

Une méthode de détermination d'un ensemble optimal de décision : Application aux communications efficaces énergétiquement

Hang ZOU¹, Samson LASAULCE¹, Chao ZHANG¹, Lucas SALUDJIAN² and Patrick PANCIATICI²

¹Laboratoire des Signaux et Systèmes, CNRS, CentraleSupélec, Université Paris Saclay, Gif-sur-Yvette, France

²RTE, France

{hang.zou, samson.lasaulce, chao.zhang}@12s.centralesupelec.fr

Résumé – Cet article aborde pour la première fois le problème de la détermination de l'ensemble optimal de décision (à l'émission) pour les communications MIMO efficaces énergétiquement en présence d'une voie de retour à débit fini. Pour résoudre ce problème, nous concevons un algorithme évolutionnaire exploitant l'approche "Invasive Weed Optimization". L'intérêt de notre approche par rapport au paradigme classique (prise de décision utilisant une version quantifiée du canal fournie par la voie de retour) est très bien illustré par les résultats numériques typiques fournis.

Abstract – The problem of designing a finite decision set for energy-efficient MIMO communications imposed by a finite-feedback-rate channel is revisited in this paper. An algorithm which combines the approach of Invasive Weed Optimization (IWO) and differential evolution is applied. We provide a numerical analysis which illustrates the benefits of our point of view. In particular, given a performance loss level, the feedback rate can be reduced by 2 when the transmit decision set has been designed properly instead of feedbacking quantized channel state information as current wireless systems do. The impact on energy-efficiency is seen to be even more significant.

1 Introduction

L'étude de cas sous considérée porte sur le problème de choix du vecteur de transmission au niveau d'un émetteur sans fil afin d'obtenir une communication MIMO¹ efficace énergétiquement. Ce problème revêt un intérêt tout particulier, pour les communications 5G pour lesquelles on recherche à la fois du haut débit et de l'efficacité énergétique. En examinant la très riche littérature sur le problème du contrôle de puissance, il semble que tous les articles publiés supposent fixé l'ensemble de décision d'émission visant à maximiser l'efficacité énergétique. Motivés par des considérations pratiques (complexité, débit fini, implémentabilité, robustesse, standardisation, etc.) nous supposons que l'ensemble des décisions (ici les vecteurs de transmission) doit être **fini**. Non seulement, les travaux de la littérature supposent le plus souvent des ensembles de décisions continus mais, même lorsque ceux-ci sont discrets, le problème de leur choix et de leur impact sur les performances n'est pas abordé.

Les travaux les plus proches de ceux rapportés dans cet article semblent être ceux concernant la capacité des communications MIMO. En particulier, dans [2][3], les auteurs étudient le problème de construction d'un dictionnaire de

transmission avec voie de retour à débit fini. Dans [2], il est montré que les meilleurs vecteurs de formation de voie (beamforming) peuvent être obtenus sur une variété grassmannienne et que la perte de capacité induite par le débit fini peut être caractérisée par une borne supérieure fine. Dans [3], une analyse de performances est conduite afin d'évaluer la perte en termes de capacité-somme d'un canal MIMO en présence de contrainte de débit fini. Bien que d'autres travaux de conception de dictionnaire optimisant la capacité puissent être cités, il semble que personne n'ait considéré ce problème pour maximiser l'efficacité énergétique. L'un des objectifs de cet article est précisément de proposer une méthodologie permettant de déterminer un bon ensemble de décisions i.e., maximisant l'efficacité énergétique du système MIMO, voire des fonctions d'utilité plus générales. Pour conclure sur des travaux reliés, le problème résumé ci-dessus apparaît dans d'autres domaines également (voir, par exemple, [7] [4]). Mais là encore, le problème formel de la construction de l'ensemble optimal des décisions et de détermination du meilleur ensemble des décisions n'a pas été exploré, au moins du point de vue présenté dans cet article.

1. MIMO : Multiple Input Multiple Output en anglais

2 Enoncé du problème

Le scénario de communication considéré comprend un émetteur multi-antenne qui doit adapter sa puissance émise $p \in [0, P_{\max}]$ et son vecteur de formation de voie (normalisé) $\boldsymbol{\omega} \in \mathbb{C}^{N_t \times 1}$ ($\|\boldsymbol{\omega}\| = 1$) à la réalisation de la matrice de transfert du canal \mathbf{H} de dimensions $N_r \times N_t$, N_t et N_r étant respectivement le nombre d'antennes d'émission et de réception. L'action ou la décision de l'émetteur est donc donnée par le couple $x = (p, \boldsymbol{\omega})$. L'objectif de l'émetteur est de maximiser son efficacité énergétique en adaptant sa décision à l'état du canal. Une mesure très courante de l'efficacité énergétique est donnée par le rapport d'une fonction de bénéfice sur la puissance consommée :

$$u^i(x; \mathbf{H}) := \frac{V^i(x; \mathbf{H})}{C(x)} \quad (1)$$

où $V^i(x; \mathbf{H})$ est le bénéfice de transmission obtenu en prenant la décision x sur une matrice de transfert du canal \mathbf{H} et C le coût de transmission en prenant la décision x ; i représente l'indice du cas considéré en prenant une des fonctions de bénéfice suivantes :

- *Cas I (capacité)* : $V^I(p, \boldsymbol{\omega}; \mathbf{H}) = \log\left(1 + \frac{p\|\mathbf{H}\boldsymbol{\omega}\|^2}{\sigma^2}\right)$ (voir e.g., [6][5]).
- *Cas II (débit de réussite)* : $V^{II}(p, \boldsymbol{\omega}; \mathbf{H}) = \exp\left(-\frac{c\sigma^2}{p\|\mathbf{H}\boldsymbol{\omega}\|^2}\right)$ introduit dans [6], où $c > 0$ est une constante reliée à l'efficacité spectrale des systèmes.

Une fonction de coût de transmission couramment utilisée est $C(x) = C(p, \boldsymbol{\omega}) = p + P_0$, où P_0 représente la puissance du circuit.

On note respectivement M_1 et M_2 les cardinalités de l'ensemble des niveaux de puissance et de l'ensemble des vecteurs de formation de voie. Ces ensembles sont désignés par : $\mathcal{P} = \{p_1, \dots, p_{M_1}\}$ et $\Omega = \{\boldsymbol{\omega}_1, \dots, \boldsymbol{\omega}_{M_2}\}$. On définit la quantité requise d'information de retour pour prendre une décision par $B_i = \log_2 M_i$, qui s'exprime en bit par décision. Dans les réseaux 5G, un scénario courant sera de pouvoir optimiser l'efficacité énergétique sous certaines contraintes de qualité de service. Donc si le délai maximal pour envoyer les informations d'état du canal du récepteur à l'émetteur est de t_0 , le débit d'information doit donc respecter la contrainte $B_1 + B_2 \leq R t_0$, R étant le débit disponible du canal de retour. Si le débit de données de l'émetteur au récepteur doit dépasser le seuil minimal r_0 , cela impose une contrainte à la fonction de bénéfice V^i . Après avoir introduit ces notations et fait ces observations, le problème de l'optimisation de l'ensemble des décisions s'écrit comme :

$$\begin{aligned} & \max_{B_1, B_2, \mathcal{P}, \Omega} \mathbb{E}_{\mathbf{H}} \left[\frac{V^i(\hat{p}_{\mathcal{P}}^*(\mathbf{H}), \hat{\boldsymbol{\omega}}_{\Omega}^*(\mathbf{H}); \mathbf{H})}{\hat{p}_{\mathcal{P}}^*(\mathbf{H}) + P_0} \right] \\ & \text{s.t.} \quad - \mathbb{E}_{\mathbf{H}} [V^{II}(\hat{p}_{\mathcal{P}}^*(\mathbf{H}), \hat{\boldsymbol{\omega}}_{\Omega}^*(\mathbf{H}); \mathbf{H})] + r_0 \leq 0 \\ & \quad \quad B_1 + B_2 - R t_0 \leq 0 \end{aligned} \quad (2)$$

où

$$\hat{\boldsymbol{\omega}}_{\Omega}^*(\mathbf{H}) = \arg \max_{\boldsymbol{\omega} \in \Omega} \|\mathbf{H}\boldsymbol{\omega}\|^2 \quad (3)$$

et

$$\hat{p}_{\mathcal{P}}^*(\mathbf{H}) \in \arg \max_{p \in \mathcal{P}} \frac{V^i(p, \hat{\boldsymbol{\omega}}_{\Omega}^*(\mathbf{H}); \mathbf{H})}{p + P_0}. \quad (4)$$

La résolution du problème (2) avec les techniques numériques usuelles peut s'avérer difficile à car nous sommes en présence d'un problème d'optimisation à variables discrètes.

Par conséquent, pour contourner les difficultés ci-dessus, on propose d'utiliser plusieurs idées-clés qui permettent de résoudre ce problème non trivial. Tout d'abord, on peut remarquer qu'à l'optimalité, il faut utiliser tout le budget de ressources : $B_1 + B_2 = R t_0$. Deuxièmement, on peut diviser (2) en sous-problèmes PO (B_1, B_2) pour (B_1, B_2) fixés. Troisièmement, en pratique, les simulations de Monte-Carlo peuvent être utilisées pour estimer l'utilité moyenne. En effet, en supposant qu'une séquence de N réalisations du canal $\mathcal{H} = \{\mathbf{H}_\ell\}_{\ell=1}^N$ ait été générée, il suffit alors de résoudre PO (B_1, B_2) pour chaque configuration possible (B_1, B_2). La solution optimale est évidemment la configuration offrant les meilleures performances parmi tous les PO (B_1, B_2), $(\mathcal{P}, \Omega) \in \Delta[M_1] \times \Delta[M_2]$, défini comme suit :

$$\begin{aligned} & \max_{(\mathcal{P}, \Omega)} \frac{1}{N} \sum_{\ell=1}^N \left\{ \frac{V^i(\hat{p}_{\mathcal{P}}^*(\mathbf{H}_\ell), \hat{\boldsymbol{\omega}}_{\Omega}^*(\mathbf{H}_\ell); \mathbf{H}_\ell)}{\hat{p}_{\mathcal{P}}^*(\mathbf{H}_\ell) + P_0} \right\} \\ & \text{s.t.} \quad - \frac{1}{N} \sum_{\ell=1}^N [V^{II}(\hat{p}_{\mathcal{P}}^*(\mathbf{H}_\ell), \hat{\boldsymbol{\omega}}_{\Omega}^*(\mathbf{H}_\ell); \mathbf{H}_\ell)] + r_0 \leq 0. \end{aligned} \quad (5)$$

3 l'Algorithme IWO-DE

Pour résoudre ce problème (5), nous proposons la solution suivante. L'approche proposée dans [9] repose l'idée de combiner l'approche IWO et DE (voir [8]), qui sont essentiellement deux algorithmes évolutionnaires. Les algorithmes évolutionnaires ont été largement utilisés dans de nombreux domaines pour leur applicabilité étendue et leur robustesse (estimation des paramètres).

Il semble que le PO dans (5) soit extrêmement approprié pour être résolu par des algorithmes évolutionnaires, car la contrainte actionne comme une sélection seulement, c'est-à-dire que toutes les solutions générées qui violent la contrainte seront facilement supprimées. La fonction de fitness est la première terme de (5).

Afin de rendre les tâches de calcul plus pratiques, on introduit la matrice $\Omega = [\boldsymbol{\omega}_1, \dots, \boldsymbol{\omega}_{2B_2}]$, qui est construit à partir de l'ensemble $\Omega = \{\boldsymbol{\omega}_1, \dots, \boldsymbol{\omega}_{2B_2}\}$. L'algorithme que nous proposons comprend les étapes suivantes :

- **Initialisation** : choisir au hasard W ensembles de formation de voie dans l'espace de recherche : $\Omega_1^{(0)}, \dots, \Omega_W^{(0)}$ comme la population primitive. W est la taille de la population. $\Omega_k^{(t)}$ désigne le k -ième individu de la t -ième génération.

- **Reproduction** : chaque individu reproduit ses descendants selon son fitness. Le nombre des descendants pour la k -ième individu de la $(t+1)$ -ième génération $S_k^{(t+1)}$ est donné par :

$$S_k^{(t+1)} = v \left(\Omega_k^{(t)} \right) [S_M - S_m] + S_m \quad (6)$$

où

$$v \left(\Omega_k^{(t)} \right) = \frac{U \left(\Omega_k^{(t)} \right) - \min_i U \left(\Omega_i^{(t)} \right)}{\max_i U \left(\Omega_i^{(t)} \right) - \min_i U \left(\Omega_i^{(t)} \right)}, \quad (7)$$

S_M et S_m sont respectivement le nombre maximal et minimal des descendants dont un individu est autorisé à reproduire.

- **Dispersion Spatiale** : pour le k -ième individu, ses descendants obéit à une distribution gaussienne complexe $\mathcal{O}_k^{(t)} \sim \mathcal{N} \left(\Omega_k^{(t)}, \mu^{(t)} + \mu^{(t)} i \right)$. Dans ce qui suit, une procédure de normalisation sera exécutée s'il est possible que le nouveau vecteur beamforming produit diverge de la sphère unité. $\mu^{(t)}$ est l'écart type pour chaque entrée de $\Omega_k^{(t)}$ qui contrôle la divergence de dispersion. L'évolution de $\mu^{(t)}$ à travers les générations est donnée par :

$$\mu^{(t)} = \left(\frac{T-t}{T} \right)^\gamma [\mu^{ini} - \mu^{end}] + \mu^{end} \quad (8)$$

où γ est appelé index non linéaire et μ^{ini} et μ^{end} représentent respectivement l'écart type initial et final.

- **Exclusion Compétitive** : trier tous les descendants avec leurs parents en ordre croissant selon leur fitness. Ensuite, sélectionner les premiers individus W comme matériau d'origine pour la génération suivante : $\Phi_1^{(t)}, \dots, \Phi_W^{(t)}$.
- **Mutation** : le k -ième individu potentiel crée son mutant selon $\Psi_k^{(t)} = \Psi_1^{(t)} + F_0 \left(\Psi_{idx_1}^{(t)} - \Psi_{idx_2}^{(t)} \right)$, où F_0 est le facteur d'échelle. D'ailleurs, $idx_1, idx_2 = rand(2, W)$ avec $idx_1 \neq idx_2$ et $idx_1, idx_2 \neq k$.
- **Crossover** : pour le l -ième composant du k -ième individu de la génération prochaine $\omega_{k,l}^{(t+1)}$, on choisit :

$$\omega_{k,l}^{(t+1)} = \begin{cases} \psi_{k,l}^{(t)}, & y_l \leq C_r \text{ or } l = L_r \\ \phi_{k,l}^{(t)}, & \text{ailleurs} \end{cases}$$

où $\omega_{k,l}^{(t+1)}, \psi_{k,l}^{(t)}$ et $\phi_{k,l}^{(t)}$ est le l -ième composant des $\Omega_k^{(t+1)}, \Psi_k^{(t)}$ et $\Phi_k^{(t)}$, respectivement ; y_l est une variable aléatoire uniformément distribuée sur $[0, 1]$; C_r est la probabilité de crossover et L_r est un index aléatoirement choisi tel que l'ensemble de décision mutant ne peut pas être identique à celui d'origine.

- **Sélection** : Seulement l'ensemble des décisions qui fait croître le fitness ($U \left(\Omega_k^{(t+1)} \right) > U \left(\Phi_k^{(t)} \right)$) sera conservé. sinon, $\Omega_k^{(t+1)} = \Phi_k^{(t)}$.

Si la population initiale est bien sélectionnée, la population d'ensembles du beamforming convergera vers l'ensemble des directions optimal Ω^* si un nombre suffisamment grand de générations est disponible.

4 Résultats Numériques

Nous comparons ici notre approche avec la solution la plus avancée de l'état de l'art en terme de mécanisme voie de retour - décision émetteur à savoir une prise de décision à partir d'une information canal quantifiée par le quantificateur Lloyd-Max (LM) au récepteur. Ce dernier a pour but de minimiser la distorsion $\mathbb{E} [\|g - \hat{g}\|^2]$, \hat{g} étant le canal quantifié. L'émetteur utilise ensuite cette information quantifiée pour maximiser sa fonction d'utilité $u^i(x; g)$. Nous nous référons à cette approche comme l'approche classique. Pour les paramètres de la simulation, nous considérons un scénario typique défini par : $N_t = 4$; $N_r = 1$; $r_0 = 0,3$, $t_0 = 0,01s$; $c = 0,1$; $P_0 = 0,5mW$; $P_{max} = 1mW$; $\sigma^2 = 1mW$. De la même manière, pour l'algorithme IWO-DE, un paramètre typique (en cohérence avec les algorithmes d'évolution associés) est choisi : $W = 20$; $T = 200$; $S_M = 30$; $S_m = 20$; $\gamma = 2.5$; $\mu^{ini} = \frac{1}{N_t}$; $\mu^{end} = \frac{1}{200N_t}$; $F_0 = C_r = 0.9$. Pour mettre davantage l'attention sur l'importance de la formation de voie et simplifier le problème, on suppose l'ensemble de niveaux de puissance de transmission est uniforme. Nous introduisons une quantité importante qui est la perte d'optimalité relative : $\sigma (\%) = \frac{U_{CSIT} - U_{DRF}}{U_{CSIT}} \times 100\%$, où U_{CSIT} est l'utilité maximale obtenue par l'émetteur lorsque la connaissance parfaite du canal et U_{DRF} est l'utilité maximale atteinte par l'émetteur en présence du débit de retour fini (DRF).

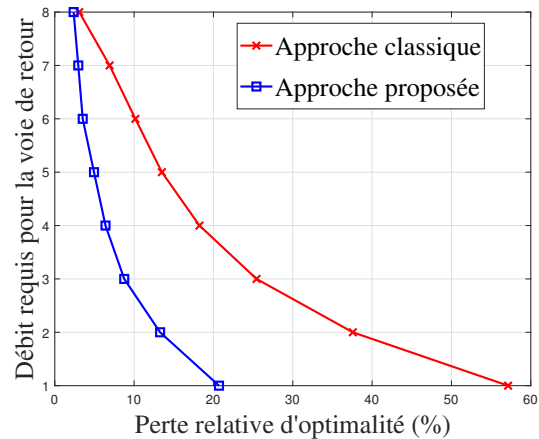


FIGURE 1 – La quantité d'information nécessaire pour effectuer le beamforming peut être réduite de 2 en passant de l'approche conventionnelle à l'approche proposée pour EE du cas II avec $B_1 = 4$ bits/décision .

Tout d'abord, nous fixons $B_1 = 4$ bits et analysons l'in-

fluence de B_2 sur la perte relative d'optimalité. La Fig. 1 illustre la quantité d'informations requise pour la quantification de formation de voie afin d'atteindre une perte relative d'optimalité donnée de fonction d'utilité du cas II. On peut observer que notre approche proposée peut avoir plus d'une demi-réduction de bits du beamforming pour atteindre la même perte d'optimalité que l'approche conventionnelle. Même si le nombre de bits alloués à la quantification du beamforming est assez petit, la perte relative d'optimalité reste acceptable pour l'approche proposée, tandis que celle de l'approche classique augmente considérablement.

D'ailleurs, on fixe le nombre total de bits pour la quantification à $B = 8$ (exactement un octet). La Fig. 2 montre l'évolution de l'efficacité énergétique du cas II en fonction des bits de quantification utilisés pour la formation de voie. Pour obtenir le meilleur performance, parmi 8 bits de quantification totaux, on doit allouer 3 bits pour la quantification de la formation de voie et 5 bits pour la quantification de puissance. De plus, pour toutes les méthodes, un nombre suffisant de bits doit être conservé pour la quantification du vecteur de formation de voie. Enfin, même si aucune information n'est fournie sur le niveau de puissance, l'efficacité énergétique obtenue par notre approche proposée est acceptable, ce qui montre qu'il est important de quantifier directement la décision elle-même plutôt que de quantifier le CSI dans l'approche classique.

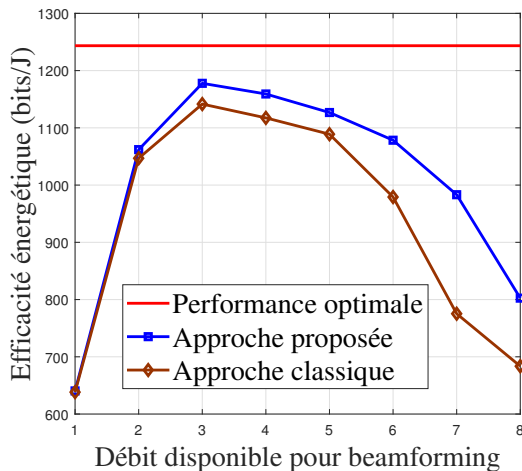


FIGURE 2 – L'approche classique est très sensible à la quantité d'informations de retour disponible alors que l'approche proposée offre de bonnes performances pour une large gamme de taux de retour.

5 Conclusions

Cet article considère pour la première fois le problème de la détermination conjointe d'un ensemble fini de vecteurs de niveau de puissance et de formation de voie pour

les communications concernant efficaces énergétiquement. On propose précisément cette nouvelle formulation du problème. Ce problème peut être très difficile en général. Nous montrons qu'il peut être résolu pour l'application qui nous intéresse. Pour cela, nous proposons un algorithme (IWO-DE) qui permet de rechercher l'ensemble optimal des vecteurs de formation de voie. Les résultats numériques démontrent que notre approche est bien meilleure que celle consistant à renvoyer le canal quantifié à l'émetteur, même si l'algorithme Lloyd-Max est utilisé pour la quantification.

Remerciement

Ce travail a été financé par la chaire RTE-CentraleSupélec sur "La transformation numérique des réseaux d'électricité".

Références

- [1] H. Zou, C. Zhang, S. Lasaulce, L. Saludjian and P. Panciatici, "Decision-Oriented Communications : Application to Energy-Efficient Resource Allocation", WINCOM'18 , Marrakesh, Morocco.
- [2] D. Love, R. Heath, and T. Strohmer, "Grassmannian beamforming for MIMO wireless system", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 49, no. 10, pp. 2735-2747, Oct. 2003.
- [3] N. Jindal, "MIMO Broadcast Channels With Finite-Rate Feedback", *Trans. on Info Theory*, vol. 52, no. 11, pp. 5045-5060, Nov. 2006.
- [4] R. Radner, "Team decision problems", *The Annals of Mathematical Statistics*, 33(3) :857-881, 1962.
- [5] A. Zappone, E. Björnson, L. Sanguinetti and E. Jorswieck, "Globally optimal energy-efficient power control and receiver design in wireless networks", *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017.
- [6] E. V. Belmega and S. Lasaulce, "Energy-Efficient Precoding for Multiple-Antenna Terminals" *Trans. on Signal Processing*, vol. 59, no. 1, January 2011.
- [7] S. Liu, L. Xie and D.E. Quevedo, "Event-Triggered Quantized Communication-Based Distributed Convex Optimization", *IEEE Transactions on Contr. of Network Systems*, vol. 5, no. 1, March 2018.
- [8] A. Mehrabian and C. Lucas, "A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization", *Ecol. Inform.*, vol. 1, no. 4, pp. 355-366, Dec. 2006.
- [9] X. Cai, Z. Hu, and Z. Fan, "A novel memetic algorithm based on invasive weed optimization and differential evolution for constrained optimization", *Soft Computing*, vol. 17, no. 10, pp. 1893-1910, Oct. 2013.
- [10] S. Lloyd, "Least squares quantization in PCM", *Trans. on Info Theory*, 28(2), 129-137, 1982.