

Système de communication des perroquets gris du Gabon (*Psittacus erithacus*)

Nicolas Giret, Aurélie Albert, Dalila Bovet
Laboratoire d'Ethologie et Cognition Comparées
Université Paris Ouest Nanterre La Défense
200, avenue de la République
92001 Nanterre CEDEX
E-mail : ngiret@u-paris10.fr

Résumé

Les perroquets n'ont longtemps été réduits qu'à leur capacité d'imitateurs de la parole humaine. Depuis quelques années, des travaux mettent en avant des capacités cognitives complexes chez certaines espèces de perroquet, en particulier chez les perroquets gris du Gabon. A ce jour, très peu d'études se sont attachées à décrire les capacités vocales de ces animaux. Nous avons ainsi conduit différentes expériences afin d'évaluer la spécificité de leur système de communication. Après avoir décrit leur répertoire vocal, nous avons cherché à évaluer dans quelle mesure certaines vocalisations sont préférentiellement émises dans certaines situations. Finalement, nous présentons une méthode d'analyse bioacoustique visant à extraire de façon automatisée des paramètres acoustiques spécifiques répondant à un problème de classification.

Abstract

Parrots are well known for their imitative abilities of human speech. Since a few years, some research studies have highlighted complex cognitive skills of some parrot species, especially of African grey parrots. However, to date, complete studies on the vocal abilities of these birds are missing. We thus carried out different experiments to evaluate the specificity of their communication system. After a description of their vocal repertoire, we investigated whether some vocalizations are mainly produced in some situations. We also described a bioacoustic analysis method aiming to automatically extract acoustic features specific to a classification issue.



La majorité des études qui se sont intéressées aux origines du langage se sont focalisées sur les primates non humains et principalement sur les singes anthropoïdes. Pourtant, à la lumière des découvertes effectuées non seulement chez des primates non anthropoïdes, mais aussi chez d'autres mammifères, certains aspects du langage peuvent être identifiés chez de nombreuses espèces animales, et en particulier chez les oiseaux.

Chez ces derniers, un modèle de prédilection retenu depuis longtemps est celui des oiseaux chanteurs. Les oiseaux chanteurs (oscines) sont des passereaux capables d'apprentissage vocal. Les apodiformes (colibris) et les psittaciformes (perroquets et perruches) sont aussi capables d'apprentissage vocal. L'apprentissage du chant des oiseaux chanteurs a fait l'objet de nombreux parallèles avec l'acquisition du langage chez l'homme : période critique en début de vie, prédispositions innées pour les signaux spécifiques de l'espèce, phase de mémorisation suivie d'une phase sensorimotrice au cours de laquelle un individu compare ses propres vocalisations avec celles qu'il entend.

Un pré-requis essentiel au langage humain est la communication référentielle, c'est-à-dire la capacité à véhiculer du sens via des sons ou, plus simplement, d'utiliser des mots à bon escient. De plus en plus d'études suggèrent que la communication référentielle n'est pas limitée à l'espèce humaine. Ainsi, certaines vocalisations ne véhiculent pas seulement des informations sur des caractéris-

tiques d'un individu (son espèce, son sexe ou encore sa taille) ou sur son état interne, mais elles peuvent aussi informer un congénère sur des éléments ou événements extérieurs. Ces signaux sont généralement qualifiés de «fonctionnellement référentiels», par analogie avec la communication référentielle humaine, lorsqu'ils répondent à deux ensembles de critères. Ils doivent être spécifiques du stimulus, c'est-à-dire qu'un stimulus particulier doit induire une vocalisation spécifique et également indépendants du contexte ; en l'absence du stimulus physique qui induit un signal donné, ce signal est en lui-même suffisant pour induire les réponses appropriées de la part du récepteur. De tels signaux fonctionnellement référentiels ont été identifiés chez différentes espèces de mammifères et d'oiseaux.

Les psittacidés n'ont longtemps été réduits qu'à leur capacité d'imitation de la parole humaine. Il s'avère pourtant que ces oiseaux montrent des capacités cognitives complexes, notamment en termes de communication vocale. Étudier la communication chez les perroquets n'est pourtant pas aisé, notamment dans leur milieu naturel. La majorité des espèces de perroquets vivent en milieu tropical et le plus souvent sur la canopée, rendant ainsi difficile leur observation, d'où un intérêt non négligeable de mener des études en laboratoire. Pour cela, il s'avère essentiel d'étudier une espèce qui supporte la captivité et qui peut se laisser facilement manipuler par l'homme.

Le perroquet gris du Gabon (*Psittacus erithacus*) est à ce titre un modèle pertinent. Ces oiseaux vivent en société complexe de fission/fusion : ils se retrouvent en groupes de plusieurs centaines à plusieurs milliers d'individus pour aller par exemple fourrager au sol, boire ou encore pour rejoindre leur dortoir, moments de la journée où ils sont le plus vulnérables aux prédateurs et se dispersent en groupes plus restreints (une dizaine d'individus) pour fourrager dans les arbres, permettant ainsi de réduire la compétition entre individus. Ils ont une espérance de vie d'une quarantaine à une soixantaine d'années et atteignent leur maturité sexuelle entre 4 et 5 ans. La maîtrise de leur reproduction en captivité date du début du XIX^e siècle, bien que les premiers individus à avoir été amenés en Europe l'auraient été vers 1500. Contrairement aux oiseaux chanteurs, les perroquets ne produisent pas de chant mais uniquement des vocalisations. Ils ont la capacité d'apprendre des sons tout au long de leur vie et montrent une grande plasticité et sont capables d'imitation vocale. Ils présentent aussi des phases de babillage au cours desquelles sont produites de nombreuses vocalisations et des périodes critiques. Ainsi des perroquets gris capturés à l'âge adulte présentent de grandes difficultés pour apprendre à imiter le langage humain.



Dans cette étude, nous nous sommes intéressés au comportement vocal de perroquets gris du Gabon. Nous disposons pour cela de trois oiseaux nés en captivité et élevés par un humain. Nous avons premièrement décrit la mise en place du répertoire vocal de nos oiseaux, ensuite nous avons développé une méthode d'analyse de leurs vocalisations et enfin nous avons cherché à établir si nos oiseaux produisaient certaines vocalisations plus fréquemment dans des situations particulières.

Mise en place du répertoire vocal

Nous avons enregistré¹ les vocalisations de nos oiseaux dès leur arrivée au laboratoire et lorsqu'ils se mettaient spontanément à vocaliser. Chaque cri a été classé dans des types de cris spécifiques définis en fonction de caractéristiques acoustiques identifiées sur les spectrogrammes (fréquences fondamentale, minimales et maximales, bande de fréquence, durée...).

1. Ces enregistrements ont été analysés à l'aide des spectrogrammes (Taux d'échantillonnage : 22kHz à 16bits, dimension de la transformation rapide de Fourier : 512, fonction de mesure: hamming) avec Avisoft SASLabPro, version 4.40.

Nous avons classé 52 076 vocalisations dans 168 types de cris différents (incluant 30 types de cri imitant des mots français). Quantitativement, les répertoires des deux oiseaux arrivés les premiers au laboratoire, Léo et Zoé, se sont lentement diversifiés. Le répertoire du troisième individu, Shango, s'est plus rapidement diversifié que celui de Léo et Zoé au même âge. Sur un trimestre, nous avons constaté que Léo produisait 77 types de cris différents, Shango 98 et Zoé 107. Chaque oiseau a par ailleurs commencé à imiter des mots humains durant sa première année (à 5 mois pour Léo, 8 pour Shango et 4 pour Zoé). Nos oiseaux ont aussi appris à imiter de nombreux sons de leur environnement : des vocalisations de canaris (aussi présents dans le laboratoire), le grincement d'une porte ou le bip d'un chronomètre (figure 1).

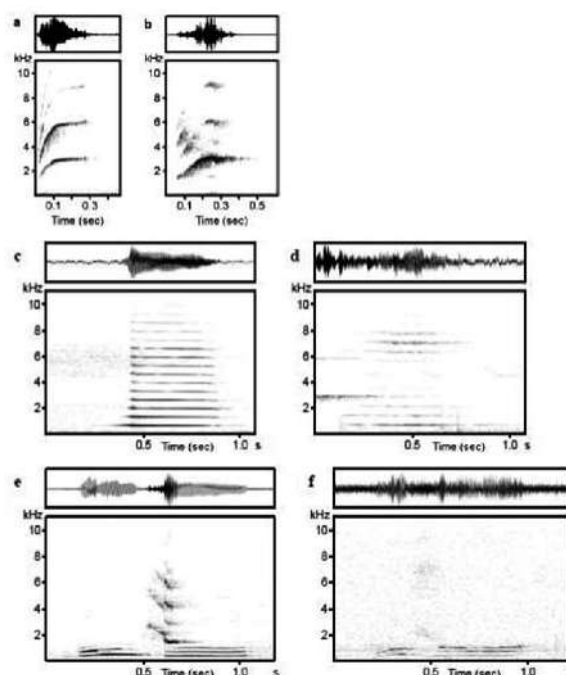


Fig. 1: Spectrogrammes et oscillogrammes d'un son et de son imitation. Cri de canari (a) et son imitation par Zoé (b) ; grincement de porte (c) et son imitation par Shango (d) ; « bonjour » prononcé par DB (e) et son imitation par Zoé (f).
Fig. 1: Spectrogram and oscillogram of a sound and its imitation. Canary call (a) and its imitation by Zoé (b); door squeaking (c) and its imitation by Shango (d); "bonjour" said by DB (e) and its imitation by Zoé (f).

Vocalisations dépendantes du contexte de production

Suite à l'analyse complète du répertoire vocal de nos oiseaux, nous avons cherché à savoir si leur système de communication répondait à la première condition des signaux fonctionnellement référentiels, à savoir la spécificité du stimulus. Nous avons placé nos oiseaux dans des situations particulières (ex. : face à de la nourriture, un jouet, de faux prédateurs, à un congénère, un expérimentateur ou encore lorsque nous leur prodiguons des soins ou que nous sortons de leur volière) et enregistré leurs vocalisations produites. Les vocalisations les plus fréquemment produites dans une situation ont été considérées comme liées au contexte considéré (figure 2, page suivante).

Nos oiseaux ont ainsi produit certaines vocalisations plus fréquemment dans certains contextes. Leur comportement vocal répond ainsi à la première condition des signaux fonctionnellement référentiels. Le fait que ces signaux puissent véhiculer une information encodée par l'émetteur qui puisse être intégrée par le récepteur reste cependant en suspens. Des études supplémentaires sont ainsi nécessaires pour valider cette hypothèse. Nous pouvons cependant mentionner les travaux conduits par Irène Pepperberg et son perroquet gris Alex. Elle a montré, grâce à ses 30 années de recherche avec cet oiseau qu'il était capable d'apprendre à imiter des mots humains et à les utiliser de façon appropriée pour dénommer des objets, identifier des différences entre des objets ou encore compter [1].

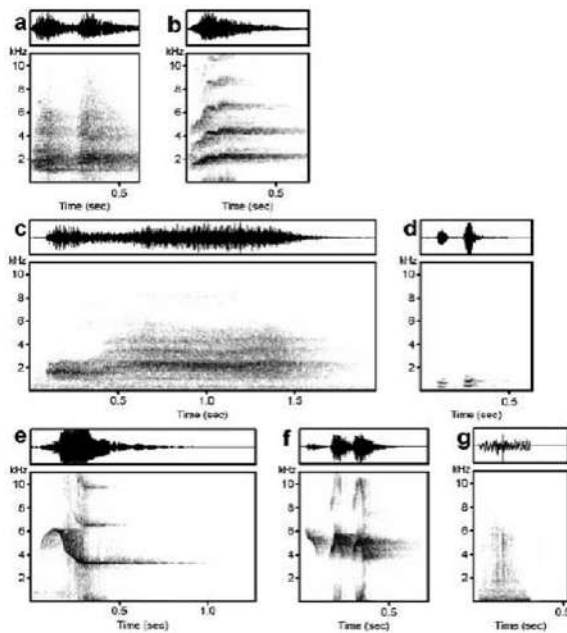


Fig. 2 : Vocalisations associées à un contexte
a : type C1; b : type C57; c : type C73; d : type C106; e : type C77; f : type C85; g : type C112. Nos oiseaux ont produit le cri de type C1 et C73 dans les contextes « proximité non choisie face à un expérimentateur ou à un congénère », C73 dans le contexte « proximité non choisie face à un congénère », C106 dans les contextes jouet et nourriture, C57 dans le contexte présence d'un prédateur, C112 dans le contexte soin et C77 et C85 dans le contexte sortie.

Fig. 2 : Vocalizations related to a context
a : C1 type; b : C57 type; c : C73 type; d : C106 type; e : C77 type; f : C85 type; g : C112 type. Our birds produced mainly "C1" and C73 calls in the "unwanted proximity with an experimenter or a conspecific" contexts, "C106" calls in the "toy" and "food" contexts, "C57" calls in the "presence of an predator", "C112" calls in the "care" context and "C77" and "C85" calls in the "exit" context

Développement d'une méthode d'analyse acoustique

Toutes les classifications des différentes vocalises, à partir des séquences sonores enregistrées et de leurs analyses acoustiques, ont été réalisées grâce à une écoute «experte». Ce processus s'avère évidemment long et fastidieux. De ce fait, nous avons par la suite cherché à mettre au point une

méthode d'analyse plus automatisée. Une étape essentielle pour établir comment des informations peuvent être encodées dans un signal (ex. : un cri de perroquet) qui intégrerait un potentiel sens pour l'émetteur et/ou pour le récepteur est d'identifier des spécificités acoustiques de ce signal.

Le chant des oiseaux est depuis plusieurs décennies au centre de nombreuses recherches sur le comportement animal et en particulier sur des paramètres acoustiques susceptibles de traduire une information dans un chant donnée [2]. Par exemple, des mâles de certaines espèces d'oiseaux chanteurs, comme le canari domestique, sont capables de produire des chants complexes, avec des paramètres acoustiques précis, chants pour lesquels des femelles manifestent leurs préférences. Comprendre si et comment des caractéristiques objectives de vocalisations peuvent être liées à des caractéristiques objectives de leur contexte de production est ainsi une question centrale du comportement des oiseaux. Cependant, cette tâche, appliquée au cas des perroquets, s'avère délicate, du fait de la grande diversité de leur répertoire. Une simplification de ce problème est donc nécessaire. Pour la mise au point de notre méthode d'analyse, nous avons ainsi choisi d'utiliser comme cible une catégorisation produite par un humain expert et non par les contextes de production de vocalisations. Cette méthode s'avère utile en tant que telle pour les études en comportement animal si, par la suite, elle permet d'interpréter de façon plus pertinente la catégorisation humaine préalablement produite.

Nous avons donc cherché à développer une méthode permettant de répondre à cet objectif. Pour cela, nous avons sélectionné, parmi la base de données des vocalisations de perroquets enregistrées dans l'expérience précédente, celles appartenant à cinq types de cri distincts et étant spécifiques d'un stimulus donné : C 1, C 57, C 77, C 106 et C 113. Cette sous-base de données, appelée SBD, représentait 2 971 vocalisations. Nous avons alors utilisé une approche de classification supervisée appelée *Extractor Discovery System* (EDS), développée par Pachet & Roy [3], approche qui permet de créer automatiquement des modèles de classification audio spécifiques à partir de fonctions pertinentes qui combinent elles mêmes des opérateurs de traitement de signal. Cet espace de travail en classification supervisée permet de réduire la charge de travail en ne requérant qu'un petit échantillon de données à classer par l'expérimentateur. Autrement dit, SBD a été subdivisée en deux bases de données. La première, appelée SBA (pour sous base d'apprentissage), contenait 100 exemplaires de chaque type de cri et a été utilisée pour extraire des fonctions mathématiques de chaque signal acoustique à l'aide d'EDS. EDS exploite une bibliothèque d'opérateurs d'analyses acoustiques basiques comme RMS (*Root Mean Squared* qui mesure l'énergie d'un signal), ZCR (*Zero-Crossing Rate* qui mesure le nombre de fois où un signal croise l'axe des x par seconde) ou encore la Transformation Rapide de Fourier.

Ces opérateurs sont composés grâce à un algorithme évolutif qui produit des fonctions mathématiques complexes et arbitraires de traitement de signal. L'espace de travail exploré par EDS est virtuellement infini, mais une identification rapide de fonctions mathématiques répondant au problème est réalisée grâce à l'exploitation d'un certain nombre d'heuristiques.

Ce générateur de fonctions mathématiques repose sur un algorithme de programmation génétique. La pertinence (*fitness*) utilisée pour évaluer la performance des fonctions est basée sur une approche «*wrapper*» de sélection de paramètres : la *fitness* d'une fonction est la performance du classificateur associée à cette fonction seulement. Le processus de recherche tourne jusqu'à l'identification de fonctions puissantes. Au final, les meilleures fonctions sont sélectionnées par un algorithme de sélection de fonctions[3]. Cet outil nous a ainsi permis d'identifier 20 fonctions mathématiques permettant de distinguer précisément les cinq types de cris dans la base de données SBA. Puis, afin de vérifier la puissance réelle de ces fonctions mathématiques, nous les avons appliquées à la deuxième subdivision de SBD, appelée SBE. Nous avons utilisé soit 4, soit 5, soit 10, soit 20 fonctions mathématiques sélectionnées par EDS afin de comparer l'efficacité de ces dernières. Ces fonctions sont à l'origine de la construction du classificateur lui-même, qui s'appuie dans notre travail sur un algorithme en arbre de décision (tableau 1). Les performances du classificateur étaient déjà puissantes avec l'utilisation de quatre fonctions mathématiques seulement identifiées par EDS. L'opération de vérification de la puissance du classificateur s'est réalisée en deux temps.

```
Abs(Norm(PitchPraat(Blackman(Integration(VMeanNormalization(Arcsin(x))))))
Sqrt(Abs(Iqr(Centroid(FilterBank(Abs(x)_27.0))))
Variance(PitchPraat(Abs(Bartlett(x))))
Zcr(Skewness(SplitOverlap(x_32.0_0.5))
Sqrt(Centroid(Blackman(SpectralKurtosis(MelFilterBank(x_10.0))))
```

Tabl. 1 : Exemples de fonctions mathématiques sélectionnées par EDS

Table 1 : Samples of acoustic features selected by EDS

Dans un premier temps (entraînement du classificateur), un algorithme en arbre de décision a été entraîné sur les valeurs des fonctions calculées sur 10% des exemplaires choisis aléatoirement dans SBE. Dans un deuxième temps (performance du classificateur), la performance du classificateur a été évaluée sur les 90% restant de SBE. Cette procédure peut être répétée plusieurs fois. Concrètement, nous avons d'abord extrait pour chaque vocalisation de SBE, les valeurs des fonctions mathématiques extraites grâce à EDS.

Puis, nous avons utilisé l'algorithme en arbre de décision. Ce dernier sélectionne dans la première étape un échantillon aléatoirement dans SBE, c'est-à-dire 10% des vocalisations (soit environ 247). Cet algorithme s'entraîne, c'est-à-dire qu'il se construit à partir des valeurs des fonctions mathématiques propres à chaque vocalisation. Une fois établi, cet arbre est appliqué sur le reste de SBE (les 90% restants). À l'issue, nous obtenons un tableau sous forme d'une matrice représentant d'un côté le type de cri d'origine (i.e. défini par l'expérimentateur) et de l'autre le type de cri issu de l'algorithme de classification ce qui permet d'identifier les cris d'un type donné classés de façon identique ou non entre l'analyse experte et l'analyse par l'algorithme. Supposons deux cris, le cri 1 et le cri 2. L'expérimentateur a classé le cri 1 dans le type C 1 et le cri 2 dans le type C 2. La matrice obtenue après calcul par l'algorithme en arbre de décision nous donne une matrice à deux lignes et deux colonnes : l'index des colonnes sera «type de cri d'origine», l'index des lignes sera «classé en». Ainsi, soit l'algorithme a classé les cris de façon identique à l'expert, et dans ce cas, nous obtiendrons des valeurs dans la diagonale uniquement (un cri classé dans le type C 1 et un autre classé dans le type C 2 par l'expert ont été effectivement classés dans les types C 1 et C 2, respectivement, par l'algorithme) ; soit l'algorithme a classé de façon différente à l'expert et dans ce cas, nous pouvons par exemple obtenir que le cri 1 classé dans le type C 1 par l'expert a été classé en C 2.

De cette matrice, nous pouvons par la suite extraire différents indices de performances : soit le nombre de cri «correctement classés» c'est-à-dire classés de façon identique entre l'expert et l'algorithme, soit un indice de performance prenant en compte les erreurs : la F-mesure, calculée avec la formule suivante :

$$F = \frac{2 \times \text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} ; \text{ sachant que :}$$

$$\text{Precision} = \frac{N_{tp}}{N_{tp} + N_{fp}} ; \text{ et que :}$$

$$\text{Recall} = \frac{N_{tp}}{N_{tp} + N_{fn}}$$

Type de cri défini par l'expert	C 1	C 57	C 77	C 106	C 113	Type de cri défini par l'algorithme
	523	4	2	0	62	C 1
	26	1043	27	0	81	C 57
	3	6	382	1	0	C 77
	4	5	0	182	0	C 106
	18	2	1	0	99	C 113

Tabl. 2 : Matrice de résultats obtenue en utilisant 20 fonctions mathématiques et 50 répétitions pour constituer l'arbre de décision. On peut noter que plus de cris sont « correctement classés » (diagonale de la matrice) qu'incorrectement.

Table 2: Result matrix obtained with 20 EDS acoustic features and 50 repetitions to establish the decision tree. Note that more calls were "correctly classified" (diagonal of the matrix) than incorrectly.

Pour un type de cri X :

- tp correspond au «*true positive*», i.e. le nombre d'éléments en commun entre les deux classifications (diagonale de la matrice de confusion),
- fp correspond au «*false positive*», i.e. le nombre d'éléments d'un type de cri classés dans la catégorie X par l'algorithme,
- fn correspond au «*false negative*», i.e. le nombre d'éléments du type de cri X classés dans un autre type de cri par l'algorithme.

Une valeur de F-mesure de 1 (100%) indique que la classification humaine est identique à celle obtenue après classification par l'arbre de décision sélectionné. Comme précisé ci-dessus, cette procédure d'évaluation peut être répétée : l'espace de travail de départ pour l'algorithme en arbre de décision repose sur une sélection aléatoire d'un échantillon de 10% de SBE. L'arbre de décision obtenu dépend ainsi de l'échantillon sélectionné. Or, il est possible de répéter cette opération automatiquement afin de renforcer la puissance de l'arbre de décision obtenu. Après différents essais, nous avons été en mesure d'établir que 50 répétitions permettaient d'obtenir un bon compromis entre temps de calcul et performance des résultats sur les 90% de SBE restants. Le tableau 2 présente la matrice obtenue en utilisant 20 fonctions mathématiques et 50 répétitions pour constituer l'arbre de décision.

Nous avons comparé nos résultats obtenus en utilisant 4, 5, 10 ou 20 fonctions mathématiques sélectionnées par EDS avec ceux obtenus en utilisant la même approche de classification supervisée mais en se basant sur les valeurs extraites à l'aide des seuls opérateurs «*mel frequency cepstral coefficient*» (MFCC). Les MFCC sont considérés comme des représentations efficaces des informations du timbre. Les MFCC ont notamment été utilisés pour les analyses du langage [4] et de vocalisations animales (chez des éléphants [5,6]). Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 2. Nous pouvons constater que les performances de classification obtenues avec les paramètres sélectionnés par EDS sont meilleures que celles obtenues avec les MFCC et ce de façon nette dès l'utilisation de cinq paramètres EDS. Nous remarquons aussi que l'amélioration en performance est très nette pour le type C 113. Ce type de cri présente une structure acoustique similaire à celle du type C 1 (large bande de fréquence et enveloppe générale semblable) mais en diffère par ses caractéristiques timbrales et temporelles : le type C 1 consiste en des vocalisations de très cour-

tes durées, généralement répétées, alors que le type C 113 correspond à des vocalisations rauques, longues et généralement non répétées. Bien que les MFCC capturent l'information timbrale dans un signal acoustique, ils ne permettent pas de distinguer ces deux types de cri, contrairement à l'approche EDS. Une analyse plus poussée des fonctions mathématiques n'a pas été conduite puisqu'elle n'était pas pertinente d'un point de vue éthologique.

Dans l'ensemble, cette approche en classification supervisée permet de ne pas émettre d'hypothèse de départ sur la nature des fonctions mathématiques potentiellement pertinentes pour le problème de classification. Le fait que l'espace de travail d'EDS soit virtuellement infini permet d'apporter une réponse spécifique à n'importe quel problème de classification acoustique donné. Cette approche en classification supervisée offre ainsi des perspectives passionnantes pour répondre à des problèmes de classification acoustique particuliers.

Les capacités de production de vocalisation des perroquets sont exceptionnelles. Leur aptitude à imiter des sons de leur environnement est aspect fascinant de leur comportement et pose toujours question sur sa potentielle valeur biologique. Au travers de nos travaux de recherche, nous avons pu mettre en évidence la capacité de certains individus à émettre des vocalisations présentant des spécificités acoustiques particulières dans certaines situations. Que ces vocalisations véhiculent une information et éventuellement un sens pour l'émetteur et/ou le récepteur reste une question ouverte.

Références bibliographiques

- [1] Pepperberg, I. The Alex studies: cognitive and communicative abilities of Grey parrots. (Harvard University Press: Cambridge, Massachusetts, 1999).
- [2] Marler, P. Bird calls: a cornucopia for communication. *Nature's music* 132-177 (2004).
- [3] Pachet, F. & Roy, P. Analytical features: a knowledge-based approach to audio feature. *EURASIP Journal on Audio, Speech, and Music Processing* (2009).
- [4] Davis, S. & Mermelstein, P. Comparison of parametric representations for monosyllabic word recognition in continuously spoken sentences. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 28, 357-366 (1980).
- [5] Clemins, P.J., Johnson, M.T., Leong, K.M. & Savage, A. Automatic classification and speaker identification of African elephant (*Loxodonta africana*) vocalizations. *Journal of the Acoustical Society of America* 117, 956-963 (2005).
- [6] Clemins, P.J. & Johnson, M.T. Generalized perceptual linear prediction (gPLP) features for animal vocalization analysis. *Journal of the Acoustical Society of America* 120, 527-534 (2006).

Paramètres	Types de cri				
	C1 en C1	C57 en C57	C77 en C77	C106 en C106	C113 en C113
4EDS	90.0%±0.4	93.3% ±0.3	97.2% ±0.2	88.5% ±0.8	38.3% ±1.9
5EDS	90.8% ±0.6	94.3% ±0.3	97.2% ±0.3	87.8% ±1.1	34.9% ±2.0
10EDS	92.1% ±0.4	94.2% ±0.2	97.3% ±0.2	91.8% ±1.3	43.6% ±1.5
20EDS	91.5% ±0.4	95.0% ±0.2	97.4% ±0.2	93.9% ±0.8	47.5% ±1.6
10MFCC	80.4% ±0.7	92.2% ±0.4	93.6% ±0.5	93.6% ±0.6	22.5% ±1.4
20MFCC	78.3% ±0.7	91.7% ±0.3	94.1% ±0.4	94.6% ±0.5	23.6% ±1.2

Tabl. 3 : Moyenne du nombre d'exemplaires ($\pm$ erreur-standard) correctement classés par les systèmes de classification en fonction du nombre de paramètres utilisés

Table 3 : Mean correctly classified instances (percent $\pm$ SE) for each feature set among each call type and non-significant comparisons