



**ANALYSE ET RECONNAISSANCE DES SIGNAUX
A MODULATIONS NUMERIQUES RAPIDES A
L'AIDE DE TRANSFORMATIONS TEMPS-FREQUENCE**

S. PINET*
H. RIX**, J. MENEZ**

* SYSTELIA Technologies 6, Bd Maréchal Leclerc 83320 CARQUEIRANNE
** I3S 250, Av Albert Einstein Sophia Antipolis 06560 VALBONNE

RESUME

Cet article propose une méthode d'analyse temps-fréquence adaptée aux signaux dits "à modulations numériques" puis décrit un processus de reconnaissance automatique de ce type de signaux qui s'appuie sur la représentation temps-fréquence choisie.

Introduction:

Le but de notre étude est la recherche d'une méthode automatique de reconnaissance des signaux à modulations numériques basée sur une transformation temps-fréquence adaptée avec comme principal objectif de reconnaître des signaux dont la vitesse de modulation rapide et l'indice de modulation faible ne permettent pas une identification spectrale.

Dans un premier temps nous commençons par une description de ce type de signaux puis nous justifions le choix d'une transformation temps-fréquence.

Ensuite nous présentons la méthode de reconnaissance et nous donnons quelques résultats.

1) Présentation des signaux:

Les types de signaux de télécommunications utilisés dans les transmissions sont nombreux et ont pour point commun d'être modulés par des signaux carrés à deux états (binaires) ou plus (Q aires). Nous avons considéré trois types simples de signaux à modulations numériques : les OOK (On Off Keeing), modulations d'amplitude "tout ou rien", les FSK (Frequency Shift Keeing), modulations à deux états de fréquence et les PSK (Phase shift Keeing), modulations à deux états de phase. Nous avons volontairement écarté les états multiples de manière à vérifier dans un premier temps la validité de la méthode sur des signaux en bande de base. De plus nous avons utilisé des signaux simulés non complexes, numérisés, exprimés par des fréquences réduites (0,0 à 0,5) et dont la vitesse est l'inverse du nombre de points N contenus dans un bit (1.1) :

$$v = \frac{1}{N} \tag{1.1}$$

En outre, on exprime pour les F.S.K un indice de modulation i (1.2) égal au rapport entre le décalage fréquentiel et la vitesse :

$$i = \frac{\Delta f}{v} = \Delta f \times N \tag{1.2}$$

Lorsque cet indice est faible et tend vers 0, les fréquences contenues dans le signal soit sont très proches, soit alternent souvent. Il est donc difficile de les identifier. Les PSK, quant à eux, possèdent une seule fréquence déphasée à intervalles de temps réguliers. Nous avons choisi trois valeurs types de sauts de phase: $\Phi = \pi/4, \pi/2$ et π . L'expérience montre que lorsque

ABSTRACT

In this paper, we propose a time-frequency analysis method well suited to "digital modulation" signals, then, we describe an automatic recognition algorithm for this kind of signal based on the chosen time-frequency representation.

le rapport $N/\Phi < 30$, pour une périodicité régulière des sauts de phase, le spectre ne permet pas l'identification du signal. Quel que soit le type de signal concerné, la multiplicité des pics est accrue par la vitesse. Lorsqu'elle augmente, les changements de modulation se produisent plus fréquemment entraînant une discrétisation des lobes du spectre et l'apparition de pics supplémentaires.

2) Recherche d'une transformation adaptée :

Parmi le large éventail des transformations temps-fréquence et temps-échelle à notre disposition, le caractère bande étroite des signaux nous a suggéré une orientation temps-fréquence et plus précisément, le choix d'une transformation appartenant à la classe de Cohen [1], c'est à dire une représentation temps-fréquence bilinéaire, compatible avec les translations du plan temps-fréquence :

$$C_x(t,v) = \tag{2.1}$$

$$\iint_{-\infty}^{+\infty} F(u-t, \tau) x\left(u + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(u - \frac{\tau}{2}\right) e^{-2i\pi v\tau} d\tau$$

t désigne le temps, v la fréquence, τ est le retard et * désigne le conjugué du signal. F est un noyau de pondération arbitraire. On rencontre d'autres écritures (2.2) de la classe de Cohen obtenues à partir de transformations de Fourier de la fonction F [2] :

$$F(t,\tau) \iff \varphi(t,v) \iff \Pi(n,v) \iff \Phi(n,\tau) \tag{2.2}$$

n est le Doppler. On retrouve ainsi que par dualité de Fourier, le plan temps-fréquence donne le plan doppler-retard (plan des ambiguïtés). A partir de là, on montre [2] que $C_x(t,v)$ est obtenue comme transformée de Fourier à deux dimensions de la fonction d'ambiguïté $A_x(n,\tau)$ du signal x pondérée par la fonction $\Phi(n,\tau)$:

$$\Phi(n,\tau) A_x(n,\tau) \iff C_x(t,v) \tag{2.3}$$

où



$$\tilde{A}_x(n, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} x^*\left(\frac{u+\tau}{2}\right) x\left(\frac{u-\tau}{2}\right) e^{-2i\pi n u} du \quad (2.4)$$

De même, toujours à l'aide du diagramme de Fourier, $C_x(t, \nu)$ est obtenue par une double convolution de la distribution de Wigner-Ville sur la fonction φ :

$$C_x(t, \nu) = (\varphi(t', \nu') ** W_x(t', \nu'))(t, \nu) \quad (2.5)$$

avec

$$W_x(t, \nu) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(\frac{t+\tau}{2}\right) x^*\left(\frac{t-\tau}{2}\right) e^{-2i\pi \nu \tau} d\tau \quad (2.6)$$

C'est à partir de ces deux relations que nous avons abordé la classe de Cohen, c'est à dire comme une classe générale de représentations obtenues par lissage ou masquage de la représentation de Wigner-Ville, et surtout comme transformée de Fourier de la fonction d'ambiguïté pondérée par la fonction Φ . Cette dernière va conditionner les propriétés de la transformation [3]. Ainsi, les avantages et les inconvénients de chaque transformation peuvent être envisagés à partir de sa fonction de pondération. Au vu du seul nombre de propriétés satisfaites [3],[4], la représentation de Wigner-Ville semble un candidat privilégié. Cependant en dépit de ses nombreuses propriétés, elle possède deux inconvénients majeurs en matière d'interprétation visuelle [3] qui font que nous l'avons écartée: il s'agit de sa non positivité et de la présence d'interférences dans le cas de signaux multicomposantes. En pratique, la présence des termes d'interférence va compliquer très rapidement la lisibilité de la représentation dès que le nombre de composantes augmente.

Une manière simple de les réduire est de pondérer le plan des ambiguïtés [3] en privilégiant son origine, ce qui revient à utiliser une fonction $\Phi(n, \tau)$ différente de 1. Cela signifie que nous allons rechercher une pondération adaptée à la nature des interférences des signaux qui nous intéressent.

La figure II.1 illustre pour un FSK les problèmes auxquels nous sommes confrontés sur le plan des ambiguïtés. La composante vraie du signal se trouve au centre du plan autour du point $n=\tau=0$. Les termes interférentiels sont excentrés de $\Delta n=0.1$ (valeur du saut de fréquence du signal) par rapport à l'axe $n=0$. Enfin, le caractère périodique du signal temporel se retrouve sous la forme d'une périodicité des composantes.

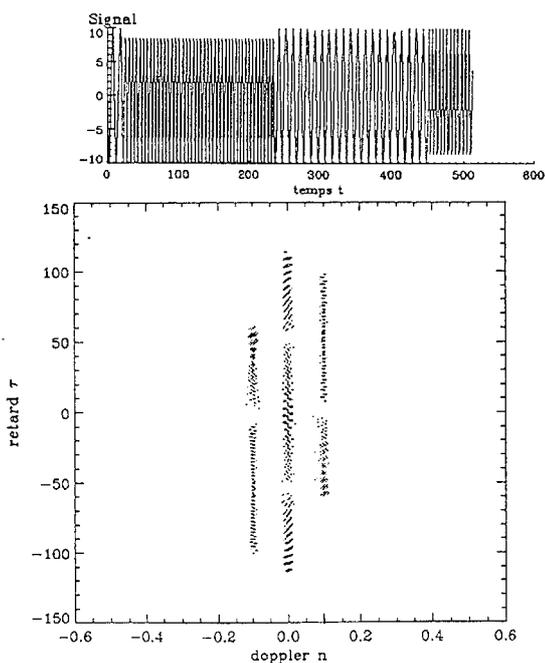


figure II.1: Exemple de fonction d'ambiguïté sur un FSK

Pour éliminer les interférences, il faut pondérer le plan doppler-retard autour de l'origine. Ce type de pondération correspond à un filtrage passe-bas du plan temps-fréquence [5], c'est à dire à des transformations telles que la distribution de Choi-Williams [6] ou celle de Born-Jordan [7], [3], ou encore à la transformation de Zhao-Atlas-Marks [8].

Leur étude montre que la transformation de Zhao-Atlas-Marks apparaît comme étant la plus indiquée et la mieux adaptée aux signaux qui nous intéressent. En termes de propriétés [8], son intérêt principal est qu'elle conserve le support temporel du signal et qu'elle est, comme toutes les transformations de la classe de Cohen, compatible avec les translations du plan, enfin qu'elle est réelle. Mais, comme elle n'est pas positive et ne conserve pas l'énergie du signal, nous l'avons écartée dans une première approche. En effet, pour mettre en oeuvre un procédé automatique de reconnaissance des signaux à partir d'une représentation temps-fréquence, il nous importait que celle-ci soit visuellement parlante. Le caractère automatique de l'identification devant, d'une certaine manière, remplacer l'oeil, une transformation claire et facilement interprétable est souhaitable. C'est pour cette raison que notre choix s'est porté vers le spectrogramme. Libre de toute interférence, il permet souvent une interprétation claire et immédiate de la nature d'un signal. De plus, son caractère positif autorise une interprétation locale de chacun de ses points en termes d'énergie ce qui le rend plus intuitivement exploitable. Cependant, le spectrogramme, défini à une date t comme le module carré de la transformée de Fourier du signal à travers la fenêtre h [9], possède un inconvénient majeur pour nous: sa résolution conjointe temps-fréquence est médiocre comparée à celle de la plupart des autres transformations;

$$S_x(t, \nu) = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) h^*(u-t) e^{-2i\pi \nu u} du \right|^2 \quad (2.7)$$

Afin de réduire l'occupation temps-fréquence à son minimum et avoir la plus fine localisation temps-fréquence possible nous avons choisi une fenêtre $h(t)$ gaussienne [10] c'est à dire que la transformation est le module carré de la transformation de Gabor:

$$h(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-t^2/2\sigma^2} \quad (2.8)$$

Le choix de la transformation étant fait, l'étape suivante concerne le choix du mode de reconnaissance.

3) Reconnaissance automatique :

La stratégie de reconnaissance des signaux repose sur l'aspect visuel de la transformation qui varie suivant le type de modulation. Dans le cas d'une modulation FSK le signal possède deux fréquences présentes alternativement, chacune l'étant statistiquement sur environ 50% de la durée. Les modulations OOK et PSK ne comportent qu'une seule fréquence, celle-ci est présente en moyenne sur 50% de la durée des OOK et à plus de 80% de celle des PSK, les modulations de phase entraînant de plus des perturbations de fréquence. Globalement, les signaux à modulations numériques se caractérisent par la présence d'une seule fréquence à chaque instant dont la durée dépend de la vitesse de modulation et du code. Périodiquement, lors des changements de modulation, le spectre instantané est perturbé, plus ou moins localement suivant l'importance du changement dans la modulation, puis il se stabilise à nouveau. C'est ce caractère répétitivement identique au cours du temps ponctué de désordres locaux, ainsi que le nombre de fréquences différentes présentes que nous avons cherché à caractériser. Ces caractères ont été mis en évidence par des fonctions calculées à partir de la transformation. Par exemple, les fonctions temporelles de "désordre" (3.1) et d'"hyper-surface" (3.2) cherchent à mettre en

évidence l'aspect répétitif du spectre au cours du temps. La fonction désordre relève d'un calcul d'entropie sur les spectres alors que l'hyper-surface consiste en une comparaison successive des spectres deux à deux :

$$D(t) = - \int_{-\infty}^{+\infty} \tilde{S}_t(v) \text{Log}_{10}(\tilde{S}_t(v)) dv \quad (3.1)$$

$$HS(t) = \langle \tilde{S}_t(v) \cdot \tilde{S}_{t+1}(v) \rangle \quad (3.2)$$

$$\text{Avec } \tilde{S}_t(v) = \frac{S_t(v)}{\int_{-\infty}^{+\infty} |S_t(v)| dv} \quad (3.3)$$

$S_t(v)$ est une coupe temporelle à la date t du spectrogramme $S_t(v) = S_x(t, v)$, c'est à dire un spectre instantané du signal et $\tilde{S}_t(v)$ est un spectre normalisé.

Alors que la fonction désordre met en évidence le caractère régulier de chaque spectre et marque ponctuellement par des pics les désordres observés, la fonction hyper-surface met en relief la continuité de cette régularité dans le temps. Ces deux fonctions sont maximales lors des changements de modulation, constantes et de faible amplitude ailleurs.

D'autres fonctions telles que le "compte moyen" ou l'"histomax", cette fois fréquentielles, s'attachent à la recherche du nombre de fréquences caractéristiques du signal. La fonction compte moyen (3.4) calcule un spectre moyen de la transformation. Celui-ci est obtenu par projection moyennée de la transformation sur l'axe fréquentiel :

$$CM(v) = \int \tilde{S}_x(t, v) dt \quad (3.4)$$

La fonction histomax est un histogramme sur les fréquences comptant le nombre de fois où, à une fréquence donnée, un seuil (dépendant du max de la transformation) est dépassé. Cette fonction donne une indication sur la nature de la loi de modulation et permet de retrouver le code.

Avec ces fonctions, on caractérise les différentes formes de modulations et surtout on réduit la dimension de l'espace de trois à deux. Il est bien évident qu'une certaine quantité d'information a été perdue: cependant, il nous reste une partie "utile simplifiée" qui s'inscrit dans notre choix de stratégie de reconnaissance des formes laquelle s'appuie sur la théorie Bayésienne qui minimise le taux d'erreur d'un système statistique de décision [11].

On a vu un peu plus haut que chaque signal est représenté par son spectrogramme à partir duquel on a extrait des fonctions dont la forme est caractéristique de signaux numériques typiques (lents, peu bruités...) et se différencie bien de celles des signaux non numériques. Cependant il est impossible d'utiliser ces fonctions directement comme caractéristiques des signaux, ce serait trop coûteux. C'est pourquoi nous avons cherché à mettre en évidence les spécificités des fonctions en extrayant de chacune d'elles des paramètres pertinents. Ces derniers sont de nature statistique (moyenne, écart-type, moment) ou mesurent l'"entropie" ou encore le "taux de variation" de ces fonctions, lequel met en relief les intervalles où ces fonctions varient lentement et neutralise les fortes variations... Une fois ces paramètres choisis et calculés, pour mettre en oeuvre la stratégie Bayésienne, nous avons déterminé la densité de probabilité de chacun relativement aux quatre classes de signaux {FSK, PSK, OOK, autre}. En d'autres termes, nous avons "appris" les variations des paramètres suivant chaque classe de signal. Pour cela, nous avons défini un ensemble de signaux d'apprentissage, relativement "typiques" c'est à dire aisément reconnaissables par des méthodes spectrales (vitesses lentes, peu bruités, indices de modulation élevés...). Nous avons

travaillé à partir de signaux simulés représentatifs de l'ensemble des signaux qu'il est possible de reconnaître compte tenu des limites de résolution du spectrogramme qui dépendent des "épanouissements" temporel Δt et fréquentiel Δv de la fenêtre gaussienne:

$$\begin{aligned} \text{en temps } \Delta h &= 2\Delta t = \sqrt{2}\sigma \\ \text{en fréquence } \Delta H &= 2\Delta v = \frac{1}{\sqrt{2}\pi\sigma} \end{aligned} \quad (3.5)$$

Ces limites imposent que la durée d'un bit soit au moins de $2\Delta h$, et le décalage entre deux fréquences de $2\Delta H$, pour les discerner sur le spectrogramme.

Au total, quelques 700 signaux répartis sur les quatre classes ont formé l'ensemble d'apprentissage. Pour chaque signal un total de 25 paramètres est extrait du spectrogramme par l'intermédiaire des fonctions. Chaque paramètre donne lieu, pour une classe de signaux donnée, à une densité de probabilité discrète $f(x_i/\omega_k)$ qui est la densité de probabilité pour la valeur de la caractéristique x_i conditionnellement à la classe ω_k .

La taille de l'échantillon ne permet pas d'estimer les densités $f(x_i/\omega_k)$ à l'aide d'histogrammes. On a donc utilisé un modèle *a priori* gaussien. On est alors ramené à une estimation de paramètres (moyenne et écart-type de la gaussienne). A cette fin, on utilise l'estimateur du maximum de vraisemblance. Les densités de probabilité conditionnelle ainsi estimées vont nous servir à classer les signaux.

4) Résultats :

La dernière étape de ce travail a consisté à évaluer les performances individuelles de chaque caractéristique, puis à rechercher un jeu de caractéristiques, qui permettrait de combiner de bonnes performances de reconnaissance (>80%) et un domaine de signaux le plus vaste possible dépassant largement le domaine d'apprentissage. Pour cela nous avons défini un domaine de signaux de tests en élargissant le champ des signaux utilisés lors de l'apprentissage, en particulier en choisissant des signaux limites par rapport à la résolution du spectrogramme. Nous avons ainsi voulu montrer que les limites de la reconnaissance dépendent davantage de la transformation, c'est à dire de Δh et ΔH que du mode de reconnaissance lui-même (fonctions, paramètres, stratégie). Ceci a été vérifié en ce qui concerne les vitesses de modulation et les sauts fréquentiels mais reste faux pour le bruit: alors qu'on reconnaît aisément des signaux limites par leurs caractéristiques de modulation, le bruit répercuté sur le spectrogramme puis sur les fonctions et donc sur les paramètres perturbe la reconnaissance. Les signaux numériques trop bruités sont identifiés comme non numériques. Notre système de reconnaissance est donc robuste vis à vis des paramètres de modulation mais demanderait à être amélioré pour ce qui est de la résistance aux bruits.

La figure IV.1 illustre les résultats obtenus pour le jeu de caractéristiques retenues (une dizaine) sur les différents types de modulations. Elle présente pour chaque type de signal le domaine d'apprentissage qui a permis l'élaboration des densités de probabilité, le domaine de test qui s'étend au delà des limites théoriques et le domaine de validité qui regroupe l'ensemble des signaux pour lesquels le taux de reconnaissance dépasse 80%. Les limites théoriques dépendant de σ . On a fixé ce paramètre à 6 de façon à définir une résolution temps-fréquence unique pour l'ensemble des signaux. On constate que le domaine de validité s'étend au-delà du domaine d'apprentissage, c'est à dire que le procédé permet d'identifier des signaux "non appris" mais ne dépasse pas les limites du domaine de test. Ce domaine de validité est relativement robuste à la dérive individuelle des paramètres c'est à dire, par exemple, que des FSK dont la vitesse de modulation est faible sont identifiés correctement



jusqu'à un rapport S/B de 12 dB: lorsque la vitesse augmente le rapport S/B doit être plus élevé.

La figure IV.2 présente la matrice d'erreur associée, c'est à dire les pourcentages des signaux correctement reconnus sur l'ensemble de validité. Horizontalement, sont portés les quatre types de modulation et verticalement le pourcentage identifié suivant le type indiqué. On a supposé qu'un signal était identifié suivant un type de modulation lorsque la probabilité était supérieure à 0.8. Dans le cas contraire il était classé indéfini. Cette matrice d'erreur montre que plus de 90% des signaux du domaine de validité sont correctement identifiés avec une probabilité qui dépasse 0.8.

Conclusion :

De ce travail il ressort deux points essentiels:

- d'une part que les transformations temps-fréquence présentent un grand intérêt pour l'analyse des signaux à modulations numériques rapides qui tient dans leur représentation "décomposée" des signaux ;
- d'autre part qu'il est possible de reconnaître de manière automatique ces signaux à partir d'une stratégie basée sur une représentation temps-fréquence.

Le choix que nous avons fait d'une stratégie Bayésienne de décision est relativement classique mais d'autres procédés de reconnaissance pourraient être envisagés utilisant par exemple des techniques d'analyse d'image et de reconnaissance des formes ou encore faisant appel à un réseau de neurones... La porte reste donc ouverte à de multiples voies.

bibliographie :

- [1] L. Cohen, "Generalized Phase-Space Distribution Functions", J. Math Phys, 7(5), pp 781-786, 1966
- [2] T.A.C.M. Claasen, W.F.G. Meckelenbraüker, "The Wigner Distribution - A Tool for Time-Frequency Signal Analysis- Part III: Relations with other Time-Frequency Signal Transformations", Philips J. Res. 35, pp 372-389, 1980
- [3] P. Flandrin, "Représentations Temps-Fréquence des signaux non-stationnaires- Thèse de doctorat d'état", I.N.P.G., 15 mai 1987
- [4] T.A.C.M. Claasen, W.F.G. Meckelenbraüker, "The Wigner Distribution - A Tool for Time-Frequency Signal Analysis- Part I: Continuous-time Signals", Philips J. Res. 35, pp 217-250, 1980
- [5] F. Auger, C. Doncarli, "Quelques commentaires sur des représentations temps-fréquence proposées récemment", Traitement du Signal, vol 9 n°1, pp 3-25, 1992
- [6] H.-I. Choi, W.J. Williams, "Improved Time-Frequency Representation of Multicomponent Signals using Exponential Kernels", IEEE, Trans. Acoustic Speech and Sig. Proces., vol 37 n°6, pp 862-871, june 1989
- [7] M. Born, P. Jordan, "Zur Quantenmechanik", Z. Phys., vol 34, pp 858-888, 1925
- [8] Y.Zhao, L.E. Atlas, R.J. Marks, "The use of Cone-Shaped Kernels for Generalized Time-Frequency Representations of Non-Stationary Signals", IEEE ASSP, vol 38, n°7, pp 1084-1091, July 90
- [9] R. Altes, "Detection, estimation, and classification with spectrograms", J. Acoust. Soc. Am. 67(4), April 1980
- [10] D. Gabor, "Theory of communication", J. IEE, vol 93, Part 111, pp 429-457, 1946
- [11] G. Gaillat, "Méthodes statistiques de reconnaissance des formes", E.N.S.T.A., 1983

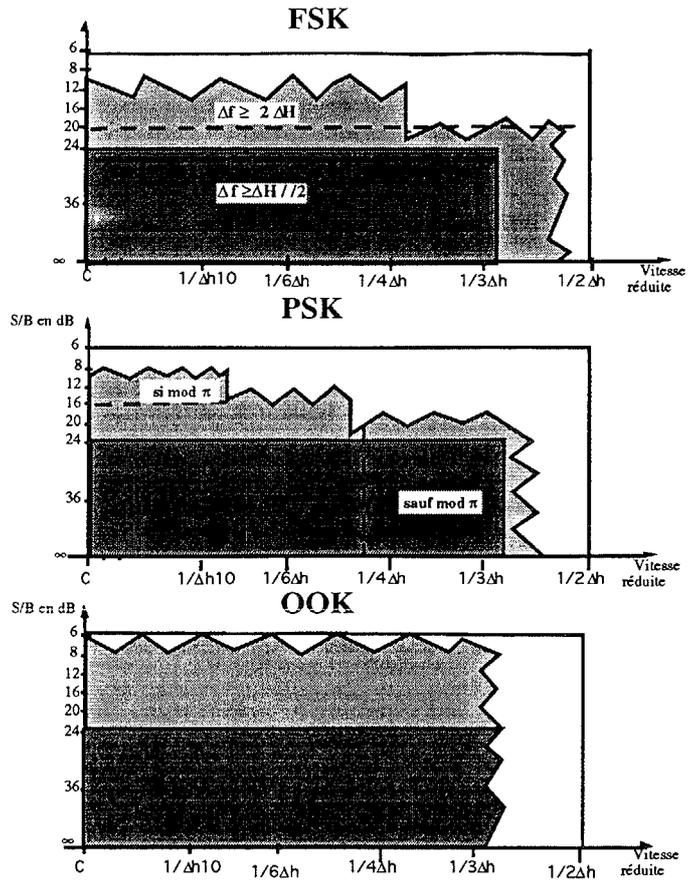


figure IV.1: Comparaison des différents domaines d'apprentissage, de validité et de test.

Signaux après reconnaissance	Signaux à reconnaître			
	FSK	PSK	OOK	autre
FSK	93,66	3,23	0,0	0,0
PSK	0,0	90,98	0,0	0,55
OOK	0,0	0,0	96,08	1,11
autre	4,97	4,51	1,96	97,78
indéfini	1,37	1,23	1,96	0,56

Figure IV.2: Matrice d'erreur de la reconnaissance en %