



RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



UNIVERSITÉ LARBI TEBESSI, TEBESSA

Faculté des sciences exactes et des sciences de la nature et de la vie

Département de Mathématiques et Informatique

Laboratoire de Mathématiques, d'Informatique et Systèmes (LAMIS)



Thèse

En vue de l'obtention du diplôme de

DOCTORAT LMD^{En}

Informatique

Contribution pour un Système Décisionnel Support Basé Smart Grid: Application pour les Villes Intelligentes

Spécialité : Réseaux et systèmes multimédias

Présentée par:

KHEDIRI Abderrazak

Devant le jury:

DERDOUR Makhoulouf	Professeur, Université Larbi Tebessi, Tebessa	Président
BOURAMOUL Abdelkrim	MCA, Université Constantine 2 Abdelhamid Mehri	Examineur
FERRAG Mohamed Amine	MCA, Université 8 Mai 1945 Guelma	Examineur
AMROUNE Mohamed	MCA, Université Larbi Tebessi, Tebessa	Examineur
LAOUAR Mohamed Ridda	Professeur, Université Larbi Tebessi, Tebessa	Directeur de thèse
BENYAHIA Sadok	Professeur, Université El Manar, Tunis	Co-Encadreur

Dédicaces

Je dédie ce travail :

A toi ma mère,

« La personne qui me fournit le climat et m'apporte l'équilibre sans lequel je ne pourrais jamais continuer d'avancer. J'espère que tu trouveras dans ce travail l'expression de ma gratitude et mon respect. Qu'Allah te protège pour nous. »

A la mémoire de mon père,

« Tu es parti mais tu demeures vivant dans mon cœur pour toujours. J'aurais aimé te voir parmi nous. Je sais que tu serais heureux et fier si tu étais entre nous. Qu'Allah te bénisse avec sa miséricorde. »

A mes chères sœurs et frère.

A mes nièces et neveux.

A ma famille.

A mes amis.

Remerciements

Je tiens premièrement à me prosterner en remerciant Allah le tout-puissant de m'avoir donné le courage et la patience afin de terminer ce travail.

Je tiens à remercier au travers de cette page tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'accomplissement de ce travail de thèse.

Je tiens à remercier tout d'abord mon directeur de thèse, Monsieur **LAOUAR Mohamed Ridha**, Professeur à l'Université de Tébessa qui a su guider et orienter ce travail. Je veux lui adresser tous mes remerciements pour la confiance qu'il m'a accordée en acceptant d'encadrer ce travail doctoral, pour sa disponibilité, ses encouragements, ses critiques objectives et ses conseils avisés tout au long de la préparation de cette thèse.

Je souhaite exprimer toute ma gratitude à mon co-directeur de thèse, Monsieur **BEN YAHYA Sadok**, Professeur à la faculté des sciences de Tunis et directeur du laboratoire LIPAH pour les encouragements qu'il m'a toujours prodigués ainsi que pour m'avoir fait bénéficier amplement de leur rigueur scientifique.

Je tiens aussi à remercier Monsieur **EOM Sean B.**, Professeur à l'université de Southeast Missouri State pour les conseils et pour sa collaboration aux travaux de recherche.

Je souhaite exprimer ma sincère reconnaissance envers les membres du jury: **Pr. DERDOUR Makhoul**, **Dr. FERRAG Mohamed Amine**, **Dr. AMROUNE Mohamed**, et **Dr. BOURAMOUL Abdelkrim** qui ont accepté de lire et d'évaluer ce travail pour leur attention et l'intérêt porté à cette thèse et qui ont eu l'obligeance d'accepter de juger ce travail. Comme je présente mes sincères remerciements à tous les membres de LAMIS et leur directeur **Pr. BENDJENNA Hakim** qui m'ont accueilli pendant cette thèse et qui m'ont permis de travailler dans une ambiance exceptionnelle. Je remercie en particulier mes collègues de laboratoire, pour l'atmosphère conviviale qu'ils ont contribué à entretenir, les moments agréables passés en leur compagnie.

Liste des acronymes

ANN	Artificial Neural Networks
CNN	Convolutional Neural Networks
CSAE	ConvolutionalSparseAutoencoder
CVC	Chauffage, Ventilation et Climatisation
DBMS	Database Management System
DBN	Deep Belief Network
DM	Data Mining
DR	Demand Response
DSM	Demand Side Management
EPS	Exact Power State
GA	Genetic Algorithm
GPU	Graphical processing unit
HVAC	Heating, Ventilation and Air-Conditioning
IDSS	Intelligent Decision Support System
IOT	Internet of things
IPS	Initial Power State
KE	Knowledge Engine
MBMS	Model Base Management System
MLOD	multiple line outage detection
MLP	Multilayer Perceptron
NRDC	Natural Resources Defense Council
PMU	Phasor Measurement Unit

POT	Power Outage Threshold
PPS	Present Power State
RBM	Restricted Boltzmann Machine
ResNet	Residual Network
SAD	Système d'aide à la décision
SG	Smart Grid
SGBD	Système de Gestion de Base de Données
SGBM	Système de Gestion de Base de Modèles
SIAD	Système intelligent d'aide à la décision
SMA	Système multi agent
STI	Système de transport intelligent
SVM	Support Vector Machine
TIC	Technologie de l'information et de communication

Résumé

L'amélioration de la résilience des réseaux électriques et la prise de décision dans les coupures électriques deviennent des questions incontournables pour les opérateurs ainsi que pour les autorités publiques, en particulier si on considère les coupures aiguës survenues récemment dans différentes régions du monde. Une amélioration prééminente de ces réseaux à l'échelle d'une ville intelligente devrait consister à anticiper les coupures imminentes pouvant être engendrées par des imprévus ou des perturbations du réseau ainsi qu'à assurer une stratégie efficace de rétablissement d'électricité.

Ces dernières années, le secteur de l'énergie a suscité un vif intérêt, et plusieurs chercheurs ont été motivés à diagnostiquer le problème en tentant de suggérer des techniques de prévision des pannes de courant dans smart grid. Néanmoins, des coupures d'électricité prolongées peuvent se produire en raison de la vulnérabilité du réseau de distribution en cas d'événements extrêmes et en cas de perturbations. Ces coupures peuvent conduire à des défaillances en cascades et des pertes économiques éventuelles pour les opérateurs et les citoyens. De nouvelles stratégies, techniques et méthodes sont nécessaires pour répondre à la complexité de ces problèmes.

Cette thèse met en œuvre en premier lieu une architecture d'un système d'aide à la décision créée principalement pour prévoir les coupures de courant en utilisant le modèle ResNet, assurer le rétablissement du système d'alimentation et renforcer la résilience du réseau électrique, en particulier en cas d'aléas météorologiques. En outre, un modèle de prévision proactive basé sur des réseaux de croyances profond (DBN) pouvant prédire une coupure d'électricité imminente. Le modèle proposé est évalué sur un jeu de données réel de réseau électrique intelligent et son efficacité est montrée à l'aide d'expériences numériques. Un tel système et un tel modèle sont capables de surveiller et de prévoir le comportement du réseau en cas d'événements anormaux (aléas météorologiques, perturbations...) puis d'émettre des alertes assez tôt pour permettre aux opérateurs et populations de prendre les mesures qui s'imposent et rétablir le système d'alimentation d'une manière rapide et efficace.

Mots clés: Système décisionnel, ville intelligente, smart grid, résilience, deep learning, aide à la décision, coupures électriques, prédiction, rétablissement.

Abstract

Enhancing the resilience of power grids and making decisions in blackouts become compelling issues for operators as well as public authorities, especially when considering the acute outages that occurred recently in different parts of the world. One preeminent improvement of those grids in a smart city should be at the level of anticipating the imminent power outages that may be engendered by line contingency or grid disturbances as well as at the level of providing an effective power restoration strategy.

Quite recently years, there has been a steep interesting to this issue from the power industry and a number of researchers were motivated to diagnose the issue via attempting to suggest power outage prediction techniques in smart grids. Nevertheless, extended power outages can occur due to the vulnerability of the power grids in case of disturbances and extreme events. These blackouts can lead to cascading failures and potential economic losses for operators and citizens. New strategies, techniques and methods are needed to address the complexity of these problems.

This thesis implements firstly an architecture of a decision support system, created mainly to predict power outages using the ResNet model, ensure the restoration of the power system and enhance the resilience of the power grid, especially in case of weather hazards. Besides, a proactive prediction model based on deep belief networks (DBN) that can predict an imminent power outage. The proposed model is evaluated on a real smart grid dataset and its effectiveness is shown using numerical experiments. Such a system and such a model are capable of monitoring and predicting network behavior in case of abnormal events (weather hazards, disturbances, etc.) and then triggering alarms early enough to enable operators and populations to take the necessary actions as well as restore the power system in a fast and efficient manner.

Key words: Decision support system, smart city, smart grid, deep learning, power outage, blackout, prediction, power restoration,

ملخص

ان تعزيز مرونة شبكات الطاقة واتخاذ الإجراءات اللازمة في حالات انقطاع التيار الكهربائي أصبح من القضايا الهامة للسلطات العامة وكذا المشغلين، لا سيما بعد الانقطاعات الحادة التي شهدتها مؤخرًا مناطق مختلفة من العالم. وتحسين هذه الشبكات في اي مدينة ذكية يجب أن يكون على مستويين بارزين، أحدهما بتوقع انقطاع الكهرباء الوشيك الناجم عن اضطرابات الشبكة غالبًا، والآخر بتوفير استراتيجية فعالة لاستعادة التيار الكهربائي.

اما في مجال انتاج الطاقة فقد كان الاهتمام متزايدًا في السنوات الأخيرة، اذ كان للباحثين دوافع عدة لتشخيص المشكلة، حيث حاولوا اقتراح تقنيات للتنبؤ بانقطاع التيار الكهربائي في الشبكات الكهربائية الذكية، ولكن هذا لم يمنع الانقطاع المتواصل في التيار الكهربائي بسبب ضعف شبكات الطاقة في حالة الاضطرابات والأحداث المتطرفة، ومثل هذه الانقطاعات يمكن أن تؤدي إلى إخفاقات متتالية وخسائر اقتصادية محتملة للمشغلين والمواطنين بصفة عامة، وهنا تكمن الحاجة إلى استراتيجيات وتقنيات وأساليب جديدة لمعالجة هذه المشكلات المعقدة.

واستنادًا لما سبق فان هذه الأطروحة تقترح أولاً بنية نظام دعم القرار، التي تم إنشاؤها أساسًا للتنبؤ بانقطاع التيار الكهربائي باستخدام أحد أنواع الشبكات العصبونية الاصطناعية العميقة ResNet، التي تضمن استعادة نظام الطاقة وتعزيز مرونة شبكة توزيع الكهرباء، خاصةً في حالة مخاطر الطقس اما الاقتراح الثاني فهو: نموذج تنبؤ استباقي يعتمد على شبكات الإيمان العميق (DBN) التي يمكنها التنبؤ بانقطاع التيار الكهربائي الفوري. ويتم تقييم النموذج المقترح على مجموعة البيانات مستخرجة من شبكة ذكية حقيقية، ثم يتم عرض فعاليته باستخدام التجارب العددية. ومثل هذا النظام وهذا النموذج قادرين على مراقبة سلوك الشبكة والتنبؤ به في حالة وقوع أحداث غير طبيعية (مخاطر الطقس، والاضطرابات، وما إلى ذلك)، ثم إطلاق الإنذارات في وقت مبكر بما يكفي لتمكين المشغلين والسكان من اتخاذ الإجراءات اللازمة وكذلك استعادة نظام الطاقة بطريقة سريعة وفعالة في حالة حدوث الانقطاع.

الكلمات المفتاحية:

نظام دعم القرار، المدينة الذكية، الشبكة الذكية، التعلم العميق، انقطاع التيار الكهربائي، التنبؤ، استعادة الطاقة.

Liste des Tableaux

Tab 1.1 les définitions de smart city.....	8
Tab 1.2 Concepts relatifs à la ville intelligente (Nam & Pardo, 2011).....	10
Tab 1.3 Catégories des capteurs de trafics	19
Tab 2.1 Structure de décision (Burstein & Holsapple, 2008)	39
Tab 2.2 Domaines de SAD (Tweedale et al., 2016).....	50
Tab 2.3 Classification de travaux de recherches.....	70
Tab 3.1 Table de contingence (Khediri, Laouar, & Eom, 2019b).....	81
Tab 4.1 Résumé des expérimentations.....	98
Tab 4.2 Résultat des différent modèles.....	98
Tab 4.3 Satisfaction des critères par les îles.....	102
Tab 4.4 Table de contingence.....	103
Tab 4.5 Table des distances.....	104
Tab 4.6 Table des distances après la première phase	104
Tab 4.7 Table des distance après la deuxième phase	105
Tab 4.8 Table des distances après la troisième phase	106
Tab 4.9 Résultats obtenus sur le système IEEE 39 Bus.....	109
Tab 4.10 Résultats obtenus sur le système IEEE 118 Bus.....	109
Tab 4.11 Résumé de l'expérimentation (Khediri et al., 2020).....	112
Tab 4.12 Résultat final des expérimentations (Khediri et al., 2020).....	114

Liste des Figures

Fig 1.1 Facteurs d'intelligence dans une ville (Nam & Pardo, 2011)	12
Fig 1.2 Les secteurs clés d'une ville intelligente (Infra, 2018)	16
Fig 1.3 Exemple d'application de véhicules connectés à une intersection (Ni, 2016)	17
Fig 1.4 Systèmes de construction intégrés pour l'immoitique (Sinopoli, 2009)	21
Fig 1.5 Architecture des smart grids (Bergaentzlé, 2015).....	25
Fig 1.6 Modèle conceptuel d'un réseau intelligent (Greer et al., 2014)	27
Fig 1.7 Modèle d'un microgrid (Melhem, 2018).....	30
Fig 2.1 Le processus de décision (Simon, 1960)	37
Fig 2.2 Bref historique de SAD (D. J. J. D. c. Power, 2007)	46
Fig 2.3 Les taxonomies de DSS (Haettenschwiler, 2001).....	46
Fig 2.4 Les taxonomies de SAD selon (D. J. Power, 2002)	47
Fig 2.5 Architecture d'un SAD (Marakas, 2003)	49
Fig 2.6 Data mining comme un domaine multidisciplinaire (Sayad, 2011)	52
Fig 2.7 Les tâches de data mining (tasks) (Sayad, 2011)	54
Fig 2.8 Réseaux de neurones.....	56
Fig 2.9 Structure d'un auto-encodeur (Jonnalagadda, 2018).....	62
Fig 3.1 Architecture proposée	76
Fig 3.2 Structure de réseaux entièrement convolutionnels (FCN).....	78
Fig 3.3 Structure du ResNet (Khediri, Laouar, & Eom, 2019a).....	79
Fig 3.4 Architecture du système proposé.....	84
Fig 3.5 Le modèle proposé (Khediri, Laouar, & Eom, 2020)	85
Fig 3.6 RBM contient trois couches.....	87
Fig 3.7 L' architecture du Deep belief network.....	88
Fig 3.8 Plan d'actions d'urgence (Khediri & Laouar, 2018b)	94
Fig 4.1 Résultats finals des modèles testés	99
Fig 4.2 Le système IEEE 9 Bus dans le simulateur Power World.....	100

Fig 4.3 Système IEEE 9 Bus (a) Diagramme à ligne unique (b) graphe simplifié (J. Quirós-Tortós, M. Panteli, P. Wall, V. Terzija, & Distribution, 2015a).....	100
Fig 4.4 Numérotation des îles	101
Fig 4.5 Les îles valides	102
Fig 4.6 Le réseau après la première phase	105
Fig 4.7 Réseau après la deuxième phase.....	106
Fig 4.8 Réseau après la troisième phase.....	107
Fig 4.9 Le système IEEE 9 Bus après le rétablissement de l'électricité	108
Fig 4.10 Dendrogramme fusionnement	108
Fig 4.11 Outils utilisés dans le développement.....	111
Fig 4.12 Evolution des résultats	113
Fig 4.13 Résultats obtenus (Khediri et al., 2020).....	115

Table des matières

Introduction générale.....	1
----------------------------	---

Partie I: Etat de l'art

Chapitre 1: Contexte et problématique: Ville intelligente et smart grid

1	Introduction.....	5
2	Ville intelligente, qu'est-ce que c'est ?.....	5
2.1	La signification de «Smart» dans le contexte de smart city.....	5
2.2	Définitions de smart city.....	6
2.3	Les facteurs qui rendent une ville plus intelligente.....	10
2.4	Les facteurs technologiques.....	11
2.5	Les facteurs humains (sociaux).....	13
2.6	Les facteurs institutionnelles.....	14
3	Les principaux composants d'une ville intelligente.....	15
3.1	Les systèmes de transport intelligents.....	16
3.1.1	Capteurs de la circulation.....	18
3.1.2	Classification des capteurs de trafics.....	19
3.2	Immotique (smart buildings).....	19
3.3	Les systèmes énergétiques intelligents.....	22
3.3.1	Les réseaux thermiques intelligents.....	22
3.3.2	Réseaux de gaz intelligents.....	23
3.3.3	Les réseaux électriques intelligents.....	24
4	Smart grid.....	26
4.1	Le concept de smart grid.....	26
4.1.1	Gestion de la demande.....	28
4.1.2	Réponse à la demande.....	28
4.1.3	Les sources d'énergies renouvelables.....	29

4.1.4	Microgrid.....	29
4.2	Résilience des smart grids.....	32
5	Problématique.....	32
6	Conclusion.....	34

Chapitre 2: Etat de l'art: Systèmes décisionnels

1.	Introduction.....	36
2	Aide à la décision (Decision support).....	36
2.1	Décision.....	37
2.2	Le processus de décision.....	37
2.3	Topologies de décision.....	38
2.4	Le décideur.....	39
2.5	L'analyste.....	40
2.6	Décision du groupe.....	40
2.6.1	La négociation.....	40
2.6.2	La participation.....	40
2.7	Aide à la décision multi critères.....	41
2.8	Typologies de problème traité par MCDA.....	41
2.9	Méthodes d'aide à la décision multicritères.....	42
2.9.1	ELECTRE.....	43
2.9.2	PROMETHEE.....	43
2.9.3	Analytical Hierarchy Process (AHP).....	44
3	Systèmes décisionnels.....	45
3.1	Les taxonomies de systèmes décisionnels.....	46
3.2	Architecture d'un SAD.....	48
4	Les systèmes intelligents d'aide à la décision (SIAD).....	49
4.1	Intelligence artificielle.....	49

4.2	Classification des SAD en fonction du degré d'intelligence	50
4.3	Science de données (Data science)	51
5	SIAD et résilience de smart grid.....	54
5.1	L'apprentissage automatique (Machine learning)	54
5.1.1	Réseaux de neurons artificiels	55
5.1.2	Travaux connexes.....	56
5.1.3	Support vector machine (SVM) (vecteur de support Machine)	57
5.1.4	Travaux connexes.....	58
5.1.5	Approches Bayésiennes.....	58
5.1.6	Travaux connexes.....	58
5.1.7	Les arbres de décision.....	59
5.1.8	Travaux connexes.....	59
5.2	L'apprentissage approfondi (Deep learning)	60
5.2.1	Les algorithmes génératifs et les algorithmes discriminatifs.....	62
5.2.2	Travaux connexes.....	63
5.3	Apprentissage par renforcement profond	65
5.3.1	Travaux connexes.....	65
5.4	Systèmes multi agents.....	66
5.4.1	Travaux connexes.....	67
5.5	Prise de décision d'un groupe (Group decision-making)	67
5.5.1	Travaux connexes.....	68
6	Synthèse	69
6.1	Utilisation de méthodes d'aide à la décision multi critères.....	71
6.2	Utilisation de SMA.....	71
6.3	Utilisation de méthodes de décision du groupe.....	72
6.4	Utilisation de techniques de data mining.....	72

7	Conclusion.....	73
---	-----------------	----

Partie II: Contributions

Chapitre 3: Contributions à la gestion de crises: Système décisionnel pour l'amélioration de la résilience du réseau électrique

Architecture d'un système décisionnel pour le renforcement du smart grid contre les intempéries.....	75
--	----

1	Architecture proposée du système	75
1.1	Description de l'architecture	77
1.2	Le modèle ResNet	78
1.3	Plan de rétablissement de l'électricité.....	80

L'amélioration de la résilience des smart grids à travers un modèle prévisionnel basé sur deep learning.....	84
--	----

2	Le modèle proposé.....	84
2.1	Description du modèle.....	86
2.2	Phase A.....	86
2.2.1	Collecte et extraction de données nécessaires.....	87
2.2.2	Entraîner le réseau de croyances profond.....	87
2.3	Phase B.....	89
2.4	Phase C.....	90
2.4.1	Détection d'événements dangereux supplémentaires.....	90
2.4.2	Plan d'actions d'urgence.....	91
3	Conclusion.....	95

Chapitre 4: Evaluation expérimentale des propositions

1	Introduction	97
2	Etude de cas pour l'architecture du SAD proposé pour les aléas météorologiques.....	97
2.1	Le modèle ResNet pour la prédiction.....	97

2.2	Plan de rétablissement du réseau électrique	99
3	Etude de cas pour le modèle proposé basé deep learning	110
3.1	Expérimentations	111
3.2	Discussion.....	115
4	Conclusion.....	116
	Conclusion générale et perspectives	117
1	Conclusion.....	117
2	Perspectives.....	119
	Productions scientifiques.....	120
	Références bibliographiques	122

Introduction générale

Auparavant, les gens vivaient et travaillaient principalement dans les zones rurales. Aujourd'hui, le monde a changé, il a connu des réformes et des transformations dans tous les domaines, en particulier dans le domaine urbain. La croissance de la population s'est accélérée et la gestion inefficace de l'urbanisation par les États concernés, ont conduit à des situations urbaines parfois chaotiques.

Les villes sont maintenant responsables de plus de la moitié des émissions de gaz à effet de serre. Selon des rapports de l'ONU (ONU, 2018), en 2050, 70 % de la population sera urbaine. Plusieurs questions se posent ici sur la possibilité de vivre correctement dans ces nouvelles mégapoles de dizaines de millions d'habitants, sur la réussite de fourniture en électricité d'immeubles géants, sur la manière de gestion de déchets, et aussi sur le transport et l'assurance de déplacement d'une zone à l'autre avec l'embouteillage. Partout dans le monde, des spécialistes de plusieurs domaines ont pensé à gérer ces problèmes intelligemment et commencent à contribuer pour une ville plus intelligente en visant un meilleur cadre de vie pour les citoyens et une meilleure durabilité pour la ville.

Il s'agit du nouveau concept à la mode dans les agglomérations américaines et européennes principalement. Comme c'est la période de l'économie budgétaire forcée et de la direction locale, l'idée de la smart city est assez habile: rendre une ville plus fluide, plus efficace, agile, astucieuse sans dépenser plus évidemment, et en intégrant des solutions informatiques complexes pour gérer ses problèmes. Les villes intelligentes s'intéressent donc à intégrer les technologies de l'information et de la communication aux domaines chauds tels que le transport, par le biais de systèmes de transport intelligents (STI), la construction des immeubles, via l'immo-tique et l'énergie avec l'apparition de plusieurs concepts comme les réseaux électrique intelligents ou ce qu'on appelle les smart grids.

Le mariage du numérique et des énergies renouvelables a donné naissance à un nouveau paradigme énergétique en permettant l'intégration des énergies renouvelables dans nos réseaux de distribution d'électricité. Mettre en place des réseaux électriques intelligents signifie l'amélioration des outils informatiques existants, afin d'analyser les données, de surveiller les pannes, de stocker de l'énergie et même de réagir à toutes sortes de perturbations et de défaillances en temps voulu. Cela n'implique pas que les pannes d'électricité ne surviennent

pas lorsque des réseaux électriques intelligents sont utilisés, car les coupures de courant peuvent même se produire en cas de mauvaises conditions météorologiques et de défaillance de l'équipement. Les opérateurs et les habitants doivent prendre des décisions importantes dans un temps parfois assez réduit. La présence d'un système d'aide à la décision qui leurs permettrait de prendre les mesures qui s'imposent est indispensable. L'avantage des smart grids réside dans leur capacité de gagner du temps, notamment parce que les logiciels et les capteurs détectent le problème et dirigent le courant immédiatement autour de celui-ci pour empêcher sa propagation à de plus grandes échelles. Malgré que certaines méthodes, algorithmes et systèmes aient été proposés pour les réseaux électriques conventionnels et pour les smart grids, la prédiction de coupures de courant, le rétablissement du système d'alimentation et la résilience généralement doivent encore faire l'objet d'investigations plus poussées.

Notre travail sert à suggérer un système d'aide à la décision, créé principalement pour prévoir les pannes de courant et améliorer la résilience du réseau électrique. Le système doit être capable de surveiller et de prévoir le comportement du réseau en cas de perturbations ordinaires et en cas d'évènements extrêmes, ce qui permet aux opérateurs et habitants de prendre les mesures qui s'imposent avant, en cours et après une coupure électrique. Le système assure la prédiction des coupures de courant, ainsi qu'un support de décision dans le rétablissement de l'électricité après un incident.

Structure:

Partie I : Etat de l'art

Chapitre 1

Nous présentons dans ce chapitre le contexte général de la thèse et des concepts de base relatifs à notre thématique. Une revue de la littérature sur les smart cities est présentée, ainsi que les facteurs qui rendent la ville intelligente et les domaines d'intérêts de ces villes tels que le transport, l'immo-tique et l'énergie ainsi que le concept de smart grid et ses principales caractéristiques tel que la résilience. Le chapitre se termine par la problématique de la thèse.

Chapitre 2

Ce chapitre présente une revue de la littérature sur les systèmes décisionnels et leurs intégrations dans les smart grids. Nous commençons ce chapitre par la définition de la décision, l'aide à la décision et les systèmes d'aide à la décision. Ensuite, nous présentons les techniques utilisées dans les systèmes intelligents d'aide à la décision tels que les réseaux de neurones, les arbres de décision... et en particulier leurs utilisations dans les smart grids, ainsi que les travaux connexes pour chaque technique. Le chapitre se termine par une discussion qui cerne les problèmes qui seront traités.

Partie II : Contributions

Chapitre 3

La première partie du chapitre est intitulée : Architecture d'un système décisionnel pour le renforcement du smart grid contre les intempéries. Cette partie suggère l'utilisation d'une architecture de système d'aide à la décision, créée principalement pour prévoir les pannes de courant et améliorer la résilience du réseau électrique, en particulier en cas d'aléas météorologiques, ainsi que l'assurance d'une stratégie efficace de rétablissement du réseau électrique.

Dans la deuxième partie du chapitre nous présentons la deuxième contribution intitulée : l'amélioration de la résilience des smart grids à travers un modèle prévisionnel basé sur le « deep learning ». Cette partie propose un modèle de prévision proactive basé sur des algorithmes d'apprentissage en profondeur, conçu pour prévenir les coupures électriques imminentes, arrêter les défaillances en cascade et réduire les pertes économiques éventuelles.

Chapitre 4

Ce chapitre présente la concrétisation et la validation des propositions existantes dans le chapitre précédent. Il contient nos expérimentations et leurs résultats. Nous testons nos propositions (modèles) sur des bases de données réelles et nous comparons les résultats avec d'autres techniques, méthodes et stratégies existantes dans la littérature. Les résultats obtenus sont jugés assez convaincants.

Partie I : Etat de l'art

Chapitre 1

Contexte et problématique :

Ville intelligente et smart grid

1 Introduction

Dans ce chapitre nous présentons le contexte général de notre thèse ainsi que la problématique. Nous commençons par les villes intelligentes qui désignent le nouveau concept dans les agglomérations américaines et principalement européennes, leurs domaines d'intérêts tels que la construction intelligente, les systèmes de transport intelligents, la gestion et la planification des ressources énergétiques et on focalise sur les réseaux électriques intelligents (smart grids) et les différents concepts relatifs à notre problématique.

2 Ville intelligente, qu'est-ce que c'est ?

Les définitions de la ville intelligente sont diverses. Comme le concept est en cours, connu populairement mais utilisé dans le monde entier avec des noms différents et dans des circonstances différentes, il existe une gamme de concepts variés générés en remplaçant smart par une autre alternative. (Hollands, 2008) a reconnu la ville intelligente comme un phénomène d'**étiquetage urbain** (urban labeling), en particulier en termes de ce que l'étiquette révèle idéologiquement. L'étiquette smart city est un concept flou et est utilisé d'une manière qui n'est pas toujours cohérente. Il n'existe pas de modèle unique de ville intelligente ni une définition unique de la ville intelligente (Boulton, Brunn, Devriendt, & cities, 2011). Cette section cherche à démanteler le terrain diversifié des villes intelligentes.

2.1 La signification de «Smart» dans le contexte de smart city

Retracer la généalogie du mot smart dans l'expression smart city peut contribuer à une compréhension de la façon dont le terme smart est en cours chargé. Dans le langage marketing, l'intelligence est centrée sur les perspectives d'utilisateurs (Klein & Kaefer, 2008). En raison de la nécessité de faire appel à une base plus large des membres de la communauté, smart sert mieux que le plus élitiste terme intelligent. Smart est plus ergonomique (user-friendly) qu'intelligent, qui est limité à avoir un esprit rapide et être sensible au retour de l'information. La ville intelligente est nécessaire pour s'adapter aux besoins des utilisateurs et pour fournir des interfaces personnalisées (Marsa-Maestre, Lopez-Carmona, Velasco, & Navarro, 2008).

Dans le domaine de la planification urbaine, l'intelligence de la croissance (économique, démographique ...) intelligente est traitée comme une revendication **normative** et une dimension **idéologique**. Étant plus intelligent implique des orientations stratégiques. Les gouvernements et les agences publiques à tous les niveaux emploient la notion d'intelligence pour distinguer leurs nouvelles politiques, stratégies et programmes de cibler le développement durable, une croissance économique saine et de meilleure qualité de vie pour leurs citoyens. Ils associent smart avec le succès de la politique dans leurs juridictions.

L'intelligence dans les technologies smart mérite également l'attention. Les technologies avaient pénétré dans l'application commerciale de produits et services à action intelligente (Moser, 2001). L'intelligence dans le contexte technologique implique le principe de calcul automatique comme l'auto-configuration, l'auto-guérison, l'auto-protection et l'auto-optimisation (Spangler et al., 2010). Les maisons intelligentes, les bâtiments intelligents et les grands ensembles intelligents comme les aéroports, les hôpitaux ou les campus universitaires sont équipés d'une multitude de terminaux mobiles et appareils embarqués ainsi que des capteurs et actionneurs connectés (Klein & Kaefer, 2008). L' écosystème intelligent est une extension du concept de l'espace intelligent, du contexte personnel à la plus grande communauté et la ville entière (Yovanof & Hazapis, 2009).

2.2 Définitions de smart city

Plusieurs définitions existent dans la littérature. Certains auteurs ont insisté sur l'utilisation de technologies smart. (Washburn et al., 2009) ont défini la ville intelligente en mettant l'accent sur l'utilisation des technologies informatiques intelligentes. Ils ont vu que les crises urbaines actuelles étaient un impératif d'une initiative de ville intelligente. C'est l'utilisation de technologies smart afin de créer l'infrastructure critique de composants et de services de la ville, qui incluent l'administration, l'éducation, la santé, le transport, la sécurité des personnes et les services publics. Ce qui permet à la ville d'être plus intelligente, plus interconnectée et plus efficace. (Hall et al., 2000) ont aussi insisté sur les technologies, la pièce maîtresse de leur définition est «ville qui surveille et intègre les conditions de l'ensemble de ses infrastructures critiques. ». L'un des mécanismes fondamentaux du smart city est un système d'auto-surveillance et d'auto-réponse. Le géant de technologie « IBM » pour

sa part insiste sur les technologies smart et leur point de vue sur smart city envisage ses trois caractéristiques principales : instrumentée, interconnectées et intelligentes. Instrumentation signifie la recherche de données réelles en temps réel, à partir des capteurs réels et virtuels. Ces données peuvent être interconnectées entre plusieurs processus, systèmes, organisations, industries ou chaînes de valeur. La combinaison de systèmes instrumentés et interconnectés relie efficacement le monde physique au monde virtuel (Harrison et al., 2010).

D'autres définitions soulignent différents aspects. L'approche de Rios (Rios, 2012) considère la ville intelligente comme une ville inspirante, partageant la culture, le savoir et la vie, et incitant ses habitants à créer et à s'épanouir dans leurs propres vies. L'observation de Brisbane en Australie par Partridge (Partridge, 2004) met en lumière l'inclusion sociale et la participation égale en tant que possibilités accrues créées par les initiatives de villes intelligentes.

Définition	
(Washburn et al., 2009)	L'utilisation de technologies smart afin de créer l'infrastructure critique de composants et de services de la ville, qui incluent l'administration, l'éducation, la santé, le transport, la sécurité des personnes et les services publics. Ce qui permet à la ville d'être plus intelligente, plus interconnectée et plus efficace.
(Giffinger, Fertner, Kramar, & Meijers, 2007)	Une ville très performante d'une manière prospective dans les domaines de l'économie, la gouvernance, la mobilité, l'environnement et la vie, basée sur la combinaison intelligente de dotations et d'activités de citoyens auto-décisifs, indépendants et conscients.
NRDC ¹	une ville qui s'efforce afin d'être plus intelligente (plus efficace, durable, équitable et habitable)
(Hall et al., 2000)	Une ville qui surveille et intègre les conditions de toutes ses infrastructures critiques, y compris les routes, les ponts, les tunnels, les voies ferrées, les métros, les aéroports, les ports maritimes, les communications, l'énergie, même les grands bâtiments, peut mieux optimiser ses ressources, planifier ses activités de maintenance et surveiller les aspects de sécurité tout en maximisant les services à ses citoyens
(Harrison et al., 2010)	« Une ville instrumentée, interconnectée et intelligente »: l'instrumentation permet de capturer et d'intégrer des données réelles en temps réel grâce à l'utilisation de capteurs, de compteurs, d'appareils personnels, de caméras, de téléphones intelligents, de dispositifs médicaux implantés, du Web, etc. systèmes d'acquisition de données, y compris les réseaux sociaux en tant que réseaux de capteurs humains. Interconnectés signifie l'intégration de ces données dans une plate-forme informatique d'entreprise et la communication de ces informations entre divers services de la ville. Intelligent fait référence à l'inclusion d'analyses complexes, de modélisation, d'optimisation et de visualisation dans les processus opérationnels afin de prendre de meilleures décisions opérationnelles.
(Rios, 2012)	« Une ville qui inspire, partage la culture, le savoir et la vie, une ville qui motive ses habitants à créer et à s'épanouir dans leur propre vie »
(Partridge, 2004)	« Une ville où les TIC renforcent la liberté d'expression et l'accès aux informations et aux services publics »

Tab 1.1 les définitions de smart city

NRDC¹ Natural ResourcesDefense Council (voir<http://smartercities.nrda.org>)

Le concept de ville intelligente a été exprimé avec certaines métaphores. La ville intelligente a été considérée comme un grand système biologique. (Dirks & Keeling, 2009) insistent sur l'intégration organique des systèmes. L'interdépendance des systèmes centraux d'une ville intelligente est prise en compte pour rendre le système plus intelligent. Aucun système ne fonctionne de manière isolée. Une ville plus intelligente intègre des informations dans son infrastructure physique pour améliorer les commodités, faciliter la mobilité, gagner en efficacité, économiser l'énergie, améliorer la qualité de l'air et de l'eau, identifier les problèmes et les résoudre rapidement, récupérer rapidement des données après une catastrophe, collecter des données pour prendre de meilleures décisions de ressources efficacement et partager les données pour permettre la collaboration entre entités et domaines. Cependant, infuser l'intelligence dans chaque sous-système d'une ville, un par un - transports, énergie, éducation, soins de santé, bâtiments, l'infrastructure physique, la nourriture, l'eau, la sécurité publique, etc. ne suffisent pas pour devenir une ville intelligente. Une ville intelligente devrait être traitée comme un tout organique, comme un réseau, comme un système lié (Moss Kanter & Litow, 2009).

Bien que les systèmes des villes industrielles fussent principalement constitués de squelette, les villes postindustrielles sont comme des organismes qui développent un système nerveux artificiel, ce qui leur permet de se comporter de manière intelligemment coordonnée. La nouvelle intelligence des villes réside donc dans la combinaison de plus en plus efficace de réseaux de télécommunication numériques (les nerfs), d'une intelligence omniprésente (le cerveau), de capteurs et de balises (les organes sensoriels), ainsi que de logiciels (connaissances et compétences cognitives). Il existe un réseau croissant de connexions directes aux systèmes mécaniques et électriques des bâtiments, des appareils ménagers, des machines de production, des usines de traitement, des systèmes de transport, des réseaux électriques et d'autres réseaux de distribution d'énergie, des réseaux d'approvisionnement en eau et d'élimination des déchets, des systèmes assurant la sécurité des personnes et la sécurité, les systèmes de gestion pour pratiquement toutes les activités humaines imaginables.

2.3 Les facteurs qui rendent une ville plus intelligente

Afin de recenser l'ensemble des facteurs d'intelligence, nous devons examiner tout d'abord de près plusieurs concepts qui renvoient à la ville intelligente et retracer les racines des termes couramment utilisés. Une variété d'étiquettes peut être largement divisée en trois dimensions : technologie, personnes et communauté. Les variantes conceptuelles sont mutuellement liées à une confusion substantielle dans les définitions. Cette section traite l'ensemble de facteurs (dimensions) fondamentaux qui rendent une ville intelligente selon la littérature. Les deux concepts *dimensions* et *facteurs* ont été utilisés largement dans la littérature comme des synonymes.

Dimension	Concept
Technologie	Ville numérique (Digital city) Ville intelligente Ville ubiquitaire (Ubiquitous city) Ville filaire (Wired city) Ville hybride
Personnes	Ville créative Ville apprenante Ville humaine Ville de savoir (Knowledge city)
Communauté	Communauté intelligente (Smart community)

Tab 1.2 Concepts relatifs à la ville intelligente (Nam & Pardo, 2011)

À partir de la discussion des variantes conceptuelles de la ville intelligente, nous identifions et clarifions les composants conceptuels clés de la ville intelligente, puis nous les re-catégorisons et les simplifions en trois catégories: technologie (infrastructures matérielles et logicielles), personnes (créativité, diversité et éducation) et institution (gouvernance et politique). Étant donné le lien qui existe entre les facteurs, une ville est donc intelligente lorsque les investissements dans le capital humain / social et l'infrastructure informatique alimentent une croissance durable et améliorent la qualité de vie, grâce à la gouvernance participative (Caragliu, Del Bo, & Nijkamp, 2011).

2.4 Les facteurs technologiques

La technologie est l'élément le plus essentiel pour une ville afin d'être intelligente en raison de l'utilisation des TIC² pour transformer la vie et le travail dans une ville de manière significative et fondamentale. Une infrastructure performante est absolument nécessaire mais pas suffisante pour devenir une ville intelligente. L'infrastructure et les applications informatiques sont des conditions préalables, mais sans engagement réel et sans volonté de collaborer et de coopérer entre les institutions publiques, le secteur privé, les organisations bénévoles, les écoles et les citoyens, il n'y a pas de ville intelligente (Hollands, 2008).

La plupart des études sur les pratiques de la ville intelligente abordent des questions d'infrastructure technologique et de technologies habilitantes. L'infrastructure et la technologie mettent l'accent sur l'accessibilité et la disponibilité des systèmes. Contrairement aux infrastructures humaines, les infrastructures technologiques portent d'autres noms tels que l'infrastructure physique. (Partridge, 2004) considère la ville intelligente comme un ensemble de technologies informatiques intelligentes appliquées aux composants et services d'infrastructure. L'informatique intelligente fait référence à «une nouvelle génération de technologies réseau, matérielles et logicielles intégrées offrant aux systèmes informatiques une connaissance en temps réel du monde réel et des analyses avancées pour aider les utilisateurs à prendre des décisions plus intelligentes en matière d'alternatives et d'actions permettant d'optimiser les processus métiers résultats du bilan des entreprises ». (Al-Hader, Rodzi, Sharif, & Ahmad, 2009a, 2009b) spécifient les composants technologiques dans le cadre de la pyramide de développement de la ville intelligente: interface intelligente (tableau de bord, plate-forme opérationnelle commune, services Web intégrés), systèmes de contrôle (réseau de contrôle automatique, réseau local d'exploitation) et ressources de base de données intelligentes (base de données, serveur de base de données).

Les technologies mobiles, virtuelles et omniprésentes gagnent en importance. Ces technologies offrent des avantages aux citoyens dans le style de vie mobile. L'application de ville

TIC² Technologie de l'information et de communication

intelligente évolue de lieux intelligents à des habitants en réseau. Bien que l'infrastructure sans fil soit un élément clé de l'infrastructure de la ville numérique, il ne s'agit que d'une première étape. Les équipements de réseau (canaux de fibres optiques et réseaux wi-fi), les points d'accès publics (points d'accès sans fil, kiosques) et les systèmes d'information orientés services (Anthopoulos & Fitsilis, 2009). L'infrastructure informatique ubiquitaire/pervasive est l'élément technologique clé dans la construction d'une ville numérique (Yovanof & Hazapis, 2009). Une ville intelligente fournit des services gouvernementaux interopérables, basés sur Internet, qui permettent une connectivité omniprésente pour transformer les processus gouvernementaux clés, à la fois en interne entre les départements et les employés et en externe pour les citoyens et les entreprises.

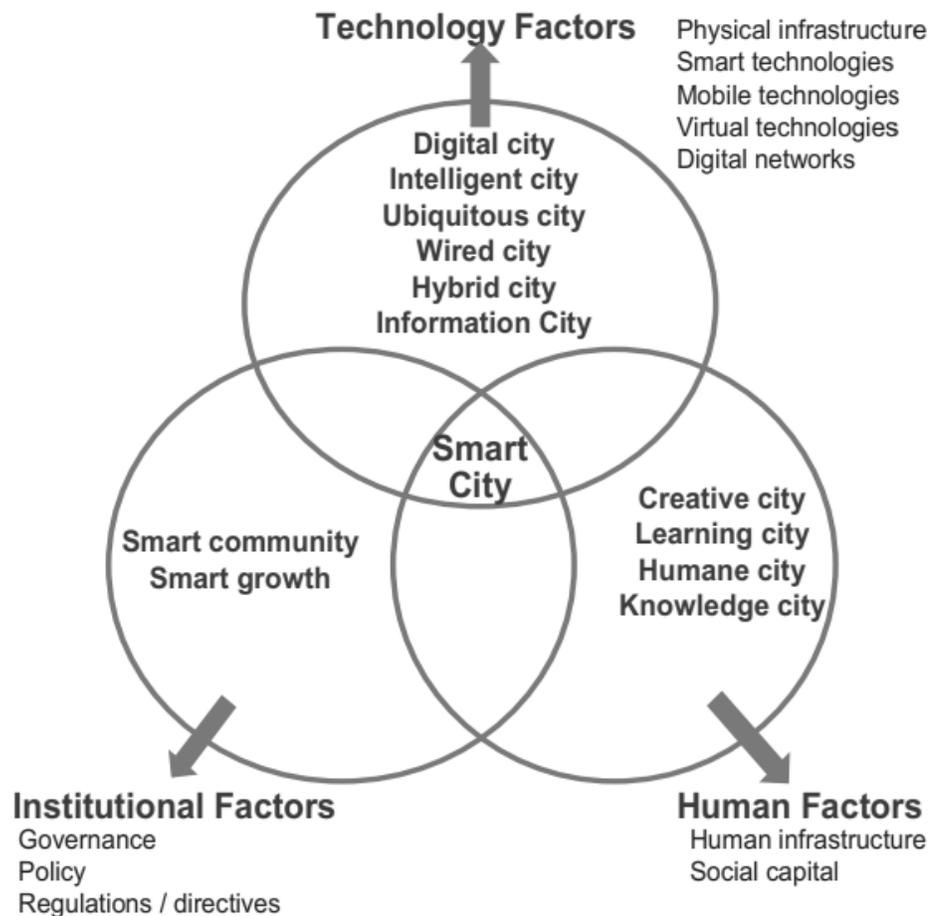


Fig 1.1 Facteurs d'intelligence dans une ville (Nam & Pardo, 2011)

2.5 Les facteurs humains (sociaux)

La disponibilité et la qualité de l'infrastructure informatique ne représentent pas la seule définition de la ville intelligente. Fait important, d'autres définitions soulignent le rôle des infrastructures humaines, du capital humain et de l'éducation dans le développement urbain. En ce qui concerne le développement urbain, la Floride (Florida, 2002) a suggéré 3T (tolérance, technologie et talent), dont deux sont essentiels aux personnes et à leur relation. Les personnes intelligentes sont une composante importante de la ville intelligente. Le concept de personnes intelligentes comprend divers facteurs tels que l'affinité pour l'apprentissage tout au long de la vie, la pluralité ethnique et sociale, la flexibilité, la créativité, le cosmopolitisme ou l'ouverture d'esprit et la participation à la vie publique. Les problèmes associés aux agglomérations urbaines peuvent être résolus au moyen de la créativité, du capital humain, de la coopération entre les parties prenantes concernées et de leurs idées scientifiques éclairées : en un mot, des «solutions intelligentes» (Caragliu et al., 2011). Le label smart city pointe donc vers des solutions intelligentes de créateurs.

La catégorie des facteurs humains met en évidence la créativité, l'apprentissage social et l'éducation. La ville intelligente est un centre d'enseignement supérieur et de main-d'œuvre intelligente. Pour la ville intelligente, (Malek, 2009) Souligne l'importance du matériel humain, qui représente la capacité cognitive / créative et les compétences humaines. La Smart City peut renforcer un environnement créatif. La catégorie des facteurs humains comprend également l'inclusion sociale de divers résidents urbains dans les services publics, les infrastructures immatérielles (réseaux de connaissances, organisations bénévoles, environnements sans criminalité), la diversité urbaine et le mélange culturel, le capital social / humain / relationnel et la base de connaissances telles que les établissements d'enseignement et les capacités de R & D (Recherche et développement) (Hollands, 2008).

L'éducation est un aimant essentiel qui rend une ville attrayante. Les entreprises, les organisations et les individus de tous les horizons sont attirés par des environnements d'apprentissage dynamiques. L'éducation informatique a permis à Singapour de devenir une île intelligente. L'intelligence collective et l'apprentissage social rendent une ville plus intelligente. La notion de communauté intelligente fait référence au lieu dans lequel l'intelligence

en réseau est intégrée et l'apprentissage continu est nourri. Pour expliquer les mécanismes de fonctionnement d'une communauté intelligente, la partie cachée de l'iceberg est l'intelligence collective et l'apprentissage social. Une initiative de ville intelligente devient une approche intégrée permettant de connecter des communautés entières (gouvernements, entreprises, écoles, organisations à but non lucratif et citoyens), en créant des services spécifiques répondant aux objectifs de la ville et en faisant progresser les compétences et les capacités collectives (Coe, Paquet, & Roy, 2001).

2.6 Les facteurs institutionnelles

Le soutien du gouvernement et les politiques en matière de gouvernance sont essentiels à la conception et à la mise en œuvre d'initiatives de ville intelligente. Cette catégorie comprend une variété de facteurs institutionnels tirés de la discussion sur les initiatives de communauté intelligente ou de croissance intelligente : non seulement les politiques de soutien, mais également le rôle du gouvernement, les relations entre les agences gouvernementales et les parties non gouvernementales et leur gouvernance. Il est nécessaire d'établir un environnement administratif (initiatives, structure et engagement) favorable à la ville intelligente. Pour permettre les initiatives de ville intelligente, la catégorie devrait également inclure une gouvernance intégrée et transparente, des activités stratégiques et promotionnelles, des réseaux et des partenariats (Odendaal & Systems, 2003).

IBM a présenté le gouvernement intelligent comme un élément clé de la ville intelligente. Un gouvernement plus intelligent fera plus que réglementer l'interconnexion de manière dynamique avec les citoyens, les communautés et les entreprises en temps réel pour stimuler la croissance, l'innovation et le progrès. Les défis vont des silos ministériels aux retards de traitement, en passant par les manques de transparence et de responsabilité. Un gouvernement plus intelligent implique une collaboration entre les ministères et les communautés afin de devenir plus transparent et de donner aux citoyens un accès aux informations relatives aux décisions qui affectent leur vie. Les principaux gouvernements intégrés, leurs prestations de services, leur établissement, leurs services et leurs transactions. Au niveau le plus fondamental, un gouvernement intelligent signifie que les opérations et les services sont réellement centrés sur le citoyen.

La transformation en ville intelligente implique des interactions de composants technologiques avec des composants politiques, institutionnels et de transition (Mauher & Vanja, 2006). Les composants politiques représentent des éléments politiques endogènes (orientations, conseil municipal, gouvernement de la ville, maire de la ville), harmonisés par des éléments exogènes (pressions internationales, agenda, projets, stratégies en prévalence) et vérifiés par les meilleures pratiques. Les composants institutionnels sont également des préalables. L'état de préparation des institutions, comme le retrait des obstacles juridiques et réglementaires est important. Les composants de transition comprennent les visions, le leadership et la transition organisationnelle dans la structure.

En tant que pierre angulaire de la ville intelligente, la gouvernance intelligente implique l'engagement de diverses parties prenantes (en particulier des citoyens) dans la prise de décision et les services publics / sociaux. La gouvernance par les technologies de l'information, appelée e-gouvernance, est essentielle pour permettre une ville intelligente en amenant les citoyens à une initiative de ville intelligente et en maintenant le processus de décision et de mise en œuvre transparent. L'esprit central de la gouvernance est une approche centrée sur le citoyen et axée sur lui. La prise en compte des parties prenantes (utilisateurs finals, groupes d'utilisateurs finals, experts informatiques, experts des domaines politiques et des services et gestionnaires publics) est essentielle à l'architecture de la ville intelligente. Les initiatives réussies sont le résultat d'une coalition d'entreprises, du monde de l'éducation, du gouvernement et de citoyens (Mahizhnan, 1999). Une ville intelligente réussie peut être construite de haut en bas ou de bas en haut, mais une participation active de tous les secteurs de la communauté est essentielle. Les efforts unis créent une synergie qui permet aux projets individuels de s'appuyer mutuellement pour progresser plus rapidement, ce qui donne la masse critique impliquée, informée et formée nécessaire à la transformation de la manière dont la communauté entière accomplit son travail.

3 Les principaux composants d'une ville intelligente

La ville intelligente contient un ensemble de composants clés qui sont indispensables. On ne peut pas imaginer une smart city qui ne contienne pas une partie au minimum de cet ensemble. Ces composants sont les systèmes intelligents dédiés à un secteur précis. Nous

avons déjà discuté les facteurs qui rendent la ville intelligente, et nous avons montré que l'intelligence doit inclure tous les secteurs (santé, transport, énergie...), mais il existe toujours des secteurs clés (figure 2.2). Cette section discute les composants fondamentaux d'une ville intelligente.

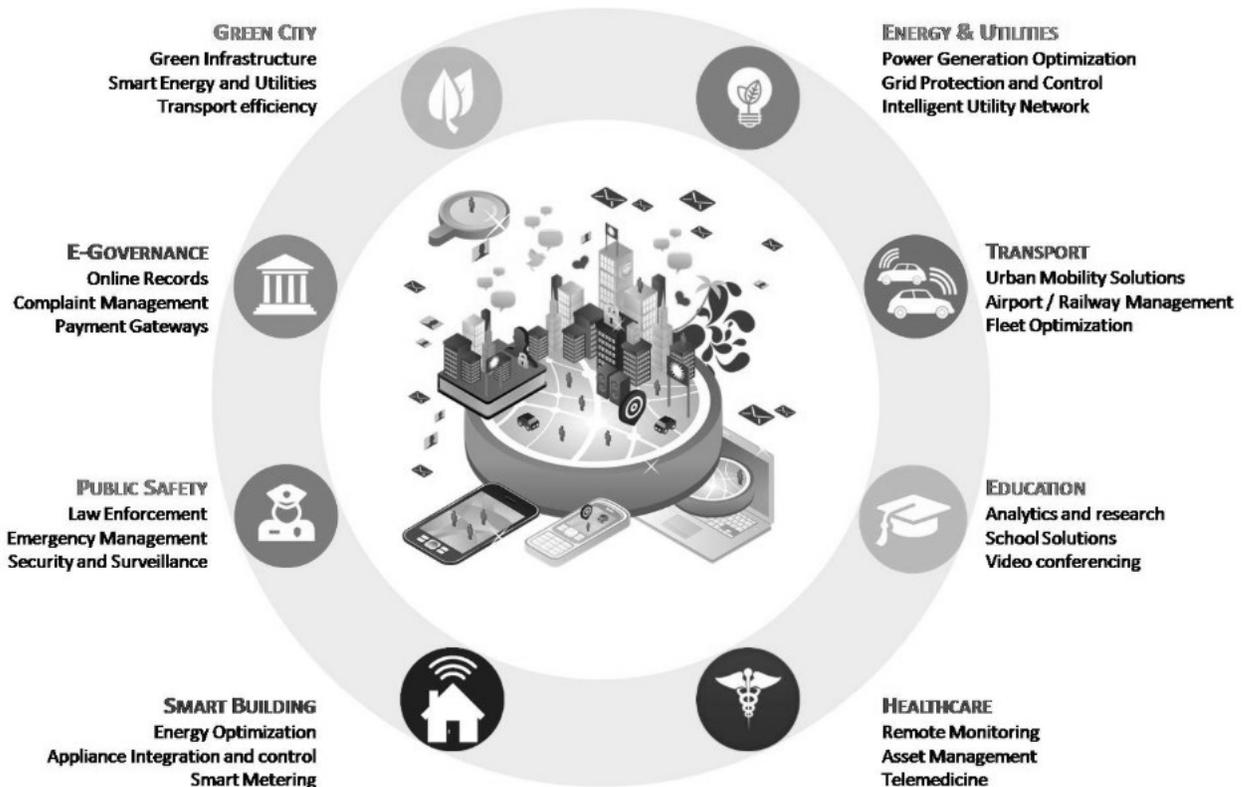


Fig 1.2 Les secteurs clés d'une ville intelligente (Infra, 2018)

3.1 Les systèmes de transport intelligents

L'exploitation sûre et efficace des systèmes de transport repose largement sur les applications de technologies de pointe. En conséquence, les dernières décennies ont vu de nombreuses applications des technologies de communication, de détection et d'informatique en matière de surveillance du trafic, de détection des incidents, d'intervention d'urgence, de gestion de flotte et d'aide au voyage. La figure 1.3 illustre un exemple de ces technologies à une intersection. Les «systèmes de transport intelligents» (STI) désignent les efforts qui

appliquent les technologies de l'information, de la communication et des capteurs aux véhicules et à l'infrastructure de transport afin de fournir des informations en temps réel aux usagers de la route et aux opérateurs de systèmes de transport afin qu'ils puissent prendre de meilleures décisions (Ni, 2016).

Les STI visent à améliorer la sécurité routière, diminuer les embouteillages, réduire la pollution de l'air, augmenter l'efficacité énergétique et améliorer la sécurité intérieure. Les STI englobent une série de mesures répondant aux objectifs ci-dessous : systèmes avancés de gestion du trafic, systèmes avancés d'information des voyageurs, systèmes avancés de transport en commun, initiative sur les véhicules intelligents, programme d'exploitation des véhicules utilitaires, etc. Le développement récent des STI met l'accent sur les communications à courte portée dans les communications sans fil entre véhicules, c'est-à-dire la technologie des véhicules connectés, selon le département américain des transports(Ni, 2016).

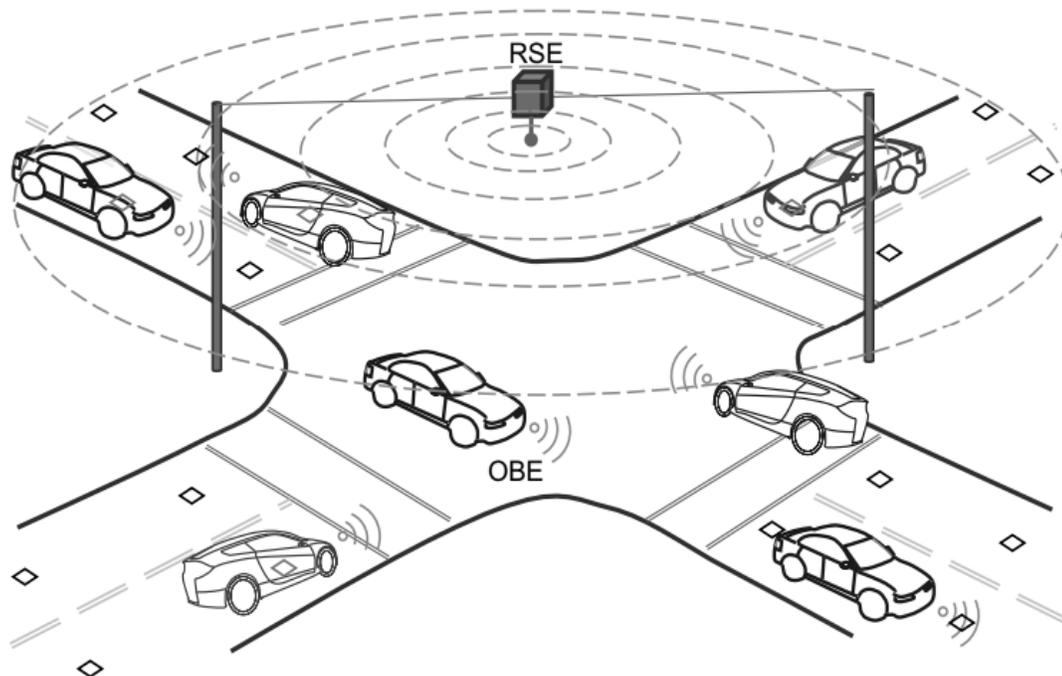


Fig 1.3 Exemple d'application de véhicules connectés à une intersection (Ni, 2016)

3.1.1 Capteurs de la circulation

Comme les STI sont basés principalement sur les capteurs, cette section décrit quelques types de capteurs de trafic souvent utilisés dans les STI et autres systèmes de surveillance du trafic et de collecte de données.

Le premier type de capteurs qui est largement utilisé aux intersections s'appelle *détecteurs à boucle inductive*. Ces capteurs sont utilisés aussi avec des signaux de circulation, dans les entrées d'autoroutes avec comptage automatique des rampes, dans les segments d'autoroutes surveillés par des programmes de comptage de la circulation et dans les entrées de parkings à accès contrôlé. Un détecteur à boucle inductive est capable de surveiller le trafic sur une base régulière (c'est-à-dire toute la journée et toute l'année) dans toutes les conditions météorologiques et d'éclairage ce qui représente l'avantage majeur de ce système.

Un autre type de système basé sur les capteurs est le système de traitement d'image vidéo (VIPS) largement utilisé pour la surveillance du trafic et constitue aussi un composant essentiel des STI. Le système VIPS est un système automatique capable de collecter régulièrement des données de trafic. Son installation en hauteur rend cette technologie non intrusive pour la fluidité du trafic. Il est flexible dans la configuration des zones de détection et des intervalles d'agrégation. Il fournit des séquences vidéo en plus de la surveillance du trafic (Ni, 2016).

Le fameux système de positionnement global (GPS) est largement utilisé dans les études de navigation automobile et d'ingénierie du trafic, telles que les études de temps de trafic. De nombreux téléphones cellulaires sont équipés de fonctions de positionnement et sont donc considérés dans la même catégorie que le GPS. Il est devenu une technologie abordable car il suffit d'un récepteur GPS pour recevoir les signaux de positionnement. Les récepteurs GPS sont simples à installer et à utiliser. Ils fonctionnent dans toutes les conditions météorologiques et d'éclairage.

L'identification par radiofréquence (RFID) est la technologie de base de nombreux capteurs de trafic connue sous le nom de transpondeur. Elle est utilisée pour l'identification automatique des véhicules, etc. La technologie RFID est peu coûteuse. En outre, elle n'interrompt pas le trafic (Ni, 2016).

3.1.2 Classification des capteurs de trafics

Les capteurs de trafic peuvent être classés de plusieurs manières. Ils sont classifiés selon (Ni, 2016) en cinq catégories selon le principe de fonctionnement.

Capteurs mobiles	Capteurs de point	Capteurs d'espace	Intrusif	Non-intrusif	hors route
GPS téléphones portables	VIPS RFID	Hélicoptères Satellites	Détecteurs à boucle inductive	GPS RFID	GPS téléphones portables Hélicoptères

Tab 1.3 Catégories des capteurs de trafics

3.2 Immotique (smart buildings)

L'immotique ou le smart building en anglais, est un terme formé à partir du mot immeuble et du suffixe -tique, qui connote l'informatique et l'électronique voire l'automatique etc. L'immotique implique l'installation et l'utilisation de systèmes de technologie de construction avancés et intégrés. Ces systèmes comprennent l'automatisation des bâtiments, la sécurité des personnes, les télécommunications, les systèmes utilisateur et les systèmes de gestion des installations.

Les académiciens et les décideurs ont récemment pris conscience de l'importance croissante et de la prévalence de l'Internet des objets. L'émergence de capteurs ubiquitaires, de dispositifs intelligents et de capacités Internet à large bande a permis l'intégration de réseaux pour la collecte et le traitement synchronisé de données, ce qui facilite la prise de décision rapide et les réponses physiques aux changements en temps réel. L'urbanisation a provoqué de manière chronique une population dense dans les bâtiments, ce qui ouvre des perspectives de marché pour les solutions de systèmes de gestion de bâtiments intelligents basées sur des applications IoT³ (Le, Le Tuan, Tuan, & Change, 2019).

IOT³ Internet of things

Les bâtiments intelligents reconnaissent et reflètent les progrès technologiques et la convergence des systèmes de bâtiment, les éléments communs des systèmes et les fonctionnalités supplémentaires fournies par les systèmes intégrés. Les bâtiments intelligents fournissent des informations exploitables sur un bâtiment ou un espace dans un bâtiment afin de permettre au propriétaire ou à l'occupant de les gérer. Les bâtiments intelligents constituent l'approche la plus rentable pour la conception et le déploiement de systèmes technologiques de bâtiment. La manière traditionnelle de concevoir et de construire un bâtiment consiste à concevoir, installer et utiliser chaque système séparément (Sinopoli, 2009).

Le bâtiment intelligent adopte une approche différente pour la conception des systèmes. Essentiellement, un concepteur conçoit ou coordonne la conception de tous les systèmes de technologie du bâtiment dans un document de construction unifié et cohérent. Le document de construction spécifie chaque système et adresse les éléments de système communs ou la base d'intégration des systèmes. Ceux-ci incluent le câblage, les chemins de câbles, les salles d'équipements, les bases de données système et les protocoles de communication entre les périphériques. La conception consolidée unique est ensuite installée par un contractant, appelé contractant technologique ou intégrateur système principal (Minoli, Sohraby, & Occhiogrosso, 2017).

Ce processus réduit les inefficacités dans les processus de conception et de construction, économisant du temps et de l'argent. Pendant le fonctionnement du bâtiment, ses systèmes de technologie sont intégrés horizontalement entre tous les sous-systèmes, ainsi que verticalement - sous-systèmes des systèmes de gestion des installations aux systèmes de gestion - permettant aux informations et aux données relatives au fonctionnement du bâtiment d'être utilisées par plusieurs personnes occupant et gérant le bâtiment (Fig. 1.4).

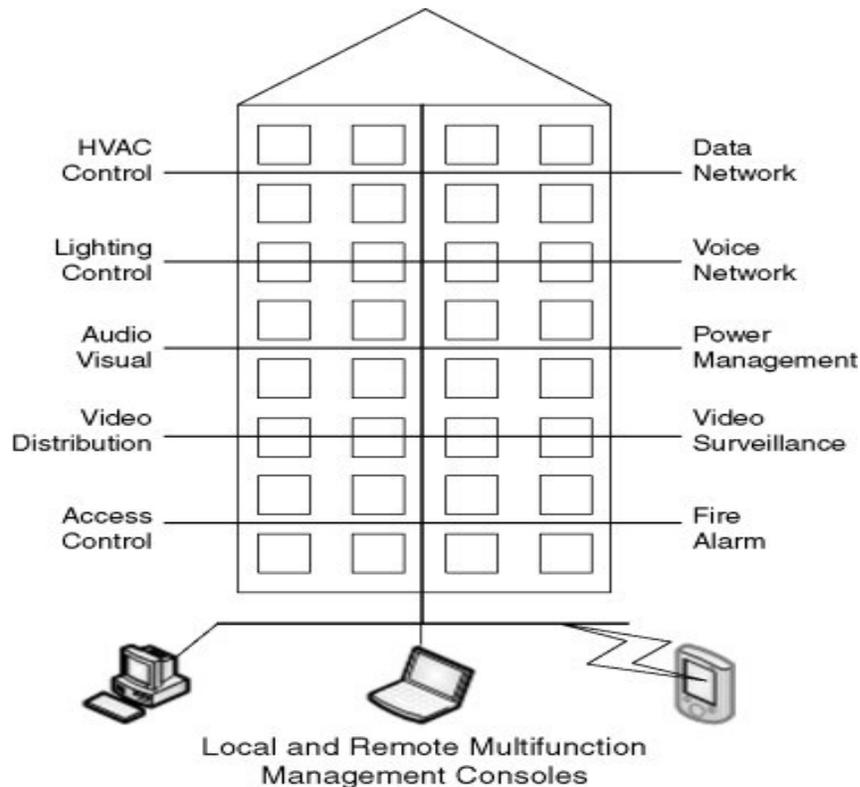


Fig 1.4 Systèmes de construction intégrés pour l'immo-tique (Sinopoli, 2009)

Les bâtiments intelligents sont également un élément essentiel de la consommation d'énergie et de la durabilité des bâtiments et du réseau électrique intelligent. Les systèmes d'automatisation des bâtiments, tels que le contrôle CVC⁴, le contrôle de l'éclairage, la gestion de l'alimentation, les compteurs intelligents (smart meters) et l'internet des objets jouent un rôle majeur dans la détermination de l'efficacité énergétique opérationnelle d'un bâtiment (Le et al., 2019).

Les éléments clés des bâtiments intelligents sont l'économie, l'énergie et la technologie. Les bâtiments intelligents tirent parti de l'infrastructure informatique traditionnelle et tirent parti des technologies existantes et émergentes. Pour les développeurs et les propriétaires, les bâtiments intelligents augmentent la valeur d'une propriété. Pour les gestionnaires

CVC⁴ chauffage, ventilation et climatisation en anglais HVAC « heating, ventilation and air-conditioning »

d'immeubles et d'installations, les immeubles intelligents offrent des sous-systèmes plus efficaces et des options de gestion plus efficaces, telles que la consolidation de la gestion des systèmes. Pour les architectes, les ingénieurs et les entrepreneurs en construction, cela signifie combiner des parties de la conception et de la construction avec les économies et l'efficacité réalisées en termes de gestion de projet et de planification de projet (Minoli et al., 2017).

3.3 Les systèmes énergétiques intelligents

Les systèmes énergétiques intelligents sont définis comme une approche dans laquelle les réseaux électriques, thermiques et gaziers intelligents sont combinés et coordonnés pour identifier les synergies entre eux afin de parvenir à une solution optimale pour chaque secteur individuel ainsi que pour le système énergétique global (Lund, 2014).

Les systèmes énergétiques intelligents sont définis aussi comme des systèmes énergétiques rentables, durables et sécurisés dans lesquels la production, les infrastructures et la consommation d'énergie renouvelable sont intégrées et coordonnées au moyen de services énergétiques, d'utilisateurs actifs et de technologies habilitantes (LEA & PER, 2015).

3.3.1 Les réseaux thermiques intelligents

Le premier type de systèmes (réseaux) dont nous allons discuter est celui des systèmes thermiques intelligents. Les réseaux thermiques intelligents sont définis comme un réseau de conduites reliant les bâtiments situés dans un quartier, un centre-ville ou une ville entière, de sorte qu'ils puissent être desservis à partir d'installations centralisées ainsi que d'un certain nombre d'unités de production de chauffage ou de refroidissement distribuées, y compris les bâtiments connectés.

Cette approche permet l'utilisation de toute source de chaleur disponible. Comparé à un scénario sans chauffage urbain, l'inclusion du chauffage urbain dans les futurs systèmes d'énergie renouvelable permet l'utilisation de la chaleur et de l'électricité combinées ainsi que l'utilisation de la chaleur produite à partir de déchets en énergie et de diverses sources de chaleur excédentaire industrielle, ainsi que l'inclusion de chaleur thermique géothermique et solaire. À l'avenir, ces processus industriels pourraient impliquer divers procédés de con-

version des fractions de la biomasse solide en biogaz et / ou en différents types de biocarburants liquides à des fins de transport, par exemple. Pour pouvoir jouer son rôle dans les futurs systèmes d'énergie renouvelable, le chauffage urbain devra pouvoir :

1. Alimenter les bâtiments de basse consommation en chauffage urbain basse température.
2. Répartir la chaleur dans les réseaux à faibles pertes sur le réseau.
3. Recycler la chaleur provenant de sources à basse température et intégrer des sources de chaleur renouvelables telles que la chaleur solaire et géothermique.
4. faire partie intégrante du fonctionnement des systèmes énergétiques intelligents (c.-à-d., réseaux électriques, gaziers et thermiques intelligents intégrés).

La conception des futurs systèmes d'énergie renouvelable repose généralement sur une combinaison de sources d'énergie renouvelables fluctuantes telles que l'énergie éolienne et solaire, d'une part, et de ressources résiduelles, telles que les déchets et la biomasse, d'autre part (Lund, 2014).

3.3.2 Réseaux de gaz intelligents

Les réseaux de gaz intelligents sont définis comme des infrastructures gazières capables d'intégrer de manière intelligente les actions de tous les utilisateurs qui y sont connectés (fournisseurs, consommateurs et autres), afin de fournir efficacement un approvisionnement et un stockage de gaz durable, économique et sécurisé.

En ce qui concerne la mise en œuvre de futurs systèmes d'énergie renouvelable, les réseaux de gaz naturel existants sont confrontés aux mêmes défis que les autres réseaux. Pour comprendre le défi spécifique du réseau de gaz, il convient de souligner deux caractéristiques de la mise en œuvre de systèmes à 100 % d'énergie renouvelable. La première est que les ressources en biomasse disponibles à des fins énergétiques sont limitées en raison de la demande d'aliments et de matériaux, ainsi que de la biodiversité. En outre, ils sont tellement limités qu'il est difficile de voir comment la biomasse à elle seule pourrait couvrir les demandes de l'énergie actuelle dans le secteur des transports. L'autre caractéristique est qu'un système de transport basé uniquement sur les énergies renouvelables requiert une sorte

de gaz et / ou de combustible liquide à base de biomasse pour compléter l'utilisation directe de l'électricité. Le fait est que dans l'intérêt du transport, une partie de la biomasse doit être transformée en gaz ou en carburant liquide. De plus, la biomasse sous forme de gaz contribue à améliorer la flexibilité et l'efficacité des futures centrales de cogénération et de production d'électricité.

Les deux principaux défis des réseaux de gaz intelligents par rapport aux réseaux de gaz naturel existants sont, d'abord, que le réseau intelligent doit gérer un flux bidirectionnel par opposition au flux unidirectionnel existant, et que le réseau de gaz intelligent doit gérer différents types de flux de gaz avec des caractéristiques différentes (Lund, 2014).

3.3.3 Les réseaux électriques intelligents

Le premier qui a parlé de ce concept « smart grid » avec ses nouvelles caractéristiques est l'essayiste américain Jeremy Rifkin dans son livre « The third industrial revolution » (Rifkin, 2011). Il a défini le smart grid comme étant l'intégration de solutions informatiques complexes à nos réseaux de distributions d'électricité. Donc, le mariage en gros du **numérique** et de l'**énergie** donnerait naissance à un **nouveau paradigme énergétique** en permettant l'intégration des **énergies renouvelables** dans nos **réseaux de distribution d'électricité** (Rifkin, 2011). Nous allons discuter ce concept dans la section suivante.

Le réseau électrique est divisé en quatre sous-systèmes associés à différents niveaux de tension : production, transport, distribution et consommation.

- **Production**

La production d'énergie électrique consiste à transformer les énergies convertibles en énergie électrique à moyenne tension. Toute énergie convertible peut être divisée en deux parties principales : d'une part, les sources d'énergie non renouvelables telles que le charbon, le mazout, les combustibles fossiles et l'énergie nucléaire et, d'autre part, les sources d'énergie renouvelables telles que l'énergie solaire, éolienne et hydroélectrique, biomasse et énergie des vagues (Melhem, 2018).

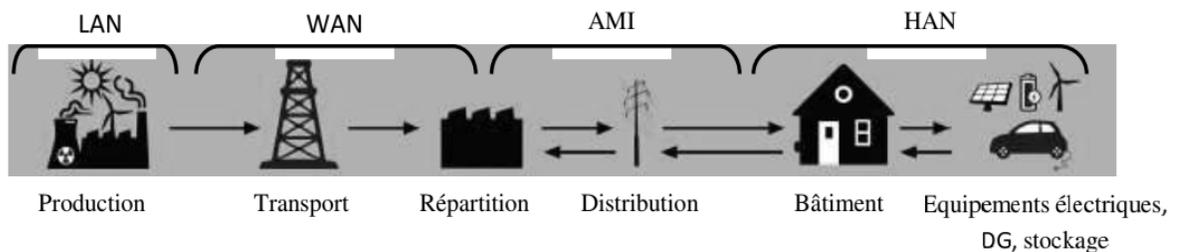
- **Transmission et distribution**

Les réseaux de transport et de distribution (T & D) transportent l'énergie électrique des points de production aux consommateurs en très haute, haute et moyenne tension.

- **Consommation**

Les consommateurs électriques sont divisés en 4 principaux secteurs (EPA, 2018):

- secteur résidentiel: il comprend les maisons unifamiliales ou individuelles et les logements collectifs.
- secteur commercial: comprend les installations gouvernementales, les installations de fourniture de services et l'équipement et d'autres organisations publiques et privées.
- secteur industriel: il comprend des industries telles que la fabrication, les mines, l'agriculture et la construction.
- secteur de transport : il consomme la majeure partie de son énergie en brûlant directement des combustibles fossiles tels que l'essence, le diesel et le carburacteur. Cependant, certains véhicules utilisent plutôt l'électricité du réseau électrique. Ces véhicules comprennent des voitures électriques à piles et des voitures électriques hybrides rechargeables qui stockent l'énergie du réseau lorsqu'ils rechargent leurs batteries; différents types de fourgonnettes électriques, camions et autobus qui font la même chose; et les systèmes de métro, de rail électrique et de chariot qui sont connectés en permanence au réseau électrique.



Avec LAN: Local Area Network; WAN: Wide Area Network; AMI: Advanced Meter Infrastructure; HAN: Home Area Network

Source: GTM Research

Fig 1.5 Architecture des smart grids (Bergaentzlé, 2015)

4 Smart grid

Cette section comporte une revue de la littérature sur les smart grids, dans laquelle nous les présentons en tant que concept et en tant que domaine de recherche récent.

4.1 Le concept de smart grid

Plusieurs définitions pour les smart grids existent dans la littérature. Le département américain d'énergie (U.S Department of Energy, 2012) a défini le smart grid comme étant « *un réseau électrique qui utilise les technologies de l'information et de la communication pour rassembler et exploiter des informations, telles que celles ayant trait aux comportements des fournisseurs et des consommateurs, de manière automatisée pour améliorer l'efficacité, la fiabilité, la rentabilité et la durabilité de la production et la distribution d'électricité* ».

Une autre définition par (Smart Grids European Technology Platform, 2006) le définit comme « *un réseau électrique capable d'intégrer de manière intelligente les actions de tous les utilisateurs qui y sont connectés - producteurs, consommateurs et autres - afin de fournir efficacement des approvisionnements durables en électricité, économiques et sûrs* ».

Le smart grid est donc un réseau électrique capable d'intégrer de manière rentable le comportement et les actions de tous les utilisateurs qui y sont connectés : producteurs, consommateurs et autres, afin de garantir un système électrique rentable et durable avec de faibles pertes, un niveau de qualité et de sécurité élevé (Mandate, 2011).

Les réseaux intelligents sont des réseaux qui surveillent et gèrent le transport d'électricité à partir de toutes les sources de production afin de répondre aux diverses demandes en électricité des utilisateurs finals. Le déploiement généralisé des smart grids est essentiel pour assurer un avenir énergétique plus sûr et durable.

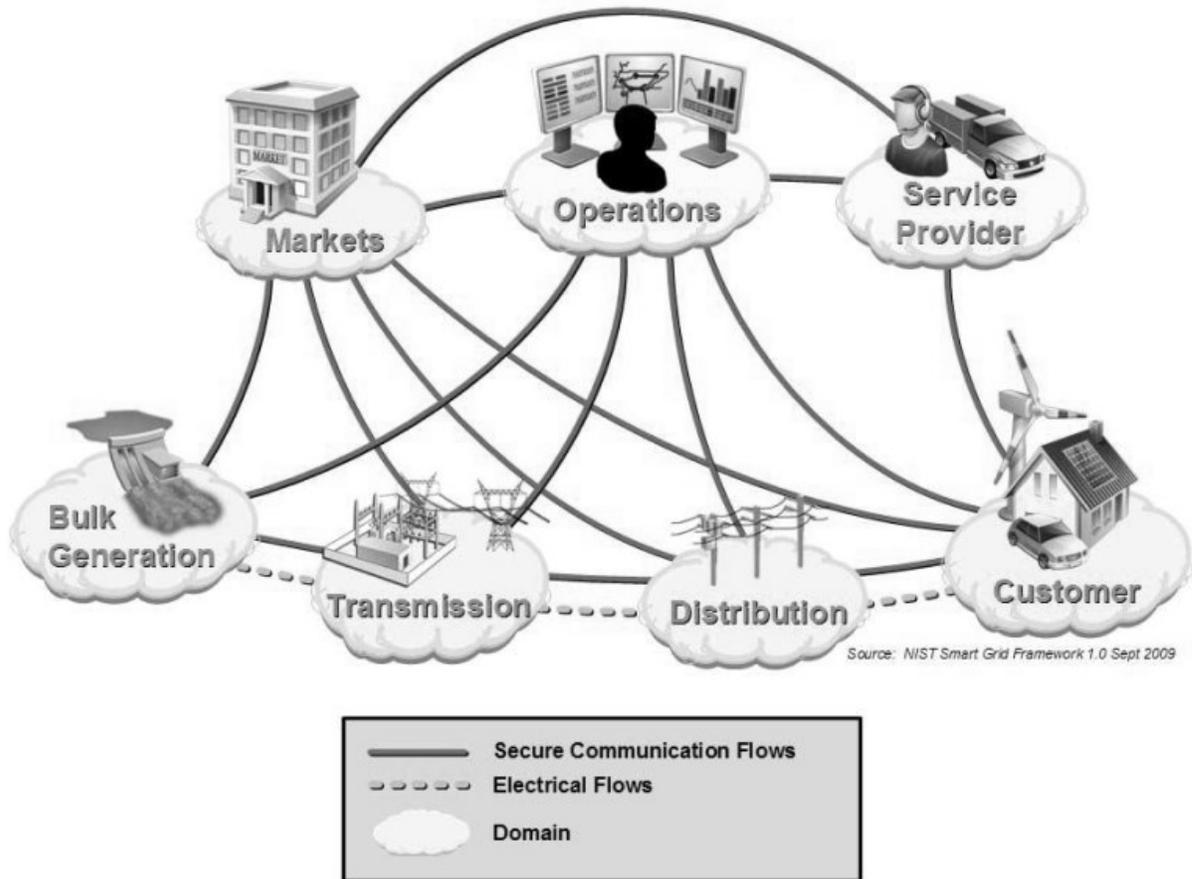


Fig 1.6 Modèle conceptuel d'un réseau intelligent (Greer et al., 2014)

Le SG comprend les éléments suivants (Rohjans et al., 2010) :

- Génération intelligente (smart generation)
- Réseau électrique (transmission et distribution):

Automatisation et protection des sous-stations, systèmes de surveillance de la qualité et de la puissance, système EMS, systèmes d'aide à la décision et systèmes de protection de l'intégrité des systèmes, électronique de puissance, systèmes de gestion des actifs et surveillance des conditions, automatisation et protection de la distribution, système de gestion de la distribution, compteur intelligent.

- Client / Prosommateur: consommation intelligente, production locale, domotique et automatisation du bâtiment.
- Communication : Communication et sécurité.

Le passage du réseau électrique actuel au SG, doit reposer principalement sur les progrès réalisés par rapport aux principaux éléments précédents. Pour atteindre cet objectif, la vision du SG repose sur des concepts clés qui seront examinés dans les prochaines sous-sections.

4.1.1 Gestion de la demande

Au lieu de répondre à la demande d'électricité, comme c'est le cas actuellement, le concept de la gestion à la demande (DSM⁵) stipule que les consommateurs ajustent leur consommation pour réduire la charge d'électricité. Chaque service public souhaite éviter des dépenses supplémentaires en installant une capacité supplémentaire pour répondre à la demande croissante en électricité. Une façon d'atteindre cet objectif consiste à utiliser efficacement l'énergie existante. Par conséquent, les services publics mettent en œuvre des programmes DSM pour gérer la consommation d'énergie des consommateurs. Ainsi, les objectifs les plus importants de la mise en œuvre de DSM sont la réduction du coût de l'électricité en gérant la consommation d'énergie, le développement environnemental et social, l'amélioration de la fiabilité et la réduction des problèmes liés à la technologie (Melhem, 2018).

4.1.2 Réponse à la demande

La définition de la réponse à la demande (Demand Response DR) telle qu'utilisée par le département américain de l'Énergie dans son rapport de février 2006 au Congrès, puis adoptée par la Commission Fédérale de régularisation d'énergie, est énoncée comme suit (Companies, 2009): « *répondre à l'évolution du prix de l'électricité au fil du temps, ou à des paiements incitatifs conçus pour réduire la consommation d'électricité lorsque les prix de gros sont élevés ou lorsque la fiabilité du système est compromise* ». Le programme DR est un élément très important de SG. Pendant de nombreuses années, la récupération après sinistre n'était qu'une approche de pointe pour des heures précises de l'année. Par la suite, cette définition a été énoncée comme une modification de la consommation d'électricité des consommateurs utilisateurs finals par rapport à leur modèle de consommation normale, en réponse à l'évolution du prix de l'électricité au fil du temps. Dans le réseau électrique conventionnel, les consommateurs n'ont pas le concept d'efficacité énergétique de leurs charges

DSM⁵ Demand Side Management

et n'obtiennent aucune motivation pour modifier leur consommation. Dans ce cas, le service public maintient un équilibre entre la production et la demande par la supervision des ressources de production.

4.1.3 Les sources d'énergies renouvelables

L'énergie renouvelable est définie comme l'énergie produite par les ressources naturelles - telles que la lumière du soleil, le vent, la pluie, les vagues, les marées et la chaleur géothermique - qui se reconstitue naturellement en quelques années. Les énergies renouvelables incluent les technologies qui convertissent les ressources naturelles en services énergétiques utiles (Lund, 2014):

- Énergie éolienne, houlomotrice, marémotrice et hydroélectrique.
- Énergie solaire (y compris photovoltaïque), solaire thermique et géothermique.
- Biomasse et technologies des biocarburants (y compris le biogaz).
- Fraction renouvelable de déchets (déchets ménagers et industriels).

4.1.4 Microgrid

Un microgrid est un réseau électrique local qui (1) comprend des unités de production d'énergie, des unités de consommation d'énergie et un moyen de fournir de l'énergie des unités de production aux unités de consommation, (2) peut être connecté à un système d'alimentation public plus important, et (3) sert à équilibrer l'alimentation et la demande au sein du microgrid. Les microgrids sont définis par la plate-forme technologique européenne - Réseaux intelligents comme des réseaux de basse et moyenne tension comprenant des unités de production décentralisées, des systèmes de stockage et des charges contrôlables (de quelques centaines de KW à une capacité installée de quelques MW) (Lund, 2014). Les microgrids peuvent donc inclure toutes les fonctions présentées précédemment (réponse à la demande, véhicule électrique, etc.). Ils sont connectés au réseau mais peuvent également être utilisés de manière isolée en cas de défaillance du réseau de transport. Une fois le problème résolu, le microgrid peut être resynchronisé. C'est généralement à l'échelle d'une petite ville, d'un quartier, d'une base militaire, d'un campus universitaire ou commercial. Un microgrid est contrôlé par un contrôleur de supervision qui décide quelles ressources énergétiques de microgrid utiliser à quel moment pour équilibrer la charge et la production. Ce contrôleur de microgrid peut prendre en compte le profil de charge prévu, le profil de prix

de l'énergie prévu, le profil de vent ou de l'énergie solaire prévu, les besoins de chauffage ou de refroidissement prévus (si le microgrid contient une cogénération), les émissions et d'autres paramètres. Le contrôleur de microgrid peut également modifier les modes de fonctionnement des ressources de puissance, fournir des points de consigne de puissance aux ressources ou réguler les caractéristiques de statistique. La Fig. 1.7 illustre un modèle de microgrid intégrant de nombreuses ressources de production, un système de stockage de batterie, des véhicules électriques et le réseau électrique principal.

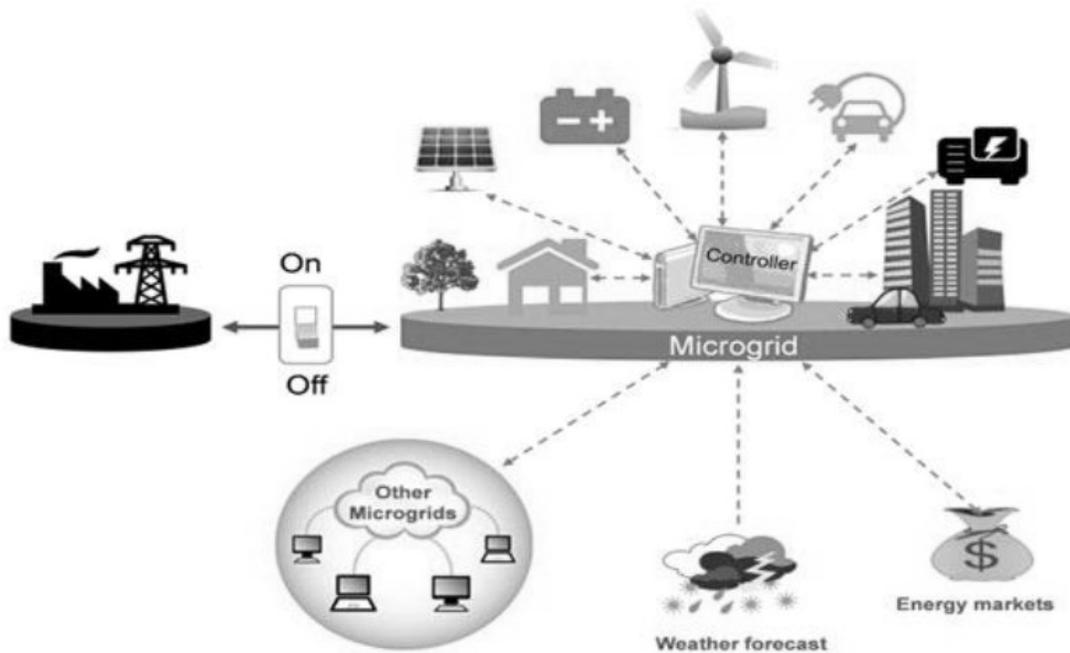


Fig 1.7 Modèle d'un microgrid (Melhem, 2018)

Les caractéristiques principales d'un smart grids selon (Edvard, 2012) sont :

1- Permet une participation informée des clients.

Les consommateurs aident à équilibrer l'offre et la demande, et assurent la fiabilité en modifiant la manière dont ils utilisent et achètent de l'électricité. Ces modifications résultent du fait que les consommateurs ont des choix qui motivent différents modèles et comportements d'achat. Ces choix impliquent de nouvelles technologies,

de nouvelles informations sur leur consommation d'électricité, ainsi que de nouvelles formes de tarification et de mesures d'incitation pour l'électricité.

2- Convient à toutes les options de génération et de stockage

Un smart grid prend en charge non seulement les grandes centrales centralisées, mais également la gamme croissante de ressources énergétiques distribuées localisées. L'intégration de ces ressources - y compris les énergies renouvelables, la production combinée de chaleur et d'électricité et le stockage d'énergie - augmentera rapidement tout au long de la chaîne de valeur, des fournisseurs aux distributeurs en passant par les clients.

3- Permet de nouveaux produits, services et marché

Des marchés correctement conçus et exploités créent efficacement une opportunité pour les consommateurs de choisir parmi des services concurrents. Certaines des variables de réseau indépendantes qui doivent être explicitement gérées sont l'énergie, la capacité, l'emplacement, l'heure, le taux de changement et la qualité. Les marchés peuvent jouer un rôle majeur dans la gestion de ces variables.

4- Fournit la qualité de puissance pour la gamme de besoins

Toutes les entreprises commerciales, et certainement pas tous les clients résidentiels, n'ont pas besoin de la même qualité d'énergie. Un smart grid fournit différentes qualités (et prix) d'énergie. Des méthodes de contrôle avancées surveillent les composants essentiels, permettant ainsi un diagnostic rapide et des solutions aux événements ayant une incidence sur la qualité de l'alimentation, tels que la foudre, les surtensions de commutation, les défauts de ligne et les sources harmoniques.

5- Optimise l'efficacité opérationnelle

L'efficacité de la maintenance peut être optimisée avec une maintenance conditionnelle, qui signale le besoin de maintenance de l'équipement au bon moment.

6- Assure la résilience aux perturbations, aux attaques et aux catastrophes naturelles

La résilience fait référence à la capacité d'un système à réagir à des événements imprévus en isolant les éléments problématiques pendant que le reste du système est rétabli pour un fonctionnement normal. Ces actions d'autoréparation entraînent une

réduction des interruptions de service pour les consommateurs et aident les fournisseurs de services à mieux gérer l'infrastructure de distribution.

4.2 Résilience des smart grids

La résilience est la capacité d'un corps contraint de reprendre sa taille et sa forme après une déformation causée notamment par un effet extérieure ou intérieur. En d'autres termes, une capacité à se remettre de ou à s'adapter facilement à un malheur ou à un tel changement. Un système résilient est un système fiable, sécurisé, auto-guérisable et tolérant aux pannes (Edvard, 2012).

L'auto-guérison (self-healing) est la propriété qui permet à un système de percevoir qu'il ne fonctionne pas correctement et, sans intervention humaine, de procéder aux ajustements nécessaires pour revenir à la normale. Les systèmes fiables: sont des systèmes crédibles en ce qui concerne leur capacité à toujours fournir leurs services. Les systèmes tolérants aux pannes sont des systèmes dans lesquels les pannes peuvent survenir mais n'affectent pas les performances du système.

Un smart grid résilient devrait donc permettre de réagir aux menaces, aux défaillances matérielles et à d'autres influences déstabilisatrices en prévenant ou en limitant la propagation des perturbations. La résilience permet aux smart grids de se reconfigurer pour exploiter les perturbations. Cela nécessite les capacités suivantes:

- 1- Reconnaissance rapide des problèmes imminents
- 2- Redéploiement des ressources pour minimiser les impacts négatifs
- 3- Réponse rapide et coordonnée aux perturbations en évolution
- 4- Minimisation de la perte de service en toutes circonstances
- 5- Minimisation du temps nécessaire pour reconfigurer et service de rétablissement

5 Problématique

Il y a de nombreuses années, le charbon et les combustibles fossiles étaient considérés comme les sources fondamentales d'électricité. Cependant, le besoin constant en énergie électrique dans notre vie quotidienne nécessite des techniques plus systématisées pour la

gérer. Le réseau électrique traditionnel, qui est un réseau de lignes électriques qui acheminent l'électricité vers les foyers et les entreprises, est altéré à plusieurs niveaux. Par conséquent, une rénovation des réseaux électriques est nécessaire lorsque les lignes électriques se rompent ou que les centrales électriques ne peuvent en produire suffisamment, ou même en cas de coupure de courant. Un autre inconvénient des réseaux électriques traditionnels réside dans leur incapacité à fournir des informations détaillées concernant l'élément d'utilisation. Des pannes massives d'électricité ont ainsi été générées dans différentes parties du monde, notamment en Italie (28 septembre 2003) et en Amérique du Nord (14 août 2003). Auparavant, la seule solution était de construire de nouvelles sources d'alimentation, mais de nos jours, il est plutôt recommandé de résoudre les problèmes susmentionnés en manipulant des réseaux plus intelligents.

Les smart grids impliquent de compléter les technologies de l'information et de communication existantes, tels que les logiciels, de manière à permettre l'analyse des données, la surveillance des pannes, le stockage de l'énergie et même la réaction à toutes sortes de changements et de dommages en temps réel. Cela n'implique pas que des pannes de courant surviennent lorsque les smart grids sont utilisés, car les coupures électriques peuvent même se produire en cas de mauvaises conditions météorologiques (aléas climatiques) et de défaillance de l'équipement. L'avantage des réseaux électrique intelligents réside dans leur capacité à gagner du temps, car des capteurs et des logiciels détectent le problème et dirigent immédiatement l'électricité autour du problème pour empêcher sa propagation à de plus grandes zones. Bien que certaines méthodes et algorithmes tels que les systèmes de contrôle, de supervision et d'acquisition de données (SCADA) aient été proposés, la prévision de pannes d'électricité, le rétablissement du système d'alimentation après une coupure et l'amélioration de la résilience ont toujours été considérés comme un problème sérieux à investiguer.

Notre travail sert donc à proposer un système décisionnel qui permet l'amélioration de la résilience des smart grid avec la prévention (prédiction) des pannes d'électricité imminentes, et pouvant mettre fin aux défaillances en cascade et diminuer les pertes économiques éventuelles, d'une part, et fournir une stratégie efficace de rétablissement de l'énergie d'autre part, qui peut permettre au système de retrouver rapidement son état normal, de réduire

tout type de mauvais placement et de réduire les risques éventuels pour la société. En outre, à l'échelle d'une ville intelligente, cela peut aider les opérateurs ainsi que les citoyens à une meilleure prise de décision.

6 Conclusion

Ce chapitre présente quelques concepts de base indispensables à la thèse. Une revue de la littérature sur les villes intelligentes et les facteurs qui leur permettent d'être intelligentes est introduite. Les différents composants et secteurs clés des villes intelligentes tels que le transport, l'immatique et le domaine d'énergie. Ce dernier est présenté avec ses différents réseaux intelligents (gaz, électricité...) ainsi que le passage du réseau électrique conventionnel au Smart Grid. Les différents sous-systèmes du réseau électrique conventionnel sont décrits, ainsi que les défis qui affectent l'ensemble du secteur de l'énergie et les nouvelles contraintes qui conduisent à la transition d'un nouveau réseau d'infrastructures. Les caractéristiques du smart grid, notamment la résilience, sont aussi décrits. Le chapitre se termine par la problématique de la thèse. Le chapitre suivant présente une revue de la littérature sur les systèmes décisionnels.

Chapitre 2

Etat de l'art : Systèmes décisionnels

1. Introduction

Lorsqu'il s'agit de résoudre un problème simple, la décision est prise par une expérience de réflexion basée sur le décideur. Bien qu'il s'agisse d'un processus de prise de décision, la présence d'un modèle est donc nécessaire.

La majorité des activités humaines nécessite des prises de décisions au quotidien. Que ce soit au niveau d'un pays, d'une région, d'une administration, d'une communauté locale, d'une entreprise familiale ou simplement au niveau de l'individu.

Pour mieux comprendre l'étendue de l'application des méthodes d'aide à la décision aux problèmes de résilience dans les smart grids et la nécessité d'améliorer les méthodes conventionnelles, il convient de passer brièvement en revue l'évolution de ce domaine d'études.

Les décideurs se tournent de plus en plus vers les systèmes d'information existants au niveau des smart grids pour aider à résoudre des problèmes électriques complexes tels que la prévention et le rétablissement de l'électricité notamment dans les cas d'incidents sévères. Cependant, la majorité de ces systèmes ne prennent pas correctement en compte l'aide à la décision car ils ne disposent pas de capacités de modélisation analytique (ne prennent pas en considération les coupures électriques précédentes (historical databases)). La réponse à ces problèmes est le développement de systèmes intelligents d'aide à la décision, conçus spécialement pour répondre aux problèmes de pannes électriques. La conception de ces systèmes a considérablement progressé au cours des dernières décennies pour devenir des outils très puissants.

Ce chapitre a pour objectif de donner un aperçu des bases de l'aide à la décision en général, de l'aide à la décision intelligente et des techniques d'exploration de données en particulier.

2 Aide à la décision (Decision support)

Selon(Roy, 2013), l'aide à la décision est l'activité de la personne qui, grâce à l'utilisation de modèles explicites mais pas nécessairement complètement formalisés, permet d'obtenir des éléments de réponse aux questions posées par une partie prenante dans un processus de

décision. Ces éléments contribuent à clarifier la décision et généralement à recommander, ou tout simplement favoriser un comportement qui augmentera la cohérence entre l'évolution du processus et les objectifs avec le système de valeurs de cette partie prenante.

L'aide à la décision est dédiée à la simplification et à l'assistance dans la construction, l'établissement et la défense des convictions. La base et les moyens de développer la décision doivent faire l'objet de discussions critiques (Roy, 2013).

2.1 Décision

La décision est considérée comme étant l'action lorsqu'un seul individu (le décideur) exerce librement le choix entre plusieurs options d'actions à un moment donné. Décider est ce que vous faites quand vous ne savez pas quoi faire exactement (Bouyssou et al., 2012). C'est l'image traditionnelle d'un décideur qui prend une décision qui ferme ou «met un terme» à la question. Lorsque nous ne savons pas quoi faire, nous prenons une décision ou nous la remettons à plus tard.

2.2 Le processus de décision

Simon (Simon, 1960) a proposé le processus de décision le plus connu dans la littérature.

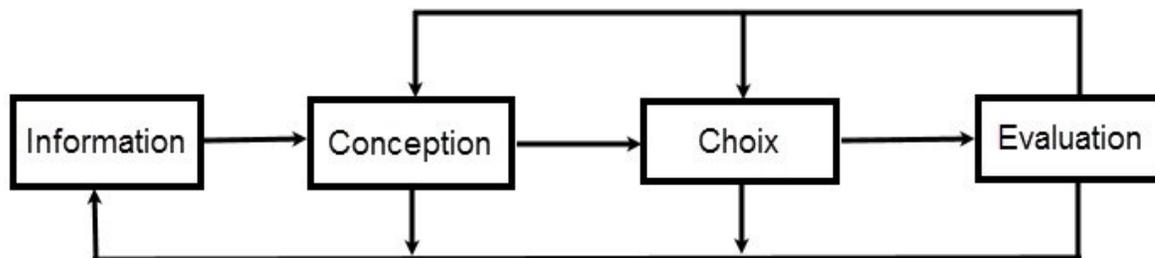


Fig 2.1 Le processus de décision (Simon, 1960)

L'information : C'est la phase qui détermine toutes les données nécessaires (mais pas nécessairement suffisantes) qui seront utilisées dans les phases suivantes.

La conception (Design) : cette phase génère les différentes alternatives qui rendent toutes les possibilités possibles. Diverses solutions sont développées à ce stade.

Le choix : C'est la phase de restriction de toutes les possibilités du sous-ensemble d'options sélectionnées.

L'évaluation : à la lumière des trois phases précédentes de la solution temporairement retenue comme satisfaisante, cette phase peut conduire à la réactivation de l'une des trois phases précédentes ou, à l'inverse, à la validation de la solution.

2.3 Topologies de décision

Chaque décision a un certain degré de structure inhérente (Roy, 2013). (Keen, 1978) a différencié les décisions structurées (programmées) et non structurées de la manière suivante :

Dans les décisions non structurées, le décideur humain doit donner son jugement et son évaluation ainsi que des informations sur la définition du problème. Il distingue également la structure perçue de la structure profonde et soutient qu'il est important que les chercheurs en sciences de l'information tiennent compte de la structure perçue, en particulier dans le contexte de la conception et du développement de systèmes décisionnels. Ceci est important principalement parce que dans la prise de décision organisationnelle, le contexte joue un rôle important dans la détermination du processus de décision et du contenu.

(Roy, 2013) utilise la notion de décision programmée et de décision non programmée, ce que d'autres auteurs ont appelé les styles de décision.

Décisions structurées	Décisions non structurées
Routine, répétitive	Inattendue, peut fréquente
Contextes stables	Contextes émergents et turbulents
Alternatives claires	Alternatives ambiguës
Implications des alternatives simples	Implications des alternatives indéterminées
Critères de choix bien définis	Critères de choix ambigu
Connaissances spécifiques à connaître	Connaissances spécifiques besoins inconnus
Connaissances nécessaires facilement disponibles	Connaissances nécessaires non disponibles
Résultat de stratégies spécialisées (c'est-à-dire des procédures qui spécifient explicitement à l'avance l'ensemble complet des étapes à suivre pour atteindre les décisions)	Résultat de stratégies générales (par exemple, analogie, pensée latérale, brainstorming, synthèse utilisée au cours de l'atteinte des décisions)
Recours à la tradition	Recours à l'exploration, à la créativité, à la perspicacité, et l'ingéniosité

Tab 2.1 Structure de décision (Burstein & Holsapple, 2008)

2.4 Le décideur

Le décideur est un contributeur principal (entité) qui joue un rôle central dans le processus de décision et **à qui** revient l'aide à la décision. Le décideur est donc celui qui évalue le "possible" et les objectifs, qui exprime ses préférences et qui a intérêt à les imposer à l'évolution du processus (Roy, 2013).

Différents acteurs (individus, entités, communautés) ou ce que nous appellerons des parties prenantes peuvent avoir différents styles de prise de décision. Certains sont naturellement enclins à prendre des décisions de manière systématique. D'autre part, il y a des décideurs qui sont à l'aise lorsqu'ils utilisent principalement leur intuition (Kulkarni, Power, & Sharda, 2007).

2.5 L'analyste

A ce niveau, nous allons répondre à la question : **aider par qui ?**

Le décideur peut ne pas avoir l'expérience nécessaire pour utiliser cette 'aide à la décision. Celui qui effectue l'aide est donc généralement différent du décideur. Qu'il soit distinct du décideur ou non, nous appellerons cet individu l'analyste (Roy, 2013).

2.6 Décision du groupe

Lorsque la décision inclut de nombreuses personnes et entités (décideurs) et non pas une seule personne, nous sommes ici devant la décision du groupe. Avant de prendre une décision, le groupe peut réaliser deux types d'activités : la négociation et la participation. Il existe donc une décision basée sur la négociation et une décision basée sur la participation.

2.6.1 La négociation

C'est l'activité ou le processus de discussion avec une personne ou un groupe de personnes afin de parvenir à un accord avec eux ou avec les discussions elles-mêmes. Par exemple, nous pouvons dire que l'accord de la méthode d'intervention à une coupure électrique, conclu après une série de négociations difficiles. Les détails exacts de l'accord sont encore en cours de négociation.

Pour la prise de décision impliquant des groupes ayant des objectifs plus divergents, la décision finale impliquera probablement une forme de négociation politique entre les parties prenantes, chacune pouvant adopter différents ensembles de critères pour évaluer les alternatives (Belton & Stewart, 2002).

2.6.2 La participation

Le dictionnaire de Cambridge définit le concept de participation comme étant : «le fait de participer ou d'être associé à quelque chose».

L'approche participative consiste à développer une culture de la participation. Ce concept est fondé sur une base volontaire. Différentes définitions existent dans la littérature pour le concept de participation. Nous retiendrons celui de (French Jr, Israel, & As, 1960) :

Le mot participation ne fait pas référence à un concept scientifique clairement défini ; c'est plutôt un mot avec de nombreux usages empruntés à notre langue commune.

La participation fait référence à un processus dans lequel deux ou plusieurs parties s'influencent en élaborant des plans, des politiques et des décisions. Il est limité aux décisions qui ont un effet futur sur tous ceux qui prennent les décisions et sur ceux qui les représentent.

2.7 Aide à la décision multi critères

Comme le montre son acronyme, MCDA Aide à la décision multicritères (Multi criteria decision aiding/analysis). Il s'agit d'un processus d'aide à la décision ou l'outil d'analyse adopté est une méthode multicritère.

L'un des principaux objectifs des approches MCDA est d'aider les décideurs à organiser et à synthétiser ces informations de manière à les amener à se sentir à l'aise et confiants pour prendre une décision, minimisant ainsi le risque de regret après décision en étant convaincu que tous les critères ont été correctement pris en compte (Belton & Stewart, 2002).

les auteurs dans (Belton & Stewart, 2002) ont considéré l'expression MCDA comme étant « *terme générique pour décrire un ensemble d'approches formelles cherchant à prendre explicitement en compte de multiples critères pour aider des individus ou des groupes à explorer les décisions importantes* ».

2.8 Typologies de problème traité par MCDA

(Roy, 2013) identifie quatre problématiques différentes, à savoir les grandes typologies ou catégories de problèmes, pour lesquelles MCDA peut être utile :

La problématique de choix : Faire un simple choix parmi un ensemble d'alternatives.

La problématique de tri : Trier les actions en classes ou catégories, telles que "état normale", "état dangereux", et "état extrêmement dangereux".

La problématique de classement : placer les actions dans un ordre de préférence qui n'est pas forcément complet.

La problématique de description : Décrire les actions et leurs conséquences de manière formalisée et systématique, afin que les décideurs puissent évaluer ces actions. Notre compréhension de cette problématique est qu'il s'agit essentiellement d'une problématique d'apprentissage dans laquelle le décideur cherche simplement à mieux comprendre ce qui peut être réalisable ou non.

D'autres auteurs (Belton & Stewart, 2002) ont ajouté d'autres problématiques :

La problématique de la conception : rechercher, identifier ou créer de nouvelles alternatives de décision pour répondre aux objectifs et aspirations révélés par le processus MCDA, à peu près comme décrit par (Keeney, 1996) c'est "une pensée centrée sur la valeur".

La problématique du portefeuille (portfolio) : choisir un sous-ensemble d'alternatives parmi un ensemble plus large de possibilités, en tenant compte non seulement des caractéristiques des alternatives individuelles, mais également de la manière dont elles interagissent et des synergies positives et négatives (Belton & Stewart, 2002).

2.9 Méthodes d'aide à la décision multicritères

L'aide à la décision multicritères est une branche majeure de la recherche opérationnelle impliquant plusieurs courants de pensée, principalement américains avec les travaux de Thomas L. Saaty qui ont inventé la méthode du processus de hiérarchie analytique (AHP) et européens avec ceux de Bernard Roy du laboratoire LAMSADE⁶ qui a inventé les méthodes ELECTRE I, ELECTRE II et ELECTRE III.

Ces méthodes et calculs permettent de choisir la solution optimale ou idéale parmi une gamme de solutions ou d'en éliminer certaines des solutions globales.

Les méthodes d'aide à la décision multi critères sont également appelés approches de sur-classement. Le résultat d'une analyse n'est pas une valeur pour chaque alternative, mais une relation de sur-classement sur l'ensemble des alternatives.

LAMSADE⁶ Laboratoire d'analyse et modélisation de systèmes pour l'aide à la décision

Une alternative a est réputée supplanter une autre alternative b si, en tenant compte de toutes les informations disponibles sur le problème et les préférences du décideur, il existe un argument suffisamment solide pour soutenir une conclusion selon laquelle a est au moins aussi bon que b et aucun argument fort au contraire. La façon dont la relation de sur-classement est exploitée par une méthode dépend de la problématique particulière (choix, tri ou classement...) (Belton & Stewart, 2002).

Ou simplement nous pouvons dire : "une action surperforme (surclasse) une autre" si elle est au moins aussi bonne que l'autre, par rapport à un critère majoritaire, sans être trop significativement pire que l'autre par rapport au reste des critères.

2.9.1 ELECTRE

ELECTREI, ELECTREII, ELECTREIII, ELECTRE IV et ELECTRE Tri sont une famille de méthodes d'analyse décisionnelle multicritères, apparues en Europe au milieu des années 1960. L'acronyme ELECTRE signifie : Elimination et Choix Traduisant la réalité.

La famille de méthodes ELECTRE utilise l'approche de sur-classement (en français), elle diffère selon le degré de complexité ou la richesse des informations requises ou selon la nature du problème sous-jacent.

Les méthodes ELECTRE reposent sur l'évaluation de deux indices, à savoir l'indice de concordance et l'indice de discordance, définis pour chaque paire d'options a et b . L'indice de concordance, $C(a, b)$, mesure la force du support dans les informations données, pour l'hypothèse selon laquelle a est au moins aussi bon que b . L'indice de discordance, $D(a, b)$, mesure la force de la preuve par rapport à cette hypothèse (Belton & Stewart, 2002).

2.9.2 PROMETHEE

PROMETHEE (Preference Ranking Organization MeTHod for Enrichment Evaluations) constitue une famille de méthodes permettant d'aider à la décision multicritères développée. PROMETHEE I (classement partiel) et PROMETHEE II (classement complet) ont été développés par JP Brans et présentés pour la première fois en 1982, ils ont subi de nombreux changements à l'initiative des auteurs (Jean-Pierre Bertrand Brans et Mareschal) de l'université libre de Bruxelles (J.-P. Brans & Mareschal, 2005).

PROMETHEE est une approche prescriptive du problème de l'analyse multicritères avec un certain nombre de décisions évaluées selon plusieurs critères. Elle est associée à l'approche descriptive, pour visualiser les conflits et les synergies entre les critères, GAIA (geometric analysis for interactive aid).

La principale caractéristique des méthodes PROMETHEE est que chaque extension possible sera très claire et facile à comprendre par le décideur (J. Brans & Vincke, 1985).

2.9.3 Analytical Hierarchy Process (AHP)

AHP est une méthode d'aide à la décision multicritères et une technique structurée basée sur les mathématiques et la psychologie pour organiser et analyser des décisions complexes prenant en compte plusieurs critères afin de prendre la meilleure décision possible. Il a été créé dans les années 1970 par Thomas Saaty, professeur à la Wharton School of Business et consultant auprès du gouvernement des États-Unis. Depuis, il a été étudié et perfectionné. Il a développé AHP pour optimiser l'allocation des ressources lorsqu'il existe plusieurs critères à prendre en compte. Une décision complexe peut être basée sur des dizaines de critères de décision et de solutions potentielles.

AHP facilite les solutions d'analyse en les structurant de manière hiérarchique à l'aide de vos critères.

Il a une application particulière dans la prise de décision en groupe (Saaty & Peniwati, 2013) et est utilisé dans le monde entier dans une grande variété de situations de décision, dans des domaines tels que le gouvernement, le commerce, l'industrie, la santé, la construction navale (Saracoglu, 2013) et l'éducation.

En plus de sa capacité à prescrire une décision «correcte», l'AHP aide les décideurs à trouver celle qui correspond le mieux à leur compréhension du problème et à leur propre objectif. Il fournit et offre une étendue complète et rationnelle à de nombreuses fins : structurer un problème de décision, représenter et quantifier ses éléments, relier ses éléments à des objectifs généraux et évaluer des solutions alternatives.

L'approche du processus analytique de la hiérarchie (AHP) n'échappe pas à la règle, elle utilise également la relation de sur-classement par exemple, elle utilise directement de telles

déclarations intuitives, en permettant aux décideurs de donner des descriptions verbales d'importance relative en termes plus importants tels que "modérément" , "fortement" ou "absolument", qui sont convertis en ratios supposés. Il semble possible que l'une des raisons de la popularité de l'AHP (et du logiciel Expert Choice associé) soit en fait l'attrait naturel de ces échelles sémantiques pour exprimer l'importance relative (Belton & Stewart, 2002).

3 Systèmes décisionnels

Nous avons déjà défini l'aide à la décision, l'analyse (aide) de décision multicritères et leurs méthodes. Passons maintenant aux systèmes. Le concept de système d'aide à la décision (SADs) en anglais Decision Support System (DSSs) est extrêmement large et ses définitions varient en fonction du point de vue de l'auteur. Qu'est-ce qu'un système d'aide à la décision ?

Un système d'aide à la décision *«est un système d'information informatisé qui prend en charge les activités décisionnelles d'une entreprise ou d'une organisation. Les SAD servent les niveaux de gestion, d'exploitation et de planification d'une organisation et aident à prendre des décisions. Les systèmes d'aide à la décision peuvent être entièrement informatisés, humains ou une combinaison des deux »* (D. J. J. D. c. Power, 2007).

Une autre définition par (Marakas, 2003) qui a défini le DSS comme *«un système sous le contrôle d'un ou de plusieurs décideurs aidant à la prise de décision en fournissant un ensemble organisé d'outils destinés à structurer une partie de la situation de prise de décision et à améliorer l'efficacité finale du résultat de la décision »*.

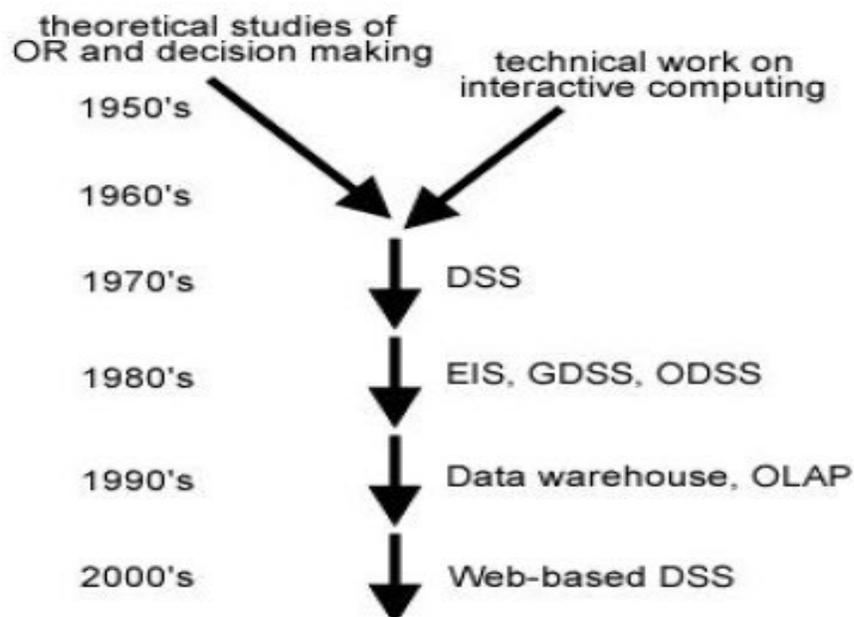


Fig 2.2 Bref historique de SAD (D. J. J. D. c. Power, 2007)

3.1 Les taxonomies de systèmes décisionnels

Même cas de définition, il n'y a pas de taxonomie qui inclut tous les SAD. Différents auteurs proposent différentes classifications. (Haettenschwiler, 2001) différencie passif, actif et le DSS coopératif.

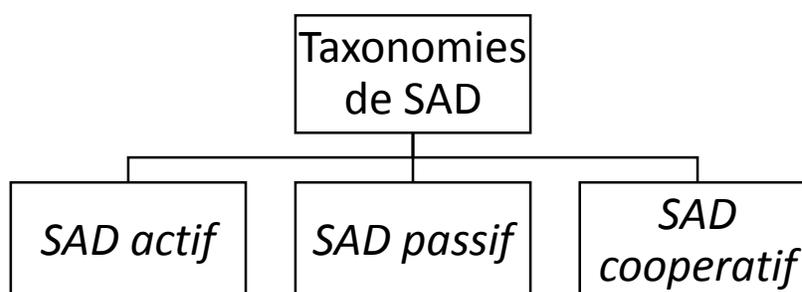


Fig 2.3 Les taxonomies de DSS (Haettenschwiler, 2001)

Un **SAD actif** peut faire ressortir de telles décisions ou suggestions.

Un **SAD passif** est un système qui facilite le processus de prise de décision, mais qui ne peut pas faire apparaître de suggestions ou de solutions de décision explicites.

Un **SAD coopératif** permet au décideur (ou à son conseiller) de modifier, compléter ou affiner les suggestions de décision fournies par le système, avant de les renvoyer au système pour validation. Le système améliore, complète et affine à nouveau les suggestions du décideur et les lui renvoie pour validation. L'ensemble du processus recommence alors, jusqu'à ce qu'une solution consolidée soit générée (Haettenschwiler, 2001).

Au niveau conceptuel, Power (2002) différencie SAD basé sur la communication, SAD guidé (driven en anglais) par les données, SAD axé sur les documents, SAD axé sur les connaissances et DSS guidé par les modèles.

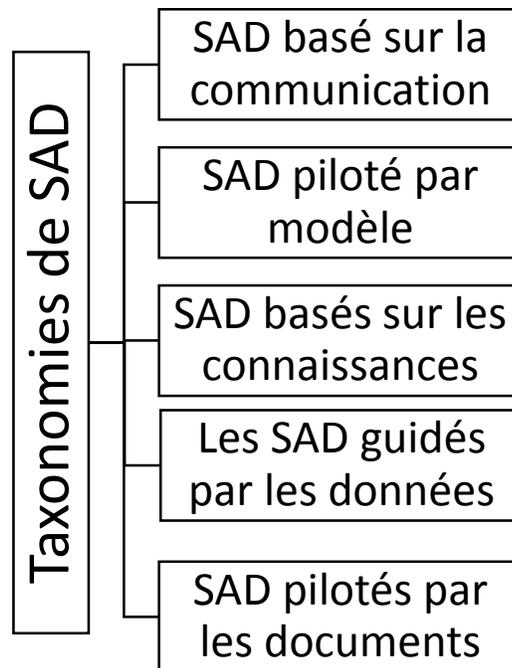


Fig 2.4 Les taxonomies de SAD selon (D. J. Power, 2002)

Un SAD piloté par modèle (*Model-Driven DSS*) met l'accent sur l'accès et la manipulation d'un modèle statistique, financier, d'optimisation ou de simulation. Les DSS pilotés par les modèles utilisent les données et les paramètres fournis par les utilisateurs des

systèmes SAD pour aider les décideurs à analyser une situation, mais ils ne nécessitent pas nécessairement beaucoup de données.

Un SAD basé sur la communication (*Communication-Driven DSS*) prend en charge plusieurs personnes travaillant sur une tâche partagée. Les SAD guidés par les données (*Data-Driven DSS*) ou orientés données mettent l'accent sur l'accès à une série chronologique de données qui peuvent être massives ou volumineuses.

Les logiciels SAD pilotés par les documents (*Document-Driven DSS*) gèrent, récupèrent et manipulent des informations non structurées dans divers formats électroniques.

Enfin, SAD basé sur les connaissances (*Knowledge-Driven DSS*) fournit une expertise, spécialisée pour la résolution de problèmes, stockée sous forme de faits, de règles, de procédures ou dans des structures similaires.

3.2 Architecture d'un SAD

De nombreux auteurs identifient différents composants dans les SAD (Sprague Jr & Carlson, 1982), (Haettenschwiler, 2001), (D. J. Power, 2002). Sur la base des diverses architectures existantes, (Marakas, 2003) propose une architecture généralisée composée de cinq parties distinctes: (a) le système de gestion de base de données (SGBD⁷), (b) le système de gestion de base modèles (SGBM⁸), (c) le moteur d'inférence, (d) interface d'utilisateur, et (e) les utilisateurs.

SGBD⁷ Système de Gestion de Base de Données
SGBM⁸ Système de Gestion de Base des Modèles

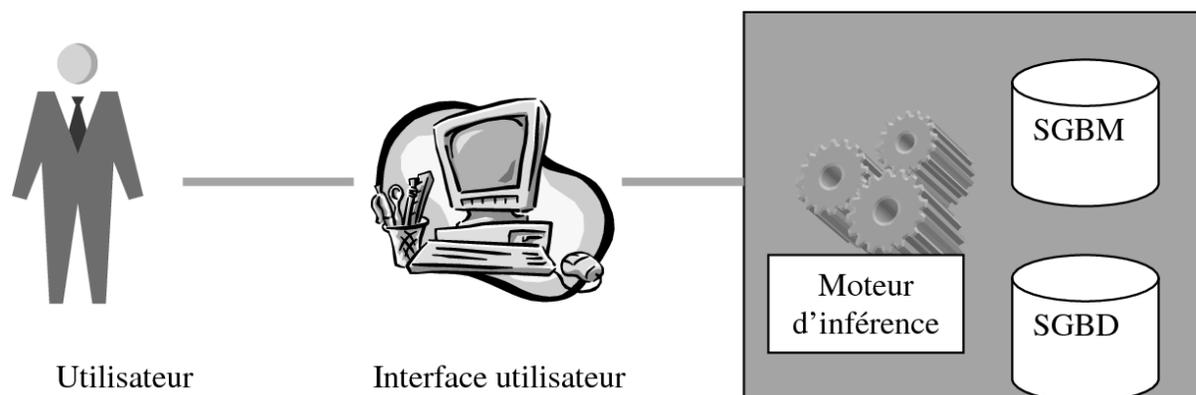


Fig 2.5 Architecture d'un SAD (Marakas, 2003)

4 Les systèmes intelligents d'aide à la décision (SIAD)

Un système intelligent d'aide à la décision (SIAD) ou IDSS⁹ en anglais est un système d'information intelligent qui réduit le temps nécessaire à la prise de décisions et améliore la cohérence et la qualité de décisions. L'utilisation d'outils et de modèles **d'intelligence artificielle** (IA) fournit un accès direct à l'expertise, et leur flexibilité les rend capables de supporter les processus d'apprentissage et de prise de décision. Leur intégration à des modèles numériques et / ou statistiques dans un même système offre une précision, une fiabilité et une utilité supérieures. Il s'agit donc des SAD qui font un usage extensif des techniques d'intelligence artificielle.

Donc on peut dire que le mariage entre les **SAD** et l'**IA** nous produit les **SIAD**. Avec une simple équation : $SIAD = SAD + IA$.

4.1 Intelligence artificielle

Selon les auteurs, l'intelligence artificielle semble l'élément qui fait la différence. John McCarthy (J. J. C. o. t. A. McCarthy, 1987) l'a définie comme suit: «C'est la science et

IDSS⁹ Intelligent Decision Support System

l'ingénierie de la fabrication de machines intelligentes, en particulier de programmes informatiques intelligents. Cela est lié à la tâche similaire d'utiliser des ordinateurs pour comprendre l'intelligence humaine, mais l'IA ne doit pas se limiter à des méthodes biologiquement observables ». Il a inventé le terme en 1955, (J. McCarthy, Minsky, Rochester, & Shannon, 2006) l'a définie comme "la science et l'ingénierie de la fabrication de machines intelligentes".

Et à propos de la définition de l'intelligence «c'est la partie informatique de la capacité à atteindre des objectifs dans le monde. Différents types et degrés d'intelligence existent chez les personnes, de nombreux animaux et certaines machines » (J. J. C. o. t. A. McCarthy, 1987).

4.2 Classification des SAD en fonction du degré d'intelligence

Les SAD peuvent être classés en fonction du degré de l'intelligence fournie, comme indiqué dans le tableau 2.2.

Catégorie	Domain	Exemple
Données	Dirigé par les données	Système de gestion de base de données, fouille de données.
Evolutionnaire	Algorithmes génétiques	Optimisation
Idée	Réseaux de neurones	Apprentissage et correspondance de modèle (pattern matching)
Contraintes	Système à base de règles	Systèmes experts et systèmes à base de connaissances
Symbolique	Logique floue	Transformer l'ambiguïté en ensembles flous (fuzzy sets)
Temporel	Systèmes à base de cas (Case based systems)	Raisonnement
Itératif	Apprentissage automatique inductif	Création d'ensembles de règles dynamiques (dynamic rule sets)

Tab 2.2 Domaines de SAD (Tweedale et al., 2016)

Avant de passer aux définitions de domaines, nous parlons d'un vaste domaine qui peut utiliser et combiner de nombreux domaines (Tab 2.2) et de nombreuses techniques, qui est la science de données (Data mining).

4.3 Science de données (Data science)

La science de données (connue aussi comme fouille de données ou data mining) est définie comme «le processus de découverte de modèles dans les données. Le processus doit être automatique ou (plus généralement) semi-automatique. Les modèles découverts doivent être significatifs en ce qu'ils génèrent comme avantage, qui est généralement économique. Les données sont invariablement présentes en quantités substantielles. (Witten, Frank, Hall, & Pal, 2016). Le data mining consiste à résoudre des problèmes en analysant des données déjà présentes dans des bases de données.

(Sumathi & Sivanandam, 2006) ont défini le data mining : «c'est la découverte de structures intéressantes, inattendues ou précieuses dans de grands ensembles de données»

Dans la définition, l'auteur utilise les adjectifs intéressants, inattendus et précieux pour décrire la structure découverte. Lorsque nous parlons de choses inattendues, nous parlons presque de l'avenir. L'exploration de données a pour but d'expliquer les expériences passées et également de faire des prédictions pour l'avenir par l'analyse des données. La combinaison de nombreux domaines (**statistiques, apprentissage automatique, intelligence artificielle** et technologie de **base de données**) confère au Data mining le caractère multidisciplinaire.

De nos jours, les applications de data mining sont extrêmement précieuses. Au fil des années de travail, la majorité des entreprises et des sociétés ont stocké une quantité volumineuse de données. Le Data mining peut extraire une structure très précieuse (connaissances) de ces données qui ont été négligées (expliquez le passé).

Ensuite, les entreprises sont en mesure de contrôler les connaissances extraites pour qu'elles puissent expliquer les événements du passé, analyser les événements en cours et prévenir les futurs événements en prenant de meilleures décisions. Bien que le data mining

joue un rôle essentiel dans le fonctionnement des smart grids, il représente également un outil très puissant dans les domaines de l'ingénierie et de la médecine.

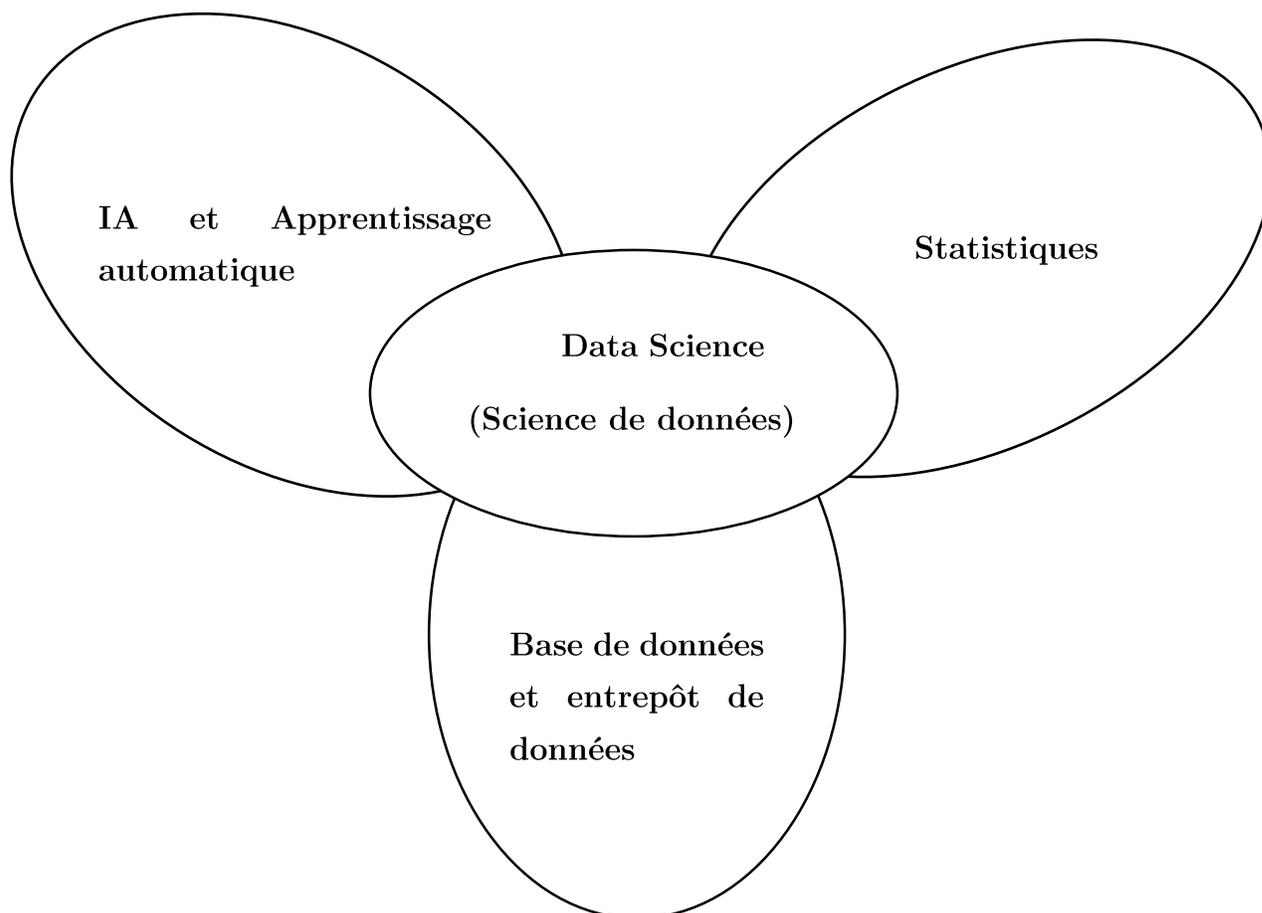


Fig 2.6 Data mining comme un domaine multidisciplinaire (Sayad, 2011)

Statistiques

Science de la collecte, de la classification, de la synthèse, de l'organisation, de l'analyse et de l'interprétation des données (Merrill, 2013).

Intelligence artificielle

Nous avons déjà expliqué ce concept.

Apprentissage machine

Nous expliquerons ce concept avec des détails dans la section suivante.

Base de données

Nous n'entendons pas par base de données la définition théorique : conteneur informatique qui vous permet de stocker vos données (collecte de données organisées)... mais la science et la technologie qui permettent aux utilisateurs de mettre à jour leurs données (ajouter, modifier, supprimer) en plus de les collecter, il est possible de les stocker et les gérer.

Entreposage de données (Data warehousing)

Peut être défini comme le processus responsable de la conception, de l'administration, de la construction et de l'actualisation de l'entrepôt de données, avec des rapports multidimensionnels avancés prenant en charge les processus de prise de décision. (Voir (Inmon, 2005))

Dans le domaine académique et le domaine de recherche, le Knowledge Data Discovery (KDD) est différent du Data mining, mais dans le domaine industriel représenté dans les grandes entreprises (Microsoft, Google, Facebook...), les deux concepts sont similaires.

KDD "est le processus non trivial d'identification de modèles de données valides, nouveaux, potentiellement utiles et ultimement compréhensibles" (Fayyad, Piatetsky-Shapiro, & Smyth, 1996).

Comme nous l'avons mentionné à propos du data mining dans le domaine de la recherche, (Fayyad et al., 1996) confirme que le data mining est également considérée comme une étape du processus de KDD consistant à appliquer des algorithmes d'analyse et de découverte de données qui, dans des limites d'efficacité, produit une énumération particulière de modèles (patterns) sur les données (Fayyad et al., 1996).

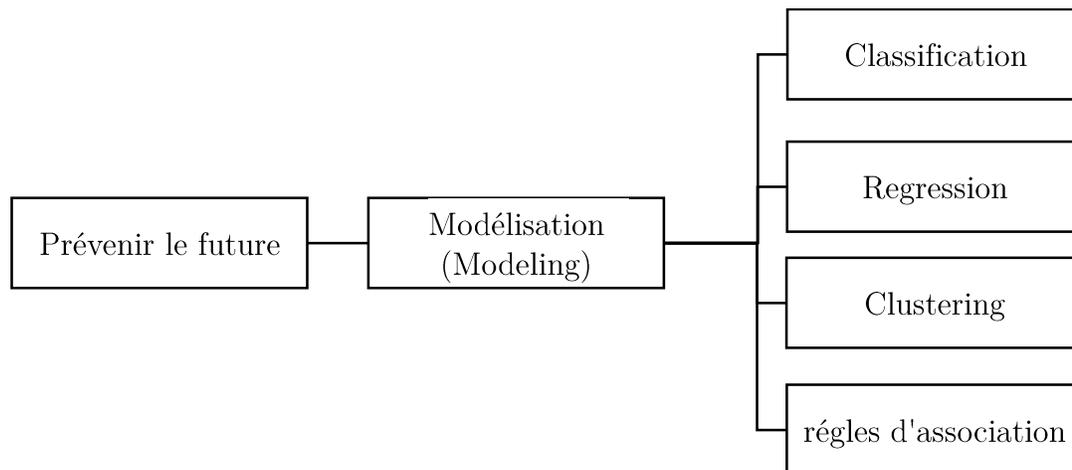


Fig 2.7 Les tâches de data mining (tasks) (Sayad, 2011)

5 SIAD et résilience de smart grid

Les systèmes décisionnels intelligents sont largement utilisés pour améliorer la résilience de smart grid. L'objectif de SIAD dans les smart grid est d'aider les opérateurs des réseaux électriques intelligents à décider quoi faire dans les cas de coupure électrique (avant, durant ou après la coupure) dans le processus de prédiction ou dans le rétablissement (chapitre 1), quelle que soit la cause de la coupure (aléas météorologiques, panne d'équipement, piratage...). Plusieurs chercheurs ont développé des modèles, des approches et techniques afin d'améliorer la résilience. Les travaux existant dans la littérature peuvent être classés selon les techniques utilisés en cinq grandes catégories : apprentissage automatique, apprentissage approfondi, apprentissage par renforcement profond, systèmes multi agents et la prise de décision d'un groupe.

5.1 L'apprentissage automatique (Machine learning)

(Mitchell et al., 1990) considère l'apprentissage par la machine comme un champ multidisciplinaire, qui s'appuie sur des résultats de domaines de recherche (principalement l'exploration de données) aussi divers que l'intelligence artificielle, les méthodes bayésiennes, la théorie de la complexité computationnelle, la théorie du contrôle, la théorie de l'information, la philosophie, la psychologie, la neurobiologie (Mitchell et al., 1990).

C'est aussi l'apprentissage automatique permettant à une machine d'apprendre à effectuer des tâches à partir d'une base d'apprentissage contenant des exemples déjà traités. Chaque élément de l'ensemble d'apprentissage (ensemble d'apprentissage) est un couple entrée-sortie.

La fouille de données comporte deux types d'apprentissage : **l'apprentissage supervisé** utilisé principalement pour la classification des données et **l'apprentissage non supervisé** utilisé pour la recherche d'associations ou de groupes d'individus.

L'apprentissage supervisé (apprentissage par classification) concerne principalement les méthodes de classification des données (nous savons que l'entrée et le résultat doivent être déterminés) et la régression (nous connaissons le résultat et nous voulons trouver l'entrée) (Witten et al., 2016).

Les approches principales d'apprentissage automatique sont les arbres de décision, les réseaux de neurones artificiels, l'apprentissage de règles (systèmes experts), la programmation logique inductive, l'apprentissage à base d'instance, la mesure de similarité et les algorithmes génétiques... (Tweedale et al., 2016).

5.1.1 Réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels sont un ensemble d'algorithmes, modélisés et inspirés du fonctionnement des neurones biologiques du cerveau humain, conçus pour reconnaître des modèles. Ils interprètent les données sensorielles via une sorte de perception de la machine, d'étiquetage ou de regroupement des entrées brutes. Les modèles qu'ils reconnaissent sont numériques, contenus dans des vecteurs, dans lesquels toutes les données du monde réel, qu'il s'agisse d'images, de sons, de textes ou de séries chronologiques, doivent être traduites (Zurada, 1992).

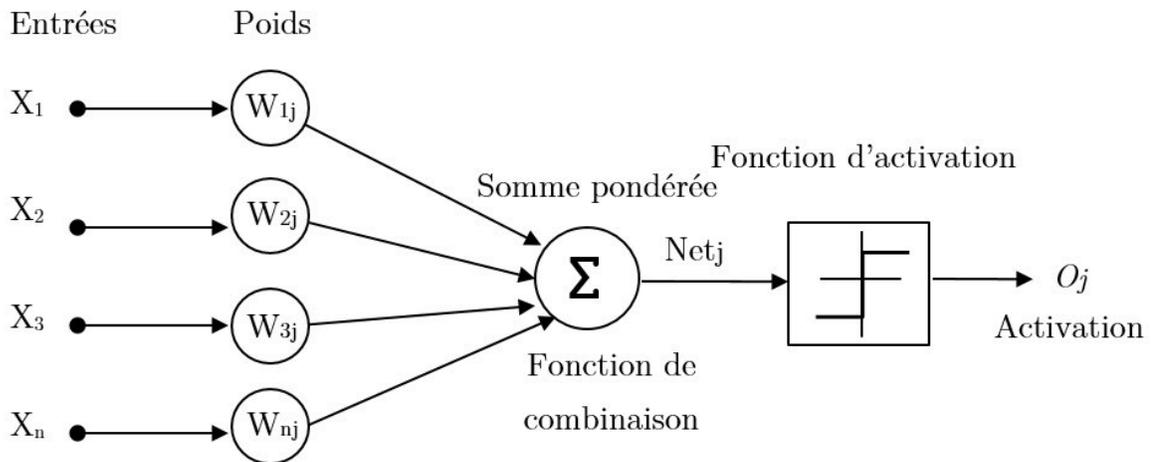


Fig 2.8 Réseaux de neurones

Les réseaux de neurones nous aident à faire des regroupements et des classements. Il est possible de les considérer comme une couche de classification et de regroupement au-dessus des données que vous stockez et gérez. Ils aident à regrouper les données non étiquetées (unlabeled data) en fonction des similitudes entre les exemples fournis et ils classifient les données quand ils ont un jeu de données étiqueté à former (wiki, 2018). Les réseaux de neurones peuvent également extraire des caractéristiques qui alimentent d'autres algorithmes pour la mise en cluster et la classification. Vous pouvez ainsi considérer les réseaux de neurones profonds comme des composants d'applications d'apprentissage plus vastes impliquant des algorithmes d'apprentissage par renforcement, classification et régression (Van Gerven & Bohte, 2018).

Les réseaux de neurones ont été utilisés largement par les chercheurs comme des composants principaux dans leurs modèles. Ils les ont utilisés pour la prédiction des pannes, et la récupération de l'électricité dont l'objectif principal est le renforcement de la résilience de smart grid.

5.1.2 Travaux connexes

Visant à identifier et à prévoir les risques liés aux systèmes et aux composants, (Rudin et al., 2011) ont eu recours aux techniques d'apprentissage automatique leur permettant de

transformer l'historique des données des réseaux électriques en modèles. Les modèles résultants sont utilisés par les entreprises d'électricité afin d'aider aux travaux d'entretien et de réparation. Les modèles générés sont également appropriés pour aider à maintenir le réseau électrique de la ville de New York.

(Lee & Wright, 2017) ont également suggéré un réseau de neurones qui fonctionne avec les équations de flux de courant alternatif. Cette méthode préconise l'utilisation des informations recueillies auprès de PMU¹⁰ pour localiser les réseaux électriques en pannes sur une ou deux lignes. Les résultats obtenus montrent une classification précise des coupures de ligne (line outage) malgré la manipulation d'un nombre limité de mesures.

De même, (Sina Zarrabian, Rabie Belkacemi, & Adeniyi A Babalola, 2016a) se sont concentrés sur la prévention des pannes d'électricité dans les microgrids sensibles aux situations anormales en utilisant une nouvelle application de réseaux de neurones artificiels (ANN¹¹). Le point à considérer ici est la manière dont la stabilité devrait être maintenue après toute panne de courant. Par conséquent, Le but du document est double : Prévenir la défaillance en cascade aux premiers stades et développement de la résilience des micro-grids en redistribuant l'électricité intelligemment. Les résultats ont montré l'efficacité de cette méthode dans la prévention de la défaillance en cascade et assuré la stabilité de la fréquence en période de conditions anormales.

5.1.3 Support vector machine (SVM) (vecteur de support Machine)

Support vector machine (SVM) est une technique d'apprentissage automatique qui effectue la classification en recherchant l'hyperplan qui maximise la marge entre les deux classes. Les vecteurs (cas) qui définissent l'hyperplan sont les vecteurs de support (Sayad, 2011).

PMU¹⁰ Phasor measurement Unit
ANN¹¹ Artificial neural networks

5.1.4 Travaux connexes

SVM a été utilisé par (Agrawal & Thukaram, 2013) dans le but de repérer le type et l'emplacement des défauts dans les systèmes de distribution d'énergie avec la génération distribuée. (Zhang, 2010) a aussi introduit les relais intelligents basés sur SVM pour réduire les risques de pannes imminentes alors que (Gupta, Kambli, Wagh, & Kazi, 2014) ont suggéré un modèle pour un système d'alerte précoce du réseau intelligent. Un des avantages de ce modèle est sa capacité à détecter l'essentiel de la défaillance en cascade en utilisant SVM pour assurer la prévision des scénarios de pannes en temps voulu.

À leur tour, (Eskandarpour & Khodaei, 2017) recommandent la mise en œuvre d'une technique de prévision des pannes basée sur l'apprentissage automatique en réaction aux catastrophes qui ont eu lieu récemment aux États-Unis. Cette technique d'apprentissage automatique est basée sur la création d'algorithmes qui aident à prévoir toute sorte de panne de courant. Les auteurs examinent comment SVM est utilisée pour prédire les dangers provoqués par les ouragans en étudiant des éléments tels que le type d'ouragan et les caractéristiques de ses constituants.

5.1.5 Approches Bayésiennes

Parmi les techniques utilisées dans l'apprentissage automatique, il y a celles basées sur le théorème de Bayes, dit approches bayésiennes. Plusieurs méthodes existent dans la littérature telles que les réseaux bayésiens, l'inférence bayésienne et autres. Ces approches ont été utilisées principalement pour la prédiction des pannes dans les réseaux de distribution d'électricité.

5.1.6 Travaux connexes

En appliquant une approche bayésienne, (Ahmed et al., 2017) ont cherché à résoudre le problème de MLOD¹² en temps linéaire. Le papier présente un algorithme de détection de panne avec une faible complexité en considérant les algorithmes classiques de détection. Ce

MLOD¹²multiple line outage detection

dernier est suggéré pour éviter la convergence prématurée et de détecter les pannes de lignes arbitraires.

Sur le rapport de (Yue, Toto, Jensen, Giangrande, & Lofaro, 2018), les aléas climatiques tels que les orages représentent un facteur de menace pour l'infrastructure des réseaux électriques. Bien que de nombreuses stratégies et des mécanismes aient été utilisés comme des outils de prédiction, la variable de rétablissement a encore besoin de plus d'investigations. Les auteurs ont développé une méthodologie basée sur les observations historiques du radar à haute résolution des tempêtes afin de générer des modèles de taux d'échec dépendants des conditions météorologiques. La fonction principale de ces modèles consiste à faire une approximation des pannes sur un territoire donné au moment où les conditions météorologiques sont obtenues. Un algorithme bayésien de prévision des pannes est implémenté pour tester les pannes d'électricité signalées ainsi que les modèles de taux d'échec en termes de force et d'incertitudes.

5.1.7 Les arbres de décision

Un arbre de décision est une représentation graphique sans cycle orienté. Les nœuds internes de l'arbre sont des tests sur les champs ou les attributs, les feuilles sont des classes et les arcs sont les classes des prédicats de partitionnement de la classe source.

Les classes sont déduites des données. Elles peuvent être définies comme des règles logiques. L'ordre des attributs joue un rôle crucial dans la construction de l'arbre. A chaque changement de commande, un nouvel arbre est généré.

L'apprentissage par arbre décisionnel est l'une des méthodes les plus utilisées et les plus pratiques pour l'inférence inductive. C'est une méthode d'approximation des fonctions à valeurs discrètes, dans laquelle un arbre représente la fonction apprise.

Algorithmes d'arbres de décision CART, ID3, C4.5, OC1, SLIQ, SPRINT...

5.1.8 Travaux connexes

Les approches basées sur les arbres de décision peuvent être démontrées par une méthode qui favorise une procédure en deux phases qui aide à examiner les risques potentiels des pannes d'électricité. La première étape de l'implémentation de cette méthode utilise un

modèle de programmation non linéaire à nombres entiers mixtes en posant les limites des îlots électriques. La deuxième étape nécessite l'utilisation d'un système de data mining permettant d'anticiper les risques générés au cas par cas. Les îlots électriques sont déconnectés du réseau initial. En outre, les prédicteurs seront formés sur la base des données de PMU qui seront mesurées à l'aide du système de gestion de l'énergie et des scénarios créés par une classification d'arbre de décision technique.

Les auteurs (Salimian & Aghamohammadi, 2017) suggèrent un arbre de décision prédicteur en trois étapes afin d'anticiper la taille des pannes d'électricité possibles. En conséquence, la simulation du processus d'événements en cascade peut être atteint via la modélisation de relais distance, du délestage, du décalage, et du relais sous / sur fréquence. Le projet en trois étapes : Le modèle permet de classer les défaillances en cascade en trois tailles de pannes. Le schéma suggéré est validé sur le système de test à 39 bus de la Nouvelle-Angleterre et le système d'alimentation à 1063 bus de l'Iran ; les résultats selon les auteurs étaient très satisfaisants (Salimian & Aghamohammadi, 2017).

Les méthodes d'apprentissage automatique qui sont utilisées pour améliorer la résilience dans les réseaux de distribution d'électricité sont très nombreuses. Nous avons collecté l'ensemble des méthodes les plus connues et les plus utilisées. Ils existent pas mal d'autres méthodes qui sont utilisées pour le même objectif, tels que le raisonnement à base de cas, les systèmes à base de règles la logique floue, les algorithmes génétiques et d'autres.

5.2 L'apprentissage approfondi (Deep learning)

L'apprentissage approfondi est un sous-ensemble de l'apprentissage automatique. Habituellement, lorsque les gens utilisent le terme apprentissage approfondi, ils font référence à des réseaux artificiels de neurones profonds et un peu moins fréquemment à un apprentissage en renforcement profond (Deep reinforcement learning) (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015).

Les réseaux neuronaux artificiels profonds sont un ensemble d'algorithmes qui ont établi de nouveaux records de précision pour de nombreux problèmes importants, tels que la reconnaissance d'image, la reconnaissance sonore, les systèmes de recommandation, le traitement du langage naturel, etc.

Profond ou approfondi (Deep) est un terme technique. Il fait référence au nombre de couches dans un réseau de neurones. Un réseau peu profond a une couche dite cachée et un réseau profond en a plusieurs. Plusieurs couches cachées permettent aux réseaux de neurones profonds d'apprendre les caractéristiques des données dans une hiérarchie de caractéristiques, car des caractéristiques simples se recombinent d'une couche à l'autre pour former des caractéristiques plus complexes. Les réseaux comportant de nombreuses couches transmettent des données d'entrée (entités) à travers plus d'opérations mathématiques que les réseaux comportant peu de couches, et nécessitent donc davantage de temps de calcul. L'intensité de calcul est l'une des caractéristiques de l'apprentissage en profondeur, et c'est l'une des raisons pour lesquelles un nouveau type de GPU¹³ d'appel sur puce est en demande pour former des modèles d'apprentissage approfondi (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016).

Il est possible donc d'appliquer la même définition à l'apprentissage approfondi qu'Arthur Samuel (Samuel, 1988) l'a fait à l'apprentissage automatique : «un domaine d'étude qui donne aux ordinateurs la capacité d'apprendre sans être explicitement programmés». Tout en ajoutant que cela tend à améliorer la précision et à nécessiter davantage de matériel ou de temps d'entraînement, et à bien exécuter exceptionnellement les tâches de perception de la machine qui impliquent des données non structurées (Goodfellow et al., 2016).

GPU¹³ Graphical processing unit

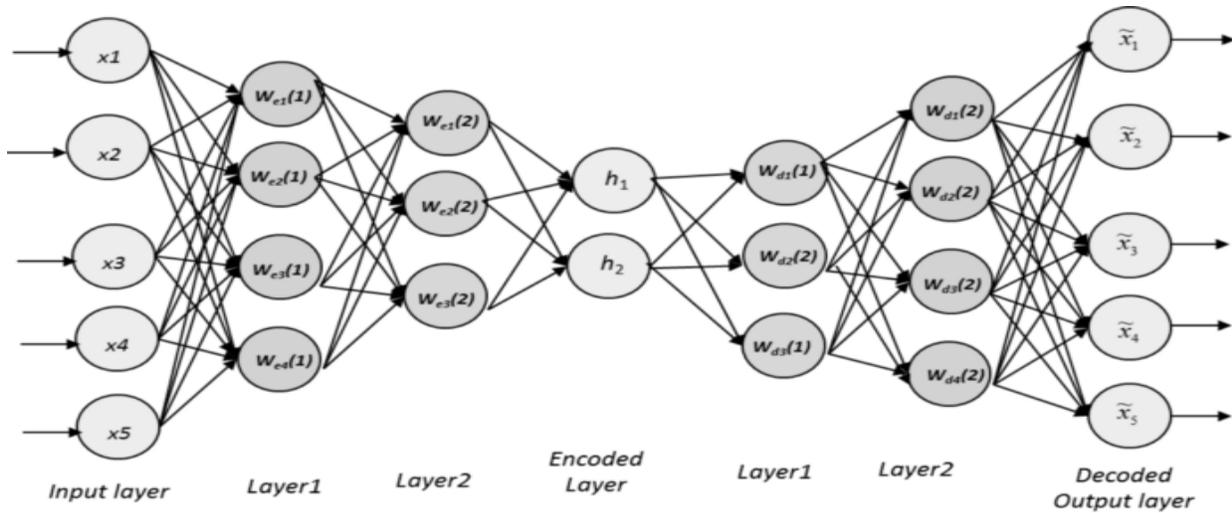


Fig 2.9 Structure d'un auto-encodeur (Jonnalagadda, 2018)

Plusieurs modèles d'apprentissage profond existents dans la littérature, tels que les réseaux de neurones convolutionnels avec ses différents types (ResNet, AlexNet, GoogLeNet...), Réseau de croyances profond (DBN), les auto-encodeurs (VAE) les forêts aléatoires et d'autres. Ces derniers ont été jugés performants et puissants dans le renforcement de la résilience de smart grids.

5.2.1 Les algorithmes génératifs et les algorithmes discriminatifs

Tout d'abord, nous devons connaître que les algorithmes d'apprentissage profond sont classés en deux catégories : génératif et discriminatif (S. A. I. Wiki, 2019).

Les algorithmes discriminants essaient de classer les données d'entrée. C'est-à-dire qu'étant donné les caractéristiques d'une instance de données, ils prédisent une étiquette (label) ou une catégorie à laquelle ces données appartiennent.

Par exemple, étant donné toutes les données de smart grid (l'instance de données), un algorithme discriminant pourrait prédire s'il existe une coupure électrique ou non. La coupure est l'une des étiquettes, et le paquet de données recueillies à partir de PMU par exemple sont les caractéristiques qui constituent les données d'entrée. Lorsque ce problème est exprimé mathématiquement, l'étiquette s'appelle y et les fonctionnalités s'appellent x . La formulation $p(y | x)$ signifie « la probabilité que y soit donné x », ce qui dans ce cas se traduirait

par «la probabilité qu'un état soit une coupure selon les données reçues» (Goodfellow et al., 2016).

Donc, les algorithmes discriminants tracent les caractéristiques (features) sur les étiquettes. Ils ne s'intéressent qu'à cette corrélation. Une façon de penser aux algorithmes génératifs est qu'ils font le contraire. Au lieu de prédire une étiquette en fonction de certaines caractéristiques, ils tentent de prédire des caractéristiques en fonction d'une certaine étiquette.

La question à laquelle un algorithme génératif tente de répondre est la suivante : en supposant que cet état soit une coupure, quelle est la probabilité de ces caractéristiques ? Alors que les modèles discriminants se préoccupent de la relation entre y et x , les modèles génératifs se préoccupent de la manière dont nous obtenons x . Ils vous permettent de capturer $p(x | y)$, la probabilité de x étant donné y , ou la probabilité que des caractéristiques soient données avec une étiquette ou catégorie. (Cela dit, les algorithmes génératifs peuvent également être utilisés comme classifieurs.) (Goodfellow et al., 2016).

5.2.2 Travaux connexes

Afin de détecter et classer les fautes dans les lignes de transmission de l'énergie, (K. Chen, Hu, & He, 2016) ont présenté une nouvelle méthode utilisant un auto-encodeur convolutif fragmenté (CSAE¹⁴). Les fonctionnalités convolutionnelles de cartographie et de mise en commun des moyens sont utilisées pour fournir des vecteurs de caractéristiques avec une variabilité de traduction locale pour des segments de signal multicanaux. Un classificateur softmax est également mis en œuvre pour la détection et la classification en utilisant les vecteurs caractéristiques. Cette méthode est testée en utilisant plusieurs fréquences d'échantillonnage et types de signaux, et elle est prouvée être précise et adéquate pour la transmission en ligne de protection de ligne.

Les commutations peuvent être considérées comme un problème sérieux dans le cadre du rétablissement du système d'alimentation. Ce processus peut aboutir à une surtension

CSAE¹⁴convolutional sparse autoencoder

responsable d'endommager le matériel nécessaire au rétablissement du système électrique. L'article de (Sadeghkhani, Ketabi, & Feuillet, 2013) tente d'analyser la surtension transitoire résultant de la mise sous tension des équipements électriques en utilisant une approche basée sur un réseau de neurones artificiels (RNA). Delta-Bar-Delta (DBD), delta-bar-delta étendu (EDBD) et recherche aléatoire dirigée étaient les trois algorithmes d'apprentissage utilisés pour former les RNA. Ces derniers sont formés au pire scénario d'angle de commutation et de flux résiduel dans les cas d'activation du transformateur et du réacteur shunt. D'autres paramètres équivalents du réseau sont utilisés comme entrées RNA afin d'obtenir une bonne capacité de généralisation pour RNA. Un système de test partiel de la Nouvelle-Angleterre à 39 bus démontre que la technique suggérée peut permettre d'estimer les valeurs de pic et la synchronisation des surtensions de commutation.

5.3 Apprentissage par renforcement profond

L'apprentissage par renforcement approfondi (deep reinforcement learning) fait référence à des algorithmes axés sur les objectifs, qui apprennent à atteindre un objectif complexe (objectif) ou à maximiser le long d'une dimension donnée en plusieurs étapes ; par exemple, maximiser les points gagnés dans une partie sur plusieurs coups. Ils peuvent partir d'une ardoise vierge et, dans les bonnes conditions, atteindre des performances surhumaines. Comme un enfant motivé par les fessées et les bonbons, ces algorithmes sont pénalisés quand ils prennent les mauvaises décisions et récompensés quand ils en prennent les bons - c'est du renforcement.

L'apprentissage par renforcement résout le problème difficile de la corrélation des actions immédiates avec les retours retardés qu'elles produisent. Comme les humains, les algorithmes d'apprentissage par renforcement doivent parfois attendre un moment avant de voir le fruit de leurs décisions. Ils opèrent dans un environnement de retour retardé, où il peut être difficile de comprendre quelle action conduit à quel résultat sur plusieurs périodes de temps.

Ils existent plusieurs algorithmes pour l'apprentissage par renforcement tels que Deep-Q Learning et A3C (A. I. Wiki, 2019).

5.3.1 Travaux connexes

Un certain nombre de chercheurs ont utilisé l'apprentissage par renforcement dans leurs expériences sur les smart grids. Un article suggère l'utilisation de l'apprentissage par renforcement (RL) comme un moyen pour mettre fin aux défaillances en cascade des réseaux électriques intelligents. L'article de (Sina Zarrabian, Rabie Belkacemi, & Adeniyi A Babalola, 2016b) utilise l'algorithme Q-learning pour former le système à la stratégie de sélection d'action optimale au cours du processus d'apprentissage de l'action-état. Cette formation se fait par la mise à jour des valeurs d'action. Par conséquent, et en régulant la puissance de sortie des générateurs, le système formé réduit l'encombrement des lignes de transmission en temps réel afin d'éviter une panne de réseau consécutive après des conditions d'urgence. Ce modèle est mesuré sur le système de test IEEE 118 bus pour diverses études

de cas d'urgence. Les résultats démontrent la robustesse et la validité de ce modèle pour prévenir les pannes en cascade.

Un autre article (Hadidi & Jeyasurya, 2013) met en place un réseau en temps réel avec un stabilisateur de système d'énergie décentralisé à zone étendue et à boucle fermée. Cette technique suggère de traiter les données de mesure de zone étendue en temps réel afin de créer des agents de stabilité à l'aide d'une méthode d'apprentissage par renforcement. L'utilisation de signaux à l'échelle du système dans la conception des contrôleurs de système d'alimentation devient possible grâce à certaines avancées scientifiques dans le système de mesure à grande surface (WAMS) (Hadidi & Jeyasurya, 2013). Ces contrôleurs permettent la stabilisation du système et la réduction des oscillations après des perturbations aiguës. Une des qualités de cette approche est la capacité d'accroître la stabilité du système afin d'atteindre les objectifs soulignés sans tenir compte des perturbations qui ont provoqué la réaction et sans perte de zones de charge. Cet article traite des principaux obstacles à la délimitation d'un tel réseau et fournit une étude de cas qui représente le fonctionnement, la précision et la robustesse de l'approche susmentionnée.

5.4 Systèmes multi agents

Un agent est une entité **autonome** physique ou logicielle, proactive, réactive, sociale, capable de participer à une activité organisée afin d'atteindre ses objectifs en interagissant avec d'autres agents et utilisateurs.

Un système multi agents est un ensemble d'agents interagissant entre eux, situés dans un environnement commun, éventuellement, la construction ou la participation à une organisation (Ferber & Weiss, 1999).

Les SMA ont été utilisés par des spécialistes chercheurs dans les smart grids pour résoudre des problèmes relatifs à la résilience. Ils montrent une grande efficacité dans les expérimentations spécialement dans les microgrids.

5.4.1 Travaux connexes

Les besoins croissants en électricité nécessitent la mise en place de réseaux intelligents et plus saillants. Grâce à certaines technologies telles que la gestion des données, les réseaux intelligents amélioreront à la fois la distribution et l'automatisation.

Dans le document (Zidan & El-Saadany, 2012), un système multi-agent (SMA) de réseaux intelligents et de technologies est conçu pour identifier les erreurs avant d'appliquer les opérations de commutation afin de récupérer les charges hors service. La structure de contrôle avancée est présentée en deux couches principales : zone et chargeur. Les agents de zone de la première couche surveillent et implémentent les actions de contrôle. Les agents nourriciers de la deuxième couche sont affectés à la négociation. Pour éviter la nécessité de nouvelles reconfigurations pendant le rétablissement, la variation de charge a également été prise en compte. Les résultats de cette mise en œuvre démontrent l'efficacité de la structure de contrôle proposée.

Dans le même domaine, (Belkacemi, Bababola, Zarrabian, & Craven, 2014) proposent un algorithme de système multi-agents dans un réseau intelligent doté de fonctions de communication bidirectionnelle, afin d'arrêter les défaillances en cascade. Cet algorithme est considéré comme un moyen d'arrêter les défaillances en cascade après une contribution de contingence par le biais du processus de distribution de puissance en utilisant les combinaisons mathématiques indiquées. Cette étude met en œuvre un banc d'essai expérimental fonctionnant avec le côté transmission du système IEEE 30 bus.

5.5 Prise de décision d'un groupe (Group decision-making)

Parmi les méthodes utilisées aussi pour le renforcement de la résilience, on peut citer la prise de décision d'un groupe. La notion de groupe ne fait pas référence seulement à un ensemble d'êtres-humains, mais aussi à un ensemble d'agents ou à un ensemble de machines qui peuvent réaliser cette tâche avec leurs différentes phases (négociation, participation...). Nous avons déjà expliqué ce concept précédemment dans la section (2.6).

5.5.1 Travaux connexes

Les réseaux de distribution étant considérés comme inefficaces en cas de risques météorologiques extrêmes, certaines méthodes sont nécessaires pour réagir contre les pannes de courant qui en résultent. Ainsi, il faut être conscient des conséquences potentielles des risques extrêmes pour assurer le rétablissement immédiat et éviter les pannes de courant prolongées. Les chercheurs ont eu l'idée de moderniser le réseau afin d'améliorer le fonctionnement du rétablissement du système de distribution. Les auteurs (C. Chen, Wang, & Ton, 2017) ont donc suggéré la mise en œuvre d'un outil d'aide à la décision optimisé pour le rétablissement de l'énergie, en exploitant les ressources mises au point pour la modernisation du réseau. Ce travail consiste à identifier les imperfections pertinentes du système actuel de rétablissement de la distribution en ce qui concerne sa réponse aux catastrophes naturelles, puis à suggérer la stratégie intégrée comme une sorte de modernisation du réseau. À titre d'avantages, l'outil d'aide à la décision proposé pour la distribution de l'énergie permet d'allouer et de gérer efficacement les équipes et les ressources. En outre, il a été prouvé que la réduction de la durée de certaines pannes, en particulier de celles résultant d'une coupure de courant importante, était réduite.

Tout système de rétablissement intègre l'évaluation de l'état, l'optimisation de la capacité de production et la prise en charge. L'un des problèmes liés à l'optimisation est la nécessité de prendre en compte des contraintes complexes. L'autre problème réside dans les moyens qui devraient être transférables d'un système à l'autre avec un minimum de personnalisation. (Hou et al., 2011) ont préconisé une méthodologie pratique pour structurer les stratégies de rétablissement des systèmes. La stratégie manipulée par chaque système d'alimentation étant distincte, une nouvelle méthode basée sur le concept de «jalons génériques de rétablissement (GRM)» est avancée. Une combinaison de GRM concernant les conditions réelles du système permettrait de synthétiser une stratégie de rétablissement donnée, et l'outil d'aide à la décision devrait permettre de réduire le temps de rétablissement et de renforcer la fiabilité du système. Un système à 200 bus simplifié du Conseil de coordination de l'électricité de l'ouest (WECC) et un système de la Hawaiian Electric Company ont été utilisés pour valider l'efficacité de l'outil d'aide à la décision proposé.

Après une panne, comme première étape du rétablissement, un schéma de démarrage optimal est nécessaire pour accélérer le processus de rétablissement. Les recherches précédentes ayant mis l'accent sur la création d'un système optimal de départ en noir par un seul cycle de prise de décision, il conviendrait d'attirer davantage l'attention sur l'utilisation d'une procédure de prise de décision à plusieurs tours pour améliorer les résultats de la prise de décision. Compte tenu du fait que les résultats de la prise de décision peuvent être remarquablement différents lorsqu'ils sont évalués par divers experts en début de coupure (black-start en anglais), la cohérence est un facteur important pour évaluer les résultats d'un groupe de décision en black-start. En tant que telle, une méthode basée sur la distance est conçue (Liu, Lin, Wen, Ledwich, & Distribution, 2013) pour examiner dans quelle mesure les résultats de la prise de décision du groupe de départ en noir, sont cohérents. Pour atteindre une cohérence maximale, les poids des experts en décision ainsi que ceux des indices de départ en noir ont été modifiés et un modèle éventuel a été suggéré.

6 Synthèse

Les travaux connexes cités ci-dessus (dispatchés) ont aussi bien des avantages que des inconvénients ou limites. L'objectif de cette section est de synthétiser les problèmes de résilience traités dans les travaux connexes (Tab 2.3), dégager les points dans lesquels nous allons contribuer ainsi que discuter les avantages et les limites de différentes catégories des travaux afin d'argumenter le choix de méthodes utilisées.

Recherche	Famille	Techniques	Problème de résilience traité			
			P1	P2	P3	P4
(Rudin et al., 2011)	Data mi- ning	ML/RNA	Non	Non	Oui	Non
(Lee & Wright, 2017)			Non	Non	Oui	Non
(Zarrabian et al., 2016a)			Non	Oui	Non	Non
(Zhang, 2010)		ML/ SVM	Oui	Non	Non	Non
(Gupta et al., 2014)			Oui	Oui	Non	Non
(Eskandarpour & Khodaei, 2017)			Oui	Non	Non	Non
(Ahmed et al., 2017)		ML/Approches bayésiennes	Oui	Non	Oui	Non
(Yue et al., 2018)			Oui	Non	Non	Non
(Salimian & Aghamohammadi, 2017)		ML/AD	Oui	Oui	Non	Non
(K. Chen et al., 2016)			DL/CSAE	Oui	Non	Non
(Sadeghkhani et al., 2013)	Non			Non	Oui	Non
(Zarrabian et al., 2016b)	DRL	Q-learning	Non	Oui	Non	Non
(Hadidi & Jeyasurya, 2013)			Non	Oui	Non	Oui
(Belkacemi et al., 2014)	SMA	Microgrids	Non	Oui	Oui	Non
(C. Chen et al., 2017)	Prise de décision du groupe		Non	Non	Oui	Non
(Hou et al., 2011)			Non	Non	Oui	Non
(Liu et al., 2013)			Non	Non	Oui	Non

Tab 2.3 Classification de travaux de recherches

Les problèmes de résilience traités dans les travaux connexes peuvent être classés en quatre catégories : la prédiction des pannes imminentes (P1), l'anticipation de la défaillance en cascade (P2), le rétablissement de l'électricité après une coupure (P3) et les perturbations aiguës (P4).

Notre travail sert à traiter les deux problématiques (1 et 3). Il s'agit donc de contribuer dans la prédiction de coupures imminentes ainsi que le rétablissement de l'électricité après une coupure dans les réseaux de distribution d'électricité.

6.1 Utilisation de méthodes d'aide à la décision multi critères

Vous avez remarqué probablement l'absence totale de méthodes d'aide à la décision multi critères classique telles que : ELECTRE, AHP...etc. de la littérature. Sans aller jusqu'à dire que de telles méthodes sont un peu dépassées et ne peuvent pas être utilisées pour des problèmes qui, d'une part, sont complexes et d'autre part, utilisent des technologies émergentes (on parle ici de type de données reçues de la part de équipements PMU, compteurs intelligents...), l'utilisation de méthodes MCDA peut entraîner de nombreux inconvénients. Un nombre important d'entrées est nécessaire à chaque étape de la procédure afin d'enregistrer avec précision les préférences du décideur. En outre, le processus et les résultats de certaines méthodes peuvent être difficiles à expliquer en termes simples. De plus, l'interdépendance entre les critères et les alternatives; peut conduire à des incohérences entre les critères de jugement et de classement; renversement de rang (Velasquez & Hester, 2013).

6.2 Utilisation de SMA

L'utilisation de Multi Agent System prouve qu'on peut les considérer comme un outil fiable et performant pour la résilience de smart grid. Ils répondent au concept d'intelligence du système à cause de l'autonomie d'agents, mais ils présentent également de nombreux inconvénients. L'une des principales faiblesses de SMA réside dans la charge de travail élevée causée par la communication entre les agents, en particulier lorsque nous parlons de données volumineuses. La nature de communications dans les smart grids et le volume de communication rend les SMA incontrôlable (Ferber & Weiss, 1999).

6.3 Utilisation de méthodes de décision du groupe

Les méthodes de décision du groupe sont utilisées pour résoudre des problèmes reliés à la résilience. Bien que ces méthodes peuvent générer un plus grand nombre de solutions alternatives avec une qualité supérieure (par rapport à une seule personne ou entité effectuant la tâche) et peuvent conduire à une meilleure compréhension collective de la marche à suivre, la prise de décision peut être très lourde et peut prendre beaucoup de temps à cause des phases du processus. Ceci rend ces méthodes non pratiques dans les cas extrêmes (catastrophes naturelles, aléas météorologiques...). En outre, il est difficile de fixer les responsabilités dans un groupe. Dans une organisation, il est souvent essentiel de définir les responsabilités avant qu'un problème puisse être résolu. Il est difficile de le faire si quelque chose ne va pas avec une décision prise par un groupe (Pedrycz & Chen, 2015).

6.4 Utilisation de techniques de data mining

Les trois types d'apprentissage : Apprentissage automatique, apprentissage approfondi, apprentissage par renforcement profond, ainsi que les approches bayésiennes, peuvent être inclus dans une grande famille de techniques qui est data mining. Data mining représente un outil très puissant et performant qui peut être utilisé dans l'aide à la décision comme le montrent les travaux associés, et prouve leur efficacité spécialement dans la résolution de problèmes reliés avec la résilience. Néanmoins, il présente également certains inconvénients en fonction des techniques utilisées. Certains domaines de SAD (tab 2.2) ne figurent pas dans la littérature et sont presque abandonnés. Le raisonnement à base de cas (CBR), par exemple, est sensible aux données incohérentes et nécessite de nombreux cas. La théorie des ensembles flous est difficile à développer et peut nécessiter de nombreuses simulations avant utilisation (Velasquez & Hester, 2013).

D'après les résultats obtenus des recherches, l'amélioration de la résilience en utilisant les techniques de data mining a offert les meilleurs résultats dans la prédiction des coupures et dans le rétablissement de réseaux de distributions d'électricité après un incident.

Un système intelligent est un système capable de percevoir, de créer des actions et d'apprendre de manière autonome, c'est-à-dire sans intervention de supervision externe pendant une période prolongée. Cette définition s'applique sur les SAD qui utilisent le data mining, ce qui leurs a permis d'augmenter leur intelligence. Sans doute, à la fin de cette discussion, vous avez presque une idée de ce que nous pourrions utiliser pour nos contributions.

Afin d'améliorer la résilience du smart grid, nous proposons une SIAD qui peut prévoir les coupures imminentes sur la base des pannes de courant passées et aider la prise de décision au courant et après la coupure. Nous proposons une approche basée sur l'apprentissage automatique et approfondi pour aider les opérateurs et le smart grid à une meilleure décision notamment dans les cas extrêmes.

7 Conclusion

Nous avons tout d'abord dans ce chapitre présenté l'aide à la décision, en particulier dans le domaine de smart grid, les systèmes d'aide à la décision, les systèmes intelligents d'aide à la décision ainsi que leurs différentes techniques tels que les agents intelligents, l'apprentissage automatique, l'apprentissage approfondi, etc.

Une revue de la littérature a montré une diversité de méthodes utilisées pour l'amélioration de résilience dans les smart grids. La revue a montré aussi que la résilience de réseaux électriques intelligents présente un domaine très chaud depuis leurs naissances.

Nous présenterons dans le chapitre suivant nos contributions pour l'amélioration de la résilience dans les smart grids et les différentes techniques utilisées.

Partie II : Contributions

Chapitre 3

Contributions à la gestion de crises: Système décisionnel pour l'amélioration de la résilience du réseau électrique

Architecture d'un système décisionnel pour le renforcement du smart grid contre les intempéries

Le renforcement de la résilience des systèmes d'alimentation est une exigence essentielle des smart grids. Malgré le développement technologique qui existe actuellement, Les coupures électriques (blackout) sont inévitables notamment en cas d'aléas météorologiques. La majorité des immenses coupures électriques dans des diverses régions du monde ont été le résultat de certains événements extrêmes tels que les ouragans, les orages, les blizzards, les tempêtes de poussière ou les vagues de chaleur. Après avoir frappé la côte Est des États-Unis et touché quinze (15) États américains, l'ouragan Sandy a laissé environ 7,5 millions de clients à court d'électricité (Che, Khodayar, & Shahidehpour, 2013). Selon une estimation récente du Service de recherche du Congrès, les pertes financières résultant des pannes d'électricité liées aux conditions météorologiques vont de 25 à 70 milliards de dollars par an aux États-Unis (Campbell & Lowry, 2012).

Malgré la révolution des technologies utilisées dans les réseaux électriques (smart grid), la prévision de coupures d'électricité, le rétablissement du système d'alimentation et la fonctionnalité de résilience sont toujours considérés comme des problèmes sérieux, en particulier en cas de risques météorologiques.

Cette partie suggère l'utilisation d'une architecture de système d'aide à la décision, créée principalement pour prévoir les pannes de courant et améliorer la résilience du réseau électrique, en particulier en cas d'aléas météorologiques. Le système propose l'utilisation d'autres nouvelles techniques et méthodes. Le système doit être capable de surveiller et de prévoir le comportement du réseau en cas d'aléas météorologiques puis d'émettre des alertes assez tôt pour permettre aux opérateurs et populations de prendre les mesures qui s'imposent.

1 Architecture proposée du système

Dans cette section, nous présentons notre architecture proposée du système d'aide à la décision avec ses principaux composants.

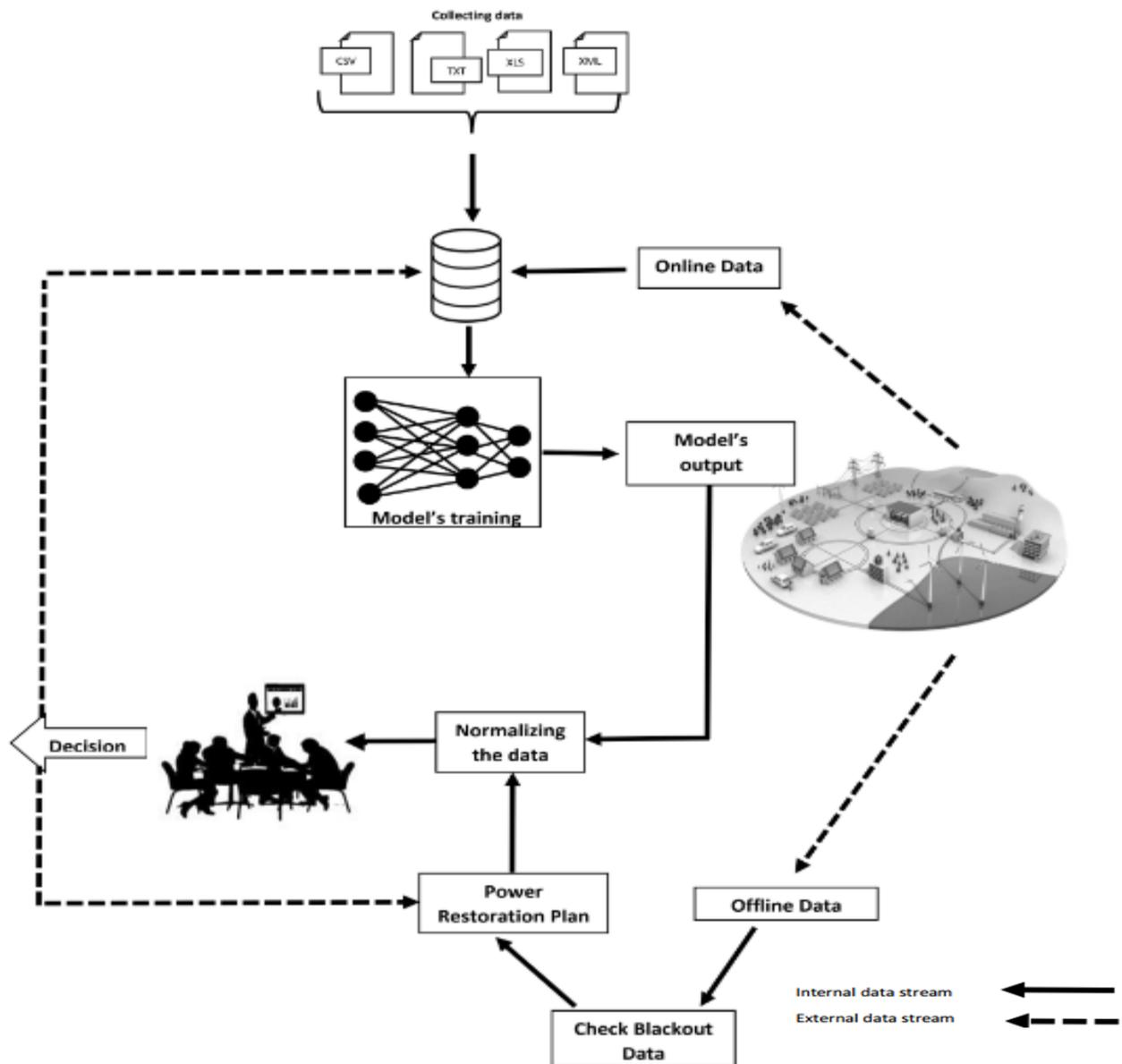


Fig 3.1 Architecture proposée

1.1 Description de l'architecture

La nouvelle architecture proposée (figure 3.1) contient deux modules principaux : le modèle ResNet et le module de plan de rétablissement de l'alimentation.

L'architecture du système d'aide à la décision proposée a pour objectif de prédire les pannes de courant imminentes dans les réseaux intelligents à l'aide de différents types de données collectées, principalement d'anciennes pannes et en plus, proposer des solutions en cas de panne de courant. La base de données contient des données historiques qui ont été collectées et préparées précédemment dans le processus de collecte de données, telles que la panne d'électricité passée (scénario). La première étape consiste à utiliser les données collectées à partir de précédentes pannes de courant et les données en ligne générées par des équipements (compteurs intelligents, unités de mesure de phaseur (PMU), différents capteurs, etc.) dans une base de données d'entraînement (training dataset). Nous formons (entraînons) d'abord le modèle de réseau résiduel (ResNet), qui représente un modèle d'apprentissage en profondeur. Les sorties présupposent l'état du réseau intelligent (normal, possibilité de black-out, dangereux ...) sur la base des données reçues (entrées). À ce stade, l'état du réseau est défini. Si le smart grid est dans un état normal, le système continue de fonctionner normalement. Cependant, si l'état du réseau électrique est anormal, il y a de fortes chances qu'une panne de courant se produise. Dans ce cas (probabilité de panne de courant), le système vérifie les événements dangereux ou anormaux (à partir des données météorologiques reçus). Si un événement dangereux existe, le système déclenche des alarmes qui apparaissent via l'interface graphique. Ces alarmes aideraient les opérateurs à empêcher la panne de courant de se produire. Le système prédit ici qu'il y a une coupure d'électricité imminente. En cas de panne d'électricité (une panne de courant a eu lieu), le système lance un plan de rétablissement de l'alimentation qui offre un soutien à la décision pendant le processus de rétablissement, ce qui aiderait les opérateurs à prendre les bonnes décisions contre ces coupures. Le système proposé enregistre l'état de panne de courant avec toutes les mesures nécessaires pour une utilisation future.

1.2 Le modèle ResNet

Comme présenté dans la revue de la littérature, les réseaux résiduels représentent un type de réseaux de neurones à convolution (CNN), conçus principalement pour reconnaître les motifs visuels directement à partir d'images en pixels avec un minimum de prétraitement. ResNet peut également être utilisé pour les ensembles de données de séries chronologiques. Les données fournies dans le réseau intelligent (mesures météorologiques) étant des séries chronologiques, le modèle de la structure utilisée est conçu à cet effet.

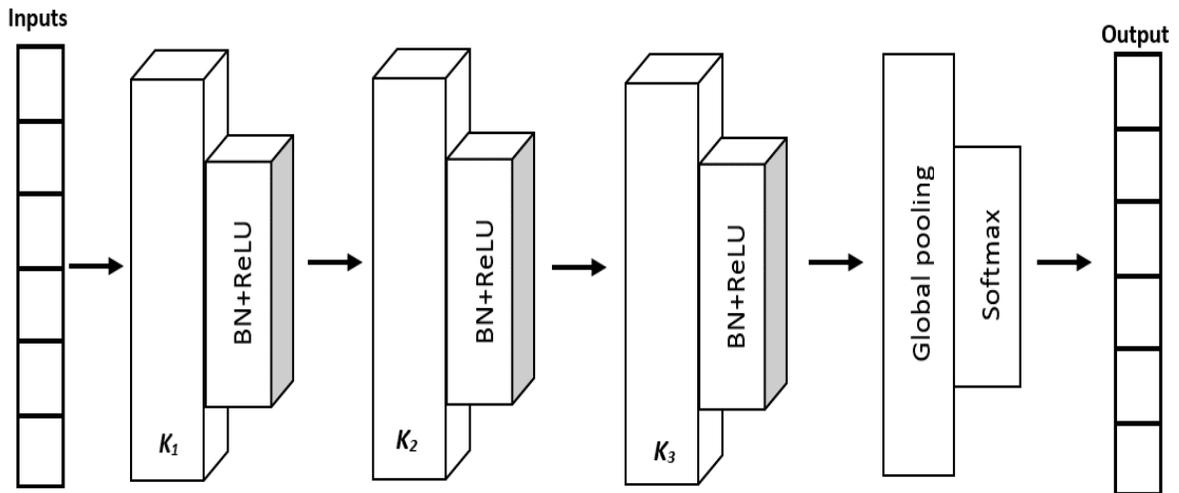


Fig 3.2 Structure de réseaux entièrement convolutionnels (FCN)

Le ResNet utilise la même construction de réseaux entièrement convolutionnels (FCN) avec une structure plus profonde. Dans les réglages de séries chronologiques, le FCN est exécuté en tant qu'extracteur d'entités. La couche softmax est responsable des sorties finales. Une couche convolutive suivie d'une couche de normalisation par lots et d'une couche d'activation d'unité linéaire rectifiée (ReLU) représente les blocs de base.

$$\begin{aligned}
 y &= \mathbf{W} \otimes x + b \\
 s &= BN(y) \\
 h &= ReLU(s)
 \end{aligned} \tag{1}$$

\otimes est l'opérateur de convolution. Les réseaux finals sont construits en empilant trois blocs de convolution de taille de filtre $K_i \{128, 256, 128\}$.

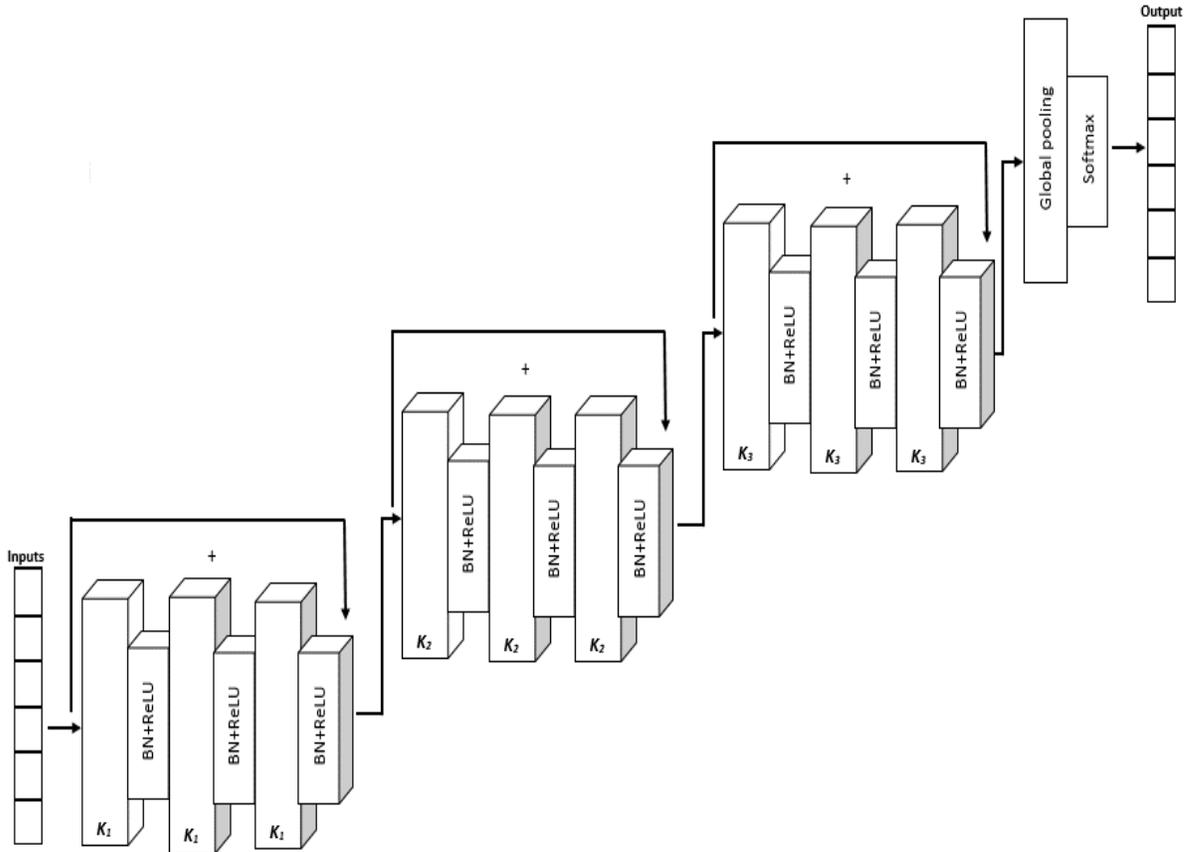


Fig 3.3 Structure du ResNet (Khediri, Laouar, & Eom, 2019a)

Le réseau ResNet étend les réseaux de neurones aux structures profondes en ajoutant la connexion d'un raccourci dans chaque bloc résiduel (figure 3.3). Les blocs de convolution de l'équation 1 sont réutilisés pour construire chaque bloc résiduel. Le bloc k indique le bloc de convolution avec le nombre de filtres k .

$$h_1 = \text{Block}_{K_1}(x)$$

$$h_2 = \text{Block}_{K_2}(h_1)$$

$$h_3 = \text{Block}_{K_3}(h_2)$$

$$y = h_3 + x$$

$$h = ReLU(y) \quad (2)$$

Le nombre de filtres $k_i = \{64, 128, 128\}$. Trois blocs résiduels empilés, suivis d'une couche de regroupement moyenne globale et d'une couche softmax constituent le ResNet final.

1.3 Plan de rétablissement de l'électricité

Le plan de rétablissement de l'électricité proposé consiste à diviser le réseau en petits réseaux. Les nouveaux sous-systèmes ne sont pas stables, le processus se poursuit jusqu'à l'obtention d'un état d'équilibre du smart grid.

La technique utilisée dans le processus de rétablissement est appelée technique de montage (Build-up), où le système est divisé en sous-systèmes ou en îlots. Les îlots formés doivent respecter les contraintes d'équilibre de charge de production d'électricité et de limite de tension. Cela peut être fait en veillant à ce que la capacité totale des générateurs de l'île soit en mesure de répondre à la demande de charge maximale de l'île. La disponibilité de générateurs Black Start (BS) dans chaque île doit également être prise en compte. Le générateur BS, qui fonctionne avec une alimentation auxiliaire, est nécessaire pour lancer le processus de remise en marche (J. Quirós-Tortós, M. Panteli, P. Wall, V. J. I. G. Terzija, Transmission, & Distribution, 2015b). Le rétablissement parallèle des îles est effectué avant de resynchroniser les îles en un système complet. Le principe de base de cette technique est de réduire le temps total de rétablissement et d'éviter que la panne du système ne se reproduise en raison de perturbations récurrentes à cause des aléas météorologiques ainsi qu'éviter les défaillances en cascade (Khediri & Laouar, 2018b).

La division du système en sous-systèmes (îles) doit respecter les contraintes suivantes (Quirós-Tortós et al., 2015b):

1. Chaque île doit avoir au moins une unité de Blackstart et les groupes de démarrage doivent être préservés.

2. Chaque île devrait avoir une capacité suffisante pour maintenir une fréquence satisfaisante en génération et charge ;

3. Chaque île devrait disposer de ressources de contrôle de tension suffisantes pour maintenir un profil de tension approprié ;

4. Les lignes de jonction entre les îles devraient toutes disposer d'un équipement de contrôle permettant de mesurer la synchronisation des îles adjacentes qu'elles séparent.

Dans le processus de division du réseau en îles nous utilisons le clustering d'agglomération (Johnson, 1967) en méthode de liaison simple (single linkage) de telle sorte à diviser le système en différentes îles (clusters). La première étape consiste à construire le tableau de contingence (également appelé tableau de dissimilarité). Il repose sur quatre variables dépendantes : a, b, c et d (Warrens, 2008), comme indiqué dans le tableau 3.1.

	2 ^{ème} Variable		
1 ^{ère} Variable	Valeur 1	Valeur 0	Totale
Valeur 1	A	B	p ₁
Valeur 0	C	D	q ₁
Totale	p ₂	q ₂	Somme p ₁ p ₂ q ₁ q ₂

Tab 3.1 Table de contingence (Khediri, Laouar, & Eom, 2019b)

Les données utilisées sont binaires, chaque île est représentée par la satisfaction/non satisfaction de chacun des critères de division du système. De plus, les attributs que nous avons sont asymétriques.

Dans la mesure de similarité, différentes distances utilisées dépendent du type de données. Pour les données binaires, le coefficient de Jaccard est utilisé.

Coefficient de Jaccard :

$$D_{Jac} = \frac{b + c}{a + b + c}$$

Considérant que : V le groupe de clusters où: $V = \{C1, C2, C3 \dots Cn\}$.

La méthode proposée en cinq étapes:

Début

Étape 1: Chaque élément (zone dans notre cas) qui a un générateur Black Start représente un cluster (île), autrement dit N éléments signifient N clusters (îles).

Étape 2 : Chaque île qui satisfait les critères précédents (ci-haut) est considérée comme île valide.

Étape 3: calculer la similarité entre les îles en utilisant le coefficient de Jaccard.

Étape 4: Fusionner la paire d'îles la plus similaire dans une seule île (cluster), ce qui signifie que nous avons maintenant $N-1$ îles. /l'une des îles de la paire est obligatoirement valide.

- Le processus de fusionnement doit commencer par les îles valides (lié directement avec le générateur), avant d'arriver aux nouvelles îles fusionnées (paire récemment fusionnées).
- Dans le cas où plusieurs îles ont la même distance (similarité), l'île qui répond au maximum de critères sera sélectionnée.
- Si plusieurs îles sont égales en termes de distances et réponse aux critères, l'île avec le générateur de plus grande capacité sera sélectionnée.
- Lorsqu'il existe toujours des îles similaires (répondant au même nombre de critères et ayant les mêmes distances), l'île la plus proche géographiquement sera sélectionnée.

Étape 5: Mettre à jour les valeurs de similarité entre le nouveau cluster et chacun des anciens clusters en prenant la plus petite valeur.

- Nouvelle Distance = $\min(D_{Jac}(Ci, V-\{Ci\}), D_{Jac}(Cj, V - \{Cj\}))$ /i, j indice de la paire.

Étape 6: Répéter les étapes 4 et 5 jusqu'à obtenir le nombre d'îles souhaité (généralement le processus va continuer jusqu'à l'obtention d'une seule île qui représente tout le système).

Fin.

Dans le processus de fusionnement, les priorités suivantes doivent être considérées :

- 1- Fusionner les îles valides (avec les îles non valides)
- 2- Fusionner les îles récemment créées et les îles non valides
- 3- Fusionner les îles récemment créées (pas d'îles valides ou non valides)

Le plan de rétablissement d'électricité proposé permet de réalimenter le réseau électrique dans un temps réduit. La division du réseau en îles et leur réalimentation en parallèle peut offrir des résultats très convaincants.

L'amélioration de la résilience des smart grids à travers un modèle prévisionnel basé sur deep learning

Cette partie de la contribution propose un modèle de prévision proactive basé sur des algorithmes de Deep learning, conçu pour prévenir les coupures électriques imminentes, arrêter les défaillances en cascade et réduire les pertes économiques éventuelles.

2 Le modèle proposé

Une architecture générale d'un système d'alerte précoce a été proposée dans une recherche antérieure (Khediri & Laouar, 2017). L'architecture proposée contient trois modules: la base de données, l'interface utilisateur et le classifieur Naive Bayes.

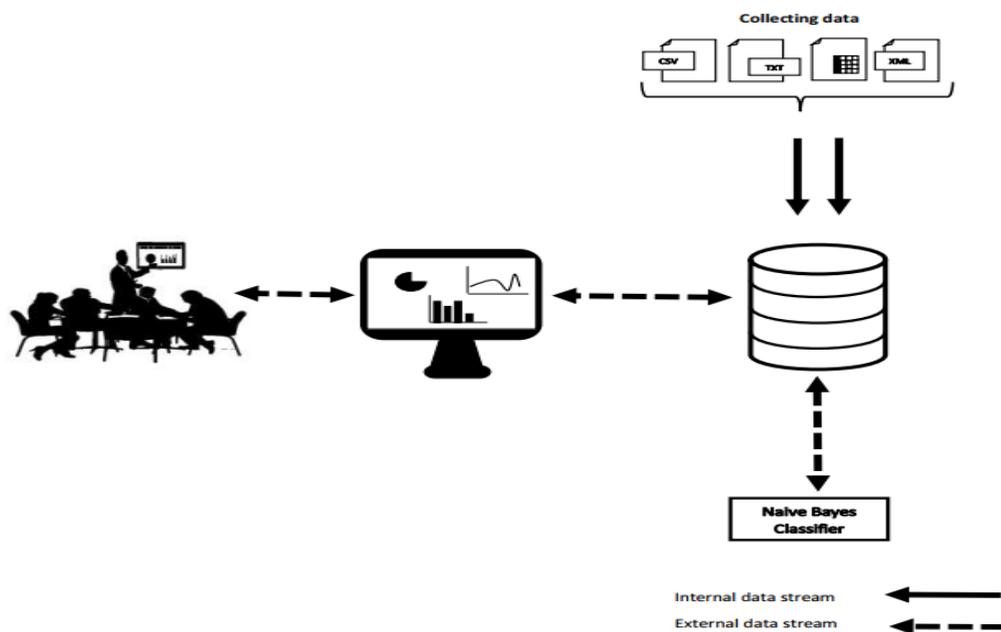


Fig 3.4 Architecture du système proposé

La base de données contient des données historiques qui ont été collectées et préparées dans le processus de collecte de données (figure 3.4), telles que la panne d'électricité antérieure (scénario) à partir desquelles des classes sont créées en fonction de l'état du réseau

intelligent (dangereux, normal...), des infrastructures, panne de transformateur et autres. De plus, l'interface utilisateur graphique doit être utilisée pour afficher les résultats obtenus.

Le module principal du nouveau modèle est le module Deep belief network (DBN), qui représente la contribution essentielle. Les deux prochaines sections sont consacrées à cette contribution.

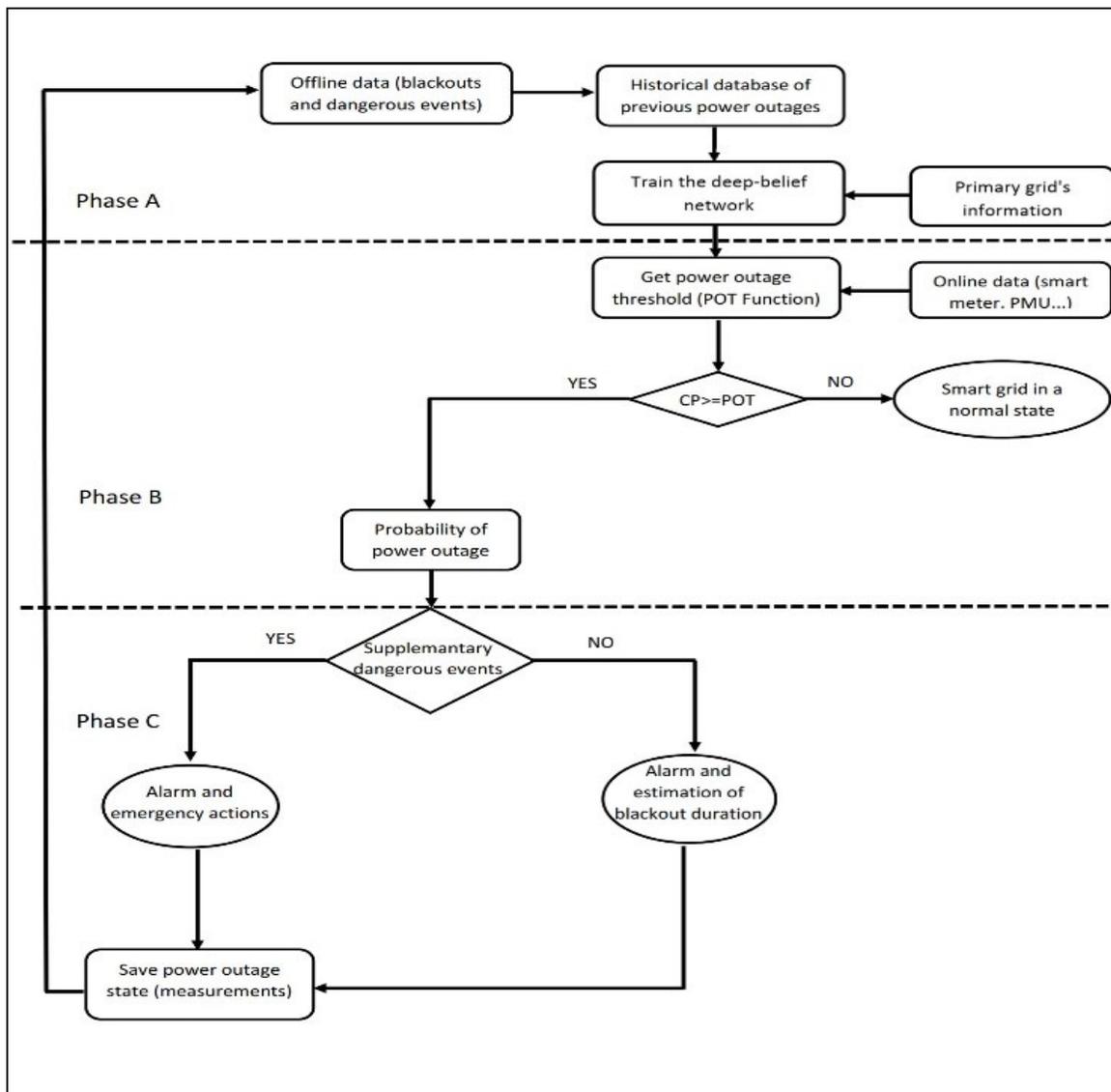


Fig 3.5 Le modèle proposé (Khediri, Laouar, & Eom, 2020)

2.1 Description du modèle

L'objectif du modèle d'alerte précoce proposé est de prédire la panne de courant imminente dans les réseaux intelligents à l'aide de différents types de données collectées, principalement acquises lors de pannes précédentes. La première étape consiste à utiliser les données collectées lors de pannes historiques précédentes (base de données historiques) pour former le réseau de croyance profond (DBN). Les sorties du DBN représentent l'état initial du réseau électrique (IPS¹⁵). Ces sorties sont utilisées avec les données en ligne générées par les équipements intelligents (compteurs intelligents, PMU, différents capteurs ...) dans le seuil de coupure de courant (POT¹⁶) pour déterminer l'état actuel du réseau électrique (PPS¹⁷). À ce stade, nous avons un POT défini. Si l'état actuel du réseau électrique est inférieur au seuil, le réseau intelligent est dans un état normal. Si, toutefois, le PPS est égal ou supérieur, il y a une forte probabilité de coupures de courant. En cas de probabilité de panne, nous devons vérifier des événements dangereux supplémentaires afin de déterminer l'état exact du réseau électrique (EPS¹⁸). S'il n'y a pas d'autres événements anormaux, le système déclenche une alarme et estime le temps d'indisponibilité. Si un événement dangereux existe, le système empêche les actions d'alarme et d'urgence. Dans les deux cas précédents, notre système proposé enregistre l'état de panne de courant avec toutes les mesures nécessaires pour les utilisations futures (figure 3.5). Le modèle est divisé en trois phases A, B et C.

2.2 Phase A

Cette phase représente le segment initial utilisé pour collecter et extraire les données nécessaires et pour former ultérieurement le réseau de conviction profond, à l'aide des données collectées.

IPS¹⁵ Initial Power State
POT¹⁶ Power Outage Threshold
PPS¹⁷ Present Power State
EPS¹⁸ Exact Power State

2.2.1 Collecte et extraction de données nécessaires

La base de données contient des données réelles sur les rapports de pannes historiques et les journaux de réparation de différentes sources. Ces données ont été collectées et préparées dans le cadre d'un processus de collecte de données. Il existe plusieurs types de données dans la base de données, telles que les pannes précédentes non planifiées (scénario) à partir desquelles nous créons des classes en fonction de l'état du réseau intelligent (dangereux, normal...), de l'infrastructure, de la panne du transformateur, etc.

2.2.2 Entraîner le réseau de croyances profond

Les réseaux de croyances profonds sont composés de machines Boltzmann restreintes (RBM¹⁹). Les RBM sont utilisés comme modèles génératifs de nombreux types de données. Leur utilisation la plus importante est de travailler en tant que modules d'apprentissage composés pour former des réseaux de croyances profonds (Hinton, 2012; Hinton, Osindero, & Teh, 2006).

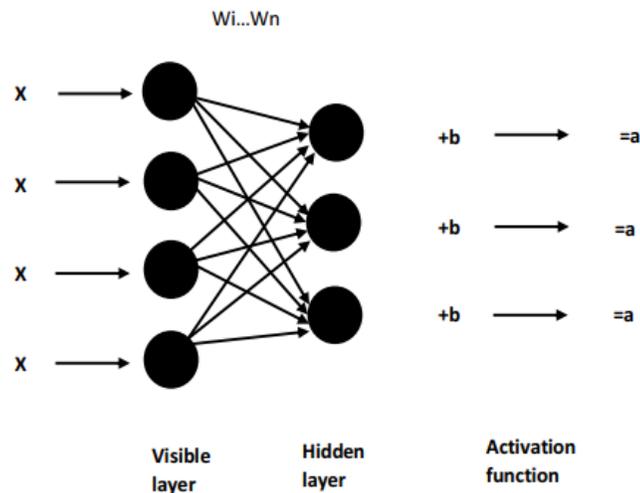


Fig 3.6 RBM contient trois couches

RBM¹⁹ Restricted Boltzmann Machine

Dans le processus de formation, le RBM reçoit un vecteur d'entrée qui passe par les deux calques, le visible et le caché. Pour chaque x multiplié par un poids distinct w , les produits sont additionnés, ajoutés à un biais b et le résultat est transmis à une fonction d'activation afin de produire la sortie du nœud (Figure 3.6).

$$\text{Activation } f(\text{weight } w * \text{input } x + \text{bias } b) = \text{input}$$

Dans notre cas, ces deux couches font partie d'un réseau de neurones plus profond (DBN). Les sorties de la couche masquée no. 1 passeraient en entrée à la couche cachée no. 2 (première couche du second RBM), et de là à travers de nombreuses couches cachées jusqu'à atteindre une couche de classification finale (Figure 3.7).

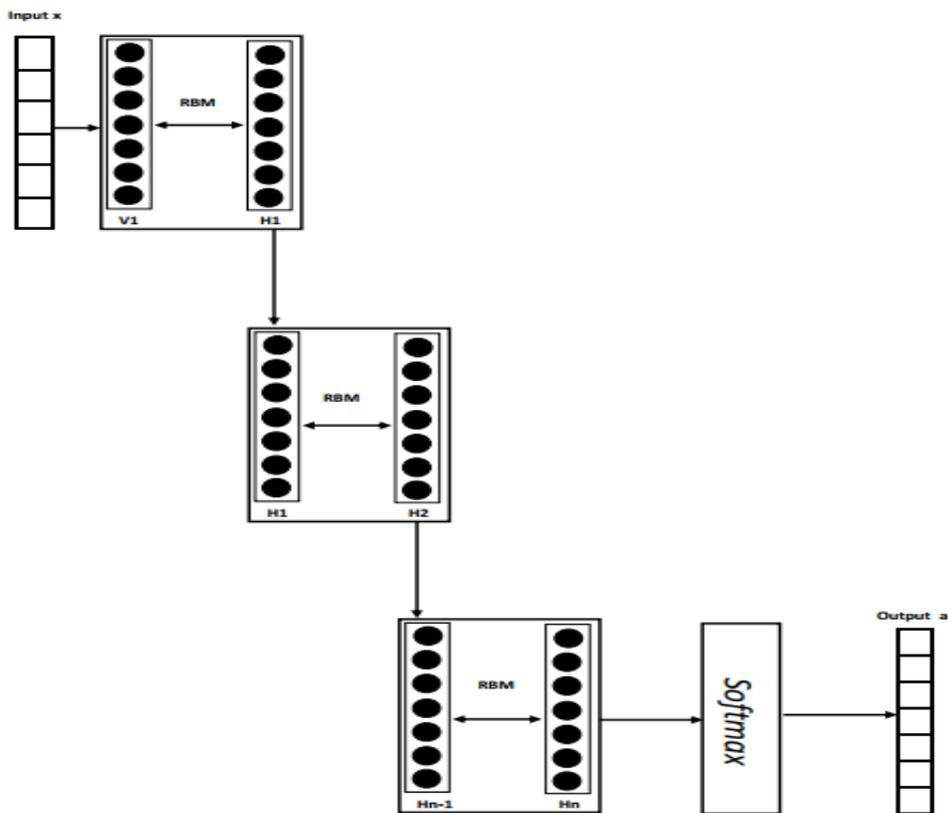


Fig 3.7 L' architecture du Deep belief network

Ce nombre de RBM se termine par une couche Softmax. Cette couche (softmax) est une fonction utilisée en tant que couche de sortie du réseau neuronal qui classe les entrées et convertit les vecteurs en probabilités de classe.

2.3 Phase B

Cette phase définit le seuil de coupure de courant, contrôle les données reçues du PMU et des capteurs, compare l'état actuel du réseau électrique au seuil calculé et décide si le réseau est dans un état normal ou non (probabilité de coupure de courant) POT.

La fonction principale du seuil de coupure de courant (POT) peut être représentée par un algorithme:

Algorithm1: POT Function

BEGIN

1: Receive new data ()

2: Get IPS (New Blackout)

3: Initialize (Threshold)

4: **WHILE** $i < N$ **DO**

5: **IF** Threshold $>$ Blackout i **THEN**

6: Threshold = Blackout i

7: **END IF**

8: $i = i + 1$

9: Check new data ()

10: Receive (updates)

11: **END WHILE**

12: POT=Threshold

13: **IF** (CP \geq POT) **AND** (IPS=Blackout) **THEN**

14: PPS= blackout prospect

15: Go to Phase C

16: **ELSE**

17: PPS=Normal state

18: **END IF**

END

La couche supérieure du réseau de croyances profond entraîné (softmax) est chargée de déterminer l'état initial du réseau électrique (IPS). Considérant l'IPS obtenu du DBN et les données reçues en ligne à partir desquelles le CP est définie, la fonction POT (algorithme 1) déterminera l'état actuel du réseau électrique (PPS) et indiquera si le réseau est dans un état normal (faible probabilité de panne d'électricité), ou non (probabilité élevée de panne de courant). Sinon, la phase C aura lieu.

2.4 Phase C

La dernière phase consiste à détecter des événements dangereux supplémentaires, à déclencher des alarmes et à proposer un plan d'action d'urgence facilitant le processus de rétablissement de l'alimentation. Les événements dangereux supplémentaires sont classés à l'aide du classificateur Naive Bayes.

2.4.1 Détection d'événements dangereux supplémentaires

Nous avons utilisé le classifieur Naive Bayes dans la classification des événements dangereux supplémentaires en prenant en compte les données reçues pendant ou après la prévision des pannes.

Théorème de Bayes (Lewis, 1998):

$$P(c|X) = \frac{P(X|c) P(c)}{P(X)}$$

$P(c|X)$ Est la probabilité antérieure (prior) de la classe

$P(X|c)$ Est la probabilité postérieure de la classe

$P(c)$ Est la vraisemblance (Likelihood)

$P(X)$ Prédicteur *de* probabilité antérieure

$$P(c|\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^n P(x_i|c)$$

Démarche

1/Calculer la probabilité à posteriori pour chaque classe: extrêmement dangereux / Dangereux / Normal...

$$P(c|x) = \frac{P(x|c)P(c)}{P(x)}$$

$$P(c|x) = \prod_{i=1}^n P(x_i|c) = P(x_1|c) \times P(x_2|c) \times P(x_3|c) \dots P(x_n|c) \times P(c)$$

2/Calculer la somme

Sum = $\sum_{i=1}^n P_i = P_1 + P_2 + P_3 + \dots + P_n$ / i: est l'indice de l'instance.

3/Calculer le pourcentage pour chaque instance

$$\text{Percentage (i)} = \frac{P_i}{\text{Sum}}$$

4/Déterminer l'état exacte du réseau électrique (EPS)

2.4.2 Plan d'actions d'urgence

En cas de panne de courant, même après des alarmes d'alerte, le système propose des suggestions et des plans d'urgence qui pourraient aider à la prise de décision en matière de rétablissement de l'alimentation et pourraient réduire la durée de la panne. Ces actions peuvent être présentées dans l'algorithme suivant (Khediri & Laouar, 2018a):

Algorithm2: Emergency plan

```
BEGIN  
  
  N = Number of feeders  
  
  Get Load (Blackout area i)  
  
  Select Nearest N feeders  
  
WHILE N > 0 DO  
  Find Max (Load (area i))  
  Find Min (Load (Feeder j))  
  Attribute (Feeder j, area i)  
  N = N-1  
  
END WHILE  
  
IF Overload (Feeder z) THEN  
  REPEAT  
    Select Nearest (Feeder z) & Min (Load (Feeder z))  
    Attribute (Feeder z, Area i)  
  UNTIL Overload (Feeder z) = False  
  
END REPEAT  
  
END IF  
  
Root power  
  
END
```

Notre stratégie d'actions d'urgence consiste à identifier les sources d'alimentation de chaque zone défectueuse et à calculer leur charge totale. L'étape suivante consiste à sélectionner les N feeders les plus proches (N représente le nombre total de feeders fonctionnels dans les zones défectueuses). Après avoir sélectionné les feeders, nous essayons de trouver la zone avec maximum de charge et le feeder qui a une charge minimale pour former le couple (zone i, feeder j), ce qui signifie qu'il faut attribuer la zone I, qui a la charge maximale, au feeder j qui charge le moins. Nous effectuons le même processus avec les autres domaines.

Pour que la nouvelle attribution et la nouvelle répartition de l'électricité soient équilibrées, nous calculons la nouvelle charge pour chaque couple. S'il y a une surcharge dans un chargeur, nous sélectionnons le plus proche avec la charge la plus faible (feeder z) et pour le nouveau couple (zone i , feeder z), nous calculons à nouveau et répétons l'opération jusqu'à éliminer toutes les surcharges sur le réseau et obtenir une grille équilibrée. Après cela, nous enracinons à nouveau l'électricité.

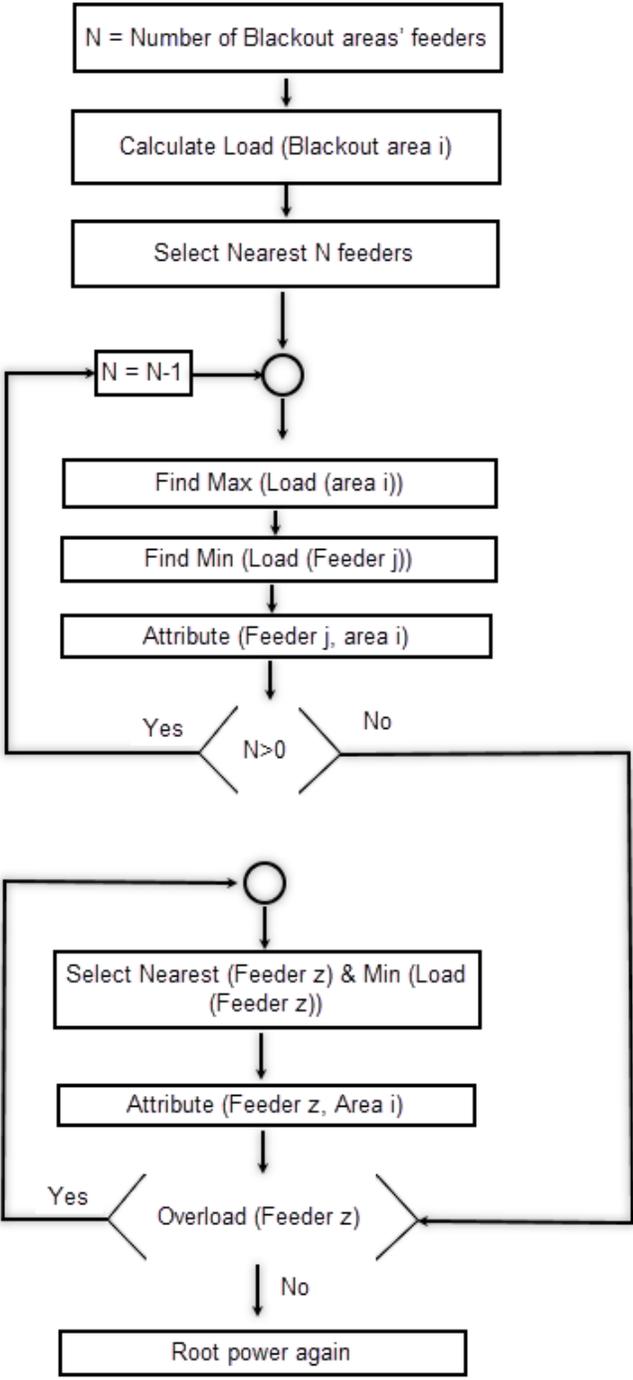


Fig 3.8 Plan d'actions d'urgence (Khediri & Laouar, 2018b)

3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté nos contributions en deux parties. La première partie intitulée : « Architecture d'un système décisionnel pour le durcissement du smart grid contre les intempéries ». Cette partie suggère l'utilisation d'une architecture d'un système d'aide à la décision, créée principalement pour prévoir les pannes de courant et renforcer la résilience du smart grid, en particulier en cas d'aléas météorologiques. Le système est capable de surveiller et de prévoir le comportement du réseau en cas d'aléas météorologiques pour permettre aux opérateurs et populations de prendre les mesures qui s'imposent.

La deuxième partie intitulée : « l'amélioration de la résilience des smart grids à travers un modèle prévisionnel basé sur deep learning » propose un modèle de prévision proactive basé sur des algorithmes d'apprentissage en profondeur, conçus principalement pour prévenir les pannes, arrêter les pannes en cascade et réduire les pertes économiques éventuelles. Le chapitre suivant présente la concrétisation des propositions et les résultats obtenus à partir des expérimentations.

Chapitre 4

Evaluation expérimentale des propositions

1 Introduction

Depuis la création du réseau électrique conventionnel, les pannes de courant constituent un problème colossal et épineux qui perturbe les opérateurs, les citoyens et les autorités publiques. Malgré la modernisation des réseaux électriques traditionnels, les coupures de courant restent également un problème dans le cas des réseaux électriques intelligents. La résilience est considérée comme un problème sérieux pour les opérateurs, un domaine très chaud et une priorité actuellement pour les chercheurs. Afin de concrétiser les propositions existantes dans le chapitre précédent qui ont comme but d'améliorer la résilience des réseaux électriques, nous présentons dans ce chapitre nos expérimentations et leurs résultats.

2 Etude de cas pour l'architecture du SAD proposé pour les aléas météorologiques

Afin de concrétiser notre proposition (Architecture d'un système décisionnel pour le renforcement du smart grid contre les intempéries), les expérimentations suivantes ont été réalisées.

2.1 Le modèle ResNet pour la prédiction

Dans nos expérimentations (tableau 4.1), nous utilisons des données réelles de comptes rendus de pannes historiques et de journaux de réparation de Seattle City Light. Le jeu de données contient plus de 63 000 interruptions imprévues et 27 paramètres (informations sur le typhon dans le village, pression barométrique, précipitations, vitesse du vent, maximum en continu 12 heures, 6 heures, nombre de pôles, coup de foudre (éclair) ...). Nous avons testé nos algorithmes sur cet ensemble de données.

Total number of items (outages)	63000
Utilisés pour entraîner le modèle	40950 (65%)
processeur	Intel (R) Core (TM) i5-760 fonctionnant à 2,80 GHz
Taille du Batch	10
Filtres	$k_i = \{64, 128, 128\}$
Learning rates	(0.1, 0.01, ..., 0.00001)

Tab 4.1 Résumé des expérimentations

Différents algorithmes d'apprentissage en profondeur sont utilisés dans nos expériences, tels que les auto-encodeurs empilés (SAE), les réseaux de neurones récurrents (RNN), les multicouches perceptrons (MLP) et autres, afin de valider notre proposition. Le même jeu de données est utilisé pour entraîner les modèles avec le même nombre d'éléments.

Modèle	labeled as 0 classified as 0	labeled as 1 classified as 1	labeled as 1 classified as 0	labeled as 1 classified as 1	Accuracy	Precision
RNN	14265	1548	1625	4612	0,8560	0,8977
MLP	16454	1032	910	3654	0,9119	0,9475
SAE	16962	590	368	4130	0,9565	0,9787
ResNet	17887	337	252	3574	0,9732	0,9861

Tab 4.2 Résultat des différents modèles.

Les résultats des expériences finales (tableau 4.2) nous donnent un taux d'exactitude de 97,32% et un taux de précision de 98,61% pour le modèle ResNet qui représente le meilleur résultat de tous les modèles.

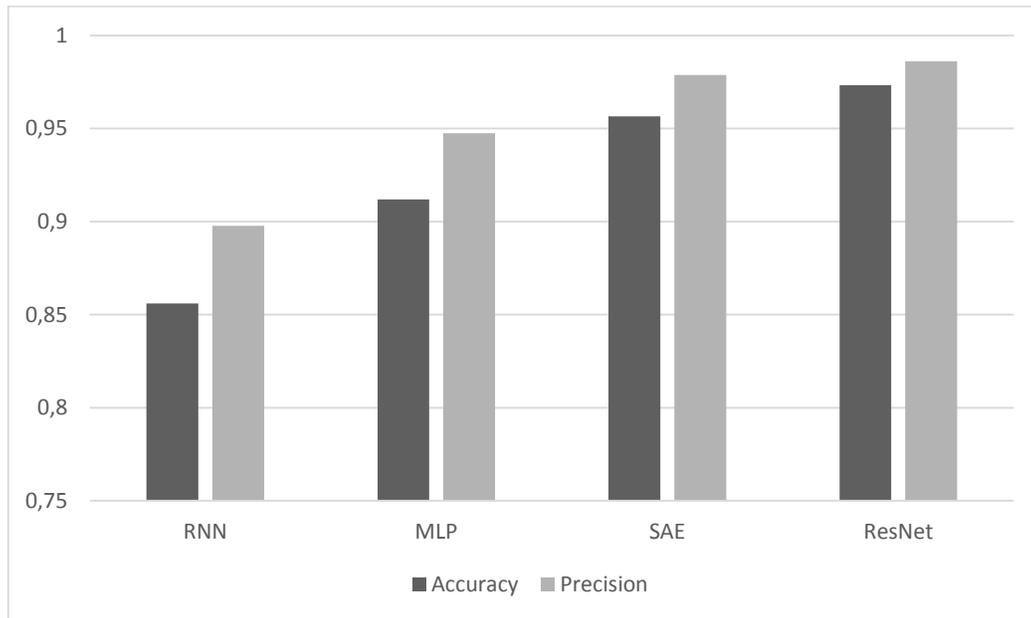


Fig 4.1 Résultats finals des modèles testés

D'après les expériences réalisées, nous pouvons affirmer que les résultats sont assez convaincants, ce qui prouve que le modèle proposé pourrait parfaitement servir à la prévision des coupures d'électricité et à l'amélioration de résilience de manière générale.

2.2 Plan de rétablissement du réseau électrique

Le rétablissement de l'électricité après une coupure présente un processus sensible. Nous avons présenté dans le chapitre précédent notre stratégie ou plan de rétablissement de l'électricité après un incident (aléa météorologique). Nous concrétisons dans cette section notre proposition.

En utilisant le système IEEE 9 Bus (figure 4.2) et dans le simulateur *Power World*, nous créons un scénario de coupure électrique. Nous supposons que le système est en coupure électrique totale et nous essayons d'appliquer notre plan de rétablissement de l'électricité. Les étapes de la simulation sont présentées ci-dessous :

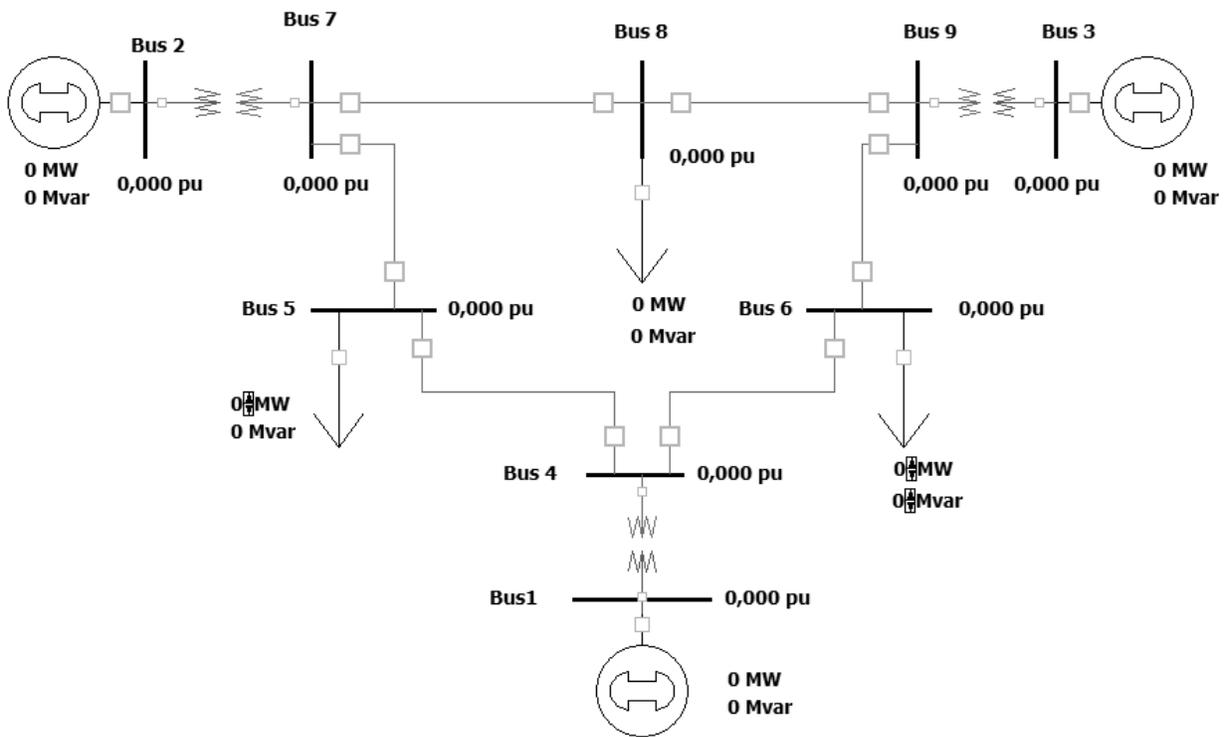


Fig 4.2 Le système IEEE 9 Bus dans le simulateur Power World

Pour mieux comprendre l'architecture du système IEEE 9 Bus la figure 4.3 représente une simplification de l'architecture.

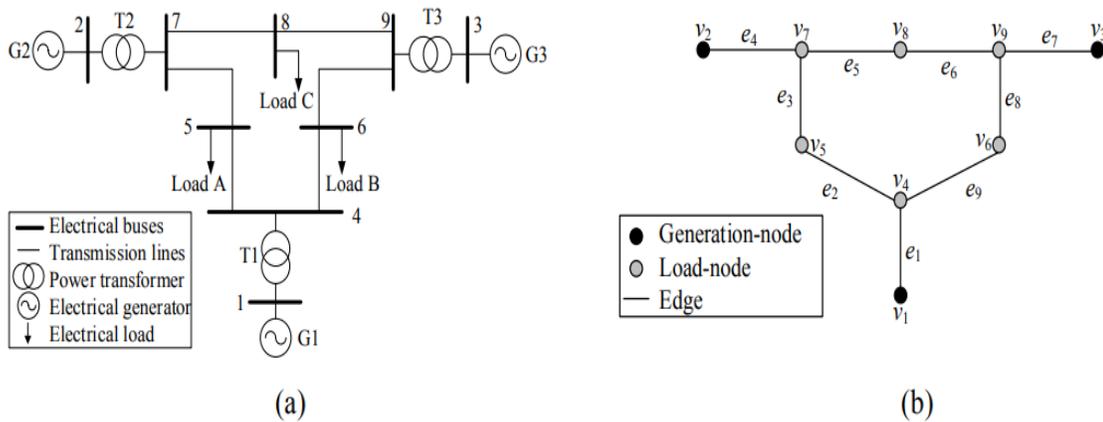


Fig 4.3 Système IEEE 9 Bus (a) Diagramme à ligne unique (b) graphe simplifié (J. Quirós-Tortós, M. Panteli, P. Wall, V. Terzija, & Distribution, 2015a)

La première étape consiste à diviser le système en îles. Dans notre cas, le système contient 3 générateurs et 6 îles (figure 4.4).

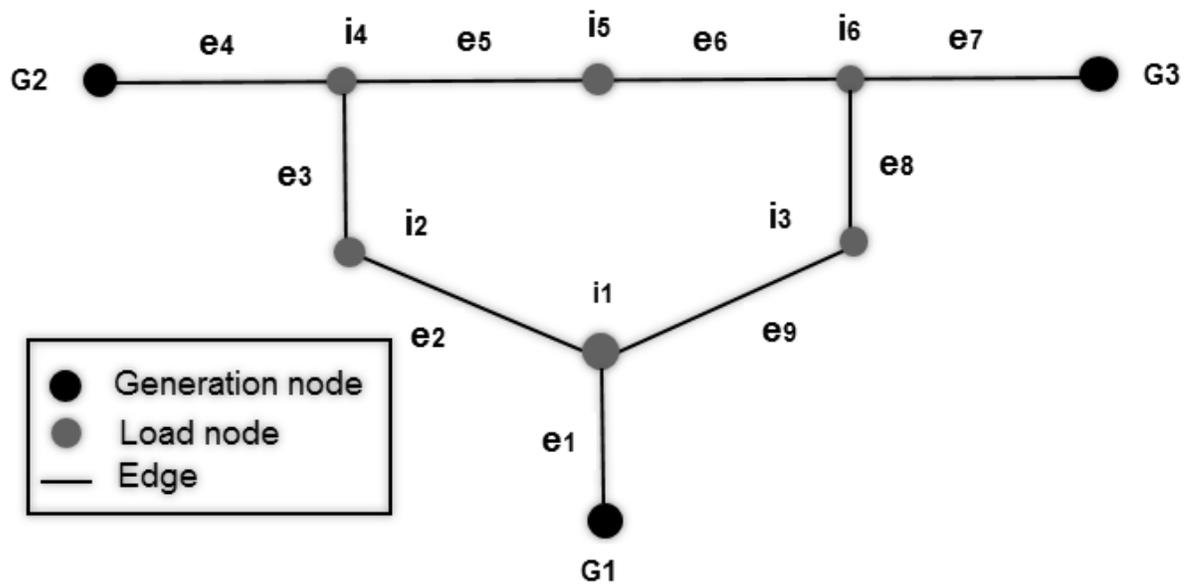


Fig 4.4 Numérotation des îles

Les îles connectées directement aux générateurs sont des îles valides. Nous avons 3 générateurs liés directement avec des îles (I_1 , I_4 et I_5), et répondent aux critères de validité, ce qui signifie que nous avons 3 îles valides.

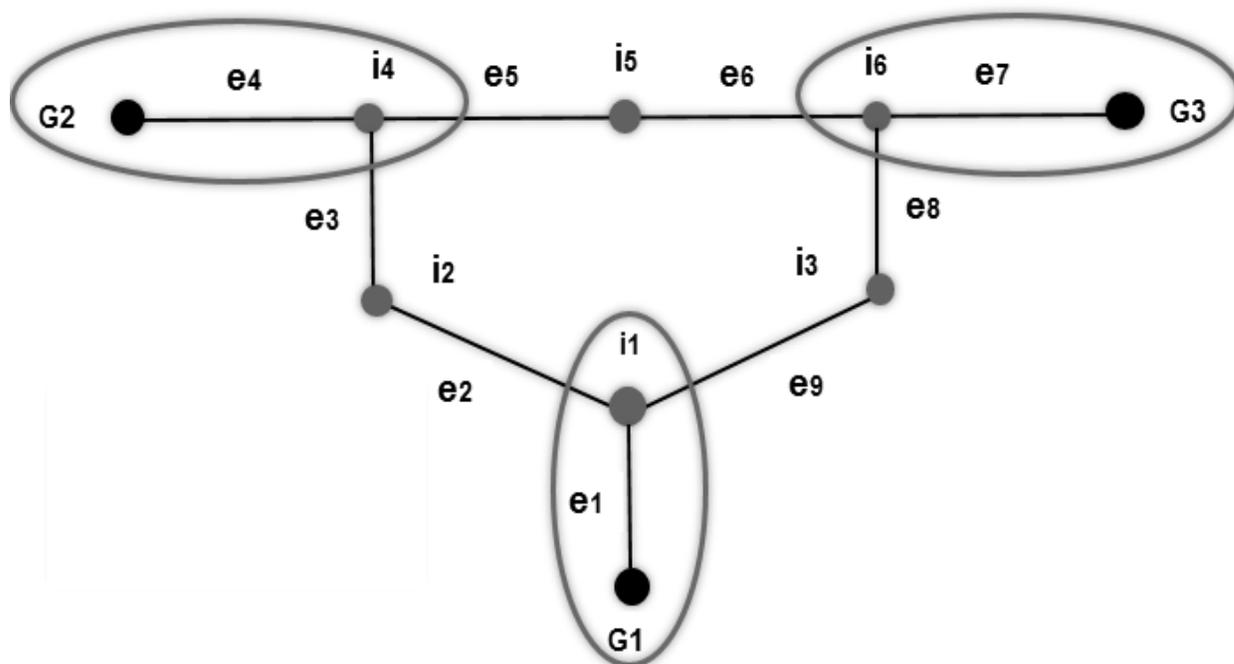


Fig 4.5 Les îles valides

Îles/Critères	C1	C2	C3	C4	C5 (Validité)
Île_1	O	O	O	O	O
Île_2	N	O	O	O	N
Île_3	N	N	O	O	N
Île_4	O	O	O	O	O
Île_5	N	N	O	N	N
Île_6	O	O	O	O	O

Tab 4.3 Satisfaction des critères par les îles

L'étape suivante consiste à calculer la distance entre les îles en utilisant le coefficient de Jaccard. La distance ici ne signifie pas la distance géographique mais plutôt la similarité. Nous construisons d'abord la table de contingence.

		Île_2		Somme
		1	0	
Île_1	1	3	2	5
	0	0	0	0
Somme		3	2	5

Tab 4.4 Table de contingence

$$D(\hat{I}e_1, \hat{I}e_2) = \frac{b + c}{a + b + c} = \frac{2 + 0}{3 + 2 + 0} = \frac{2}{5} = 0.4$$

La distance entre Île_1 et Île_2 est 0.4

La même procédure pour tous les couples d'îles.

$$D(\hat{I}e_1, \hat{I}e_3) = \frac{3 + 0}{2 + 3 + 0} = \frac{3}{5} = 0.6$$

$$D(\hat{I}e_1, \hat{I}e_4) = \frac{0 + 0}{5 + 0 + 0} = \frac{0}{5} = 0$$

$$D(\hat{I}e_1, \hat{I}e_5) = \frac{4 + 0}{1 + 4 + 0} = \frac{4}{5} = 0.8$$

$$D(\hat{I}e_1, \hat{I}e_6) = \frac{0 + 0}{5 + 0 + 0} = \frac{0}{5} = 0$$

$$D(\hat{I}e_2, \hat{I}e_3) = \frac{1 + 0}{2 + 1 + 0} = \frac{1}{3} = 0.3$$

$$D(\hat{I}e_2, \hat{I}e_4) = \frac{0 + 2}{3 + 0 + 2} = \frac{2}{5} = 0.4$$

$$D(\hat{I}e_2, \hat{I}e_5) = \frac{2 + 0}{1 + 2 + 0} = \frac{2}{3} = 0.67$$

Îles	Île_1	Île_2	Île_3	Île_4	Île_5	Île_6
Île_1	-	0.4	0.6	0	0.8	0
Île_2		-	0.3	0.4	0.67	0.4
Île_3			-	0.6	0.5	0.6
Île_4				-	0.8	0
Île_5					-	0.8
Île_6						-

Tab 4.5 Table des distances

L'étape suivante consiste à regrouper les îles les plus proches ou l'une des îles qui soit valide. Plusieurs îles ont les mêmes distances (île_1, île_2), (île_2, île_4) et (île_2, île_6), dans ce cas on prend la paire qui satisfait le maximum de critères (île_1, île_2). Nous remarquons dans la table des distances que la distance entre l'île_1, l'île_4 et l'île_6 est 0 (ce qui répond à tous les critères) et la distance entre l'île_2, l'île_3 est 0.3, ces distances représentent les distances les plus courtes, mais on ne va pas les prendre en considération car le critère de regroupement exige la validité de l'une des îles. Les paires (île_1, île_2), (île_2, île_4) et (île_2, île_6) sont refusées car toutes les îles sont valides, la paire (île_2, l'île_3) est refusée car les deux ne sont pas valides.

Îles	(Île_1, Île_2)	Île_3	Île_4	Île_5	Île_6
(Île_1, Île_2)	-	0.3	0	0.67	0
Île_3		-	0.6	0.5	0.6
Île_4			-	0.8	0
Île_5				-	0.8
Île_6					-

Tab 4.6 Table des distances après la première phase

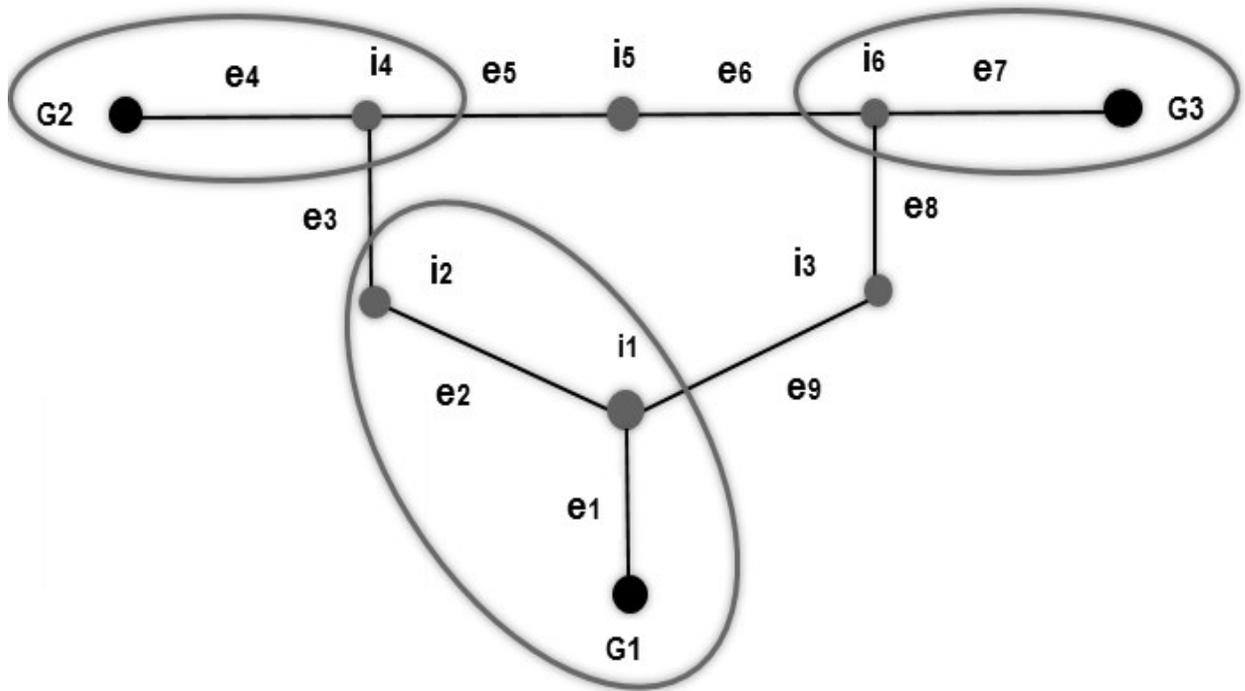


Fig 4.6 Le réseau après la première phase

De la même façon, on prend la paire qui possède une île valide avec la plus courte distance. Dans ce cas deux paires sont similaires en termes de distance et de nombre de critères (île_4, île_3), (île_6, île_3). La paire (île_6, île_3) est fusionnée à cause de la liaison directe de l'île_6 et l'île_3 (malgré la capacité élevée du générateur G2).

Îles	(Île_1, Île_2)	(Île_6, Île_3)	Île_4	Île_5
(Île_1, Île_2)	-	0.3	0	0.67
(Île_6, Île_3)		-	0	0.5
Île_4			-	0.8
Île_5				-

Tab 4.7 Table des distance après la deuxième phase

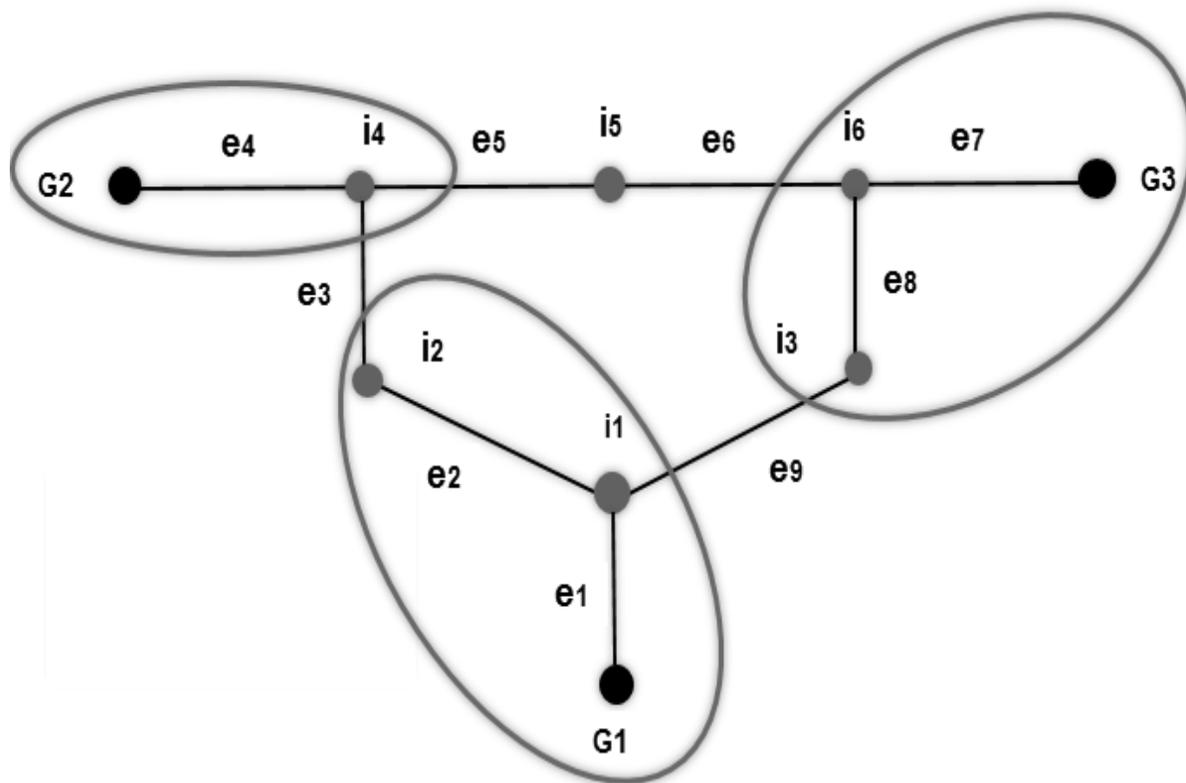


Fig 4.7 Réseau après la deuxième phase

La priorité de fusionnement nous oblige à fusionner dans cette étape la paire (île_4, île_5) avec la distance 0.8 (bien qu'elle semble la plus grande valeur)

Îles	(Île_1, Île_2)	(Île_6, Île_3)	(Île_4, Île_5)
(Île_1, Île_2)	-	0.3	0
(Île_6, Île_3)		-	0
(Île_4, Île_5)			-

Tab 4.8 Table des distances après la troisième phase

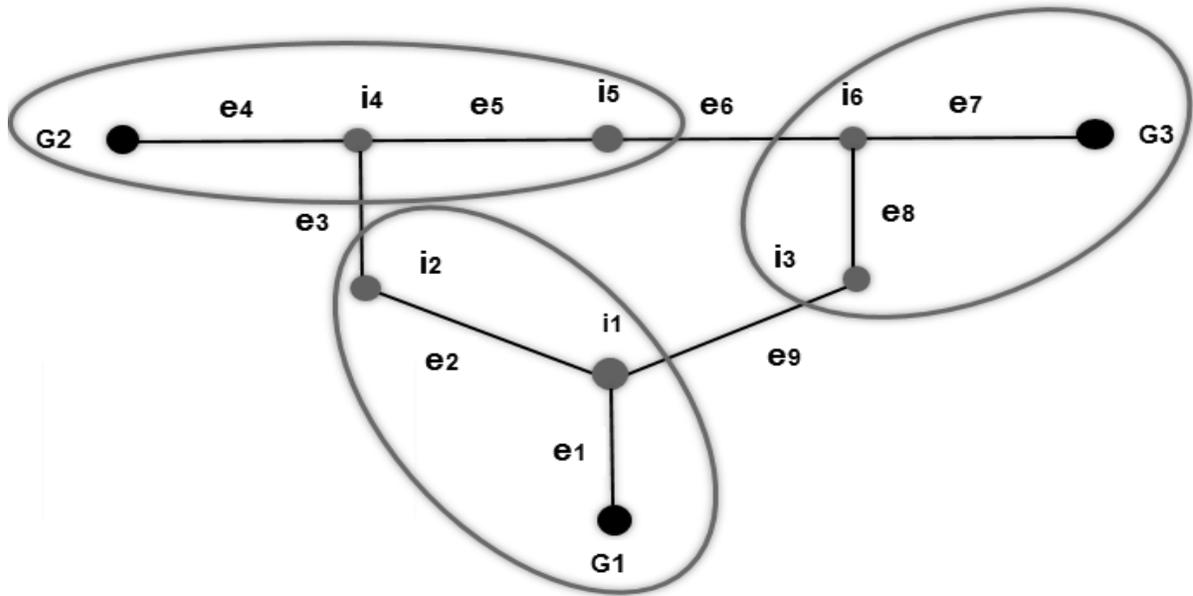


Fig 4.8 Réseau après la troisième phase

A ce stade, le réseau est réalimenté entièrement avec trois îles (sous-systèmes). Il n'existe plus de zone en noir dans le réseau ce qui signifie que le problème est résolu et le rétablissement de l'électricité a eu lieu avec succès. L'étape suivante consiste à fusionner les îles triées afin d'obtenir le système entier.

A ce stade, il n'existe plus de priorité, nous avons trois îles récemment créées, on doit donc respecter les distances présentes dans le tableau. Le processus commence par le fusionnement de la paire (île_1, île_2) et celle (île_4, île_5) qui ont la distance 0, ensuite cette dernière île ((île_1, île_2) et (île_4, île_5)) sera fusionnée avec (île_6, île_3) ce qui nous donne le système entier.

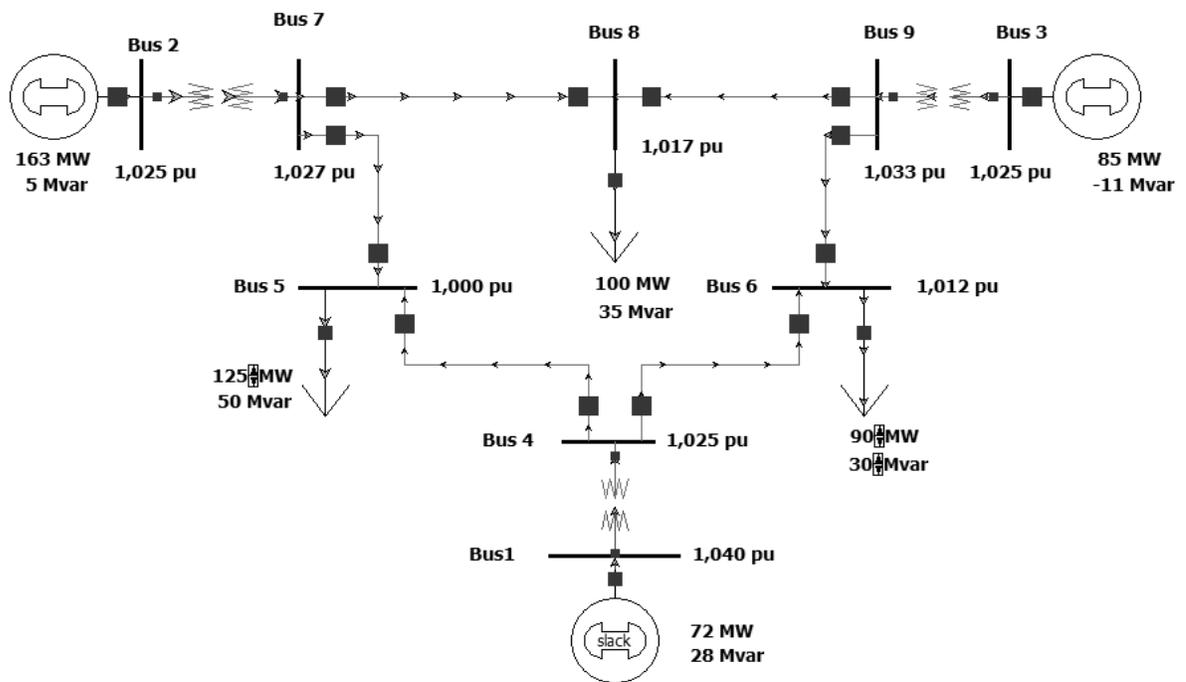


Fig 4.9 Le système IEEE 9 Bus après le rétablissement de l'électricité

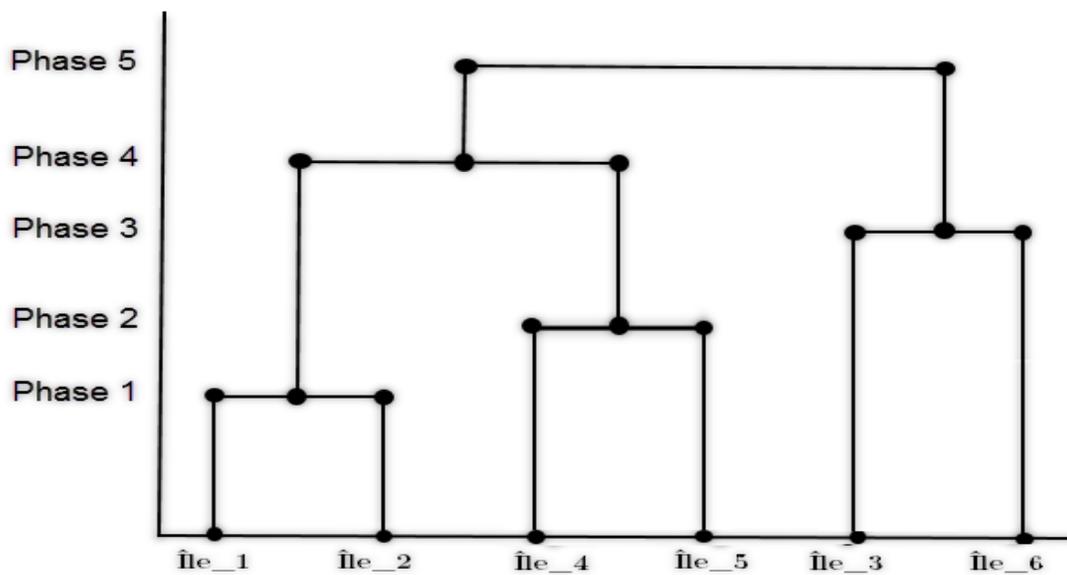


Fig 4.10 Dendrogramme fusionnement

La stratégie de rétablissement est appliquée sur les systèmes IEEE 39 Bus et IEEE 118 Bus et est comparée avec d'autres méthodes et stratégies dans la littérature ((Abu Talib, Mokhlis, Abu Talib, Naidu, & Suyono, 2018), (Quirós-Tortós & Terzija, 2013), (Lin et al., 2011), (Liu et al., 2015)). Bien que les résultats obtenus pour le système IEEE 39 Bus ne fussent pas meilleurs que les résultats des autres approches (tab 4.11), ils étaient prometteurs.

Méthode	(Abu Talib et al., 2018)	(Quirós-Tortós & Terzija, 2013)	(Lin et al., 2011)	(Liu et al., 2015)	Méthode proposée
Temps écoulé	195 min	195 min	195 min	165 min	190 min

Tab 4.9 Résultats obtenus sur le système IEEE 39 Bus

Le temps écoulé ici est le temps nécessaire pour rétablir l'électricité dans le système entier après une coupure (blackout) totale.

Le deuxième système est l'IEEE 118 Bus qui est évidemment plus complexe que le premier. Comme nous l'avons mentionné précédemment, les résultats étaient prometteurs, la méthode proposée cette fois obtient les meilleurs résultats avec 10 min de moins comparé à ceux de (Abu Talib et al., 2018) qui obtient 360 min et 25 min de moins de ceux de (Tortós & Terzija, 2012), (Quirós-Tortós, Wall, Ding, & Terzija, 2014) et (Wang, Vittal, & Sun, 2010) qui obtiennent 375 min.

Méthode	(Abu Talib et al., 2018)	(Tortós & Terzija, 2012)	(Quirós-Tortós et al., 2014)	(Wang et al., 2010)	Méthode proposée
Temps écoulé	360 min	375 min	375 min	375 min	350 min

Tab 4.10 Résultats obtenus sur le système IEEE 118 Bus

Ces résultats prouvent que la méthode de rétablissement proposée peut offrir des résultats assez convaincants et peut être utilisée par les réseaux de distribution d'électricité à tous les niveaux.

3 Etude de cas pour le modèle proposé basé deep learning

Pour concrétiser notre proposition, les outils suivants ont été utilisés :

1. Ubuntu 14.04 (LTS) le fameux système d'exploitation open source qui utilise le noyau Linux 3.13 disponible sur le site officiel d'Ubuntu.

2. MySQL 5.7. Système de gestion de base de données relationnelle (SGBDR) open source qui représente l'une des meilleures versions de cette base de données open source populaire qui fournit de nouveaux ensembles de fonctionnalités avancées.

3. IntelliJ IDEA, un environnement de développement intégré (IDE) pour les développeurs Java EE. Nous avons utilisé cet outil dans le développement de ce cas d'étude. Cet outil permet aux développeurs de travailler avec leur API et de configurer des réseaux de neurones.

4. Bibliothèques de projets DL4J Deeplearning4j, est une boîte à outils basée sur Java pour la création, la formation et le déploiement de réseaux neuronaux profonds, de régressions et de KNN.

5. Maven, est un outil de gestion de la dépendance et de génération automatique de projets Java. Il fonctionne bien avec les IDE tels que IntelliJ et permet d'installer facilement les bibliothèques de projets DL4J.

6. Git est un logiciel de gestion de version décentralisée. C'est un logiciel gratuit créé par Linus Torvalds, l'auteur du noyau Linux.

Un autre outil que nous avons utilisé est Weka. C'est une collection d'algorithmes d'apprentissage automatique pour les problèmes de data mining. Les algorithmes peuvent être appliqués directement à un jeu de données ou appelés à partir de codes Java. Nous avons intégré le plug-in Weka dans IntelliJ IDEA pour utiliser les algorithmes d'apprentissage automatique existants.



Fig 4.11 Outils utilisés dans le développement

3.1 Expérimentations

Dans nos expériences, nous utilisons des données réelles de rapports de pannes historiques et de journaux de réparation de Seattle City Light. L'ensemble de données (différent du premier jeu de données) comprend des données réelles sur les coupures de courant historiques qui ont été collectées et préparées précédemment. Cet ensemble de données contient plus de 40000 éléments de données (interruptions imprévues) sur deux classes (sorties) et 27 entités (paramètres). L'ensemble des fonctionnalités comprend un mélange de nombres réels, d'entiers et de valeurs binaires. Ces fonctionnalités sont les entrées pour former (entraîner) le modèle. De nombreuses caractéristiques sont pertinentes pour cet ensemble de données incluant le nombre de zones affectées dans le village à cette époque, des informations sur les pôles, telles que le type de pôles et le nombre total de pôles, ainsi que des informations sur le terrain des zones touchées (villes et villages).

Avant de discuter les expérimentations et les paramètres utilisés, nous devons d'abord définir les deux concepts époque et batch (epochs and batches). Une époque dans le deep

learning, c'est lorsqu'un ensemble de données ENTIER n'est passé en avant et en arrière à travers le réseau de neurones qu'une seule fois. Le batch est le nombre total d'exemples d'entraînement (formation) présents dans un seul lot.

En utilisant ces paramètres, le code développé s'applique à 100 époques de pré-training en utilisant des mini-batches de taille 10. Nous avons utilisé un taux d'apprentissage de 0,1 (tableau 4.11). Le réseau de croyances profond contient trois couches cachées. Grâce à des arrêts précoces (early stopping), la configuration actuelle a obtenu les résultats après 45 époques (Figure 4.12).

Sur un processeur Intel (R) Core (TM) i5-760 fonctionnant à 2,80 GHz, le pré-training prenait 619 secondes avec une moyenne de 2,06 secondes / (couche * époque). Le réglage fin ne prend que 102 secondes, soit environ 2,27 secondes / époque.

Paramètre	Valeur
Nombre total d'échantillons	42406
Nombre d'échantillons d'entraînement	27564 (65%)
Taille du Batch	10
Learning rate	(0.1, 0.01, ..., 0.00001)
Nombre de couches cachées	3
Temps de pre-training (S)	619
Temps de Fine tuning (S)	102

Tab 4.11 Résumé de l'expérimentation (Khediri et al., 2020)

Les hyper-paramètres ont été sélectionnés en optimisant l'erreur de validation. Nous avons testé les taux d'apprentissage entre $\{0.1, \dots, 0.00001\}$. Aucune régularisation, hormis l'arrêt anticipé, n'a été utilisée.

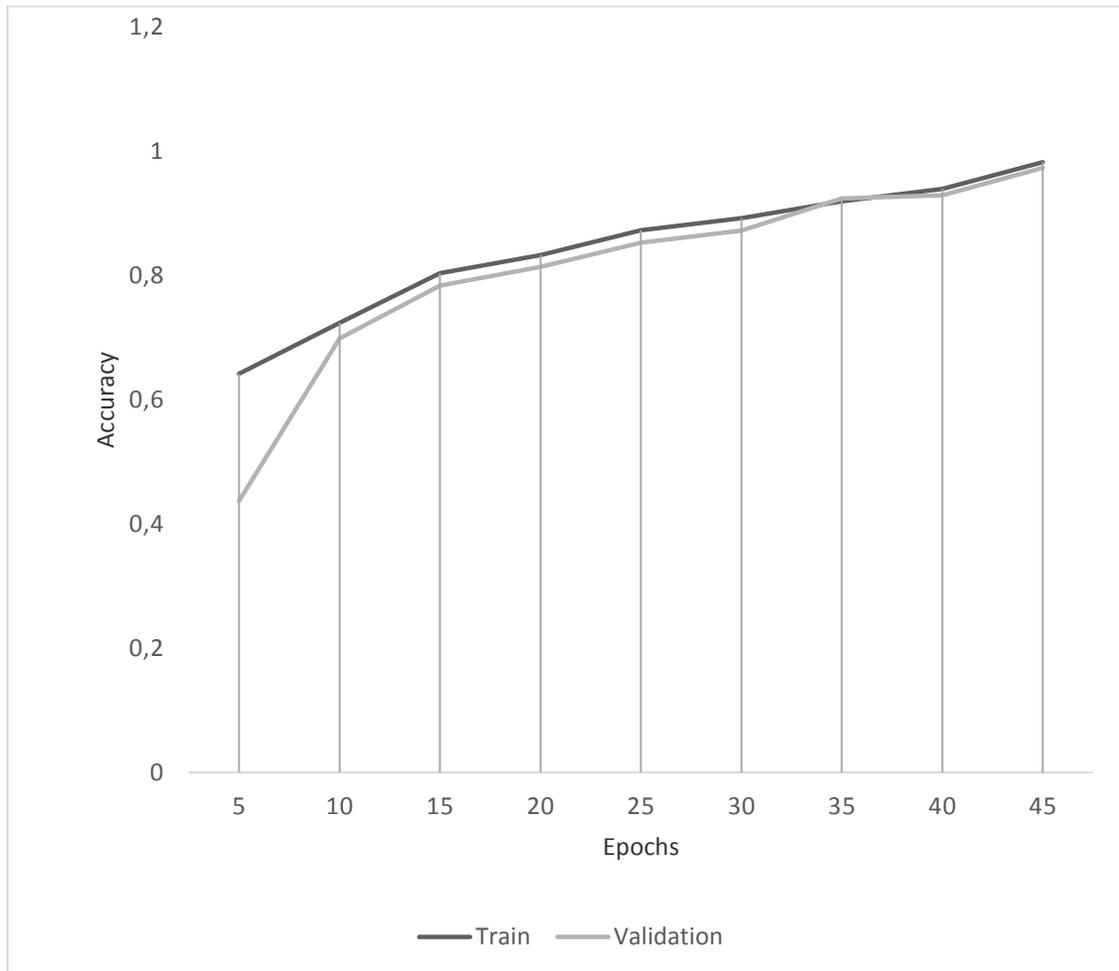


Fig 4.12 Evolution des résultats

Différents algorithmes d'apprentissage machine et d'apprentissage en profondeur sont également utilisés dans nos expériences telles que Random forest, Bayesian Net et d'autres afin de valider notre proposition. Le même jeu de données est utilisé pour former les modèles avec le même nombre d'instances. Nous avons calculé l'exactitude et la précision pour chaque modèle.

Algorithm (Model)	labeled as 0 classified as 0	classified as 1	labeled as 0	classified as 0	labeled as 1 classified as 1	Accuracy	Precision
Random forest	12812	34	414	1582	0.9698	0.9687	
Deep belief Nets	12838	22	389	1593	0.9730	0.9706	
Bayesian Nets	12795	39	424	1584	0.9688	0.9679	
Decision Tree	12794	47	425	1576	0.9682	0.9678	

Tab 4.12 Résultat final des expérimentations (Khediri et al., 2020)

Les résultats des expériences (figure 4.13) démontrent un taux d'exactitude de 97,30% et un taux de précision de 97,06% pour le modèle de réseaux de croyances profondes qui offre les meilleurs résultats par rapport aux autres modèles (tableau 4.12).

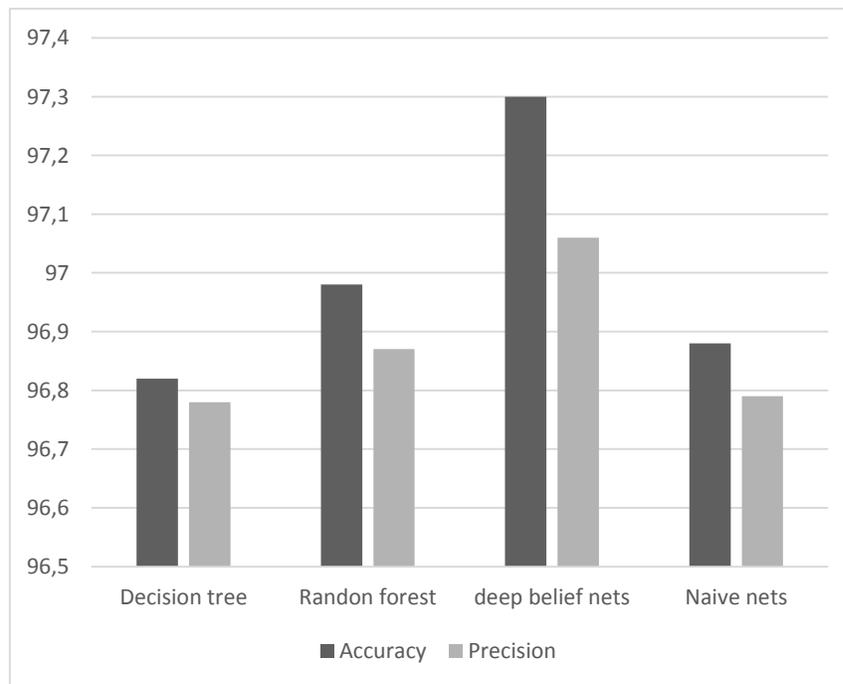


Fig 4.13 Résultats obtenus (Khediri et al., 2020)

3.2 Discussion

La division du modèle proposé en trois phases et la détermination de l'état de leur réseau électrique périodique ont une influence majeure sur les résultats obtenus. Contrairement aux méthodes proposées précédemment, qui n'avaient qu'un état final essentiellement basé sur les sorties du modèle, notre modèle proposé comporte trois états différents (IPS, PPS et EPS). Déterminer l'IPS en phase A et l'utiliser ensuite pour déterminer le PPS en phase B afin de réaliser enfin l'EPS en phase C a un impact considérable sur la précision de la prévision de la panne d'électricité imminente et sur les résultats obtenus en général.

De plus, l'utilisation de DBN dans la détermination de l'IPS joue un rôle important dans l'obtention des résultats de la recherche. Contrairement à d'autres types de modèles tels que les réseaux convolutifs, dans lesquels les premières couches détectent des modèles simples et que les couches ultérieures les recombinent, chaque RBM du DBN apprend la totalité de l'entrée. Cependant, un DBN fonctionne généralement en ajustant avec précision l'ensemble de l'entrée au fur et à mesure de l'amélioration du modèle. De plus, les DBN sont très techniques et ne nécessitent qu'un petit jeu de données étiqueté, ce qui est important pour les applications réelles.

Les résultats obtenus à partir des expériences réalisées sont assez convaincants, surtout par rapport aux autres modèles et méthodologies proposés. Les chercheurs (Eskandarpour & Khodaei, 2016), (Eskandarpour, Khodaei, & Arab, 2017), (K. Chen et al., 2016) et (Agrawal & Thukaram, 2013) ont obtenu respectivement des taux de précision de 89,9%, 86,4%, 92,22% et 92,06%.

Ces résultats prouvent que le modèle proposé peut parfaitement être utilisé pour prévoir les pannes d'électricité.

Bien que ce modèle offre de bons résultats (avec les configurations actuelles) en matière de prédiction de blackout, il doit encore être amélioré, ce qui peut être réalisé en travaillant davantage sur les étapes de pré-training et de réglage des couches.

De toute évidence, des recherches supplémentaires seront nécessaires pour prouver l'efficacité du modèle proposé car aucune forme de régularisation n'est utilisée en dehors de l'arrêt précoce, ni une optimisation du nombre de mises à jour préalables à la formation. De plus, d'autres modèles d'apprentissage en profondeur peuvent être utilisés pour offrir de meilleurs résultats, et améliorer la fonctionnalité de résilience dans les réseaux électriques intelligents.

Nous pouvons dire d'après les expérimentations que le système proposé peut renforcer la résilience de réseaux électrique, et offrir un support de décision pendant les phases de prédiction des coupures et de rétablissement d'électricité.

4 Conclusion

Considérant les résultats des recherches présentés dans ce chapitre, il est possible de conclure que nos propositions peuvent parfaitement servir à améliorer la résilience des smart grids et que les méthodes utilisées (réseau de croyances profond DBN, ResNet et rétablissement de l'électricité) représentent des outils puissants pouvant fournir des résultats plausibles.

Bien que nous ayons obtenu de bons résultats (avec les configurations actuelles) en matière de prédiction de blackout et de rétablissement de l'électricité, ils doivent encore être améliorés.

De toute évidence, des recherches supplémentaires seront nécessaires pour prouver l'efficacité des propositions. De plus, d'autres modèles d'apprentissage en profondeur peuvent être utilisés pour offrir de meilleurs résultats, qui peuvent améliorer la fonctionnalité de résilience dans les réseaux électriques intelligents.

Conclusion générale et perspectives

1 Conclusion

Depuis la naissance du réseau électrique traditionnel et pendant des décennies, les pannes et les coupures de courant ont constitué un problème énorme qui a perturbé à la fois les citoyens, les opérateurs et les autorités publics. Malgré la modernisation des réseaux électriques traditionnels avec l'apparition des villes intelligentes, les coupures de courant, les pannes et la résilience généralement restent également un problème dans le cas des smart grids.

En conséquence, et afin d'assurer une plus grande résilience et un contrôle immédiat des réseaux électriques, nous avons présenté dans cette thèse deux contributions :

- 1- Architecture d'un système décisionnel pour le renforcement du smart grid contre les intempéries. Cette partie suggère l'utilisation d'une architecture de système d'aide à la décision, créée principalement pour prévoir les coupures de courant et améliorer la résilience du réseau électrique, en particulier en cas d'aléas météorologiques. Le système est capable de surveiller et de prévoir le comportement du réseau en cas d'aléas météorologiques puis d'émettre des alertes assez tôt pour permettre aux opérateurs et populations de prendre les mesures qui s'imposent. En outre, le système offre une assistance pendant le processus de rétablissement d'électricité. Dans nos expérimentations, nous utilisons des données réelles de comptes rendus de pannes historiques et de journaux de réparation de Seattle City Light. Le jeu de données contient plus de 63 000 interruptions imprévues et 27 paramètres (informations sur le typhon dans le village, pression barométrique, précipitations, vitesse du vent, maximum en continu 12 heures, 6 heures, nombre de pôles, coup de foudre ...). Les résultats obtenus sont assez convaincants, ce qui prouve que le modèle proposé qui est basé ResNet pourrait parfaitement servir à la prévision des coupures d'électricité. Pour le processus de rétablissement, le système est testé sur 3 systèmes différents IEEE 9 Bus, 39 Bus et 118 Bus. Les résultats de stratégie proposée étaient très prometteurs et très satisfaisants.

- 2- L'amélioration de la résilience des smart grids à travers un modèle prévisionnel basé deep learning. Le modèle proposé est conçu pour la prévision des coupures imminentes de courant, arrêter les défaillances en cascade et réduire les pertes économiques éventuelles.

Le modèle proposé est testé sur une base de données réelle qui contient plus de 40000 éléments de données (interruptions imprévues). Les résultats obtenus à partir des expériences réalisées sont assez convaincants, surtout par rapport aux autres modèles et méthodologies proposés tels que Random forest, Réseaux bayésiens, les arbres de décisions et autres. Ces résultats prouvent que le modèle proposé peut parfaitement être utilisé pour prévoir les pannes d'électricité.

Bien que nous ayons obtenu de bons résultats (avec les configurations actuelles) en matière de prédiction de blackout et de rétablissement de l'électricité, ces derniers doivent encore être améliorés.

2 Perspectives

De toute évidence, des recherches supplémentaires seront nécessaires pour prouver l'efficacité des propositions. De plus, d'autres modèles de deep learning peuvent être utilisés pour offrir de meilleurs résultats, qui peuvent améliorer la fonctionnalité de résilience dans les réseaux électriques intelligents.

Bien que les résultats obtenus dans la deuxième contribution fussent meilleurs que les résultats précédents (littérature), plusieurs autres approches étaient prometteuses pour les deux processus de prédiction des coupures imminentes et de rétablissement de système d'alimentation, le système doit être testé sur de plus grandes bases de données (prédiction) et de plus grands systèmes tel que IEEE 300 Bus (rétablissement d'électricité) afin d'améliorer (prouver) aussi sa scalabilité.

Dans la deuxième contribution, le modèle proposé doit encore être amélioré, ce qui peut être réalisé en travaillant davantage sur les étapes de pré-training et de réglage des couches car aucune régularisation, hormis l'arrêt anticipé, n'a été utilisée, pas plus que l'optimisation du nombre de mises à jour de pré-training. En outre, plus d'investigations sur le plan d'urgences proposé sont requises pour prouver sa validité et sa robustesse.

La résilience représente un domaine très chaud dès la naissance des réseaux électriques. Le concept de résilience est tellement vaste et comprend plusieurs aspects tels que la sécurité. Dans cette thèse, nous n'avons pas travaillé sur cet aspect, qui représente aussi un défi pour les chercheurs. L'aspect de sécurité dans les smart grid représente un nouveau défi futur pour nous dans nos futures recherches.

Productions scientifiques

Journaux internationaux

1. Khediri, A., Laouar, M. R., & Eom, S. B. *Enhancing Resiliency Feature in Smart Grids through a Deep Learning Based Prediction Model*, Recent Advances in Computer Science and Communications (2020) 13: 1.

Doi: <https://doi.org/10.2174/2213275912666190809113945>

2. Khediri, A., Laouar, M. R., & Eom, S. B. (2019). *Improving Intelligent Decision Making in Urban Planning: Using Machine Learning Algorithms*. International Journal of Business Analytics (IJBAN), (In press).

Communications internationales

1. Khediri, A., & Laouar, M. R. (2016). *Intelligent Decision Support System Based on Machine learning Algorithms For Urban Planning*. Paper presented at the International Conference on Intelligent Computing and Decision Systems. Hammamet, Tunisia — December 26 - 28, 2016.

2. Khediri, A., & Laouar, M. R. (2017). *Prediction of breakdowns in smart grids: a novel approach*. Paper presented at the International Conference on Computing for Engineering and Sciences. Istanbul, Turkey — July 22 - 24, 2017.

Doi: <https://doi.org/10.1145/3129186.3129202>

3. Khediri, A., & Laouar, M. R. (2017). *Predicting Blackouts: a Smart Grid Early Warning System*. Paper presented in the International Conference on Software Engineering and New Technologies. Hammamet, Tunisia — December 28 - 30, 2018.

4. Khediri, A., & Laouar, M. R. (2018a). *Deep-Belief Network Based Prediction Model for Power Outage in Smart Grid*. Paper presented at the 4th ACM International Conference of Computing for Engineering and Sciences. Kuala Lumpur, Malaysia — July 06 - 08, 2018. Doi: <https://doi.org/10.1145/3213187.3287611>

5. Khediri, A., & Laouar, M. R. (2018). *Intelligent Decision Support System for Electric Power Restoration*. Paper presented at the 7th International Conference on Software Engineering and New Technologies. Hammamet, Tunisia — December 26 - 28, 2018.

Doi: <https://doi.org/10.1145/3330089.3330117>

6. Khediri, A., Laouar, M. R., & Eom, S. B. (2019). *Decision Support System Architecture for Smart grid's Hardening Against Weather Hazard*. Paper presented at the International Conference on Advanced Intelligent Systems for Sustainable Development (Springer). Marrakech, Morocco July 08 – 11, 2019.

Ateliers (Workshops)

1. Khediri Abderrazak. Getting started with big data tools. Doctoral students in computer science: workshops and practices, Tebessa, April 15- 19, 2018.
2. Khediri Abderrazak. How computer science is revolutionizing medicine? a Cambridge university experience. Doctoral students in computer science: workshops and practices, Tebessa, April 15- 19, 2018.
3. Khediri Abderrazak. Deep learning: principles, techniques and tools. Doctoral students in computer science: workshops and practices, Tebessa, April 15- 19, 2018.
4. Khediri Abderrazak. Scientific paper: how to succeed in redaction and publication? Doctoral students in computer science: workshops and practices, Tebessa, April 15- 19, 2018.
5. Khediri Abderrazak. The Islamic golden age and its impact in science and technologies. Doctoral students in computer science: workshops and practices, Tebessa, April 15- 19, 2018.
6. Khediri Abderrazak. The Smart -environments; from theory to practice. Doctoral students in computer science: workshops and practices, Tebessa, April 15- 19, 2018.

Références bibliographiques

- Abu Talib, D., Mokhlis, H., Abu Talib, M., Naidu, K., & Suyono, H. J. E. (2018). Power System Restoration Planning Strategy Based on Optimal Energizing Time of Sectionalizing Islands. *11*(5), 1316.
- Agrawal, R., & Thukaram, D. (2013). *Identification of fault location in power distribution system with distributed generation using support vector machines*. Paper presented at the 2013 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT).
- Ahmed, A., Awais, M., Naeem, M., Iqbal, M., Ejaz, W., Anpalagan, A., & Kim, H. J. I. A. (2017). Multiple power line outage detection in smart grids: probabilistic Bayesian approach. *6*, 10650-10661.
- Al-Hader, M., Rodzi, A., Sharif, A. R., & Ahmad, N. (2009a). *Smart city components architecture*. Paper presented at the 2009 International Conference on Computational Intelligence, Modelling and Simulation.
- Al-Hader, M., Rodzi, A., Sharif, A. R., & Ahmad, N. (2009b). *SOA of smart city geospatial management*. Paper presented at the 2009 Third UKSim European Symposium on Computer Modeling and Simulation.
- Anthopoulos, L., & Fitsilis, P. (2009). *From online to ubiquitous cities: The technical transformation of virtual communities*. Paper presented at the International Conference on e-Democracy.
- Belkacemi, R., Bababola, A., Zarrabian, S., & Craven, R. (2014). *Multi-agent system algorithm for preventing cascading failures in smart grid systems*. Paper presented at the 2014 North American Power Symposium (NAPS).
- Belton, V., & Stewart, T. (2002). *Multiple criteria decision analysis: an integrated approach*. Springer Science & Business Media.
- Bergaentzlé, C. (2015). *Smart grids et efficacité des systèmes électriques: instruments de régulation et impacts de la gestion de la demande*.
- Boulton, A., Brunn, S. D., Devriendt, L. J. I. h. o. g., & cities, w. (2011). 18 cyberinfrastructures and 'smart'world cities: physical, human and soft infrastructures. 198.
- Bouyssou, D., Jacquet-Lagrèze, E., Perny, P., Slowiński, R., Vanderpooten, D., & Vincke, P. (2012). *Aiding decisions with multiple criteria: essays in honor of Bernard Roy* (Vol. 44): Springer Science & Business Media.
- Brans, J.-P., & Mareschal, B. (2005). PROMETHEE methods. In *Multiple criteria decision analysis: state of the art surveys* (pp. 163-186): Springer.
- Brans, J., & Vincke, P. J. M. S. (1985). A preference ranking organisation method: The PROMETHEE method forMCDM. *31*(6), 647656.

- Burstein, F., & Holsapple, C. W. (2008). New horizons at the core of information systems: decision support system advances. In: Springer.
- Campbell, R. J., & Lowry, S. (2012). *Weather-related power outages and electric system resiliency*.
- Caragliu, A., Del Bo, C., & Nijkamp, P. J. J. o. u. t. (2011). Smart cities in Europe. *18*(2), 65-82.
- Che, L., Khodayar, M., & Shahidehpour, M. (2013). Only connect: Microgrids for distribution system restoration. *IEEE Power Energy Magazine*, *12*(1), 70-81.
- Chen, C., Wang, J., & Ton, D. (2017). Modernizing distribution system restoration to achieve grid resiliency against extreme weather events: an integrated solution. *Proceedings of the IEEE*, *105*(7), 1267-1288.
- Chen, K., Hu, J., & He, J. (2016). Detection and classification of transmission line faults based on unsupervised feature learning and convolutional sparse autoencoder. *IEEE Transactions on Smart Grid*, *9*(3), 1748-1758.
- Coe, A., Paquet, G., & Roy, J. J. S. s. c. r. (2001). E-governance and smart communities: a social learning challenge. *19*(1), 80-93.
- Companies, A. L. R. C. J. A. o. E. I. (2009). Demand Response Measurement and Verification: Applications for Load Research.
- Dirks, S., & Keeling, M. J. I. I. f. b. V. (2009). A vision of smarter cities: How cities can lead the way into a prosperous and sustainable future. *8*.
- Edvard. (2012). Smart Grid Concept and Characteristics. Retrieved from <https://electrical-engineering-portal.com/smart-grid-concept-and-characteristics>
- EPA. (2018). Energy and the Environment/Electricity Customers. Retrieved from <https://www.epa.gov/energy/electricity-customers>
- Eskandarpour, R., Khodaei, A., & Arab, A. (2017). *Improving power grid resilience through predictive outage estimation*. Paper presented at the 2017 North American Power Symposium (NAPS).
- Eskandarpour, R., & Khodaei, A. J. I. T. o. P. S. (2016). Machine learning based power grid outage prediction in response to extreme events. *32*(4), 3315-3316.
- Eskandarpour, R., & Khodaei, A. J. I. T. o. P. S. (2017). Leveraging accuracy-uncertainty tradeoff in SVM to achieve highly accurate outage predictions. *35*(1), 1139-1141.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. J. A. m. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases. *17*(3), 37-37.
- Ferber, J., & Weiss, G. (1999). *Multi-agent systems: an introduction to distributed artificial intelligence* (Vol. 1): Addison-Wesley Reading.
- Florida, R. (2002). *The rise of the creative class* (Vol. 9): Basic books New York.
- French Jr, J. R., Israel, J., & As, D. J. H. R. (1960). An experiment on participation in a Norwegian factory: Interpersonal dimensions of decision-making. *13*(1), 3-19.

- Giffinger, R., Fertner, C., Kramar, H., & Meijers, E. J. C. R. S. V. U. (2007). City-ranking of European medium-sized cities. 1-12.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*: MIT press.
- Greer, C., Wollman, D. A., Prochaska, D. E., Boynton, P. A., Mazer, J. A., Nguyen, C. T., . . . Hefner Jr, A. R. (2014). *Nist framework and roadmap for smart grid interoperability standards, release 3.6*. Retrieved from
- Gupta, S., Kambli, R., Wagh, S., & Kazi, F. J. I. T. o. I. E. (2014). Support-vector-machine-based proactive cascade prediction in smart grid using probabilistic framework. *62*(4), 2478-2486.
- Hadidi, R., & Jeyasurya, B. (2013). Reinforcement learning based real-time wide-area stabilizing control agents to enhance power system stability. *IEEE Transactions on Smart Grid*, *4*(1), 489-497.
- Haettenschwiler, P. J. Z., vdf Hochschulverlag AG. (2001). Neues anwenderfreundliches konzept der entscheidungsunterstützung. 189-208.
- Hall, R. E., Bowerman, B., Braverman, J., Taylor, J., Todosow, H., & Von Wimmersperg, U. (2000). *The vision of a smart city*. Retrieved from
- Harrison, C., Eckman, B., Hamilton, R., Hartswick, P., Kalagnanam, J., Paraszcak, J., . . . development. (2010). Foundations for smarter cities. *J IBM Journal of research*, *54*(4), 1-16.
- Hinton, G. E. (2012). A practical guide to training restricted Boltzmann machines. In *Neural networks: Tricks of the trade* (pp. 599-619): Springer.
- Hinton, G. E., Osindero, S., & Teh, Y.-W. (2006). A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural computation*, *18*(7), 1527-1554.
- Hollands, R. G. J. C. (2008). Will the real smart city please stand up? Intelligent, progressive or entrepreneurial? , *12*(3), 303-320.
- Hou, Y., Liu, C.-C., Sun, K., Zhang, P., Liu, S., & Mizumura, D. (2011). *Computation of milestones for decision support during system restoration*. Paper presented at the Power and Energy Society General Meeting, 2011 IEEE.
- Infra, F. (2018). WHAT IS A SMART CITY? Retrieved from <https://smartcitykota.com/about/>
- Inmon, W. H. (2005). *Building the data warehouse*: John wiley & sons.
- Johnson, S. C. J. P. (1967). Hierarchical clustering schemes. *32*(3), 241-254.
- Jonnalagadda, V. K. (2018, Dec 6, 2018). Sparse, Stacked and Variational Autoencoder. Retrieved from <https://medium.com/@venkatakrishna.jonnalagadda/sparse-stacked-and-variational-autoencoder-efe5bfe73b64>
- Keen, P. G. (1978). *Decisión support systems; an organizational perspective*. Retrieved from
- Keeney, R. L. (1996). *Value-focused thinking*: Harvard University Press.

- Khediri, A., & Laouar, M. R. (2017). *Prediction of breakdowns in smart grids: a novel approach*. Paper presented at the Proceedings of the International Conference on Computing for Engineering and Sciences.
- Khediri, A., & Laouar, M. R. (2018a). *Deep-Belief Network Based Prediction Model for Power Outage in Smart Grid*. Paper presented at the Proceedings of the 4th ACM International Conference of Computing for Engineering and Sciences.
- Khediri, A., & Laouar, M. R. (2018b). *Intelligent Decision Support System for Electric Power Restoration*. Paper presented at the Proceedings of the 7th International Conference on Software Engineering and New Technologies.
- Khediri, A., Laouar, M. R., & Eom, S. B. (2019a). *Decision Support System Architecture for Smart grid's Hardening Against Weather Hazard*. Paper presented at the International Conference on Advanced Intelligent Systems for Sustainable Development Marrakech, Morocco.
- Khediri, A., Laouar, M. R., & Eom, S. B. (2019b). Improving Intelligent Decision Making in Urban Planning: Using Machine Learning Algorithms. *International Journal of Business Analytics (IJBAN)*, (In press).
- Khediri, A., Laouar, M. R., & Eom, S. B. (2020). Enhancing Resiliency Feature in Smart Grids through a Deep Learning Based Prediction Model. *Recent Advances in Computer Science and Communications*, 15(1). doi:<https://doi.org/10.2174/2213275912666190809113945>
- Klein, C., & Kaefer, G. (2008). *From smart homes to smart cities: Opportunities and challenges from an industrial perspective*. Paper presented at the International Conference on Next Generation Wired/Wireless Networking.
- Kulkarni, U., Power, D. J., & Sharda, R. (2007). *Decision support for global enterprises* (Vol. 2): Springer Science & Business Media.
- Le, D. N., Le Tuan, L., Tuan, M. N. D. J. T. F., & Change, S. (2019). Smart-building management system: An Internet-of-Things (IoT) application business model in Vietnam. *141*, 22-35.
- LEA, L., & PER, N. (2015). VISION FOR SMART ENERGY IN DENMARK Research, Development and Demonstration. http://www.smartenergynetworks.dk/uploads/3/9/5/5/39555879/vision_for_smart_energy_in_denmark.pdf
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. J. n. (2015). Deep learning. *521(7553)*, 436.
- Lee, C.-p., & Wright, S. J. J. a. p. a. (2017). Using Neural Networks to Detect Line Outages from PMU Data.
- Lewis, D. D. (1998). *Naive (Bayes) at forty: The independence assumption in information retrieval*. Paper presented at the European conference on machine learning.

- Lin, Z., Wen, F., Chung, C., Wong, K., Zhou, H. J. I. g., transmission, & distribution. (2011). Division algorithm and interconnection strategy of restoration subsystems based on complex network theory. *5*(6), 674-683.
- Liu, W., Lin, Z., Wen, F., Chung, C., Xue, Y., Ledwich, G. J. I. J. o. E. P., & Systems, E. (2015). Sectionalizing strategies for minimizing outage durations of critical loads in parallel power system restoration with bi-level programming. *71*, 327-334.
- Liu, W., Lin, Z., Wen, F., Ledwich, G. J. I. G., Transmission, & Distribution. (2013). Analysis and optimisation of the preferences of decision-makers in black-start group decision-making. *7*(1), 14-23.
- Lund, H. (2014). *Renewable energy systems: a smart energy systems approach to the choice and modeling of 100% renewable solutions*: Academic Press.
- Mahizhnan, A. J. C. (1999). Smart cities: the Singapore case. *16*(1), 13-18.
- Malek, J. A. (2009). *Informative global community development index of informative smart city*. Paper presented at the Proceedings of the 8th WSEAS International Conference on Education and Educational Technology.
- Mandate, S. G. J. E. C. B., Belgium. (2011). Standardization mandate to European standardisation organisations (ESOS) to support European smart grid deployment.
- Marakas, G. M. (2003). *Decision support systems in the 21st century* (Vol. 134): Prentice Hall Upper Saddle River, NJ.
- Marsa-Maestre, I., Lopez-Carmona, M. A., Velasco, J. R., & Navarro, A. J. J. o. N. (2008). Mobile agents for service personalization in smart environments. *3*(5), 30-41.
- Mauher, M., & Vanja, S. (2006). *Digital to intelligent local government transition framework*. Paper presented at the MIPRO 2006, 29th International Convention.
- McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. J. A. m. (2006). A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence, august 31, 1955. *27*(4), 12-12.
- McCarthy, J. J. C. o. t. A. (1987). Generality in artificial intelligence. *30*(12), 1030-1035.
- Melhem, F. Y. (2018). *Optimization methods and energy management in " smart grids"*.
- Merrill, R. M. (2013). *Fundamentals of epidemiology and biostatistics: Combining the basics*: Jones & Bartlett Publishers.
- Minoli, D., Sohraby, K., & Occhiogrosso, B. J. I. I. o. T. J. (2017). IoT considerations, requirements, and architectures for smart buildings—Energy optimization and next-generation building management systems. *4*(1), 269-283.
- Mitchell, T., Buchanan, B., DeJong, G., Dietterich, T., Rosenbloom, P., & Waibel, A. J. A. r. o. c. s. (1990). Machine learning. *4*(1), 417-433.
- Moser, M. (2001). What is smart about the smart communities movement. *J EJournal*, *10*, *11*(1), 1-11.

- Moss Kanter, R., & Litow, S. S. J. H. B. S. G. M. U. W. P. (2009). Informed and interconnected: A manifesto for smarter cities. (09-141).
- Nam, T., & Pardo, T. A. (2011). *Conceptualizing smart city with dimensions of technology, people, and institutions*. Paper presented at the Proceedings of the 12th annual international digital government research conference: digital government innovation in challenging times.
- Ni, D. (2016). *Traffic flow theory: Characteristics, experimental methods, and numerical techniques*: Butterworth-Heinemann.
- Odendaal, N. J. C., Environment, & Systems, U. (2003). Information and communication technology and local governance: understanding the difference between cities in developed and emerging economies. *27*(6), 585-607.
- ONU. (2018). 2,5 milliards de personnes de plus habiteront dans les villes d'ici 2050. Retrieved from <https://www.un.org/development/desa/fr/news/population/2018-world-urbanization-prospects.html>
- Partridge, H. L. (2004). Developing a human perspective to the digital divide in the 'smart city'.
- Pedrycz, W., & Chen, S.-M. (2015). *Granular computing and decision-making: interactive and iterative approaches* (Vol. 10): Springer.
- Power, D. J. (2002). *Decision support systems: concepts and resources for managers*: Greenwood Publishing Group.
- Power, D. J. J. D. c. (2007). A brief history of decision support systems. *5*.
- Quirós-Tortós, J., Panteli, M., Wall, P., Terzija, V., & Distribution. (2015a). Sectionalising methodology for parallel system restoration based on graph theory. *IET Generation, Transmission, 9*(11), 1216-1225.
- Quirós-Tortós, J., Panteli, M., Wall, P., Terzija, V. J. I. G., Transmission, & Distribution. (2015b). Sectionalising methodology for parallel system restoration based on graph theory. *9*(11), 1216-1225.
- Quirós-Tortós, J., & Terzija, V. (2013). *A graph theory based new approach for power system restoration*. Paper presented at the 2013 IEEE Grenoble Conference.
- Quirós-Tortós, J., Wall, P., Ding, L., & Terzija, V. J. E. P. S. R. (2014). Determination of sectionalising strategies for parallel power system restoration: A spectral clustering-based methodology. *116*, 381-390.
- Rifkin, J. (2011). *The third industrial revolution: how lateral power is transforming energy, the economy, and the world*: Macmillan.
- Rios, P. (2012). *Creating "The Smart City"*.
- Rohjans, S., Usalar, M., Bleiker, R., González, J., Specht, M., Suding, T., & Weidelt, T. (2010). *Survey of smart grid standardization studies and recommendations*. Paper

- presented at the 2010 First IEEE International Conference on Smart Grid Communications.
- Roy, B. (2013). *Multicriteria methodology for decision aiding* (Vol. 12): Springer Science & Business Media.
- Rudin, C., Waltz, D., Anderson, R. N., Boulanger, A., Salleb-Aouissi, A., Chow, M., . . . intelligence, m. (2011). Machine learning for the New York City power grid. *34*(2), 328-345.
- Saaty, T. L., & Peniwati, K. (2013). *Group decision making: drawing out and reconciling differences*: RWS publications.
- Sadeghkhani, I., Ketabi, A., & Feuillet, R. (2013). The study of switching overvoltages under power system restoration scenario using extended delta-bar-delta algorithm. *International Journal of Emerging Electric Power Systems*, *14*(3), 219-230.
- Salimian, M. R., & Aghamohammadi, M. R. (2017). A Three Stages Decision Tree-Based Intelligent Blackout Predictor for Power Systems Using Brittleness Indices. *IEEE Transactions on Smart Grid*, *9*(5), 5123-5131.
- Samuel, A. L. (1988). Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers. II—Recent Progress. In *Computer Games I* (pp. 366-400): Springer.
- Saracoglu, B. O. J. E. J. o. I. E. (2013). Selecting industrial investment locations in master plans of countries. *7*(4), 416-441.
- Sayad, S. (2011). *An introduction to data mining*: University of Toronto.
- Simon, H. A. (1960). The new science of management decision.
- Sinopoli, J. M. (2009). *Smart buildings systems for architects, owners and builders*: Butterworth-Heinemann.
- Smart Grids European Technology Platform. (2006). Smart grid. Retrieved from <http://www.smartgrid.eu/>
- Spangler, W. S., Kreulen, J. T., Chen, Y., Proctor, L., Alba, A., Lelescu, A., . . . Development. (2010). A smarter process for sensing the information space. *54*(4), 1-13.
- Sprague Jr, R. H., & Carlson, E. D. (1982). *Building effective decision support systems*: Prentice Hall Professional Technical Reference.
- Sumathi, S., & Sivanandam, S. (2006). *Introduction to data mining and its applications* (Vol. 29): Springer.
- Tortós, J. Q., & Terzija, V. (2012). *A smart power system restoration based on the merger of two different strategies*. Paper presented at the 2012 3rd IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT Europe).
- Tweeddale, J. W., Neves-Silva, R., Jain, L. C., Phillips-Wren, G., Watada, J., & Howlett, R. J. (2016). *Intelligent decision technology support in practice*: Springer.

- U.S Department of Energy. (2012). Smart Grid/Department of Energy. Retrieved from <https://www.energy.gov/oe/activities/technology-development/grid-modernization-and-smart-grid>
- Van Gerven, M., & Bohte, S. J. A. N. N. a. M. o. N. I. P. (2018). Editorial: Artificial neural networks as models of neural information processing. *5*.
- Velasquez, M., & Hester, P. T. (2013). An analysis of multi-criteria decision making methods. *International Journal of Operations Research*, *16*(2), 56-66.
- Wang, C., Vittal, V., & Sun, K. J. I. T. o. P. S. (2010). OBDD-based sectionalizing strategies for parallel power system restoration. *26*(3), 1426-1433.
- Warrens, M. J. (2008). *Similarity coefficients for binary data: properties of coefficients, coefficient matrices, multi-way metrics and multivariate coefficients*.
- Washburn, D., Sindhu, U., Balaouras, S., Dines, R. A., Hayes, N., & Nelson, L. E. J. G. (2009). Helping CIOs understand “smart city” initiatives. *17*(2), 1-17.
- Wiki, A. I. (2019). A Beginner's Guide to Deep Reinforcement Learning. Retrieved from <https://skymind.ai/wiki/deep-reinforcement-learning>
- wiki, S. A. I. (2018). Neural Networks. Retrieved from <https://skymind.ai/wiki/neural-network>
- Wiki, S. A. I. (2019). A Beginner's Guide to Generative Adversarial Networks (GANs). Retrieved from <https://skymind.ai/wiki/generative-adversarial-network-gan>
- Witten, I. H., Frank, E., Hall, M. A., & Pal, C. J. (2016). *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*: Morgan Kaufmann.
- Yovanof, G. S., & Hazapis, G. N. J. W. p. c. (2009). An architectural framework and enabling wireless technologies for digital cities & intelligent urban environments. *49*(3), 445-463.
- Yue, M., Toto, T., Jensen, M. P., Giangrande, S. E., & Lofaro, R. J. I. T. o. S. G. (2018). A Bayesian Approach-Based Outage Prediction in Electric Utility Systems Using Radar Measurement Data. *9*(6), 6149-6159.
- Zarrabian, S., Belkacemi, R., & Babalola, A. A. (2016a). *Intelligent mitigation of blackout in real-time microgrids: Neural Network Approach*. Paper presented at the 2016 IEEE Power and Energy Conference at Illinois (PECI).
- Zarrabian, S., Belkacemi, R., & Babalola, A. A. (2016b). Reinforcement learning approach for congestion management and cascading failure prevention with experimental application. *Electric Power Systems Research*, *141*, 179-190.
- Zhang, Y. (2010). *Mitigating Future Blackouts via Smart Relays: A Machine Learning Approach*. PhD thesis. Carnegie Mellon University,
- Zidan, A., & El-Saadany, E. F. (2012). A cooperative multiagent framework for self-healing mechanisms in distribution systems. *IEEE Transactions on Smart Grid*, *3*(3), 1525-1539.

Zurada, J. M. (1992). *Introduction to artificial neural systems* (Vol. 8): West publishing company St. Paul.