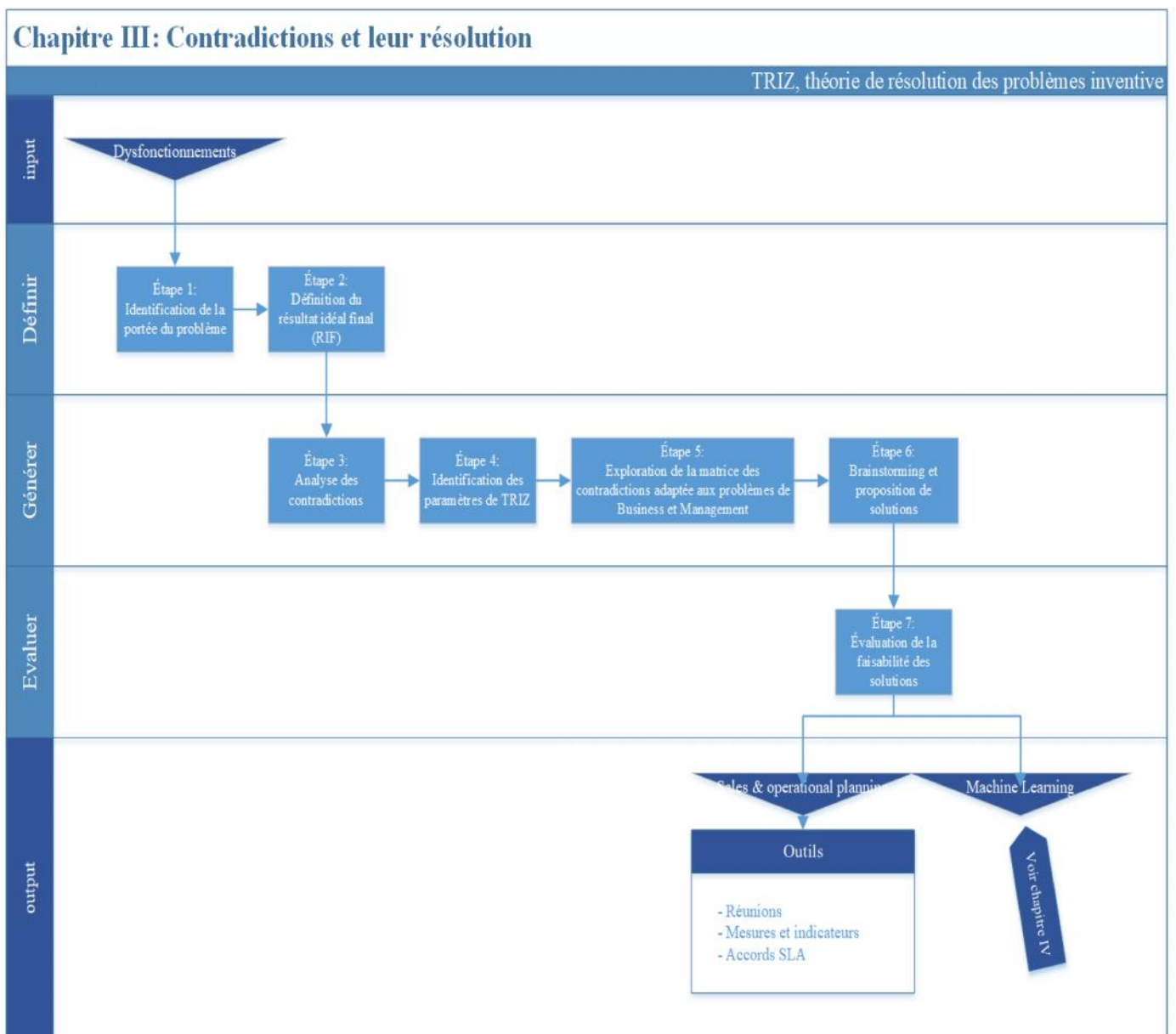


Figure 17: Démarche suivie pour la résolution des contradictions

III.2. Application de TRIZ :

Schlumberger.Ltd, de par son ancienneté et son expérience, a mis en place des processus optimisés régissant toutes les situations pouvant être rencontrées.

Ces processus mettent en évidence les systèmes d'information utilisés et les fonctions qui sont responsables de la réalisation des activités. Ils régissent donc le flux informationnel et la prise de relais par les fonctions et sont standardisés afin de pouvoir être applicables dans tous les pays où la compagnie est présente.

La standardisation réduit la marge de souplesse et de flexibilité du processus et exige un temps minimal assez long pour son déroulement. Cependant, l'exigence même du secteur est d'être flexible et agile afin de répondre de la façon la plus rapide et la plus adéquate à la demande.

Une contradiction apparaît : la compagnie exige standardisation et agilité mais elle exige en même temps de la rapidité alors que les processus sont longs de par le nombre de parties prenantes ainsi que le nombre de systèmes d'information impliqués dans les processus. Tous les critères étant importants et incontournables, nous avons opté pour l'application de la démarche de résolution de contradiction sans compromis, à savoir TRIZ.

III.2.1. Processus d'application :

Selon le processus de réalisation de cette analyse expliquée dans la section (2.3) du chapitre I, le déroulement de TRIZ est basé sur sept (07) étapes :

Étape 1 : Identification de la portée du problème par la modélisation du système technique

Étape 2 : Définition du résultat idéal final du problème (RIF) ;

Étape 3 : Analyse des contradictions ;

Étape 4 : Identification des paramètres TRIZ ;

Étape 5 : Matrice des contradictions adaptée au Business et au Management ;

Étape 6 : Réunion et brainstorming avec les parties prenantes afin d'identifier des solutions

Étape 7 : Définition des solutions à implémenter.

III.2.2. Déroulement du processus :

a) Étape 1 : Identification de la portée du problème par la modélisation du système technique :

Dans ce contexte, le système technique représente, dans ce présent projet, un outil de modélisation des sous-processus de la nouvelle stratégie “NWW”. Mais avant, il est nécessaire de mettre en évidence les contraintes que rencontrent les deux (2) sous-processus que nous avons abordés :

- Les problèmes dus au temps de réponse (lead time) et au statut de la livraison (OTD) ;
- Les problèmes dus au manque de prévisions ;
- Les problèmes d’organisation et de transition dus à l’implémentation de la nouvelle stratégie ;
- Les problèmes dus aux situations d’urgence, une conséquence des problèmes dus au lead time important et au taux bas de livraison à temps (OTD) Une fois les seconds réglés, les situations d’urgences diminueront automatiquement ;
- Les problèmes dus à la mauvaise utilisation des systèmes d’information qui seront solutionnés une fois que les problèmes dus au manque de prévisions seront réglés au fur et à mesure.

Cela représente un côté de la balance. Cependant, de l’autre côté de la balance, la stratégie de la nouvelle façon de travailler “NWW” a pour objectifs :

- Le management des risques à tous les niveaux,
- La vérification de la convergence du plan d’activité avec la stratégie,
- La satisfaction du client (coût, qualité, délais),
- La réduction des coûts,
- L’optimisation des quantités de ressources et du nombre d’équipements utilisés,
- Le transfert d’information quasi-automatique.

N’ayant pas la possibilité d’équilibrer la balance, il est nécessaire de trouver des solutions aux dysfonctionnements.

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

b) Étape 2 : Définition du résultat idéal final du problème (RIF) :

En premier lieu, nous avons modélisé le système technique et ses composants comme suit (figure 18):

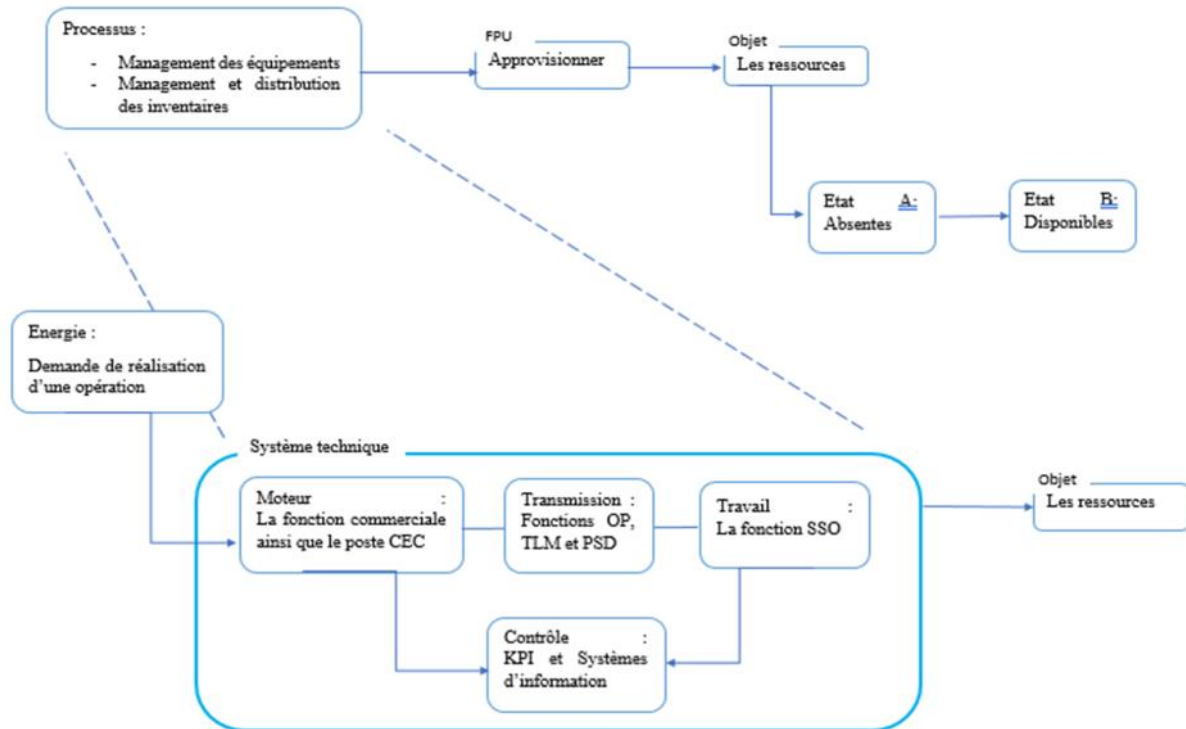


Figure 18 : Système technique selon la méthodologie TRIZ représentant les deux (2) processus

- Les composants du système technique sont :

L'énergie : lorsque le client demande la réalisation d'une opération.

Le moteur : les fonctions qui réceptionnent cette demande sont la fonction commerciale lors d'un nouveau contrat ou d'une opportunité de remplacement d'un concurrent, et le poste CEC, Customer Engagement Coordinator (coordinateur avec les clients), affilié à PSD, Product and Service Delivery (Production et prestation de services).

La transmission : La fonction de planification des opérations, celle de maintenance et celle de production et prestation de services se chargent de la définition des ressources nécessaires à la réalisation de l'opération demandée, de l'optimisation des ressources et de la transmission du besoin aux services chargés de l'approvisionnement.

Le travail : la structure en charge des services partagés, SSO, a pour mission de rechercher la disponibilité des ressources matérielles (équipements, consommables, ...) auprès des fournisseurs internes et externes, de négocier leur "approvisionnement" et de les procurer afin de satisfaire le besoin des lignes de production à coût optimal.

Le contrôle : les paramètres qui agissent sur les trois (3) autres éléments sont les systèmes d'information et ceux qui régissent le fonctionnement sont les indicateurs de performance.

L'objet : ce sont les ressources qui à l'état A étaient absentes et à l'état B seront présentes.

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

En second lieu, et pour définir le résultat idéal final, nous avons dû répondre aux questions consolidées dans le tableau 6.

Tableau 6: les sept questions/réponses de l'étape 2 de l'analyse des contradictions.

Question	Réponse
Fonction principale	Approvisionner en ressources et équipements
Résultat idéal final	Fournir les ressources en un temps minimal à moindre coûts et en quantités optimales.
Obstacles	<ul style="list-style-type: none">- Temps de réponse important- Absence de prévisions- Mauvaise utilisation des systèmes d'information- Non fiabilité de l'information...
Causes	<ul style="list-style-type: none">- Nombre de systèmes d'information élevé- Standardisation des processus- Manque de coordination entre les fonctions- Manque de visibilité sur les processus en amont et en aval
Solutions potentielles	<ul style="list-style-type: none">- Réduction des temps d'approvisionnement- Augmentation de la fiabilité des systèmes d'information et de leur connexion- Etablissement de prévisions- Augmentation de la coopération entre les fonctions
Exigence des solutions	<ul style="list-style-type: none">- Revoir le modèle de calcul des temps de réponse- Données de prévisions- Agilité dans les processus- Esprit d'équipe et sensibilisation
Réalisées auparavant	Jamais

c) Etape 3 : Analyse des contradictions :

Le diagnostic que nous avons réalisé a pour résultat des dysfonctionnements dus aux contradictions citées plus haut. Nous avons schématisé ces contradictions dans les figures 19 20 et 21 qui suivent. (L'explication des contradictions deux (2) et trois (3) est déroulée dans l'**annexe n°2**.)

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

Par exemple, le secteur des services pétroliers exige que les processus soient :

- Agiles
- Réactifs
- Favorables à l'adaptation

Cela a pour conséquence :

- la réduction du temps nécessaire aux fonctions d'appui afin de procurer les moyens requis pour l'exécution des opérations
- la restriction des moyens requis pour l'exécution des opérations
- la réduction de la stabilité du processus : c'est à dire permettre aux acteurs de se familiariser avec les activités qui leur incombent.

En revanche, Schlumberger.Ltd est une entreprise d'une envergure exigeant de la standardisation ce qui favorise :

- la réduction des risques et des coûts d'approvisionnement
- l'adoption des bonnes pratiques de façon naturelle
- l'approvisionnement des moyens requis pour la réalisation des opérations.

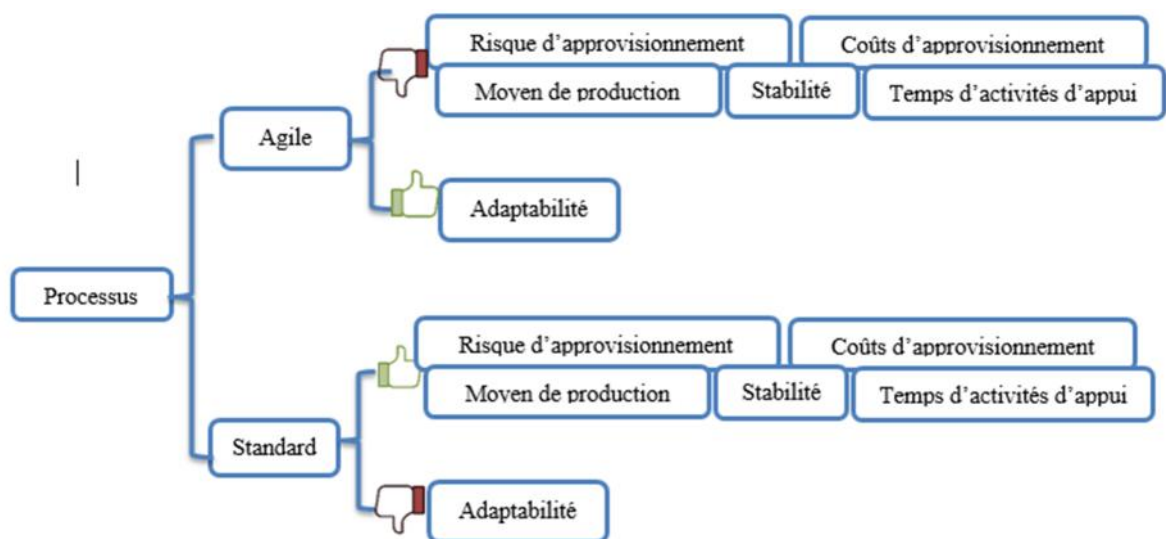


Figure 19 : Contradiction 1 : Agilité ou standardisation des processus

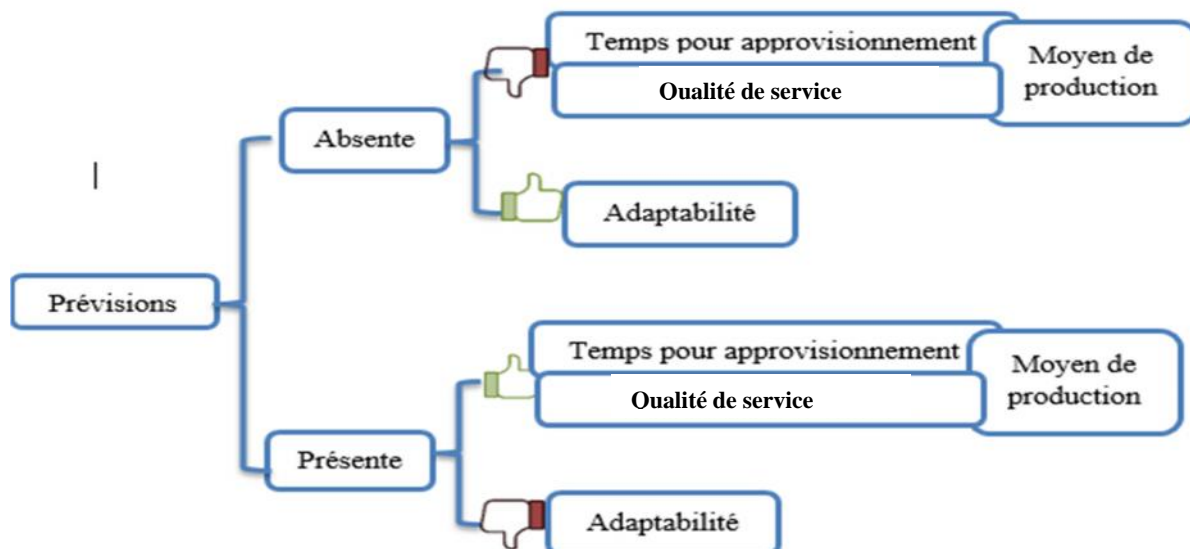


Figure 20: Contradiction entre l'absence et la présence des prévisions

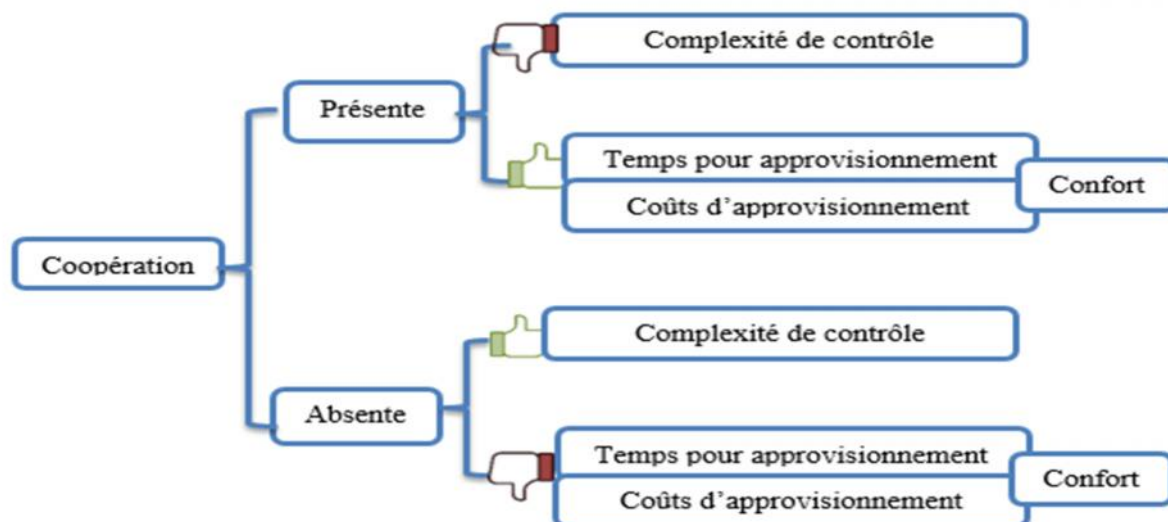


Figure 21: Contradiction entre l'existence et l'absence de la coopération

d) Étape 4 : Identification des paramètres TRIZ

L'analyse des contradictions que nous avons mis en évidence lors de l'étape précédente nous a permis de relever les paramètres que nous voulons améliorer et ainsi définir les paramètres qui vont se détériorer suite à cette amélioration. Dans cette optique, nous avons consolidé ces paramètres dans le tableau 7 selon les caractéristiques figurant dans la matrice des contradictions adaptée aux problèmes de Business et de Management que nous avons extrait du logiciel CreaTRIZ Innovation Suite version 3.1.

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

Tableau 7: Tableau des paramètres de TRIZ appliqués aux processus management des équipements et management et distribution des inventaires

Paramètres à améliorer	Paramètres qui vont se détériorer
<ul style="list-style-type: none"> - Adaptabilité - Temps pour approvisionnement - Risque d'approvisionnement - Coûts d'approvisionnement - Complexité de contrôle 	<ul style="list-style-type: none"> - Moyens de production - Temps des fonctions d'appui - Qualité de service - Fiabilité du moyen fourni pour la réalisation de l'opération - Confort

Le fait d'augmenter l'adaptabilité dans un processus affecte les moyens de réalisation des opérations. En effet, le fait de réduire le temps d'approvisionnement en réduisant les risques et les coûts d'approvisionnement influe sur **la fiabilité** des moyens fournis pour réaliser les opérations ainsi que la qualité de service. Cela affecte le temps alloué aux fonctions d'appui dans l'objectif de fournir les bons moyens à moindre coût. Cela a un impact sur le feedback du client et son appréciation de la prestation réalisée.

Le fait d'améliorer la complexité de contrôle des processus et le confort, c'est à dire qu'en augmentant le nombre de mesures, les acteurs des processus perdront de leur familiarité avec les processus et cela ne sera plus un réflexe pour eux.

e) Étape 5 : Matrice des contradictions

Les paramètres TRIZ déduits de l'étape précédente (étape 4) sont croisés selon la matrice des contradictions de TRIZ adaptée aux problèmes de Business et de Management. Ce croisement est représenté dans le tableau 8 suivant :

Tableau 8 : Croisement entre les paramètres à améliorer et les paramètres à préserver dans les processus management des équipements et management et distribution des inventaires.

	Moyen de prod.	Temps d'activités d'appui	Exigence et qualité	Fiabilité	Confort
Adaptabilité	1,15,17,2,28	3,30,40,17	40,17,16,14	35,13,8,24	15,34,1,16
Temps pour appro.	5,13,22,35	-	13,25,35	-	2,13,24,28,35
Risque d'appro	2,3,15,16	-	2,22,25,35	-	5,10,13,16
Coûts d'appro.	13,15,22,35	-	2,3,25,35	24,35	2,3,5,30
Complexité de contrôle	1,13,16,28	13,15,25,28	2,4,6,7,25	2,11,13,35	5,10,12,24,25

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

À partir du tableau 8, le croisement des paramètres à améliorer et ceux à préserver met en évidence les principes inventifs à appliquer pour résoudre les contradictions sans compromis. Les cases que nous retrouvons proposent d'utiliser 24 principes sur 40, ce qui est difficile à mettre en place. Dans cette optique, l'application du principe de Pareto devient indispensable. Seuls quatorze (14) principes sont alors pris en compte : les principes inventifs qui ont une influence de 80% sur la résolution des contradictions. Ces principes sont représentés par des caractères gras dans le tableau 9 qui suit.

Tableau 9 : Tableau de répétition des principes inventifs influents.

N° principe	Répétition	Pourcentage	% Cumulé	Intitulé
35	9	0.109756	0.109756	<i>Modification des paramètres</i>
13	8	0.097561	0.207317	<i>Inversion de l'action</i>
2	8	0.097561	0.304878	<i>Extraction de la partie perturbatrice du système</i>
25	6	0.073171	0.378049	<i>Self-service, l'objet se suffit à lui-même</i>
16	5	0.060976	0.439024	<i>Action partielle ou excessive</i>
15	5	0.060976	0.5	<i>Mobilité - diviser l'objet en éléments capables de se déplacer en parallèle</i>
3	5	0.060976	0.560976	<i>Hétérogénéité - Chaque partie de l'objet doit être placée sous des conditions correspondant au mieux au rôle qu'il a à effectuer</i>
28	4	0.04878	0.609756	<i>Remplacement du système mécanique</i>
24	4	0.04878	0.658537	<i>Intermédiaire - ajouter un intermédiaire ou combiner deux fonctions provisoirement</i>
5	4	0.04878	0.707317	<i>Regrouper dans le temps les opérations homogènes - parallélisation</i>
1	4	0.04878	0.756098	<i>Segmentation</i>

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

N° principe	Répétition	Pourcentage	% Cumulé	Intitulé
22	3	0.036585	0.792683	<i>Transformation d'un problème en opportunité - utiliser un facteur néfaste pour avoir un effet positif</i>
17	3	0.036585	0.829268	<i>Changement de dimension - ajouter ou éliminer dimensions</i>
40	2	0.02439	0.853659	<i>Matériaux composites</i>
30	2	0.02439	0.878049	<i>Membranes fines et parois flexibles</i>
10	2	0.02439	0.902439	<i>Action préalable</i>
34	1	0.012195	0.914634	<i>Éliminer et récupérer</i>
14	1	0.012195	0.926829	<i>Sphéricité</i>
12	1	0.012195	0.939024	<i>Equipotentialité</i>
11	1	0.012195	0.95122	<i>Protection préalable</i>
8	1	0.012195	0.963415	<i>Contrepoids</i>
7	1	0.012195	0.97561	<i>Poupées russes</i>
6	1	0.012195	0.987805	<i>Universalité</i>
4	1	0.012195	1	<i>Asymétrie</i>

Après analyse des principes inventifs dominants que nous devons appliquer, nous avons jugé adéquat de les interpréter selon la conjoncture de notre présent projet. Par exemple, la modification des paramètres peut être considérée comme étant la modification du modèle de calcul des estimations de temps, ou encore l'externalisation des parties perturbatrices reviendrait à sous-traiter les fonctions qui ne se rapprochent pas de son cœur de métier.

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

Dans cette optique, nous avons appliqué ces principes interprétés à chaque panier de dysfonctionnements et nous avons abouti aux résultats suivants :

- Pour solutionner les dysfonctionnements dus au lead time et au taux de livraison à temps, OTD, nous devons :
 - Modifier le modèle d'estimation du délai de livraison ;
 - Catégoriser afin de savoir au préalable si la cargaison arrivera à temps ou pas ;
 - Sous-traiter les services de la supply-chain ;
 - Avoir un modèle d'estimation du délai de livraison qui se corrige et s'adapte automatiquement par lui-même ;
 - Remplacer la procédure de « définition des ressources à approvisionner » en ajoutant l'étape « vérification de l'arrivée de la cargaison à temps ou pas, selon les autorisations etc » ;
 - Paralléliser les activités indépendantes ;
 - Transformer le problème de lead time long en opportunité.

- Pour réduire l'effet des prévisions inexploitées sur les processus, à moins de les établir correctement et s'appliquer aux contraintes du système d'information qui les établit, nous recommandons, en plus des solutions proposées ci-dessus, de :
 - Se baser sur l'expérience des intervenants, et établir des prévisions avec des pourcentages d'occurrence ;
 - Paralléliser l'utilisation des systèmes d'information ;
 - Introduire des logisticiens lors de l'établissement des prévisions ;
 - Catégoriser les cargaisons afin de définir s'il faut se lancer ou pas ;
 - Intégrer des intervenants dans certaines étapes des processus comme des logisticiens dans la réponse à un appel d'offre.

- Pour intégrer la collaboration dans les processus de la compagnie, nous préconisons de:
 - Modifier la méthode d'établissement des prévisions ;
 - Formaliser les délais de commande et d'approvisionnement auprès des parties prenantes ;
 - Se baser sur les prévisions établies par le client ;
 - Avoir un modèle de calcul dynamique d'estimation du lead time qui s'ajuste automatiquement ;
 - Tenir des réunions hebdomadaires de mise à niveau de l'information ;
 - Paralléliser les activités indépendantes ;
 - Séparer des parties de l'organisation en petites équipes ;
 - Approvisionner de manière continue.

f) Étape 6: Réunion et brainstorming avec les parties prenantes afin d'identifier des solutions:

Après avoir relevé les caractéristiques des solutions que nous devons implémenter, nous avons tenu une vidéoconférence avec les parties prenantes, c'est à dire la fonction commerciale, celle de production et de prestation de services, la fonction de maintenance, celle de planification des

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

opérations ainsi que la structure des services partagés. Nous avons mis en évidence les dysfonctionnements que nous voulions solutionner dans un tableau Excel. Nous avons relevé toutes les propositions dans le tableau 10.

Tableau 10 : Les solutions proposées lors de la séance de brainstorming

Dysfonctionnement	Solution
<ul style="list-style-type: none">- Problèmes dus au temps d'approvisionnement important	<ul style="list-style-type: none">- Sous-traitance des services de la supply-chain- Modification du modèle de calcul d'estimation du lead time avec auto-ajustement et dynamisme- Parallélisation des processus indépendants- Approvisionnement continu- Préparation des documents au préalable
<ul style="list-style-type: none">- Problèmes dus au manque de coopération dans l'organisation et manque d'agilité des processus	<ul style="list-style-type: none">- Alignement des indicateurs de performance- Etablissement d'indicateurs et mesures de coopération- Réunion de révision post-opérations des dysfonctionnements et de réalisation des objectifs- Conception de SLA contenant des délais de commande- Sensibilisation aux bienfaits de la coopération
<ul style="list-style-type: none">- Problèmes dus au manque de prévisions	<ul style="list-style-type: none">- Etablissement de prévisions- Etablissement de prévisions collaboratives afin de redéfinir les flottes stratégiques- Révision des processus du hub

g) Étape 7: Définition des solutions à implémenter :

Faisant suite à la séance de brainstorming, nous avons décidé de pondérer les solutions à mettre en place dans notre présent projet. Nous avons défini les variables et les poids pour chaque variable sur la base d'un consensus de tous les participants. Le tableau 11 consolide les résultats obtenus.

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

Tableau 11 : Pondération des solutions proposées lors du brainstorming

	Fonctionnalité	Convergence avec la NWW	Coûts	Obstacle(s)	Points
Poids	de 0 à 2	de 0 à 3	de 0 à 3	-1 pour chacun	8
Sous-traitance	1	0	0	- Indisponibilité sur le marché	0
Modification du modèle de calcul avec possibilité d'auto-ajustement	2	2	3	-Approbation d'implémentation par les services IT	6
Parallélisation Des processus indépendants	1	2	2	- Déjà fait	4
Approvisionnement continu	0	0	3	- Contre les objectifs stratégiques de la compagnie - Inutile	1
Préparation des documents au préalable	1	2	1	- Dépendance des documents avec les processus	3
Alignement des KPI	0	2	3	- Déjà fait	4
KPI de coopération	2	2	3	-	7
Réunion post-operations	2	3	2	-	7
SLA	2	3	3	-	8
Workshop de sensibilisation à la coordination	1	2	1	- Absence de participants	3
établissement de prévisions	2	3	3	- Manque de données	7
Prévisions collaboratives	2	3	3	-	8
Révision des processus du hub	2	3	2	- Déjà fait	6

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

Nous ne retiendrons que les solutions ayant eu un nombre de points supérieur à 75% et n'ayant pas la mention "Déjà fait" ou "Manque de données" dans les obstacles.

Ces solutions sont :

- Tenue de réunions entre les parties prenantes afin d'établir des prévisions collaboratives et de définir les flottes stratégiques à maintenir et les ressources nécessaires à la maintenance, à approvisionner et à retourner au centre de distribution international de la compagnie ;
- Conception de SLA entre les parties prenantes sur les délais pour passer commande et le délai retenu pour chaque catégorie de cargaisons ;
- Mise en place de mesures et d'indicateurs de performance liés à la coopération ;
- Tenue de réunions post-opérations entre toutes les parties prenantes des processus afin de définir les bonnes pratiques et les erreurs qu'il faudra éviter la fois prochaine;
- La modification du modèle d'estimation des temps d'approvisionnement avec auto-ajustement au fil des transactions effectuées.

III.3. Solutions S&OP

À partir des résultats de la méthodologie TRIZ, et sur la base des scores, nous avons choisi de déployer des outils de Sales and Operations Planning afin de parer aux soucis de prévisions et de collaboration.

Des réunions, des accords de niveau de service, SLA, ou encore des indicateurs de performances de collaboration sont mis en place afin de résoudre les dysfonctionnements que nous avons identifiés.

III.3.1. Tenue des réunions et leur périodicité :

Une entreprise qui n'établit pas de prévisions ne peut survivre actuellement. Cependant, ayant un système d'information généralisé sur les localités qui établit les prévisions, le paramétrage du modèle de prévisions ne s'adapte pas aux caractéristiques de notre environnement. En effet, la variabilité de la demande que connaît l'environnement nord-africain fausse les prévisions établies par le système d'information et les rend inutilisables. Cette variabilité résulte, notamment, du client et de la nature du sol saharien qui ne permet pas de prédire, avec fiabilité, la vitesse de forage et, par conséquent, d'avoir un programme de puits sur lequel se basent les JOB de Schlumberger.

Instinctivement, nous pensons à modifier le paramétrage du modèle de calcul des prévisions. Mais, étant donné la complexité du modèle, le volume très important de données et leur indisponibilité, cette solution n'est pas envisageable dans les délais de notre projet.

Dans le but d'amoindrir l'influence de ces dysfonctionnements, nous avons décidé de créer des prévisions collaboratives. En effet, nous avons proposé de se baser sur l'expérience

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

professionnelle de toutes les parties prenantes du processus et sur leur connaissance du marché, de tous les réunir afin d'établir des prévisions. Cela commence par organiser une réunion de production. Son objectif est d'identifier les opérations potentiellement assignées à Schlumberger NAF, leurs périodes ainsi que leur ordre de priorité. Suite à ces programmes, il sera question de déterminer les besoins en ressources et de les classer en flottes : stratégique, d'à point et secondaire. Toutefois, la collaboration doit être directive. En effet, le président de la ligne de production se doit de renforcer la contribution constructive de chaque acteur et de cadrer les interactions dans le temps et selon les objectifs de la réunion. Cette dernière se tiendra chaque trois (3) mois car elle est d'ordre tactique.

Au même rythme, des réunions de même type se tiendront afin de mettre en évidence les dysfonctionnements ainsi que les bonnes pratiques qui ont lieu le trimestre précédent. Sur cette base, des mesures correctives pourront être prises et un plan d'actions sera établi afin de s'inscrire dans une démarche d'amélioration continue.

Un second type de réunions se tiendra de façon hebdomadaire. Une réunion d'information sous forme d'audioconférence, qui a pour objectif de mettre au même niveau d'information tous les intervenants des deux (2) sous-processus. C'est une réunion de courte durée. Le président de la ligne de production se devra de limiter le temps de discussion tout en maximisant le partage d'information.

Nous avons modélisé la tenue des réunions comme suit (figure 22):

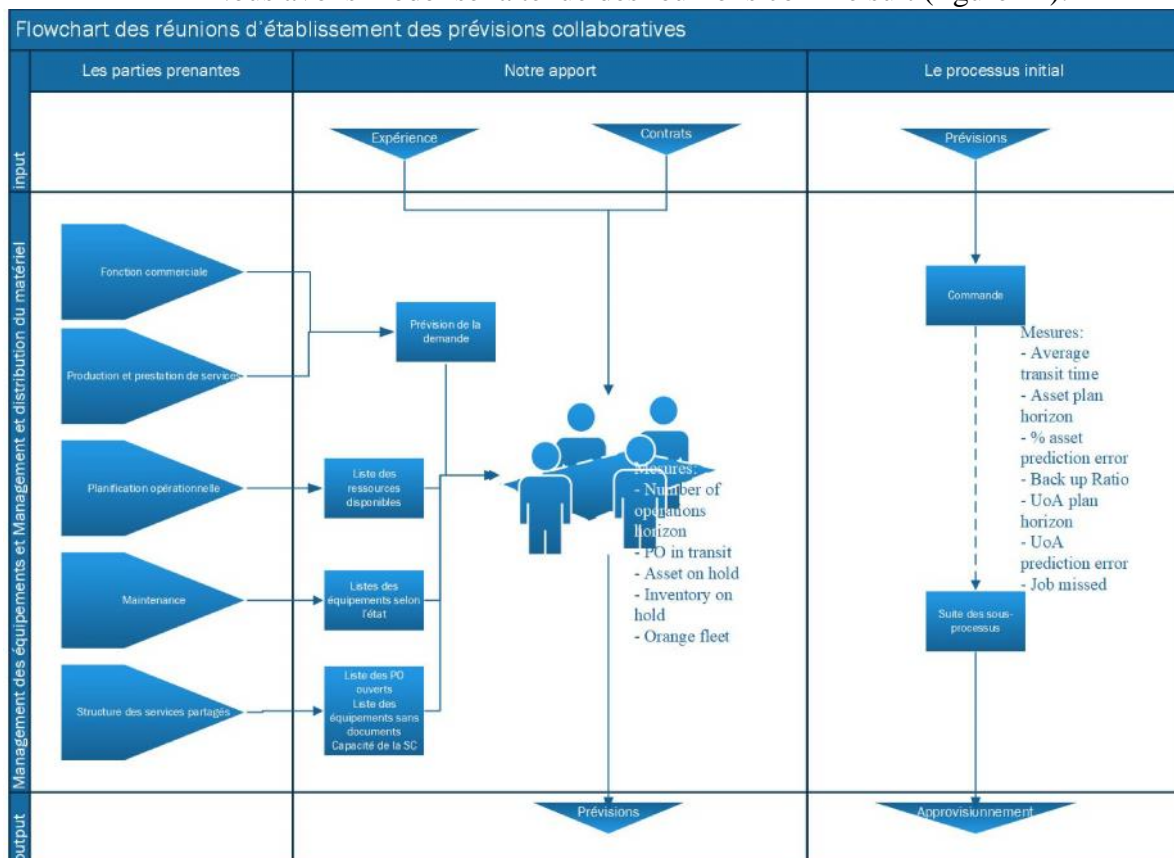


Figure 22 : Flowchart des réunions d'établissement de prévisions collaboratives.

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

Dans la figure 22, nous avons introduit des indicateurs de performance ainsi que des mesures afin d'évaluer l'impact de la collaboration sur l'efficacité du processus.

III.3.2. Mise en place d'indicateurs de performance et mesures de collaboration :

Avec l'implémentation de la nouvelle stratégie, des indicateurs de performance et des mesures sont développés à Schlumberger.Ltd au fur et à mesure. Selon la première étape du processus de développement des mesures et indicateurs dans la section (S&OP théorie, chapitre 2, II.3.5.), nous avons commencé par l'identification des objectifs clés que nous voulons évaluer, puis leur conception.

a) Les objectifs clés à mesurer :

En explorant la "bible de l'employé BluePrint", soit l'équivalent du Règlement Intérieur de l'Entreprise, nous avons identifié le travail d'équipe et la collaboration comme étant un pilier de la culture de Schlumberger. Dans cet esprit, la nouvelle stratégie et la réussite de son implémentation se base sur la collaboration entre les parties prenantes. La réussite de l'implémentation constitue un objectif majeur actuellement ce qui met en avant la collaboration comme un objectif clé à cette réussite.

b) La conception des mesures et indicateurs de performance :

En prenant en considération le but d'utilisation des mesures et indicateurs, nous les avons définis. Nous avons, aussi, déterminé la formule de calcul de chaque mesure.

Le tableau 12 consolide, justement, les mesures discutées durant les réunions d'établissement des prévisions collaboratives.

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

Tableau 12 : Les mesures discutées durant l'établissement des prévisions collaboratives

Mesure	Définition	Formule
Number of operations horizon*	Le nombre d'opérations prévues pour la période à venir	(opération sûre) + (opération pressentie)
PO in transit	Les ressources en transit	(Open PO)
Asset on hold*	Les ressources disponibles	(équipement dans la localité)
Inventory on hold*		(matériel disponible)
Orange fleet	Les équipements à maintenir	(équipement présent dans la localité) - (équipement sur chantier)

* : Les mesures que nous avons créées et ajoutées.

D'autres mesures sont mises en place par Schlumberger.Ltd pour évaluer les erreurs, prendre des actions correctives ou simplement pour avoir de la visibilité sur le reste du sous-processus comme présenté dans le Tableau 13.

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

Tableau 13: Mesures établies par la nouvelle stratégie NWW

Mesure	Définition	Formule
Average transit time	Durée moyenne de transit d'une cargaison	Tout dépend du moyen de transport, de la région de provenance, du jour de départ et du jour d'arrivée au port d'entrée
Asset plan horizon	Horizon de planification des équipements	Date début JOB - date demande équipement
% Asset prediction error	Pourcentage d'erreur dans la prédiction d'équipement	$\{ [(\text{équipement requis journalier pour un mois}) / \text{nombre de jours par mois}] / [(\text{équipement utilisé pendant un mois}) / \text{nombre de jours par mois}] \} - 1$
Back up ratio ⁸	Ratio d'outils de maintenance expédiés par JOB par équipement	$(\text{outil de maintenance par JOB}) - 1$
Unit of activity plan horizon	Unité de temps pour la prédiction d'activité	Date début JOB - date création JOB
Unit of activity prediction error	Unité d'erreur dans la prédiction des activités	$(\text{Unité d'activités prédites} / \text{activités actuelles}) - 1$
Job missed	Nombre de JOB perdus	(JOB annulé)

Les mesures, dans le tableau 13, sont définies par Schlumberger. Elles serviront aux réunions des trois (3) mois durant lesquelles tous les dysfonctionnements et les bonnes pratiques sont signalés. Sur la base de ces indicateurs, les dysfonctionnements et les bonnes pratiques sont définis et peuvent être discutés. Les dysfonctionnements devront être justifiés par des indicateurs et des QUEST⁹, des rapports sur le système d'information QUEST-Reporter¹⁰

⁸ Ratio déterminant si le plan de maintenance basé sur les prévisions a été efficace

⁹ QUEST : Système de formulaires permettant de relever les dysfonctionnements et de les communiquer

¹⁰ QUEST-Reporter : est le système d'information relatif aux QUEST.

III.3.3. Ententes de niveau de service :

Après avoir mis en place les réunions collaboratives et le système de mesure de la collaboration, nous avons mis en place des documents qui servent de référence par rapport aux attentes de chaque acteur au moment où il transmet une tâche à son collaborateur selon le processus.

La portée de ces documents couvre les informations à échanger, la durée de traitement négociée par les deux collaborateurs et les canaux de communications selon la criticité de la tâche. A partir de la flowchart de la figure 15, nous avons identifié qu'il fallait au minimum douze (12) ententes de niveau de service, soit au minimum une pour chaque transition d'une fonction à une autre. Nous avons entrepris de les mettre en place en suivant les étapes suivantes :

- **Etape 1** : Durant cette étape nous avons défini le service en question, puis nous avons identifié les objectifs et les parties prenantes à partir de la documentation et des processus de Schlumberger.
- **Etape 2** : A partir des entretiens effectués durant la phase de diagnostic, nous avons identifié les besoins et les attentes de chaque partie, il nous fallait alors négocier entre les deux parties pour trouver une concordance qui permette un fonctionnement durable du service.
- **Etape 3** : Une fois le terrain d'entente trouvé, il nous restait à rédiger le document qui reprend les ententes de niveau de service. (voir modèle en **Annexe n°4**)
- **Etape 4** : Une fois le document rédigé, nous avons fait parvenir une copie aux deux parties pour qu'elles puissent vérifier la conformité de l'entente. Dans certains cas, il a fallu renégocier les points de désaccords pour parvenir à un consensus.
- **Etape 5** : Nous avons envoyé une copie du document final aux parties prenantes pour signature. L'entrée en vigueur du document commence à partir de la date de sa signature.

Dans le but de renforcer la relation de confiance et de partenariat en créant une véritable collaboration entre les acteurs, lors des entretiens, nous les avons questionnés sur leurs attentes par rapport à leurs collègues en amont ou en aval dans le processus au moment où une tâche passe d'une fonction à l'autre. En croisant ces attentes avec les processus de l'entreprise et notre revue de littérature (Verma, 2004), nous sommes arrivés à définir le contenu de ces ententes et comment évaluer le niveau de service.

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

Contenu des documents d'“Entente de niveau de service” :

- **Les parties prenantes** : Cette partie permet d'identifier les acteurs concernés par le service. La partie instigatrice du service est référencée comme “Initiateur”, la partie qui doit exécuter le service est référencée “Exécutant”.
- **Le service à fournir** : Cette partie du document contient la description et la typologie du service à fournir. Si le service nécessite des qualifications particulières, et/ou doit être fourni en suivant un processus particulier, cela doit être mentionné explicitement.
- **Le niveau de performance** : Cette partie de l'accord sert à définir un indicateur mesurable qui permet de juger de la satisfaction du service.
- **Les informations relatives au service** : l'une des parties critiques du document : le flux informationnel nécessaire à l'exécution du service. Il faut définir, dans cette partie, quelles sont les informations nécessaires pour enclencher l'exécution du service, quelles sont les informations complémentaires et finalement les canaux et délais de communications utilisés.
- **La fiabilité du service** : Il s'agit, ici, de définir sous quelles conditions le service est disponible et qu'il est possible d'y faire appel (jours fériés, heures de bureau,...) et quelles sont les limites après lesquelles le service n'est plus fiable.
- **Lead Time** : Ce temps est défini comme la durée maximale après l'émission de la requête d'exécution d'un service pour que l'acteur commence à l'exécuter. Il est calculé comme suit : $T_{rép} = D_{déb\ e\ éc} - D_{e\ tâche}$. Il peut être aussi remplacé par une moyenne.
- **Le temps de résolution** : Après le début de l'exécution du service, ce temps exprime le délai pour achever l'exécution du service dans les conditions normales du déroulement des opérations. Il est calculé comme suit : $T_{rés} = D_{f\ e\ éc} - D_{déb\ e\ éc}$. La moyenne peut être utilisée aussi.
- **Le traitement des problèmes** : L'entreprise possède déjà un outil informatique qui permet d'informer, d'investiguer et de traiter les anomalies dès qu'elles sont signalées. Cette partie sera consacrée à la procédure à suivre en vue de signaler les problèmes rencontrés et quels sont les personnes à tenir informées du problème rencontré et finalement le délai pour résoudre le problème.

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

Critères d'évaluations du service :

- **Critère de disponibilité du service** : Ce critère définit la proportion de cas où le service était disponible selon les critères négociés par rapport au nombre total de cas ;
- **Critère de fiabilité du service** : Ce critère mesure le nombre de cas où le service a bien répondu aux critères de performance par rapport au nombre total de cas ;
- **Critère de temps de réponse** : Ce temps permet de connaître les écarts positifs ou négatifs par rapport au temps de réponse défini préalablement ;
- **Temps d'exécution effectif** : Ce temps permet de connaître les écarts positifs ou négatifs par rapport au temps d'exécution défini préalablement ;
- **Satisfaction des collaborateurs** : Ce critère, mesuré sur une échelle de 0 à 5, indique la satisfaction des collaborateurs lors de l'exécution du service. La valeur 0 pour insatisfaction totale et la valeur 5 pour satisfaction totale.

Conscient que l'environnement industriel est très changeant et que ces changements induisent l'introduction de nouveaux objectifs dans les processus, leur modification ou leur suppression, ce qui affecte le statu quo des ententes de niveau de service, nous recommandons donc que ces ententes soient revues de façon périodique afin d'être amendées et améliorées.

Le déploiement de ces outils ne peut se faire simultanément, il faut donc procéder par phases et travailler dans le cadre d'un projet de l'entreprise dédié uniquement à l'implémentation des solutions de S&OP présentées ci-dessus.

III.3.4. Déploiement des outils

La première phase : Le premier outil à mettre en place concerne les mesures et indicateurs de performances pour visualiser la situation initiale servant de référence. Nous avons identifié l'ensemble des indicateurs à utiliser dans les réunions, nous en avons créé trois (3) qui n'existaient pas auparavant et qui permettraient de mieux cerner la collaboration dans l'entreprise. Toutefois, nous n'avons pas procédé aux calculs par manque de données.

Les deuxième et troisième phase doivent se faire parallèlement car leur déploiement nécessite du temps.

La deuxième phase : Bien que nous ayons mis les bases de ces réunions, structuré l'ensemble de leur déroulement et identifié clairement les parties prenantes et leur rôle, lors du déploiement un accompagnement est nécessaire pour les premières réunions afin de sensibiliser, guider et mener à la maîtrise des acteurs de cette nouvelle méthode.

Chapitre 3 : Solutions proposées pour la résolution des contradictions

La troisième phase : Dans le déploiement des ententes de niveau de service, l'étape de négociation prend du temps pour trouver un consensus entre les acteurs pour chaque service qui fait l'objet d'ententes. Nous avons alors mis en place un "template" (voir **Annexe n°4**) prêt à être adapté pour les services des deux sous-processus que nous avons étudiés. Le "template" reprend l'ensemble des éléments constitutifs de l'entente comme identifié dans ce chapitre et une matrice de communication selon la criticité de l'information que nous avons développée spécialement pour cet outil.

L'ensemble des solutions proposées a été validé par l'Entreprise. Les solutions S&OP seront déployées dès le prochain trimestre.

III.4. Conclusion :

Après les résultats du diagnostic, nous avons constaté l'apparition de contradictions. Elles sont dues, d'une part, à la nature de l'environnement et, d'autre part, à la forte standardisation des processus de l'entreprise. Afin de proposer des solutions qui permettent de résoudre les contradictions sans pour autant qu'il n'y ait de compromis sur les contraintes, nous avons utilisé la théorie de résolution des problèmes inventifs (TRIZ).

Nous avons appliqué cette démarche étape par étape, ce qui nous a permis d'aboutir à des solutions génériques que nous avons interprétées et adaptées en fonction de notre problématique. Le résultat de la méthode nous a permis de nous orienter vers des outils de la planification commerciale et opérationnelle (S&OP) et la modification du modèle d'estimation du Lead time grâce au "Machine Learning" ou apprentissage automatique. Ce dernier sera développé dans le chapitre suivant.

La nouvelle stratégie se base sur la culture de l'entreprise, l'un des piliers de celle-ci est l'esprit d'équipe et collaboratif. En effet, pour renforcer cet aspect, nous avons choisi d'appliquer des outils du processus de S&OP, notamment des réunions qui visent à établir des prévisions, des réunions de revue des activités, le développement de mesures et d'indicateurs ainsi que des accords sur le niveau de service entre les fonctions. Le but de ces outils est d'intégrer une approche plus collaborative dans l'organisation, de mettre en place une relation de confiance entre les acteurs et de permettre une meilleure fluidité dans les processus d'un point de vue activité et informations.

Chapitre 4 : Amélioration et création de
modèles de prévisions par Machine
Learning

Chapitre 4 : Amélioration et création de modèles de prévisions par Machine Learning

IV.1. Introduction :

Suite aux améliorations que nous avons apportées par l'application de S&OP (l'amélioration de la coopération dans l'organisation ce qui améliore les prévisions d'approvisionnement en équipements et en matériaux et ainsi renforce la confiance intra-organisationnelle), la roue des dysfonctionnements s'aplatit et perd deux maillons de la chaîne.

Les prévisions sont donc fixées dans les temps. Les systèmes d'information seront mieux renseignés étant donné que la fiabilité est améliorée.

Cependant, la difficulté d'effectuer des prévisions de livraison correctes provoque encore des situations d'urgence et empêche toute action durable. Cette situation représente le deuxième axe d'amélioration.

Ce qui suit sera consacré à la mise en place du deuxième axe d'amélioration proposé, il sera question de prévisions des livraisons dans les temps "On time delivery (OTD)" et des délais d'approvisionnement "Lead Time". Le "Machine Learning" sera utilisé pour effectuer ces prévisions. Le but est de s'appuyer sur un outil jamais utilisé auparavant dans l'entreprise afin d'aider à la prise de décision et qui de surcroît s'adapte bien à la situation.

La réalisation de la solution est faite en deux étapes. En premier lieu, nous utiliserons un modèle de classification pour savoir si la cargaison arrivera à temps ou pas. En second, nous utiliserons un modèle de régression pour prédire le délai d'approvisionnement nécessaire. Nous coderons le "Machine Learning" en langage Python, car il est adapté à l'exercice et possède un nombre important de bibliothèques dédiées aux outils statistiques.

Dans ce qui va suivre, nous présentons et expliquons les étapes logiques et chronologiques qui nous ont permis de réaliser ces modèles ainsi que les différents algorithmes utilisés.

IV.2. Démarche retenue :

Lors de l'application du Machine Learning, nous avons suivi la démarche décrite dans la partie théorique comme représenté dans la figure 23.

Après la collecte des données sous forme de base de données, nous traiterons et nettoierons les données pour les rendre utilisables. Nous détecterons les tendances et les corrélations grâce à la visualisation des données.

Nous préparerons deux (2) jeux de données pour la régression et la classification. Après l'application des différents algorithmes d'apprentissage, nous testerons les modèles que nous avons appris à la machine et sélectionnerons le meilleur.

Finalement nous mettrons en place les modèles sous forme d'application.

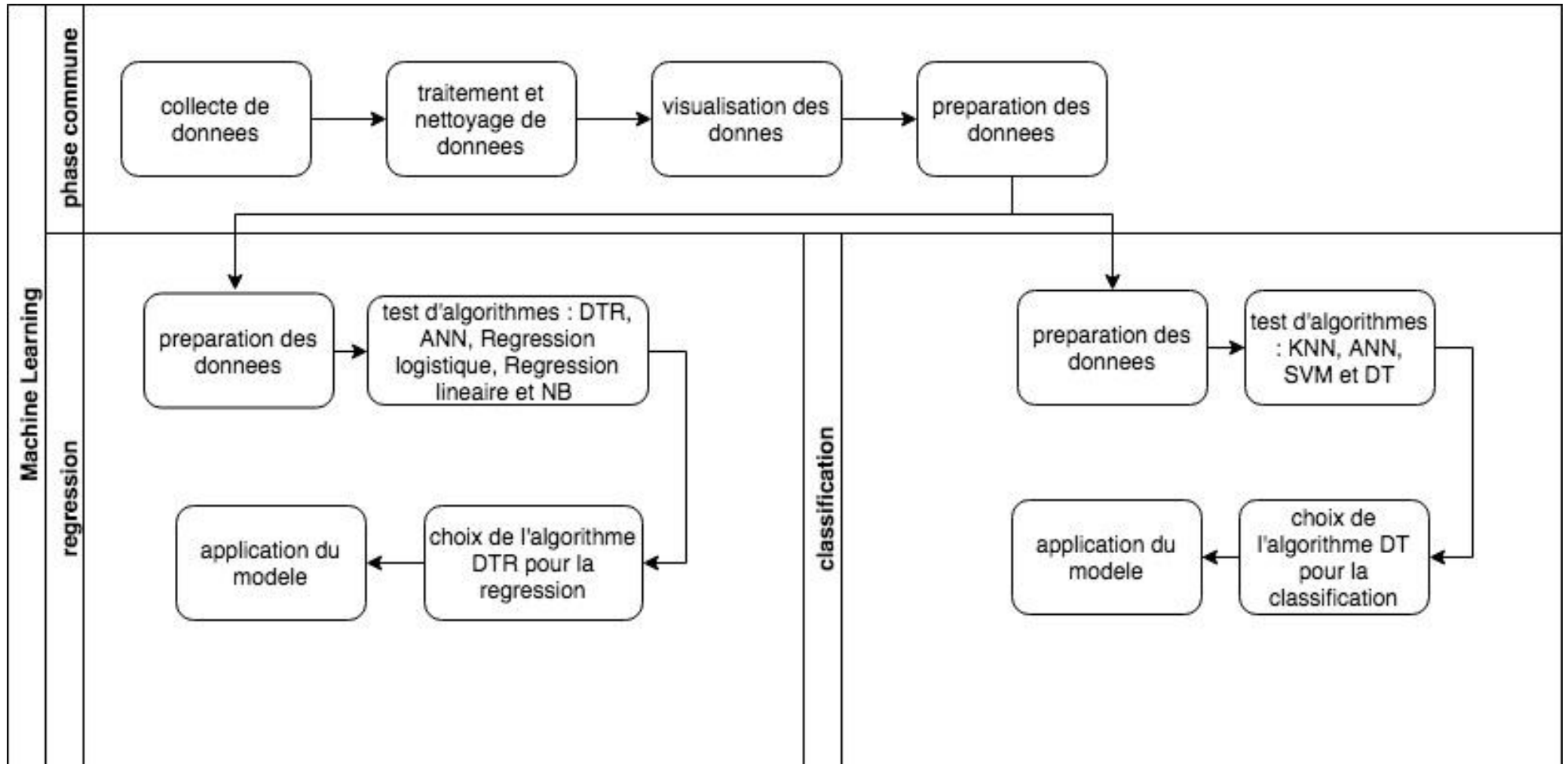


Figure 23: Démarche retenue pour le Machine Learning

IV.3. La collecte de données :

Dans le but de réaliser les prévisions de Lead Times et la classification des cargaisons qui arrivent dans les temps, nous avons identifié les données qui nous seraient nécessaires. Ces données se devaient de décrire de la meilleure façon la cargaison (nature, quantités, type, origine, ...) le circuit emprunté (plateformes logistiques intermédiaires, moyen de transport, lieu de livraison, fournisseurs, ...) et au final connaître les Lead Time de la cargaison qui représente l'un des objectifs du présent projet.

Etant donnée la diversité des cargaisons et le nombre de paramètres logistiques, un volume important de données nous était nécessaire pour que l'échantillon soit significatif et représentatif de la population étudiée, d'une part. D'autre part, pour que les données reflètent la réalité de l'environnement actuel, à savoir la nouvelle façon de travailler de Schlumberger (NWW), nous n'avons sélectionné que les cargaisons traitées entre avril 2017 et avril 2018 et qui seront incluses dans le présent projet.

Par ailleurs, il nous fallait une base de données qui contient les informations citées précédemment, qu'elle soit la plus complète possible, pour éviter l'utilisation de plusieurs sources de données, et finalement cette base de données devait être fiable d'un point de vue informationnel. Après avoir exploré les différents systèmes d'informations de l'entreprise, nous avons décidé d'utiliser la table de données qui était utilisée initialement pour le calcul des mesures et d'indicateurs de performances de la Supply-Chain de Schlumberger. En effet, cette dernière fournit les données nécessaires et répond aux exigences de l'entreprise

Après application des filtres géographiques et fonctionnels, nous avons extrait une table qui contenait 154 variables ainsi que 6534 observations. Nous devons primordiallement traiter les données pour empêcher l'infobésité et que le modèle de prévision ne soit inutilement complexe.

IV.4. Traitement et nettoyage des données :

Avec l'aide de l'équipe en charge de la Supply-Chain, nous avons exploré les données et compris le rôle de chaque variable dans le jeu de données. Sur cette base, en retirant les variables qui n'ont pas de lien avec l'objet de l'étude, les variables redondantes ou qui présentent des similarités entre elles, seules 57 variables sur 154 sont gardées.

En phase exploratoire des données, cette extraction est faite manuellement. Nous avons automatisé ce processus en utilisant l'intelligence artificielle et le compilateur Python lors de l'affectation des variables explicatives.

Chapitre 4 : Amélioration et création de modèles de prévisions par Machine Learning

Après cela, nous avons supprimé de la base les données redondantes ou aberrantes. Le problème des blancs ou vides ne concerne que moins de 10% des observations, cela ne justifiait donc pas que nous consolidions la base de données avec d'autres sources. Nous avons alors remplacé les vides par des "?????" dans le cas de variables qualitatives et "-999999" dans celui des variables quantitatives. Nous n'avons pas utilisé la moyenne afin de ne pas concentrer le nuage des individus autour d'elle. Les vides bloquent les algorithmes. Nous avons donc automatisé le remplacement pour qu'il opère à chaque lecture de la base de données.

La figure 24 ci-dessous montre la fonction qui permet de remplacer les vides en langage Python

```
29 df.replace('?', -99999, inplace=True)
```

Figure 24 : Fonction de remplacement des données

IV.5. Visualisation des données :

La visualisation graphique des données s'est rapidement révélée infructueuse étant donné le volume important de données et le nombre de variables. Nous avons essayé alors de visualiser nos variables à travers une analyse en composantes multiples (ACM) (**Annexe n°5**) les variables étant quantitatives et qualitatives avec, pour objectif, l'identification des corrélations.

Même si elle nous a permis de retirer les variables fortement corrélées avec d'autres et donc de passer à 47 variables, l'analyse en composantes multiples ne nous a pas permis de trouver des corrélations clairement apparentes entre les Lead Times et les variables explicatives. Par conséquent, il n'a pas été possible de construire un modèle de prévision statistique classique. C'est pourquoi nous avons eu recours à l'intelligence artificielle à travers le Machine Learning. Cette technique permettant de retrouver un modèle malgré le nombre important de variables.

Cette étape est considérée comme étant l'étape préliminaire à la construction d'un modèle statistique. Cependant à travers les résultats obtenus nous pouvons exclure l'application d'une méthode statistique dite classique.

IV.6. Application du Machine Learning :

De ce qui précède, notre choix pour le Machine Learning est d'autant plus conforté, car ce dernier permet de :

- Traiter un volume considérable de données (Big Data).
- Fonctionner sans équation mathématique définie préalablement
- Réaliser des améliorations de la précision dans le temps
- Avoir un modèle dynamique dans le temps
- Faire des prévisions sans pour autant qu'il ne dépende d'un modèle théorique
- Être connecté à la base de données de Schlumberger

Dans un premier temps, le choix d'un algorithme de prévision était nécessaire. Toutefois, la règle du "No Free Lunch" (pas de déjeuner gratuit) dans le Machine Learning qui stipule qu'il n'y a pas d'algorithme qui convienne à toutes les situations, même voisines, nous a poussés à orienter notre choix. De plus, les modèles construits grâce à l'IA sont tirés par les données, c'est-à-dire chaque base de données à son propre modèle. Pour cela et pour nous assurer de choisir le meilleur algorithme nous avons, d'abord, enseigné à la machine plusieurs algorithmes, nous avons testé son apprentissage à travers la précision des modèles générés, et enfin nous avons sélectionné l'algorithme adéquat, qui sera exécuté par la machine pour les prévisions.

Nous avons procédé au choix des algorithmes à enseigner à la machine sur la base des 10 algorithmes les plus utilisés en Machine Learning et répertoriés par Caruana dans (Caruana et al., 2006) lors de leur étude sur les algorithmes d'apprentissage supervisé.

En utilisant la liste citée en partie théorique, nous avons éliminé quatre (04) algorithmes, à savoir :

- "Boosted Decision trees" et "Boosted Stumps" car ce sont des méta-algorithmes qui ne sont utilisés que dans le cas de non convergence des autres algorithmes.
- "Bagged Trees" et "Random Forest" car ils sont construits à partir de combinaison de plusieurs arbres de décisions. Il est préférable de n'y faire appel qu'en cas d'échec de l'algorithme "Decision Tree".

Finalement, nous avons réparti les algorithmes entre la classification et la régression selon les champs d'applications, certains seront utilisés dans leurs version régression et classification du même algorithme.

Chapitre 4 : Amélioration et création de modèles de prévisions par Machine Learning

Arrivés à ce stade, la base de données utilisée est dupliquée. Nous utiliserons la première base pour la classification. A cet effet, nous traduisons les “Leads Time” en deux catégories :

- Si le Lead Time $>$ 60% de 274 jours \Rightarrow catégorie 0 (retard)
- Si le Lead Time \leq 60% de 274 jours \Rightarrow catégorie 1 (à temps)

Les 60% des 274 jours sont une reformulation de l’objectif stratégique de l’entreprise. Cet objectif est d’atteindre des délais de livraison de 90 jours partout où Schlumberger. Ltd est présente. Les délais de livraison dans le geomarket NAF sont importants (274 jours), l’objectif est de baisser graduellement les “Lead Time” de 40% annuellement jusqu’à atteindre l’objectif stratégique.

Après la création des deux catégories, nous avons vérifié qu’aucune des catégories n’était plus représentée que l’autre. Leurs ratios respectifs étant de 51% et 49%, il n’y a pas d’écart important de représentation entre les deux catégories.

Dans la deuxième base de données, utilisée pour construire les modèles de régression nous garderons les valeurs des “Lead Time” traduites.

IV.6.1. Préparation :

Compte tenu du fait que pour l’ensemble des données utilisées dans ce présent projet, la variable de sortie est connue (dans le cas de la classification, le résultat c’est sa catégorie $\{0,1\}$, dans le cas de la régression, le résultat est le Lead Time estimé), nous avons utilisé des algorithmes d’apprentissage supervisé.

Avant de commencer l’apprentissage de la machine, nous avons d’abord préparé les données pour être lues par la machine. La majorité des algorithmes ne traitant que des données numériques, nous avons codé les données qualitatives pour qu’elles puissent être traitées.

Nous avons procédé avec un code en langage Python comme le présente figure 25.

```
8 def handle_non_numerical_data(df):
9     columns = df.columns.values
10    for column in columns:
11        text_digit_vals = {}
12        def convert_to_int(val):
13            return text_digit_vals[val]
14
15        if df[column].dtype != np.int64 and df[column].dtype != np.float64:
16            column_contents = df[column].values.tolist()
17            unique_elements = set(column_contents)
18            x = 0
19            for unique in unique_elements:
20                if unique not in text_digit_vals:
21                    text_digit_vals[unique] = x
22                    x+=1
23
24            df[column] = list(map(convert_to_int, df[column]))
25
26    return df
```

Figure 25: Algorithme de traitement des données qualitatives

Descriptif de l'algorithme :

Dans cet algorithme, nous faisons parcourir à la machine la totalité des colonnes de la base de données. Quand il s'agit d'une colonne contenant des données qualitatives, ces dernières sont extraites sous forme de liste sans redondance d'apparition. Une fois ces listes créées, nous attribuons au premier élément de la liste un code numérique arbitraire puis en parcourant la liste, le code est incrémenté. Notre liste qualitative obtient alors son équivalent en numérique. Les deux listes forment une table de traduction puisque lors de la dernière étape, nous faisons parcourir à la machine les colonnes et quand un élément qualitatif est trouvé, il est remplacé par son code. Finalement la base de données retraitée est retournée et prête pour l'application du "Machine Learning".

IV.6.2. Classification :

Pour permettre à la machine de classer de façon précise les cargaisons, nous lui avons appris plusieurs modèles de classification et ce, à travers les algorithmes suivants :

- “K plus proches voisins” (KNN)
- “Support Vector Machine” (SVM)
- “Decision Tree Classifier”
- “Réseau de neurones” (NN)

Par exemple, pour l’algorithme des “K plus proches voisins”, nous avons appris à la machine des modèles pour classer des cargaisons et cela pour un nombre de voisins allant de 1 à 20. Nous comparerons les 20 modèles développés par la suite et le meilleur modèle sera retenu.

Nous avons développé le code en langage Python présenté dans la figure 26: « Algorithmes de classification en langage Python » ci-dessous pour apprendre les différents modèles à la machine :

```
import numpy as np
from sklearn import preprocessing, cross_validation, neighbors, svm
import pandas as pd
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.neural_network import MLPClassifier

df = pd.read_csv("C:/Users/raouf/Downloads/DataFrame1.csv")
handle_non_numerical_data(df)
df.to_csv("C:/Users/raouf/Downloads/DataFrame1_afternumerisation.csv")
X = np.array(df.drop(['on time category2'], 1))
y = np.array(df['on time category2'])
X_train, X_test, y_train, y_test = cross_validation.train_test_split(X, y, test_size=0.2)
print('=====')
for i in range(1,21):
    clf = DecisionTreeClassifier(random_state=i)
    clf.fit(X_train, y_train)
    confidence = clf.score(X_test, y_test)
    print('DT',i, confidence)

print('=====')
for i in ['poly', 'rbf', 'sigmoid']:
    clf = svm.SVC(kernel=i)
    clf.fit(X_train, y_train)
    confidence = clf.score(X_test, y_test)
    print('SVM',i ,confidence)

print('=====')
for i in range(1,21):
    clf = neighbors.KNeighborsClassifier(n_neighbors=i)
    clf.fit(X_train, y_train)
    confidence = clf.score(X_test, y_test)
    print('KNN',i,confidence)

print('=====')
clf = DecisionTreeClassifier()
clf.fit(X_train, y_train)
confidence = clf.score(X_test, y_test)
print('DT', confidence)
print('=====')
NN = MLPClassifier()
NN.fit(X_train, y_train)
confidence = NN.score(X_test, y_test)
print('NN', confidence)
print('=====')
```

Figure 26: Algorithmes de classification en langage Python

Descriptif de l'algorithme :

Après importation des bibliothèques nécessaires au déroulement de l'algorithme, nous demandons à la machine de lire le fichier contenant la base de données. Ensuite, nous faisons appel à la fonction qui traite les données qualitatives (développée précédemment).

Chapitre 4 : Amélioration et création de modèles de prévisions par Machine Learning

Pour commencer l'apprentissage, nous faisons une double répartition, en variables d'entrées X et variables de sorties Y, et en données d'entrainements et données de validation dans une proportion 80 / 20.

Nous avons utilisé la technique de la validation croisée pour éviter le sur-ajustement du modèle et pouvoir le généraliser par la suite.

Nous avons commencé par apprendre à la machine à classer par l'algorithme "Support Vector Machine (SVM)". Nous avons demandé à la machine d'essayer, pour la construction de l'équation de l'hyperplan, 3 fonctions :

- Une fonction polynomiale
- Une fonction à base radiale
- Une fonction sigmoïde

Par la suite, en fonction des résultats présentés dans les figures 27 et 28, nous choisirons la fonction qui permet d'avoir le meilleur hyperplan de séparation et par conséquent la meilleure précision de classification.

```
=====
SVM poly 0.5101351351351351
SVM rbf 0.543918918918919
SVM sigmoid 0.5101351351351351
=====
```

Figure 27: Résultats SVM

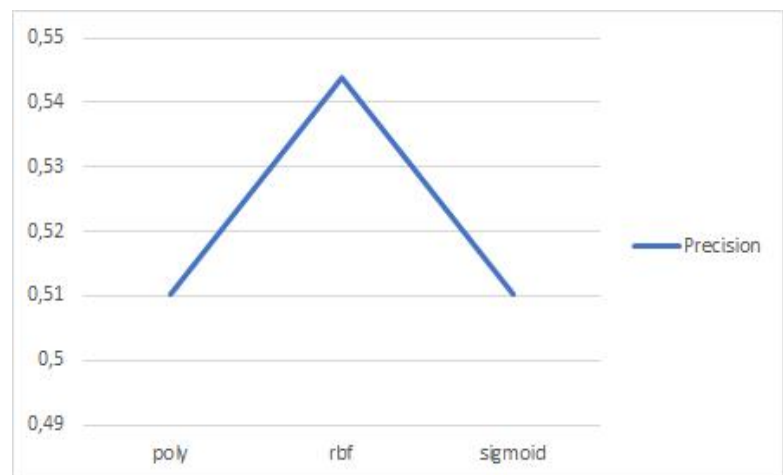


Figure 28: Représentation graphique des résultats SVM

Les 3 hyperplans nous ont permis d'avoir des valeurs relativement proches entre 51.01% et 54.39%. Le maximum étant atteint lorsque l'hyperplan est construit avec une fonction à base radiale, elle sera donc utilisée en cas de sélection de cet algorithme.

Le deuxième algorithme que nous avons utilisé est l'algorithme des K plus proches voisins. En lui apprenant 20 modèles basés sur le nombre de voisins à prendre en compte, nous avons pu par la suite choisir le meilleur nombre à prendre en compte pour le classement comme le montre les résultats présentés dans les figures 29 et 30 ci-dessous :

KNN :

```
=====
KNN 1 0.714527027027027
KNN 2 0.7179054054054054
KNN 3 0.7398648648648649
KNN 4 0.7331081081081081
KNN 5 0.722972972972973
KNN 6 0.7246621621621622
KNN 7 0.7162162162162162
KNN 8 0.714527027027027
KNN 9 0.7162162162162162
KNN 10 0.7179054054054054
KNN 11 0.722972972972973
KNN 12 0.7128378378378378
KNN 13 0.7128378378378378
KNN 14 0.7111486486486487
KNN 15 0.7077702702702703
KNN 16 0.7043918918918919
KNN 17 0.6925675675675675
KNN 18 0.6976351351351351
KNN 19 0.6925675675675675
KNN 20 0.6858108108108109
=====
```

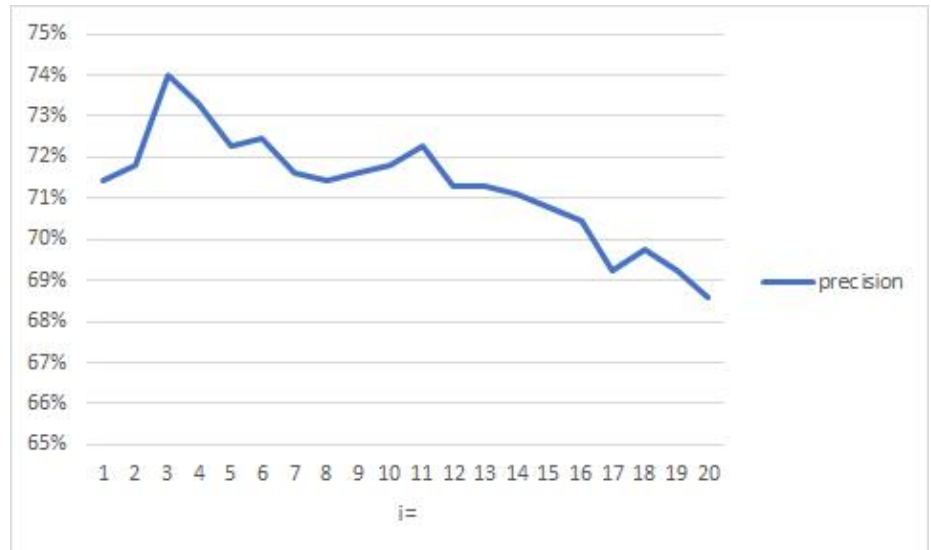


Figure 30 : Représentation graphique des résultats KNN

Figure 29: Résultats KNN

Nous avons eu une plage de précision de classification entre 68.58% et 73.99%.

La précision maximum est atteinte avec cet algorithme lorsque le paramètre nombre de voisins i est égal à 3 ($i=3$). Donc, en cas de sélection de cet algorithme, nous nous baserons sur les 3 plus proches voisins pour réaliser les prédictions.

Le troisième algorithme que nous avons testé est l'algorithme "Decision Tree" que nous avons utilisé ici dans sa version pour la classification. Dans la bibliothèque "Scikit-learn", les paramètres par défaut de cet algorithme sont déjà optimisés pour obtenir les meilleurs résultats.

Nous l'avons donc utilisé avec ses paramètres par défaut (car non-paramétrable) et nous avons une précision de classification de 82.28% comme le montre la figure 31 ci-dessous. Etant donné que c'est la meilleure précision obtenue et afin de ne pas rompre le compromis biais/variance qui nous permet de généraliser le modèle, nous ne ferons pas appel aux autres algorithmes basés sur l'algorithme "Decision Tree".

```
=====
DT 0.8327702702702703
=====
```

Figure 31: Résultats Decision Tree

Chapitre 4 : Amélioration et création de modèles de prévisions par Machine Learning

Finalemment, le dernier algorithme que nous avons testé est le Réseau de neurones pour l'apprentissage supervisé aussi appelé le "Perceptron". Nous avons choisi de l'appeler avec les paramètres par défaut (penalty=None, alpha=0.001, fit_intercept=True, warm_start=false) car cette configuration nous permet déjà d'avoir 100 couches de neurones et nous permet d'aller jusqu'à 200 itérations pour le calcul numérique des pondérations du modèle. Malgré ces paramètres poussés, nous n'avons pu obtenir plus de 50% (49.32%) de précision comme présenté dans la figure 32 ci-dessous :

```
=====
NN 0.49324324324324326
=====
```

Figure 32: Résultat réseau de neurones

Nous récapitulons les meilleurs résultats obtenus dans le tableau 14.

Tableau 14: Comparaison des résultats des différents algorithmes de classification

Algorithme	Paramètres	Meilleur Précision
SVM	Fct = base radiale	54.4%
KNN	K= 3	73,9%
Decision Tree	Défaut	83.3%
Réseau de neurones	Défaut	49,3%

Après exploration des différentes possibilités d'algorithmes de classification et sur la base des résultats de précision obtenus, nous avons opté pour l'algorithme "Decision Tree" afin de réaliser la classification des cargaisons.

IV.6.3. Régression :

Pour créer un modèle de régression fiable, nous avons appris à la machine plusieurs modèles en utilisant cinq (05) algorithmes d'apprentissage supervisé, à savoir :

- “Régression Linéaire”,
- “Régression logistique”,
- “Réseau de neurone (pour la régression)”
- “Decision Tree (Regression)”
- “Bayes Naïf”

Ensuite, en nous basant sur le coefficient de détermination ajusté \underline{R}^2 nous comparerons les différents modèles issus de l'apprentissage et nous sélectionnerons celui qui présente le meilleur taux de réalité. Nous avons préféré utiliser le coefficient de détermination **ajusté** \underline{R}^2 et non pas le coefficient de détermination R^2 car ce dernier réagit à l'ajout de variable. Son défaut est de croître avec le nombre de variables explicatives. Etant donné le nombre important de variables dans notre jeu de données, il serait faussé, nous avons donc utilisé le coefficient ajusté.

Nous avons codé l'algorithme en langage Python présenté dans la figure 33 ci-dessous pour apprendre les différents modèles à la machine :


```
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
from sklearn.neural_network import MLPRegressor
from sklearn.linear_model import PassiveAggressiveRegressor
import pandas as pd
from sklearn.linear_model import BayesianRidge

df = pd.read_csv("C:/Users/raouf/Documents/PFE DATA/regression_data1.csv", sep=';')
X = np.array(df.drop(['LT'], 1))
y = np.array(df['LT'])
X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2)

logreg=LogisticRegression()
logreg.fit(X_train,Y_train)
score=logreg.score(X_test,Y_test)
print("logreg ",score)

linreg=LinearRegression()
linreg.fit(X_train,Y_train)
score=linreg.score(X_test,Y_test)
print("linreg ",score)

for i in ['identity', 'logistic', 'tanh', 'relu']:
    ANN=MLPRegressor(activation=i)
    ANN.fit(X_train,Y_train)
    score=ANN.score(X_test,Y_test)
    print('ANN ',i,score)

dtr=DecisionTreeRegressor()
dtr.fit(X_train,Y_train)
score=dtr.score(X_test,Y_test)
print("dtr ",score)

Bys=BayesianRidge()
Bys.fit(X_train,Y_train)
score=Bys.score(X_test,Y_test)
print("Bys", score)
print("=====")
```

Figure 33 : Algorithmes de régression en langage Python

Descriptif de l'algorithme :

Nous avons procédé, comme pour la classification, mais cette fois avec des algorithmes d'apprentissage de modèles de régression. Donc après importation des bibliothèques nécessaires au déroulement de l'algorithme, nous demandons à la machine de lire le fichier contenant la deuxième base de données issue de la duplication. Cette base contient les Lead Time et non les catégories. Ensuite nous faisons appel à la fonction qui traite les données qualitatives. Nous faisons une double répartition nécessaire à l'apprentissage, en variables d'entrées X et variables de sorties Y, et en données d'entraînements et données de validation dans une proportion 80 / 20. Nous avons utilisé la

Chapitre 4 : Amélioration et création de modèles de prévisions par Machine Learning

technique de la validation croisée pour éviter le sur-ajustement du modèle et pouvoir le généraliser par la suite.

Le premier algorithme est l'algorithme de régression logistique qui permet de construire des modèles éponymes. Après avoir construit le modèle en utilisant les données d'apprentissage, nous demandons à la machine de calculer le coefficient de détermination ajusté. Ce dernier comme présenté dans la figure 34 ci-dessous est faible. Nous n'avons obtenu qu'un R^2 de 21.45%. Il ne nous sera donc pas possible d'avoir des prévisions fiables avec un modèle de régression logistique.

```
=====  
logreg 0.21452702702703  
=====
```

Figure 34 : Résultats régression logistique

Le deuxième algorithme que nous avons utilisé est l'algorithme de régression linéaire. Après un apprentissage par la machine et un affichage du résultat de précision comme indiqué dans la figure 35, nous avons obtenu un ratio de 54.90%.

```
=====  
linreg 0.5489576002216945  
=====
```

Figure 35 : Résultats régression linéaire

Le troisième algorithme est le réseau de neurones que nous avons appelé avec comme paramètres d'entrée 4 fonctions d'activation. Ces fonctions servent notamment à l'activation des neurones. Si la sortie du neurone est en dessous du seuil d'activation (valeur renvoyée par la fonction d'activation), le neurone n'est pas activé.

Les fonctions utilisées sont :

- Fonction identité
- Fonction Logistique
- Fonction tangente hyperbolique
- Fonction linéaire rectifiée

Les résultats que nous avons obtenus avec les algorithmes de réseaux de neurones sont présentés dans la figure 36 :

```
=====  
ANN identity -4721558589.40348  
ANN logistic -0.21495233226628474  
ANN tanh -0.6229082204012493  
ANN relu -1581615222.5069687  
=====
```

Figure 36 : Résultats réseaux de neurones

Chapitre 4 : Amélioration et création de modèles de prévisions par Machine Learning

Pour l'ensemble des fonctions d'activation, nous avons obtenu des valeurs de $\underline{R}^2 < 0$, ce qui veut dire que l'apprentissage par réseaux de neurones a échoué. Nous avons alors essayé d'augmenter le nombre de couches de neurones que l'algorithme pouvait utiliser à 1000 couches, et même d'augmenter le nombre d'itérations pour le calcul numérique des pondérations du réseau de neurones à 100,000. A noter que cela n'est pas optimal d'un point de vue algorithmique, et que cela augmente considérablement le temps de calcul.

Malgré cela et après plusieurs heures de traitement, l'apprentissage d'un modèle est toujours un échec.

Les modèles que nous construisons grâce à l'intelligence artificielle sont tirés par les données, nous déduisons alors que les modèles construits par réseaux de neurones ne conviennent donc pas à notre jeu de donnée.

Après cela, nous avons de nouveau fait appel à l'algorithme Decision Tree, mais cette fois dans une version de régression, nous avons pu en utilisant cet algorithme obtenir un ratio de 94.72% comme le montre la figure 37 ci-dessous.

```
=====
dtr  0.9472089720918334
=====
```

Figure 37 : Résultat Decision Tree

Tout comme pour la classification, les algorithmes de Decision Tree donnent des résultats satisfaisants. Nous pouvons déduire qu'ils s'adaptent à notre jeu de données. En vue de ces résultats nous ne ferons pas appel aux algorithmes dérivés du Decision Tree. En effet, ces derniers augmentent la complexité du modèle sans pour autant apporter un gain significatif.

Finalement le dernier algorithme que nous avons utilisé pour apprendre des modèles de régression à la machine est l'algorithme de Bayes Naïf. En l'utilisant nous supposons **naïvement** une indépendance entre les variables. Le modèle obtenu nous donne un coefficient de détermination de 55.15% comme le montre la figure 38 ci-dessous :

```
=====
Bys  0.5515359717488924
=====
```

Figure 38 : Résultat Bayes Naïf

Nous récapitulons les résultats obtenus dans le tableau 15.

Chapitre 4 : Amélioration et création de modèles de prévisions par Machine Learning

Tableau 15 : Comparaison des résultats des différents algorithmes de régression

Algorithme	R^2
Régression Logistique	21.5%
Régression Linéaire	54.9%
Réseau de neurones	Ne converge pas
Decision Tree (Régression)	94.7%
Bayes Naïf	55.2%

Après avoir exploré les algorithmes cités précédemment, et avoir évalué l'adéquation des modèles de régression, issus de l'apprentissage, avec les données de validation, nous avons obtenu les meilleurs résultats avec l'algorithme Decision Tree (Régression).

Ce même algorithme, dans ses deux versions, nous a permis d'obtenir les meilleurs résultats en classification et en régression ce qui confirme qu'il s'adapte au mieux à nos données.

IV.7. Développement d'une Application de classification des cargaisons et d'estimation des Lead Time :

Suite aux résultats que nous avons obtenus en "Machine Learning", nous avons compilé les deux versions (classification et régression) de l'algorithme "Decision Tree" dans une application codée en langage Python. Interrogée par un utilisateur en entrant les paramètres d'une cargaison, l'application que nous avons élaborée retourne selon le besoin la catégorie ou le "Lead Time" estimé par la machine.

Les figures 39 et 40 représentent des captures d'écran dans le cas d'utilisation de l'application pour connaître le classement de la cargaison.

Chapitre 4 : Amélioration et création de modèles de prévisions par Machine Learning

```
Microsoft Windows [Version 6.1.7601]
Copyright (c) 2009 Microsoft Corporation. All rights reserved.

(venv) C:\Users\raouf\PycharmProjects\untitled> python Application.py

Bienvenue dans l'application de prevision des Lead Time basee sur le Machine Learning...

Pour connaitre la catégorie de votre cargaison veuillez tapez 1

Pour connaitre Lead Time prevu de votre cargaison veuillez tapez 2
choix?
1
```

Figure 39: Capture application 1.1

```
entrez les information suivantes sur la cargaison:
Ordered Quantity,Reference Number,ASL Supplier Name,BORG Name,Buyer Part Number,Cost Category,
me Category,Supplier Part Number,Transit MOT Name,Ultimate Supplier Name,Ultimate Supplier Typ
0
20
18777929
0
3
761
1
2
0
7
1
1
0
762
0
0
0

votre cargaison n'arrivera pas dans les temps
(venv) C:\Users\raouf\PycharmProjects\untitled>
```

Figure 40: Capture application 1.2

Les figures 41 et 42 représentent des captures d'écran dans le cas d'utilisation de l'application pour connaître le délai de livraison de la cargaison.

```
Microsoft Windows [Version 6.1.7601]
Copyright (c) 2009 Microsoft Corporation. All rights reserved.

(venv) C:\Users\raouf\PycharmProjects\untitled>python Application.py

Bienvenue dans l'application de prevision des Lead Time basee sur le Machine Learning...

Pour connaitre la catégorie de votre cargaison veuillez taper 1

Pour connaitre Lead Time prevu de votre cargaison veuillez taper 2
choix?
2
```

Figure 41: Capture application 2.1

```
entrez les information suivantes sur la cargaison:
Ordered Quantity      ASL Supplier Name    BORG Name            Cost Category        DSC Group
er                    SSO On Time Category Transit MOT Name      Ultimate Supplier Name Ultimate
20
0
3
2
1
1
5
1
2
1
2
17
1
1

votre cargaison arrivera dans [99.] jours
```

Figure 42: Capture application 2.2

IV.8. Perspectives et développement de l'application :

Dans une démarche de “Lean Software développement”, autrement dit le Lean management appliqué au développement logiciel, nous avons délivré le produit minimum viable à l'utilisation, c'est-à-dire une solution clé en main qui permette de faire des prévisions de Lead Time ainsi que de classifier une cargaison à priori sur le fait d'arriver à temps.

Chapitre 4 : Amélioration et création de modèles de prévisions par Machine Learning

Ce produit sous forme d'application reprend tout le système que nous avons élaboré, c'est à dire la **lecture** de la base de données, le **traitement** des vides, l'**encodage** des données qualitatives, l'**entraînement** de la machine à la **construction d'un modèle** à partir de l'algorithme "Decision Tree" et finalement la **génération de prévisions** sur les cargaisons. L'utilisation du Machine Learning nous a permis de faire des prévisions à la fois plus fiables (fiabilité de 94.7% par rapport à l'outil déjà existant TMO qui est de 24.8%.) et de développer des modèles qui s'adaptent à l'environnement changeant de l'entreprise.

A plus long terme et sous autorisation de la compagnie, nous préconisons que ce programme soit intégré au système "Track My Order" (TMO)¹¹. Cela permettra de bénéficier d'un interpréteur de commande plus complète ainsi qu'une plus large utilisation au sein de l'entreprise. D'autant plus que l'agilité du modèle converge avec la nouvelle vision de l'entreprise et sa nouvelle façon de travailler "NWW", qui va vers plus de digitalisation et d'agilité dans ses process.

Dans cette optique de développement, nous avons collaboré avec le service IT de Schlumberger où après avoir exposé le potentiel du programme, nous avons envisagé les différentes possibilités de connexion d'intégration au système d'information de Schlumberger. La connexion qui permet l'interaction, la coopération et l'échange d'informations entre applications informatiques peut se faire par l'une de ces trois (03) techniques d'intergiciels :

- Par échange de messages : fonctionne comme pour les mails d'une façon asynchrone.
- Par appel de procédure à distance : l'application appelante exécute la commande qui lance l'application appelée, cette dernière retourne son résultat dans la première application.
- Par manipulation d'objets : l'application A manipule directement les objets de l'application B.

La figure 43 ci-dessous montre l'interconnexion des différents systèmes d'information.

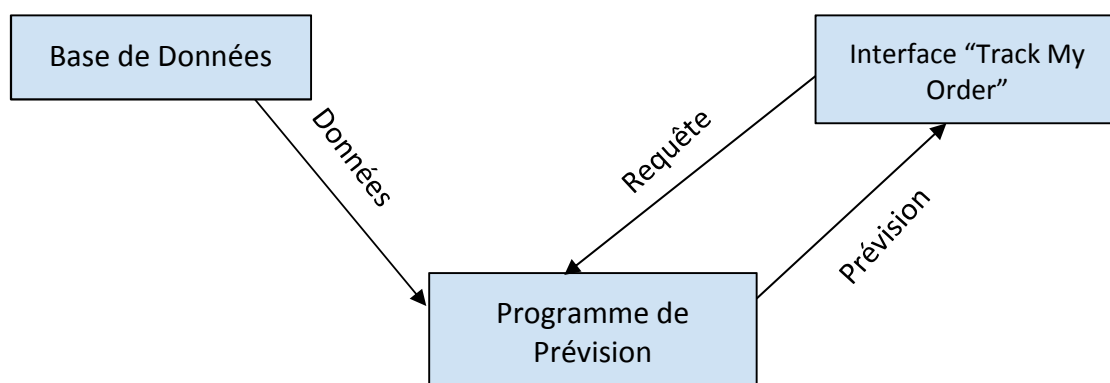


Figure 43: Interconnexion des différents systèmes d'information

¹¹ TMO : Track My Order est un système d'information qui permet le suivi des commandes et la prévision des Lead Time

IV.9. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons pu mettre en pratique la démarche de “Machine Learning” depuis la collecte des données jusqu’ à l’élaboration de prévision précise. En nous basant sur une liste d'algorithmes, nous avons sélectionné celui qui s'adapte le mieux à nos données. Nous avons ensuite créé une application qui met en pratique les modèles développés en utilisant le langage Python.

Cette application constitue une solution clé en main pour l’entreprise car elle est prête à être utilisée. Cependant, pour fournir des prévisions toujours précises dans le temps, elle doit être connectée au système d’information de l’entreprise comme proposé. L’application mettra à jour les modèles de classement et de régression automatiquement.

Grâce à cela, nous avons pu fournir à l’entreprise un nouvel outil d’aide à la décision, qui permet de classer les cargaisons en deux catégories selon les prévisions d’arrivée, et nous avons pu améliorer le modèle de prévision des Lead Time en utilisant la régression et l’intelligence artificielle. Nous avons pu par conséquent augmenter le taux de précision à 94.7% par rapport à l’outil déjà existant TMO qui est de 24.8%.

Nos connaissances en statistique et en analyse de données nous ont permis d’avoir les prérequis pour faire face à la difficulté du “Machine Learning”. Grâce à l’algorithmique et à la programmation informatique, nous avons pu apprendre par nous-mêmes le langage de programmation Python et donc concevoir et créer un outil de qualité qui réponde au mieux aux attentes de l’entreprise.

CONCLUSION GENERALE

La mise en place de la stratégie “New Way of Working” globalement a renforcé la standardisation dans l’entreprise malgré un environnement local très variable. Schlumberger ne peut prétendre à une croissance durable si elle ne résout pas cette contradiction.

Notre projet au sein de l’entreprise nous a conduit à déceler des dysfonctionnements que nous avons regroupés en cinq (5) paniers, puis à les solutionner à travers :

- L’utilisation de l’apprentissage automatique, Machine Learning, dans le but d’améliorer le modèle d’estimation du temps d’approvisionnement, Lead time, et la création d’un nouveau modèle de classification des cargaisons selon leur type d’arrivée;
- L’utilisation des outils de la planification commerciale et opérationnelle, S&OP, pour améliorer la collaboration dans les processus. Pour atteindre cette amélioration nous avons mis en place des réunions collaboratives, de nouveaux indicateurs de performance et des ententes de niveau de service développés au cours du projet.

Nous avons commencé par explorer et cerner les concepts théoriques relatifs à notre projet, ceux de la théorie de résolution des problèmes inventifs (TRIZ), ceux de la planification commerciale et opérationnelle mais aussi ceux du Machine Learning qui présentait pour nous un nouveau chapitre de connaissances à explorer.

Par la suite, relever les dysfonctionnements liés à l’implémentation de la nouvelle stratégie de Schlumberger, la New Way of Working, revenait à établir un diagnostic socio-économique à travers l’étude des processus, l’analyse des résultats d’audit et la conduite d’entretiens. Nous avons consolidé les dysfonctionnements décelés en cinq (5) paniers :

- Les dysfonctionnements dus au lead time et au taux de livraison à temps, OTD
- Les dysfonctionnements dus aux situations d’urgence ;
- Les dysfonctionnements dus aux prévisions ;
- Les dysfonctionnements dus à la mauvaise utilisation des systèmes d’information ;
- Les dysfonctionnements dus à l’organisation.

La méthodologie TRIZ nous a permis de trouver, sans concéder de compromis sur la standardisation ni sur l’agilité des processus, des solutions génériques que nous avons adaptées à notre projet. Cette adaptation deviendra deux axes d’amélioration que nous utiliserons pour résoudre les dysfonctionnements.

Les paniers constituant un cycle de dysfonctionnements, nous avons agi directement sur trois (3) d'entre eux :

- Les dysfonctionnements dus au lead time et au taux de livraison à temps, OTD
- Les dysfonctionnements dus aux prévisions ;
- Les dysfonctionnements dus à l'organisation.

Les deux paniers restants sont, quant à eux, traités indirectement grâce aux conséquences des solutions apportées.

Le premier axe d'amélioration nous a permis de mettre en place en entreprise un nouveau type de réunions dites collaboratives auxquelles nous avons adjoint des indicateurs et mesures de collaboration. Ajouté à cela, nous avons développé des ententes de niveau de service entre les parties prenantes du processus. Le but de ces outils est d'intégrer une approche plus collaborative dans l'organisation, de mettre en place une relation de confiance entre les acteurs et de permettre une meilleure fluidité dans les processus d'un point de vue activité et informations.

Le deuxième axe d'amélioration nous a permis, en utilisant les étapes du Machine Learning, de la collecte de données à l'évaluation des modèles en passant par l'apprentissage de la machine, de tester plusieurs algorithmes différents, de sélectionner le meilleur modèle et de l'implémenter sous forme d'application qu'il est possible de connecter au système d'information de l'entreprise. Outre l'amélioration du modèle de prévisions des Lead Time de l'entreprise qui a permis de tripler sa précision et l'a rendu dynamique, cet axe d'amélioration comprend aussi une nouvelle fonctionnalité pour l'entreprise, un outil de classification prévisionnelle de l'arrivée à temps ou pas des cargaisons.

Même si les solutions que nous avons développées dans le cadre de ce projet permettent de résoudre en partie la contradiction entre standardisation et agilité, il reste cependant d'autres perspectives à explorer. Les outils que nous avons mis en place doivent faire l'objet d'améliorations continues pour refléter fidèlement la réalité du terrain.

Bibliographie :

- Bedigis, P. (2011). Réunion 2.0, typologie des réunions et des pollueurs. Récupéré sur mymeetingsndemand.com: <http://www.mymetingsndemand.com/gestion-de-reunion/reunion-2-0-typologie-des-reunions-rt-des-pollueurs/>
- Bourne, M., Mills, J., Wilcox, M., Neely, A., & Platts, K. (2000). Designing, implementing and updating performance measurement systems. *International journal of operations & production management*, 20(7), 754-771.
- Breiman, L. (1998). Random forests. UC Berkeley TR567.
- Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1984). Classification and decision trees. *Wadsworth, Belmont*, 378.
- Caruana, R., & Niculescu-Mizil, A. (2006, June). An empirical comparison of supervised learning algorithms. In *Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning* (pp. 161-168). ACM.
- Chopra, S. & Meindl, P. (2001). *Supply Chain Management*. New Jersey: Pearson
- Dobson, A. J., A. (1990). *An introduction to generalized linear models*. CRC press.
- Draper, N. R., & Smith, H. (1966). *An introduction to nonlinear estimation*. Applied Regression Analysis, Third Edition, 505-565.
- Dubois, P. F. (2007). Guest Editor's Introduction: Python--Batteries Included. *Computing in Science & Engineering*, 9(3), 7-9.
- Dupas, B., Walter, T., Erginay, A., Ordonez, R., Deb-Joardar, N., Gain, P., ... & Massin, P. (2010). Evaluation of automated fundus photograph analysis algorithms for detecting microaneurysms, haemorrhages and exudates, and of a computer-assisted diagnostic system for grading diabetic retinopathy. *Diabetes & metabolism*, 36(3), 213-220.
- Grimson, J. A., & Pyke, D. F. (2007). Sales and operations planning: an exploratory study and framework. *The International Journal of Logistics Management*, 18(3), 322-346.
- Ilevbare, I. M., Probert, D., & Phaal, R. (2013). A review of TRIZ, and its benefits and challenges in practice. *Technovation*, 33(2-3), 30-37
- Kearns, M., & Valiant, L. (1989). Cryptographic limitations on learning Boolean formulae and finite automata. *Journal of the ACM (JACM)*, 41(1), 67-95.
- Kruse, G., (2004) New wine in old bottles?. *IEE Manufacturing Engineers*, Vol. 83 No. 3
- Lapide, L. (2004). Sales and operations planning part II: enabling technology. *The Journal of Business Forecasting*, 23(4), 18.
- Lapide, L. (2005). Sales and operations planning Part III: a diagnostic model. *The Journal of Business Forecasting*, 24(1), 13.
- Lin, C. S., & Su, C. T. (2007). An innovative way to create new services: Applying the TRIZ methodology. *Journal of the Chinese Institute of Industrial Engineers*, 24(2), 142-152.
- Márcio Tavares Thomé, A., Felipe Scavarda, L., Suclla Fernandez, N., & José Scavarda, A. (2012). Sales and operations planning and the firm performance. *International Journal of Productivity and Performance Management*, 61(4), 359-381.
- Mathieu-Dupas, E. (2010). Algorithme des k plus proches voisins pondérés et application en diagnostic. In *42èmes Journées de Statistique*.
- McCullagh, P. (1983). Quasi-likelihood functions. *The Annals of Statistics*, 59-67.
- Metsis, V., Androustopoulos, I., & Paliouras, G. (2006, July). Spam filtering with naive bayes-which naive bayes?. In *CEAS* (Vol. 17, pp. 28-69).
- Millman, K. J., & Aivazis, M. (2011). Python for scientists and engineers. *Computing in Science & Engineering*, 13(2), 9-12.

- Nakano, M. (2009). Collaborative forecasting and planning in supply chains: The impact on performance in Japanese manufacturers. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 39(2), 84-105.
- Omohundro, S. M. (1989). Five balltree construction algorithms (pp. 1-22). Berkeley: International Computer Science Institute.
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., & Vanderplas, J. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of machine learning research*, 12(Oct), 2825-2830.
- Quinlan, J. R. (1993). C4. 5: Programming for machine learning. *Morgan Kauffmann*, 38, 48.
- Retseptor, G. (2003). 40 inventive principles in quality management. *The TRIZ Journal*, (March).
- Rooney, C., Bangert, C. (2001) High Level Management control of the planning process. *Adhesives Age*, Vol. 44No 10, 49
- Savall, H. (1978). A la recherche des coûts et des performances cachés de l'entreprise. Pour un diagnostic socio-économique de l'entreprise. *Revue française de gestion*, 18.
- Tuomikangas, N., & Kaipia, R. (2014). A coordination framework for sales and operations planning (S&OP): Synthesis from the literature. *International Journal of Production Economics*, 154, 243-262.
- Verma, D. C. (2004). Service level agreements on IP networks. *Proceedings of the IEEE*, 92(9), 1382-1388.
- Wallace, T. F. (2004). *Sales & operations planning: the "how-to" handbook*. TF Wallace & Co.
- Walt, S. V. D., Colbert, S. C., & Varoquaux, G. (2011). The NumPy array: a structure for efficient numerical computation. *Computing in Science & Engineering*, 13(2), 22-30.
- Yu, H. F., Huang, F. L., & Lin, C. J. (2011). Dual coordinate descent methods for logistic regression and maximum entropy models. *Machine Learning*, 85(1-2), 41-75.
- Zhou, Z. H., Zhang, M. L., Huang, S. J., & Li, Y. F. (2012). Multi-instance multi-label learning. *Artificial Intelligence*, 176(1), 2291-2320.

Annexes

I. Annexe n° 1 : Script des entretiens

Ce qui suit est le script que nous avons suivi pour la conduite des entretiens lors de la phase diagnostic de notre projet.

1. Ouverture de l'entretien :

- **Présentation** : “ Nous sommes Naila et Raouf, nous effectuons notre stage au sein de l'entreprise dans le cadre de notre projet de fin d'étude à l'Ecole Nationale Polytechnique”.
- **Rappel de la fonction exercée** par notre interlocuteur, ex : “vous êtes donc le Sales Engineer de la ligne de produit X ?”
- **Enoncé de l'objectif** : “Le but de cet entretien est de comprendre l'interaction que vous avez avec les nouvelles structures dues à la transformation, de comprendre aussi votre rôle dans le sous-processus X, visualiser l'interaction que vous avez avec les autres acteurs ainsi que vos tâches tactiques et finalement identifier vos besoins et attentes par rapport à la structure et les autres parties prenantes.”
- **Précision** : S'assurer que l'interlocuteur a saisi le périmètre de l'entretien. Répondre et apporter des clarifications si nécessaire.

2. Phase libre :

Nos questions, lors de cette partie, servaient à explorer l'environnement et à comprendre le travail au quotidien, les difficultés rencontrées, les besoins pour leur fonction :

- “Pouvez-vous nous donner un bref descriptif de vos activités tactiques en lien avec le processus X ?”
- “Quels sont les éléments déclenchant votre activité et quel est son champ d'action ?”
- “Selon vous quels sont les éléments qui pourraient freiner la collaboration au sein du processus ?”
- “Quels sont vos attentes par rapport aux autres parties prenantes ?”
- Entre ces questions nous poserons d'autres questions dont le but est soit d'avoir des précisions ou de recadrer la discussion.
- Suite à chaque réponse nous reformulons les éléments clés de la réponse pour confirmer les informations recueillies.

3. Phase dirigée :

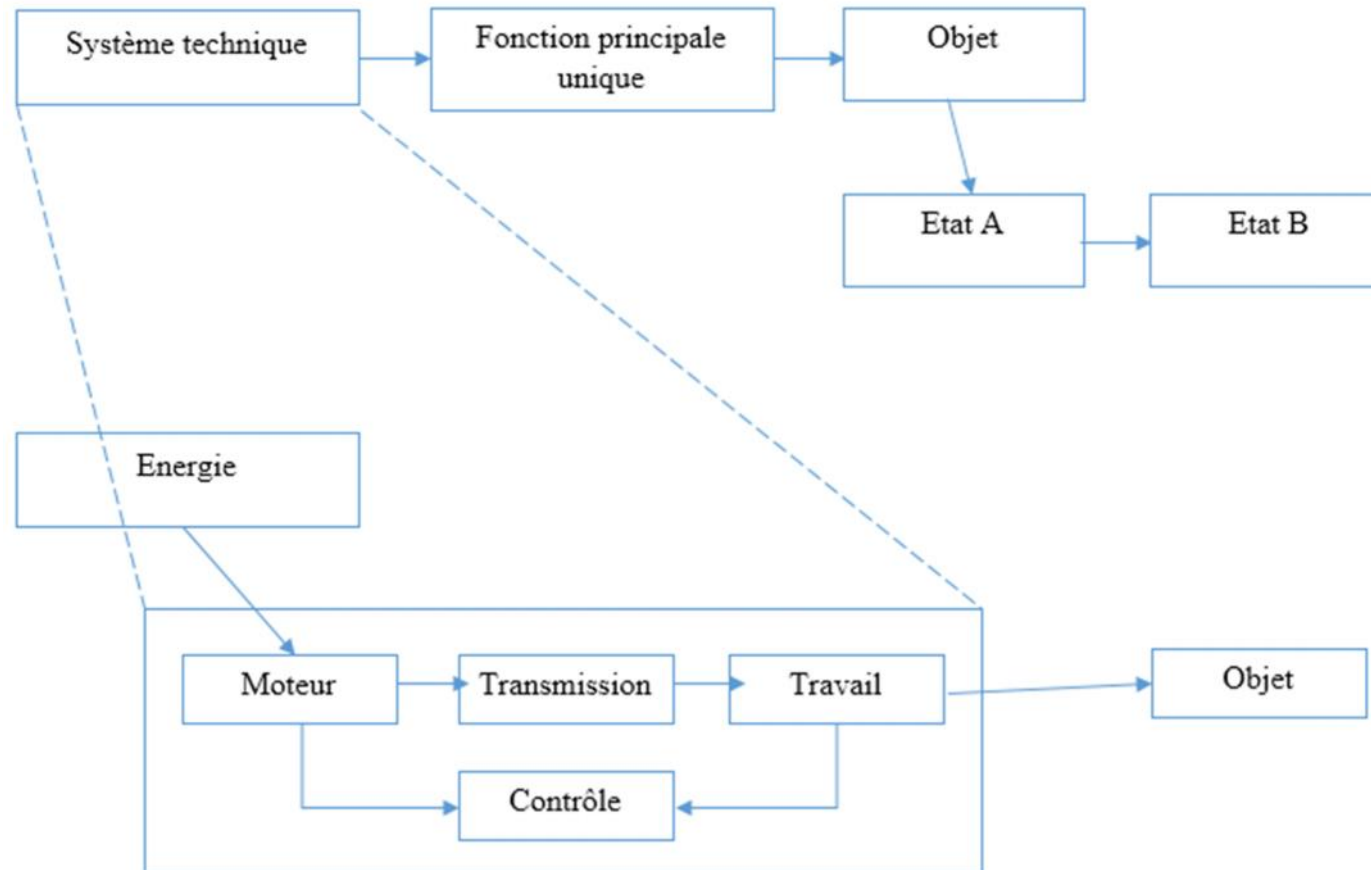
Dans cette partie, nous avons dirigé les questions sur comment les processus étaient appliqués, l'utilisation des systèmes d'information, les données d'entrée et données de sorties des tâches effectuées dans le cadre des sous-processus, les délais d'exécution des tâches et finalement la collaboration avec la fonction amont et aval.

- “Quels sont les systèmes d'information utilisés dans le cadre de vos activités ? Est-il possible d'avoir une démonstration ?”
- “Dans le but de visualiser le flux d'information qui parcourt le processus, quelles sont les données que vous recevez de la fonction en amont et celles que vous transmettez suite à votre activité ?”
- “En moyenne quel est la fréquence des tâches X et quel est leur délai d'exécution ?”
- Suite à chaque réponse nous reformulons la réponse pour confirmer les informations recueillies.
- En plus de ces questions nous poserons des questions supplémentaires pour obtenir plus d'informations sur un point précis.

4. Clôture :

- **Remerciement** : “Nous vous remercions du temps que vous nous avez accordé, des informations que vous avez partagées avec nous, et votre contribution ‘’.
- **Informations additionnelles** : “ Voulez-vous ajouter des informations supplémentaires ou des précisions sur un des points abordés ? Avez-vous des recommandations ?”
- **Contact** : “ Nous serait-il possible de vous recontacter ultérieurement dans le cadre de notre projet ?”

II. Annexe n° 2 : Système technique



III. Annexe n°3 : Matrices des contradictions adaptées aux problèmes de business management

Sans nom - CREAX Innovation Suite																	
Fichier Editer Affichage Options Aide																	
Démarrer Description du problème Ressources Contraintes Redéfinition Modèle du système Idéalié Sélectionner un outil Tendances d'évolution Principes Contradictions Potentiel d'évolution Base de Connaissance S-Champs																	
Voir la Matrice <input type="checkbox"/> Technique <input checked="" type="checkbox"/> Business & Management <input type="checkbox"/> IT																	
Worsening Factor->	Spécification Qualité/ Capacité R&D	Coût R&D	Temps R&D	Risques R&D	Interfaces R&D	Spécification Qualité/ Moyens de production	Coût de production	Temps de production	Risque de production	Interfaces de production	Spécification des fournisseurs/ Qualité/	Coût pour approvisionnement	Temps pour approvisionnement	Risque pour approvisionnement	Interfaces pour	Fiabilité du produit	Coût de
Improving Factor	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	
1 Spécification/Qualité/ Capacité R&D		2.4.15.38	1.38.35.23.11	9.24.23.36.1	13.24.33.38.2	23.29.35.4	37.35.10.6	35.6.10.20	3.5.10.11	5.37.14	6.2.35	15.6.1.5	2.3.12.26	11.39.30.31	11.26.2.5	36.11.2.35	15.6.1.5
2 Coût R&D	2.4.15.38		26.34.1	27.9.34	13.26.35.1	5.2.27.1	26.35.1.27.34		6.7.23.26	15.35.25	23.6.11.28				10.38	27.6.1.10	6.1
3 Temps R&D	1.38.35.23.11	26.34.1		1.29.10.11	15.25.35.1	5.6.20.35	5.29.35		6.15.7.37	25.23.35.29	11.6.23.19.18				11.7.40.38	6.10.3.35	7.15
4 Risques R&D	9.24.23.36.1	27.9.34	1.29.10.11		6.29.15.14.17	24.35.10.3.11	5.35.40.23	5	11.23.39.7.33	7.3.17.23	5.6.35	1.11.2	1.2.11.38		13.22.25	6.1.26.37	1
5 Interfaces R&D	13.24.33.38.2	13.26.35.1	15.25.35.1	6.29.15.14.17		5.6.17.40.33	15.23.29.5	15.40.23	7.5.3.37	28.40.6.29	6.35.13.14	2.33.3	5.2.35	5.35.13.40	28.40.6.15.29	6.1.3.35	6.7
6 Spécification/Qualité/ Moyens de	23.29.35.4	5.2.27.1	5.6.20.35	24.35.10.3.11	5.6.17.40.33		15.25	1.35.21.15	6.27.35.22	3.25.17.35	7.13.22.6	15.35.13.22	35.5.13.22	15.16.3.2	10.25.3.33	35.23.1.24	13.1
7 Coût de production	37.35.10.6	26.35.1.27.34	5.29.35	5.35.40.23	15.23.29.5	15.25		1.24.19.27.3	26.10.1.3	26.1.37.2	5.2.30.35	5.35.31	2.35		12.3.35.5	1.35.10	
8 Temps de production	35.6.10.20			5	15.40.23	1.35.21.15	1.24.19.27.3		0.27.15.6.3.2	1.15.38.20.27	5.17.16.3	5.2.35	3.10.23.40		23.12.3	1.35.10.38	
9 Risque de production	3.5.10.11	6.7.23.26	6.15.7.37	11.23.39.7.33	7.5.3.37	6.27.35.22	26.10.1.3	0.27.15.6.3.2		5.6.23.20.7	5.25.3.35	5.35.23.25	13.22	5.26.35.2	5.10.40.2.4	13.35.2.15	
10 Interfaces de production	5.37.1.4	15.35.25	25.23.35.29	7.3.17.23	28.40.6.29	3.25.17.35	26.1.37.2	1.15.38.20.27	5.6.23.20.7		6.2.37.40	5.30	5.35.6.13.17	23.33.5.26.2	33.5.2.26	23.11.40.2	
11 Spécifications des fournisseurs/	6.2.35	23.6.11.28	11.6.23.19.18	5.6.35	6.35.13.14	7.13.22.6	5.2.30.35	5.17.16.3	5.25.3.35	6.2.37.40		7.35.19.1	35.1.13.2	7.8.11.10.24	6.30.15.40	11.23.35.1	2
12 Coût pour approvisionnement	15.6.1.5			1.11.2	2.33.3	15.35.13.22	5.35.31	5.2.35	5.35.23.25	5.30	7.35.19.1		3.24.38.10.19	27.3.19.24.8	1.28.6.38.4	35.24	
13 Temps pour approvisionnement	2.3.12.26			1.2.11.38	5.2.35	35.5.13.22	2.35	3.10.23.40	13.22	5.35.6.13.17	35.1.13.2	3.24.38.10.19		10.29.15.13	5.19.3.15		
14 Risque pour approvisionnement	11.39.30.31				5.35.13.40	15.16.3.2			5.26.35.2	23.33.5.26.2	7.8.11.10.24	27.3.19.24.8	10.29.15.13		5.25.37		
15 Interfaces pour approvisionnement	11.26.2.5	10.38	11.7.40.38	13.22.25	28.40.6.15.29	10.25.3.33	12.3.35.5	23.12.3	5.10.40.2.4	35.5.2.26	6.30.15.40	1.28.6.38.4	5.19.3.15	5.25.37		10.31.24.35	5.1
16 Fiabilité du produit	36.11.2.35	27.6.1.10	6.10.3.35	6.1.26.37	6.1.3.35	35.23.1.24	1.35.10	1.35.10.38	13.35.2.15	23.11.40.2	11.23.35.1	35.24			10.31.24.35		2
17 Coût des activités d'appui	15.29.35	6.1.10.25	7.15.40.26	11.7	6.7.40.38	13.10.17.2				23	23.11				5.10.26.1	2.25	
18 Temps des activités d'appui	5.2.6.27	6.1.10.27	7.40.1.26		6.38.20.10	5.6.10.12				23	23.11				29.30.2.5	22.25	5.42
19 Risque des activités d'appui	15.27.40			40.36.6.10.26	5.35.40.13	6.10.2			7.5.3		11.23.24.2			24	5.10.9.2	13.22	27.3
20 Interfaces des activités d'appui	11.2.5.9.26	6.1.10	6.10.26	6.10.7.26	28.40.6	6.40			5.35.33	40.33.6	23.11.2	24	24.5	5.35	5.6.38.40	28.25.5.7	26.25
21 Dépense/ Exigence/ Retour pour le	14.13.22.7	7.25.30.21	7.19.21.29.30	36.13.25.22	4.7.25.40	5.15.35.25.33	7.13.1	13.1	13.22	7.5.10.40.4	10.3	2.35.13.25	35.13.25	25.22.2.35	13.25.39.24	28.25.7.22	24.2
22 Quantité d'informations	37.13.25.39	37.25.28.32	7.2.37.20	1.3.4.10	1.6.3.40	12.15.23.24.11	26.27.25.34	13.15.23	5.25.3.37	2.37.4.13	13.4.28.17	28.35.2.37.34	28.2.32.35	5.37.15.6.32	3.6.37.28.32	10.28.3	28.3
23 Flux de Communication	6.25.31.29	6.18.37	6.26.18.19.40	30.6.31	2.6.35.3	6.2.13.25	6.35.37.18	2.37.18.19	25.38.3.26.10	2.28.3.37.32	5.25.23	35.6.1.27	6.31.16.35	6.16.13.35	2.3.13.4.12	10.28.37.3	25.1
24 Les effets néfastes qui affecte le	11.25.2.26.3	35.27.3.28	26.2.35.24	35.2.15.26.3	3.26.35.28	1.24.35.13.24	2.35.5.34	22.35.13.24	35.2.26.34	3.26.35.28	13.17.29.2	11.35.2.3	35.3.29.2	2.13.35	3.35.13	27.35.34.2.40	1.35
25 Les effets néfastes que génère le	25.29.2.37.13	28.26.2.22.8	26.2.15.19.35	2.3.35.15	3.26.35.37.40	35.22.18.39	1.35.27.10.2	15.22.18.10.2	25.10.39.24	3.26.35.29	10.1.34.35.13	10.35.2.12.31	25.10.29.13	2.15.19.23.40	2.30.40.22	35.40.24.26.1	2.3
26 Confort	15.35.25.16	25.2.6.5.40	1.2.15.19.28	26.3.11.24	16.13.25	5.28.7.10.13	1.25.2.27	19.2.35.26	3.26.6.11	5.19.28.32	35.3.13.2	30.2.35	24.35.28.1	5.16.10.13	5.25.3.40	27.17.40.8	25.1
27 Adaptabilité/ Polyvalence	30.25.29.1	35.28.8.1	15.1.35.14.4	2.40.31.28.35	29.37.40.1.17	15.17.2.28.3	1.30.10.38	10.15.30.7	2.40.38.30.35	29.1.17.40.38	13.17.7.15	1.17.40.3	15.1.10.27	15.17.40.3	29.28.30.3	35.13.8.24	17.3
28 Complexité du système	17.25.1.19	5.2.35.1	5.6.25.2	28.30.35.1	25.28.1.3	1.27.26.1.28.2	35.5.1.2	25.28.2	25.2.26.5	10.18.28.2	29.30.35.17.3	35.19.1.25.2	38.24.16.15	2.4.15.28	28.5.3.37.40	13.35.1	35
29 Complexité de contrôle	25.15.19.35	25.19.2.37.32	25.28.15.2.6	25.1.3.37.40	6.28.1.3.40	28.1.13.16	6.3.25.32	25.37.3.13	30.12.25.40.2	1.28.19.15.40	6.5.28.37.3	22.2	28.32.2.37	2.28.15.24	25.8.22.28.32	11.13.2.35	15.2
30 Tension	3.2.25.35	1.19.35.27	2.39.24.10	1.23.2.25	35.3.37.32	35.1.3.10.16	1.35.2.25	2.20.25.3	25.9.24.39	3.40.19.1.24	2.23.5.30	10.3.7.40	1.10.15.24	1.19.13	5.3.17.29	11.35.24.19	35.2
31 Stabilité	36.25.15.29	11.25.27	10.27.35.22	9.1	15.17.36.34	13.19.13.11.5	10.1.35.27	10.15.29.2.19	9.1	11.25.1.3.4	15.5.10.35	19.3.10	35.3.5.27	9.13.1	33.15.23.17.7		1.3

Sans nom - CREAX Innovation Suite

Fichier Editer Affichage Options Aide

Démarrer | Description du problème | Ressources | Contraintes | Redéfinition | Modèle du système | Idéauté | Sélectionner un outil | Tendances d'évolution | Principes | Contradictions | Potentiel d'évolution | Base de Connaissance | S-Champs

Voir la Matrice Technique Business & Management IT

	Fiabilité du produit	Coût des activités d'appui	Temps des activités d'appui	Risque des activités d'appui	Interfaces des activités d'appui	Dépense/Exigence/Retour pour le client	Quantité d'information	Flux de communication	Les effets néfastes qui affecte le système	Les effets néfastes que génère le système	Confort	Adequabilité/Polyvalence	Complexité du système	Complexité de contrôle	Tension	Stabilité
Worsening Factor->	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31
Improving Factor	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31
1 Spécification/Qualité/Ceabilité R&D	36,11,2.35	15,29.35	5,2,6.27	15,27.40	11,2,5,9.26	14,13,22.7	37,13,25.39	6,25,31.29	11,25,2.26.3	25,29,2.37.13	15,35,25.16	30,25,29.1	17,25,1.19	25,15,19.35	3,2,25.35	36,25,15.29
2 Coût R&D	27,6,1.10	6,1,10.25	6,1,10.27		6,1,10	7,25,30.21	37,25,28.32	6,18,37	35,27,3.28	28,26,2.22.8	25,2,6.5.40	35,28,8.1	5,2,35.1	25,19,2.37.32	1,19,35.27	11,25,27
3 Temps R&D	6,10,3.35	7,15,40.26	7,40,1.26		6,10,26	7,19,21,29.30	7,2,37.20	6,26,18,19.40	26,2,35.24	26,2,15,19.35	1,2,15,19.28	15,1,35,14.4	5,6,25.2	25,28,15.2,6	2,39,24.10	10,27,35,22
4 Risques R&D	6,1,26.37	11,7		40,36,6,10.26	6,10,7.26	36,13,25.22	1,3,4,10	30,6,31	35,2,15,26.3	2,3,35,15	26,3,11,24	2,40,31,28.35	28,30,35,1	25,1,3,37.40	1,23,2.25	9,1
5 Interfaces R&D	6,1,3,35	6,7,40.38	6,38,20.10	5,35,40.13	28,40,6	4,7,25,40	1,6,3,40	2,6,35,3	3,26,35,28	3,26,35,37,40	16,13,25	29,37,40,1,17	25,28,1,3	6,28,1,3,40	35,3,37,32	15,17,36,3,4
6 Spécification/Qualité/Moyens de	35,23,1.24	13,10,17.2	5,6,10.12	6,10,2	6,40	5,15,35,25.33	12,15,23,24.11	6,2,13,25	12,24,35,13,24	35,22,18,39	5,28,7,10,13	15,17,2,28.3	12,27,26,1,28,2	28,1,13,16	35,1,3,10,16	13,19,13,11,5
7 Coût de production	1,35,10					7,13,1	26,27,25.34	6,35,37,18	2,35,5,34	1,35,27,10,2	1,25,2,27	1,30,10,38	35,5,1,2	6,3,25,32	1,35,2,25	10,1,35,27
8 Temps de production	1,35,10,38					13,1	13,15,23	2,37,18,19	22,34,13,24	15,22,18,10,2	19,2,35,26	10,15,30,7	25,28,2	25,37,3,13	2,20,25,3	10,15,29,2,19
9 Risque de production	13,35,2,15			7,5,3	5,35,33	13,22	5,25,3,37	25,38,3,26,10	35,2,26,34	25,10,39,24	3,26,6,11	2,40,38,30,35	25,2,26,5	30,12,25,40,2	25,9,24,39	9,1
10 Interfaces de production	23,11,40,2	23	23		40,33,6	7,5,10,40,4	2,37,4,13	2,28,3,37,32	3,26,35,28	3,26,35,29	5,19,28,32	29,1,17,40,38	10,18,28,2	128,19,15,40	3,40,19,1,24	11,25,1,3,4
11 Spécifications des fournisseurs/	11,23,35,1	23,11	23,11	11,23,24,2	23,11,2	10,3	13,4,28,17	5,25,23	13,17,29,2	10,1,34,35,13	35,3,13,2	13,17,7,15	29,30,35,17,3	6,5,28,37,3	2,23,5,30	15,5,10,35
12 Coût pour approvisionnement	35,24				24	2,35,13,25	28,35,2,37,34	35,6,1,27	11,35,2,3	10,35,2,12,31	30,2,3,5	1,17,40,3	35,19,1,25,2	22,2	10,3,7,40	19,3,10
13 Temps pour approvisionnement					24,5	35,13,25	28,2,32,35	6,31,16,35	35,3,29,2	25,10,29,13	24,35,28,1	15,1,10,27	38,24,16,15	28,32,2,37	1,10,15,24	35,3,5,27
14 Risque pour approvisionnement				24	5,35	25,22,2,35	5,37,15,6,32	6,16,13,35	2,13,35	2,15,19,23,40	5,16,10,13	15,17,40,3	2,4,15,28	2,28,15,24	1,19,13	9,1,31
15 Interfaces pour approvisionnement	10,31,24,35	5,10,26,1	29,30,2,5	5,10,9,2	5,6,38,40	13,25,39,24	3,6,37,28,32	2,3,13,4,12	3,35,13	2,30,40,22	5,25,3,40	29,28,30,3	28,5,3,37,40	25,8,22,28,32	5,3,17,29	33,15,23,17,7
16 Fiabilité du produit		2,25	22,25	13,22	28,25,5,7	28,25,7,22	10,28,3	10,28,37,3	27,35,34,2,40	35,40,24,26,1	27,17,40,8	35,13,8,24	13,35,1	11,13,2,35	11,35,24,19	
17 Coût des activités d'appui	2,25		5,4,25,17,14	27,35,14,1	26,25,37,3,24	24,25,37,3	28,3,17,37	25,1,28,32	1,35,22,25	2,22,35	25,1,12,26	17,35,1,3,2	35,1,25,2	15,25,19,28	35,24,10,2	1,35,2,29
18 Temps des activités d'appui	22,25	5,4,25,17,14		15,29,19,1,18	15,29,30,1,35	7,20,24,35	1,2,15,35,25	6,31,2,35	35,15,1,3	35,15,29,3,1	5,25,13	3,30,40,17	28,15,17,32	28,25,15,3	2,24,10,8	10,15,2,30,29
19 Risque des activités d'appui	13,22	27,35,14,1	15,29,19,1,18		5,6,40,33,7	20,7,4,13	25,3,28,35	29,31,6,2	5,35,11,15,11	25,3,4,15,19	2,3,25,5,16	1,30,40,17,14	1,3,37,4	10,15,1,34	10,11,39,1,24	11,10,9,19,1
20 Interfaces des activités d'appui	28,25,5,7	26,25,37,3,24	15,29,30,1,35	5,6,40,33,7		16,17,40,13		1,3,2,28,7	2,3,15,18	11,24,35	25,13,22	7,5,6,20,26	9,30,17,14,11	28,17,29,37,4	25,15,30,29	10,8,2,24,6
21 Dépense/Exigence/Retour pour le	28,25,7,22	24,25,37,3	7,20,24,35	20,7,4,13	16,17,40,13		2,29,3,13,1	29,31,30,7	39,3,5,17	38,10,6,5	28,27,35,40	40,17,16,14	25,1,2,19,4	25,2,7,6,4	2,10,12,24	0,40,29,30,21
22 Quantité d'informations	10,28,3	28,3,17,37	1,2,15,35,25	25,3,28,35	1,3,2,28,7	2,29,3,13,1		2,37,3,4,31	22,10,1,2	10,21,22,29	27,22,4,10	15,10,2,13		2,7,25,19,1	2,28,35,10	11
23 Flux de Communication	10,28,37,3	25,1,28,32	6,31,2,35	29,31,6,2	2,3,15,18	29,31,30,7	2,37,3,4,31		6,30,15,28	1,28,4,35	25,1,19,29	25,6,37,40	1,25,4,37,6	25,1,19,37	3,4,6,7,13	37,1,39,40
24 Les effets néfastes qui affecte le	27,35,34,2,40	1,35,22,25	35,15,1,3	5,35,11,15,11	11,24,35	39,3,5,17	22,10,1,2	6,30,15,28			2,25,28,39	15,11,22,32,3	22,19,29,40	3,15,2,22	11,25,30,2	35,24,30,18
25 Les effets néfastes que génère le	35,40,24,26,1	2,22,35	35,15,29,3,1	25,3,4,15,19	25,13,22	38,10,6,5	10,21,22,29	1,28,4,35			15,13,34,31,1		19,1,31	25,3,15,22	11,25,12,8	35,40,27,39
26 Confort	27,17,40,8	25,1,12,26	5,25,13	2,3,25,5,16	7,5,6,20,26	28,27,35,40	27,22,4,10	25,1,19,29	2,25,28,39	15,13,34,31,1		15,34,1,16	27,32,9,12,24	25,5,10,12,24	10,5,14,12	32,35,30
27 Adequabilité/Polyvalence	35,13,8,24	17,35,1,3,2	3,30,40,17	1,30,40,17,14	9,30,17,14,11	40,17,16,14	15,10,2,13	25,6,37,40	15,11,22,32,3			15,34,1,16		15,29,28,5,37	25,15,1,28	17,40,30,3
28 Complexité du système	13,35,1	35,1,25,2	28,15,17,32	1,3,37,4	28,17,29,37,4	25,1,2,19,4		1,25,4,37,6	22,19,29,4	19,1,31	7,32,19,12,2	15,29,28,5,37		25,19,1,28,37	1,10,2,24	22,35,17,19,2
29 Complexité de contrôle	11,13,2,35	15,25,19,28	28,25,15,3	10,15,1,34	25,15,30,29	25,2,7,6,4	2,7,25,19,1	25,1,19,37	3,15,2,22	25,3,15,22	25,5,10,12,24	25,15,1,28	25,19,1,28,37		11,24,35,2	11,28,32,37
30 Tension	11,35,24,19	35,24,10,2	2,24,10,8	10,11,39,1,24	10,8,2,24,6	2,10,12,24	2,28,35,10	3,4,6,7,13	11,25,30,2	11,25,12,8	10,5,14,12	17,40,30,3	1,10,2,24	11,24,35,2		11,29,35
31 Stabilité		1,35,2,29	10,15,2,30,29	11,10,9,19,1	11,40,23,22	0,40,29,30,21	11	37,1,39,40	35,24,30,18	35,40,27,39	32,35,30	35,30,14,34,2	22,35,17,19,2	11,28,32,37		

IV. Annexe n° 4 : Explication des contradictions de TRIZ

Contradiction 2 :

Schlumberger.Ltd utilise un système d'information nommé iDistrict pour recueillir les opérations que les équipes de Schlumberger devront réaliser. Ce système traite les données et, selon le modèle de prévisions établi par le système, établit des prévisions à un terme tactique. Cependant, de par la variabilité que connaît l'environnement nord-africain ainsi que l'inoccupation du poste de CEC, Customer Engagement Coordinator, le système d'information iDistrict établit des prévisions erronées que les utilisateurs de ce système constatent à vue d'œil. Ce système étant à la tête de la chaîne, toute information communiquée au reste des systèmes d'information est fautive. En effet, OPTimizer, système d'information de planification et d'optimisation des ressources, affiche des aberrations quant à la quantité de ressources requises pour la satisfaction de la commande. Les utilisateurs des systèmes d'informations ne prennent plus en considération les prévisions établies par les systèmes d'information qui s'alimentent des données de iDistrict et les considèrent inexistantes.

L'absence de base prévisionnelle :

- Influe négativement sur le temps d'approvisionnement ou le lead time. En effet, lorsque la commande n'est passée que quelques jours avant le jour J, le demandeur marque sa commande comme étant urgente. De la sorte, le nombre de commandes urgentes augmente et devient donc ingérable vu que cela reviendra au modèle de passage FIFO, premier arrivé premier servi.
- Détérioré le temps d'approvisionnement. Il augmentera forcément.
- Limite la disponibilité des moyens nécessaires à la réalisation des opérations. L'approvisionnement en ressource adéquate, qu'elle soit d'ordre matériel ou équipement, est réduit.
- Détérioré la qualité de la prestation de service qu'il a demandé. Le retour du client plutôt négatif est attendu.

En revanche, l'avantage principal quand nous ne nous basons pas sur les prévisions est l'adaptabilité. En effet, quand on ne prévoit pas de réaliser une opération mais que nous avons une image à protéger, nous nous devons de trouver des solutions très vite et réaliser les opérations dans les meilleures conditions.

Alors que, dans d'une situation classique :

- Les demandes d'opérations sont communiquées trois (3) mois à l'avance par le client. Introduits dans le système d'information, les prévisions établies par les systèmes d'information sont correctes et fiables.
- Les prévisions fiables généralisées, elles permettent de passer commande des moyens nécessaires et de les avoir dans les temps sans les étiqueter d'urgence.
- Le retour du client et l'image de l'entreprise sont protégés et propulsent la compagnie vers le haut.

Contradiction 3 :

L'un des piliers de la culture de Schlumberger.Ltd est l'esprit d'équipe et la collaboration. Toute action faite à Schlumberger est basée sur cet esprit. Cependant, étant évidente pour les penseurs de la stratégie, aucune mesure de collaboration n'est prise. Et avec la nouvelle génération d'employés à Schlumberger.NAF, ainsi que la perturbation de l'implémentation de la transformation industrielle, l'esprit d'équipe est en voie d'extinction. Cela a pour résultat :

- L'amélioration des moyens de contrôle étant donné l'esprit de concurrence entre les fonctions ;
- La détérioration du temps alloué à l'approvisionnement. En effet, sans collaboration, le demandeur aura tendance à commander des ressources qui peuvent mettre plus de temps que d'autres alors que les deux sont substituables. Ou encore, lors de la commande de produits soumis à autorisation de quota, il est préférable de collaborer afin de réduire le temps d'approvisionnement en la matière ;
- L'augmentation des coûts d'approvisionnement vue la mauvaise maîtrise des facteurs externes au demandeur ;
- L' "inconfortabilité" avec les processus. L'acteur aura tendance à oublier le processus à dérouler car, n'étant pas efficace, il cherchera, par son instinct de réalisation des objectifs, des façons plus optimales pour exécuter ses actions.

En revanche, l'existence de la collaboration dans une entreprise permet d'optimiser la chaîne de valeur globalement. Cela a pour conséquence :

- Les moyens de contrôle sont différents lors d'un esprit d'équipe ;
- Le temps alloué à l'approvisionnement est régulé par le fait que toutes les commandes ne sont pas urgentes et donc ce qui est urgent viendra dans des délais très courts et ce qui ne l'est pas arrivera dans les temps ;
- Les coûts d'approvisionnement seront réduits à des coûts optimaux étant donnée l'optimisation globale de la chaîne et non locale ;
- Les processus deviendront confortables et les acteurs pourront se familiariser avec les processus. Ils deviendront un réflexe parce que c'est la meilleure pratique à adopter.

V. Annexe 5 : Template Entente de niveau de service :

Entente de niveau de service

Introduction

Le présent document sert de référence en ce qui concerne les ententes de niveau de service entre « l’initiateur » XXXX qui dépend de la fonction XXXX au sein du geomarket NAF et de « l’exécutant » XXXX qui dépend de la fonction XXXX au sein du geomarket NAF.

Le but de cette entente est de renforcer la relation de confiance et de partenariat en créant une véritable collaboration entre les acteurs. Ce but sera atteint à travers une connaissance des attentes et responsabilités de chaque partie.

Cette entente s’applique à tous les employés de la compagnie et ce à partir de la date où ils l’ont signée.

Portée du document

Ce document s’applique aux fonctions XXXX et XXXXX du geomarket NAF.

Les parties prenantes de l’entente sont :

- L’initiateur :
- L’exécutant :
- (Tiers) :

Les lignes de produits suivantes sont concernées par l’entente :

- XXXXX
- XXXXX
- XXXXX

Le service à fournir

Le Service XXXX définit conformément au processus XXXX a pour but de Il met en relation les parties prenantes.... qui ont chacune pour rôle de

L’exécution de service nécessite la connaissance du processus XXXX et avoir les certifications XXXX pour toute autre qualification inférieure à ce qui précède une dérogation doit être fournie par le Manager XXXX de la fonction XXXX.

Le niveau de performance :

La conformité et la performance du service seront calculées selon les indicateurs suivants :

- **Indicateur 1** : le but de cet indicateur est de ... Cet indicateur qualitatif/quantitatif est mesuré par ...
- **Indicateur 2** : le but de cet indicateur est de Cet indicateur qualitatif/quantitatif est mesuré par ...
-

Informations relatives au service :

Le service débute dès que la requête XXXX émise par l'initiateur est reçue par l'exécutant. Un accusé de réception doit être envoyé sous forme de XXXX en utilisant le système d'information XXXX.

Le service ne peut débiter sans les éléments suivants :

- **Elément 1** : XXXX envoyé par XXXXX via le système d'information XXXX
- **Elément 2** : XXXX envoyé par XXXXX via le système d'information XXXX
-

Les informations complémentaires à envoyer dans le délai XX-XX-XX qui suit le déclenchement du service

- **Information complémentaire 1** : XXXX envoyé par XXXXX via le système d'information XXXX
- **Information complémentaire 2** : XXXX envoyé par XXXXX via le système d'information XXXX
-

La fiabilité du service : Le présent service est disponible dans la période XXXX comme convenu par les parties prenantes ne sont pas pris en considération les jours (fériés) ou les jours (non ouvrables)

Lead Time :

Après l'émission de la requête de service l'exécutant dispose (en moyenne) de X (heures/jours/semaines/mois) pour commencer l'exécution du service. Ce délai est calculé comme suit : $\text{Tréponse} = \text{Date début exécution} - \text{Date émission tâche}$. Une fois ce délai dépassé la procédure de résolution de problèmes est enclenchée comme précisé dans le présent document.

Le temps de résolution :

Après le début de l'exécution du service, l'exécutant dispose (en moyenne) de X (heures/jours/semaines/mois) pour exécuter le service. Ce délai est calculé comme suit : $T_{résolution} = Date_{fin\ exécution} - Date_{début\ exécution}$. Une fois ce délai dépassé la procédure de résolution de problèmes est enclenchée comme précisé dans le présent document.

Le traitement des problèmes :

- En cas de non-respect de l'entente de la part de l'initiateur se référer à la section XXXX du système QUEST pour signalement et contacter le Manager XXXX pour qu'il en soit informé.
- En cas de non-respect de l'entente de la part de l'exécutant se référer à la section XXXX du système QUEST pour signalement et contacter le Manager XXXX pour qu'il en soit informé.
- En cas d'occurrence du problème XXXX l'initiateur se référer à la section XXXX du système QUEST pour signalement et contacter le Manager XXXX pour qu'il en soit informé.

Cas particulier et situation d'urgence

Le tableau suivant recense les cas particuliers et les situations d'urgence

Tableau 16: Cas particuliers et situations d'urgence

Situation	Procédure
Cas 1	Procédure 1
Cas 2	Procédure 2
...	...

Moyens de communication :

Les moyens de communication dans le cadre de ce service sont définis par la matrice suivante :

Tableau 17: Moyen de communication

Moyen de communication \ Importance	Mail	Téléphone	Réunion/conférence
Faible	X		
Moyenne	X		
Forte		X	
Critique		X	X

Les types d'information et leur importance

- Les informations à faible importance : toute information qui induit
- Les informations à moyenne importance : toute information qui induit
- Les informations à forte importance : toute information qui induit
- Les informations à importance critique : toute information qui induit

Critères d'évaluation du service

Tableau 18 : Critères d'évaluation

Critère	Description	Objectif
Disponibilité		
Fiabilité		
Temps de réponse		
Temps d'exécution		
Satisfaction collaborateurs		
...		

En signant ce document les parties l'approuvent et s'engagent à l'appliquer.

Approbation

Signature

Signature

Nom

Nom

Date

Date

VI. Annexe n° 6 Analyse en Composantes Multiples :

