جامعة سيدي محمد بن عبد الله بفاس
ⵜⴰⵙⴷⴰⵡⵉⵜ ⵙⵉⴷⵉ ⵎⵓⵃⴰⵎⵎⴷ ⴱⵏ ⵄⴱⴷⵍⵍⴰⵀ ⵏ ⴼⴰⵙ
UNIVERSITÉ SIDI MOHAMED BEN ABDELLAH DE FES

كلية العلوم ظهر المهراز فاس
ⵜⴰⵖⵢⵍⵓⵎⵜ ⵏ ⵜⵣⵔⴼⵜ ⵎⴷⵓⵔ ⵎⵣⵔⴰⵔ ⴼⴰⵙ
FACULTE DES SCIENCES DHAR EL MAHRAZ FES

N° d'Ordre : **22/2024**

Formation Doctorale : Sciences et Technologies de l ' Information et de la Communication (STIC)

Discipline : Physique

Spécialité : Génie Electrique

Laboratoire d'Informatique, Signaux, Automatique et Cognitivisme (LISAC)

THÈSE DE DOCTORAT

Présentée par

EL OUAKILI Hajar

Contribution à l'amélioration des codes correcteurs d'erreurs pour les transmissions à haut débit : Les Codes LDPC

Soutenue le 25/05/2024 devant le jury composé de :

Nom et prénom	Etablissement	Grade	Qualité
Pr QJIDAA Hassan	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès	PES	Président
Pr CHERKAOUI Abdeljabbar	Ecole Nationale des Sciences Appliquées, Tanger	PES	Rapporteur & Examinateur
Pr SABBANE Mohamed	Faculté des sciences, Meknès	PES	Rapporteur & Examinateur
Pr SABRI My Abdelouahed	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès	PES	Rapporteur & Examinateur
Pr SAYYOURI Mhamed	Ecole Nationale des Sciences Appliquées, Fès	MCH	Examinateur
Pr El GHZAOUI Mohammed	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès	MCH	Examinateur
Pr EL ALAMI Rachid	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès	MCH	Directeur de thèse

À mes parents

À mon mari

À mon frère et ma sœur

À mon fils

À tous ceux qui me sont chers

REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers mon directeur de thèse, Pr. El Alami Rachid dont la sagesse, l'expertise et le soutien inébranlable ont joué un rôle déterminant dans la réalisation de ce travail de recherche. Ses conseils éclairés et son engagement ont été une source constante d'inspiration tout au long de ce parcours académique.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers le Professeur Qjidaa Hassan qui a accepté avec honneur de présider le jury de cette thèse. Je suis également reconnaissant envers le Professeur Cherkaoui Abdeljabbar, le Professeur Sabbane Mohamed et le Professeur Sabri My Abdelouahed pour avoir pris en charge l'examen approfondi de ce rapport. Leur intérêt pour ce document ainsi que leurs commentaires à la fois constructifs et encourageants m'ont été très précieux. Mes remerciements vont aussi aux Professeurs El Ghzaoui Mohammed et Sayyouri Mhamed pour leur évaluation attentive de ce travail.

Merci à mes parents pour leur confiance inconditionnelle, pour leur soutien de tous les instants et pour leurs encouragements. Merci à eux et à mon frère, ma sœur et sa petite famille pour l'intérêt qu'ils ont manifesté pour mes travaux, je suis reconnaissante pour leur amour indéfectible, leur encouragement constant et leur soutien inconditionnel tout au long de cette aventure académique. Qu'ils sachent combien ils sont importants pour moi

Je tiens à exprimer ma reconnaissance envers mon mari pour son soutien et son rôle dans la réalisation de cette Thèse. Ses encouragements ont été une force motrice essentielle.

Enfin, à mon fils Jad, qui apporte chaque jour de la joie à ma vie, je lui dédie ce travail en espérant qu'il puisse être une source d'inspiration pour ses propres rêves et aspirations.

Merci à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la concrétisation de ce travail. Votre impact est profondément apprécié.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS I
RESUME VI
ABSTRACT VIII
LISTE DES TABLEAUX X
LISTE DES FIGURES XI
LISTE DES ABREVIATIONS XIV
LISTE DES SYMBOLES XVI
LISTE DES PUBLICATIONS XVII
INTRODUCTION GENERALE 1
ORGANISATION DU MANUSCRIT 4
Chapitre I : 6
LA THEORIE DE L'INFORMATION DANS L'ÈRE DES CODES CORRECTEURS D'ERREUR 6
I. Introduction 7
II. Chaîne de communications numériques 8
1. Codeur Source 10
2. Codeur canal 10
3. Le Modulateur 12
3.1. La modulation BPSK (Binary Phase Shift Keying): 12
3.2. La modulation QPSK (Quadrature Phase Shift Keying) : 12
3.3. La modulation QAM (Quadrature Amplitude Modulation) : 13
4. Le Canal 13
5. Le Démodulateur 13
6. Décodeur de canal 14
7. Décodeur de source 15
III. Les différents types de supports physiques pour les communications à distance. 15
1. La communication électrique filaire 15

2. La communication optique filaire 16
3. La radiocommunication 17
IV. Modèles des canaux de transmission 19
1. Canal a bruit blanc additif gaussien (BBAG) 19
2. Canal binaire symétrique (BSC) 19
3. Canal binaire a effacement (BES) 20
V. Théorème de Shannon 21
VI. Les codes correcteurs d'erreur et la théorie de l'information 22
VII. Conclusion 23
Chapitre II : 24
LES CODES CORRECTEURS D'ERREUR 24
I. Introduction 25
II. Turbo Codes 26
1. Codage des turbo codes 26
2. Décodage des turbo codes 27
III. Les codes de parité à faible densité (LDPC) 28
1. Concepts generaux 32
2. Paramétrisation des codes LDPC 35
3. Le Cycle (Girth) 37
4. Construction des codes LDPC 38
4.1. Méthode de Gallager 38
4.2. La méthode PEG(Progressive Edge Growth) 39
4.3. Méthode QC (quasi-cyclique) : 39
IV. Encodage des codes LDPC 40
V. Décodage des codes LDPC 41
1. Décodage souple pour les codes LDPC 42

1.1. Algorithme Belief Propagation 42
1.2. Algorithme Min-Sum (MS) [78] 45
2. Décodage dure pour LDPC code 45
2.1. Algorithme Bit-Flipping [83] 46
2.2. MBF (Multiple BF) [84] 48
2.3. PBF (probabilistic BF) 49
2.4. Algorithme Weighted Bit Flipping (WBF) [85] 49
3. Amélioration de l'algorithme WBF 51
3.1. MWBF (Modified WBF) [29] : 51
3.2. IMWBF (Improved modified WBF) [37] : 51
4. Algorithme GDBF (Gradient Descent Bit Flipping) [93] 52
VI. Optimisation des paramètres de l'algorithme 'SNGDBF' par la méthode de Taguchi [96] 53
1. La méthode de Taguchi 54
2. Résultats expérimentaux et discussion 55
3. Résultats de Simulations 58
VII. Conclusion 59
Chapitre III : 61
PROPOSITION D'UN NOUVEL ALGORITHME HYBRIDE BASE SUR LES DECISIONS SOUPLES ET DURES POUR LES CODES LDPC 61
I. Algorithme de décodage Normalized Min-Sum 62
II. Algorithme de décodage Modified weighted bit-flipping 64
III. Nouvel algorithme de décodage hybride basé sur le 'NMS' et le 'MWBF' 65
1. La méthode proposée 65
2. Résultats et discussions 67
IV. Algorithme de décodage 'Girth aware NMS' pour les codes LDPC court [103] 70
1. Introduction 70

2. Algorithme de decodage 'Girth aware normalized min sum' 72

3. Etude statistique des messages LLR souple 73

4. La méthode de détermination du facteur d'optimisation des variables pour le code Wireless regional area network (WRAN) 74

5. Simulations et résultats 76

V. Conclusion 79

Chapitre IV : 80

AMELIORATION DE LA QUALITE DE DECODAGE A L'AIDE DES AG POUR DIFFERENTS TYPES DE CODE LDPC 80

I. Introduction 81

II. Les Algorithmes Génétiques 82

1. Représentation des individus 83

2. Fonction de fitness 84

3. Opérateur de séléction : 84

4. Opérateur de croissement(Crossover) 85

5. Opérateur de mutation : 86

III. Méthode basée sur les AG 86

1. Préliminaires et méthode de recherche 86

2. La méthode proposée 87

3. Simulation et analyse des performances 90

IV. Conclusion 95

CONCLUSION ET PERSPECTIVES 97

References 99

RESUME

Dans cette thèse, nous mettons un accent particulier sur l'amélioration de la fiabilité des transmissions de données dans des environnements soumis à des niveaux élevés de bruit, d'interférences, et potentiellement exposés à des risques de sécurité. Alors que le codage source joue un rôle essentiel dans la protection préventive de l'information contre les accès non autorisés ou malveillants, notre focus se porte principalement sur le renforcement de la robustesse et de l'efficacité des systèmes de communication numérique à travers le codage canal. Plus spécifiquement, notre travail se concentre sur l'exploitation avancée et l'optimisation des codes LDPC, reconnus pour leur capacité à atteindre des performances proches de la limite théorique de Shannon. Ces codes se distinguent par leur efficacité dans la correction des erreurs, ce qui les rend particulièrement adaptés pour des applications exigeant des taux de transmission de données élevés et une grande fiabilité, telles que les technologies WiFi et 5G, ainsi que les communications spatiales conformes aux standards CCSDS et DVB-S2.

Un pan important de ce travail réside dans le développement d'un algorithme de décodage itératif hybride qui marie l'efficacité de l'algorithme Normalized Min-Sum ‘NMS’, basé sur une prise de décision souple, avec la robustesse de l'algorithme Modified Weighted Bit-Flip ‘MWBF’, qui opère selon un principe de décision dure. Cette fusion vise à combiner les avantages respectifs de ces approches pour minimiser le taux d'erreur binaire ‘BER’ sans complexifier outre mesure le processus de décodage. L'objectif est d'optimiser le pouvoir de correction des codes LDPC tout en conservant une complexité algorithmique gérable, comparable à celle de l'algorithme NMS. Par ailleurs, cette thèse introduit une innovation majeure avec la proposition d'un nouveau décodeur pour les codes LDPC basé sur les algorithmes génétiques. Cette approche novatrice se distingue par sa capacité à s'adapter dynamiquement à différents types de canaux sans nécessiter une connaissance préalable de leurs spécificités. L'efficacité de cet algorithme, indépendant des conditions du canal, a été démontrée à travers des simulations sur des standards bien établis comme Gallager et CCSDS, révélant une amélioration notable du BER par rapport aux méthodes de décodage traditionnelles telles que NMS et Belief Propagation ‘BP’. Cette recherche contribue significativement à l'amélioration des systèmes de communication numérique en proposant des méthodes de codage canal plus efficaces et adaptables. L'exploitation des codes LDPC, à travers des algorithmes de décodage innovants, ouvre des perspectives prometteuses pour

la transmission de données à haute fiabilité et à haut débit, répondant ainsi aux exigences croissantes des applications modernes en matière de télécommunications.

Mots clés : LDPC , NMS , TEB , MWBF ,CCSDS,AG.

ABSTRACT

In this thesis, we place a particular emphasis on improving the reliability of data transmissions in environments subjected to high levels of noise, interference, and potentially exposed to security risks. While source coding plays a crucial role in the preventative protection of information against unauthorized or malicious access, our focus is primarily on enhancing the robustness and efficiency of digital communication systems through channel coding. More specifically, our work concentrates on the advanced exploitation and optimization of LDPC codes, recognized for their ability to achieve performance close to the Shannon theoretical limit. These codes are distinguished by their efficiency in error correction, making them particularly suitable for applications requiring high data transmission rates and high reliability, such as WiFi and 5G technologies, as well as space communications conforming to CCSDS and DVB-S2 standards.

A significant part of this work lies in the development of a hybrid iterative decoding algorithm that combines the efficiency of the Normalized Min-Sum 'NMS' algorithm, based on soft decision-decision , with the robustness of the Modified Weighted Bit-Flip 'MWBF' algorithm, which operates on a hard decision principle. This fusion aims to combine the respective advantages of these approaches to minimize the bit error rate 'BER' without unduly complicating the decoding process. The goal is to optimize the error correction power of LDPC codes while maintaining manageable algorithmic complexity, comparable to that of the NMS algorithm. Moreover, this thesis introduces a major innovation with the proposal of a new decoder for LDPC codes based on genetic algorithms. This novel approach is distinguished by its ability to dynamically adapt to different types of channels without requiring prior knowledge of their specifics. The efficiency of this algorithm, independent of channel conditions, has been demonstrated through simulations on well-established standards like Gallager and CCSDS, revealing a notable improvement in BER compared to traditional decoding methods such as NMS and Belief Propagation 'BP'. This research contributes significantly to the improvement of digital communication systems by proposing more efficient and adaptable channel coding methods.

The exploitation of LDPC codes, through innovative decoding algorithms, opens promising perspectives for high-reliability and high-throughput data transmission, thus meeting the growing demands of modern telecommunications applications.

Keywords: LDPC , NMS , BER , MWBF ,CCSDS,GA

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1 : Les différents applications des supports de transmission.....18

Tableau 2.1 : Résumé des travaux de recherche les plus récents et les plus populaires sur les codes LDPC 32

Tableau 2.2 : Comparaison entre les performances de l'algorithme BF et ses variants.....49

Tableau 2.3 : Les facteurs à optimiser et leurs niveaux 55

Tableau 2.4 : Résultats éxperimentaux a 4dB 56

Tableau 2.5 : Résultats éxperimentaux a 5dB 56

Tableau 3.1 : Paramètres utilisés pour les simulations.....67

Tableau 3.2 : Distribution des cycles courts de tailles (4, 6 et 8) dans le code choisi de l'IEEE P802.16e 73

Tableau 3.3 : Répartition des cycles courts de tailles 4 et 6 dans le code choisi de la norme IEEE 802.22 75

Tableau 4.1 : Input/Output de l'algorithme proposé 88

Tableau 4.2 : Différents paramètres utilisés dans les simulations.....90

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 **:** Schéma d'un système de communication.....99

Figure 1.2 : Schéma simplifié d'une chaîne de communications numériques.....30

Figure 1.3 : Schéma d'un codeur de canal 31

Figure 1.4 : Exemples des supports de transmission.....18

Figure 1.5 : Modèle d'un canal AWGN.....

Figure 1.6 : Modèle d'un canal BSC.....40

Figure 1.7 : Chaine équivalente émission/réception pour un canal BSC 40

Figure 1.8 : Canal binaire à effacement. 41

Figure 2.1 : Schéma de turbo-code construit de deux codes convolutifs et d'un entrelaceur 47

Figure 2.2 : Différentes approches de décodage pour les codes LDPC 50

Figure 2.3 : Représentation d'un système correcteur d'erreur 53

Figure 2.4 : Graphe de Tanner (N=6, $tc = 2$, $tr = 3$).....56

Figure 2.5 : Exemple de cycles de longueur 4, 6 et 8 58

Figure 2.6 : Méthode de construction de la matrice H de Gallager 59

Figure 2.7 : Algorithme de décodage BP 62

Figure 2.8 : S/N pour un BER =4 dB. 77

Figure 2.9 : S/N pour un BER =5dB 78

Figure 2.10 : Simulation du BER obtenue par la combinaison A0B2C1.....79

Figure 2.11 : Simulation du BER obtenue par la combinaison A0B2C2.....79

Figure 3.1 : Organigramme de l'algorithme de décodage NMS-WBF 86

Figure 3.2 : Simulation BER avec les paramètres du "code 1". 88

Figure 3.3: Simulation BER avec les paramètres du "code 2". 88

Figure 3.4 : Comparaison de la convergence de "NMSMWBF", "NMS", "MWBF" et "IMWBF" pour le décodage du code LDPC (1008, 504) à EbN0= 3.5 dB. 89

Figure 3.5 : Cycle courts de longueurs 4, 6, et 8 91

Figure 3.6 : Average of the outgoing message soft LLR from variable nodes with girth [4, 6, 8] 94

Figure 3.7 : Détermination d'un facteur de normalisation γ pour NMS, et des paramètres γ1 et γ2 pour GA-NMS à SNR = 3dB et Imax = 50 iter pour le code WRAN.....95

Figure 3.8 : Évaluation des performances des algorithmes de décodage (GA-NMS, NMS et MS) en termes de (BER, FER)/SNR en utilisant un code de bloc court choisi dans la norme IEEE 802.22 lorsque le nombre maximal d'itérations est de 50. 97

Figure 3.9 : Comportement de convergence des algorithmes de décodage (GA-NMS, NMS et MS) dans la région non bruyante avec un SNR égal à 3 dB, 4 dB, 5 dB et 6 dB lors du décodage du code WRAN de longueur (384, 192). 98

Figure 4.1 : Les étapes séquentielles de l'AG.....103

Figure 4.2 : Croissement avec 1 point. 105

Figure 4.3 : Croissement avec 2 points. 105

Figure 4.4 : Croisement uniforme 106

Figure 4.5 : Mutation d'un gène d'un individu 106

Figure 4.6 : Algorithme proposé basée sur les AG 89

Figure 4.7 : Comparaison entre différentes valeurs de croissement Pc pour le code LDPC A(16,32). 91

Figure 4.8 : Comparaison entre différentes valeurs de population pour le code LDPC (16,32). 112

Figure 4.9 : Comparaison des performances BER de l'algorithme proposé avec BP et NMS

pour le code LDPC A(16,32) 92

Figure 4.10: Comparaison des performances FER de l'algorithme proposé avec BP et NMS pour le code LDPC A (16,32) 93

Figure 4.11 : Comparaison des performances BER de l'algorithme proposé avec BP et NMS pour le code LDPC B (16,32).....

Figure 4.12 : Comparaison des performances FER de l'algorithme proposé avec BP et NMS pour le code LDPC B (16,32).....94

LISTE DES ABREVIATIONS

- **AG :** Algorithme Génétique
- **AM :** Démodulation d'amplitude
- **ANOVA :** Analysis of Variance
- **AWGN :** Additive White Gaussien Noise
- **BBAG :** Bruit Blanc Additif Gaussien
- **BCH :** Bose Chaudhuri et Hocquenghem
- **BCJR :** Bahl, Cocke, Jelinek, Raviv
- **BER:** Bit Error Rate
- **BES:** Canal binaire a effacement
- **BF:** Bit Flip Algorithm
- **BPA:** Belief Propagation Algorithm
- **BPSK:** Binary Phase Shift Keying
- **BSC:** Binary Symmetric Channel
- **CCSDS:** The Consultative Committee for Space Data Systems
- **CSI:** Channel State Information
- **DVB-S2 :** Digital Video Broadcasting-Satellite Second Generation
- **DWDM:** Le multiplexage par répartition en longueur d'onde dense
- **FEC :** Forward Error Correction
- **FER :** Frame Error Rate
- **FM:** Démodulation de fréquence
- **GA-NMS:** Girth aware-Normalized Min-Sum
- **GPS:** Global Positioning System
- **IEEE :** Institute of Electrical and Electronics Engineers
- **JPEG:** Joint Photographic Experts Group
- **LAN:** Local Area Network
- **LDPC :** Low Density Parity Check
- **LLR:** Log-Likelihood Ratios
- **IoT:** L'Internet des objets
- **MPA:** Message Passing Algorithm

- **MPEG:** Moving Picture Experts Group
- **MS :** Min-Sum (minimum Somme)
- **NMS**:Normalized Min-Sum
- **PEG :** Progressive Edge Growing
- **QAM :** Quadrature Amplitude Modulation
- **QPSK :** Quadrature Phase-Shift Keying
- **RSC :** Récursifs Systématiques Convolutionels
- **SNGDBF:** Single Noisy Gradient Descent Bit-Flipping
- **SNR :** Signal to Noise Ratio
- **SPA :** Sum Product Algorithm
- **SSD:** Solid State Drives
- **TEB :** Taux d'Erreur Binaire
- **V2X:** vehicle-to-everything
- **WAN:** Wide Area Network
- **WBF :** Modified Weighted Bit-Flipping
- **WBF :** Weighted Bit-Flipping
- **WiFi :** Wireless Fidelity
- **WiMax :** Worldwide Interoperability For Microwave Access
- **WRAN:** Wireless Regional Area Network

LISTE DES SYMBOLES

- $\boldsymbol{m' \epsilon \mathcal{H}_{c(n)} \backslash m}$: l'ensemble des nœuds de contrôle connectés au nœud de variable n, à l'exclusion du nœud de contrôle m.
- $\boldsymbol{n' \epsilon \mathcal{H}_{v(m)} \backslash n}$: l'ensemble des nœuds de variables connectés au nœud de contrôle m, à l'exclusion du nœud de variable n.
- $\boldsymbol{t_c}$ **:** Nombre de 1 d'une colonne de matrice H (poids des colonnes).
- $\boldsymbol{t_r}$ **:** Nombre de 1 d'une ligne de matrice H (poids des lignes).
- $\boldsymbol{\alpha_{m,n}}$: le message envoyé du nœud de variable n au nœud de contrôle m.
- $\boldsymbol{\beta_{m,n}}$: le message envoyé du nœud de contrôle m au nœud variable n.
- $\boldsymbol{\lambda_n}$: l'information dérivée du rapport de vraisemblance logarithmique du symbole reçu y_n,
- ***b*** **:** Mot de code à l'entrée de l'encodeur de longueur K
- $\boldsymbol{\hat{c}}$ **:** Mot de code à la sortie de l'encodeur de longueur N
- ***G*** **:** Matrice génératrice
- ***H*** **:** Matrice de parité de taille MxN
- ***K*** **:** Nombre de bits d'information b.
- ***M*** **:** Nombre de bits de redondance :(Nombre des nœuds de parité).
- ***N*** **:** Nombre de bits du mot de code ***: (***Nombre des nœuds de variables).
- ***R*** **:** Taux de codage
- ***S*** **:** Le syndrome : de longueur M.
- **x :** Mot de code trouvé par le décodeur, de longueur N
- **y :** Entrée du décodeur (mot de code reçu), de longueur N
- $\boldsymbol{\mathcal{H}}$: le graphe de Tanner du code LDPC

LISTE DES PUBLICATIONS

Publications Indexées :

- **H. El Ouakili**, H. Touati, A. Kadi, Y. Mehdaoui, and R. El Alami, "New low-density-parity-check decoding approach based on the hard and soft decisions algorithms," *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, vol. 13, no. 2, pp. 1639–1646, Apr. 2023, doi: 10.11591/ijece.v13i2.pp1639-1646.
- **H. El Ouakili**,M. El Ghzaoui and R. El Alami, "Optimized decoder for low-density parity check codes based on genetic algorithms," *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, vol. 14, no. 3, june. 2024, (en cours de publication)
- A. Kadi, **H. El Ouakili**, R. El Alami, and S. Najah, "Girth aware normalized min sum decoding algorithm for shorter length low density parity check codes," Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science (IJEECS), vol. 26, no. 3, pp. 1692–1700, Jun. 2022, doi: 10.11591/ijeecs.v26.i3.pp1692-1700.

Communications Indexées :

- **H. El Ouakili,** R. El Alami, Y. Mehdaoui, D. Chenouni, and Z. Lakhliai, "Optimization of SNGDBF Decoding for LDPC Codes Parameters Based on Taguchi Method," 2022, pp. 497–506.
- **El Ouakili, H**., Ghzaoui, M.E., Jamil, M.O., Qjidaa, H., Alami, R.E. (2023). Normalized Gradient Min Sum Decoding for Low Density Parity Check Codes. In: Motahhir, S., Bossoufi, B. (eds) Digital Technologies and Applications. ICDTA 2023. Lecture Notes in Networks and Systems, vol 668. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-29857-8_54
- Touati, H., El Alami, R., **El Ouakili, H.,** Morchid, A., & Mehdaoui, Y. (2022, January). Analyses and Improvement Iterative Decoding of Error Correction Codes for LDPC Codes Using Matlab-Mex. In International Conference on Digital Technologies and Applications (pp. 501-509). Cham: Springer International Publishin

INTRODUCTION GENERALE

De nos jours, la communication numérique est omniprésente, jouant un rôle essentiel dans le transfert de données entre divers appareils électroniques. Elle représente l'une des révolutions technologiques majeures des dernières décennies, impactant des secteurs variés tels que la téléphonie mobile, l'internet, les réseaux câblés et sans fil, ainsi que la télévision numérique terrestre. Cette révolution a été rendue possible grâce à l'élaboration et la miniaturisation de circuits complexes, qui ont permis l'implantation d'algorithmes de décodage toujours plus performants. Cette avancée technologique a créé un besoin accru en termes de débit d'information et de fiabilité, augmentant ainsi la complexité des systèmes de transmission ainsi que les performances requises.

Lorsqu'il s'agit de la transmission de messages, la qualité est souvent mesurée par la probabilité d'erreur des symboles transmis. Une méthode pour réduire cette probabilité implique d'augmenter le rapport signal sur bruit, par exemple, en amplifiant la puissance du signal émis, toutefois, cette méthode peut s'avérer coûteuse et souvent impraticable pour des raisons techniques, notamment dans le cas d'équipements avec une alimentation énergétique limitée. Une alternative, bien que plus complexe, réside dans l'introduction de techniques de codage pour les messages à transmettre, cette solution est aujourd'hui privilégiée et relève de la théorie des codes correcteurs d'erreurs. Cette théorie trouve ses racines à la fin des années 1940, période marquée par une expansion rapide des télécommunications, et plus précisément en 1948, lorsque Claude Shannon a établi [1], que la probabilité d'erreurs dans un système de transmission peut être réduite à un niveau négligeable si le taux de transmission est inférieur à la capacité du canal, à condition d'utiliser un codage et un décodage appropriés. Depuis cette découverte, les chercheurs se sont lancés dans l'étude de diverses méthodes pour élaborer des codes correcteurs d'erreurs. L'objectif fondamental de la théorie des codes correcteurs d'erreurs est de minimiser autant que possible les erreurs de décodage, tout en garantissant des vitesses de transmission élevées et des coûts réduits pour le codeur et le décodeur.

Depuis que Claude Shannon a établi les performances limites d'une transmission sur un canal bruité, le défi pour les chercheurs a été de trouver des codes et des algorithmes de décodage associés permettant d'atteindre cette limite. Ainsi, deux familles de codes

correcteurs d'erreurs pseudo-aléatoires se sont distinguées par leurs performances se rapprochant de la capacité de Shannon : les Turbo-codes, introduits par Berrou, Glavieux et Thitimajshima en 1993 [2], et les codes LDPC (Low-Density-Parity-Check), initialement proposés par Robert Gallager en 1962 [3],[4], qui font l'objet de notre thèse ou l'un des défis les plus importants dans ce contexte est de concevoir des algorithmes de décodage de canal qui minimisent le Bit Error Rate (BER), tout en étant suffisamment efficaces sur le plan computationnel pour être utilisés dans des applications en temps réel. Dans le cadre de cette recherche, nous avons entrepris l'élaboration des nouveaux algorithmes qui vise à apporter une contribution significative à l'amélioration de la fiabilité des systèmes de communication, ouvrant ainsi la voie à des applications plus performantes dans les domaines de la téléphonie mobile, des réseaux sans fil, de la communication par satellite et de nombreuses autres technologies de communication essentielles.

Dernièrement, les codes LDPC ont continué à évoluer et à s'intégrer dans diverses technologies de pointe, marquant une présence significative dans plusieurs domaines clés. En particulier, avec le déploiement des réseaux 5G, les codes LDPC ont joué un rôle important dans l'amélioration de la fiabilité et de l'efficacité de la transmission de données dans des environnements sans fil à haut débit. Cette avancée s'est avérée essentielle pour répondre aux besoins croissants de connectivité et de bande passante dans le monde moderne.

Parallèlement, l'industrie du stockage de données a connu une évolution remarquable, avec l'adoption des codes LDPC dans les disques SSD (Solid State Drives) [5]. Cette intégration a permis de prolonger la durée de vie des SSD et d'améliorer leur fiabilité. L'essor de l'Internet des Objets (IoT) [6] a également bénéficié des codes LDPC, ces derniers assurant des communications fiables entre les dispositifs connectés, même dans des conditions de signal faible ou perturbé. Cette fiabilité est primordiale pour l'efficacité énergétique et la transmission de données dans les systèmes IoT. Dans le secteur des communications optiques, les codes LDPC ont joué un rôle de premier plan dans la prise en charge des exigences de transmission de données à très haut débit, notamment dans les réseaux optiques denses 'DWDM' [7].Cette application est déterminante pour répondre aux besoins en bande passante des infrastructures de télécommunication modernes. Les missions spatiales et interplanétaires n'ont pas été en reste, profitant des avantages des codes LDPC pour assurer la transmission fiable de données sur de longues distances dans l'espace. Cette

application est particulièrement pertinente pour les missions vers Mars et autres destinations interplanétaires, où la qualité de la communication est un enjeu majeur.

Enfin, les codes LDPC ont trouvé leur place dans le domaine en expansion des véhicules autonomes et des systèmes de transport intelligent [8]. Dans ces technologies, ils contribuent à maintenir une communication fiable et rapide, essentielle pour la sécurité et l'efficacité des systèmes V2X (vehicle-to-everything). Ainsi, ces dernières années, les codes LDPC se sont avérés être des outils indispensables pour relever les défis de la communication numérique moderne, assurant une transmission d'informations fiable et efficace dans un monde de plus en plus interconnecté.

ORGANISATION DU MANUSCRIT

Cette thèse se structure en quatre chapitres principaux, en plus d'une introduction d'une conclusion générale. Voici un aperçu des principaux thèmes abordés dans chaque chapitre de ce mémoire.

Le premier chapitre constitue une plongée approfondie dans les concepts fondamentaux qui sous-tendent les codes correcteurs d'erreurs. Il débute en exposant la structure fondamentale d'une chaîne de communications numériques, où chaque élément joue un rôle crucial dans la transmission fiable de l'information. En détaillant les principes de base d'un système de communication numérique, le chapitre s'attarde sur les différentes étapes du processus, de l'émission à la réception, mettant en lumière les défis inhérents à la transmission d'informations à travers un canal sujet au bruit et aux perturbations. Le théorème de Shannon occupe une place centrale dans ce chapitre, représentant un jalon fondamental dans la théorie de l'information. Ce théorème énonce les limites théoriques de la compression de données et de la transmission d'informations sans erreur dans un canal de communication donné.

Le deuxième chapitre constitue une exploration approfondie des codes LDPC et de leurs algorithmes de décodage associés. Il offre une analyse détaillée des caractéristiques spécifiques des codes LDPC. L'examen des différentes familles de décodeurs LDPC offre une perspective complète sur les approches et les variantes existantes pour le décodage efficace de ces codes. Le chapitre se distingue également par l'introduction d'une étude d'optimisation des paramètres du SNGDBF (Single Noisy Gradient Descent Bit-Flipping) grâce à la méthode de Taguchi. Cette approche méthodique vise à déterminer les paramètres optimaux pour améliorer les performances de décodage. L'organisation du chapitre suit une progression logique, débutant par une introduction aux codes LDPC, suivi d'une exploration des algorithmes de décodage ainsi qu'une proposition d'optimisation du SNGDBF.

Dans le troisième chapitre, nous nous penchons sur deux algorithmes de décodage importants, à savoir l'algorithme de décodage itératif le "Normalized Min-Sum" (NMS) qui appartient a la famille des code basé sur la décision souple et l'algorithme "Modified Weighted Bit-Flip" (MWBF) basé sur la décision dure. L'objectif central de cette étude est de fusionner ces deux approches pour créer un algorithme hybride capable d'améliorer la capacité de correction des erreurs, tout en préservant la complexité de l'algorithme "NMS".

Nous explorons également l'impact négatif des cycles courts dans les codes LDPC, un défi bien connu, et nous justifions l'efficacité de l'algorithme de décodage LDPC ‘GA-NMS’ en matière de correction des erreurs, en particulier pour les codes présentant des cycles courts de longueurs 4 et 6.

Dans le quatrième chapitre, nous présentons une proposition novatrice pour un décodeur de codes LDPC qui tire parti des algorithmes génétiques. L'originalité de ce décodeur réside dans sa capacité à fonctionner sans nécessiter d'informations spécifiques sur le canal de communication. Cette caractéristique confère au décodeur une adaptabilité remarquable à divers types de canaux, qu'ils soient sujets à des niveaux de bruit variables ou à des intensités différentes. Des tests approfondis et des simulations ont été réalisés en utilisant deux types de codes LDPC distincts : le code de Gallager et le code conforme à la norme établie par le CCSDS (The Consultative Committee for Space Data Systems). Ces expérimentations visent à démontrer l'efficacité et la polyvalence de notre décodeur génétique dans des contextes variés, ouvrant ainsi la voie à des perspectives prometteuses pour son application dans des systèmes de communication diversifiés.

Chapitre I :

LA THEORIE DE L'INFORMATION DANS L'ÈRE DES CODES CORRECTEURS D'ERREUR

I. Introduction

La théorie de l'information, une discipline fondamentale en sciences de l'information et en ingénierie des communications, a été développée par Claude Shannon dans les années 1940. Cette théorie fournit un cadre conceptuel puissant pour quantifier et mesurer l'information, ainsi que pour comprendre les limites fondamentales de la transmission et du traitement de l'information. Shannon a introduit le concept de capacité de canal, qui représente le débit d'information maximal pouvant être transmis de manière fiable sur un canal donné, en tenant compte du bruit et des perturbations. En outre, la théorie de l'information englobe des notions telles que le codage de source, qui vise à représenter l'information de manière efficace, et le codage de canal, qui cherche à corriger les erreurs introduites lors de la transmission. Ces deux aspects sont cruciaux dans la conception des systèmes de communication robustes et efficaces.

La théorie de l'information est étroitement liée aux codes correcteurs d'erreur puisqu'ils traitent un des problèmes fondamentaux soulevés par Shannon : la transmission fiable de l'information sur des canaux bruités, en d'autres termes, comment s'assurer que des données envoyées sur un canal de communication (comme une liaison internet ou un signal radio) arrivent à destination sans être altérées par des interférences ou d'autres formes de bruit ? c'est là où les codes correcteurs d'erreur résolvent ce problème en ajoutant des informations redondantes aux données originales, cette redondance permet au récepteur de détecter et de corriger certaines erreurs qui peuvent se produire pendant la transmission. Par exemple, dans un code correcteur simple, on pourrait répéter chaque bit de données plusieurs fois, si un bit est altéré pendant la transmission, le récepteur peut utiliser les copies pour déterminer et corriger l'erreur.

Dans ce chapitre introductif, notre démarche débute par la présentation d'une chaîne de transmission numérique [9]. Nous examinons en détail les divers éléments constitutifs de cette chaîne, en accordant une attention particulière à la section consacrée au "codage de canal", un aspect central qui sera au cœur de notre étude. Nous abordons également les théorèmes de Shannon, qui jouent un rôle fondamental dans la théorie de l'information, et nous explorons les formats de modulation utilisés dans ce contexte.

II. Chaîne de communications numériques

De nos jours, la communication numérique est omniprésente, permettant le transfert de données entre différents appareils électroniques. Cette avancée technologique majeure a transformé de nombreux domaines tels que la téléphonie mobile, l'internet, les réseaux filaires et sans fil, ainsi que la télévision numérique terrestre. Cependant, le développement et la mise en œuvre d'algorithmes de décodage de plus en plus performants ont joué un rôle essentiel dans cette révolution, en permettant l'efficacité et la fiabilité de la transmission des informations.

La théorie des communications se concentre sur les moyens de transmettre des informations depuis une source vers un utilisateur, la figure 1.1 représente le paradigme de la communication selon Shannon : au début de la chaîne de transmission, les données numériques d'entrée, représentées par le flux binaire u, sont fournies par une source qui peut prendre diverses formes, qu'il s'agisse d'une voix, d'un signal électromagnétique ou d'une séquence de symboles binaires. Ces données doivent ensuite être transmises au destinataire à travers un canal de transmission. Le canal est le support physique, une ligne téléphonique, une liaison radio, ou encore un support magnétique ou optique tel qu'une bande magnétique ou un disque compact par lequel l'information se propage. Étant donné que l'information est composée de séquences de bits, le rôle du modulateur est de convertir le flux binaire en signaux continus pouvant être transmis à travers le canal. Lors de la transmission à travers le canal, les signaux physiques subissent diverses perturbations. Ces perturbations sont causées par des facteurs tels que le bruit ambiant lors de la propagation de l'information dans l'atmosphère et le bruit thermique généré par les composants électroniques des équipements de transmission. Ces perturbations peuvent dégrader la qualité des signaux transmis. Le démodulateur a pour tâche de reconstruire les bits reçus à partir des signaux continus. Cependant, si les perturbations induites par le canal sont trop importantes, les estimations du démodulateur peuvent être erronées. Cela pose un problème car l'objectif est que les données binaires reçues par le destinataire soient identiques aux données binaires émises par la source.

Le codage de canal, qui repose sur l'utilisation de codes correcteurs d'erreurs, vise à faciliter la correction des erreurs de transmission. Le codeur canal et le décodeur canal ont

donc pour objectif de renforcer la fiabilité de la transmission numérique. En ajoutant une redondance aux données binaires à l'aide de techniques de codage spécifiques, le codeur permet au décodeur de détecter et de corriger les éventuelles erreurs de transmission. Ainsi, l'utilisation de codes correcteurs d'erreurs contribue à améliorer la qualité et la robustesse de la transmission de l'information numérique.

Ainsi, la communication numérique repose sur une chaîne complexe de composants et d'algorithmes qui travaillent ensemble pour assurer une transmission fiable et efficace des données d'une source à un utilisateur

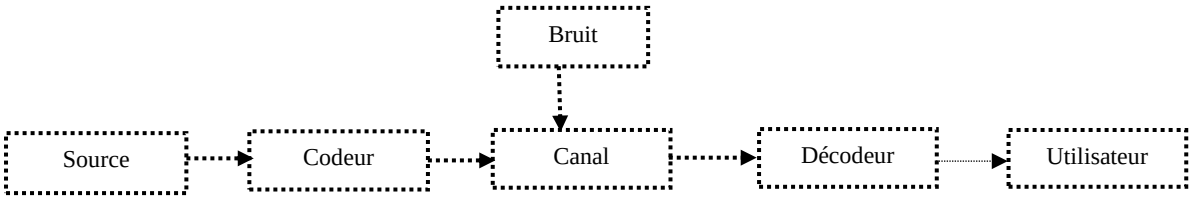


Figure 1.1 **:** Paradigme de Shannon.

La conception actuelle de ce schéma peut sembler évidente, mais à l'époque de sa création, ce n'était pas le cas. C'est la première fois qu'on peut y discerner distinctement les fonctions de la source, du canal et du destinataire, ainsi que celles de l'émetteur et du récepteur, et enfin du signal et du bruit. Afin de simplifier l'analyse des systèmes de communication, nous optons pour une approche qui implique l'étude distincte des modèles de sources et des modèles de canaux. Cette approche permet de diviser le schéma présenté à la figure 1.1 en deux parties distinctes (figure 1.2), à savoir le codeur et le décodeur.

En séparant le codeur et le décodeur, nous nous concentrons sur les différentes opérations effectuées par chacun d'entre eux de manière indépendante. Cette séparation permet une étude plus approfondie et spécifique des modèles de sources et des modèles de canaux. Elle permet également de simplifier l'analyse des performances du système de communication en se concentrant sur chaque partie individuellement. Cette approche modulaire facilite ainsi la conception, l'optimisation et l'évaluation des systèmes de communication.

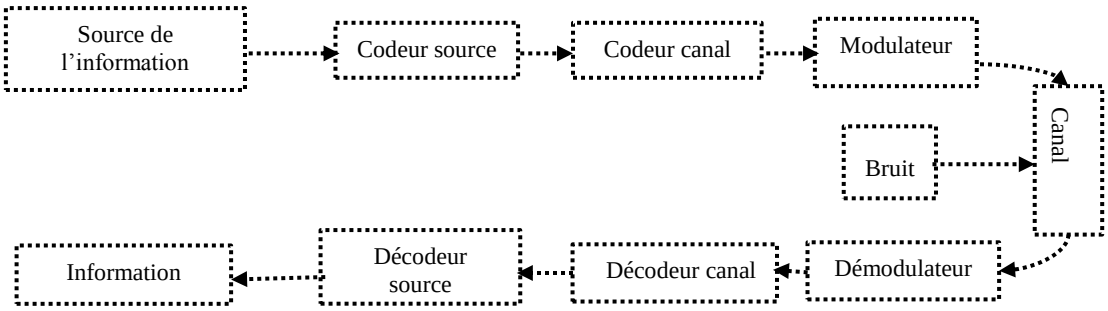


Figure 1.2 : Schéma simplifié d'une chaîne de communications numériques

1. Codeur Source

Le codage de source vise à exprimer l'information à transmettre de manière numérique tout en minimisant sa représentation en termes de volume de données. Il se divise en deux aspects essentiels : la conversion des données analogiques en format numérique, et la compression des données numériques pour réduire le débit de transmission ou l'espace de stockage requis.

Nous distinguerons deux types de compressions :

- La compression sans perte, ou conservative, permet de retrouver exactement les données originales après décompression.
- La compression avec perte, ou non-conservative, conduit à une perte d'information. Elle est utilisée pour des objets destinés à être perçus par un humain, en veillant à ce que la perte d'information ne soit pas perceptible. C'est sur ce principe que sont fondés les codeurs perceptifs MPEG (audio et vidéo) et JPEG (image).

2. Codeur canal

Les signaux de communication transmis sont sujets à des perturbations telles que le bruit et les interférences du canal, ce qui entraîne des erreurs de détection lors de la réception. Pour réduire la probabilité d'erreur à un niveau donné de bruit et d'interférences, une approche consiste à augmenter la puissance d'émission, car celle-ci a une relation inverse avec la probabilité d'erreur. Cependant, cette augmentation de puissance n'est pas toujours souhaitable, car elle entraîne une consommation électrique accrue des terminaux, ce qui est indésirable pour les appareils sans fil. De plus, dans les transmissions en espace libre, une augmentation de puissance peut entraîner une augmentation des interférences entre les

utilisateurs, ce qui augmente la probabilité d'erreur.

Une autre solution consiste à utiliser le codage de canal (la figure 1.3), où des bits redondants sont ajoutés au message binaire pour lui donner une structure spécifique. Lors de la réception, le décodeur de canal vérifie si cette structure est préservée. En cas de non-conformité, une erreur est détectée et éventuellement corrigée, cela rend le système de communication moins vulnérable aux erreurs du canal. Chaque code est caractérisé par le rapport : $R = \frac{K}{N}$<1, appelé le rendement du code. Avec ***k*** le nombre de bits d'informations et ***N*** le nombre de bits du mot de code.

Le codeur de canal joue un rôle crucial dans la lutte contre les erreurs de transmission causées par les perturbations du canal physique. Son objectif est de garantir un faible taux d'erreurs binaires 'TEB' tout en respectant les contraintes de puissance d'émission. Le principe du codage de canal repose sur l'insertion de données supplémentaires, connues de manière préétablie, parmi les éléments d'information. Cette insertion permet, lors de la réception, de détecter et éventuellement corriger les éventuelles erreurs. En intégrant ces données redondantes dans le flux de transmission, le codeur de canal fournit des mécanismes de protection qui renforcent la fiabilité et la précision de la communication.



Figure 1.3 : Schéma d'un codeur de canal

Pour tout codeur, il est utile de caractériser son rendement ou le taux de codage défini par : $R = \frac{K}{N}$ Ce rapport mesure la proportion de bits utiles transmis par rapport à la totalité de bits envoyés sur le canal. Le codage de canal présente inévitablement un compromis en termes de débit, si l'on souhaite maintenir le débit des données utiles. Ainsi, dans le choix d'un codage de canal, on cherche des méthodes qui offrent une protection optimale tout en minimisant l'augmentation du débit. L'objectif fondamental d'un code correcteur est de maximiser la précision de la transmission en respectant les contraintes d'énergie du signal, de bande passante du système et de complexité des circuits.

3. Le Modulateur

Le signal généré par l'encodeur de canal n'est généralement pas adapté pour la transmission directe. C'est là que le modulateur entre en jeu, permettant la transmission du signal sur un canal de communication. Les objectifs principaux de la modulation sont d'adapter le signal au canal, de permettre la transmission simultanée de plusieurs signaux sur un même canal physique et d'augmenter la vitesse de transmission de l'information.

Le choix du type de modulation dépend des caractéristiques physiques du canal de transmission que le signal doit traverser. Ainsi, l'émetteur joue également un rôle d'adaptation du signal modulé au milieu de transmission. Les formats de modulation plus courants sont :

3.1. La modulation BPSK (Binary Phase Shift Keying):

C'est une technique de modulation utilisée dans les communications numériques pour transmettre des données binaires. Elle utilise deux phases différentes pour représenter les bits 0 et 1, généralement 0° et 180° de phase. Les bits d'information sont convertis en symboles binaires, où chaque symbole représente un bit, et la phase de la porteuse est ajustée en fonction de la valeur du bit. En réception, le signal modulé est démodulé en mesurant la phase par rapport à une référence pour récupérer les bits d'information. La modulation BPSK est simple et robuste face aux interférences, mais elle a une efficacité spectrale relativement faible. Elle est utilisée dans des applications où la simplicité est importante ou lorsque la bande passante n'est pas critique.

3.2. La modulation QPSK (Quadrature Phase Shift Keying) :

C'est une technique de modulation utilisée dans les communications numériques pour transmettre des données binaires de manière plus efficace que la modulation BPSK. Elle utilise quatre phases différentes pour représenter les combinaisons de deux bits, généralement 0°, 90°, 180° et 270° de phase. Les bits d'information sont regroupés par paires et convertis en symboles QPSK, où chaque symbole représente deux bits. Les symboles sont ensuite modulés en ajustant à la fois la phase et l'amplitude de la porteuse. En réception, le signal modulé est démodulé en mesurant la phase et l'amplitude pour récupérer les bits d'information. La modulation QPSK offre une meilleure efficacité spectrale que la modulation BPSK, car elle permet de transmettre deux bits par symbole. Cependant, elle est

plus sensible aux effets du canal, tels que le bruit et les distorsions. La modulation QPSK est couramment utilisée dans les systèmes de communication numérique, tels que les réseaux sans fil, les satellites et la télévision numérique, où une utilisation efficace de la bande passante est cruciale.

3.3. La modulation QAM (Quadrature Amplitude Modulation) :

C'est une technique de modulation utilisée dans les communications numériques pour transmettre des données en combinant à la fois des variations de phase et d'amplitude. Elle permet de transmettre plusieurs bits d'information par symbole en modulant à la fois la phase et l'amplitude d'une onde porteuse. La modulation QAM est utilisée pour augmenter le débit de transmission en exploitant à la fois la constellation de phase et la constellation d'amplitude. La constellation de phase représente les variations de phase possibles, tandis que la constellation d'amplitude représente les niveaux d'amplitude possibles. Plus la constellation est grande, plus il est possible de transmettre un grand nombre de bits par symbole. Par exemple, la modulation QAM-16 utilise une constellation de 16 points, ce qui permet de transmettre 4 bits par symbole. La modulation QAM est largement utilisée dans les systèmes de communication numérique tels que la téléphonie mobile, les réseaux haut débit et les communications par satellite, car elle offre une bonne efficacité spectrale en transmettant plusieurs bits par symbole.

4. Le Canal

Le canal, dans le contexte des communications numériques, se réfère à l'environnement de transmission entre l'émetteur et le récepteur. Il comprend le support physique utilisé pour la transmission des signaux, tels que les câbles, les fibres optiques, ou l'espace libre. Le canal est également sujet à différentes perturbations, notamment le bruit, qui correspond à des variations aléatoires indésirables dans le signal, ainsi que les interférences provenant d'autres sources, telles que d'autres utilisateurs ou des brouilleurs. De plus, les canaux réels présentent souvent des limitations telles que le bruit thermique dû à l'agitation thermique et la bande passante finie qui restreint la quantité d'informations pouvant être transmise à travers le canal.

5. Le Démodulateur

Le démodulateur est un composant essentiel dans les systèmes de communication. Son

rôle est de convertir les signaux modulés transmis par le canal en une forme appropriée pour le traitement ultérieur. Il effectue cette tâche en inversant le processus de modulation effectué par le modulateur à l'émetteur.

Le démodulateur extrait les informations contenues dans le signal modulé en utilisant des techniques spécifiques adaptées à la méthode de modulation utilisée. Il peut s'agir de la démodulation d'amplitude ‘AM’, de la démodulation de fréquence ‘FM’, de la démodulation de phase ‘PM’ ou d'autres techniques plus avancées.

Une fois les informations démodulées, elles sont généralement converties en un format numérique pour faciliter leur traitement et leur utilisation ultérieure. Cela peut impliquer des étapes supplémentaires telles que l'échantillonnage, la quantification et la numérisation du signal.

En résumé, le démodulateur est responsable de la conversion des signaux modulés en une forme appropriée pour l'extraction des informations transmises. Il joue un rôle clé dans la réception et le traitement des signaux dans les systèmes de communication.

6. Décodeur de canal

Diverses approches peuvent être adoptées par le décodeur de canal pour traiter les signaux reçus. La première consiste en la détection d'erreurs, où le décodeur analyse attentivement la séquence reçue (qu'elle soit ferme ou souple) afin de détecter toute présence d'erreurs éventuelles. Cette détection peut être utilisée pour surveiller le taux d'erreur ou pour mettre en place des techniques de retransmission si nécessaire.

Une deuxième approche, plus complexe, est celle de la correction d'erreurs (FEC : Forward Error Correction). Cette stratégie nécessite des algorithmes plus avancés que la simple détection d'erreurs, ainsi qu'une redondance plus importante dans la séquence émise. Cependant, elle permet une utilisation plus efficace du canal de transmission. Dans le cadre de cette thèse, nous nous concentrerons principalement sur cette stratégie, comme énoncé dans l'introduction.

Il convient de souligner que le théorème relatif au codage de canal représente l'un des résultats majeurs de la théorie de l'information, et est communément appelé "deuxième théorème de Shannon".

7. Décodeur de source

En se basant sur le principe du codeur de source, le décodeur de source transforme la séquence à son entrée en une séquence estimée correspondant à la séquence de sortie de la source, qui est ensuite transmise à l'utilisateur. En concevant soigneusement le système de transmission, il est possible de réduire ou d'éliminer les effets d'atténuation, de distorsion et de minimiser les perturbations causées par le bruit. Toutefois, il est important de noter que les effets du bruit ne peuvent pas être entièrement éliminés tant que nous ne disposons pas d'une connaissance complète du bruit lui-même.

III. Les différents types de supports physiques pour les communications à distance.

La transmission d'informations implique généralement une communication à distance, nécessitant l'utilisation d'un support physique pour établir la connexion entre l'émetteur et le récepteur. Dans cette section, nous allons explorer les principaux supports physiques largement utilisés comme médias de transmission.

1. La communication électrique filaire

L'information est transportée par un signal électrique, qui est essentiellement une onde électromagnétique se propageant à travers un câble métallique. Dans le domaine des télécommunications, on distingue deux catégories principales de lignes de transmission :

Le câble bifilaire : qui offre une bande passante relativement faible et est principalement utilisé pour les transmissions à bas débit, telles que le réseau téléphonique. Il est généralement composé de paires de fils torsadés afin de réduire les interférences provenant de sources externes.

En utilisant ce type de câble, les débits de transmission sont limités et restent inférieurs à 2 Mbits/s pour les applications téléphoniques traditionnelles. Il est important de noter que les câbles bifilaires torsadés offrent une certaine protection contre les perturbations extérieures, ce qui contribue à minimiser les interférences et à maintenir la qualité de la transmission.

Le câble coaxial : de bande passante plus importante et qui permet de réaliser des

transmissions avec un débit relativement élevé (jusqu'à 565 Mbits/s sur le réseau téléphonique). Le câble coaxial est notamment utilisé pour connecter les centraux téléphoniques entre lesquels transite un grand nombre de communications. Son avantage par rapport au câble bifilaire est d'être blindé, réduisant ainsi le couplage des perturbations électromagnétiques, et de présenter un milieu de propagation quasi uniforme le long de la ligne. Le câble coaxial est un type de support de transmission largement utilisé dans les télécommunications. Il offre une bande passante plus élevée, ce qui permet des transmissions à des débits relativement élevés, atteignant jusqu'à 565 Mbits/s sur le réseau téléphonique. Ce câble est souvent utilisé pour connecter les centraux téléphoniques qui gèrent un grand nombre de communications.

Comparé au câble bifilaire, le câble coaxial présente plusieurs avantages significatifs. Tout d'abord, il est blindé, ce qui lui confère une protection contre les perturbations électromagnétiques et réduit le couplage indésirable. De plus, le câble coaxial offre un milieu de propagation presque uniforme le long de la ligne, ce qui favorise une transmission plus stable et de meilleure qualité.

Grâce à ces caractéristiques, le câble coaxial est une solution fiable pour les transmissions à haut débit dans les réseaux téléphoniques et autres systèmes de communication. Il est couramment utilisé dans les infrastructures de télécommunications pour assurer des connexions robustes et une transmission efficace des données.

2. La communication optique filaire

Les fibres optiques sont utilisées comme guides pour les ondes électromagnétiques dans le spectre visible. Elles permettent de guider la lumière le long de la fibre par des réflexions multiples. Les fibres optiques présentent deux avantages majeurs : une bande passante très élevée (plusieurs dizaines de Gbits/s, voire quelques térabits/s) et une faible atténuation (0.2 dB/km pour une longueur d'onde de 1550 nm).

En théorie, les fibres optiques pourraient offrir des débits infinis, mais dans la pratique, ils sont principalement limités par les composants électroniques utilisés dans les étages de transmission et de réception. De plus, contrairement aux communications filaires et radioélectriques, les fibres optiques sont insensibles aux perturbations électromagnétiques externes car elles ne permettent pas le couplage de ces perturbations. Cela garantit une

transmission fiable et libre d'interférences.

Les fibres optiques introduisent également très peu de distorsion sur le signal et permettent des multiplexages fréquentiels très efficaces. Elles offrent une sécurité de transmission élevée car le signal guidé le long de la ligne ne peut sortir qu'à l'autre extrémité de la fibre, évitant ainsi toute fuite de signal. De plus, les fibres optiques chauffent peu par rapport aux câbles électriques, ce qui améliore leur fiabilité.

Cependant, malgré ces nombreux avantages, les fibres optiques présentent également quelques inconvénients. Elles sont plus fragiles que les autres types de supports de transmission, tout comme leurs connecteurs. De plus, leur installation et leur maintenance peuvent être coûteuses.

Néanmoins, les fibres optiques sont largement utilisées, notamment dans les liaisons transocéaniques, où environ 80 % des communications longue distance sont réalisées à l'aide de millions de kilomètres de fibres optiques enterrées ou sous-marines.

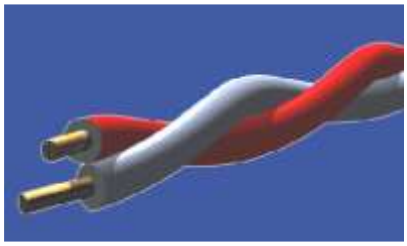
3. La radiocommunication

Les radiocommunications exploitent la propagation d'ondes électromagnétiques dans l'atmosphère, principalement utilisées pour les transmissions par satellite, les faisceaux hertziens et les communications mobiles. Les antennes jouent un rôle essentiel dans la transmission et la réception des signaux à travers le canal radioélectrique ou hertzien. Les lois de propagation de ces ondes sont régies par les équations de Maxwell. Le spectre des radiocommunications couvre une large gamme de fréquences, allant de plusieurs kilohertz à plusieurs gigahertz.

L'un des principaux avantages des radiocommunications par rapport à d'autres supports de communication tels que les câbles ou les fibres optiques est le faible coût d'installation d'un réseau à grande échelle. Il n'est pas nécessaire de déployer des infrastructures physiques entre chaque nœud et terminal du réseau, une simple antenne suffit.

Cependant, les radiocommunications présentent plusieurs inconvénients. Tout d'abord, elles sont plus sensibles aux perturbations extérieures et aux effets indésirables du support de transmission. Les interférences électromagnétiques, le bruit atmosphérique et d'autres sources de perturbations peuvent affecter la qualité et la fiabilité des communications. De

plus, la propagation des ondes radio est sujette à des phénomènes tels que l'atténuation, la réfraction et la diffraction, ce qui peut entraîner des variations de signal et une dégradation de la qualité de la communication.



Câble bifilaire



Câble coaxial



Antennes



Les fibres optiques

Figure 1.4 : Exemples des supports de transmission

Type	**Bande passante**	**Applications**
Paire torsadée	>100KHz	Téléphonie, LAN
Câble coaxial	>100MHz	Télévision, LAN
Fibre optique	>1GHz	LAN, WAN
Faisceaux hertziens	Dépend de la fréquence de la porteuse	Télévision, téléphonie mobile, LAN
Satellites	>10MHz	GPS, WAN

Tableau 1.1 : Les différentes applications des supports de transmission

Il existe d'autres supports de transmission tels que les supports de stockage, de type CD, DVD ou disques durs. Ils servent également de moyens de transfert d'informations et sont

soumis à des contraintes spécifiques en termes de taux d'erreur. Il est essentiel de comprendre les caractéristiques d'un support de transmission et ses limitations pour la conception d'un canal de transmission (capacité maximale d'information transmise, bande passante) et pour déterminer les techniques à mettre en œuvre afin d'assurer une qualité de service optimale. De plus, il est important de prendre en compte les réglementations associées à l'utilisation d'un support de transmission.

IV. Modèles des canaux de transmission

Nous allons maintenant présenter quelques modèles simples de canaux de transmission prenant en compte l'ajout du bruit par le canal.

1. Canal a bruit blanc additif gaussien (BBAG)

Le canal BBAG ou bien AWGN en anglais est un canal avec une entrée et une sortie continue en amplitude, mais discrète dans le temps. Le bruit introduit par le canal est une addition d'un bruit blanc avec une densité spectrale de puissance constante et une distribution gaussienne en amplitude. Le signal reçu peut être représenté par l'équation suivante : $Y = X + E$, où E suit une distribution normale avec une moyenne nulle et une variance de $\sigma 2$ (figure 1.5). La perturbation ou le bruit sont caractérisés par cette variance, qui est obtenue en additionnant les variances des différents bruits présents dans la transmission, supposés tous gaussiens et indépendants (bruit d'émission spontanée, bruit thermique, bruit de battement entre le signal et le bruit, bruit de battement entre le bruit et lui-même...) [10].

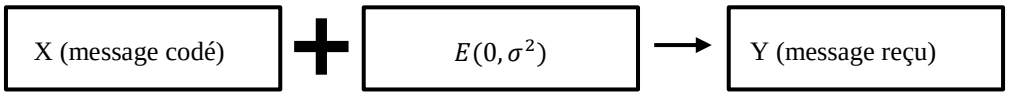


Figure 1.5: Modèle d'un canal AWGN

2. Canal binaire symétrique (BSC)

Le canal binaire symétrique 'BSC', est représenté dans la figure 1.6, ce canal a deux entrées possibles (0, 1) et deux sorties possibles (0, 1). Chaque bit transmis est correctement reçu avec une probabilité de 1 - f, et il est inversé avec une probabilité de f.

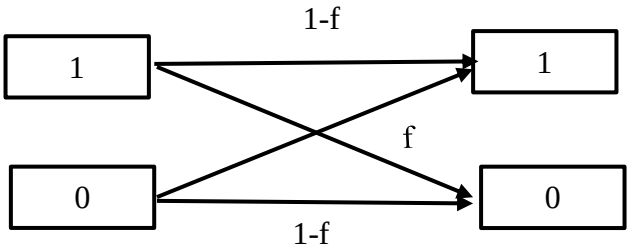


Figure1.6 :Modèle d'un canal BSC

Au récepteur, avant le processus de décodage, il est utilisé un seuil S pour prendre une décision quant à la valeur de la donnée reçue, comme le montre la Figure 1.7.

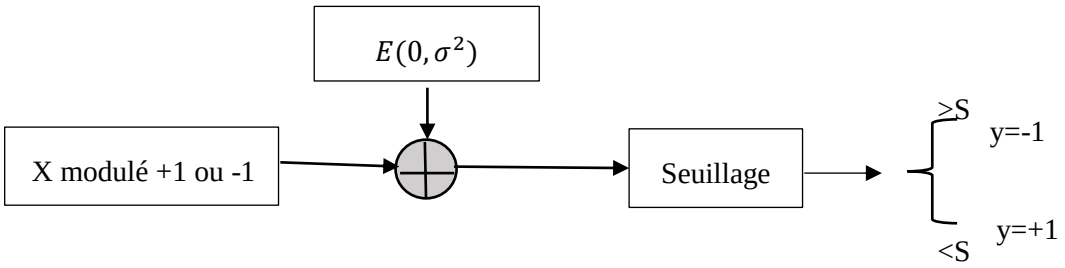


Figure 1.7 : Chaine équivalente émission/réception pour un canal BSC

3. Canal binaire a effacement (BES)

Un canal binaire à effacement ou bien 'Binary Erasure Channel' est un modèle de canal de communication dans lequel les symboles transmis peuvent être reçus correctement avec une probabilité donnée ou être complètement effacés avec une probabilité complémentaire. En d'autres termes, lorsqu'un symbole est envoyé à travers ce canal, il peut être reçu avec succès avec une certaine probabilité, ou il peut être perdu (effacé) avec une probabilité complémentaire. Ce type de canal est souvent utilisé pour modéliser des situations où la transmission sans fil peut être sujette à des pertes de paquets. Les symboles effacés représentent les paquets qui n'ont pas été correctement reçus.

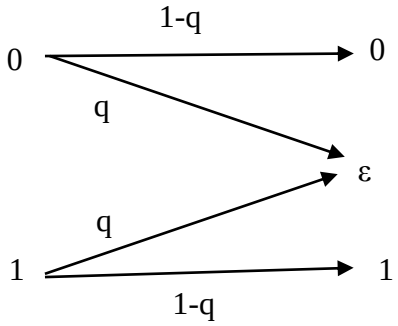


Figure 1.8 : Canal binaire à effacement.

Aucune décision n'est tirée concernant l'entrée du canal lorsque la sortie est ε, ce qui est cohérent avec la notion d'effacement. La figure 1.8 illustre un schéma du canal à effacement.

V. Théorème de Shannon

Le théorème énonce qu'il est possible de transmettre de l'information de manière totalement fiable sur un canal de communication sujet à du bruit, à condition que la vitesse de transmission (bits par seconde) soit inférieure à la capacité maximale du canal. La capacité du canal représente le taux maximal d'information que le canal peut transmettre de manière fiable.

Plus formellement, soit C la capacité du canal en bits par seconde, B la largeur de bande du canal en hertz, et S/N le rapport signal sur bruit du canal. Alors, la capacité maximale C est donnée par la formule de Shannon :

$$C = B.\log_2(1 + \frac{S}{N}) \qquad (1.1)$$

Cette formule montre que la capacité du canal est proportionnelle à la largeur de bande et dépend du rapport signal sur bruit. Elle donne la quantité maximale d'information qu'il est théoriquement possible de transmettre de manière fiable sur le canal.

Le théorème de Shannon a des implications profondes pour la conception des systèmes de communication et a jeté les bases de nombreux développements dans les technologies de l'information et des communications.

VI. Les codes correcteurs d'erreur et la théorie de l'information

Shannon lui-même a joué un rôle clé dans le développement de la théorie sous-jacente des codes correcteurs d'erreur. Il a prouvé, par exemple, l'existence de codes permettant une transmission d'information presque sans erreur sur un canal bruité, à condition que le taux de transmission ne dépasse pas une certaine limite, connue sous le nom de capacité du canal. Cette découverte a été fondamentale pour le développement ultérieur des codes correcteurs d'erreur.

La contribution de Claude Shannon à la théorie des codes correcteurs d'erreur est principalement théorique mais fondamentale. Dans son article fondateur de 1948, "A Mathematical Theory of Communication", Shannon a abordé la question de la transmission de l'information sur des canaux bruités. Il a introduit plusieurs concepts clés, dont deux sont particulièrement pertinents pour les codes correcteurs d'erreur :

1. **La capacité du canal** : Shannon a défini la capacité du canal comme la limite supérieure de la quantité d'information qui peut être transmise avec une fiabilité quasi parfaite sur un canal de communication, en tenant compte du bruit présent sur ce canal. Cette capacité dépend des caractéristiques du canal (comme la bande passante et le niveau de bruit) et représente le taux maximal de transmission d'information sans erreur.

2. **Le théorème de codage de canal** : L'une des réalisations les plus remarquables de Shannon a été de prouver que, pour tout canal de communication avec une capacité donnée, il existe des codes qui permettent de transmettre de l'information à un taux proche de cette capacité, avec une probabilité d'erreur aussi faible que souhaitée. En d'autres termes, même sur un canal bruité, il est possible de communiquer presque sans erreur si le taux de transmission est maintenu en dessous de la capacité du canal. Ces découvertes étaient révolutionnaires car elles ont montré qu'il était théoriquement possible de transmettre de l'information de manière fiable sur des canaux imparfaits. Cependant, Shannon n'a pas fourni de méthodes spécifiques pour construire de tels codes. Les décennies suivantes ont vu le développement de divers codes correcteurs d'erreur comme les codes de Hamming, les codes de Reed-Solomon, et les codes LDPC qui réalisent, dans la pratique, ce que Shannon avait prouvé être possible en théorie.

En résumé, Shannon a établi les fondements théoriques montrant que la correction

d'erreur était non seulement nécessaire, mais aussi réalisable dans des limites bien définies. Cela a guidé et inspiré de nombreux travaux ultérieurs dans le domaine de la codification et de la correction d'erreurs.

VII. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé une compréhension approfondie des chaînes de transmission et des principes fondamentaux des systèmes de communication numérique. Un avantage clé de ces systèmes réside dans leur capacité à incorporer des codes correcteurs d'erreurs pour améliorer la fiabilité de la transmission des données. Nous avons exploré le rôle crucial du théorème de Shannon dans la théorie de l'information, qui a pavé la voie au développement de ces codes correcteurs d'erreurs. Ces codes sont essentiels pour améliorer l'efficacité des canaux de communication numérique, en réduisant la puissance nécessaire du signal émis et en augmentant la performance du canal de transmission.

Le prochain chapitre offrira une introduction détaillée au codage de canal, en se concentrant sur des techniques de pointe telles que les Turbo-codes et les codes LDPC. Ces méthodes sont fondamentales pour surmonter les défis inhérents aux canaux de communication et pour améliorer significativement les performances de transmission.

Chapitre II :

LES CODES CORRECTEURS D'ERREUR

I. Introduction

On observe que le transfert d'informations numériques revêt une grande importance dans de nombreux domaines, notamment dans le cas des sondes spatiales qui reçoivent des signaux parcourant d'énormes distances. Il devient donc essentiel de garantir une perte minimale d'informations, et c'est à ce stade que les codes correcteurs entrent en jeu. L'objectif est d'ajouter une couche d'informations au message initial. Cette couche additionnelle ne doit pas apporter de sens supplémentaire au message, mais elle doit permettre de détecter et de corriger d'éventuelles erreurs. Naturellement, l'ajout d'informations à un coût, et l'efficacité d'un code est ainsi déterminée par la quantité d'informations ajoutées et sa capacité à préserver l'information d'un message. Dans cette étude, nous nous pencherons sur les principaux codes correcteurs binaires, examinant de près le processus de codage et de correction d'erreurs, en mettant particulièrement l'accent sur les codes LDPC.

La correction d'erreurs sans voie de retour est l'une des méthodologies les plus largement adoptées par divers systèmes de communication et de mémoire pour réduire au minimum la probabilité d'erreurs [11]. En général, de nombreuses applications basées sur la communication sans fil s'efforcent de fournir un service de haute qualité transparent à leurs utilisateurs en utilisant des méthodes rentables et moins intensives en termes de calcul [11,12]. Il n'est pratiquement pas possible pour une classe particulière de schéma de codage de faciliter une transmission de données sans erreur en raison des défis et des vulnérabilités qui sont associés aux canaux de communication [13]. Dans la littérature, plusieurs techniques ont été étudiées en vue de la conception et du développement de schémas de codage prometteurs qui peuvent réduire les erreurs de transmission et de lecture des données [14,15]. Parmi les différents schémas de codage on trouve les deux classes de codes correcteurs d'erreur qui sont largement utilisées : les Turbo codes et les codes LDPC qui font l'objet des travaux présentés dans cette thèse.

Ce chapitre introduit les techniques avancées de codage de canal. Tout d'abord, Les Turbo-codes sont brièvement présentées. Ensuite, nous abordons les codes LDPC en détaillant les méthodes de construction, d'encodage, et de décodage. Enfin, dans la dernière partie, quelques algorithmes de décodage des codes LDPC sont introduits.

II. Turbo Codes

Les turbo codes ont vu le jour au sein de Télécom Bretagne (actuellement IMT Atlantique), suite aux travaux de Claude Berrou. Ils ont été présentés lors de 'l'International Conférence on Communications' de juin 1993 à Genève, en Suisse, dans une communication cosignée par Alain Glavieux et Punya Thitimajshima [16].

Initialement, Claude Shannon, en 1948, avait énoncé le théorème démontrant l'existence d'une limite théorique au-delà de laquelle les communications sont sujettes à des erreurs. Cependant, il n'avait pas fourni d'exemple de code réalisable permettant d'approcher cette limite. Les codes LDPC ont été développés par Robert G. Gallager dans sa thèse au MIT en 1960 [17], offrant la possibilité d'atteindre cette limite théorique. Malheureusement, à l'époque, leur mise en œuvre pratique était difficile, et ils ont été largement oubliés.

Au début des années 1990, Claude Berrou a développé les turbo codes [18], qui ont été les premiers codes à approcher la limite de Shannon et pour lesquels une implémentation matérielle réussie a été réalisée [19]. La clé de cette avancée résidait dans l'utilisation de codes convolutifs récursifs et dans le développement de l'information extrinsèque, obtenue par la soustraction de l'information a priori (donnée d'entrée) de l'information a posteriori (donnée de sortie). La difficulté principale résidait, entre autres, dans la gestion de cette soustraction pour éviter les phénomènes de propagation d'erreurs dans la boucle "turbo".

Le principe des turbo codes, à l'image de tout code correcteur d'erreur, repose sur l'introduction de redondance dans le message pour le rendre moins vulnérable aux perturbations et aux bruits rencontrés lors de la transmission. Le processus de codage implique l'utilisation de deux codeurs simples, avec des entrées entrelacées, de sorte que chaque codeur traite une série d'informations différentes à son entrée. Le décodage est réalisé en collaboration entre les décodeurs, chacun émettant son 'avis' sur chaque bit décodé. Cette information est ensuite transmise à l'entrée du décodeur suivant, et ainsi de suite. C'est ainsi que le terme 'turbo' est associé à ce processus.

1. Codage des turbo codes

Un turbo codeur conventionnel résulte de la combinaison de deux codeurs (ou plus), souvent des codeurs convolutifs récursifs systématiques (RSC : Recursive Systematic Coder) [20] en raison de leurs propriétés pseudo-aléatoires avantageuses. En pratique, le

turbo codeur génère généralement trois sorties destinées à être transmises sur le canal (après éventuelle modulation) Figure 2.1 :

1. La sortie systématique y_s, qui correspond à l'entrée directe du codeur (la séquence u).

2. La sortie de parité 1 x_p^1 : la sortie du premier codeur.

3. La sortie de parité 2 x_p^2: la sortie du deuxième codeur.

La différence entre les deux dernières sorties réside dans le fait que la trame u est entrelacée avant d'entrer dans le deuxième codeur, ce qui la rend 'mélangée'. Ce codage permet ainsi de répartir l'information apportée par un bit de la trame u sur ses voisins (avec le codage de parité 1) et même sur toute la longueur de la trame transmise (avec le codage de parité 2). Ainsi, en cas de dommage important sur une partie du message pendant la transmission, l'information peut encore être récupérée ailleurs.

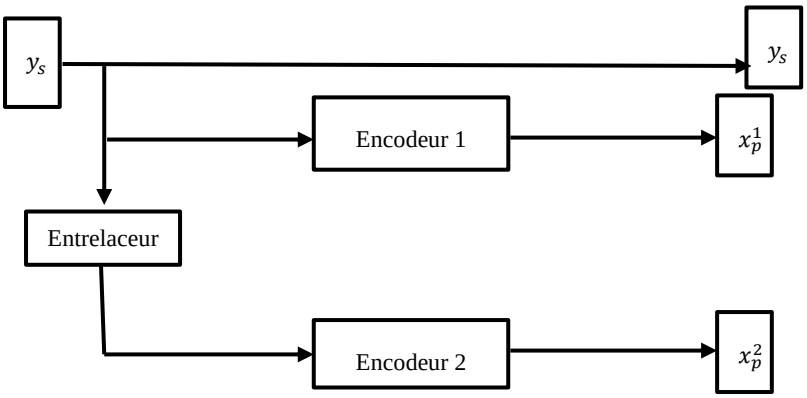


Figure 2.1 : Schéma de turbo-code construit de deux codes convolutifs et d'un entrelaceur

2. Décodage des turbo codes

Le décodage des Turbo codes repose généralement sur des algorithmes itératifs, tels que l'algorithme de décodage 'BCJR' [21] (Bahl, Cocke, Jelinek, Raviv) ou l'algorithme de décodage de Log-Likelihood ratio [22]. Ces algorithmes itératifs exploitent la structure parallèle des Turbo codes et utilisent des informations rétroactives pour améliorer la correction d'erreur. Voici un aperçu général du processus de décodage des Turbo codes :

1. **Encodage Initial :**
   - Les données à transmettre sont encodées par deux encodeurs convolutifs en parallèle.
   - Les deux séquences de bits générées passent ensuite par un entrelaceur, qui réorganise les bits.
2. **Transmission :**
   - Les bits entrelacés sont transmis sur le canal de communication, susceptible d'introduire des erreurs.
3. **Réception :**
   - Les bits reçus, maintenant potentiellement corrompus par des erreurs de transmission, sont utilisés comme entrées pour le processus de décodage.
4. **Décodage Itératif :**
   - L'algorithme de décodage itératif est appliqué de manière répétée. Les deux composants parallèles sont décodés de manière itérative, et les informations extrinsèques sont échangées entre les décodeurs.
5. **Calcul des Log-Likelihood Ratios (LLR) :**
   - Les décodeurs produisent des probabilités a posteriori pour chaque bit (ou symbole) en termes de log-likelihood ratios (LLR). Ces informations représentent la fiabilité de chaque bit.
6. **Utilisation des Informations Extrinsèques :**
   - Les informations extrinsèques des deux décodeurs parallèles sont combinées et utilisées pour mettre à jour les probabilités a priori des bits.
7. **Répétition du Processus :**
   - Les étapes 4 à 6 sont répétées plusieurs fois (itérations) pour améliorer progressivement la fiabilité des bits décodés.
8. **Décision Finale :**
   - Après un certain nombre d'itérations, une décision est prise sur les bits décodés en fonction des probabilités finales.

L'algorithme itératif exploite la redondance introduite par les deux encodeurs convolutifs et l'entrelaceur, permettant une correction d'erreur efficace. Les performances de décodage des Turbo codes sont souvent très proches de la limite de capacité de Shannon, faisant d'eux l'un des choix préférés pour les applications de communications numériques exigeantes.

III. Les codes de parité à faible densité (LDPC)

Les codes de parité à faible densité (LDPC) sont une classe spéciale de codes linéaires par blocs qui ont gagné en popularité ces dernières années en raison de leurs caractéristiques polyvalentes de correction d'erreurs [23]. Initialement découverts par Gallager [24], les codes LDPC ont été introduits comme une version généralisée pour diverses applications par Mackay et son équipe de recherche [25,26]. Depuis, ils sont devenus un choix courant de schéma de codage dans divers domaines d'application sans fil [27]. Ils sont reconnus pour leurs gains de codage élevés et sont adaptés à toutes les longueurs de mot de code. Les codes

LDPC sont itératifs et se basent sur l'échange d'informations entre les nœuds de variables et les nœuds de contrôle.

En termes de mécanismes de correction d'erreurs, les algorithmes de décodage pour les codes LDPC peuvent être classés en deux grandes catégories (figure 2.2) : les approches basées sur les décisions souples [28], telles que l'algorithme Min-Sum (MSA), une simplification du traitement des nœuds de contrôle de l'algorithme Sum-Product (SPA) et les approches basées sur les décisions dures [29]. Ces algorithmes de décision souple se basent sur le "rapport de vraisemblance logarithmique extrinsèque (LLRs)" [30-34] mais nécessitent d'importantes opérations arithmétiques et une mise en œuvre parallèle, les rendant très complexes [35,36]. À l'opposé, les décodeurs à décision dure, comme les décodeurs à retournement de bits [13], [27], ont un BER moins performant mais sont moins exigeants en termes de calcul. Des améliorations de l'algorithme de retournement de bits ont été proposées, notamment la méthode de retournement de bits pondérée (WBF) [13], ainsi que les algorithmes MWBF [29], IMWBF [37], RRWBF [38], MMWBF [39], ILCHWBF [40], CIWBF [41], et NRRWBF [42]. Le MMWBF par exemple, surpasse l'algorithme WBF en termes de performance et de complexité, et atteint un équilibre entre les algorithmes BF et SP.

Pour d'autres algorithmes, la fiabilité est basée sur les informations extrinsèques utilisées dans la fonction d'inversion, à l'exception de l'algorithme MWBFII [43] qui repose sur des informations intrinsèques. Cette méthode utilise uniquement des additions et des soustractions au lieu de multiplications et de divisions pour améliorer la fiabilité. Plus tard, pour améliorer les erreurs corrigées pendant les itérations, l'algorithme HDBFABLT [44] a employé un seuil adaptable dynamiquement pour chaque bit. Dans les algorithmes de décodage MSBFD [45], les deux types d'algorithmes sont combinés : l'un relevant de la décision souple et l'autre de la décision dure. Cette approche est basée sur le passage d'un algorithme à l'autre et la sélection du plus performant.

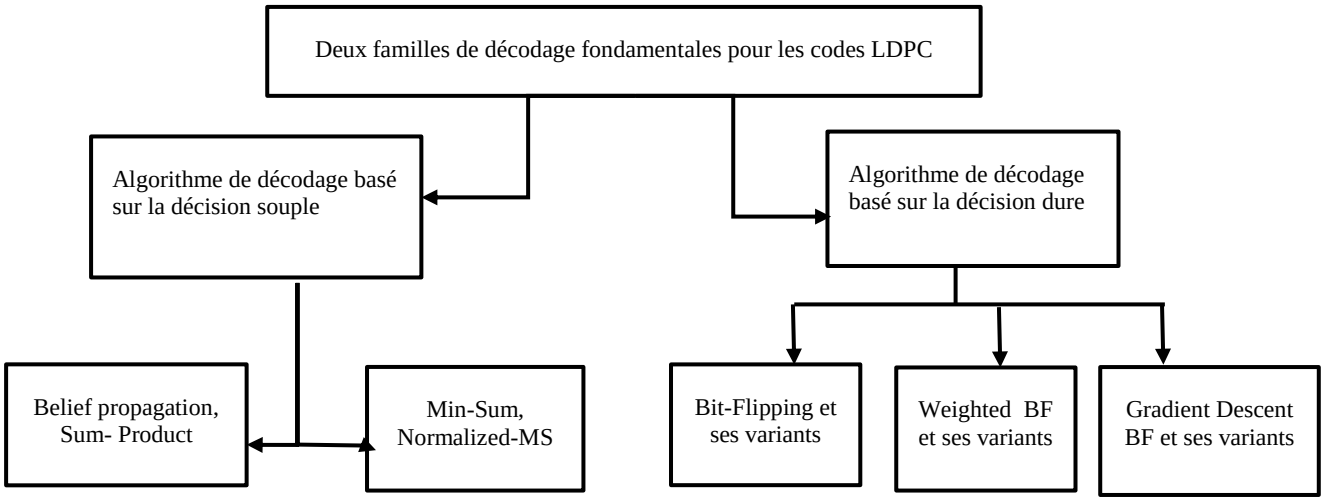


Figure 2.2 : Différentes approches de décodage pour les codes LDPC

Avec l'amélioration continue dans les domaines des services sans fil et du stockage de données, de nombreux algorithmes de décodage LDPC viables ont été proposés par des chercheurs éminents issus du milieu universitaire et de l'industrie [46]. Ces dernières années, plusieurs revues complètes et études décrivant les capacités de calcul améliorées des codes LDPC ont été publiées, chacune se concentrant sur une caractéristique particulière de ces codes. Les auteurs de [47] ont présenté pour la première fois une vue d'ensemble des fondements des codes LDPC, abordant tous les aspects importants depuis leur découverte jusqu'à leurs propriétés de codage et de décodage souhaitables, ainsi que leurs implications scientifiques. Les auteurs [48] ont exploré l'importance et la fonctionnalité de certains algorithmes de décodage des codes LDPC et de leurs architectures VLSI, mais leur discussion se limitait à quelques méthodes de décodage populaires.

Une autre étude intéressante, axée sur les défis et les nouvelles orientations des techniques de codage de canal, notamment les codes LDPC spatialement couplés et non binaires, a été présentée par [49]. Cependant, cette étude ne mentionnait que brièvement quelques recherches sur le décodage des LDPC. La recherche menée par [50] présente une étude systématique sur les décodeurs LDPC programmables, explorant les problèmes de conception, les défis et les méthodologies associés. [51] ont mené une étude exclusive sur la conception et l'analyse des codes LDPC basés sur des protographes, évaluant ces codes dans diverses conditions de canal et de modulation, toutefois, l'étude se concentrait

principalement sur la conception de l'encodage. Les auteurs de [52] ont évalué les performances de plusieurs décodeurs LDPC basés sur FPGA, résumant leurs caractéristiques de performance. Néanmoins, l'étude n'a pas souligné l'importance des algorithmes de décodage LDPC dans la conception des décodeurs. Les chercheurs de [53] ont également proposé une étude centrée sur les codes LDPC pour les systèmes d'enregistrement magnétique, discutant des techniques de construction des codes et des lignes directrices pour les encodeurs et décodeurs LDPC. Plus récemment, l'étude [54] a fourni une comparaison des codes LDPC, Polar et Turbo, avec un accent sur la mise en œuvre ASIC de leurs décodeurs pour les systèmes de communication cellulaire. Les auteurs de [55] et [56] ont proposé d'autres études liées à la théorie du codage, résumant l'importance des codes LDPC et leurs applications. Cependant, ces travaux étaient généraux et ne mettaient pas en évidence la nature des algorithmes de décodage LDPC et leurs applications pour résoudre des problèmes variés dans les systèmes de communication modernes [57, 58]. En général, une vue d'ensemble des études récentes sur les algorithmes de décodage LDPC révèle un écart substantiel entre les avancées de la recherche et leur couverture dans les revues [47-54], ces travaux sont souvent trop spécifiques pour aborder un problème de recherche particulier. Motivé par cette lacune, l'article [53] présente une revue exhaustive des aspects clés des algorithmes de décodage LDPC basés sur les décisions dures et souples, servant de référence pour identifier et comprendre les lacunes de recherche et les orientations futures. Un résumé global des travaux de recherche récents sur les codes LDPC est mis en évidence dans le Tableau 2.1.

Titre de l'article	**Méthodologies**	**Publications de la recherche**
A Study on Iterative Decoding With LLR Modulator by Neural Network Using Adjacent Track Information in SMR System [59]	Algorithm approach utilizing probability theory and Neural network	Advanced Storage Research Consortium (ASRC)-JAPAN
Performance analysis of interleaved LDPC for optical satellite communications [60]	Performance evaluation and analysis is done using MATLAB simulations	Optics Communications (ELSEVIER)
Performance Analysis of Finite-Length LDPC Codes Over Asymmetric Memoryless Channels [61]	Algorithm approach, Channel variations and real time transmission through MATLAB simulations	IEEE Transactions on Vehicular Technology

Code-design for efficient pipelined layered LDPC decoders with bank memory organization [62]	Code construction and scheduling through software simulation, layered hardware realization and verification process through FPGA.	Microprocessors and Microsystems (ELSEVIER)
Decoder-in-the-Loop: Genetic Optimization- Based LDPC Code Design [63]	Genetic Algorithm design, Complexity and latency evaluation through MATLAB	IEEE Access
Using Low-Density Parity-Check codes to improve the McEliece cryptosystem [64]	Algorithm design, security and efficiency analysis carried out in Random Oracle model	Information Sciences (ELSEVIER)
Low-Complexity High-Throughput Bit-Wise LDPC Decoder[65]	Algorithm simulation through MATLAB, Design and Implementation through ASIC process	Journal of Signal Processing Systems (SPRINGER)
Design of Binary LDPC Codes With Parallel Vector Message Passing [66]	Algorithm enhancements and design of LDPC codes through MATLAB	IEEE Transactions on Communications
Second Minimum Approximation for Min- Sum Decoders Suitable for High-Rate LDPC Codes [67]	Algorithm approach through MATLAB Simulations, Implementation through ASIC process	Circuits, Systems, and Signal Processing (SPRINGER)
High-throughput 2 bit low-density paritycheck forward error correction for C-RAN optical front-haul based on a hard-decision algorithm [68]	Algorithm design and implementation enhancements through FPGA process	IET Circuits, Devices & Systems

Tableau 2.1 : Résumé des travaux de recherche les plus récents et les plus populaires sur les codes LDPC

I. Concepts generaux

Un schéma représentatif d'un système de communication numérique est présenté dans la figure 1.2 du premier chapitre. Nous faisons l'hypothèse que l'émetteur est composé d'une source binaire dont les bits sont distribués de manière indépendante et identique. Ce message binaire est soumis à un codage de canal, également appelé codage détecteur/correcteur d'erreurs. Cette technique implique l'introduction d'une redondance associée à l'information utile dans le message à transmettre. La redondance et l'information utile suivent une loi spécifique, et la trame binaire résultante est ensuite transmise sur un canal sujet au bruit. À la réception, le décodeur de canal exploite la redondance introduite par le codeur pour

détecter et corriger les erreurs survenues pendant la transmission. L'ajout de redondance au message à transmettre entraîne une perte d'efficacité du système, car les bits de redondance n'apportent pas d'information utile. Toutefois, cette perte doit être équilibrée avec le gain de qualité obtenu grâce à l'utilisation du codage.

Étant donné que les codes examinés dans cette thèse sont des codes en bloc, les propriétés du système sont formulées en supposant l'utilisation d'un code en bloc. De plus, il est supposé que les symboles utilisés pour les messages soient des symboles binaires. Un message b avec K bits doit être transmis à travers un canal sujet au bruit (figure 2.3).

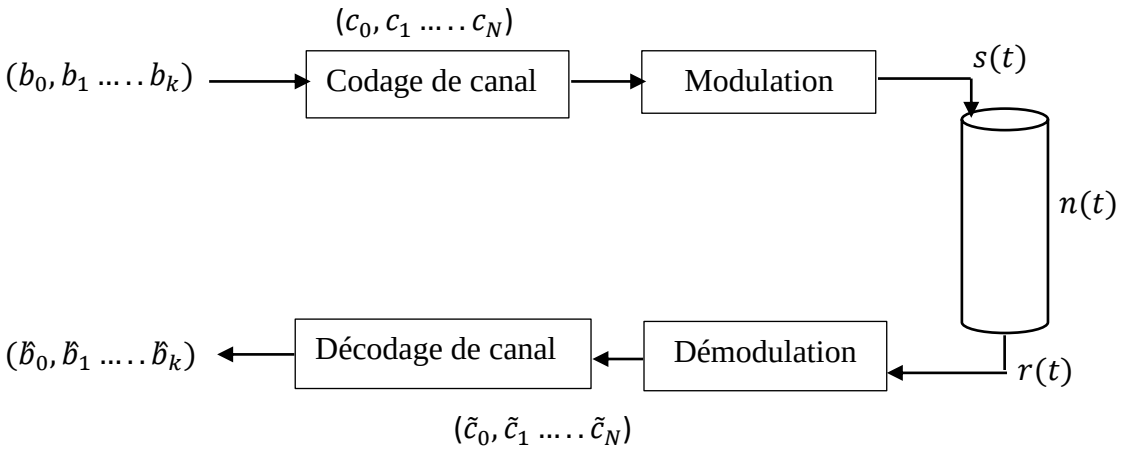


Figure 2.3 : représentation d'un système correcteur d'erreur

Le message initial subit un processus de codage pour être représenté par un mot de code c à N bits, où N > K. Ensuite, ce mot de code est converti en un signal analogique s(t) via la modulation BPSK, utilisant une énergie E par bit. Lors de la transmission à travers un canal AWGN, le bruit n(t) de densité N_0 est incorporé dans le signal, créant ainsi le signal reçu r(t). Une opération de démodulation est effectuée pour obtenir le vecteur reçu $\tilde{c}_N$, qui peut contenir des bits ou des scalaires. Le décodeur de canal est ensuite employé pour retrouver le mot de code initial x_N en tenant compte du vecteur reçu $\tilde{c}_N$. À partir de x_N, les bits du message $\hat{b}_k$sont déduits.

Pour le système décrit auparavant, un certain nombre de propriétés peuvent être définies :

- L'information transmise ***b*** est de ***K*** bits.
- La longueur du mot de code, notée N, est généralement choisie de manière à améliorer les performances de correction d'erreur. Cependant, il est important de

noter que l'augmentation de la taille du mot de code entraîne une complexité accrue du codeur/décodeur, ainsi qu'une augmentation du temps de calcul global du système. Par conséquent, il existe un compromis à atteindre entre ces divers facteurs lors de la conception du système de codage et de décodage.

- Le taux de codage, exprimé en tant que rapport entre la taille de l'information source k et la longueur du mot de code N, est défini comme $R = k/N$. Il est évident que l'augmentation du taux de codage entraîne une augmentation de la quantité d'informations transmises pour un mot de code de N bits. Cependant, il est important de noter que, dans le même temps, un taux de codage réduit permet de transmettre davantage d'informations tout en maintenant une puissance d'émission constante. Ainsi, le choix du taux de codage représente également un compromis entre les performances de correction d'erreur et la complexité globale du système codeur/décodeur.
- Le taux d'erreur binaire (BER) représente le nombre de bits reçus incorrects par rapport au nombre total de bits transmis, et il est calculé en moyenne sur plusieurs blocs.
- Le taux d'erreur de trame (FER) correspond au nombre de blocs erronés par rapport au nombre total de blocs.

En général, on peut distinguer trois façons dont une tentative de décodage peut se conclure :

- **Succès du décodage** : Le décodeur a trouvé un mot de code valide, et le message reconstruit correspond au message transmis b.
- **Erreur du décodage** : Le décodeur a trouvé un mot de code valide, mais le message reconstruit ne correspond pas au message transmis b.
- **Échec du décodage** : Le décodeur n'a pas réussi à trouver un mot de code valide en utilisant les ressources spécifiées.

Pour les deux derniers cas, erreur et échec du décodage, le décodeur n'a pas pu retrouver le bon message envoyé b. Cependant, la principale différence est que les échecs de décodage sont détectables, tandis que les erreurs de décodage ne le sont pas. Ainsi, par exemple, si plusieurs algorithmes de décodage sont disponibles, le décodage pourrait être tenté à nouveau avec un autre algorithme en cas d'échec. Les systèmes de codage sont analysés en

détail dans n'importe quel ouvrage sur la théorie du codage, par exemple [69] [70].

On distingue deux familles de décodeurs travaillant à partir des données fournies par l'organe de démodulation comme démontré sur la figure 2.2. Le premier type de décodeur, appelé décodeur à décisions dures, fonctionne avec des données "fermes" ou binaires (0 ou 1), dans ce cas, l'organe de démodulation du signal (par exemple, un récepteur) convertit le signal reçu en une séquence de bits, sans fournir d'informations supplémentaires sur la fiabilité ou la probabilité de chaque bit, le décodeur LDPC prend ces bits en entrée et tente de corriger les erreurs en se basant uniquement sur cette séquence binaire. Le deuxième type de décodeur est appelé décodeur à décisions souple, ce type de décodeur utilise non seulement les valeurs binaires (0 ou 1) fournies par l'organe de démodulation, mais aussi une mesure de fiabilité ou de confiance pour chaque bit. Cette mesure est souvent exprimée sous la forme de probabilités ou de LLR, le décodeur utilise ces informations supplémentaires pour améliorer la correction d'erreurs.

2. Paramétrisation des codes LDPC

Un code LDPC caractérisé par les paramètres (N, t_c, t_r) est un type de code en bloc linéaire binaire de longueur N. Ce code est défini par une matrice de vérification de parité H, qui est une matrice creuse de dimension (M x N) avec M ≤ N. Les mots de code x sont des séquences de N bits qui satisfont un ensemble de M équations de contrôle de parité. Ces équations, également appelées équations de contrôle de parité, sont exprimées par l'équation 2.1 :

$$H * x^t = 0 \tag{2.1}$$

Le nombre de bits d'information dans le code est K = N - M, et le rendement R du code est défini par l'équation 2.2 :

$$R \geq 1 - \frac{t_c}{t_r} \tag{2.2}$$

Il est important de noter que le rang de la matrice H peut ne pas être plein, d'où l'inégalité dans la définition du rendement. La matrice H est constituée de t_c "1" par colonne, t_r"1" par ligne, et de zéros pour tous les autres éléments. Ainsi, chaque bit du mot de code participe à t_c équations de contrôle de parité, et chaque équation est composée de t_r bits. On qualifie

ce type de code de LDPC par code régulier. Pour obtenir une matrice de faible densité, les valeurs de t_c et t_r doivent être considérablement inférieures à la longueur du mot de code N, garantissant ainsi que le nombre de "1" dans la matrice H est de l'ordre de N plutôt que de l'ordre de N^2.

Ci-dessous, nous avons représenté la matrice de contrôle de parité d'un code (N=6, $t_c = 2, t_r = 3$). Son rendement est *R=1/3* et son nombre de bits d'information est *K=2*.

$$H=\begin{bmatrix}1&1&0&1&0&0\\0&0&1&1&1&0\\1&0&0&0&1&1\\0&1&1&0&0&1\end{bmatrix}$$

Une représentation graphique courante d'un code LDPC est appelée graphe de Tanner ou, plus récemment, graphe factoriel. Ce graphe bipartite comporte deux types de nœuds : les nœuds de variable et les nœuds de parité, reliés entre eux par des branches. Dans le contexte d'un code LDPC, les nœuds de variable représentent le mot de code, tandis que les nœuds de parité sont appelés nœuds de contrôle. La connexion entre le i -ème nœud de variable et le J-ème nœud de contrôle est établie par une branche si et seulement si l'élément de la matrice H est non nul. La Figure 2.4 illustre le graphe de tanner d'un code LDPC régulier défini par la matrice H précédemment mentionnée.

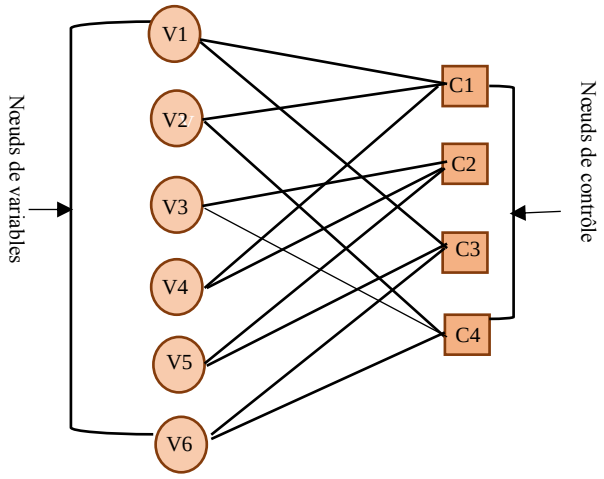


Figure 2.4 : graphe de Tanner (N=6, $t_c = 2, t_r = 3$)

Les relations entre les nœuds de variable et les nœuds de parité suivent les équations suivantes en prenant le même exemple en figure 2.4 :

$$\begin{cases} (v_1 + v_2 + v_4) modulo 2 = 0 = c_1 \\ v_3 + v_4 + v_5 = 0 = c2 \\ v_1 + v_5 + v_6 = 0 = c3 \\ v_2 + v_3 + v_6 = 0 = c4 \end{cases} \quad (2.3)$$

Lorsque les équations de parité ne sont pas satisfaites (c'est-à-dire égales à 0 modulo 2), cela indique la présence d'erreurs dans les mots reçus. Par conséquent, un processus de décodage est nécessaire pour détecter et corriger ces erreurs.

Les codes LDPC sont aujourd'hui largement reconnus comme des codes très performants, capables de corriger un nombre significatif d'erreurs au fil des itérations. La qualité du décodage itératif dépend fortement de la matrice H, qui joue un rôle crucial dans la réalisation d'un bon code LDPC. Il existe cinq paramètres importants à respecter pour obtenir une matrice de parité H de qualité :

- Le rendement
- La génération de cycles courts (Girth)
- La taille
- Le poids des colonnes et des lignes
- L'algorithme de construction de la matrice

3. Le Cycle (Girth)

La représentation graphique d'un code LDPC introduit la notion de cycle. Un cycle existe dans un graphe lorsqu'il est possible de quitter et de revenir à un nœud sans emprunter les mêmes branches, et la longueur du cycle est déterminée par le nombre de branches traversées. Un graphe dépourvu de cycles est appelé un arbre. Les arbres ont des propriétés particulières qui les rendent intéressants dans le contexte des algorithmes de décodage, car ils permettent d'éviter les problèmes associés aux cycles. La figure 2.5 illustre des cycles de différentes longueurs, en indiquant également la position des éléments non nuls dans la matrice de contrôle de parité.

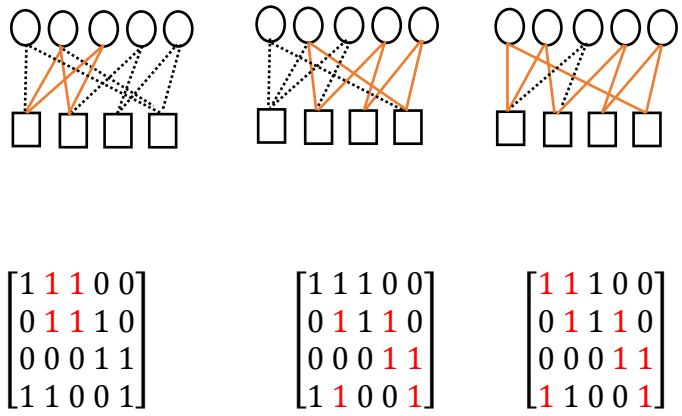


Figure 2.5 : Exemple de cycles de longueur 4, 6 et 8

La présence de cycles courts dans un graphe de Tanner peut impacter négativement les performances des algorithmes de décodage itératifs, tels que la méthode de 'BP'. En effet, les cycles courts sont susceptibles de provoquer des corrélations erronées et de conduire à des décisions de décodage incorrectes. Par conséquent, dans la conception des codes LDPC, il est souvent recommandé de réduire au maximum le nombre et la longueur des cycles courts. La gestion de cette problématique des cycles sera abordée dans le chapitre suivant

4. Construction des codes LDPC

Pour élaborer la matrice de parité régulière, on recourt principalement à deux approches : la méthode aléatoire et la méthode déterministe. Parmi les méthodes aléatoires les plus répandues dans la littérature pour la création de la matrice H, on trouve la méthode de Gallager et la méthode PEG (Progressive Edge Growth). En ce qui concerne la méthode déterministe, la plus fréquemment employée est la méthode QC-cyclique.

4.1. Méthode de Gallager

Gallager a introduit une méthode aléatoire pour la construction de la matrice H dans [3]. Cette matrice H est décomposée en plusieurs sous-matrices $[H^1 \cdots H^{dv}]$, avec le nombre de sous-matrices égal à dc. Chaque ligne comporte $(N - d_c)/d_v$ éléments. De manière significative, chaque sous-matrice a un unique élément égal à 1 dans chaque colonne. Les positions des 1s dans la matrice H^1 forment une structure ressemblant à un escalier, comme représenté sur la Figure 2.6. Les autres sous-matrices sont générées par des permutations aléatoires. MacKay et Davey ont également démontré que les performances optimales sont obtenues lorsque le poids de chaque colonne est égal à trois.

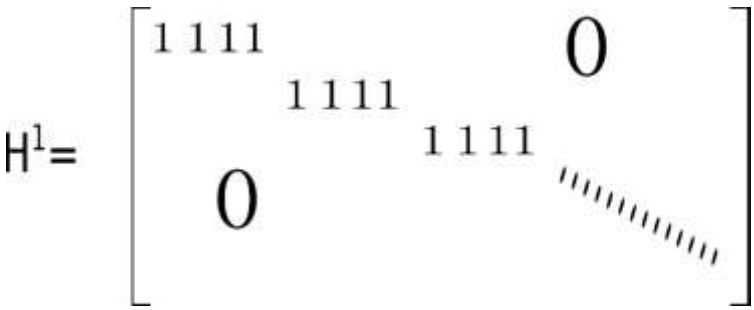


Figure 2.6 : Méthode de construction de la matrice H de Gallager

4.2. La méthode PEG(Progressive Edge Growth)

La méthode PEG est une approche utilisée pour construire la matrice *H* dans le contexte des codes LDPC. Cette méthode se caractérise par une croissance progressive des arêtes (edges) dans le graphe biparti associé au code LDPC.

L'algorithme PEG [71] débute avec une structure minimale et ajoute progressivement des arêtes tout en maintenant l'irrégularité du code. L'irrégularité dans ce contexte fait référence à la différence entre les degrés des nœuds dans le graphe biparti, ce qui contribue à améliorer les performances du code. Concrètement, l'algorithme commence avec une structure de base, puis il ajoute itérativement des arêtes de manière sélective pour former une matrice de parité LDPC. Cette approche permet de créer des codes LDPC avec des caractéristiques spécifiques, telles que la régularité, qui peuvent influencer les performances du décodage.

En résumé, la méthode PEG est une technique itérative pour la construction de la matrice de parité LDPC, mettant l'accent sur une croissance progressive des arêtes pour obtenir des codes LDPC spécifiques et optimisés.

4.3. Méthode QC (quasi-cyclique) :

L'idée principale derrière la méthode QC est d'introduire des motifs cycliques dans la matrice de parité. Contrairement aux matrices cycliques pures, les matrices quasi-cycliques peuvent présenter une certaine flexibilité dans leur structure, ce qui peut conduire à des performances de décodage efficaces tout en maintenant une complexité raisonnable. Dans le cadre de la méthode QC, la matrice de parité est construite de manière à incorporer des blocs

cycliques dans sa structure. Ces blocs peuvent être disposés de manière à introduire une certaine régularité tout en offrant des avantages en termes de décodage. L'approche QC permet donc de combiner les avantages des codes cycliques avec la flexibilité des codes LDPC.

En résumé, la méthode QC dans la construction des codes LDPC vise à créer des matrices de parité quasi-cycliques, offrant ainsi une balance entre les performances de décodage et la complexité de mise en œuvre.

IV. Encodage des codes LDPC

Bien que les codes LDPC soient généralement définis par leur matrice de contrôle de parité, l'encodage direct à l'aide de cette matrice n'est pas aussi simple que l'utilisation de la matrice génératrice. La matrice de contrôle de parité est principalement utilisée pour vérifier si un mot de code est valide. Pour encoder un mot de code à l'aide de la matrice de contrôle de parité, il est nécessaire de résoudre un système d'équations linéaires ou d'utiliser d'autres techniques pour obtenir la matrice génératrice correspondante. Les codes LDPC peuvent être encodés de différentes manières, en fonction de la structure du code et des exigences de l'application. Voici les principaux types d'encodage pour les codes LDPC :

1) *Encodage Basé sur la Matrice Génératrice* : L'encodage standard pour tout code linéaire, y compris les codes LDPC, se fait par la multiplication d'un vecteur de bits d'information par la matrice génératrice G du code. Pour un vecteur de bits d'information u, le mot de code C est obtenu par l'équation 2.4:

$$C = u.G \tag{2.4}$$

2) . *Encodage à l'Aide de la Matrice de Contrôle de Parité :* Bien que les codes LDPC soient généralement définis par leur matrice de contrôle de parité H, il est possible de les encoder en utilisant cette matrice. Cela implique souvent de résoudre un système d'équations linéaires pour générer le mot de code qui satisfait à toutes les équations de parité définies par H.
3) *Encodage Systématique :* Dans l'encodage systématique, les bits d'information sont directement inclus dans le mot de code. Le reste du mot de code est complété avec des bits de parité calculés. Pour les codes LDPC, l'encodage systématique peut être

réalisé en ajustant la matrice génératrice ou la matrice de contrôle de parité.

4) *Encodage Pseudo-aléatoire* : Certains codes LDPC sont générés en utilisant des techniques pseudo-aléatoires pour déterminer la structure de la matrice de contrôle de parité. L'encodage dans ce cas peut impliquer l'utilisation d'algorithmes spécifiques qui exploitent la structure pseudo-aléatoire de la matrice.
5) *Encodage par Accumulation* : Une méthode d'encodage spécifique à certains types de codes LDPC, tels que les codes LDPC-Accumulate (LDPC-A), implique l'accumulation des bits d'information pour générer les bits de parité. Cette méthode utilise souvent des opérations de somme cumulée.
6) *Encodage par Algorithme de Construction Spécifique* : Pour certains codes LDPC, notamment ceux qui sont conçus pour des applications spécifiques, des algorithmes d'encodage spéciaux sont développés en fonction de la structure du code. Ces méthodes peuvent être optimisées pour des performances spécifiques ou des contraintes matérielles.

Il est important de noter que la méthode d'encodage choisie peut avoir un impact significatif sur les performances et la complexité de mise en œuvre du code LDPC. Le choix de la méthode d'encodage dépend souvent des exigences spécifiques de l'application, comme la facilité de mise en œuvre, la complexité computationnelle, et la performance en termes de taux d'erreur

Pour le cadre de cette étude, notre attention s'est principalement portée sur les aspects du décodage des codes LDPC. C'est la raison pour laquelle la partie concernant l'encodage de ces codes a été abordée de manière moins approfondie. Notre objectif est de concentrer nos efforts sur la compréhension et l'amélioration des techniques de décodage. Par conséquent, bien que l'encodage soit un élément important de la théorie des codes LDPC, il ne constitue pas le cœur de notre étude actuelle. Dans le prochain paragraphe, nous envisageons de fournir un aperçu complet des différentes techniques de décodage utilisées pour les codes LDPC.

V. Décodage des codes LDPC

Dans l'ensemble, le décodage des codes LDPC reposent sur deux méthodes : les algorithmes à décisions souples, qui approximent la solution à la Maximum de Vraisemblance, qualifiés d'algorithmes optimaux, et les algorithmes à décisions dures, ou

algorithmes sous-optimaux. Dans cette section, nous commencerons par décrire les algorithmes à décisions souples.

I. Décodage souple pour les codes LDPC

Cette approche repose sur l'échange d'informations probabilistes (informations extrinsèques) entre les nœuds de variables et les nœuds de contrôles. Son objectif est de fournir une approximation optimale de la solution de décodage à maximum de vraisemblance (ML ou Maximum Likelihood). Elle est également connue sous plusieurs noms, tels que l'algorithme BP ou l'algorithme MPA (Message Passing Algorithm). Plusieurs variantes existent, chacune adaptant l'algorithme en fonction de simplifications spécifiques [72-74], visant à obtenir une mise en œuvre avec une complexité tolérable. Pour la présentation qui suit, nous considérons un canal AWGN et une modulation de type BPSK.

1.1. Algorithme Belief Propagation

L'algorithme BP se divise en six étapes distinctes, comme illustré dans la Figure 2.7 [75]: vérification des syndromes, initialisation des valeurs pour les nœuds de variable et les nœuds de parité, mise à jour des nœuds de variable, mise à jour des nœuds de parité, prise de décision sur les bits, et vérification des syndromes.

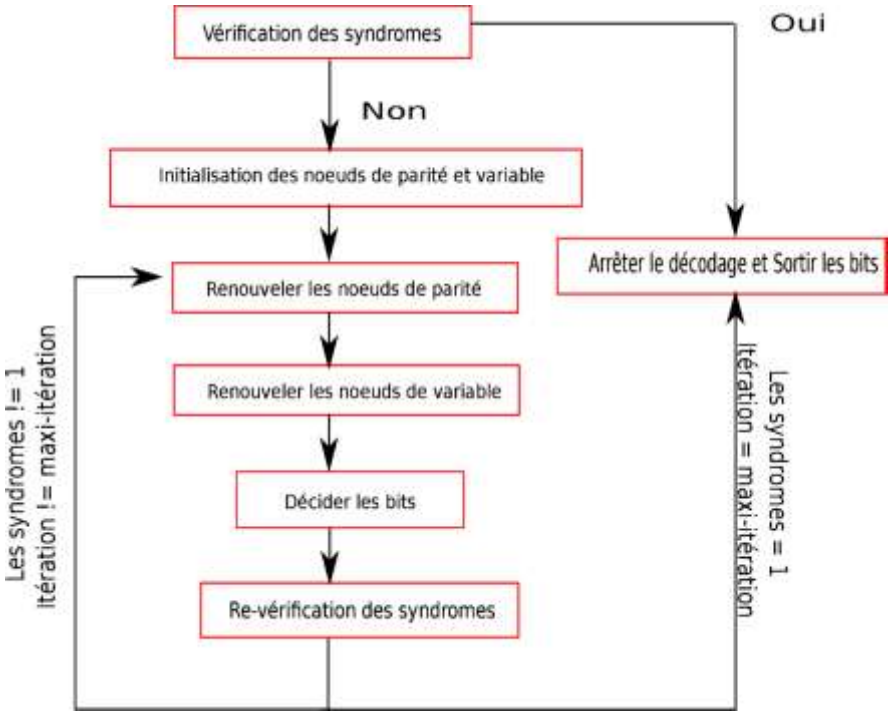


Figure 2.7 : Algorithme de décodage BP

Nous supposons qu'un mot binaire $\hat{c} = (\hat{c}_1 \dots \dots \dots \hat{c}_n)$ est transmis en utilisant une modulation BPSK. Ensuite, la séquence est transmise sur un canal bruité AWGN, et le symbole reçu est $y = (y_1 \dots \dots \dots y_n)$

Nous définissons :

- $\mathcal{H}$: le graphe de Tanner d'un code LDPC
- λ_n : est défini comme l'information dérivée du rapport de vraisemblance logarithmique du symbole reçu y_n,
- $\beta_{m,n}$: le message envoyé du nœud de contrôle m au nœud variable n.
- $\alpha_{m,n}$: le message envoyé du nœud de variable n au nœud de contrôle m.
- $n' \epsilon \mathcal{H}_{v(m)} \backslash n$: est l'ensemble des nœuds de variables connectés au nœud de contrôle m, à l'exclusion du nœud de variable n.
- $m' \epsilon \mathcal{H}_{c(n)} \backslash m$: est l'ensemble des nœuds de contrôle connectés au nœud de variable n, à l'exclusion du nœud de contrôle m.

Etape1 : Vérification et Initialisation

Cette étape peut accélérer le décodage, en prenant la décision des messages reçus $(y_1, y_2, \dots \dots, y_n)$ on peut traduire ces messages en binaire $(x_1, x_2, \dots \dots, x_n)$, on calcule les syndromes par l'équation (2.5) déjà vu précédemment :

$$S_m = \sum_{n=0}^{N-1} x_n H_{m,n} \tag{2.5}$$

Si les syndromes sont égaux à 0, il n'y a pas d'erreurs dans les bits reçus, donc on arrête le décodage et on obtient le mot de code $c = (c_1 \dots \dots \dots c_n)$ sinon on commence l'étape 2.

Etape2 : Mise à jour des nœuds de variable

L'information a priori $\boldsymbol{\lambda_n}$ est calculée pour chaque nœud de variable n par l'équation (2.6), et les messages envoyés du nœud de variable n au nœud de contrôle m $\boldsymbol{\alpha_{m,n}}$ sont initialisés par l'équation (2.7), à la première itération, les messages provenant des nœuds de contrôle $\beta_{m',n}$ sont nuls.

$\forall n = 1, \dots \dots, N \; ; \; \forall m \in \mathcal{H}_{c(n)}$

$$\lambda_n = \log \frac{p(\hat{c}_n = 1|y_n)}{p(\hat{c}_n = 0|y_n)} \tag{2.6}$$

$$\alpha_{m,n} = \lambda_n + \sum_{m' \epsilon \mathcal{H}_{c(n)} \backslash m} \beta_{m',n} \tag{2.7}$$

Etape3 : Mise à jour des nœuds de contrôles.

Les messages envoyés du nœud de contrôle m au nœud variable n, $\beta_{m,n}$ sont mis à jour en fonction de la valeur actuelle des $\alpha_{m,n'}$ par l'équation (2.8), avec $n' \epsilon \mathcal{H}_{v(m)} \backslash n : \forall m = 1, \ldots, M ; \forall n \in \mathcal{H}_{v(m)}$

$$\beta_{m,n} = \prod_{n' \epsilon \mathcal{H}_{v(m)} \backslash n} sgn(\alpha_{m,n'}).2 \tanh^{-1} \prod_{n' \epsilon \mathcal{H}_{v(m)} \backslash n} \frac{|\alpha_{m,n'}|}{2} \tag{2.8}$$

Etape4 : décision des bits.

Cette étape consiste à calculer les Rapports de Vraisemblance A Posteriori, également appelés AP-LLR par l'équation (2.9). Ces valeurs sont utilisées pour prendre une décision binaire sur chaque bit codé.

$\forall n = 1, \ldots, N$:

$$\tilde{\lambda}_n = \lambda_n + \sum_{m \epsilon \mathcal{H}_{c(n)}} \beta_{m,n} \tag{2.9}$$

Le vecteur du mot de code estimé x_n est obtenu comme suit :

$$x_n = \begin{cases} 0 \; si \; et \; seulement \; si \; \tilde{\lambda}_n \leq 0. \\ 1 \; si \; et \; seulement \; si \; \tilde{\lambda}_n > 0. \end{cases}$$

À chaque itération, le décodeur calcule le syndrome du mot de code estimé $s = H.x^t$. Le décodeur s'arrête si un mot de code a été trouvé (s=0) ou si le nombre maximum d'itérations a été atteint.

Il existe diverses approches visant à réaliser une implémentation matérielle de l'algorithme BP tout en maintenant une complexité raisonnable [76,77]. Cependant, la mise en œuvre sur des architectures matérielles semble présenter des défis importants en raison des opérations effectuées dans la métrique.

1.2. Algorithme Min-Sum (MS) [78]

Afin de réaliser l'implémentation de l'algorithme BP pour une utilisation en circuit, Fossorier a introduit une méthode MS pour approximer l'algorithme BP. Lors de la comparaison entre l'algorithme MS et BP, seule l'étape 3 est modifiée par l'équation 2.10 :

$$\beta_{m,n} = \prod_{n' \epsilon \mathcal{H}_{v(m)} \backslash n} sgn(\alpha_{m,n'}))(min_{n' \epsilon \mathcal{H}_{v(m)} \backslash n} |\alpha_{m,n'}| \quad (2.10)$$

Afin d'ajuster la valeur de $(\beta_{m,n})^{\text{MS}}$ pour la rapprocher de celle de $(\beta_{m,n})^{\text{BP}}$ de nombreuses méthodes sont disponibles, telles que l'algorithme Min-Sum normalisé (NMS) que nous allons aborder dans le chapitre qui suit, MS avec offset (OMS) [79], Modifié MS avec offset (MOMS) [80,81], self-corrected MS (SCMS) [82], etc.

2. Décodage dure pour LDPC code

Comme nous l'avons démontré précédemment, les algorithmes à décisions souples utilisent les LLRs pour évaluer les fiabilités des messages reçus. Pourtant, Gallager a proposé un algorithme BF (bit-flipping) dans sa thèse de doctorat qui travaille en décisions dures. Nous notons $(c_1, c_2, \cdots, c_N)$ le message en code binaire. Et $(y_1, y_2 \ldots \ldots \ldots \ldots y_N)$ **:** le symbole reçu modulé en "BPSK" à travers un canal AWGN. La variable x_n est un paramètre approximatif qui serait utilisé dans la procédure de décodage avec nє [1, N], sur lequel la décision dure est appliquée à chaque bit reçu y_n.

$$x_n = 1 \quad \text{if} \quad y_n \geq 0$$

$$x_n = 0 \quad \text{if} \quad y_n < 0$$

En général, les étapes de décodage pour l'algorithme de décision dure sont les suivantes :

1) Après avoir calculé les syndromes, S_m, nous vérifions la valeur de S_m. Si elle est égale à zéro, alors le processus est terminé et le décodeur est validé. Sinon, nous passons à la deuxième phase

$$S_m = \sum_{n=0}^{N-1} x_n H_{m,n} \quad (2.11)$$

Où : m = 1, 2, 3, ⋯, *M*.

2) Pour chaque nœud variable, la fonction d'inversion est déterminée par l'équation

(2.12).

$$E_n = \sum_{m \epsilon C(n)} (2S_m - 1)\gamma - \delta|y_n| \quad (2.12)$$

Où, m ∈ [1, M], γ et δ sont des facteurs qui diffèrent d'un algorithme à l'autre, et $|y_n|$reflète la valeur absolue de y_n telle qu'elle est reçue par le canal du nœud variable "n".

3) Localiser le nœud de variable qui a la plus grande valeur de "En" :

$$En = argmax_{1 \leq n \leq N} E \quad (2.13)$$

Ce nœud avec la valeur estimée doit être inversé.

4) Les étapes de 1 à 3 sont répétées jusqu'à ce que le nombre maximum d'itérations soit atteint ou que les syndromes soient vérifiés.

La fonction d'inversion "IF" de l'algorithme de décodage est fortement influencée par les interactions des valeurs attribuées aux variables γ et δ. Et qui change d'un algorithme à autre ce qui crée la différence entre les algorithmes de décodage a basculement de bit.

Gallager a proposé un algorithme appelé Bit-Flipping (BF) qui fonctionne avec des décisions dures. Dans cet algorithme, une fonction d'inversion, notée Δk, est utilisée pour décider des inversions des bits. L'équation Δk pour la méthode d'inversion de Gallager est exprimée par l'équation 2.14 :

$$\Delta k^{bf} \triangleq \sum_{i \epsilon M(n)} \prod_{j \epsilon N(i)} x_j \quad (2.14)$$

2.1. Algorithme Bit-Flipping [83]

L'algorithme 'BF' commence par supposer que tous les bits reçus sont corrects. Il examine ensuite les contraintes du code LDPC et les syndromes d'erreur pour identifier les bits qui contiennent probablement des erreurs. Les bits identifiés comme étant potentiellement erronés sont "inversés" (c'est-à-dire, un 0 devient 1 et vice versa) pour tenter de corriger les erreurs. Ces étapes sont répétées de manière itérative jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint ou que plus aucune amélioration significative ne puisse être obtenue.

Exemple :

Prenons un simple exemple pour cet algorithme, soit :

$$H=\begin{bmatrix}1&1&0&1&0&0&0&0&1&1&0&1\\1&1&1&1&1&0&0&1&0&0&0&0\\1&0&1&0&1&1&0&0&0&1&1&0\\0&0&0&1&1&1&1&0&1&0&1&0\\0&1&1&0&0&0&1&1&0&0&1&1\\0&0&0&0&0&1&1&1&1&1&0&1\end{bmatrix}$$

On suppose la séquence émise : c = [1 0 0 1 0 1 1 0 1 0 0 1]

Avec une modulation BPSK, on obtient : $\hat{c}= 1 - 2c = [-1\ 1\ 1\ -1\ 1\ -1\ -1\ 1\ -1\ 1\ 1\ -1]$

On superpose un bruit Gaussien AWGN, on obtient en réception :

$$y_n = \hat{c} + bruit = [-0.8\ \ 0.9\ \ 0.6\ \ -1.2\ \ 1.3\ \ -1.1\ \ -1.1\ \ 0.8\ \ -0.7\ \ 1.6\ \ 1.3\ \ 0.2]$$

Avant le décodage et à l'entrée du décodeur, on prend la décision des messages reçus avec un seuil égal à 1. Donc on peut obtenir : $x_n = [0\ 1\ 1\ 0\ 1\ 0\ 0\ 1\ 0\ 1\ 1\ 1]$

- **Etape 1** : Détection des erreurs

Vérification des syndromes par l'équation (13) :

$$S_m = \sum_{n=0}^{N-1} x_n H_{m,n}$$

$$\begin{bmatrix}s_1\\s_2\\s_3\\s_4\\s_5\\s_6\end{bmatrix}=\sum\begin{bmatrix}0&1&0&0&0&0&0&0&0&1&0&1\\0&1&1&0&1&0&0&1&0&0&0&0\\0&0&1&0&1&0&0&0&0&1&1&0\\0&0&0&0&1&0&0&0&0&0&1&0\\0&1&1&0&0&0&0&1&0&0&1&1\\0&0&0&0&0&0&0&1&0&1&0&1\end{bmatrix}$$

D'où le syndrome est :

$$S_m = \sum[s_1\ s_2\ s_3\ s_4\ s_5 s_6] = \sum[1\ 0\ 0\ 0\ 1\ 1] = 1 \neq 0$$

Dans cet exemple, S≠0, nous pouvons bien conclure qu'il y a des erreurs dans la séquence reçue et le décodage doit continuer. Donc il faut calculer la fonction d'inversion pour identifier quels sont les bits à inverser.

- **Etape2 : calcul de la fonction d'inversion**

Le calcul de la fonction d'inversion peut s'effectuer en faisant la somme des éléments

non nuls de chaque colonne dans la matrice de parité H, en utilisant les valeurs des syndromes :

$$\Delta k^{bf}(1) = s_1 + s_2 + s_3 = 1$$

$$\Delta k^{bf}(2) = s_1 + s_2 + s_5 = 2$$

De la même façon nous obtenons :

$$\Delta k^{bf}(1 \rightarrow 12) = [1\ 2\ 1\ 1\ 0\ 1\ 2\ 2\ 2\ 2\ 1\ 3]$$

- **Etape 3 :** Inversion des bits détectés

Le bit qui a la valeur maximale de Δk^{bf} doit être inversé, c'est à dire le 12ème bit doit être inversé après la correction, on continue la prochaine itération, x_n devient $x_n = [0\ 1\ 1\ 0\ 1\ 0\ 0\ 1\ 0\ 1\ 1\ 0]$ et

$$\begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \\ s_3 \\ s_4 \\ s_5 \\ s_6 \end{bmatrix} = \sum \begin{bmatrix} 0\ 1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 1\ 0\ 0 \\ 0\ 1\ 1\ 0\ 1\ 0\ 0\ 1\ 0\ 0\ 0\ 0 \\ 0\ 0\ 1\ 0\ 1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 1\ 1\ 0 \\ 0\ 0\ 0\ 0\ 1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 1\ 0 \\ 0\ 1\ 1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 1\ 0\ 0\ 1\ 0 \\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 1\ 0\ 1\ 0\ 0 \end{bmatrix}$$

D'où le syndrome est :

$$S_m = \sum[s_1\ s_2\ s_3\ s_4\ s_5 s_6] = \sum[0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0] = 0$$

On obtient cette fois ci $\Sigma\ S_m = 0$, donc on arrête le décodage et on obtient la séquence décodée. Si ce n'est pas le cas, on continue le décodage jusqu'à ce que toutes les équations de parité soient satisfaites ou que le nombre maximum d'itérations soit atteint.

L'algorithme 'BF' est connu pour sa simplicité et son efficacité dans la correction d'erreurs, mais il peut présenter des limitations en termes de convergence rapide et de performance dans certaines situations. On trouve le multiple et le probabilistic Bit Flipping comme amélioration de cet algorithme.

2.2. MBF (Multiple BF) [84]

On reprend la même formule que la fonction d'inversion de l'algorithme BF (équation (16)):

$$\Delta k^{bf} \triangleq \sum_{i \epsilon M(n)} \prod_{j \epsilon N(i)} x_j$$

On Suppose la présence d'un ensemble de bits *B* qui ont des valeurs minimums de Δk^{bf} :

$$B = \{n | \Delta k^{bf} = \Delta k^{bf}{}_{min}\}$$

Parmi ces bits, on fixe un nombre maximum de bits Δk^{bf} à inverser lors de chaque itération.

2.3. PBF (probabilistic BF)

Au lieu d'inverser tous les bits qui ont des minimums valeurs de Δk^{bf} :

$$B = \{n | \Delta k^{bf} = \Delta k^{bf}{}_{min}\}$$

On fixe une probabilité p_f et on génère une probabilité $p(x)$ aléatoirement pour chaque bit :

$$\begin{cases} p(x_n) \geq p_f, x_n = -x_n \\ p(x_n) < p_f, x_n = x_n \end{cases}$$

Les performances des algorithmes à décisions dures sont liées aux fonctions d'inversion, et malgré les améliorations proposées**,** on observe dans le tableau 2.2 que ces algorithmes présentent des performances relativement faibles.

Algorithme	**Performance**	**Complexité**
BF	Pauvre	Très Simple
MBF	Moins Bien	Simple
PBF	Moins Bien	Simple

Tableau 2.2 : Comparaison entre les performances de l'algorithme BF et ses variants

2.4. Algorithme Weighted Bit Flipping (WBF) [85]

Les performances insatisfaisantes des algorithmes dérivés du BF ont conduit à l'exploration d'autres solutions pour répondre aux exigences du système optique proposé. L'une de ces alternatives est l'algorithme 'WBF' . Le principe fondamental de cet algorithme consiste à introduire des pondérations pour les syndromes calculés. En réception, plus la valeur absolue de l'échantillon reçu $abs\ (y_j)$ est faible, moins le bit décidé est fiable. En se

basant sur la formule générale de E_n présentée précédemment, la fonction d'inversion de WBF s'exprime par l'équation 2.15:

$$\Delta k^{wbf} \triangleq \sum_{i \epsilon C(n)} \beta_i * (2S_i - 1) \tag{2.15}$$

Où : δ=0 et γ= β_i , $\beta_i = min_{n \in N(i)} abs(y_n)$

Un exemple illustratif de cet algorithme est présenté ci-dessous, en utilisant les mêmes paramètres (H, x_n, y_n) que ceux décrits précédemment pour l'algorithme Bit Flipping.

- **Etape 1** : Détection des erreurs :

On analyse les syndromes comme dans la méthode BF. Si $\Sigma S = 0$, le processus de décodage s'arrête. Sinon, on passe à l'étape 2 pour calculer la fonction d'inversion Δk^{WBF}. Dans ce cas, $\Sigma\ S \neq 0$, indiquant la présence d'erreurs dans la séquence reçue, et donc, nous passons à l'étape 2.

- **Etape 2** : Calcul des fonctions d'inversion :

Dans cette phase, nous commençons par calculer β_i Nous identifions les positions où $h_{ij} = 1$, puis nous sélectionnons la valeur minimale en valeur absolue dans le vecteur y_j pour les mêmes positions. Pour la première ligne de la matrice de parité H, où h_{11}, h_{12}, h_{14}, h_{19}, $h_{1,10}$, $h_{1,12} = 1$, nous déterminons la valeur minimale dans le vecteur [y_1, y_2, y_4, y_9, y_{10}, y_{12}]. Pour le premier syndrome S_1, [y_1, y_2, y_4, y_9, y_{10}, y_{12}] = [-0.8 0.9 -1.2 -0.7 1.6 0.2]

$\beta_1 = abs(y_{12}) = 0.2.$

De la même façon : $\begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \\ \beta_4 \\ \beta_5 \\ \beta_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2 \\ 0.6 \\ 0.6 \\ 07 \\ 0.2 \\ 0.2 \end{bmatrix}$

Avec les syndromes que nous avons calculés dans la partie précédente :

$$S_m = \sum[s_1\ s_2\ s_3\ s_4\ s_5 s_6] = \sum[1\ 0\ 0\ 0\ 1\ 1] = 1 \neq 0$$

La fonction d'inversion de la méthode WBF se calcule :

$$\Delta k^{wbf} \triangleq \sum_{i \epsilon C(n)} \beta_i * (2S_i - 1)$$

Δk^{wbf} (1) = $(2s_1 - 1)\beta_1$ + $(2s_2 - 1)\beta_2$+ $(2s_3 - 1)\beta_3$= 0.2-0.6-0.6=-1

Δk^{wbf} (2) = $(2s_1 - 1)\beta_1$ + $(2s_2 - 1)\beta_2$+ $(2s_5 - 1)\beta_5$=0.2-0.6+0.2=-0.6

De la même façon nous obtenons :

Δk^{wbf} (1→ 12)=[-1 -0.6 -1 -1.1 -1.9 -1.1 -0.3 -0.2 -0.3 -0.6 -1.1 0.6]

- **Etape 3 :** Inversion des bits détectés :

Le bit qui a la valeur maximale de Δk^{wbf} doit être inversé comme précédemment pour le BF, c'est à dire le 12ème bit doit être inversé après la correction, on continue la prochaine itération, x_j devient $x_j = [0\ 1\ 1\ 0\ 1\ 0\ 0\ 1\ 0\ 1\ 1\ 0]$ d'où le syndrome est :

$$S_m = \sum[s_1\ s_2\ s_3\ s_4\ s_5 s_6] = \sum[0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0] = 0$$

On obtient cette fois ci $\Sigma\ S_m = 0$, donc on arrête le décodage et on obtient la séquence décodée. Si ce n'est pas le cas, on continue le décodage jusqu'à ce que toutes les équations de parité soient satisfaites ou que le nombre maximum d'itérations soit atteint.

3. Amélioration de l'algorithme WBF

L'algorithme WBF améliore les performances de l'algorithme BF. En se basant sur cette méthode, plusieurs métriques peuvent être ajoutées pour renforcer davantage sa fonction d'inversion. Diverses méthodes sont proposées dans la littérature scientifique :

3.1. MWBF (Modified WBF) [29] :

La différence entre l'algorithme WBF et MWBF se situe au niveau de la fonction d'inversion qui s'écrit comme suit pour le MWBF (2.16) :

$$\Delta k^{mwbf} \triangleq \sum_{i \epsilon C(n)} \beta_i * (2S_i - 1) - \alpha|y_n| \qquad (2.16)$$

Où : δ=0 et γ= β_i , $\beta_i = min_{n \in N(i)} abs(y_n)$ .et α est optimisé par simulations.

3.2. IMWBF (Improved modified WBF) [37] :

La fonction d'inversion du IMWBF s'écrit comme suit (2.17) :

$$\Delta k^{imwbf} \triangleq \sum_{i \epsilon C(n)} \beta'_i * (2S_i - 1) - \alpha |y_n| \tag{2.17}$$

Où : δ=0 et γ= β_i , $\beta'_i = min_{n' \in N(i) \backslash n} abs(y_{n'})$ .et α est optimisé par simulations.

Le principe de cette méthode vise à éviter l'impact sur le bit lui-même, comme les algorithmes à décision souple (MS ou BP). De manière similaire à l'algorithme MWBF, en mode single-flip, lors de chaque itération, le bit ayant la valeur minimale de Δk^{IMWBF} doit être inversé.

Les autres méthodes comme RRWBF [87], PWBF (Parallel WBF) [88], IPWBF (Improved Parallel WBF) [89], LPWBF (Liu-pados WBF), SLBWBF (Simplified Loop Break WBF), WSWBF (Weighted-sum WBF) [38] DWBF (Dynamic WBF) [90], AMWBF (Adaptive WBF) [91], MIWBF(Multiple improved WBF) [92] sont basées sur les méthodes précédentes qui manipulent plutôt le facteur de fiabilité sur les valeurs de la fonction d'inversion afin d'éliminer les erreurs supplémentaires générées par les vraies erreurs.

4. Algorithme GDBF (Gradient Descent Bit Flipping) [93]

L'algorithme GDBF [94], se distingue en termes de performances parmi tous les algorithmes à décisions dures. La problématique liée au LLR est équivalente à la recherche d'un mot de code dans la séquence reçue $\hat{c}$, qui présente la valeur maximale de corrélation. Formellement, cela s'exprime par l'équation (2.18).

$$\hat{x} = argmax \sum_{j=1}^{n} x_j y_j \tag{2.18}$$

La valeur obtenue correspond au mot de code le plus corrélé avec le mot de code reçu. En vertu de cette règle, les auteurs définissent une fonction représentant l'énergie du système à maximiser, formulée par l'équation 2.19:

$$f(x) \triangleq \sum_{j=1}^{n} x_j y_j + \sum_{i=1}^{m} \prod_{j \epsilon N(i)} x_j \tag{2.19}$$

La fonction d'inversion est alors définie par l'équation 2.20:

$$\Delta k_n^{GDBF} = x_n y_n + \sum_{i \epsilon M(n)} \prod_{j \epsilon N(m)} x_j \quad (2.20)$$

L'algorithme single-GDBF implique d'inverser le bit ayant le Δk_n^{GDBF} minimum à chaque itération. Pour accélérer la convergence, l'algorithme multi-GDBF inverse tous les bits dont Δk_n^{GDBF} est inférieur à un seuil d'inversion θ au cours d'une même itération. Si aucun bit ne satisfait cette condition, le bit ayant le Δk_n^{GDBF} minimum est tout de même inversé.

Une amélioration de l'algorithme GDBF, appelée Noisy Gradient Descent Bit-Flipping (NGDBF), a été proposée dans [95]. Cette variante améliorée présente des performances de décodage supérieures en introduisant de l'aléatoire dans le processus de décodage. Sa fonction d'inversion est exprimée par l'équation (2.21) :

$$\Delta k_n^{GDBF} = x_n y_n + \omega \sum_{i \epsilon M(n)} s_i + q_k \quad (2.21)$$

Où $\omega \in R^+$ représente la pondération des syndromes, q_k est une distribution aléatoire Gaussienne avec variance $\sigma^2 = (\frac{\boldsymbol{\eta} N_0}{2})$ ou $0 < \boldsymbol{\eta} < 1$, et une moyenne égale à zéro. Tous les q_k sont distribués aléatoirement et indépendants.

VI. Optimisation des paramètres de l'algorithme 'SNGDBF' par la méthode de Taguchi [96]

Cette partie vise à approfondir notre compréhension et à optimiser les performances de l'algorithme Single Noisy Gradient Descent Bit-Flipping (NGDBF) en utilisant la méthodologie de Taguchi. L'algorithme NGDBF est une amélioration du BF traditionnel, il présente des avantages significatifs dans le décodage des codes LDPC, notamment lorsqu'il est associé à une approche de décodage stochastique introduisant de l'aléa dans le processus.

Dans cette recherche, notre attention se concentre sur l'optimisation du paramètre η, représentant la variance de la distribution utilisée dans le processus aléatoire de décodage qui est entre 0 et 1. En ajustant **η** ainsi que d'autres paramètres cruciaux tels que le nombre d'itérations (**iter**) et la taille de la trame (**frame**), nous cherchons à déterminer la combinaison optimale qui maximise les performances de l'algorithme NGDBF.

La méthodologie de Taguchi, réputée pour sa capacité à optimiser les paramètres dans

un cadre expérimental, nous offre un cadre structuré pour cette exploration. En variant de manière systématique les niveaux de chaque paramètre, nous collecterons des données sur les performances de l'algorithme NGDBF. L'analyse statistique de ces données à l'aide de la méthode de Taguchi nous permettra d'identifier les réglages optimaux qui conduisent à une convergence plus rapide et à une correction d'erreur améliorée.

Les résultats de cette étude sont susceptibles de fournir des informations importantes sur l'influence de la variance de la distribution et d'autres paramètres sur l'efficacité de l'algorithme NGDBF. Cette proposition d'optimisation peut être appliquée à n'importe quel algorithme dans le but d'optimiser ses paramètres pour améliorer la qualité des performances de ce dernier.

I. La méthode de Taguchi

La méthode de Taguchi peut être décrite comme un outil visant à concevoir un produit robuste et à aider le concepteur à obtenir une bonne qualité. Il s'agit d'une approche méthodique visant à déterminer les facteurs qui influent sur la qualité du produit au moyen d'un nombre réduit d'expériences [97]. Les techniques expérimentales classiques nécessitent du temps et de l'énergie, et c'est pourquoi Taguchi [98], a conçu des tableaux orthogonaux standard pour faciliter l'évaluation des effets simultanés et indépendants de deux facteurs ou plus sur la variabilité de certaines caractéristiques du produit ou du processus. La différence entre les valeurs souhaitées et expérimentales est ensuite évaluée avec une fonction de perte qui est ensuite transformée en un rapport signal/bruit (S/N) [99-101].

Pour évaluer le rapport S/N, Taguchi a proposé trois équations à utiliser en fonction de la propriété du produit à optimiser ; la première est "plus bas est meilleur" ou (Better is lower (LB)), la deuxième est "plus haut est meilleur" ou (Better is higher (HB)), et "nominal est meilleur" (Better is nominal (NB)). Pour notre algorithme, un TEB plus bas indique de meilleures performances. Par conséquent, pour obtenir le meilleur BER, le "LB" est approprié pour notre étude. Les rapports S/N sont calculés comme suit :

- Better is nominal (NB) :

$$S/N_{NB} = 10\log(\frac{\bar{y}}{s_y^2}) \tag{2.22}$$

- Better is lower (LB) :

$$S/N_{LB} = -10\log(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{y_i^2}) \quad (2.23)$$

- Better is higher(HB) :

$$S/N_{HB} = -10\log(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}y_i^2) \quad (2.24)$$

Où la moyenne des données observées est y, la variance de y est s_y^2, le nombre de tests est n, et y représente les données obtenues. Un ratio S/N plus élevé correspond à de meilleures caractéristiques de performance, quelle que soit la catégorie de ces caractéristiques. Ainsi, la valeur optimale des paramètres de l'algorithme est le niveau de ratio S/N le plus élevé. Pour notre étude, les facteurs de contrôle à évaluer sont (i) le nombre d'itérations (iter), (ii) **η**, et (iii) la trame (frame). Pour chaque facteur, trois niveaux sont donnés et notés 1, 2 et 3. Les facteurs et leurs niveaux sont présentés dans le Tableau 2.3. Le degré de liberté (DOF) est un paramètre clé à déterminer afin d'établir un tableau orthogonal adapté à cette expérience. Il devrait être supérieur ou au moins égal à celui des caractéristiques du produit. Un tableau orthogonal L9 avec quatre colonnes et neuf lignes a été utilisé dans cette étude (Tableau 2.4 et 2.5). Ce tableau a huit DOF et peut gérer des paramètres de conception à trois niveaux.

Facteurs	Niveaux		
A—eta	**0.8**	0.9	0.99
B—iter	50	100	**150**
C—frame	300	**600**	1000

Tableau 2.3 : Les facteurs à optimiser et leurs niveaux

2. Résultats expérimentaux et discussion

L'objectif de l'expérience est d'optimiser les paramètres du S-NGDBF afin d'obtenir une valeur de BER meilleure (c'est-à-dire une valeur faible). En tenant compte des rapports signal/bruit présentés ci-dessus, la caractéristique "plus petit est meilleur" est appropriée pour notre étude. Les tableaux 2.4 et 2.5 présentent les données réelles.

Tests	η	iter	frame	4db		
1	**A0**	B0	C0	0,0134	0,0136	0,0136
2	**A0**	B1	**C1**	0,0017	0,0017	0,0019
3	**A0**	**B2**	C2	0,00084943	0,00055492	0,00086269
4	A1	B0	**C1**	0,0143	0,0143	0,0137
5	A1	B1	C2	0,0022	0,0018	0,002
6	A1	**B2**	C0	0,00046717	0,00067866	0,00079545
7	A2	B0	C2	0,0147	0,0147	0,0144
8	A2	B1	C0	0,0017	0,0021	0,0024
9	A2	**B2**	**C1**	0,00063131	0,00062973	0,00075758

Tableau 2.4 : Résultats expérimentaux à 4dB

Tests	eta	Iter	frame	5db		
1	**A0**	B0	C0	5,6818E-05	5,9975E-05	9,7854E-05
2	**A0**	B1	C1	4,7348E-06	0	9,4697E-06
3	**A0**	**B2**	**C2**	0	2,8409E-06	0
4	A1	B0	C1	6,6288E-05	4,8927E-05	4,2614E-05
5	A1	B1	**C2**	0	0	2,8409E-06
6	A1	**B2**	C0	0	0	0
7	A2	B0	**C2**	5,1136E-05	5,4924E-05	6,7235E-05
8	A2	B1	C0	0	0	3,1566E-06
9	A2	**B2**	C1	0	0	0

Tableau 2.5 : Résultats expérimentaux à 5dB

* . Gras indique les facteurs significatifs et les niveaux utilisés dans l'expérience.

- **Calcul du rapport signal/bruit (S/N)**

Comme présenté précédemment, la méthode de Taguchi fournit les moyennes et le rapport signal/bruit (S/N) sur la base d'une approche conceptuelle avec une analyse des effets et l'identification des facteurs qui semblent significatifs, sans utiliser l'ANOVA (analysis of variance). Cette procédure rend l'analyse simple. Les rapports S/N moyens pour "itérations", "frame" et "η" sont présentés dans les Figures 2.8 et 2.9, respectivement. L'analyse de la Figure 2.8 suggère que les facteurs "frame" et "η" présentent des niveaux d'insignifiance dans leur impact sur le BER Il est observé que le plus grand nombre d'itérations (B2)

constitue le meilleur niveau pour obtenir une faible valeur de BER. Les facteurs "frame" et "η" ne semblent pas significatifs en termes de réponse S/N. Malgré leur manque de significativité, nous choisissons les niveaux les plus élevés de ces facteurs, et la combinaison optimale pour "frame" et "η" afin d'obtenir les meilleurs résultats est d'environ C1 et A0. En résumé, le niveau optimal, qui conduit à une faible valeur de BER jusqu'à 4 dB, est A0B2C1. Cette approche garantit une performance BER optimale malgré l'insignifiance apparente de certains facteurs, ce qui souligne l'importance de considérer l'ensemble du contexte expérimental pour parvenir à des conclusions pertinentes.

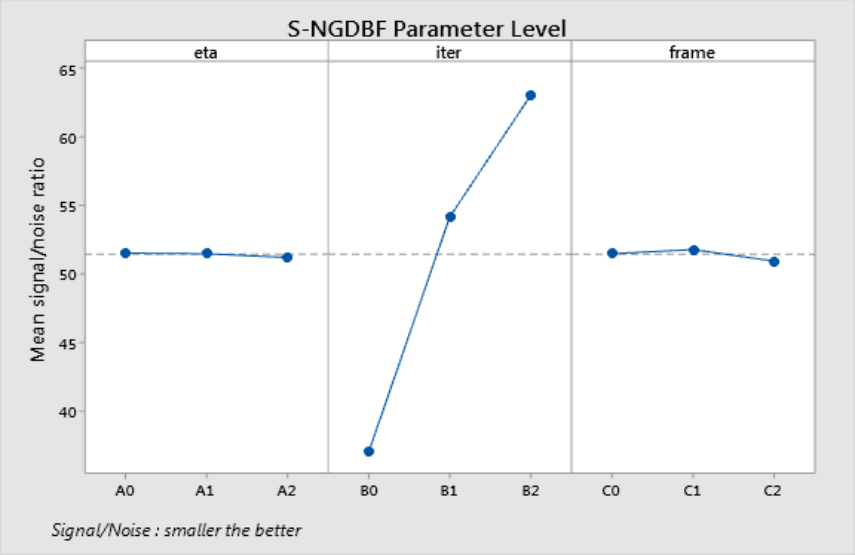


Figure 2.8 : S/N pour un BER =4 dB.

La Figure 2.8 indique qu'à partir de 5 dB, le facteur "frame" devient plus significatif dans son impact sur le BER. La pente du gradient associé au facteur "η" est très faible, indiquant que ce dernier est insignifiant dans cette plage de niveaux de signal. Lorsque l'on considère le nombre d'itérations, B2, ainsi que le paramètre "frame", C2, on observe qu'ils sont les meilleurs choix pour atteindre des valeurs faibles de BER entre 4,5 dB et 5 dB. En résumé, pour obtenir la meilleure performance en termes de BER, il est recommandé de choisir les niveaux A0B2C2, même si d'autres facteurs tels que "η" ne jouent pas un rôle significatif dans cette plage spécifique de niveaux de signal.

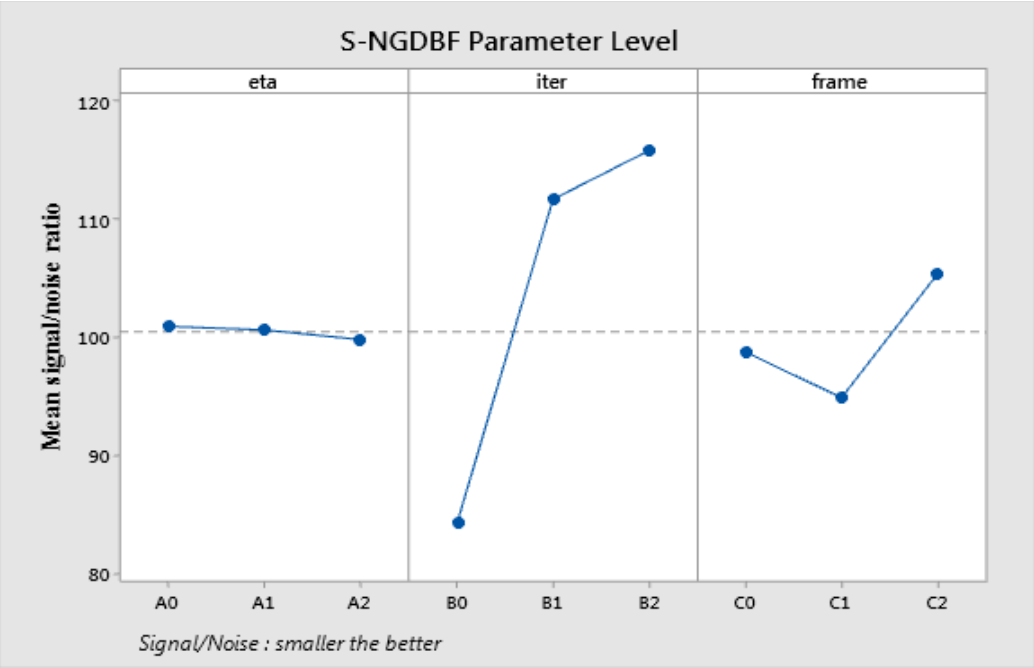


Figure 2.9 : S/N pour un BER =5dB

3. Résultats de Simulations

Les combinaisons A0B2C1 et A0B2C2 sont présentées dans cette section. Pour cette simulation avec Matlab, un code LDPC régulier de paramètres m=528 et n=1056 est utilisé, avec l'ajout d'un bruit 'AWGN'. La Figure 2.10 présente la courbe BER pour SNGDBF (Lmax=150, η=0.8, frame=600) (A0B2C1), c'est la combinaison optimale obtenue par la méthode de Taguchi à 4 dB. On peut observer qu'avec cette combinaison, on peut obtenir un BER de 2.9×10^{-4} à 4 dB.

La Figure 2.11 présente la courbe BER pour SNGDBF (Lmax=150, η=0.8, frame=1000) (A0B2C2), c'est la combinaison optimale obtenue par la méthode de Taguchi à 5 dB. On peut observer qu'avec cette combinaison, on peut obtenir un BER de 10^{-5} à 4.5 dB et de 3×10^{-6}à 5 dB. Dans ce cas, on peut constater que la combinaison A0B2C2 donne le meilleur résultat (faible BER) de 2 dB à 5 dB.

La comparaison des courbes BER pour les combinaisons A0B2C1 et A0B2C2, obtenues par la méthode de Taguchi, révèle des résultats significatifs. Ces résultats soulignent l'importance de la sélection judicieuse des paramètres d'itération, de trame et de η pour le SNGDBF, influant directement sur la capacité à atteindre des BER plus bas. En particulier, la combinaison A0B2C2 se démarque comme la plus performante, offrant une résilience

exceptionnelle contre les erreurs dans des conditions de signal à bruit variées de 2 dB à 5 dB.

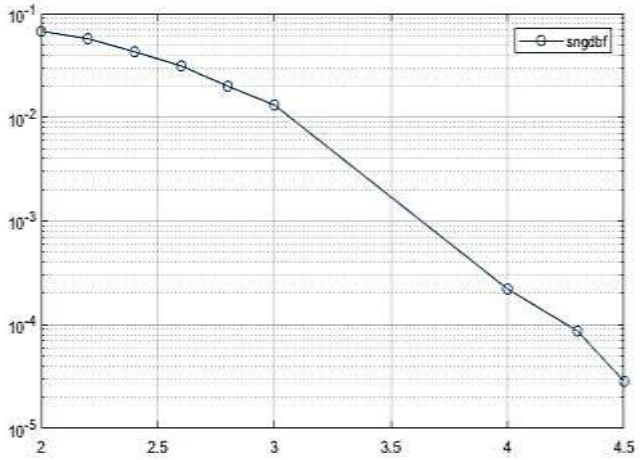


Figure 2.10 : simulation du BER obtenue par la combinaison A0B2C1

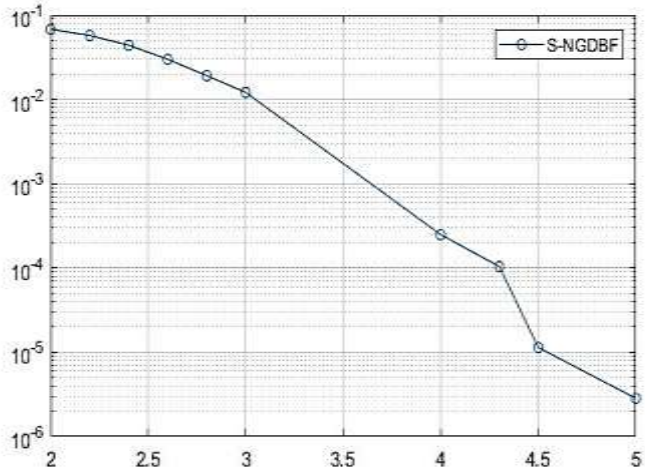


Figure 2.11 : simulation du BER obtenue par la combinaison A0B2C2

VII. Conclusion

En conclusion de ce chapitre, nous avons approfondi notre compréhension des principes fondamentaux des codes correcteurs d'erreur, en mettant un accent particulier sur les codes polaires et les codes LDPC. Nous avons étudié en détail les processus de codage et de décodage propres à chacun de ces types de codes, soulignant en particulier l'importance des algorithmes de décodage pour les codes LDPC. Plusieurs algorithmes de décodage pour les

codes LDPC, y compris le 'BP' et ses variantes, ainsi que des algorithmes à décisions dures comme 'BF', 'WBF', et 'GDBF' ont été examinés. Ces algorithmes se basent sur diverses fonctions d'inversion, jouant un rôle clé dans la détection et la correction d'erreurs. De plus, nous avons abordé l'optimisation des paramètres de l'algorithme 'SNGDBF' en utilisant la méthode de 'Taguchi', une approche qui a permis d'améliorer significativement les performances en termes BER. Les connaissances acquises ici sont essentielles pour la mise en œuvre efficace de ces codes dans les systèmes de communication numérique, en optimisant les performances de décodage dans diverses conditions opérationnelles. Ces bases jetteront les fondements pour des innovations futures dans le domaine des communications numériques, en visant à améliorer la fiabilité et l'efficacité des transmissions de données.

Chapitre III :

PROPOSITION D'UN NOUVEL ALGORITHME HYBRIDE BASE SUR LES DECISIONS SOUPLES ET DURES POUR LES CODES LDPC

L'avènement et l'expansion continue des technologies de communication numérique ont révolutionné la manière dont nous échangeons des informations, transformant profondément les secteurs de la téléphonie mobile, des réseaux sans fil, de la communication par satellite, et bien d'autres domaines essentiels. Au cœur de cette révolution se trouve la quête incessante d'améliorer la fiabilité et l'efficacité des transmissions de données. Un critère crucial de performance dans ce contexte est le taux d'erreur binaire 'BER', qui mesure la fiabilité avec laquelle les données sont transmises et décodées sur des canaux de communication bruités. Réduire le BER tout en maintenant une efficacité computationnelle acceptable pour une utilisation en temps réel représente un défi majeur pour les chercheurs et les ingénieurs.

Face à ce défi, et dans le but de réduire le BER nous avons essayé de développer un nouvel algorithme hybride de décodage de canal, innovant par sa capacité à fusionner les avantages de deux approches reconnues : l'algorithme 'NMS' et l'algorithme 'MWBF'. Notre objectif est de réaliser une amélioration significative de la performance de décodage, mesurée en termes de réduction du BER, sans augmenter la complexité computationnelle au-delà de ce qui est actuellement observé avec l'algorithme NMS. Les résultats préliminaires obtenus à partir de simulations par Matlab suggèrent que notre approche hybride représente une avancée notable, offrant une performance améliorée qui pourrait transformer la fiabilité des systèmes de communication modernes.

Ce chapitre propose de détailler l'algorithme proposé, en commençant par une exploration de ses principes de fonctionnement, une description de la méthodologie de mise en œuvre, et une présentation approfondie des résultats obtenus à travers des simulations. En abordant cette problématique, nous aspirons à contribuer de manière significative à l'évolution des technologies de communication, en ouvrant la voie à des applications encore plus performantes et fiables, essentielles à l'ère numérique dans laquelle nous vivons.

I. Algorithme de décodage Normalized Min-Sum

Comme démontré dans le premier chapitre, l'algorithme'NMS' [15] est une version modifiée de l'algorithme de somme minimale 'MS' basée sur la multiplication de tous les nœuds de vérification par un facteur empirique constant $0 < \delta < 1$, afin d'obtenir des performances d'erreur meilleures, plus proches de l'algorithme 'BP'. Les différentes étapes du décodage du code LDPC en utilisant l'algorithme NMS sont détaillées ci-dessous.

La valeur du facteur d'optimisation varie en fonction du SNR. Pour un SNR particulier, on choisit la valeur δ qui provoque un BER minimum.

Nous supposons qu'un mot binaire $\hat{c} = (\hat{c}_1 \dots \dots \dots \hat{c}_n)$ est transmis en utilisant une modulation BPSK. Ensuite, la séquence est transmise sur un AWGN et le symbole reçu est $y = (y_1 \dots \dots \dots y_n)$

Nous définissons :

- $\mathcal{H}$: le graphe de Tanner d'un code LDPC
- λ_n : est défini comme l'information dérivée du rapport de vraisemblance logarithmique du symbole reçu y_n,
- $\beta_{m,n}$: le message envoyé du nœud de contrôle m au nœud variable n.
- $\alpha_{m,n}$: le message envoyé du nœud de variable n au nœud de contrôle m.
- $n' \epsilon \mathcal{H}_{v(m)} \backslash n$: est l'ensemble des nœuds de variables connectés au nœud de contrôle m, à l'exclusion du nœud de variable n.
- $m' \epsilon \mathcal{H}_{c(n)} \backslash m$: est l'ensemble des nœuds de contrôle connectés au nœud de variable n, à l'exclusion du nœud de contrôle m.

1) **Initialisation :** l'information a priori $\boldsymbol{\lambda_n}$ est calculée pour chaque nœud de variable n par l'équation 3.1, et les messages envoyés du nœud de variable n au nœud de contrôle m $\boldsymbol{\alpha_{m,n}}$ sont initialisés.
   $\forall n = 1, \dots\dots, N \; ; \; \forall m \in \mathcal{H}_{c(n)}$

$$\lambda_n = \log \frac{p(\hat{c}_n = 1 | y_n)}{p(\hat{c}_n = 0 | y_n)} \qquad (3.1)$$
$$\alpha_{m,n} = \lambda_n$$

2) **Mise à jour des nœuds de contrôles :** les messages envoyés du nœud de contrôle m au nœud variable n, $\beta_{m,n}$ sont mis à jour en fonction de la valeur actuelle des $\alpha_{m,n'}$ par l'équation 3.2, avec $n' \epsilon \mathcal{H}_{v(m)} \backslash n : \forall m = 1, \dots\dots, M \; ; \; \forall n \in \mathcal{H}_{v(m)}$

$$\beta_{m,n} = \delta \Big(\prod_{n' \epsilon \mathcal{H}_{v(m)} \backslash n} sgn(\alpha_{m,n'}) \Big) \left(min_{n' \epsilon \mathcal{H}_{v(m)} \backslash n} |\alpha_{m,n'}| \right) \qquad (3.2)$$

3) **Mise à jour des nœuds de variables :** les messages envoyés du nœud de variable n au nœud de contrôle m, $\alpha_{m,n}$ sont mis à jour en fonction de la valeur de$\beta_{m',n}$ par l'équation 3.3, avec $m'\epsilon\mathcal{H}_{c(n)}\backslash m : \forall n = 1, \ldots\ldots, N\ ;\ \forall m \in \mathcal{H}_{c(n)}$

$$\alpha_{m,n} = \lambda_n + \sum_{m'\epsilon\mathcal{H}_{c(n)}\backslash m} \beta_{m',n} \tag{3.3}$$

4) **Vérification du syndrome et arrêt précoce :** cette étape consiste à calculer les Rapports de Vraisemblance A Posteriori, également appelés AP-LLR. Ces valeurs sont utilisées pour prendre une décision binaire sur chaque bit codé.

$\forall n = 1, \ldots\ldots, N$:

$$\tilde{\lambda}_n = \lambda_n + \sum_{m\epsilon\mathcal{H}_{c(n)}} \beta_{m,n} \tag{3.4}$$

Le vecteur du mot de code estimé x_n est obtenu comme suit :

$$x_n = \begin{cases} 0\ si\ et\ seulement\ si\ \tilde{\lambda}_n \leq 0. \\ 1\ si\ et\ seulement\ si\ \tilde{\lambda}_n > 0. \end{cases}$$

À chaque itération, le décodeur calcule le syndrome du mot de code estimé $s = H.x^t$. Le décodeur s'arrête si un mot de code a été trouvé (s=0) ou si le nombre maximum d'itérations a été atteint.

II. Algorithme de décodage Modified weighted bit-flipping

Après avoir établi les bases des algorithmes de décodage 'BF' dans le deuxième chapitre, ce troisième chapitre propose de fournir un rappel de l'algorithme 'MWBF'. Alors que le premier chapitre a exploré plus en détails les algorithmes 'BF', 'WBF'... Ce rappel servira de base pour une compréhension continue des aspects pratiques et théoriques de l'algorithme 'MWBF' dans le contexte du décodage de codes correcteurs d'erreur.

Les étapes de décodage pour l'algorithme 'MWBF' sont les suivantes :

1) Après avoir calculé les syndromes, S_m nous vérifions la valeur de S_m. Si elle est égale à zéro, alors le processus est terminé et le décodeur est validé. Sinon, nous passons à la deuxième phase

$$S_m = \sum_{n=0}^{N-1} x_n H_{m,n}$$

Où m = 1, 2, 3, ⋯, *M*.

2) Pour chaque nœud de variable, la fonction d'inversion Δk est déterminée par l'équation 3.5.

$$\Delta k^{mwbf} \triangleq \sum_{m \in C(n)} \beta_i * (2S_m - 1) - \alpha|y_n| \qquad (3.5)$$

Où : δ=0 et γ= β_i , $\beta_i = min_{n \in N(i)} abs(y_n)$ .et α est optimisé par simulations.

3) Localiser le nœud de variable qui a la plus grande valeur de "Δk^{mwbf}" :

$$argmax_{1 \leq n \leq N}(\Delta k^{mwbf})$$

Ce nœud avec la valeur estimée doit être inversé.

4) Les étapes de 1 à 3 sont répétées jusqu'à ce que le nombre maximum d'itérations soit atteint ou que le syndrome soit vérifié.

III. Nouvel algorithme de décodage hybride basé sur le 'NMS' et le 'MWBF'

1. La méthode proposée

Dans cette partie, nous proposons une méthode de décodage améliorée qui intègre des algorithmes de décision souple et dure, elle est basée sur les algorithmes NMS et MWBF. Cette approche améliorera le résultat obtenu en incluant la valeur y_m^{min} de la fonction d'inversion de MWBF dans le processus avec l'algorithme de décision souple NMS. En combinant ces deux approches, on espère exploiter les avantages de la correction d'erreur des algorithmes de décision souple tout en tirant parti de la capacité des algorithmes de décision dure à identifier les bits critiques à chaque itération. Le processus de décision souple et dure est répété pendant plusieurs itérations pour améliorer progressivement la qualité de la décision et la correction d'erreur. L'objectif global est d'améliorer les performances de correction d'erreur des codes LDPC en tirant parti des forces complémentaires des approches de décision souple et dure, tout en incorporant des informations spécifiques telles que la valeur y_m^{min}pour guider le processus de décision [102]. La Figure 3.1 décrit le décodage

NMS-MWBF.

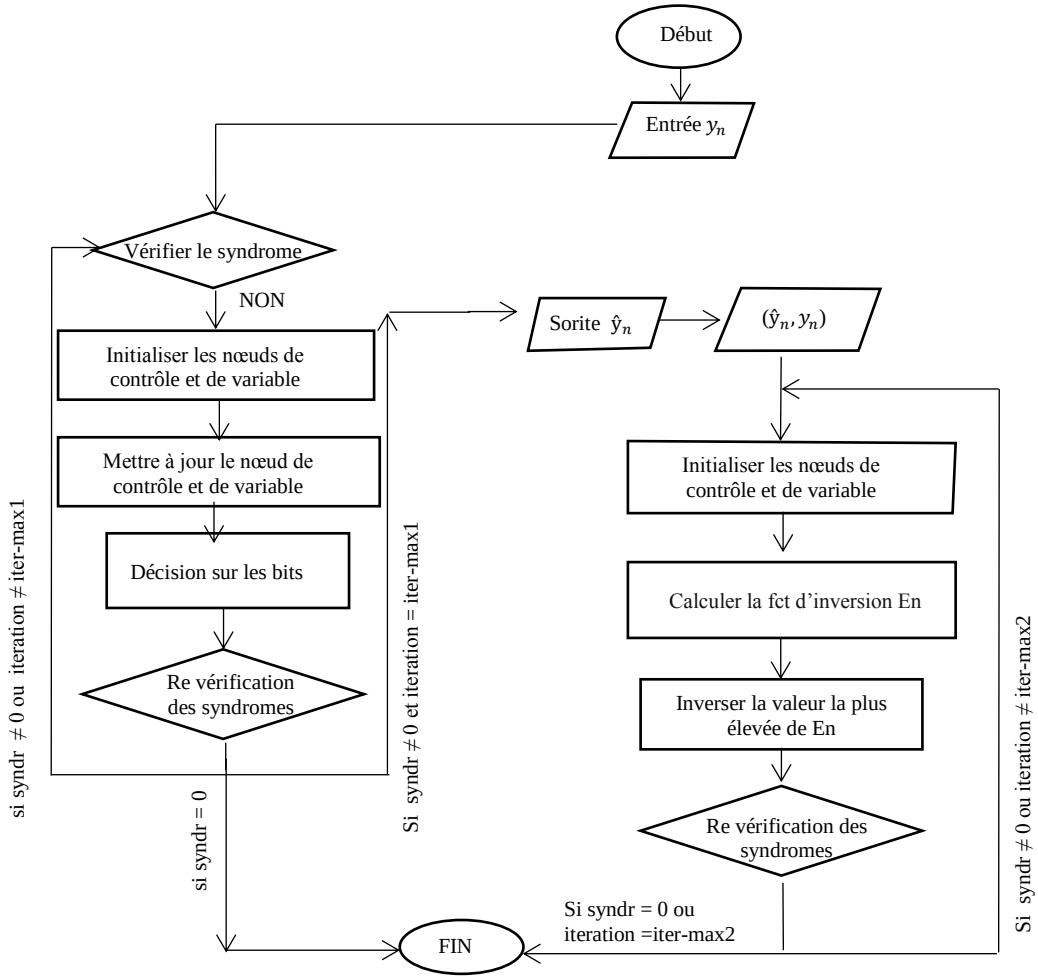


Figure 3.1 : organigramme de l'algorithme de décodage proposé

L'algorithme commence par calculer les LLR échangés entre les nœuds de contrôle et les nœuds de variable. Ces messages représentent les probabilités associées à chaque bit du mot de code. En parallèle, le vecteur de syndrome S est calculé en multipliant la matrice de parité H par l'estimation actuelle du mot de code. Si le syndrome est nul, indiquant une correspondance parfaite, le décodage s'arrête.

Cependant, si le syndrome n'est pas vérifié après un certain nombre d'itérations (défini par iter_max1), l'algorithme passe à la deuxième étape. Dans cette phase, l'algorithme exécute la fonction d'inversion du 'MWBF'. Cette fonction est conçue pour déterminer les bits du mot de code estimé qui doivent être inversés, en se concentrant particulièrement sur

le bit y_m^{min}, le moins fiable pour chaque nœud de vérification. Une fois l'inversion effectuée, le syndrome est à nouveau vérifié. Si le syndrome est maintenant nul, indiquant que le mot de code correct a été trouvé, le décodage se termine. Sinon, l'algorithme continue jusqu'à ce que le syndrome soit vérifié ou que le nombre maximum d'itérations de NMSMWBF (iter_max2) soit atteint. Cette approche hybride, en séquence de NMS et MWBF, offre une meilleure performance de décodage en termes de BER tout en optimisant le temps de calcul grâce à une gestion efficace des itérations.

2. Résultats et discussions

Dans cette simulation par Matlab, deux codes LDPC réguliers, dont les spécifications sont exposées dans le tableau 3.1, sont exploités, et un bruit AWGN est introduit dans le canal de transmission. Les simulations sont conduites à l'aide du logiciel Matlab. Pour l'algorithme de 'NMS' en conjonction avec les deux codes, le nombre maximal d'itérations est établi à l_{max}=5. En revanche, pour l'algorithme avancé suggéré, le nombre maximal d'itérations est réduit à l_{max} =3, mettant en évidence une stratégie d'optimisation. En outre, pour à la fois le 'MWBF' et 'IMWBF', le nombre maximal d'itérations est fixé à l_{max} =50. Cette configuration est élaborée dans le but de trouver un compromis entre l'obtention d'un décodage précis et la minimisation des ressources computationnelles.

Paramètres	**Code1**	**Code2**
Mot de code de longueur N	1008	4095
M équations de contrôle de parité	504	737
K bits d'informations	504	3358
Le rendement	0.5	0.82

Tableau 3.1 : Paramètres utilisés pour les simulations

Afin de procéder à l'évaluation de l'algorithme NMS-MWBF, une comparaison avec d'autres algorithmes de décodage mentionnés dans ce manuscrit est nécessaire. L'approche 'NMS' a été sélectionnée pour la décision souple en tant que variante notable de BP. Pour la décision dure, les algorithmes MWBF et IMWBF ont été exploités.

Les figures 3.2 et 3.3 démontrent les performances en termes de BER pour divers codes LDPC, évaluées en utilisant l'algorithme de décodage NMS-MWBF, et les comparent aux

résultats obtenus avec d'autres algorithmes référencés. Ces graphiques, obtenus dans le contexte d'un canal AWGN, offrent une visualisation claire de l'efficacité relative de l'algorithme NMS-MWBF en matière de décodage des codes LDPC.

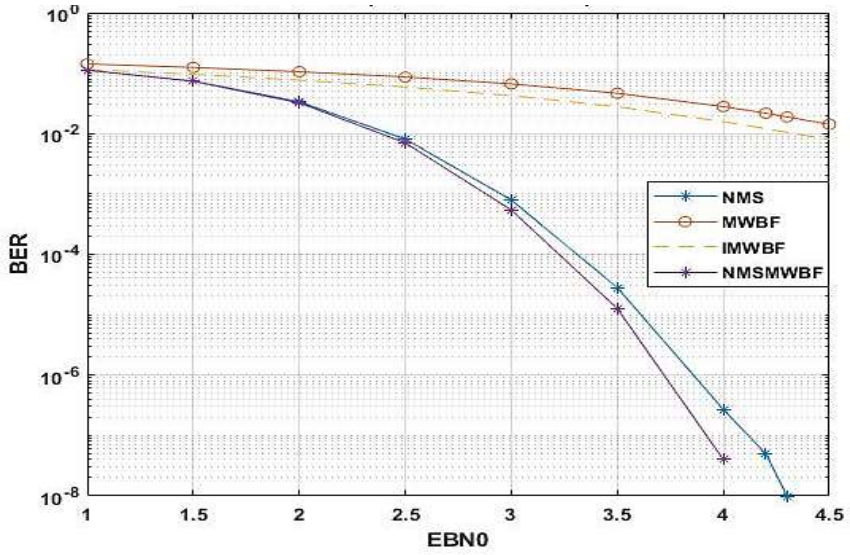


Figure 3.2 : Simulation BER avec les paramètres du "code 1".

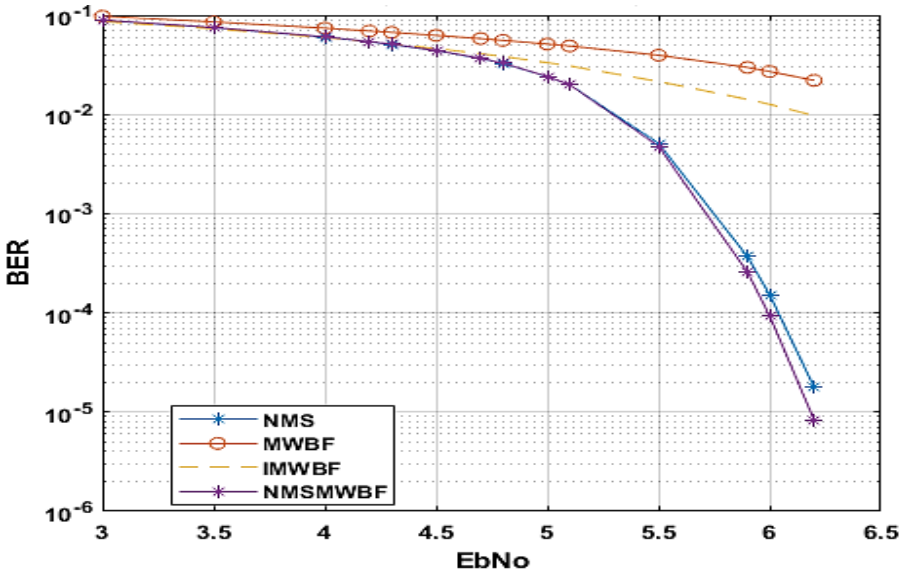


Figure 3.3: Simulation BER avec les paramètres du "code 2".

La figure 3.2 montre que, pour le code (1008, 504), l'algorithme NMSMWBF surpasse significativement les algorithmes MWBF et IMWBF, offrant plus de 3,7 dB d'amélioration à un BER de 10^{-3}. Par rapport à l'algorithme NMS, il montre également une amélioration

de 0,25 dB à un BER de $5x10^{-8}$. Ces résultats indiquent que l'intégration de la décision dure 'MWBF' dans l'algorithme souple 'NMS' améliore considérablement les performances de correction d'erreur.

De même, la figure 3.3 confirme ces tendances avec le code (4095, 737). Le 'NMSMWBF' surpasse les 'MWBF' et 'IMWBF' de 2 dB à un BER de 10^{-2} et "NMS" de 0,1 dB à un BER de $2x10^{-5}$. On observe pour le deuxième code une légère dégradation des performances par rapport au code 1 due à la longueur du code, qui est très étendue. Cependant, l'algorithme donne généralement les meilleurs résultats par rapport à l'algorithme de décision dure. Précisons que la complexité computationnelle et le temps d'exécution augmentent avec la grande taille de la matrice de vérification de parité.

En résumé, les résultats suggèrent que l'algorithme proposé 'NMS-MWBF' offre une amélioration significative des performances de correction d'erreur par rapport aux approches de décision souple et dure classiques pour les codes LDPC, avec des avantages notables à des taux d'erreurs plus faibles.

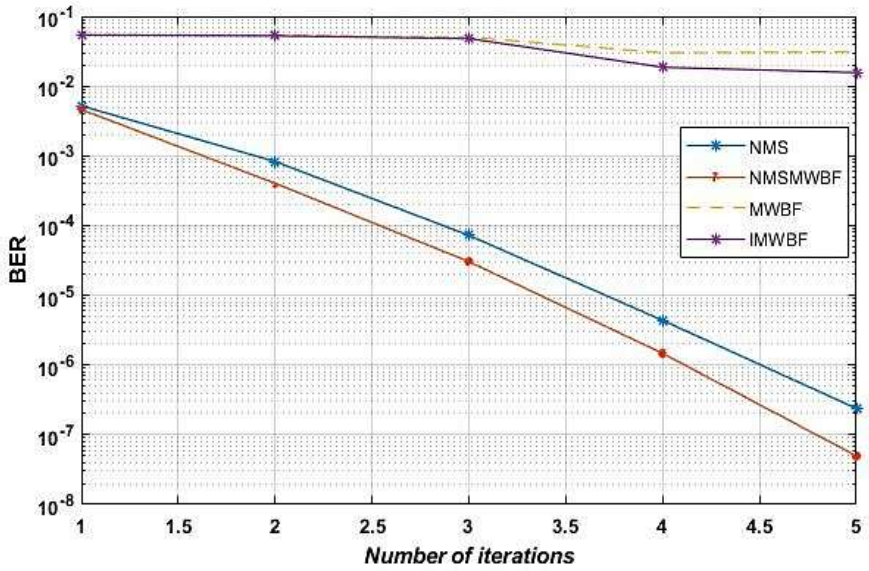


Figure 3.4 : Comparaison de la convergence de "NMSMWBF", "NMS", "MWBF" et "IMWBF" pour le décodage du code LDPC (1008, 504) à EbN0= 3.5 dB.

Les résultats de la figure 3.4 indiquent que l'algorithme NMS-MWBF présente des

performances de convergence supérieures par rapport aux autres algorithmes, y compris 'NMS', 'MWBF' et 'IMWBF', lors du décodage du code LDPC (1008,504) à EbN0 = 3.5 dB. Plus précisément, notre méthode atteint une valeur minimale de BER avec un nombre d'itérations significativement inférieur par rapport aux autres algorithmes. Cela suggère que l'algorithme NMS-MWBF converge plus rapidement vers une solution avec une précision équivalente ou meilleure que les autres méthodes. L'avantage en termes de nombre d'itérations peut être crucial dans les applications où la complexité du calcul est un facteur critique. Par exemple, avec seulement 4 itérations, l'algorithme proposé parvient à atteindre le meilleur BER parmi tous les algorithmes comparés. Ces résultats suggèrent que la méthode proposée offre une combinaison favorable de rapidité de convergence et de précision du décodage, ce qui en fait une option attrayante pour le décodage de codes LDPC dans des conditions similaires.

On trouve des codes LDPC plus courts, qui sont plus simples en termes de complexité algorithmique et peuvent être plus efficaces dans certaines applications spécifiques, comme les communications sans fil à haut débit où la latence est cruciale. Contrairement aux codes LDPC plus longs, tels que ceux utilisés dans notre approche, qui sont plus complexes en raison de la taille accrue de la matrice de parité. Le défi majeur associé aux codes LDPC de blocs courts est la présence de cycles courts, notamment de longueurs 4 et 6, dans le graphe de Tanner utilisé lors du processus itératif de décodage, cela peut avoir un impact négatif sur la qualité du message décodé. Pour cela, nous présentons dans la partie qui suit une étude de l'évolution des messages sur les nœuds de vérification lors du processus itératif de décodage en utilisant l'algorithme de décodage NMS pour observer l'effet destructeur des cycles courts et justifier l'efficacité de l'algorithme de décodage LDPC de somme minimale normalisée consciente du Girth (GA-NMS) en termes de correction des erreurs, en particulier pour les codes avec des cycles courts de 4 et 6.

IV. Algorithme de décodage 'Girth aware NMS' pour les codes LDPC court [103]

I. Introduction

Pendant le processus itératif de décodage en utilisant un code LDPC, la circulation des messages entre différents nœuds est bénéfique pour la correction d'erreurs. Le problème

majeur lors de l'utilisation d'un code LDPC à bloc court est l'existence de cycles courts de longueurs (4, 6 ou 8), comme illustré dans la figure 3.5. Ainsi, lorsqu'un nœud est connecté à un cycle de courte longueur (4, 6 ou 8), le message sortant de ce nœud peut entrer dans une boucle courte et ne peut pas interagir avec les autres nœuds pendant le processus itératif. Cela empêche l'évolution du message et la correction des erreurs. Afin de se débarrasser de cet inconvénient, plusieurs tentatives de recherche ont été entreprises et peuvent être divisées en deux axes. Le premier se concentre sur la création de codes sans cycles de longueur 4 et de cycles de longueur 6, ou du moins sans cycle de longueur 4. Dans ce contexte, nous pouvons observer le travail présenté dans les articles [104-107].

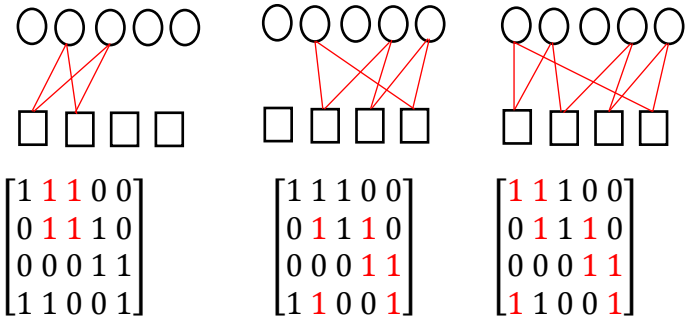


Figure 3.5 : Cycles courts de longueurs 4, 6 et 8

La deuxième approche utilisée pour réduire l'effet destructeur d'une Girth dans le code LDPC consiste à multiplier un nœud dans le graphe de Tanner par un facteur dépendant du nombre de cycles courts passant par les nœuds. Dans ce contexte, nous trouvons l'apparition de facteurs exponentiels de probabilité de croyance (EFAP-BP) [108], la probabilité de croyance de l'apparition de facteurs variables (VFAP-BP) [109], qui sont des versions améliorées de l'algorithme 'BP' pour le décodage du code LDPC.

Le processus de décodage à l'aide de EFAP-BP et VFAP-BP est similaire à l'algorithme de décodage 'BP', sauf que le processus de décodage de ces deux algorithmes consiste à pondérer les messages transitant entre les nœuds dans le graphe de tanner pour se libérer du cycle court et évoluer à travers les itérations. Le paramètre de pondération ajouté dépend de la structure cyclique du code. Dans le contexte de l'algorithme de 'MS' pour le décodage du code LDPC' conçu pour réduire la complexité du 'BP' précédent, nous trouvons dans la littérature l'algorithme de somme minimale consciente du cycle 'GA-NMS' [110], qui

s'inspire des deux algorithmes précédemment discutés et qui rend le facteur de normalisation dépendant de la structure cyclique du code, contrairement à l'algorithme standard 'NMS' qui utilise un facteur de normalisation constant [111].

Le GA-NMS a déjà été évalué à l'aide des codes WIMAX IEEE P802.16e [112] et a montré de bonnes performances par rapport à l'algorithme NMS. Dans cette partie, nous fournissons une étude statistique qui prouve l'effet destructeur des cycles 4 et 6. A partir de cette étude, nous pourrions déduire que les nœuds doivent être multipliés par un facteur dépendant des informations des cycles courts passant par eux. De plus, l'algorithme GA-NMS va être appliqué aux codes WRAN IEEE 802.22 [113], qui sont considérés comme des codes à blocs courts de longueur (384, 192).

2. Algorithme de decodage 'Girth aware normalized min sum'

Le GA-NMS est l'une des versions améliorées de l'algorithme 'NMS' qui consiste à multiplier les messages transitant du nœud de contrôle au nœud de variable dans le graphe de Tanner par un facteur de normalisation γ(G(n)) dépendant du cycle le plus court G(n) passant par le nœud de contrôle m, au lieu de multiplier tous les messages allant des nœuds de vérification aux nœuds de variables par un facteur empirique constant $0 < \gamma < 1$. La détermination des valeurs de γ (G(n)) de l'algorithme GA-NMS se fait à l'aide d'un processus hors ligne. La connaissance d'une structure cyclique du code LDPC est requise lors de l'utilisation de l'algorithme 'GA-NMS'. Plus précisément, nous devons connaître, pour chaque nœud de variables n dans le graphe de Tanner, le cycle le plus court le traversant. De nombreuses recherches ont été menées dans ce contexte, et de nombreux algorithmes efficaces ont été proposés dans la littérature pour déterminer la structure cyclique du code LDPC [114,115].

Le décodage à l'aide de l'algorithme GA-NMS est effectué au cours d'un processus itératif i =1, 2, $\ldots I_{max}$. Pour chaque itération i, nous devons effectuer les mêmes étapes que le 'NMS', le seul changement se situe au niveau des mise à jour des nœuds de contrôles qui sont multipliées par γ(G(m)) (équation (3.6)) :

Mise à jour des nœuds de contrôles.

Les messages envoyés du nœud de contrôle m au nœud variable n, $\beta_{m,n}$ sont mis à jour en fonction de la valeur actuelle des $\alpha_{m,n'}$ avec $n' \epsilon \mathcal{H}_{v(m)} \backslash n : \forall m = 1, \ldots\ldots, M ; \forall n \in$

$\mathcal{H}_{v(m)}$

Et le facteur de normalisation γ(G(m)) dépendant des cycles courts traversant le nœud l, ce paramètre est déterminé de manière empirique pour chaque nœud de vérification l :

$$\beta_{m,n} = \gamma(\mathrm{G(m)}) \left(\prod_{n' \epsilon \mathcal{H}_{v(m)} \backslash n} sgn(\alpha_{m,n'}) \right) (min_{n' \epsilon \mathcal{H}_{v(m)} \backslash n} |\alpha_{m,n'}|) \quad (3.6)$$

3. Etude statistique des messages LLR souple

Comme déjà montré dans [110] papier publié par notre équipe, le code WIMAX IEEE P802.16e de taille N = 576 et de taux r = ½ a trois types de nœuds variables, 168 NV traversés par Girth de 4, 144 NV traversés par Girth 6, et 264 traversés par Girth de 8 comme mentionné dans tableau 3.2. La structure cyclique spécifique de ce code est un avantage qui nous permettra de voir l'effet négatif des cycles courts et l'évolution des messages pendant le processus itératif.

Longueur de cycle court	$\mathcal{H}$	**NC affectée**	**NV affectée**
Cycle de 4	96	144	168
Cycle de 6	528	120	144
Cycle de 8	7344	24	264

Tableau 3.2 : Distribution des cycles courts de tailles (4, 6 et 8) dans le code choisi de l'IEEE P802.16e

Dans cette recherche, nous proposons de réaliser une analyse statistique des messages sortants des nœuds de variables. Dans cette analyse statistique, nous ne considérons que les vecteurs reçus y_n qui échouent à être décodés par la méthode NMS après 50 itérations à SNR = 3 dB. Pour chaque vecteur, nous calculons les messages SLLR (Soft Log-Likelihood Ratio) de la manière suivante :

$\forall n = 1, \ldots\ldots, N$:

$$SLLR_n = \tilde{\lambda}_n x sign(y_n)$$

Ensuite, nous calculons la moyenne de la valeur SLLR pour chaque classe de nœuds de variables et nous l'accumulons. La courbe obtenue montre l'apparition d'un décalage entre la moyenne de SLLR sortant des nœuds de variables connectés à un 'Girth' de 4, des nœuds de

variables connectés à un 'Girth' de 6 et des nœuds de variables connectés à un 'Girth' de 8. La majorité des messages se situent entre [-1,5 -2,5] après 50 itérations, comme indiqué dans la figure suivante (figure 3.6). Ce résultat est considéré comme étant dû à la structure cyclique du code qui empêche l'évolution des messages pendant le processus itératif.

Sur la base de ce résultat, nous supposons que les nœuds de contrôle connectés à un Girth de 4 nécessitent un facteur d'optimisation γ_1 inférieur aux nœuds connectés à un girth de 6 et un Girth 8. Les nœuds de contrôle traversés par un Girth de 6 devraient être multipliés par un facteur d'optimisation $\gamma_2 > \gamma_1$. Enfin, les nœuds de contrôle avec un Girth de 8 devraient être repondérés par un facteur d'optimisation γ_3 compris entre γ_2 et γ_1.

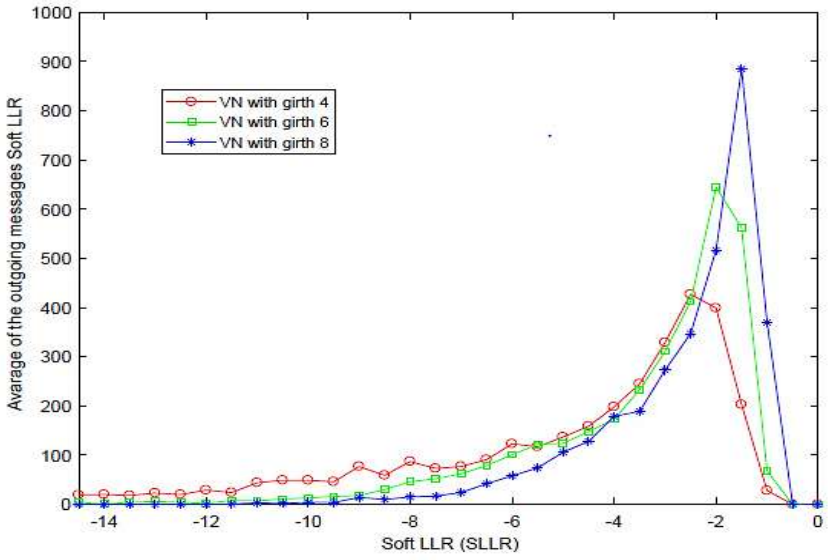


Figure 3.6 : Average of the outgoing message soft LLR from variable nodes with girth [4, 6, 8]

4. La méthode de détermination du facteur d'optimisation des variables pour le code Wireless regional area network (WRAN)

Pour cette étude, nous avons choisi d'appliquer la méthode GA-NMS sur un code de bloc court qui consomme peu d'énergie, peut être mis en œuvre dans une petite zone et offre de bonnes performances en termes de BER et de débit. Pour cette raison, nous avons choisi le code WRAN, qui provient de la norme IEEE 802.22 pour l'accès à large bande sans fil, pour la même raison pour laquelle les auteurs dans [116], l'ont choisi pour une implémentation

matérielle. WRAN utilise des techniques de radio cognitive pour configurer dynamiquement l'utilisation des meilleurs canaux sans fil disponibles dans la zone. Cette norme est très adaptée pour fournir un accès à large bande aux zones de faible densité de population dans le monde entier. La norme WRAN utilise des codes LDPC pour la correction d'erreur avec des taux de code de 1/2, 2/3, 3/4 et 5/6 comme décrit dans l'article [117].

- **Facteur d'optimisation**

Dans cette section, le comportement et les performances de décodage de l'algorithme GA-NMS obtenus à partir de simulations Matlab lors du décodage des codes LDPC de longueurs plus courtes sont présentés et comparés avec les algorithmes MS et NMS standard. Pour illustrer l'application potentielle de l'algorithme GA-NMS, nous avons testé le code WRAN de la norme IEEE 802.22 avec un taux r = 1/2 et une taille N = 384 provenant de la base de données [113]. Nous avons effectué des simulations en supposant une modulation BPSK et une transmission sur le canal AWGN. Pour chaque simulation, le décodeur s'arrête lorsqu'un mot de code valide est trouvé ou lorsque le décodeur atteint le nombre maximal d'itérations, limité à 50 itérations. L'étude de la structure cyclique des codes WRAN a montré que ce code a, d'une part, 32 cycles courts de taille g=4 et 384 cycles courts de taille g=6, d'autre part, il y a 64 nœuds de contrôle connectés à un Girth de 4 et 128 nœuds de contrôle connectés à un Girth de 6 comme indiqué dans le (Tableau 3.3). Avant de passer à l'étape de décodage, nous devons déterminer le facteur d'optimisation γ pour l'algorithme NMS, et les facteurs d'optimisation variables γ_1 et γ_2 pour l'algorithme GA-NMS proposé, comme nous l'avons fait précédemment pour le code WIMAX dans [110]. Les simulations montrent que pour NMS γ prend la valeur 0,8 et que γ_1 et γ_2 prennent les valeurs 0,8 et 0,9, comme illustré dans la figure 3.7.

Longueur de cycle court	$\mathcal{H}$	NC affectée
Cycle de 4	32	64
Cycle de 6	352	128

Tableau 3.3 : Répartition des cycles courts de tailles 4 et 6 dans le code choisi de la norme IEEE 802.22

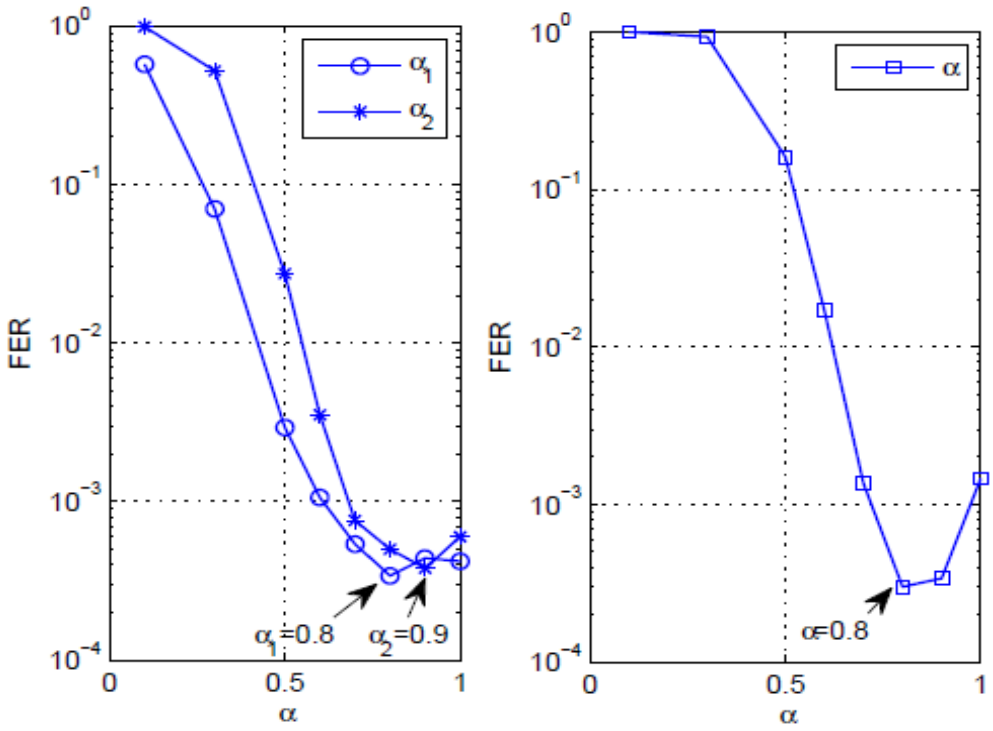


Figure 3.7 : Détermination d'un facteur de normalisation γ pour NMS, et des paramètres γ_1 et γ_2 pour GA-NMS à SNR = 3dB et Imax = 50 iter pour le code WRAN.

5. Simulations et résultats

Les performances de BER et FER de l'algorithme GA-NMS sont évaluées en comparaison avec les algorithmes NMS et MS standard en utilisant le code WRAN. Les résultats montrent que le GA-NMS a des performances presque similaires à l'algorithme NMS dans la région bruyante. Cependant, on peut observer une petite différence entre le GA-NMS et les deux algorithmes (MS et NMS), notamment dans la région de l'erreur au niveau de SNR égal à 3 dB, comme le montre la figure 3.8.

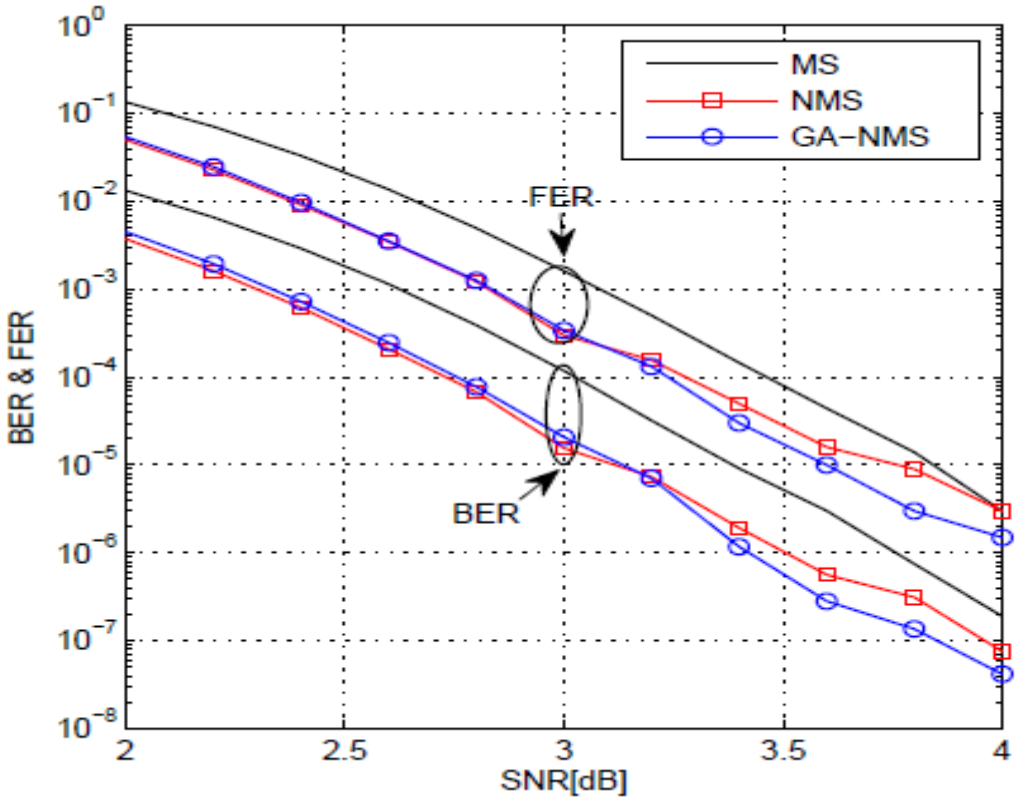


Figure 3.8 : Évaluation des performances des algorithmes de décodage (GA-NMS, NMS et MS) en termes de (BER, FER) /SNR en utilisant un code de bloc court choisi dans la norme IEEE 802.22 lorsque le nombre maximal d'itérations est de 50.

Dans la figure 3.9, les algorithmes de décodage des codes LDPC 'GA-NMS', 'NMS' et 'MS' standard sont étudiés et évalués en termes de comportement de convergence tout au long des itérations lors du décodage de messages codés par le code WRAN dans la région non bruyante SNR= [3, 4, 5, 6] dB. Le 'GA-NMS' converge plus rapidement que le NMS à des valeurs de SNR plus élevées SNR= [4, 5, 6] dB, en comparant l'efficacité de l'algorithme GA-NMS pour les codes WRAN et WIMAX déjà évalués dans [110]. On constate que les résultats obtenus par le code WIMAX sont meilleurs que ceux obtenus par le code WRAN, résultant de la différence de taille et de structure cyclique entre les deux codes et d'autres paramètres. Cependant, de manière générale, les résultats de simulation montrent que GA-NMS est meilleur que NMS et MS standard.

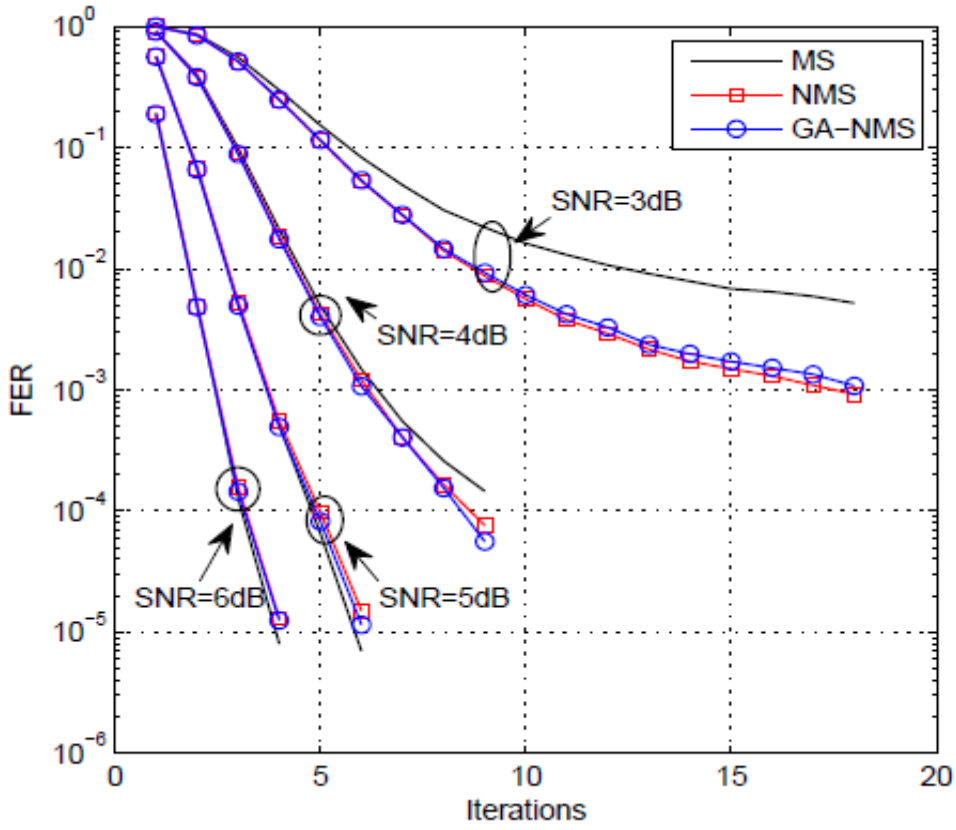


Figure 3.9 : Comportement de convergence des algorithmes de décodage (GA-NMS, NMS et MS) dans la région non bruyante avec un SNR égal à 3 dB, 4 dB, 5 dB et 6 dB lors du décodage du code WRAN de longueur (384, 192).

Dans cette partie, une analyse du comportement des messages sortants lors du décodage à l'aide du MS normalisé est présentée. Cette analyse montre l'effet destructeur des cycles courts et prouve que nous pouvons classer les nœuds en fonction de la longueur du cycle court qui leur est connecté et que chaque classe de nœuds doit être multipliée par un facteur différent des autres classes, ce qui explique l'efficacité du GA-NMS lorsqu'il a déjà été testé sur le code WIMAX. D'autre part, l'algorithme de décodage GA-NMS est testé sur le code WRAN de longueur (384, 192), qui est considéré parmi les codes LDPC courts. Les résultats montrent que l'algorithme GA-NMS est meilleur que les algorithmes NMS et MS en termes de performances et peut être efficace pour les codes LDPC courts. En résumé, l'algorithme GA-NMS peut être considéré comme une solution aux codes de blocs courts, qui ont le problème de cycles courts de tailles 4 et 6.

V. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit un nouvel algorithme hybride de décodage basé sur NMS et MWBF. Cette approche novatrice vise à tirer parti des avantages complémentaires des deux méthodes, combinant la flexibilité de la décision souple avec la capacité des algorithmes de décision dure. L'évaluation de cet algorithme a été réalisée à travers des simulations comparatives avec d'autres méthodes de décodage mentionnées dans le manuscrit.

Parallèlement, une étude approfondie de l'évolution des messages sur les nœuds de vérification a été entreprise lors du processus itératif de décodage, en utilisant l'algorithme NMS. Cette analyse a permis d'observer l'effet destructeur des cycles courts, mettant en évidence les défis associés à ces structures dans les codes LDPC. De plus, l'efficacité de l'algorithme de décodage LDPC de 'GA-NMS' a été justifiée, notamment pour les codes présentant des cycles courts de 4 et 6.

En conclusion de ce chapitre, nous avons examiné diverses techniques de décodage proposées et traditionnelles qui nécessitent des informations sur l'état du canal (CSI). Cependant, l'acquisition et l'utilisation de la CSI présentent des défis, en particulier dans des environnements de communication dynamiques et complexes. Cela nous amène naturellement au sujet du prochain chapitre, où nous explorerons une méthode innovante de décodage des codes LDPC qui se passe du besoin d'une CSI précise. Nous nous pencherons sur l'introduction d'un nouvel algorithme de décodage basé sur les AG et qui offre des performances améliorées en termes de BER et FER même en l'absence de CSI. Ces méthodes représentent une avancée significative dans le domaine des communications, car elles permettent une plus grande adaptabilité et simplifient le processus de décodage dans des environnements de communication variables.

Chapitre IV :

AMELIORATION DE LA QUALITE DE DECODAGE A L'AIDE DES AG POUR DIFFERENTS TYPES DE CODE LDPC

I. Introduction

Les codes LDPC, ont émergé comme des outils incontournables dans de nombreux systèmes de communication, offrant un excellent équilibre entre complexité et performance. Historiquement, l'efficacité de ces codes est souvent exploitée au mieux avec une connaissance approfondie des paramètres du canal, connue sous le nom d'informations du côté du canal 'CSI'. Cependant, cette approche présente des limitations, notamment dans les environnements où la CSI n'est pas facilement accessible ou dans les contextes où les propriétés du canal peuvent changer rapidement. Face à ces défis, le développement de méthodes de décodage qui transcendent la nécessité de la CSI est devenu un domaine de recherche intéressant, offrant de nouvelles perspectives et possibilités pour les communications numériques. Cependant, plusieurs méthodes ont récemment été développées pour contourner le besoin du 'CSI', parmi ces méthodes nous trouvons l'algorithme [118], qui est basé sur la distance euclidienne et qui offre de meilleures performances que l'Algorithme de 'BP' que ce soit sur un canal bruité gaussien ou Rayleigh. Comme le montrent [119-121], l'algorithme génétique peut être utilisé comme méthode de décodage qui ne nécessite pas de CSI. Des algorithmes similaires ont été trouvés dans la littérature et se révèlent performants en tant que décodeurs pour divers schémas de codage [122-125]. Ces méthodes cherchent à améliorer ou à supplanter les algorithmes traditionnels en éliminant la dépendance à l'égard de la CSI. Le développement de nouveaux algorithmes qui ne requièrent pas de CSI s'explique par plusieurs raisons. Tout d'abord, l'absence de CSI simplifie considérablement le processus de mise en œuvre, éliminant la nécessité de collecter et de transmettre ces informations souvent coûteuses en termes de ressources. De plus, cela rend les algorithmes plus adaptables à des environnements dynamiques où les caractéristiques du canal peuvent varier rapidement. En outre, la conception d'algorithmes indépendants du CSI peut élargir leur applicabilité à des systèmes où l'obtention de CSI est difficile ou impraticable. Cela garantit une plus grande flexibilité et une meilleure performance dans des contextes tels que les communications sans fil, les réseaux mobiles, ou d'autres environnements où l'obtention d'informations précises sur le canal peut être limitée.

Pour atteindre cet objectif, nous avons proposé un nouvel algorithme de décodage, qui exploite les algorithmes génétiques 'AG' pour les codes LDPC sans avoir besoin de CSI.

Notamment, cet algorithme proposé présente la capacité de déterminer de manière autonome le moment optimal pour conclure le processus de décodage, une caractéristique particulière le distinguant des algorithmes existants dans la littérature, où l'arrêt du décodeur est généralement régi par des paramètres prédéfinis. Les résultats de simulation par Matlab démontrent l'efficacité améliorée en termes de BER et de FER pour les deux types de codes LDPC : le code court de Gallager (32,16) et le code court du Consultative Committee for Space Data Systems (CCSDS) (32,16).

Les normes du CCSDS sont largement utilisées pour les communications dans diverses missions spatiales, y compris les missions interplanétaires, les satellites en orbite terrestre et les constellations de satellites [126]. Ces normes jouent un rôle important dans l'assurance de la fiabilité des données transmises sur de longues distances dans l'espace. Récemment, l'adoption des codes LDPC par le CCSDS a été motivée par leur performance exceptionnelle et leur efficacité computationnelle. Ces codes sont devenus le choix privilégié pour les nouvelles missions spatiales, grâce à leur capacité à fournir une correction d'erreurs de haut niveau tout en maintenant une complexité de décodage relativement faible. C'est pour ces raisons que nous avons choisi ce type de code pour les simulations de notre décodeur LDPC. Basé sur ces simulations, nous avons obtenu d'excellents résultats, démontrant une performance supérieure par rapport au code de Gallager.

II. Les Algorithmes Génétiques

Les AG sont un type d'heuristique de recherche basé sur l'idée de l'évolution naturelle de Charles Darwin. Cet algorithme reflète le processus de sélection naturelle, dans lequel les individus les mieux adaptés sont choisis pour la reproduction afin de générer une descendance pour la génération suivante. Il peut être utilisé pour résoudre des situations où la fonction objective n'est pas différenciable, discontinue et stochastique, du fait qu'il s'agit d'une méthode d'optimisation probabiliste dotée de capacités intrinsèques de traitement parallèle et de recherche globale [127]. L'AG débute avec une population initiale basée sur le principe de la survie des plus aptes, chaque individu ayant une fonction de fitness indiquant sa capacité à s'adapter à l'environnement. Certains individus avec une forte adaptation survivent au cours du processus itératif, tandis que d'autres, moins adaptables, sont éliminés. Ensuite, de nouveaux individus sont créés à la suite de processus de

reproduction tels que la sélection naturelle, le croisement et la mutation. Les individus les plus compatibles sont transmis à la génération suivante en tant que parents de la population itérative par le biais de la sélection naturelle. La procédure de croisement transfère une partie des gènes de deux individus pour créer de nouveaux individus. Ensuite, l'action de mutation des individus choisis a lieu pour produire une nouvelle génération d'individus. L'objectif des opérations génétiques est de maintenir les meilleurs individus dans la population, de créer de nouveaux individus avec de nouvelles caractéristiques à partir de ceux que nous avons déjà, et d'améliorer l'adaptabilité de la population. L'adaptabilité des individus dans la population est constamment améliorée après un certain nombre d'itérations, et finalement, la solution optimale est obtenue [128]. La figure 4.1 représente l'organigramme illustrant les étapes séquentielles de l'AG.

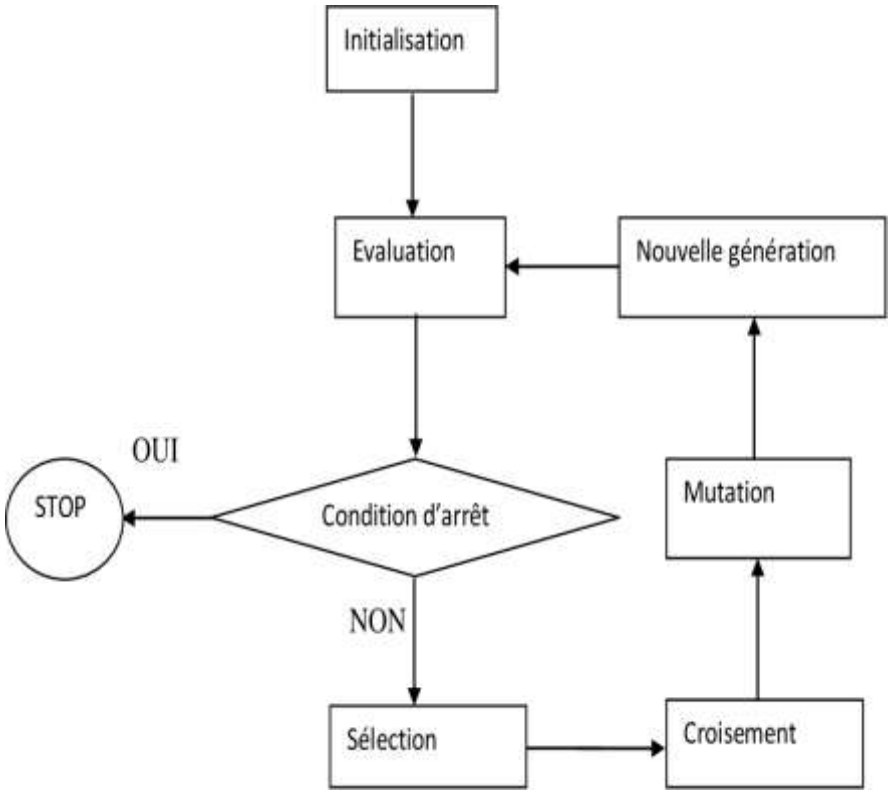


Figure 4.1 : Les étapes séquentielles de l'AG

I. Représentation des individus

Dans l'approche basée sur l'AG, chaque solution potentielle au problème est représentée par un individu dans la population. La représentation choisie, dans le cas de notre approche

est une série de valeurs numériques de 1 à n (la longueur du code), qui est cruciale car elle influence directement l'efficacité de l'exploration de l'espace de recherche par l'algorithme. Cette représentation permet de décoder facilement chaque individu pour évaluer sa performance par rapport au problème posé.

2. Fonction de fitness

La fonction de fitness est au cœur de l'algorithme génétique, elle évalue à quel point chaque individu (solution) est "fit" ou adapté par rapport au problème. Cette évaluation est basée sur un score de fitness, où les scores plus élevés (ou plus bas) indiquent une meilleure solution. La conception de cette fonction est critique, car elle doit refléter avec précision l'objectif du problème à résoudre.

3. Opérateur de séléction :

L'opérateur en question est responsable de déterminer quels individus de P seront reproduits dans la nouvelle population P' pour servir de parents lors de l'application de l'opérateur de croisement. Avec n représentant le nombre d'individus de P, il est nécessaire de sélectionner $\frac{n}{2}$ (l'opérateur de croisement permettant de revenir à n individus). Cet opérateur revêt une importance considérable, car il influence la survie, la reproduction ou la disparition des individus au sein d'une population. En général, la probabilité de survie d'un individu est directement liée à son efficacité relative au sein de la population. On observe principalement quatre types de méthodes de sélection distinctes :

- La méthode de la "loterie biaisée" (roulette Wheel) de Goldberg[129]
- La méthode "élitiste"[130]
- La sélection par tournois [131]
- La sélection universelle stochastique[132]

Dans le contexte de notre algorithme, la sélection par tournois fonctionne en organisant des confrontations entre un nombre prédéfini d'individus choisis au hasard au sein de la population. Ces "tournois" permettent de comparer les performances des individus et de sélectionner les plus performants pour participer à la reproduction. Ce processus est répété jusqu'à ce que le nombre requis de parents pour la reproduction soit atteint. L'utilisation de la sélection par tournois dans notre algorithme est significative, car elle permet une exploration équilibrée entre la préservation des individus performants et l'introduction de

diversité génétique. La flexibilité offerte par cette méthode réside dans la possibilité d'ajuster la taille du tournoi, ce qui influe sur la manière dont la sélection se fait entre divers individus.

4. Opérateur de croissement(Crossover)

Le croissement utilisé dans les algorithmes génétiques représente une adaptation informatique du mécanisme naturel qui favorise la production de chromosomes héritant partiellement des caractéristiques de leurs parents. Son rôle essentiel est de permettre la recombinaison des informations présentes dans le patrimoine génétique de la population. Après l'application de l'opérateur de sélection sur la population P, cet opérateur est mis en œuvre, aboutissant à une population P' de n/2 individus. Pour compléter notre nouvelle génération, nous devons donc doubler ce nombre. À cet effet, nous créons aléatoirement n/4 couples et les faisons se "reproduire". Les chromosomes, qui représentent les ensembles de paramètres des parents, sont alors copiés et recombinés de manière à générer deux descendants possédant des caractéristiques provenant des deux parents. Ci-dessous, un schéma représentant un croisement en un point (figure 4.2), un autre pour un croisement en deux points (figure 4.3), et enfin un schéma dépeignant un croisement uniforme (figure 4.4).

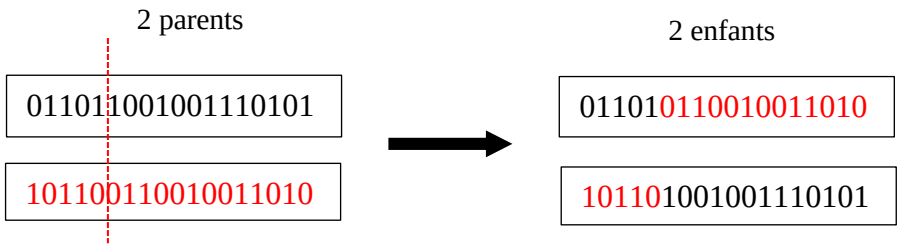


Figure 4.2 : croissement avec 1 point.

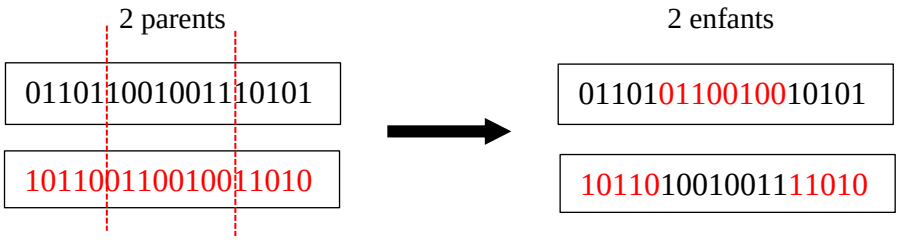


Figure 4.3 : Croissement avec 2 points

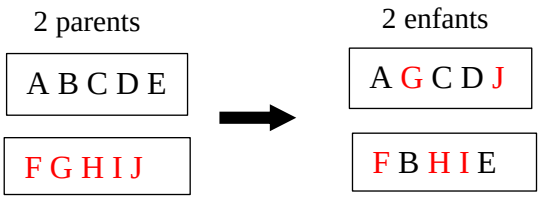


Figure 4.4 : croisement uniforme

5. Opérateur de mutation :

L'opérateur de mutation conventionnel prend un individu P sélectionné pour la mutation en entrée et produit un individu mutant P′ par une transformation locale de l'un des gènes de P. Par exemple, dans le cas où le chromosome d'un individu est encodé avec une chaîne de bits, une mutation peut consister à complémenter l'un de ses gènes/bits. Ci-dessous, un schéma représentant une simple mutation.

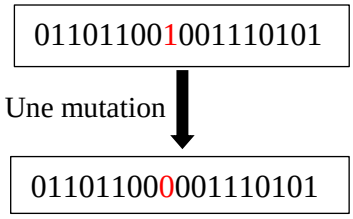


Figure 4.5 : mutation d'un gène d'un individu

III. Méthode basée sur les AG

Dans cette partie de chapitre, une approche basée sur l'AG est introduite [133], employant une stratégie de décodage dans laquelle un individu est représenté comme une série de valeurs numériques allant de 1 à la longueur du code (n). De plus, les différentes composantes de cette méthode proposée fonctionnent comme expliqué dans les sous-sections suivantes. Ces éléments de l'algorithme incluent la fonction fitness, chargée d'évaluer la valeur fitness d'un individu.

1. Préliminaires et méthode de recherche

La méthode proposée offre une solution de décodage du vecteur reçu sans nécessiter aucune connaissance préalable des informations de canal. Initialement, un seuil strict est

appliqué au vecteur d'entrée, suivi du calcul du syndrome pour évaluer la validité du vecteur d'entrée en tant que mot de code. Si le vecteur syndrome est non nul, la méthode de décodage GA est utilisée. L'ensemble de ce processus est exécuté en parallèle, mettant en évidence l'efficacité et la convergence vers le vecteur de décodage optimal.

Soit c le code LDPC, et $r_{i_{1<i<n}}$ le vecteur reçu sur une transmission sur canal (AWGN), d est la décision dure de $r_{i_{1<i<n}}$ (équation 4.1), et $\boldsymbol{c_x}$ le vecteur reçu r_i transformé en intervalle [0,1] en utilisant la tangente hyperbolique (équation 4.2)

$$d = r^{hard} = \begin{cases} 1 & if\ r_i > 0 \\ 0 & otherwise \end{cases} \tag{4.1}$$

$$c_x = 0.5 * (1 + tanh\, r_i) \tag{4.2}$$

Tout d'abord, nous générons aléatoirement N_p vecteurs (taille de la population) ϵ [0,1] qui sera la population initiale v_i, et nous définissons le vecteur z_i par l'équation (4.3) :

$$z_i = \begin{cases} 0 & if \quad c_x < v_i \\ 1 & otherwise \end{cases} \tag{4.3}$$

La détermination du mot de code optimal (individus) reposera sur l'évaluation de leurs valeurs de fitness via la fonction de fitness (fonction objective), définie par l'équation (4.4):

$$Fitness = \sum_{i=1}^{m} S_i + \sum_{j=1}^{n} |z_i - c_x| \tag{4.4}$$

Où : $|z_i - c_x|$ est la distance entre le vecteur individuel et la séquence reçue et S_i est le vecteur syndrome défini par l'équation (4.5) :

$$S_i = z_i * H^T \tag{4.5}$$

2. La méthode proposée

Dans cette approche, nous avons adopté une fonction de fitness basée sur les normes établies dans [121]. Ce qui rend notre méthode unique, c'est la capacité de l'algorithme à déterminer de manière autonome le moment optimal pour conclure le processus de décodage

grâce à l'utilisation du (Limit_counter) (choisi arbitrairement). Cette mesure vise à garantir que l'algorithme a exploré l'ensemble de l'espace des solutions. Cette caractéristique distincte se démarque des autres algorithmes présents dans la littérature, où l'arrêt du décodage est souvent contrôlé par des paramètres prédéfinis tels que le nombre de générations. Pour une compréhension détaillée du fonctionnement de l'algorithme, un organigramme complet sera fourni dans la figure 4.6, offrant ainsi une représentation claire de ses entrées et sorties, comme indiqué dans le tableau 4.1 :

Input	$\boldsymbol{r_i}$ **:** Le mot de code reçu $\boldsymbol{N_p}$: Taille initiale de la population $\boldsymbol{P_c}$: taux de probabilité de croissement $\boldsymbol{P_m}$: taux de probabilité de mutation **Limit_counter** : paramètre choisi arbitrairement
Output	**d** : mot de code correcte

Tableau 4.1 : Input/Output de l'algorithme proposé

Étant donné que notre objectif est de déterminer l'individu (vecteur) présentant le moins d'erreurs, ou idéalement aucune erreur du tout, ce qui équivaut à la plus petite valeur de fitness, donc les valeurs de fitness doivent être classées par ordre croissant pour choisir la valeur minimale de cette dernière. Cette technique joue un rôle crucial dans la sélection et la création d'individus pour la génération suivante à travers les opérateurs. En priorisant les valeurs de fitness les plus basses, nous augmentons la probabilité de sélectionner des individus conduisant à une correction plus efficace, améliorant ainsi les performances globales du processus de décodage.

L'algorithme compare le vecteur (b) de la génération initiale avec le nouveau vecteur (new_b) de la génération suivante. Si f(new_b) > f(b), nous conservons le vecteur (b) et procédons à la reproduction d'une nouvelle génération pour rechercher un meilleur résultat, qui est le vecteur (new_b) avec f(new_b) < f(b), dans ce cas, le vecteur (b) prend la valeur de (new_b), et le processus de reproduction se poursuit jusqu'à explorer l'ensemble de l'espace des solutions, visant à atteindre soit (s = 0) soit f(b) = f(new_b), dans cette situation, le décodeur répète la reproduction en incrémentant k en l'absence de changement, afin de

s'assurer qu'aucune nouvelle solution meilleure n'est présente dans l'espace. Le processus de décodage s'arrête lorsque k atteint une limite prédéfinie (k = Limit_counter). Cependant, si le décodeur rencontre f(new_b) < f(b), k est réinitialisé à 1, et le processus de décodage est répété.

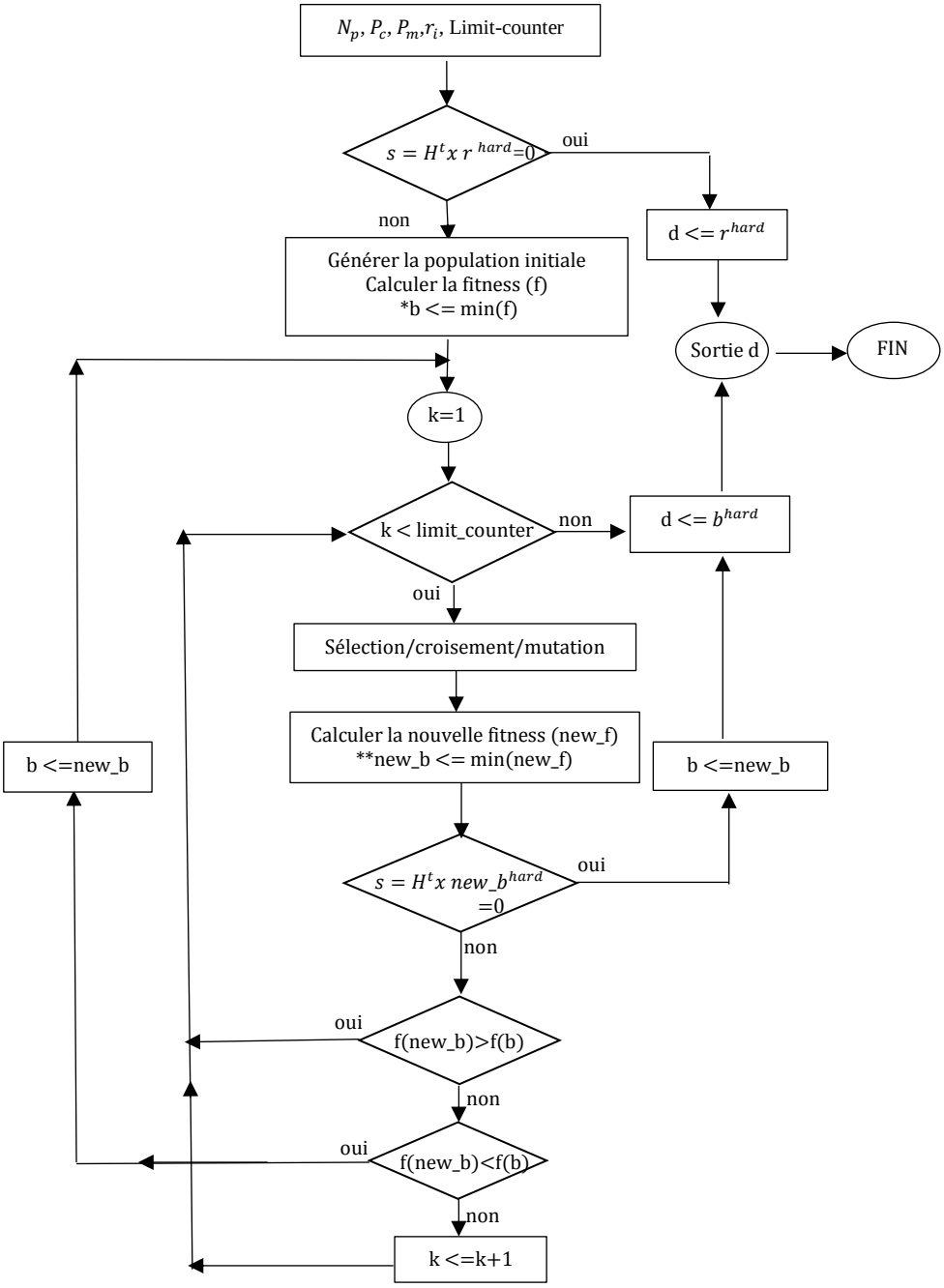


Figure 4.6 : l'algorithme proposé basée sur les AG

- b : est le vecteur ou l'individu qui a la valeur minimale de fitness dans la population initiale.

- new_b : est le vecteur ou l'individu qui a la valeur minimale de fitness dans la nouvelle population après la sélection, le croisement et la mutation (il sera comparé à b).

3. Simulation et analyse des performances

Dans cette étude, le BER et le FER sont utilisés comme mesures pour évaluer les performances ou la capacité de correction de l'algorithme de décodage proposé pour un niveau de bruit donné. De plus, pour les évaluations des performances, l'algorithme proposé doit être comparé à d'autres algorithmes qui donnent de bons résultats en termes de BER et de FER. La propagation de cryance (BP) et la Somme Minimale Normalisée (NMS) sont choisies pour l'étude comparative. Le Tableau 4.2 résume les paramètres utilisés dans les simulations de l'algorithme proposé codé en Matlab. Deux codes LDPC discutés ci-dessous comprennent le code A : le code de Gallager (32,16) et le code B : le code court du CCSDS (32,16) [135].

Paramètre	**Valeur**
Taille de la population(Np)	500
Taux de croissement (Pc)	70%
Taux de mutation (Pr)	1%
Limit counter	5
Canal	AWGN
Modulation	BPSK
LDPC code A&B : regulier	Gallager code N=32 CCSDS code N=32
Type de sélection	tournament
Type de croissement	2 pts
Trame	10000
Max Iteration pour NMS, BP	6

Tableau 4.2 : Différents paramètres utilisés dans les simulations

La figure 4.7 présente les résultats de la simulation pour différents taux de croisement, allant de 50 % à 90 %. Les performances de l'algorithme proposé présentent une diminution lorsque le taux de croisement Pc est fixé à 80 %. Cependant, après un examen plus approfondi du graphique, il devient évident que d'autres valeurs de Pc donnent des résultats favorables

dans différents paramètres de SNR. Notamment, à partir d'un SNR de 4,5dB, l'algorithme proposé avec Pc = 70% surpasse les autres algorithmes. Cette observation incite à sélectionner Pc = 70% comme choix optimal pour cette contribution.

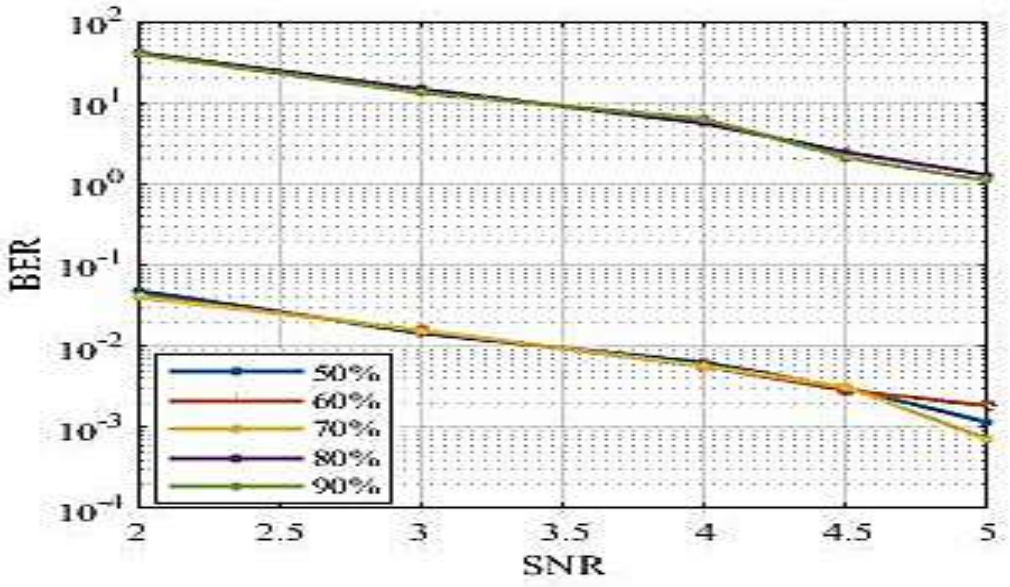


Figure 4.7 : Comparaison entre différentes valeurs de croissement Pc pour le code LDPC A(16,32).

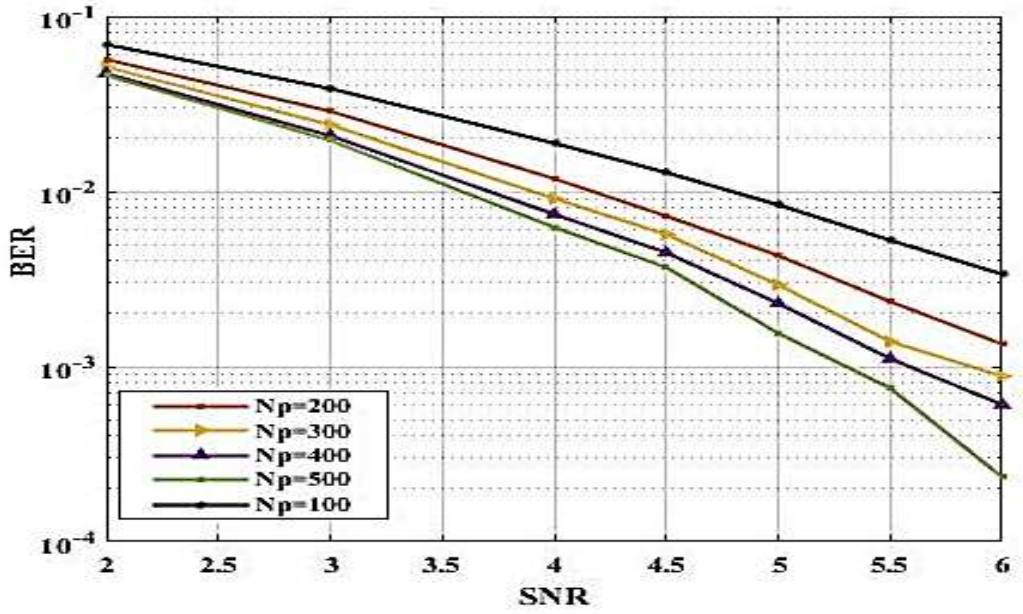


Figure 4.8 : Comparaison entre différentes valeurs de population pour le code LDPC A(16,32).

Dans la figure 4.8, nous observons les résultats de simulation qui comparent les

performances de l'algorithme sur différentes valeurs de population, allant de 100 à 500. La simulation révèle que l'algorithme proposé présente des capacités de décodage améliorées avec des populations plus grandes. Par conséquent, la justification de sélectionner une taille de population de Np =500 réside dans la compréhension qu'une plus grande taille de population contribue à une plus grande diversité d'individus au sein de l'AG. Cette diversité accrue joue un rôle déterminant dans l'obtention de performances de décodage robustes. Le plus grand espace de solutions potentielles offert par une population de 500 personnes garantit que l'AG explore un large éventail de possibilités, améliorant ainsi l'efficacité globale de l'algorithme proposé pour corriger les erreurs.

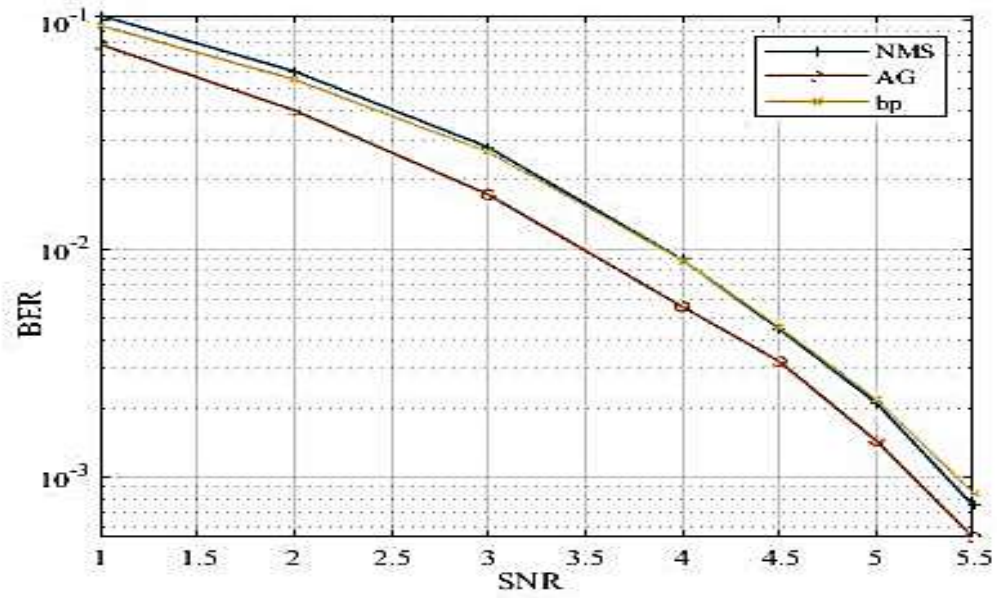


Figure 4.9 : Comparaison des performances BER de l'algorithme proposé avec BP et NMS pour le code LDPC A(16,32)

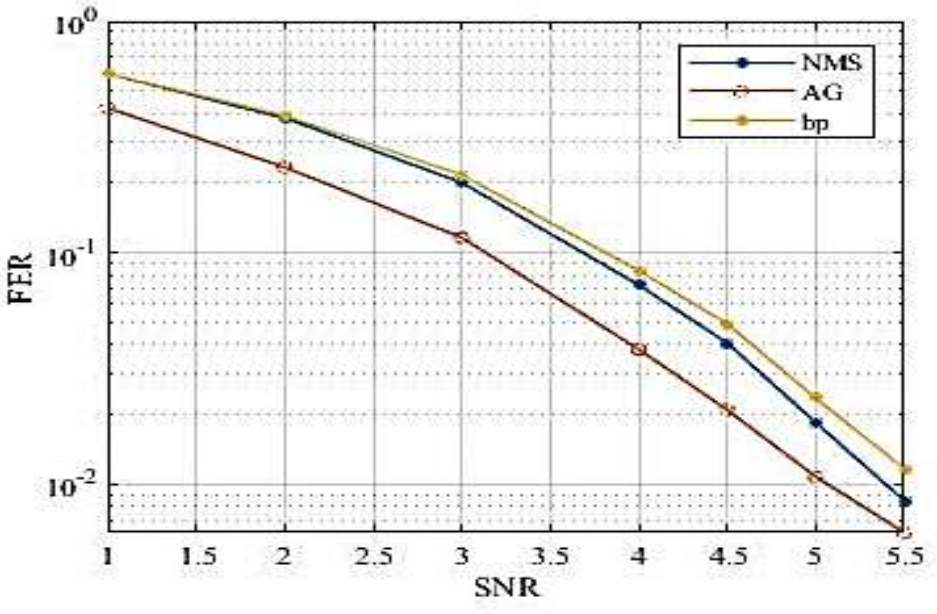


Figure 4.10 : Comparaison des performances FER de l'algorithme proposé avec BP et NMS pour le code LDPC A (16,32)

Les figures 4.9 et 4.10 présentent une analyse détaillée des performances de notre algorithme de décodage innovant appliqué au code LDPC régulier A (16, 32). L'accent est mis sur l'évaluation du BER et du FER en comparaison avec des algorithmes conventionnels tels que le 'BP' 'NMS', tous deux relevant de la catégorie des décodeurs à décision souple. L'examen des résultats révèle une amélioration significative de la performance de l'algorithme proposé. En particulier, pour des valeurs de BER de 10^{-2} et 10^{-3}, notre algorithme surclasse les méthodes conventionnelles par une marge de 0,4 dB et 0,2 dB respectivement. Cette amélioration en termes de BER et FER démontre l'efficacité supérieure de l'algorithme proposé dans la correction d'erreurs, offrant ainsi un avantage notable dans des scénarios de communication où la réduction des erreurs est primordiale.

Les figures 4.11 et 4.12 présentent également l'évaluation des performances de l'algorithme proposé pour le code LDPC B (16,32) en termes de BER et FER. On constate que les résultats obtenus par le code CCSDS sont meilleurs que ceux obtenus par le code Gallager. Avec des valeurs BER inférieures, telles que 10^{-3} et 10^{-4} et dans la région moins bruyante (SNR=[3-4]) l'algorithme proposé surpasse systématiquement les algorithmes traditionnels, BP et NMS, d'une marge significative de 1 dB et 0,5 dB, respectivement. Cela suggère que l'algorithme proposé excelle dans la correction d'erreurs, démontrant sa

robustesse et son efficacité dans divers codes LDPC. Cependant, de manière générale, les résultats de simulation montrent que l'algorithme proposé est meilleur que NMS et BP standard.

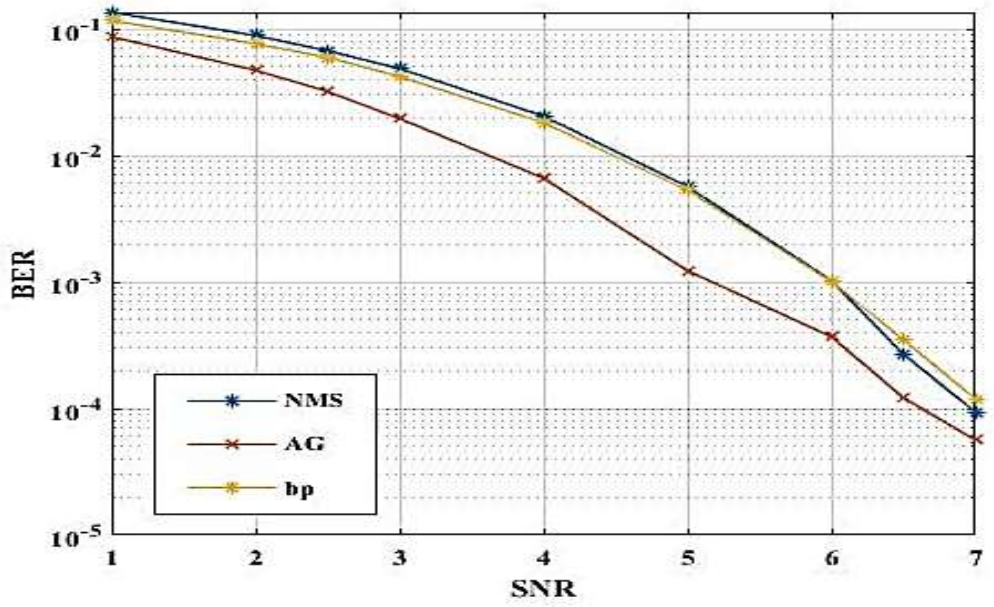


Figure 4.11 : Comparaison des performances BER de l'algorithme proposé avec BP et NMS pour le code LDPC B (16,32**)**

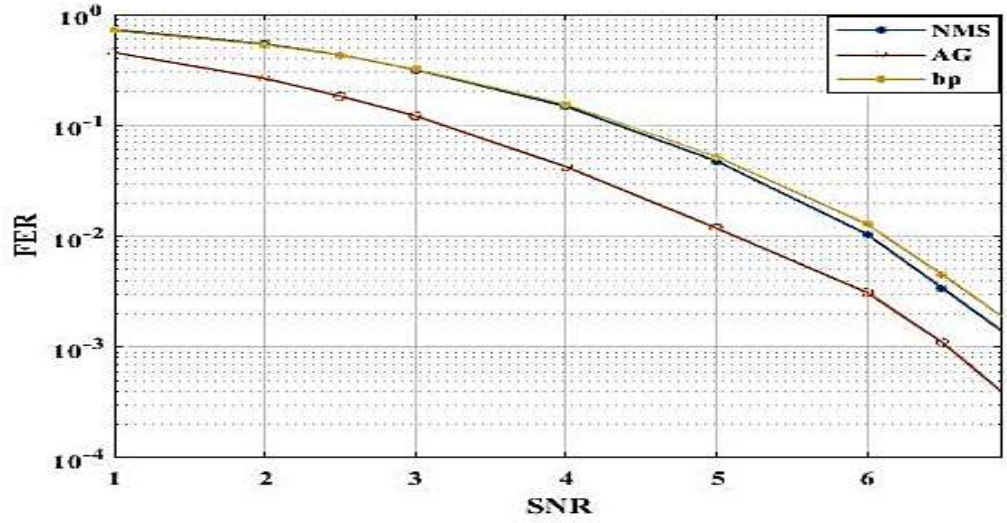


Figure 4.12 : Comparaison des performances FER de l'algorithme proposé avec BP et NMS pour le code LDPC B (16,32).

L'objectif principal de cette recherche a été soigneusement choisi pour se concentrer sur la réduction du BER, un indicateur crucial de la performance et de la fiabilité des systèmes de communication numériques. Cette focalisation découle de la reconnaissance que, dans l'ère actuelle de la communication avancée, où la demande pour des transmissions de données à la fois rapides et fiables est en constante augmentation, optimiser le BER revêt une importance fondamentale. Bien que la complexité algorithmique soit également un aspect important de l'étude des algorithmes de décodage, il a été décidé, pour cette phase spécifique de la recherche, de concentrer les efforts et les ressources sur l'amélioration directe de la performance de décodage, en termes de réduction du BER. Cette décision stratégique permet d'apporter une contribution significative et ciblée au domaine, en mettant en évidence les gains potentiels de performance avant d'aborder, dans des travaux futurs, l'optimisation de la complexité algorithmique.

IV. Conclusion

Ce dernier chapitre a été consacré à une exploration approfondie des codes LDPC et de l'avancement des méthodes de décodage qui n'exigent pas l'information du côté du canal , mettant en évidence leur rôle pivot dans l'évolution des systèmes de communication. Au cœur de cette recherche, l'introduction d'un algorithme génétique pour le décodage des codes LDPC marque un tournant, proposant une alternative innovante aux méthodes traditionnelles qui dépendent fortement de la CSI. Les simulations menées ont révélé une amélioration considérable de la performance en termes de BER et FER pour deux variantes de codes LDPC, affirmant l'efficacité supérieure de l'algorithme proposé. Ces résultats soulignent le potentiel de cet algorithme à repousser les frontières de l'efficacité de décodage sans recourir à la CSI, ouvrant ainsi des perspectives prometteuses pour la mise en place de systèmes de communication plus robustes et flexibles, adaptés à une variété d'environnements dynamiques et exigeants.

En synthèse, l'introduction de cet algorithme novateur constitue une étape significative dans la recherche sur les codes LDPC, offrant une voie vers l'amélioration de la fiabilité et de l'adaptabilité des systèmes de communication numérique. Les avancées réalisées dans ce chapitre posent les bases pour des développements futurs, notamment dans le domaine des communications spatiales et au-delà, promettant des systèmes de communication de plus en

plus performants et résilients face aux défis posés par les environnements de transmission variés et imprévisibles.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Dans ce rapport de thèse, nous avons débuté par un premier chapitre détaillé sur la chaîne de transmission et les concepts clés des systèmes de communication numérique. Nous avons également abordé le théorème de Shannon, un pilier essentiel dans le domaine de la théorie de l'information, et examiné son impact sur la théorie des codes correcteurs d'erreurs, où il traitait de la transmission d'informations sur des canaux perturbés. Cette problématique a inspiré de nombreux chercheurs à développer des stratégies pour améliorer la fiabilité et l'efficience de la transmission de données dans des canaux bruités grâce à l'utilisation des codes correcteurs d'erreurs, thème central du deuxième chapitre. Ce dernier s'est attardé sur les codes correcteurs d'erreur avancés, incluant une brève présentation des Turbo-codes, suivie d'une exploration approfondie des codes LDPC, y compris les techniques de construction, d'encodage, et de décodage. Nous avons discuté également des algorithmes de décodage LDPC.

Un indicateur clé de performance, le taux d'erreur binaire 'BER', a été utilisé pour mesurer la fiabilité de transmission et de décodage des données sur des canaux bruités. Réduire le BER tout en conservant une complexité computationnelle raisonnable est resté un défi pour les chercheurs. Pour relever ce défi et diminuer le BER, nous avons proposé dans le troisième chapitre un nouvel algorithme hybride de décodage, combinant les forces des algorithmes NMS et MWBF, visant à améliorer significativement la performance de décodage sans accroître la complexité computationnelle par rapport à l'algorithme NMS. Les simulations préliminaires réalisées sur Matlab avec des codes longs de Gallager ont indiqué que notre méthode hybride constituait une avancée significative, améliorant la fiabilité des systèmes de communication modernes. Contrairement aux codes LDPC longs, qui augmentaient la complexité due à l'élargissement de la matrice de parité, les codes LDPC courts ont été abordés pour leur moindre complexité algorithmique et leur potentiel dans des applications spécifiques, telles que les communications sans fil à faible latence. Toutefois, les défis posés par les cycles courts de longueurs 4 et 6 sur la qualité du message décodé ont été analysés, mettant en lumière les obstacles liés à ces structures dans les codes LDPC et l'efficacité de l'algorithme GA-NMS pour les codes avec de tels cycles.

Ces approches ont nécessité une connaissance approfondie des paramètres de canal,

connue sous le nom d'information sur le côté canal ‘CSI’. Cependant, l'accès à la CSI a pu être limité dans certains environnements, ou les propriétés du canal ont pu changer rapidement, posant des défis. Dans cette optique, nous avons exploré le développement d'algorithmes de décodage qui surpasse le besoin de CSI, ouvrant de nouvelles voies pour les communications numériques. La conception d'algorithmes indépendants de la CSI a pu augmenter leur applicabilité dans des systèmes où l'acquisition de CSI est difficile. Afin d'atteindre cet objectif, nous avons introduit un nouvel algorithme de décodage basé sur l'algorithme génétique pour les codes LDPC qui ne requiert pas de CSI. Cet algorithme était distinct car il déterminait de manière autonome le moment optimal pour terminer le processus de décodage, contrairement aux approches traditionnelles où l'arrêt est dicté par des critères prédéfinis. Des tests de cet algorithme via des simulations Matlab avec deux types de codes LDPC : le code court de Gallager (32,16) et le code court du Consultative Committee for Space Data Systems (CCSDS) (32,16), ont montré une amélioration notable en termes de BER et de FER.

Dans le cadre des orientations futures, il est prévu de continuer l'amélioration de nos algorithmes existants, en se concentrant sur leur optimisation pour améliorer le rendement de décodage dans des conditions de bruit élevé et en examinant les moyens de minimiser leur complexité de calcul.

Les simulations effectuées avec Matlab constituent une assise robuste pour l'évaluation de la performance des algorithmes de décodage. Toutefois, procéder à l'intégration et à l'analyse des décodeurs proposés dans un environnement complet de chaîne de transmission, incluant un canal de communication réel parait très important pour l’évaluation de ces derniers.

Compte tenu de l'évolution rapide des technologies de communication, telles que la 5G et ses successeurs, la nécessité de mettre à jour et d'affiner les codes correcteurs d'erreurs pour ces nouvelles architectures est primordiale. Les recherches ultérieures pourraient se focaliser sur l'ajustement des codes existants afin qu'ils s'alignent sur les besoins spécifiques de ces technologies.

References

[1] C. E. Shannon, «Amathematical Theory of Communication» Bell System Technical Journal, Vol. 27, Pp. 379-423, 623-656, 1948.

[2] C. Berrou, A. Glavieux Et P. Thitimajshima, «Near Shanon Limit Error-Correcting Coding and Decoding: Turbo Codes,» Chez Proc. Ieee Int. Conference On Communications, Geneva, May 1993.

[3] R. G. Gallager, «Low-Density-Parity-Check» Ire Trans. Information Theory, Vol. Ii, N° 18, Pp. 21-28, Jan 1962.

[4] R. G. Gallager, «Low Density Parity Check Codes,» Chez Ma: Mit Press, Cambridge, 1963.

[5] RAJAGOPAL, A., KARIBASAPPA, K., et PATEL, KS Vasundara. Hardware implementation of a modified SSD LDPC decoder. *International Journal of Computer Aided Engineering and Technology*, 2021, vol. 14, no 3, p. 426-440.

[6] ASIF, Muhammad, KHAN, Wali Ullah, AFZAL, HM Rehan, *et al.* Reduced-complexity LDPC decoding for next-generation IoT networks. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2021, vol. 2021, p. 1-10.

[7] ITU-T, ITU-T G.694.1 Spectral grils for WDM applications : DWDM frequency grid, ITU-T Std., 2012, geneva. [Online]. Available : http://www.itu.int/rec/T-REC-G.694.1- 200206-S/en

[8] WANG, Yuanye et PEDERSEN, Klaus I. Performance analysis of enhanced inter-cell interference coordination in LTE-Advanced heterogeneous networks. In : Vehicular Technology Conference (VTC Spring), 2012 IEEE 75th. IEEE, 2012. p. 1-5.

[9] Hamming, Richard W. Error Detecting And Error Correcting Codes. Bell System Technical Journal, 1950, Vol. 29, No 2, P. 147-160.

[10] Nakamori, Masami. Fiber Optics Communication System. U.S. Patent No 4,249,266, 3 Févr. 1981.

[11] B. Le Gal, C. Jego, And C. Leroux, “A Flexible Nisc-Based Ldpc Decoder,” Ieee Transactions on Signal Processing, Vol. 62, No. 10, Pp. 2469–2479, 2014. [2] L. Canuet, “Fiabilisation Des Transmissions Optiques Satellite-Sol,” Thèse, 2018.

[12] K. E. Wilson And J. R. Lesh, “An Overview Of The Galileo Optical Experiment (Gopex),” 1993.

[13] K. Wilson, J. Lesh, K. Araki, And Y. Arimoto, “Overview Of The Ground-To-Orbit Lasercom Demonstration (Gold),” Space Communications, Vol. 2990, 1998.

[14] G. D. Fletcher, T. R. Hicks, And B. Laurent, “The Silex Optical Interorbit Link Experiment,” Electronics Communication Engineering Journal, Vol. 3, No. 6, Pp. 273–279, 1991.

[15] R. Gallager, "Low-Density Parity-Check Codes," Ire Transactions On Information Theory", Vol. 8, No. 1, Pp. 21–28, 1962.

[16] GLAVIEUX, Alain, ADDE, Patrick, BATTAIL, Gérard, et al. Codage de canal-des bases théoriques aux turbocodes (sous la direction de Alain GLAVIEUX). 2005.

[17] R. G. Gallager, «Low Density Parity Check Codes,» chez *MA: MIT Press*, Cambridge,1963.

[18] BERROU, Claude, GLAVIEUX, Alain, et THITIMAJSHIMA, Punya. Near Shannon limit error-correcting coding and decoding : Turbo-codes. 1. In : Communications, 1993. ICC'93 Geneva. Technical Program, Conference Record, IEEE International Conference on. IEEE, 1993. p. 1064-1070.

[19] YANG, Lei, LIU, Hui, et SHI, C.-JR. VLSI implementation of a low-error-floor and capacity-approaching low-density parity-check code decoder with multi-rate capacity. In : GLOBECOM'05. IEEE Global Telecommunications Conference, 2005. IEEE, 2005. p. 6 pp.

[20] Encoder, I. R. 3.1 Recursive Systematic Convolutional (RSC) Encoder.

[21] FRANZ, Volker et ANDERSON, John B... Concatenated decoding with a reduced-search BCJR algorithm. IEEE Journal on selected Areas in Communications, 1998, vol. 16, no 2, p. 186-195.

[22] WYMEERSCH, Henk, STEENDAM, Heidi, et MOENECLAEY, Marc. Log-domain decoding of LDPC codes over GF (q). In : Communications, 2004 IEEE International Conference on. IEEE, 2004. p. 772-776.

[23] P. Chanclou Et Al.," Optical Fiber Solution for Mobile Fronthaul To Achieve Cloud Radio Access Network" Future Network & Mobile Summit Conference, 2013.

[24] D. J. C. Mackay, «Gallager Codes That Are Better Than Turbo Codes,» Chez Proc. 36th Allerton Conf. Communication, Control, And Computing, Monticello, Sept. 1998.

[25] Z. Zhang, V. Anantharam, M. J. Wainwright, And B. Nikolic, "An Efficient 10gbase-T Ethernet Ldpc Decoder Design with Low Error Floors," Ieee J. Solid-State Circuits, Vol. 45, No. 4, Pp. 843–855, Apr. 2010, Doi: 10.1109/Jssc.2010.2042255.

[26] A. J. Blanksby And C. J. Howland, "A 690-Mw 1-Gb/S 1024-B, Rate-1/2 Low-Density Parity-Check Code Decoder," Ieee J. Solid-State Circuits, Vol. 37, No. 3, Pp. 404–412, Mar. 2002, Doi: 10.1109/4.987093.

[27] H. Huang, Y. Wang, And G. Wei, "Combined Modified Weighted Bit-Flipping Decoding of Low-Density Parity-Check Codes," In 2012 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (Wcsp), Oct. 2012, Pp. 1–5, Doi: 10.1109/Wcsp.2012.6542856.

[18] R. El Alami, C. B. Gueye, M. Mrabti, M. Boussetta, And M. Zouak, "Reduced Complexity of Decoding Algorithm for Irregular Ldpc Codes Using Split Row Method," In 2011 International Conference On Multimedia Computing And Systems, Apr. 2011, Pp. 1–5, Doi: 10.1109/Icmcs.2011.5945639.

[29] J. Zhang And M. P. C. Fossorier, "A Modified Weighted Bit-Flipping Decoding Of Low-Density Parity-Check Codes," Ieee Commun. Lett., Vol. 8, No. 3, Pp. 165–167, Mar. 2004, Doi: 10.1109/Lcomm.2004.825737.

[30] M. K. Roberts, S. S. Mohanram, And N. Shanmugasundaram, "An Improved Low Complex Offset Min-Sum Based Decoding Algorithm For Ldpc Codes," Mob. Networks Appl., Vol. 24, No. 6, Pp. 1848–1852, Dec. 2019, Doi: 10.1007/S11036-019-01392-7.

[31] D. J. C. Mackay And R. M. Neal, "Near Shannon Limit Performance Of Low Density Parity Check Codes," Electron. Lett., Vol. 33, No. 6, P. 457, 1997, Doi: 10.1049/El:19970362.

[32] Y. Kou, S. Lin, And M. P. C. Fossorier, "Low-Density Parity-Check Codes Based On Finite Geometries: A Rediscovery And New Results," Ieee Trans. Inf. Theory, Vol. 47, No. 7, Pp. 2711–2736, 2001, Doi: 10.1109/18.959255.

[33] M. F. Mosleh, F. S. Hasan, And R. M. Azeez, "Design and Implementation Of Log Domain Decoder," Int. J. Electr. Comput. Eng., Vol. 10, No. 2, P. 1454, Apr. 2020, Doi: 10.11591/Ijece.V10i2.Pp1454-1468.

[34] F. Zahrae Zenkouar, M. El Alaou, S. Najah, And F. Z. Zenkouar, "Gf (Q) Ldpc Encoder and Decoder Fpga Implementation Using Group Shuffled Belief Propagation Algorithm," Int. J. Electr. Comput. Eng. (Ijece, Vol. 12, No. 3, Pp. 2184–2193, 2022,

[35] M. M. Mansour And N. R. Shanbhag, "High-Throughput Ldpc Decoders," Ieee Trans. Very Large Scale Integr. Syst., Vol. 11, No. 6, Pp. 976–996, Dec. 2003, Doi: 10.1109/Tvlsi.2003.817545.

[36] F. Guilloud, E. Boutillon, J. Tousch, And J.-L. Danger, "Generic Description and Synthesis Of Ldpc Decoders," Ieee Trans. Commun., Vol. 55, No. 11, Pp. 2084–2091, Nov. 2007, Doi: 10.1109/Tcomm.2007.908517.

[37] Ming Jiang, Chunming Zhao, Zhihua Shi, And Yu Chen, "An Improvement on The Modified Weighted Bit Flipping Decoding Algorithm For Ldpc Codes," Ieee Commun. Lett., Vol. 9, No. 9, Pp. 814–816, Sep. 2005, Doi: 10.1109/Lcomm.2005.1506712.

[38] C.-H. Lee and W. Wolf, "Implementation-Efficient Reliability Ratio Based Weighted Bit-Flipping Decoding for Ldpc Codes," Electron. Lett., Vol. 41, No. 13, P. 755, 2005, Doi: 10.1049/El:20051060.

[39] H. Huang, Y. Wang, And G. Wei, "Mixed Modified Weighted Bit-Flipping Decoding of Low-Density Parity-Check Codes," Iet Commun., Vol. 9, No. 2, Pp. 283–290, Jan. 2015, Doi: 10.1049/Iet-Com.2014.0192.

[40] M. K. Roberts And R. Jayabalan, "An Improved Low Complex Hybrid Weighted

Bit-Flipping Algorithm for Ldpc Codes," Wirel. Pers. Commun., Vol. 82, No. 1, Pp. 327–339, May 2015, Doi: 10.1007/S11277-014-2210-4.

[41] T.-C. Chen, "Channel-Independent Weighted Bit-Flipping Decoding Algorithm for Low-Density Parity-Check Codes," Iet Commun., Vol. 6, No. 17, Pp. 2968–2973, Nov. 2012, Doi: 10.1049/Iet-Com.2012.0127.

[42] C. Aqil, I. Akharraz, And A. Ahaitouf, "A New Reliability Ratio Weighted Bit Flipping Algorithm for Decoding Ldpc Codes," Wirel. Commun. Mob. Comput., Vol. 2021, Pp. 1–11, May 2021, Doi: 10.1155/2021/6698602.

[43] M. Velmurugan And K. Pargunarajan, "Modified Weighted Bit Flipping Algorithm Based on Intrinsic Information for Ldpc Codes," In 2017 International Conference On Advances In Computing, Communications And Informatics (Icacci), Sep. 2017, Pp. 283–287, Doi: 10.1109/Icacci.2017.8125854.

[44] Y. Liu And M. Zhang, "Hard-Decision Bit-Flipping Decoder Based on Adaptive Bit-Local Threshold for Ldpc Codes," Ieee Commun. Lett., Vol. 23, No. 5, Pp. 789–792, May 2019, Doi: 10.1109/Lcomm.2019.2909207.

[45] T. C.-Y. Chang, P.-H. Wang, And Y. T. Su, "Multi-Stage Bit-Flipping Decoding Algorithms for Ldpc Codes," Ieee Commun. Lett., Vol. 23, No. 9, Pp. 1524–1528, Sep. 2019, Doi: 10.1109/Lcomm.2019.2924210.

[46] Li Q, Shi L, Di Y, Gao C, Ji C, Liang Y, Xue Cj (2020) Process Variation Aware Read Performance Improvement for Ldpc-Based Nand Flash Memory. Ieee Trans Reliab 69(1):310–321

[47] Bonello N, Chen S, Hanzo L (2011) Low-Density Parity-Check Codes and Their Rateless Relatives. Ieee Commun Surv Tutorials 13(1):3–26

[48] Wang Z, Cui Z, Sha J (2011) Vlsi Design for Low-Density Paritycheck Code Decoding. Ieee Circuits Syst Mag 11(1):52–69

[49] Ankan E, Hassan Nu, Lentmaier M, Montorsi G, Sayir J (2015) Challenges And Some NewDirections In Channel Coding. J Commun Netw 17(4):328–338

[50] Andrade J, Falcao G, Silva V, Sousa L (2016) A Survey on Programmable Ldpc Decoders. Ieee Access 4:6704–6718

[51] Fang Y, Bi G, Guan Yl, Lau Fcm (2015) A Survey on Protograph Ldpc Codes and Their Applications. Ieee Commun Surv Tutorials 17(4):1989–2016

[52] Hailes P, Xu L, Maunder Rg, Al-Hashimi Bm, Hanzo L (2016) A Survey Of Fpga-Based Ldpc Decoders. Ieee Commun Surv Tutorials 18(2):1098–1122

[53] Fang Y, Han G, Cai G, Lau Fcm, Chen P, Guan Yl (2018) Design Guidelines Of Low-Density Parity-Check Codes For Magnetic Recording Systems. Ieee Commun Surv Tutorials 20(2):1574–1606

[54] Shao S, Hailes P, Wang T-Y, Wu J-Y, Maunder Rg, Al-Hashimi Bm, Hanzo L (2019) Survey of Turbo, Ldpc, And Polar Decoder Asic Implementations. Ieee Commun Surv Tutorials 21(3):2309–2333

[55] Tzimpragos G, Kachris C, Djordjevic Ib, Cvijetic M, Soudris D, Tomkos I (2016) A Survey on Fec Codes For 100 G and Beyond Optical Networks. Ieee Commun Surv Tutorials 18(1):209–221

[56] Arora K, Singh J, Randhawa Ys (2019) A Survey on Channel Coding Techniques For 5g Wireless Networks. Telecommun Syst 73(4):637–663

[57] Roberts Mk (2019) Simulation and Implementation Design of Multi-Mode Decoder for Wimax And Wlan Applications. Measurement 131:28–34

[58] Nguyen Ttb, Lee H (2019) Low-Complexity Multi-Mode Multiway Split-Row Layered Ldpc Decoder for Gigabit Wireless Communications. Integration 65:189–200

[59] Nishikawa M, Nakamura Y, Kanai Y, Osawa H, Okamoto Y (2019) A Study on Iterative Decoding with Llr Modulator by Neural Network Using Adjacent Track Information In Smr System. Ieee Trans Magn 55(12):1–5

[60] Nguyen Dt, Park Y (2019) Performance Analysis of Interleaved Ldpc For Optical Satellite Communications. Opt Commun 442(7):13–18

[61] Mei Z, Cai K, Song G (2019) Performance Analysis of Finitelength Ldpc Codes Over Asymmetric Memoryless Channels. Ieee Trans Veh Technol 68(11):11338–11342

[62] Boncalo O, Kolumban-Antal G, Declercq D, Savin V (2018) Code-Design for Efficient Pipelined Layered Ldpc Decoders with Bank Memory Organization. Microprocess Microsyst 63(11):216–225

[63] Elkelesh A, Ebada M, Cammerer S, Schmalen L, Brink St (2019) Decoder-In-The-Loop: Genetic Optimization-Based Ldpc Code Design. Ieee Access 7:141161–141170

[64] Branco P, Mateus P, Salema C, Souto A (2020) Using Low-Density Parity-Check Codes to Improve the Mceliece Cryptosystem. Inf Sci 510(2):243–255

[65] Lee Jh, Sunwoo Mh (2019) Low-Complexity High-Throughput Bit-Wise Ldpc Decoder. J Signal Process Syst 91(8):855–86243

[66] Liu X, Xiong F, Wang Z, Liang S (2018) Design of Binary Ldpc Codes with Parallel Vector Message Passing. Ieee Trans Commun 66(4):1363–1375

[67] Català-Pérez Jm, Lacruz Jo, García-Herrero F, Valls J, Declercq D (2019) Second Minimum Approximation for Min-Sum Decoders Suitable for High-Rate Ldpc Codes. Circuits Syst Signal Process 38(11):5068–5080

[68] Li A, Meghdadi V, Cances J-P, Aupetit-Berthelemot C (2019) High-Throughput 2 Bit Low-Density Parity-Check Forward Error Correction For C-Ran Optical Fronthaul Based on A Hard-Decision Algorithm. Iet Circuits Dev Syst 13(2):111–116

[69] S. B. Wicker, Error Control Systems, Prentice Hall, 1995.

[70] G. Kabatiansky, E. Krouk Et S. Semenov, Error Correcting Coding and Security for Data Networks, John Wiley & Sons Ltd, 2005.

[71] Hu, Xiao-Yu, Eleftheriou, Evangelos, Et Arnold, D.-M. Progressive Edge-Growth Tanner Graphs. In: Global Telecommunications Conference, 2001. Globecom'01. Ieee. Ieee, 2001. P. 995-1001.

[72] Bangerter, Boyd, Jacobsen, Eric, Ho, Minnie, Et Al. High-Throughput Wireless Lan Air Interface. Intel Technology Journal, 2003, Vol. 7, No 3.

[73] Urard, P., Yeo, E., Paumier, L., Et Al. A 135mb/S Dvb-S2 Compliant Codec Based On 64800b Ldpc And Bch Codes. In: Isscc. 2005 Ieee International Digest of Technical Papers. Solid-State Circuits Conference, 2005. Ieee, 2005. P. 446-609.

[74] Brack, Torben, Alles, Matthias, Kienle, Frank, Et Al. A Synthesizable Ip Core for Wimax 802.16 E Ldpc Code Decoding. In: 2006 Ieee 17th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Ieee, 2006. P. 1-5.

[75]Ao Li. Performances des codes correcteurs d'erreur LDPC appliqués au lien Fronthaul optique haut- débit pour l'architecture C-RAN du réseau 5G : conception et implantation sur FPGA. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Limoges, 2017. Français. NNT : 2017LIMO0110. tel-01744890

[76] Fossorier, Marc Pc, Mihaljevic, Miodrag, Et Imai, Hideki. Reduced Complexity Iterative Decoding of Low-Density Parity Check Codes Based on Belief Propagation. Ieee Transactions on Communications, 1999, Vol. 47, No 5, P. 673-680.

[77] Yazdani, Mohammad R., Hemati, Saied, Et Banihashemi, Amir H. Improving Belief Propagation on Graphs with Cycles. Ieee Communications Letters, 2004, Vol. 8, No 1, P. 57-59.

[78] FOSSORIER, Marc PC, MIHALJEVIC, Miodrag, et IMAI, Hideki. Reduced complexity iterative decoding of low-density parity check codes based on belief propagation. IEEE Transactions on communications, 1999, vol. 47, no 5, p. 673-680.

[79] Chen, Jinghu Et Fossorier, Marc Pc. Density Evolution for Two Improved Bp-Based Decoding Algorithms of Ldpc Codes. Ieee Communications Letters, 2002, Vol. 6, No 5, P. 208-210.

[80] Jiang, Ming, Zhao, Chunming, Zhang, Li, Et Al. Adaptive Offset Min-Sum Algorithm for Low-Density Parity Check Codes. Ieee Communications Letters, 2006, Vol. 10, No 6, P. 483-485.

[81] Xu, Meng, Wu, Jianhui, Et Zhang, Meng. A Modified Offset Min-Sum Decoding Algorithm for Ldpc Codes. In: Computer Science and Information Technology (Iccsit), 2010 3rd Ieee International Conference On. Ieee, 2010. P. 19-22.

[82] Savin, Valentin. Self-Corrected Min-Sum Decoding of Ldpc Codes. In: 2008 Ieee

International Symposium on Information Theory. Ieee, 2008. P. 146-150.

[83] R. G. Gallager, «Low-Density-Parity-Check,» *IRE Trans. Information Theory*, vol. II,n° %18, pp. 21-28, Jan 1962.

[84] JUNG, Jaehwan et PARK, In-Cheol. Multi-bit flipping decoding of LDPC codes for NAND storage systems. *IEEE Communications Letters*, 2017, vol. 21, no 5, p. 979-982.

[85] Khittiwitchayakul, S., Phakphisut, W., & Supnithi, P. (2016, June). Weighted bit-flipping decoding for product LDPC codes. In *2016 13th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON)* (pp. 1-6). IEEE.

[86] Mackay, David Jc. Information Theory, Inference and Learning Algorithms. Cambridge University Press, 2003.

[87] Guo, Feng Et Hanzo, Lajos. Reliability Ratio Based Weighted Bit-Flipping Decoding for Low-Density Parity-Check Codes. Electronics Letters, 2004, Vol. 40, No 21, P. 1356- 1358.

[88] Wu, Xiaofu, Zhao, Chunming, Et You, Xiaohu. Parallel Weighted Bit-Flipping Decoding. Ieee Communications Letters, 2007, Vol. 11, No 8.

[89] Li, Guangwen, Li, Dashe, Wang, Yuling, Et Al. Improved Parallel Weighted Bit Flipping Decoding of Finite Geometry Ldpc Codes. In: Communications and Networking in China, 2009. Chinacom 2009. Fourth International Conference On. Ieee, 2009. P. 1- 5.

[90] Chang, Tofar C.-Y. Et Su, Yu T. Dynamic Weighted Bit-Flipping Decoding Algorithms for Ldpc Codes. Ieee Transactions on Communications, 2015, Vol. 63, No 11, P. 3950-3963.

[91] Chen, Tso-Cho. Adaptive-Weighted Multibit-Flipping Decoding of Lowdensity Parity-Check Codes Based on Ordered Statistics. Iet Communications, 2013, Vol. 7, No 14, P. 1517-1521.

[92] Zhang, Lina, Ye, Zhihui, Et Feng, Qi. An Improved Multi-Bit Threshold Flipping Ldpc Decoding Algorithm. International Journal of Computer Theory and Engineering, 2014, Vol. 6, No 6, P. 510.

[93] WADAYAMA, Tadashi, NAKAMURA, Keisuke, YAGITA, Masayuki, et al. Gradient descent bit flipping algorithms for decoding LDPC codes. In : Information Theory and Its Applications, 2008. ISITA 2008. International Symposium on. IEEE, 2008. p. 1-6.

[94] Wadayama, Tadashi, Nakamura, Keisuke, Yagita, Masayuki, Et Al. Gradient Descent Bit Flipping Algorithms for Decoding Ldpc Codes. In: Information Theory and Its Applications, 2008. Isita 2008. International Symposium On. Ieee, 2008. P. 1-6.

[95] Forney, G. David Et Forney, G. David. Concatenated Codes. Cambridge: Mit Press, 1966.

[96] H. El Ouakili, R. El Alami, Y. Mehdaoui, D. Chenouni, And Z. Lakhliai, "Optimization of Sngdbf Decoding for Ldpc Codes Parameters Based on Taguchi Method," 2022, Pp. 497–506.

[97] Rodriguez, D. J.: The Use of Economic Analysis Forwater Quality Improvement Investments. University Library Groningen, Groningen (2009)

[98] Bendell, T.: Taguchi Methods. In: Proceedings of the 1988 European Conference on Taguchi Method. Elsevier, Amsterdam (1988)

[99] Unal,R., Dean,E.B.:Taguchi Approach To Design Optimization For Quality And Cost.Anoverview (1991)

[100] Phadke, M.S.: Quality Engineering Using Robust Design. Prentice-Hall, Englewood Cliffs (1989)

[101] Taguchi, G.: Introduction to Quality Engineering. Asian Productivity Organization (Apo), Tokyo, Japan (1990)

[102] H. El Ouakili, H. Touati, A. Kadi, Y. Mehdaoui, And R. El Alami, "New Low-Density-Parity-Check Decoding Approach Based On The Hard And Soft Decisions Algorithms," International Journal Of Electrical And Computer Engineering (Ijece), Vol. 13, No. 2, Pp. 1639–1646, Apr. 2023, Doi: 10.11591/Ijece.V13i2.Pp1639-1646.

[103] A. Kadi, H. El Ouakili, R. El Alami, And S. Najah, "Girth Aware Normalized Min Sum Decoding Algorithm For Shorter Length Low Density Parity Check Codes," Indonesian Journal Of Electrical Engineering And Computer Science (Ijeecs), Vol. 26, No. 3, Pp. 1692–1700, Jun. 2022, Doi: 10.11591/Ijeecs.V26.I3.Pp1692-1700.

[104] M. Asif, W. Zhou, Q. Yu, X. Li, And N. A. Khan, "A Deterministic Construction for Jointly Designed Quasicyclic Ldpc Coded-Relay Cooperation," Wireless Communications and Mobile Computing, Vol. 2019, Pp. 1–12, Sep. 2019, Doi: 10.1155/2019/5249373.

[105] H. Zhu, L. Pu, H.Xu, And B.Zhang, "Construction Of Quasi-Cyclic Ldpc Codes Based On Fundamental Theorem Of Arithmetic," Wireless Communications And Mobile Computing, Vol. 2018, Pp. 1–9, Apr. 2018, Doi: 10.1155/2018/5264724.

[106] J. Fan, Y. Xiao, And K. Kim, "Design Ldpc Codes Without Cycles of Length 4 And 6," Research Letters in Communications, Vol. 2008, No. 5, Feb. 2008, Doi: 10.1155/2008/354137.

[107] C. Gao, S. Liu, D. Jiang, And L. Chen, "Constructing Ldpc Codes with Any Desired Girth," Sensors, Vol. 21, No. 6, 2021, Doi: 10.3390/S21062012.

[108] A. Kadi, S. Najah, And M. Mrabti, "An Exponential Factor Appearance Probability Belief Propagation Algorithm for Regular and Irregular Ldpc Codes," Aeue International Journal of Electronics and Communications Elsevier, Vol. 69, No. 6, Pp. 933–936, 2015, Doi: 10.1016/J.Aeue.2015.02.009.

[109] J. Liu And R. C. De Lamare, "Low-Latency Reweighted Belief Propagation Decoding for Ldpc Codes," Ieee Communications Letters, Vol. 16, No. 10, Pp. 1660–1663, Oct. 2012, Doi: 10.1109/Lcomm.2012.080312.121307.

[110] A. Kadi, M. Mrabti, S. Najah, And E. Boutillon, "Novel Method for Improving Performances of Normalized Ms Decoder Using Wimax Code," In 2016 International Conference on Advanced Communication Systems and Information Security (Acosis), Oct. 2016, Pp. 1–5, Doi: 10.1109/Acosis.2016.7843926.

[111] J. Chen And M. P. Fossorier, "Near Optimum Universal Belief Propagation Based Decoding of Low-Density Parity Check Codes," Ieee Transaction Communications, Vol. 50, No. 3, Pp. 406–414, 2002, Doi: 10.1109/26.990903.

[112] A. Agrawal, "Air Interface for Fixed and Mobile Broadband Wireless Access Systems," Ieee802, Oct. 2005.

[113] M. Helmling And S. Scholl. "Database of Channel Codes and Ml Simulation Results." Www.Uni-Kl.De. Www.Uni-Kl.De/Channel-Codes (Accessed Mar. 13, 2022).

[114] T. R. Halford And K. M. Chugg, "An Algorithm for Counting Short Cycles in Bipartite Graph," Ieee Transaction on Information Theory, Vol. 51, No. 1, Pp. 287–292, Jan. 2006, Doi: 10.1109/Tit.2005.860472.

[115] M. Karimi And A. H. Banihashemi, "A Message-Passing Algorithm for Counting Short Cycles In A Graph," In 2010 Ieee Information Theory Workshop On Information Theory (Itw 2010, Cairo), Jan. 2010, Pp. 1–5, Doi: 10.1109/Itwksps.2010.5503171.

[116] N. A. F. Neto, J. R. S. De Oliveira, W. L. A. De Oliveira, And J. C. N. Bittencourt, "Vlsi Architecture Design And Implementation Of A Ldpc Encoder For The Ieee 802.22 Wran Standard," In 2015 25th International Workshop On Power And Timing Modeling, Optimization And Simulation (Patmos), 2015, Pp. 71–76, Doi: 10.1109/Patmos.2015.7347589.

[117] V. Savin, "Chapter 4 - Lpdc Decoders," Academic Press Library in Mobile and Wireless Communications, Pp. 211–259, 2014, Doi: 10.1016/B978-0-12-396499-1.00004-2.

[118] P. G. Farrell, L. J. Arnone, And J. Castiñeira Moreira, "Euclidean Distance Soft-Input Soft-Output Decoding Algorithm for Low-Density Parity-Check Codes," Iet Communications, Vol. 5, No. 16, Pp. 2364–2370, Nov. 2011, Doi: 10.1049/Iet-Com.2010.1040.

[119] A. G. Scandurra, A. L. D. Pra, L. Arnone, L. Passoni, And J. C. Moreira, "A Genetic Algorithm Based Decoder for Low-Density Parity-Check Codes," Latin American Applied Research, Vol. 36, No. 3, 2006.

[120] A.Elkelesh, M.Ebada, S.Cammerer, Et Al. "Decoder-Tailored Polar Code Design Using The Genetic Algorithm". Ieee Transactions On Communications, 2019, Vol. 67, No 7, P. 4521-4534, Doi 10.1109/Tcomm.2019.2908870

[121] H. Chaibi, A. Berkani, And M. Ahmad, "Syndrome Weight Decision Based Genetic Algorithm Decoder for Ldpc Codes," International Journal of Computer Applications, Vol. 127, No. 6, Pp. 38–43, Oct. 2015, Doi: 10.5120/Ijca2015906403.

[122] H. Maini, K. Mehrotra, C. Mohan, And S. Ranka, "Genetic Algorithms for Soft-Decision Decoding of Linear Block Codes," Evolutionary Computation, Vol. 2, No. 2, Pp. 145–164, Jun. 1994, Doi: 10.1162/Evco.1994.2.2.145.

[123] A. Elkelesh, M. Ebada, S. Cammerer, And S. Ten Brink, "Genetic Algorithm-Based Polar Code Construction for The Awgn Channel," Arxiv:1901.06444, Jan. 2019, [Online]. Available: Http://Arxiv.Org/Abs/1901.06444.

[124] A. Azouaoui, M. Askali, And M. Belkasmi, "A Genetic Algorithm to Search of Good Double-Circulant Codes," Apr. 2011, Doi: 10.1109/Icmcs.2011.5945582.

[125] Juntan Zhang And M. P. C. Fossorier, "'A Modified Weighted Bitflipping Decoding of Low-Density Parity-Check Codes,'" Ieee Commun. Lett., Vol. 8, No. 3, Pp. 165–167, March.2004, Doi 10.1109/Lcomm.2004.825737.

[126] Fjeldtvedt, J., Orlandić, M., & Johansen, T. A. (2018). An efficient real-time FPGA implementation of the CCSDS-123 compression standard for hyperspectral images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, *11*(10), 3841-3852.

[127] J. Yuan, L. Wang, Q. He, H. Li, And Y. Wang, "A Novel Genetic Probability Decoding (Gpd) Algorithm for The Fec Code in Optical Communications," Optik, Vol. 124, No. 15, Pp. 1986–1989, Aug. 2013, Doi: 10.1016/J.Ijleo.2012.06.042.

[128] E. M. Bellfkih, S. Nouh, I. C. Idrissi, A. Ettaoufik, K. Louartiti, And J. Mouline, "On The Computation Of The Automorphisms Group Of Low Density Parity Check Codes Using Genetic Algorithm," Indonesian Journal Of Electrical Engineering And Computer Science (Ijeecs), Vol. 25, No. 2, Pp. 1059–1066, Feb. 2022, Doi: 10.11591/Ijeecs.V25.I2.Pp1059-1066.

[129] Lipowski, A., & Lipowska, D. (2012). Roulette-wheel selection via stochastic acceptance. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 391(6), 2193-2196.

[130] Ahn, C. W., & Ramakrishna, R. S. (2003). Elitism-based compact genetic algorithms. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, *7*(4), 367-385.

[131] Miller, B. L., & Goldberg, D. E. (1995). Genetic algorithms, tournament selection, and the effects of noise. *Complex systems*, *9*(3), 193-212.

[132] Tu, Z., & Lu, Y. (2004). A robust stochastic genetic algorithm (StGA) for global numerical optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, *8*(5), 456-470.

[133] H. El Ouakili,M. El Ghzaoui And R. El Alami, "Optimized Decoder For Low-Density Parity Check Codes Based On Genetic Algorithms," International Journal Of Electrical And Computer Engineering (Ijece), Vol. 14, No. 3, June. 2024, (En Cours De Publication).