

Compression des échantillons IQ d'un signal OFDM à PAPR réduit dans un réseau d'accès radio virtualisé

Aya SHEHATA, Philippe MARY, Matthieu CRUSSIÈRE

Univ. Rennes, INSA Rennes, CNRS, IETR-UMR 6164, F-35000 Rennes, France

aya.shehata@insa-rennes.fr, philippe.mary@insa-rennes.fr, matthieu.cruissiere@insa-rennes.fr

Résumé – Cet article analyse l'impact de la réduction du rapport de puissance crête à moyenne (PAPR) d'un signal OFDM avant sa compression pour sa transmission sur le lien fronthaul d'un réseau d'accès radio virtualisé. L'analyse débit-distorsion est effectuée lorsque le PAPR est limité par écrêtage et par réservation de sous-porteuses, respectivement. La distribution des échantillons OFDM à PAPR réduit est dérivée et utilisée pour analyser les performances du taux d'erreur de modulation. Des simulations numériques montrent que les techniques classiques de compression d'un signal gaussien appliquées à un signal à PAPR réduit ne sont pas optimales et un gain est obtenu lorsque les techniques de compression sont optimisées par rapport à la vraie distribution des échantillons après réduction du PAPR.

Abstract – This paper analyzes the impact of reducing the Peak to Average Power Ratio (PAPR) of the OFDM signal prior to its compression, as required for the transmission of IQ samples in a cloud radio access network. The rate-distortion analysis is performed considering clipping and tone-reservation as PAPR reduction techniques. The distribution of PAPR-reduced OFDM samples is derived and used to analyze the MER performance. Numerical simulations show that the conventional Gaussian-based compression techniques applied to a PAPR-reduced signal are not optimal and a gain is obtained when the compression techniques are optimized with respect to the true distribution of the PAPR-reduced IQ samples.

1 Introduction

Afin de gagner en flexibilité et pour réduire les coûts de maintenance des réseaux mobiles, les opérateurs et équipementiers, aussi bien du monde cellulaire que celui de la diffusion, cherchent à déporter de plus en plus de fonctionnalités des traitements en bande de base, auparavant effectués au plus près des sites d'émission, vers des serveurs banalisés dans le coeur de réseau, ne laissant sur les sites d'émission que la partie radio-fréquence. C'est ce que l'on appelle un réseau d'accès radio virtualisé. Cette architecture nécessite de transporter les échantillons IQ numérisés du coeur de réseau vers les sites d'émission au travers d'un lien à grand débit, appelé *fronthaul* [1].

Cependant, la grande bande passante nécessaire pour transporter des échantillons à haute résolution constitue un goulot d'étranglement pour cette architecture. Ainsi, les techniques de compression du nombre de bits par échantillon constituent une approche intéressante pour les architectures virtualisées. D'autre part, l'OFDM¹ est la forme d'onde la plus utilisée dans les systèmes modernes. Ainsi les techniques de la littérature se sont attachées à exploiter les caractéristiques statistiques de l'OFDM pour réduire le débit sur le fronthaul.

Les auteurs en [2] ont étudié une quantification non-uniforme, associée à un bloc de décimation ainsi qu'un codage entropique pour réduire le débit. Cependant, les gains respectifs que l'on peut attendre de la décimation et de la quantification n'étaient pas mis en évidence, ce qui a été fait en [3]. D'autre part, la quantification vectorielle a été étudiée dans plusieurs travaux afin de profiter de la corrélation entre les échantillons introduite par le sur-échantillonnage du signal dans un système de 4ème génération par exemple, [4] et références internes. Cependant, si la quantification vectorielle offre potentiellement des gains de compression supérieurs, elle est bien plus complexe que son homologue scalaire.

D'autre part, l'OFDM est caractérisé par un PAPR² important, qui constitue un des problèmes les plus importants de cette forme d'onde. Afin de réduire le PAPR, différentes techniques ont été proposées, comme l'écrêtage qui, comme son nom l'indique, consiste à limiter l'amplitude des échantillons par écrêtage, ou l'ajout de signal par réservation de sous-porteuses (RSP). La première est la plus simple mais celle qui cause le plus de distorsion sur le signal, la deuxième est la plus efficace et permet la meilleure réduction de PAPR sans distorsion [5].

Dans un contexte de réseau virtualisé, il est logique d'envisager que l'opération de réduction de PAPR soit également déportée dans le coeur de réseau. De ce fait, les échantillons des symboles OFDM devant être transportés ne seront plus gaussiens et la quantification non uniforme et le codage entropique basés sur cette distribution ne seront plus optimaux. En [6], nous avons étudié la compression d'échantillons écrêtés en optimisant le quantificateur non uniforme et le codage entropique. Dans ce papier, nous incluons en plus l'étude de la compression de signaux à PAPR réduit par RSP. Nous montrons par simulations numériques que les techniques de compression optimisées pour un signal gaussien ne sont plus optimales pour un signal à PAPR réduit et que de meilleures performances peuvent être obtenues en terme de taux d'erreur de modulation (TEM) en utilisant une quantification et une compression optimisée. Dans ce papier, les variables aléatoires sont en majuscule et leur réalisation en minuscule.

2 Modèle du système

On considère une forme d'onde OFDM avec N_f sous-porteuses chacune modulée en amplitude et en quadrature à M états (MAQ- M). Une technique de réduction de PAPR est appliquée sur les échantillons IQ en sortie de IFFT qui sont ensuite compressés puis transmis

¹Orthogonal frequency division multiplexing

²peak-to-average power ratio

sur le lien fronthaul puis décompressés au niveau des stations de bases. Les échantillons numériques en sortie de IFFT sont placés dans un vecteur, $\mathbf{s} \in \mathbb{C}^{N_f \times 1}$, dont la k -ième entrée s'écrit

$$s(k) = \frac{1}{\sqrt{N_f}} \sum_{n=0}^{N_f-1} \tilde{s}(n) e^{j2\pi k \frac{n}{N_f}}, \quad \forall k = [0, \dots, N_f-1] \quad (1)$$

où $\tilde{\mathbf{s}} = [\tilde{s}(0), \dots, \tilde{s}(N_f-1)]^T \in \mathbb{C}^{N_f \times 1}$ est le vecteur de symboles MAQ. Le vecteur \mathbf{s} est ensuite traité par un bloc de réduction de PAPR qui produit $\mathbf{z}_{\text{in}} \in \mathbb{C}^{N_f \times 1}$ et qui doit être compressé avant sa transmission sur le fronthaul. En sortie du fronthaul, le signal est décompressé et est noté $\mathbf{z}_{\text{out}} \in \mathbb{C}^{N_f \times 1}$. Pour N_f suffisamment large, les parties réelles et imaginaires de l'échantillon complexe $s(k)$, $\forall k \in \{0, \dots, N_f-1\}$, sont gaussiennes centrées. L'amplitude de l'échantillon est $r_s(k) = |s(k)|$ et suit une loi de Rayleigh avec une phase, $\theta_s(k) = \angle s(k)$, uniformément distribuée sur $[-\pi, \pi]$.

2.1 Techniques de réduction du PAPR

2.1.1 Ecrêtage

L'écrtage consiste à limiter l'amplitude des pics du signal à une valeur maximale V_{max} , sans affecter la phase. Le signal écrété à l'instant k , $z_{\text{in}}(k)$ s'écrit

$$z_{\text{in}}^{\text{clip}}(k) = \begin{cases} s(k), & \text{si } |s(k)| < V_{\text{max}} \\ V_{\text{max}} e^{j\theta_s}, & \text{si } |s(k)| \geq V_{\text{max}}. \end{cases} \quad (2)$$

L'écrtage modifie la distribution de l'amplitude du signal telle que [7]

$$f_{R_{\text{in}}}^{\text{clip}}(r) = \begin{cases} \frac{r}{\sigma_{\text{ray}}^2} e^{-\frac{r^2}{2\sigma_{\text{ray}}^2}}, & \text{si } r < V_{\text{max}} \\ e^{-\Lambda} \delta(r - V_{\text{max}}), & \text{si } r = V_{\text{max}} \end{cases} \quad (3)$$

où σ_{ray} est le mode de la distribution de Rayleigh, $\delta(r)$ est la distribution de Dirac et $\Lambda = V_{\text{max}}^2 / 2\sigma_{\text{ray}}^2$ est le rapport d'écrtage.

2.1.2 Réserve de sous-porteuses

RSP consiste à additionner un signal \mathbf{c} , dans le domaine temporel, au signal OFDM \mathbf{s} afin de réduire son PAPR. Le signal \mathbf{c} est obtenu à l'issu d'un processus d'optimisation décrit en [5]. En réservant des sous-porteuses dédiées avec une puissance maximale P_{PC} , une très bonne réduction de PAPR peut être obtenue, sans causer de distortion sur le signal. RSP modifie également la distribution de l'amplitude du signal en faisant apparaître deux modes, i.e. [5]

$$f_{R_{\text{in}}}^{\text{RSP}}(r) = (1-p)q f_R^{\text{Ray}}(r) (1 - F_R^{\text{GEV}}(r)) + p f_R^{\text{GEV}}(r), \quad (4)$$

dans laquelle p est le facteur d'échelle entre le premier et le deuxième mode, q est un facteur de normalisation, $f_R^{\text{Ray}}(r)$ est la densité de probabilité de Rayleigh, $F_R^{\text{GEV}}(r)$ et $f_R^{\text{GEV}}(r)$ sont la fonction de répartition et la densité de probabilité, respectivement, de la fonction de valeurs extrêmes généralisée [5].

2.2 Techniques de compression

Dans cette section, nous nous intéressons à la quantification scalaire non uniforme et au codage de Huffman pour compresser les échantillons IQ. Chaque échantillon est quantifié sur R bits correspondant à N niveaux de quantification. L'algorithme de Lloyd permet d'obtenir les seuils de quantification $t_i = \frac{q_i + q_{i+1}}{2}$, $\forall i = [1, \dots, N-1]$ et les niveaux de quantification $q_j = \int_{t_{j-1}}^{t_j} x f_X(x) dx / \int_{t_{j-1}}^{t_j} f_X(x) dx$,

$\forall j = [1, \dots, N]$, où $f_X(x)$ est la distribution de la composante en phase, ou en quadrature, du signal à PAPR réduit.

Le codage de Huffman est une technique de compression sans perte qui code les échantillons peu probables avec un plus grand nombre de bits que les échantillons plus fréquents. Ainsi, la longueur moyenne des mots de code assignée au niveau de quantification i est $L_{q_i} = -\log_2 \int_{t_{i-1}}^{t_i} f_X(x) dx$. D'autre part, le TEM indique la distortion sur les points de constellation du signal décompressé \mathbf{z}_{out} et se calcule comme suit :

$$\text{TEM} = \frac{\mathbb{E}[|S|^2]}{\mathbb{E}[|S - Z_{\text{out}}|^2]}, \quad (5)$$

où $\mathbb{E}[\cdot]$ est l'opérateur espérance.

3 Compression du signal à PAPR réduit

Dans cette section, nous donnons sans démonstration, par manque de place, les distributions des signaux IQ après la réduction de PAPR par les deux techniques introduites en section 2.1, qui permettent d'obtenir le quantificateur optimal ainsi que la longueur moyenne des mots de code.

Le passage des coordonnées polaires à cartésiennes, $(x, y) = \varphi(r, \theta)$, se fait classiquement en passant par le Jacobien de la transformation où $\varphi: \zeta \mapsto \Delta$ est une transformation bijective des coordonnées polaires ζ vers le domaine cartésien Δ . Le théorème du changement de variable donne la distribution conjointe des échantillons IQ, représentés par le couple (X, Y) , comme étant

$$f_{X,Y}(x, y) = |J(x, y)| f_{R_{\text{in}}, \Theta_{\text{in}}}(r(x, y), \theta(x, y)), \quad (6)$$

où $|J(x, y)|$ est le module du Jacobien de la transformation φ , qui donne dans notre cas

$$|J(x, y)| = \frac{1}{\sqrt{x^2 + y^2}} \quad \forall (x, y) \neq (0, 0). \quad (7)$$

Comme cela a été rappelé en section 2.1, les techniques de réduction du PAPR modifient l'amplitude du signal sans changer la phase. Ainsi, R_{in} et Θ_{in} sont deux variables aléatoires indépendantes. On a donc $f_{R_{\text{in}}, \Theta_{\text{in}}}(r, \theta) = f_{R_{\text{in}}}(r) f_{\Theta_{\text{in}}}(\theta)$.

Dans le cas de l'écrtage et en utilisant la distribution du signal en (3), la distribution conjointe de l'amplitude et de la phase du signal est

$$f_{R_{\text{in}}, \Theta_{\text{in}}}^{\text{clip}}(r, \theta) = \begin{cases} \frac{r}{2\pi\sigma_{\text{ray}}^2} e^{-\frac{r^2}{2\sigma_{\text{ray}}^2}}, & \text{si } r < V_{\text{max}} \\ \frac{e^{-\Lambda}}{2\pi} \delta(r - V_{\text{max}}), & \text{si } r = V_{\text{max}}. \end{cases} \quad (8)$$

En substituant (8) et (7) en (6), la distribution des échantillons IQ est obtenue et est résumée dans le théorème suivant.

Theorem 1. *La densité de probabilité des échantillons à PAPR réduit par écrtage des voies I et Q est :*

$$f_X^{\text{clip}}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{\text{ray}}^2}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_{\text{ray}}^2}} \text{erf}\left(\frac{V_{\text{max}}}{\sqrt{2\sigma_{\text{ray}}^2}}\right) + \frac{e^{-\Lambda}}{2\pi} \frac{1}{\sqrt{V_{\text{max}}^2 - x^2}}, \quad x \in]-V_{\text{max}}, V_{\text{max}}[\quad (9)$$

où $\text{erf}(u) = (2/\sqrt{\pi}) \int_0^u \exp(-t^2) dt$.

De même dans le cas de la réduction de PAPR par RSP, la distribution conjointe $f_{R_{\text{in}}, \Theta_{\text{in}}}^{\text{RSP}}(r, \theta)$ est le produit de (4) avec $f_{\Theta_{\text{in}}}^{\text{RSP}}(\theta) = \frac{1}{2\pi}$. En substituant l'expression obtenue dans (6) conjointement avec (7), la distribution des échantillons IQ est obtenue.

Theorem 2. La densité de probabilité des échantillons à PAPR réduit par RSP des voies I et Q est :

$$f_X^{\text{RSP}}(x) = f_{X_1}(x) + f_{X_2}(x), \quad x \in]-d^*, d^*[\quad (10)$$

où

$$f_{X_1}(x) = \frac{(1-p)q}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\text{ray}}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_{\text{ray}}^2}} \operatorname{erf}\left(\frac{\sqrt{r_s^2 - x^2}}{\sqrt{2\sigma_{\text{ray}}^2}}\right) \quad (11)$$

$$\text{avec } r_s = \mu_1 + \frac{\sigma_1}{k_1} \left((\ln 2)^{-k_1} - 1 \right), \quad (12)$$

et

$$f_{X_2}(x) = \frac{-p}{\pi} \sum_{p_1=0}^{\infty} \sum_{p_2=0}^{p_1} \xi \left[\Gamma(k_2(p_1+p_2+1)+1, \psi_1) - \Gamma(k_2(p_1+p_2+1)+1, \psi_2) \right], \quad (13)$$

$$\text{avec, } \xi = \begin{pmatrix} -\frac{1}{2} \\ p_1 \\ p_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \end{pmatrix} \left[c_1^{-\frac{(1+2p_1)}{2}} c_2^{p_1-p_2} c_3^{p_2} \right], \quad (14)$$

$$c_1 = \frac{\sigma_2^2}{k_2^2}, \quad c_2 = \frac{2\mu_2\sigma_2}{k_2} - 2c_1, \quad c_3 = -c_1 - c_2 + \mu_2^2 - x^2,$$

$$\psi_1 = \left[1 + \frac{k_2}{\sigma_2} (x - \mu_2) \right]^{-\frac{1}{k_2}}, \quad \psi_2 = \left[1 + \frac{k_2}{\sigma_2} \left(\sqrt{x^2 + d^{*2}} - \mu_2 \right) \right]^{-\frac{1}{k_2}} \quad (15)$$

et

$$d^* = \max\left(r_s, \mu_2 - \frac{\sigma_2}{k_2}\right). \quad (16)$$

où $\Gamma(u, v) = \int_v^{\infty} e^{-t} t^{u-1} dt$, $\binom{r}{k} = \frac{(r)_k}{k!}$ avec $(r)_k = \prod_{n=0}^{k-1} (r-n)$ et $p, q, \sigma_{\text{ray}}, \mu_1, \sigma_1, k_1, \mu_2, \sigma_2, k_2$ sont les paramètres de $f_{R_{\text{in}}}^{\text{RSP}}(r)$ en (4).

Grâce au théorème 1, le TEM asymptotique, pour un nombre de niveaux de quantification N grand, peut-être obtenue et vaut

$$\text{MER}^{\text{clip}} = \frac{P_s}{D_C + D_{\text{LQ}}^{\text{clip}}} = \frac{2\sigma_{\text{ray}}^2}{D_C + D_{\text{LQ}}^{\text{clip}}}, \quad (17)$$

où D_C et $D_{\text{LQ}}^{\text{clip}}$, en (19) et (20), sont les distortions d'écrêtage et de quantification asymptotique respectivement, dans lesquelles

$$a = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\text{ray}}} \operatorname{erf}\left(\frac{V_{\text{max}}}{\sqrt{2\sigma_{\text{ray}}^2}}\right), \quad b = \frac{1}{2\sigma_{\text{ray}}^2}, \quad \text{et } c = \frac{e^{-\Lambda}}{2\pi}, \quad (18)$$

où ${}_1F_1$ est la fonction hypergéométrique conflente. La distribution obtenue pour la technique RSP est cependant complexe ce qui ne permet pas d'obtenir des formes exactes sur le TEM, lequel est calculé numériquement à partir de (5).

4 Simulations numériques et discussion

Nous considérons un système DVB-T2³ à 8 MHz avec une modulation MAQ-64. Le mode 32k⁴ est considéré pour la réduction avec écrêtage et le mode 8k pour la réduction avec RSP, à cause de la très grande complexité de l'algorithme de génération du signal réducteur de PAPR pour de plus grandes tailles de FFT. Cependant, 8000 sous-porteuses est largement suffisant pour obtenir une distribution gaussienne en sortie de IFFT. Les figures 1 et 2 valident les expressions des distributions des échantillons IQ obtenues dans les théorèmes 1 et 2, respectivement, avec la simulation. En Fig. 1, l'évolution de la densité de probabilité est illustrée pour différentes valeurs d'écrêtage,

i.e. 2.6 dB, 4.5 dB, et 7 dB. Plus cette valeur est faible, plus le signal est écrêté. La figure 2 montre l'évolution de la distribution des échantillons pour différentes valeurs de contrainte de puissance sur les sous-porteuses réservées, i.e. 5, 10 dB ou aucune contrainte.

On constate que la distribution des échantillons écrêtés converge vers une gaussienne à mesure que le seuil d'écrêtage Λ augmente, conformément à (9). D'autre part, sur la figure 2, on constate que plus la puissance allouée aux sous-porteuses pour la réduction de PAPR augmente et plus la distribution gaussienne se modifie pour faire apparaître deux modes sur la queue de la distribution. Ces modes ont pour effet de réduire la probabilité d'apparition des échantillons de grande amplitude ce qui limite le PAPR.

La figure 3 montre le TEM en fonction du seuil d'écrêtage et pour différentes résolutions, avec un quantificateur gaussien appliqué au signal écrêté et un quantificateur optimisée avec la distribution du théorème 1. Le TEM théorique est obtenu avec (17) et est comparé à une simulation de Monte-Carlo. Le TEM croît avec le seuil d'écrêtage puisque la distribution du signal se rapproche d'une gaussienne, ainsi les deux techniques, quantificateurs gaussien et optimisé, convergent vers le même TEM. Le quantificateur optimisé améliore nettement les performances à faible résolution et faible seuil d'écrêtage. Comparé au quantificateur gaussien, le gain d'amélioration décroît avec la résolution atteignant environ 0.02 dB pour une résolution de 7 bits/échantillons.

Sur la figure 4, nous comparons l'évolution du TEM en fonction de la résolution pour un quantificateur gaussien appliqué au signal à PAPR réduit par RSP avec un quantificateur optimisé à partir de la distribution du théorème 2, tous deux suivis d'un codage de Huffman. Le TEM est également tracé pour différentes contraintes de puissance, i.e. 5, 10 dB et aucune. On constate premièrement que l'utilisation d'un quantificateur gaussien optimisé pour un signal à RSP ne conduit pas à une grande dégradation de performance. Cela s'explique par le fait que pour les faibles amplitudes, la distribution des échantillons est gaussienne et donc le dictionnaire de quantification gaussien est optimal dans cette région. D'autre part, puisque la probabilité d'apparition des fortes amplitudes est réduite, le quantificateur gaussien ne sature pas souvent le signal. Enfin, on remarque que le quantificateur optimisé améliore le TEM par rapport au quantificateur gaussien pour les grandes résolutions et d'autant plus que la contrainte de puissance est lâche. Cela provient du fait qu'un plus grand nombre de niveaux de quantification, permet de mieux exploiter le changement de distribution avec l'apparition des modes mineurs, et ceux-là sont d'autant plus important que la contrainte de puissance sur les sous-porteuses réservées est lâche. Par exemple, pour $P_{\text{PC}} = 10$ dB, la compression optimisée améliore le TEM de 1.6 dB comparé à un quantificateur gaussien avec une résolution de 7 bits/échantillon en moyenne, et peut-être supérieure en augmentant le nombre de sous-porteuses réservées à la réduction du PAPR comme reporté en [8].

Ces résultats appellent plusieurs commentaires. En ce qui concerne la compression des signaux RSP, qui est la technique de réduction de PAPR la plus utilisée en pratique, le gain potentiel n'est pas négligeable. En effet, Les résultats montrent que plus d'un dB peut-être gagné en optimisant le quantificateur pour une résolution moyenne de 7 bits. Ces ordres de grandeur intéressent grandement les industrielles du monde de la diffusion. Certes le quantificateur est plus complexe à calculer avec l'algorithme de Lloyd, à cause de la forme de la distribution au théorème 2, mais cela est déporté dans le réseau sur des serveurs banalisés où la contrainte de complexité peut-être, en partie au moins,

³digital video broadcasting-terrestrial 2

⁴environ 32000 sous-porteuses

$$D_C = 2\sigma_{\text{ray}}^2 \Gamma\left(2, \frac{V_{\text{max}}^2}{2\sigma_{\text{ray}}^2}\right) - 2^{\frac{3}{2}} \sigma_{\text{ray}} V_{\text{max}} \Gamma\left(\frac{3}{2}, \frac{V_{\text{max}}^2}{2\sigma_{\text{ray}}^2}\right) + V_{\text{max}}^2 e^{-\frac{V_{\text{max}}^2}{2\sigma_{\text{ray}}^2}}, \quad (19)$$

$$D_{\text{LQ}}^{\text{clip}} = \frac{2^{-2R}}{6} \left[\frac{2\sqrt[3]{a}V_{\text{max}}}{\sqrt{6b\sigma_{\text{ray}}^2}} {}_1F_1\left(\frac{1}{2}; \frac{3}{2}; -\frac{V_{\text{max}}^2}{6\sigma_{\text{ray}}^2}\right) - \frac{26cV_{\text{max}}}{25\sqrt{3\sigma_{\text{ray}}^2}\sqrt{a^2}} {}_1F_1\left(\frac{1}{2}; 1; \frac{V_{\text{max}}^2}{3\sigma_{\text{ray}}^2}\right) \right]^3. \quad (20)$$

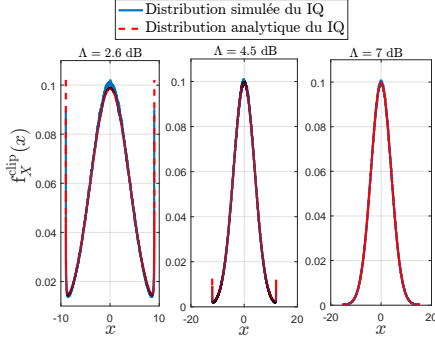


FIG. 1: Distributions théorique et simulée des échantillons IQ écrêtés pour différents seuils d'écrêtage Λ .

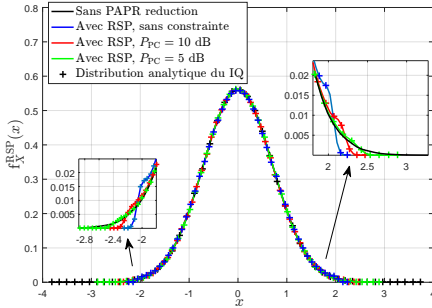


FIG. 2: Distributions théorique et simulée des échantillons IQ à RSP avec et sans contrainte de puissance.

relâchée. Pour une réduction de PAPR "brute" avec écrêtage, un gain notable est obtenue pour des faibles résolutions et de faibles valeurs de seuil d'écrêtage. Les faibles valeurs de TEM auxquelles ces paramètres correspondent ne plaident pas en faveur d'une optimisation de la distribution par rapport au quantificateur gaussien.

Ces études nous ont permis de déterminer quelles étaient les régimes intéressants pour l'optimisation de la compression des échantillons IQ dans le cadre du transport de signal à PAPR réduit dans une architecture réseau virtualisée. Ces résultats sont applicable également pour des systèmes cellulaires de 4 ou 5ème génération avec moins de sous-porteuses, dès lors que la distribution initiale des échantillons est gaussienne. Des études sont en cours pour obtenir d'autres performances de compression et de réduction de PAPR à l'aide de techniques d'apprentissage machine.

Remerciement

Ce travail a bénéficié d'une aide financière de BPIfrance dans le cadre du projet FUI25 CloudCast.

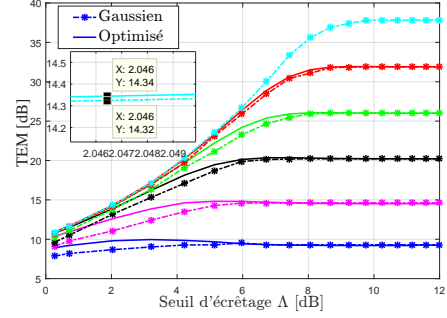


FIG. 3: TEM des compressions gaussienne et optimisé en fonction du seuil d'écrêtage Λ pour différentes résolutions.

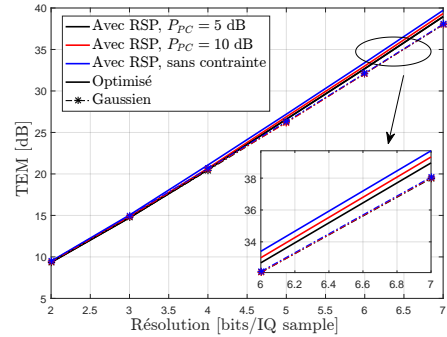


FIG. 4: TEM des compressions gaussienne et optimisé en fonction de la résolution pour différentes contraintes de puissance.

References

- [1] A. Checko *et al.*, "Cloud RAN for mobile networks—A technology overview," *IEEE Commun. surveys Tuts*, vol. 17, no. 1, pp. 405–426, 2014.
- [2] D. Samardzija *et al.*, "Compressed transport of baseband signals in radio access networks," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 11, no. 9, pp. 3216–3225, 2012.
- [3] A. Shehata *et al.*, "Analysis of Baseband IQ Data Compression Methods for Centralized RAN," in *EUSIPCO*, 2021, pp. 1762–1766.
- [4] Y. Su *et al.*, "Green communications for future vehicular networks: Data compression approaches, opportunities, and challenges," *IEEE Network*, vol. 34, no. 6, pp. 184–190, 2020.
- [5] M. ElHassan *et al.*, "EVM closed-form expression for OFDM signals with tone reservation-based PAPR reduction," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 19, no. 4, pp. 2352–2366, 2020.
- [6] A. Shehata *et al.*, "Compression of Clipped OFDM IQ Samples for Cloud Radio Access Network," in *IEEE PIMRC*, 2021, pp. 777–782.
- [7] A. Cheaito *et al.*, "Quantifying the memory effects of power amplifiers: EVM closed-form derivations of multicarrier signals," *IEEE Wireless Commun. Lett.*, vol. 6, no. 1, pp. 34–37, 2016.
- [8] A. Shehata, P. Mary, and M. Crussière, "Analysis of Compressing PAPR-Reduced OFDM IQ Samples for Cloud Radio Access Network," *IEEE Transactions on Broadcasting*, pp. 1–15, 2022.