

Contribution de l'acoustique
pour la reconnaissance
automatique d'objets

A coustical contribution to automatic identification
of moving objects



Didier WOLF

CRAN-ENSEM, BP n° 850, 54011 NANCY CEDEX.

Docteur de l'Institut National Polytechnique de Lorraine (INPL), spécialité Génie Électrique, 1986, Maître de Conférences à l'INPL et chercheur dans l'équipe Traitement Avancé de l'Information du Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CRAN).

Ses domaines d'activité se situent dans l'application de techniques de traitement du signal à des cas concrets. Ses travaux de recherche actuels visent à résoudre certains problèmes industriels tels que l'extraction de singularité sur des objets manufacturés ou le guidage de robot par la visionique.



Joseph CICCOTELLI

CRAN-ENSEM, BP n° 850, 54011 NANCY CEDEX.

Docteur 3^e Cycle, 1984, spécialité Génie Électrique, Docteur ès Sciences Physiques, 1987, Assistant à l'Institut National Polytechnique de Lorraine (INPL) et chercheur dans l'équipe « Traitement Avancé de l'Information » du Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CRAN).

Ses travaux de recherche concernent la vision artificielle et plus particulièrement l'étude des scènes en mouvement afin de pouvoir guider un robot à travers un environnement perturbé. L'application industrielle vise la pré-hension automatique d'objets en mouvement (tracking).



Michel DUFAUT

CRAN-ENSEM, BP n° 850, 54011 NANCY CEDEX.

Docteur 3^e cycle, 1977, spécialité Génie Électrique, Maître de Conférences à l'Institut National Polytechnique de Lorraine (INPL) et chercheur dans l'équipe « Traitement Avancé de l'Information » au CRAN.

Ses travaux de recherche concernent essentiellement les domaines de la vision artificielle et de la robotique. Les études développées sont en rapport avec le guidage de robot par la vision où sont abordés les problèmes de détection de mouvement et de suivi de trajectoire. Le traitement et l'analyse d'image constituent une autre de ses spécialités orientées principalement vers l'extraction et la caractérisation de défauts ou de singularité dans les images.

René HUSSON

CRAN-ENSEM, BP n° 850, 54011 NANCY CEDEX.

Ingénieur ENSEM, 1959, Docteur ès Sciences, 1963, Professeur en 1968 à l'Institut National Polytechnique de Lorraine (INPL).

Recherche : successivement simulation analogique des champs magnétiques, commande numérique des machines électriques, automatique linéaire, robotique, imagerie.

Actuellement Direction du Centre de Recherche en Automatique de Nancy, UA n° 821 Automatique, Électro-technique.

RÉSUMÉ

Nous décrivons dans cet article un dispositif d'identification automatique d'animaux fondé sur un principe acoustique. L'animal supporte un objet sonore qui produit un son lors de ses déplacements. L'identité de l'animal est alors assurée par le son émis.

Une modélisation probabiliste, puis fréquentielle débouche sur un algorithme de reconnaissance intégrant une stratégie d'élimination des bruits parasites. A partir de ces résultats, nous développons un prototype permettant de tester l'efficacité du procédé sur le site. Enfin, nous terminons notre exposé par une étude de la fiabilité de ce nouveau type d'identificateur.

MOTS CLÉS

Identification, objets mobiles, son, test d'hypothèses, animaux.

SUMMARY

This paper sets out an automatic identification system—based on an acoustic principle—with regard to animals. The animal carries a resonant object which produces a sound when it moves. Thus, the animal is identified by the emitted sound.

First a probability then frequential model leads to an algorithm of identification involving a system eliminating interference. From these results, we have developed a prototype which permits the testing of the efficiency on the spot. Finally, we have tested the reliability of this new type of identifier.

KEY WORDS

Identification, hypotheses test, sound, animals.

1. Introduction

Nous présentons dans cet article un procédé d'identification automatique d'objets mobiles basé sur la reconnaissance d'ondes sonores. Dans de nombreux problèmes d'automatisation, l'identification à distance est devenue indispensable pour réaliser des systèmes complets et performants. A titre d'exemple on peut citer :

— la gestion automatique des transports où chaque colis est muni d'une étiquette radio permettant une identification, donc un suivi tout au long du parcours des marchandises [1, 2, 3].

Une autre application de l'identification, très répandue actuellement est l'étiquetage par le système de code à barre de la catégorie et du prix des produits dans les grands magasins.

Ces deux systèmes d'identification, très utilisés ces dernières années trouvent cependant leurs limites lorsqu'il s'agit d'identifier à distance avec un coût réduit. Le domaine particulier auquel se rapporte cet article est celui de l'identification automatique d'animaux. Les élevages modernes (bovins, ovins) nécessitent une automatisation poussée de leur production pour répondre à des exigences économiques de plus en plus rigoureuses. Ainsi, il est nécessaire, non plus de considérer le troupeau comme un tout, mais de gérer individuellement l'alimentation de chaque individu. Pour ce faire une identification à distance de chaque animal est indispensable.

Basé sur un principe acoustique, le dispositif que nous décrivons pallie à un certain nombre de défauts des systèmes électroniques existant [3], notamment en ce qui concerne le coût, la distance d'identification et la

simplicité. Le principe est le suivant :

— l'identité est réalisée par une structure mécanique simple, appelée objet sonore, supportée par l'animal et produisant un son de percussion lors des déplacements de ce dernier. A chaque animal est donc associé un son spécifique qui permettra sa reconnaissance lorsqu'il se présentera sur un site d'identification.

Chaque poste d'identification comprend un capteur de son chargé de transmettre l'ambiance sonore à l'organe de traitement. Celui-ci analyse les signaux sonores reçus et en déduit la présence éventuelle de l'animal « x » au poste « y » [4].

Nous montrons dans la suite la méthodologie retenue pour mettre en place un algorithme fiable de reconnaissance des sons en tenant compte du bruit ambiant dans lequel se déroulent les identifications [5].

2. Formulation du problème

Le problème à résoudre peut se formuler selon la théorie de la vérification des hypothèses statistiques; le choix d'une décision consiste alors à adopter ou à rejeter l'hypothèse concernant les états possibles d'après les résultats des observations.

Ainsi, en observant à la sortie du capteur de son le signal noyé dans le bruit ambiant, le système opte pour la présence de bruit uniquement (état S_0) ou pour un mélange d'un signal x_i (présence de l'animal i) et de bruit (état S_i). Le choix d'une décision consiste à adopter ou à rejeter l'hypothèse H_0 selon laquelle l'effet observé ne se rapporte qu'au bruit,

l'hypothèse H_1 où le signal est constitué de l'objet sonore S_1 noyé dans le bruit, l'hypothèse H_n où le phénomène observé est à attribuer à l'objet sonore S_n . Pour parvenir à la décision selon laquelle : le signal capté par le microphone contient le signal x_i , nous procédons en trois étapes :

(a) *Traitement temporel statistique*

A ce niveau nous adoptons une alternative :

- l'hypothèse H_0 : le signal est constitué uniquement de bruit;
- l'hypothèse H'_1 : le signal est constitué d'un élément de l'ensemble des signaux typiques à identifier noyé dans le bruit.

(b) *Traitement fréquentiel*

Si l'hypothèse H'_1 est adoptée selon une stratégie adaptée, cela implique qu'il existe vraisemblablement un signal utile (objet sonore) dans le signal analysé, cependant la détermination complète de ce signal (numéro d'objet sonore) est impossible à ce niveau d'analyse.

Pour lever cette indétermination, nous mettons en œuvre un algorithme fondé sur les caractéristiques fréquentielles des signaux. Ce dernier est chargé de déterminer suivant un critère énergétique, l'hypothèse la plus plausible parmi l'ensemble des hypothèses ($H_0, H_1, H_u, \dots, H_n$). Il est à noter que le traitement fréquentiel débouche sur une alternative du type : bruit seul contre bruit plus signal utile et non pas sur une prise de décision finale.

Le cas d'animaux voisins produisant un son au même instant est envisagé dans la stratégie fréquentielle. Dans une telle situation, c'est le signal le plus fort qui est considéré comme le plus plausible, l'autre signal étant considéré comme un bruit. Seule la stratégie de décision tiendra compte de l'importance réciproque de ces deux signaux (il est évident que deux signaux d'amplitudes semblables seront considérés comme un bruit par l'algorithme de décision).

(c) *Décision*

C'est la dernière étape de la procédure d'identification. Elle fait à nouveau appel aux techniques statistiques. Il s'agit de décider si l'hypothèse avancée par le traitement temporel statistique est cohérente avec l'hypothèse résultant de la procédure fréquentielle. Pour ce faire, on reprend une stratégie analogue au traitement temporel statistique dans laquelle on remplace l'hypothèse notée H'_1 par l'hypothèse H_u , u étant déterminé dans la phase précédente.

Il s'agit donc bien à nouveau du test d'une hypothèse simple du type H_0 contre H_u (bruit contre signal x_u plus bruit). La décision est fondée sur la comparaison des caractéristiques statistiques du signal x_u de l'hypothèse H_u déduites du spectre du signal x_u (par modélisation fréquentielle au préalable de x_u non bruité) avec les caractéristiques statistiques du bruit à l'instant de l'analyse.

Finalement, nous pouvons résumer l'algorithme global par l'organigramme représenté sur la figure 1.

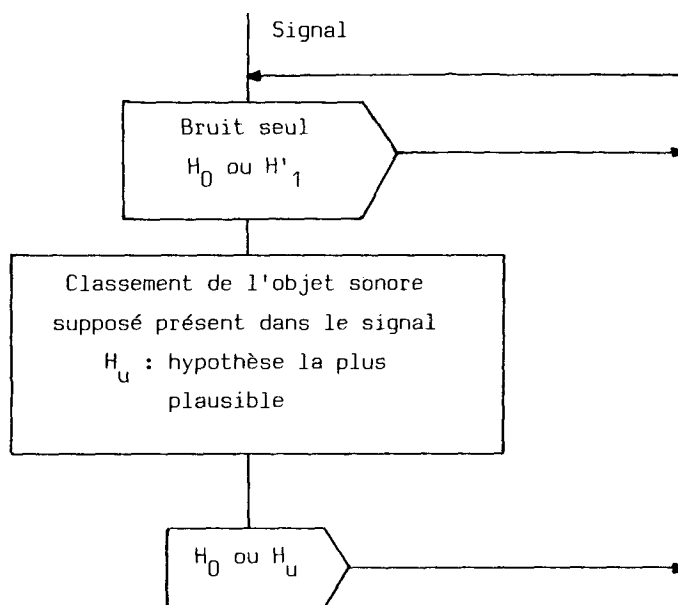


Fig. 1. - Organigramme général.

3. Modélisation

Nous admettons que les signaux sont ergodiques et stationnaires, l'analyse s'effectuant sur un temps relativement court.

3.1. ANALYSE STATISTIQUE

L'analyse statistique du bruit ambiant nous permet d'élaborer un modèle probabiliste du bruit (densité de probabilité). Celle-ci découle de nombreux enregistrements de bruit effectués sur le site (stabulation libre classique) et dépouillés en temps différé.

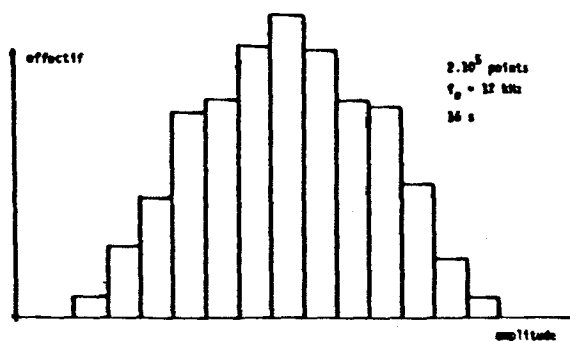


Fig. 2. - Histogramme.

La figure 2 représente un histogramme typique réalisé sur des données expérimentales.

A l'évidence ces courbes présentent une allure proche d'une distribution normale.

Cette hypothèse peut être confortée par la nature même du signal analysé. En effet, le bruit ambiant d'une étable est la somme d'un grand nombre de bruits élémentaires de distribution quelconque. Ceci est à la base du théorème central limite qui stipule que la densité de probabilité d'un tel signal tend vers une loi normale.

Pour juger de la validité de cette hypothèse, nous calculons une distance entre la distribution expérimentale et la distribution théorique de même paramètre.

Soient :

- HI : l'histogramme expérimental;
- l : le nombre de classes de l'histogramme; $15 < l < 30$;
- T_0 : le nombre de points pris en compte dans la construction de l'histogramme; $T_0 \approx 10^5$ à 10^6 .

(e_1, e_2, \dots, e_l) : l'effectif expérimental dans chaque classe.

$(e'_1, e'_2, \dots, e'_l)$: l'effectif théorique pour une loi normale dans chaque classe.

On définit la distance D par :

$$(1) \quad D = \sum_{i=1}^l \frac{(e_i - e'_i)^2}{e'_i}$$

Cette distance se justifie par le fait qu'elle tend vers une loi du χ^2 à $(l-3)$ degrés de liberté lorsque N est grand.

Ainsi en répétant de nombreuses fois cette expérience et en prenant un seuil de 10% pour la loi du χ^2 , les histogrammes expérimentaux peuvent être approximés à une loi normale. Toutefois, d'un histogramme à l'autre on observera des variations notables de la

valeur de la variance dues à la non-vérification de l'hypothèse de stationnarité (ex. : passage d'un engin agricole aux abords des sites d'identifications). De ce fait, il faudra tenir compte de ces variations dans la stratégie de détection.

3.2. ANALYSE FRÉQUENTIELLE

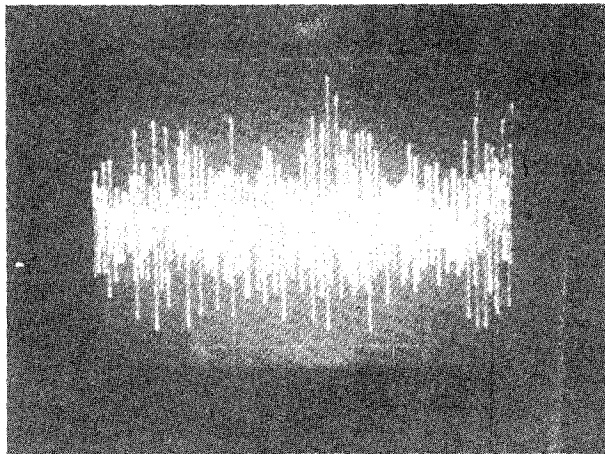
En analyse de signaux aléatoires on ne peut pas déterminer directement la densité spectrale. En revanche on sait que la moyenne des développements spectraux obtenue pour différentes réalisations tend vers la densité spectrale réelle selon :

$$(2) \quad S(f) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S(f, T)$$

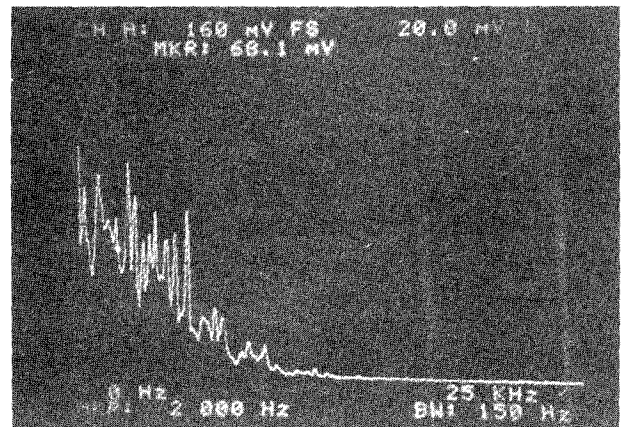
n représente le nombre de densités spectrales prises en compte dans le calcul de la moyenne.

Sachant que le signal sonore ambiant de l'étable est gaussien, nous pouvons estimer l'erreur obtenue en fonction de n [6] par la relation :

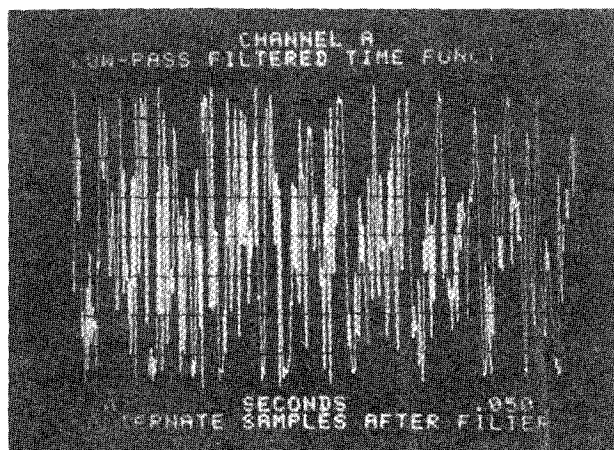
$$(3) \quad \varepsilon = \frac{\Gamma}{S(f, T)} = \frac{1}{\sqrt{n}} = 10\% \quad \text{pour } n=100$$



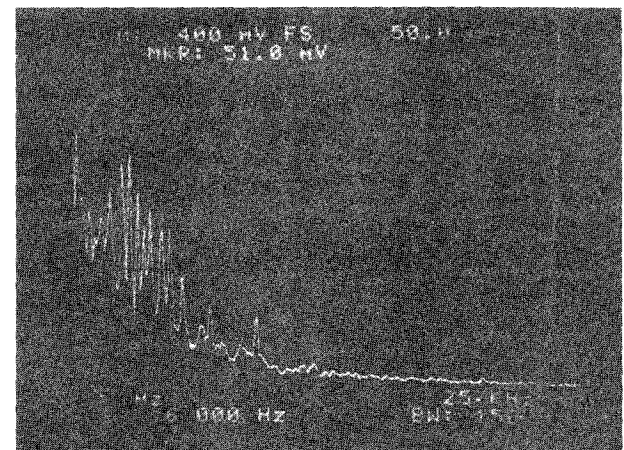
Oscillogramme



Spectre moyenné



Oscillogramme



Spectre moyenné

Fig. 3. - Spectres du bruit ambiant.

avec :

– $S(f, T)$: densité spectrale moyenne calculée sur le temps T ;

– $S(f)$: densité spectrale réelle inconnue;

– $\Gamma^2 = E\{|S(f) - S(f, T)|^2\}$.

La figure 3 représente différentes densités spectrales de bruit établies selon (2) pour $n=100$ à l'aide d'un analyseur de spectre par Transformée de Fourier rapide.

La bande spectrale analysée est obtenue empiriquement en faisant varier la fréquence d'échantillonnage.

On remarque qu'à partir de 6 kHz, l'énergie fréquentielle devient négligeable, au-dessous de cette limite, la densité spectrale est quelconque et ne peut être modélisée.

Nous précisons plus haut que l'identité de l'animal est assurée par un son de percussion produit par un objet sonore. *A priori*, n'importe quel objet, pourvu qu'il émette un son lorsqu'il est frappé, est susceptible d'être reconnu par l'algorithme d'identification. Dans l'application envisagée, où il s'agit de construire un système d'identification, il faut obtenir un nombre très important d'identités sans diversifier à l'infini les objets sonores. Dans cette optique, on choisit un type d'objet sonore, le plus simple possible, puis on fait varier un de ses paramètres dimensionnels afin d'obtenir une gamme de son en rapport avec le nombre d'identités souhaitées. C'est ainsi que l'on obtient une classe d'objets sonores dans laquelle seule la hauteur des sons varie. Nous verrons plus en détail dans le paragraphe 6, un exemple pratique de ce procédé.

Cependant, afin de garder un caractère très général à la méthode, nous modélisons les objets sonores en supposant qu'ils sont quelconques. Il s'agit donc de modéliser une onde transitoire limitée à 4 ou 5 secondes qui admet théoriquement une transformée de Fourier. Cependant, afin d'obtenir un temps de réponse acceptable de l'identificateur, il n'est pas souhaitable de modéliser, sur une période aussi grande. Nous définirons donc le spectre des objets sonores sur une durée $[-T/2, T/2]$ sur 256 points fréquentiels, avec une fréquence d'échantillonnage F_e adaptée à la classe d'objets sonores à modéliser et ce en respectant le théorème d'échantillonnage de Shannon.

Soit :

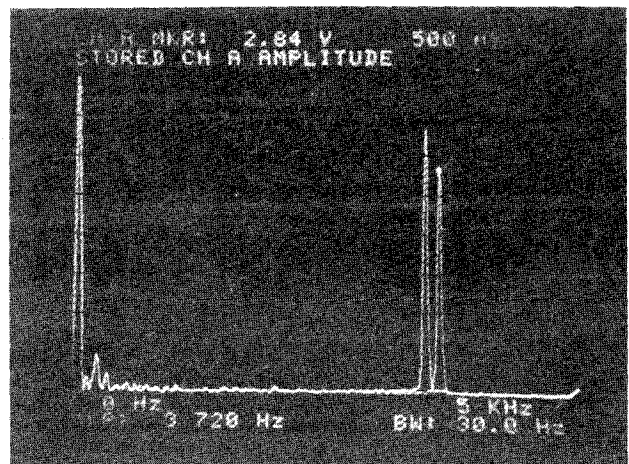
$$(4) \quad F_e \geq 2 \cdot F_{\max}$$

avec : F_{\max} : fréquence la plus élevée contenue dans l'onde sonore analysée de l'objet sonore le plus aigu.

La bande spectrale BS analysée dépend de la complexité des sons émis. Plus le son contient de raies spectrales, plus la bande analysée peut être faible et inversement.

En pratique, les valeurs de ces paramètres sont les suivantes :

$$\begin{aligned} 3 \text{ kHz} < BS < 6 \text{ kHz} \\ 6 \text{ kHz} < F_e < 12 \text{ kHz} \\ 3 \text{ kHz} < F_{\max} < 6 \text{ kHz} \\ 42 \text{ ms} < T < 85 \text{ ms.} \end{aligned}$$



Spectre de deux tubes en cuivre s'entrechoquant, diamètre : 20mm, longueur : 156mm, diamètre : 20mm, longueur : 152mm.

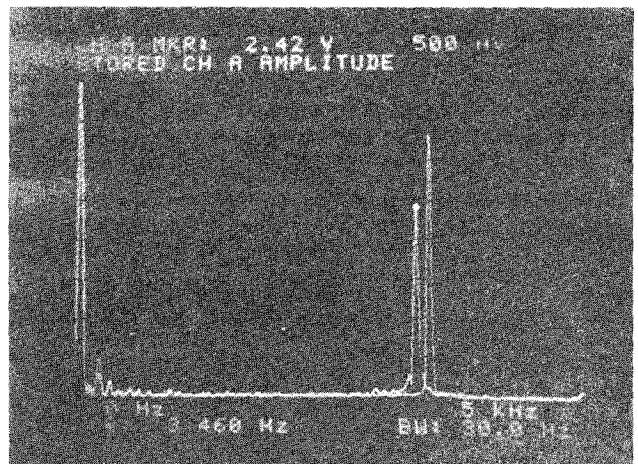


Fig. 4. – Spectre d'objet sonore.

Afin de limiter l'effet de la troncature du signal, nous utilisons la fenêtre de Hamming pour déterminer les spectres selon :

$$(5) \quad W_{HA} = \begin{cases} \xi \times (1 - \xi) \cos(2\pi k/N) & \text{pour } |k| < N/2 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

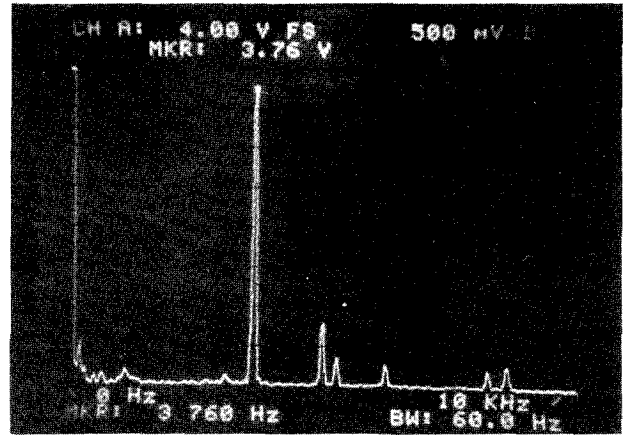
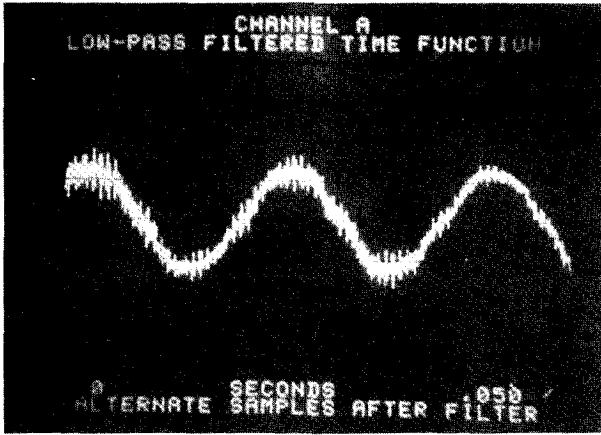
Les paramètres de l'analyse sont :

$$k < 256; \quad \xi = 0,54; \quad N = 512$$

Les figures 4 et 5 représentent les spectres de divers objets sonores construits avec un analyseur de spectre à TFR sur 256 points fréquentiels. Le premier exemple est le spectre d'un objet sonore à son complexe tandis que le second peut être considéré comme le spectre d'un son pur dans la bande $[0,5 \text{ kHz}]$.

D'une manière générale, les spectres présentent l'allure donnée sur la figure 6.

A l'évidence, ces spectres sont caractérisés par un certain nombre de pics fréquentiels correspondant aux modes de vibration de la structure mécanique envisagée. Cette propriété amène à considérer le nombre MR de fréquences de résonances ainsi que leur position spectrale $(f_0, f_1, \dots, f_{MR-1})$. En l'absence de



Spectre d'un tube en cuivre, diamètre : 20mm, longueur : 149 mm.

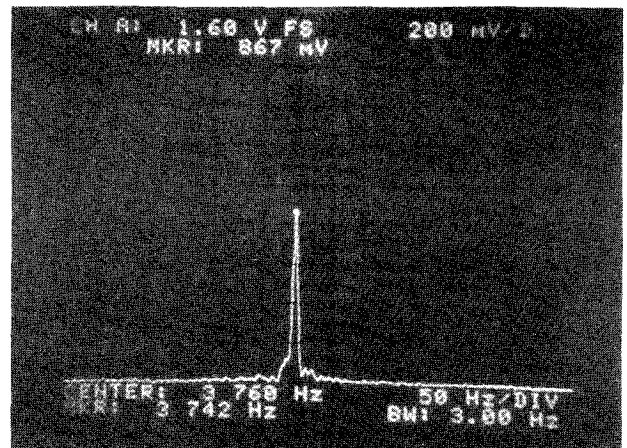
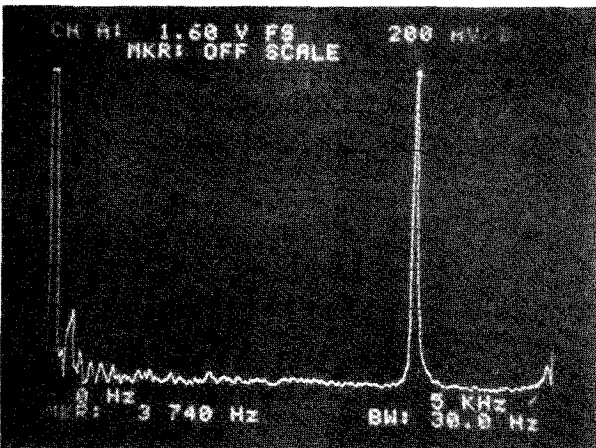


Fig. 5. — Spectre d'objet sonore.

bruits parasites et sur une bande d'analyse donnée, la position de ces raies et leur nombre est suffisant pour déterminer un vecteur de paramètres sensibles à la reconnaissance. Cependant, le bruit acoustique ambiant n'est pas toujours négligeable et il faut en tenir compte dans l'élaboration des vecteurs de paramètres.

Ainsi la modélisation d'un objet sonore appelé O_i se fera en considérant :

- la finesse des raies : P_i (fig. 7).

$$(6) \quad P_i = \text{INF} \left[\frac{h_0}{h'_0}, \frac{h_1}{h'_1}, \dots, \frac{h_{MR}}{h'_{MR}} \right]$$

La valeur de δf est d'un point fréquentiel de la TFR, soit le plus souvent d'une vingtaine de hertz, la valeur P_i est déterminée dans une ambiance sonore non bruitée.

- une tolérance fréquentielle : Δf_i .

La répétition de plusieurs essais non conduit à considérer de légères variations de la position des raies. Les fréquences de résonances sont donc tolérancées selon :

$$(7) \quad \Delta f_i = \text{Sup} [\Delta f_0, \Delta f_1, \dots, \Delta f_{MR_i-1}]$$

- l'erreur commise dans la modélisation fréquentielle

des spectres expérimentaux par une suite d'impulsions fréquentielles (fig. 8).

$$(8) \quad R_i = \frac{\sum_{l=1}^k S(l)}{\sum_{j=1}^{MR_i} S(x(j))}$$

avec : $S(l)$: intensité fréquentielle à la fréquence discrète l ; $x(j)$: fréquence de résonance de numéro j ; MR_i : nombre total de fréquence de résonances pour l'objet i ; k : nombre total de points fréquentiels.

Finalement, le vecteur de paramètres spectraux est donné sous la forme générale :

$$(9) \quad \underline{v}_i = (f_0, \dots, f_{MR_i-1}, \Delta f_i, P_i, R_i)$$

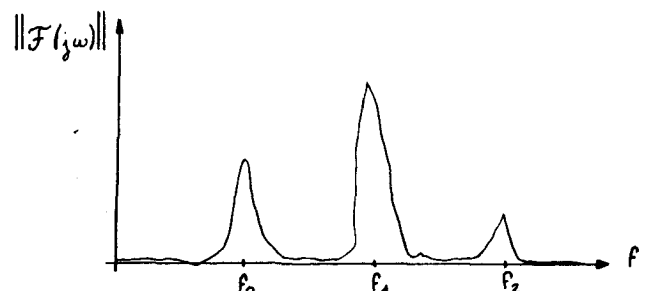


Fig. 6. — Spectre typique d'objets sonores.

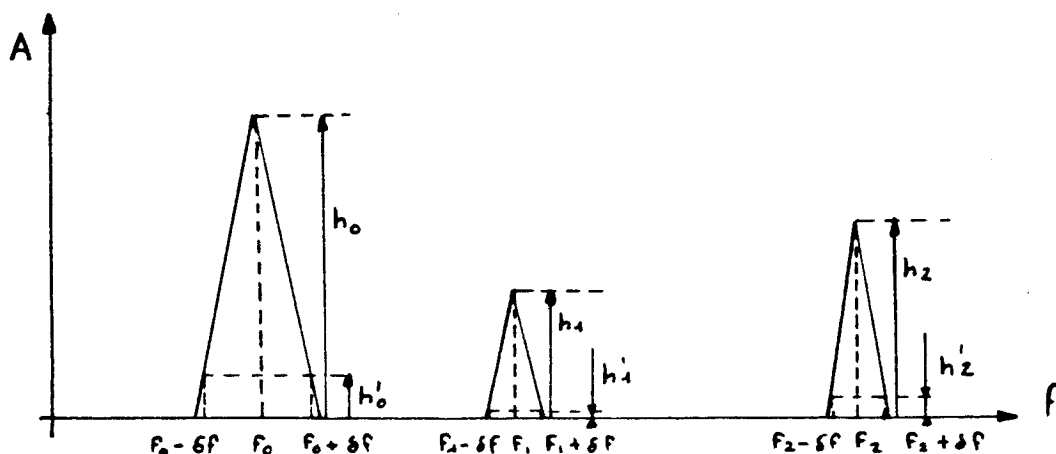


Fig. 7. - Définition du paramètre de pente.

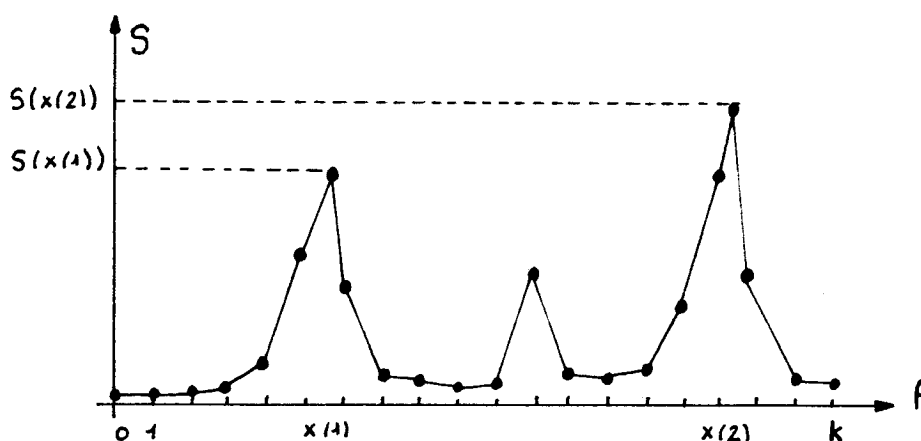


Fig. 8. - Définition du paramètre R_i .

Ce vecteur peut se simplifier dans le cas où l'on réduit le nombre de formes à reconnaître à un seul type d'objet sonore. On obtient alors :

$$(10) \quad \underline{v}_i = (f_0, \dots, f_{MR_i-1}, \Delta F, P, R)$$

4. Algorithme d'identification

Le traitement temporel statistique permet de régler la distance d'identification et d'éviter de lancer intempestivement des procédures fréquentielles.

A partir d'un échantillon $\underline{x}(x_1, x_2, \dots, x_n)$ du signal numérisé d'un microphone, nous devons décider si celui-ci se rapporte au bruit ou au mélange du signal utile et du bruit.

Ceci entraîne une alternative selon les hypothèses H_0 et H_1 .

A cette alternative sont associées les caractéristiques statistiques :

$f(\underline{x}/H_0)$: densité de probabilité de \underline{x} sachant que l'hypothèse H_0 est réalisée.

$f(\underline{x}/H_1)$: densité de probabilité de \underline{x} sachant que l'hypothèse H_1 est vraie.

On définit un rapport de vraisemblance par :

$$(11) \quad \lambda(\underline{x}) = \frac{f(\underline{x}/H_1)}{f(\underline{x}/H_0)}$$

On énonce une règle de décision comme suit :

$$(12) \quad \begin{matrix} H_1 \\ \lambda(\underline{x}) \geq \lambda_0 \\ H_0 \end{matrix}$$

λ_0 désigne un seuil de détection qui dépend du critère adopté. Les critères du maximum de vraisemblance et de Bayes étant inadaptés dans ce problème, nous utiliserons le critère de Neymann-Pearson.

Ce critère engendre quatre cas qui sont : la détection du signal recherché, la non-détection, la fausse alarme et la détection du bruit. C'est à partir d'une valeur de fausse alarme fixée que l'on calcule le seuil K à appliquer au signal sonore. Calculons K dans notre cas.

Le bruit ambiant de l'étable peut être approché par une loi normale du type :

$$(13) \quad w(x) = \frac{1}{\sigma_0 \sqrt{2\pi}} \exp(-x^2/2\sigma_0^2)$$

Supposons que le mélange d'un signal utile et du bruit suive également une loi normale de paramètre σ_1 (écart-type du signal objet sonore plus bruit), admettons que les composantes du vecteur \underline{x} soient statistiquement indépendantes.

Le logarithme du rapport de vraisemblance s'écrit :

$$(14) \quad \text{Log}[\lambda(x_1, x_2, \dots, x_n)] \\ = \sum_{k=1}^n \text{Log} \left[\frac{\sigma_0}{\sigma_1} \right] \exp \left[\frac{-x_k^2}{2} \left(\frac{1}{\sigma_1^2} - \frac{1}{\sigma_0^2} \right) \right] \\ = n \log \left[\frac{\sigma_1}{\sigma_0} \right] - \frac{1}{2} \left[\frac{1}{\sigma_1^2} - \frac{1}{\sigma_0^2} \right] \sum_{k=1}^n x_k^2$$

l'hypothèse H_1 est adoptée si :

$$(15) \quad \sum_{k=1}^n x_k^2 \geq \left[\text{Log} \left(\frac{\sigma_1}{\sigma_0} \right)^n \cdot C \right] \times \frac{2 \sigma_1^2 \sigma_0^2}{\sigma_1^2 - \sigma_0^2} = K$$

avec $\sigma_1 > \sigma_0$

Il s'agit donc de comparer la somme des carrés des composantes à K.

La somme $\sum_{k=1}^n (x_k/\sigma)^2$ des carrés des variables aléatoires normales normées étant distribuée suivant une loi du χ^2 à n degrés de liberté [7], les densités de probabilités de la somme des carrés du premier membre de (12) sont :

$$(16) \quad W_{\sigma_0}(y) = \frac{1}{2 \cdot \Gamma(n/2) \sigma^2} \left(\frac{y}{2} \right)^{(n/2)-1} \exp \left[\frac{-y}{2 \sigma^2} \right]$$

où Γ est une fonction gamma incomplète.

Si c'est l'hypothèse H_1 qui est vraie, nous avons :

$$(17) \quad \gamma = \Pr \left\{ \sum_{k=1}^n x_k^2 \geq K/H_0 \right\} \\ = \int_K^{\infty} W_{\sigma_0}(y) dy : \text{ Fausse alarme}$$

$$(18) \quad \delta = \Pr \left\{ \sum_{k=1}^n x_k^2 < K/H_1 \right\} \\ = \int_0^K W_{\sigma_1}(y) dy : \text{ Non détection}$$

A partir du seuil de fausse alarme fixé par (14) la détermination de la valeur du seuil de décision est donnée par :

$$(19) \quad K = \sigma_0^2 \chi_\gamma^2$$

où χ_γ^2 est une variable aléatoire distribuée selon une loi de χ^2 à n degrés de liberté. Il est à noter que le seuil K ne dépend pas de la grandeur σ_1 .

En portant (16) dans (15), on obtient la relation :

$$(20) \quad \frac{\chi_\gamma^2}{\chi_{1-\delta}^2} = \frac{\sigma_1^2}{\sigma_0^2}$$

Il en découle que la taille obtenue pour la valeur δ à γ donné, dépend du rapport des variances σ_1^2/σ_0^2 .

Si $n \gg 1$, on utilise la relation asymptotique de la loi du χ^2 vers la loi normale et γ et δ s'expriment à l'aide de l'intégrale de Laplace.

Ainsi

$$(21) \quad \chi_\gamma^2 \approx \frac{1}{2} (x_\gamma + \sqrt{2n-1})^2$$

où x_γ est le quantile de la loi normale.

Application à la détection des objets sonores noyés dans le bruit ambiant

Soient : \underline{x} : échantillon à l'instant t_i , σ^2 : variance du bruit à l'instant t_i , m : nombre d'échantillons pris en compte dans le calcul de la variance du bruit, C : critère de détection, K : seuil, $n = \alpha m$: nombre de composantes du vecteur \underline{x} .

Pour $J=1$ à m faire

Numérisation,

composante x_j

$$\beta_j = x_j^2$$

f pour

phase d'initialisation

$$\sigma^2 = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m \beta_j$$

$$K = C \cdot \sigma^2$$

Tant que ID = oui faire

Numérisation $\underline{x} = (x_i, x_{i+\alpha}, \dots, x_{i+\alpha m})$

$$\beta_i = \frac{1}{\alpha m - 1} \sum_{j=i}^m x_j^2$$

Si $\beta_i \geq K$ alors procédure d'analyse fréquentielle

$$\text{sinon } \sigma^2 = (\sigma^2 - \beta_{i-1/\alpha} + \beta_i) \cdot \alpha$$

$k = C \sigma^2$

fsi

f tant

– le calcul de σ est effectué sur un temps long ($1/\alpha$ fois plus grand que β), ceci afin de s'affranchir des variations du bruit ambiant (passage d'un engin aux abords d'identification).

Soulignons que le seuil C est adapté à la puissance des objets sonores utilisés.

Suivant le résultat du traitement temporel statistique, une procédure fréquentielle est engagée. La première phase consiste à classer les vecteurs de paramètres de références (bibliothèque de vecteurs préalablement mémorisés) suivant un critère énergétique que nous décrivons ci-dessous.

Après avoir calculé la densité spectrale de l'onde sonore on ordonne le spectre par valeurs décroissantes des amplitudes fréquentielles en tenant compte du paramètre P. On construit donc un tableau dans lequel le premier élément contient la fréquence de plus grande énergie.

L'élément de rang 1 du tableau est comparé à chaque composante fréquentielle de chaque vecteur prototype de la bibliothèque. Si un ou plusieurs vecteurs possèdent une composante correspondant à la tête du tableau (à $\pm \Delta f_i$ près), alors on calcule la somme des énergies contenues aux composantes fréquentielles de chaque vecteur.

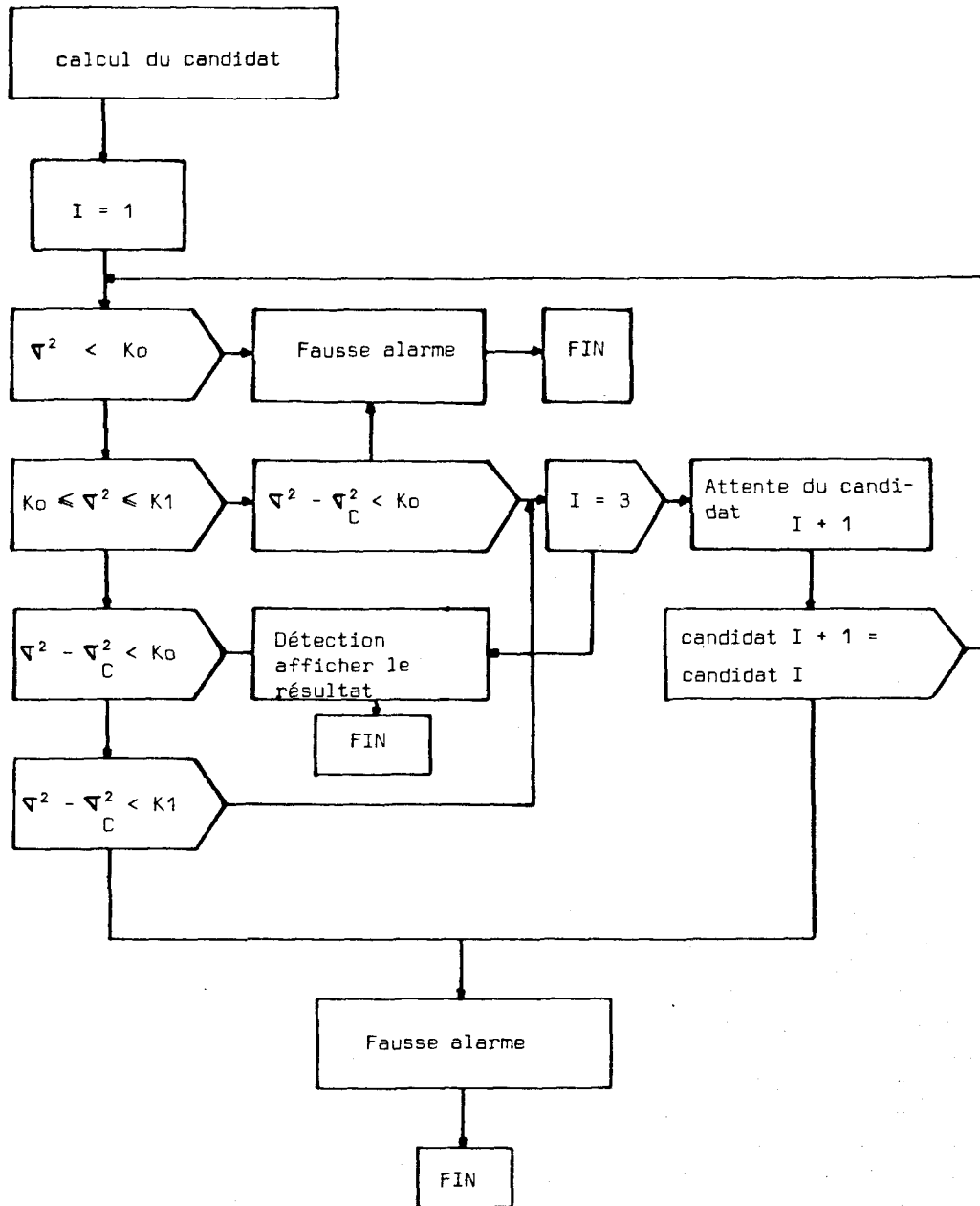


Fig. 9. — Algorithme de décision.

Ces énergies sont multipliées par le coefficient R_i de chaque vecteur, le candidat retenu est celui qui possède, après multiplication, la plus forte énergie.

La procédure est ensuite reconduite avec l'élément de rang 2 du tableau. Si un candidat nouveau existe, son énergie est comparée à l'énergie du précédent. Le candidat résultant est celui qui possède la plus forte énergie.

Le traitement se termine lorsque pour l'élément de rang n , correspondant au vecteur V_n , l'énergie spectrale multipliée par deux (les objets sonores ont au moins deux pics fréquentiels) reste inférieure à

l'énergie du candidat, s'il existe, déterminé auparavant.

A la fin de cette première phase, le candidat qui possède l'énergie spectrale la plus importante, s'il existe, est connu. C'est l'hypothèse H_u .

5. Décision

La procédure fréquentielle que nous venons de décrire permet la construction d'une liste d'hypothèses classées suivant un critère énergétique. Bien que la tête

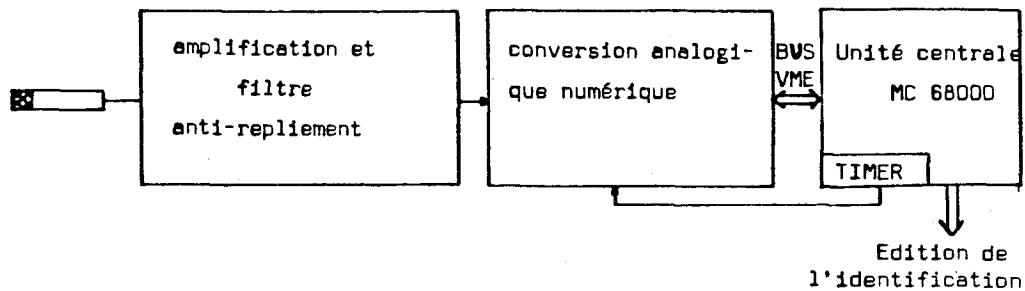


Fig. 10. — Architecture de l'identificateur.

de liste puisse être considérée comme l'hypothèse la plus probable, il est délicat de conclure immédiatement sur la présence réelle du candidat dans le signal (ressemblance instantanée du bruit avec un vecteur modèle).

Afin d'établir une stratégie robuste, nous nous basons à nouveau sur les algorithmes statistiques de choix d'une décision parmi des hypothèses. La technique employée ici est celle de l'échantillonnage progressif tronqué. Nous n'avons plus dans ce cas deux mais trois hypothèses :

1. On accepte l'hypothèse H_0 , décision γ_0 , le candidat est un bruit.

2. On rejette H_0 , on accepte H_w , décision γ_1 , le candidat est accepté.

3. On se refuse à prendre une décision, on poursuit les observations (prélèvement d'un nouvel échantillon x). Par adoption de la décision γ_0 ou γ_1 l'expérience se trouve terminée. Dans le cas contraire on répète la même procédure sur un nouvel échantillon. Si le nouveau candidat est le même que précédemment, alors on adopte à nouveau l'une des trois hypothèses ci-dessus, sinon on adopte l'hypothèse H_0 .

Si la seconde observation n'aboutit pas, nous recommençons une troisième et dernière fois le traitement; cette dernière phase se solde par une décision finale selon deux hypothèses.

1. Le candidat est un bruit, décision γ_0 .

2. Le candidat est effectivement présent dans le signal sonore, décision γ_1 .

Cette technique fait apparaître non plus deux mais trois seuils de décision. Le premier de ces seuils, c'est-à-dire celui qui sépare le domaine du bruit du domaine d'indécision est calculé selon la même méthode que dans la stratégie temporelle.

Le second seuil de décision est choisi pour que la probabilité de fausse alarme soit proche de zéro, ce qui signifie que le dépassement de ce seuil implique la présence d'un objet sonore dans le signal. Ce seuil impose donc un rapport signal sur bruit important pour que la décision γ_1 soit prise immédiatement.

La région d'indécision correspond à la présence d'un objet sonore dans le signal avec un faible rapport signal sur bruit. Il est dangereux de conclure immédiatement, il est préférable de recommencer la procédure pour vérifier l'hypothèse avancée.

En revanche si pour le même candidat la région d'indécision est atteinte trois fois de suite, la décision γ_1 (le candidat est effectivement présent dans l'onde sonore analysée) est adoptée.

La procédure décrite ci-dessus peut être résumée par l'organigramme suivant (fig. 9).

Considérons : σ_c^2 : la puissance du candidat calculée par rapport à la modélisation spectrale, σ^2 : la variance du signal analysé, σ_B^2 : la variance du bruit, K_0 : le premier seuil de décision, k_1 : le second seuil de décision.

Si le candidat issu du traitement fréquentiel est effectivement présent dans le signal sonore, il doit être le seul responsable des variations statistiques.

Ainsi en comparant σ_B^2 à $(\sigma^2 - \sigma_c^2)$ il devient possible de prendre une décision selon la stratégie exposée.

6. Expérimentation et résultats

6.1. ARCHITECTURE DE L'IDENTIFICATION ET PARAMÈTRES DE L'ANALYSE

Les traitements sont effectués sous forme numérique, la figure 10 représente le schéma de principe.

Les paramètres de l'algorithme d'identification sont les suivants :

- fréquence d'échantillonnage F_e : 12 kHz;
- bande passante du filtre analogique : 0 à 5 kHz;
- conversion analogique numérique : 12 bits;
- bande d'analyse $BS = 6$ kHz.

v_i : vecteur de paramètre spectral obtenu par apprentissage $1 \leq i \leq 15$.

m : 65 536.

α : 2^{-9} .

$x_{\gamma} = x_{\gamma_0} = 20\%$.

$x_{\gamma_1} = 0,5\%$.

6.2. LES OBJETS SONORES

L'objectif est d'obtenir un nombre d'identités en rapport avec l'importance du troupeau.

On peut utiliser de nombreux types d'objets sonores, bien que dans l'identification d'animaux, seuls quelques types conviennent. Le plus évident et le plus rustique est la clochette. Malheureusement, le coût et le nombre des identités requises ne permettent pas l'utilisation de cet objet dans cette application. Ceci nous amène à mettre en œuvre une classe d'objets sonores adaptée à l'identification d'animaux. Le principe retenu consiste à construire un objet à l'aide de tubes de cuivre de différentes longueurs qui s'en-

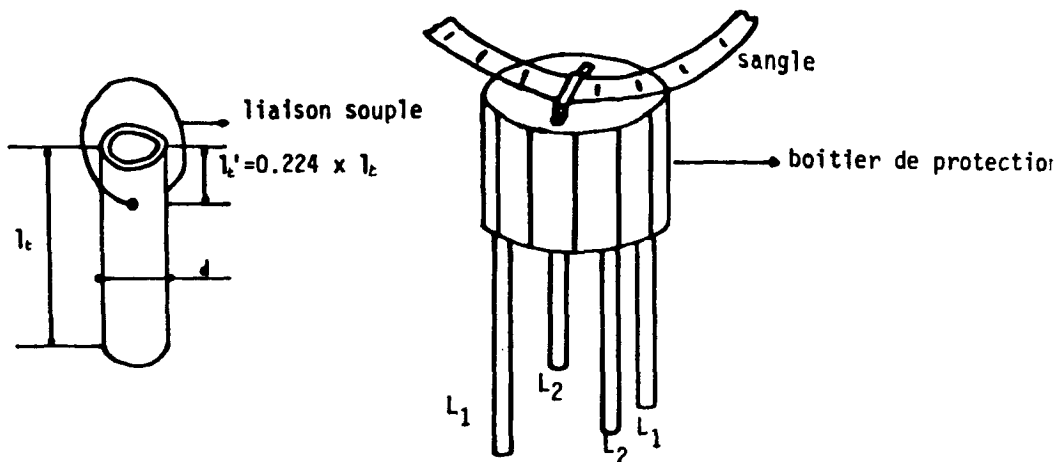


Fig. 11. — L'objet sonore expérimental.

trechoquent avec les mouvements de l'animal. La figure 11 représente le montage utilisé dans l'expérimentation.

Après la résolution des équations mécaniques vibratoires de ce système, on remarque que pour des tubes de cuivre standards dont le diamètre extérieur varie de 10 à 20 mm et la longueur de 140 à 160 mm, la fréquence de résonance du premier mode de vibration est comprise entre 2 et 4 kHz. Le second mode de vibration est rejeté au-delà de 6 kHz. Ainsi, dans une bande d'analyse réduite (0 à 6 kHz), la vibration d'un tube de cuivre comme défini plus haut peut être considérée comme un son pur.

L'algorithme d'identification présenté plus haut permet la reconnaissance de sons complexes. Avec des objets tubulaires, il est possible de reconstituer facilement des sons complexes en multiplexant deux à deux des tubes de longueurs différentes. Cette technique a pour effet d'augmenter considérablement le nombre d'identités. Une série de n tubes permet la construction de N sons complexes, tels que :

$$(22) \quad N = C_n^2 = \frac{n(n-1)}{2}$$

Si $n = 15$, on obtient $N = 105$ identités possibles.

6. 3. FIABILITÉ DU PROCESSUS D'IDENTIFICATION

Les tests effectués au laboratoire avec 15 objets sonores ont démontré une chute du taux d'identification correct proportionnelle à l'ambiance sonore. Cependant, aucune erreur d'identification n'apparaît, seule la probabilité de non-détection augmente.

Afin de réaliser une campagne de mesures significatives, des essais *in situ* sont effectués.

Les conditions d'expérimentation sont les suivantes :

- 15 animaux équipés;
- 2 sites d'identification équipés;
- stabulation libre classique gérée par distributeur automatique de concentré (DAC);
- nombre total d'animaux au voisinage des sites d'identification : 120;
- durée d'expérience 15 jours.

Il s'agit ici, d'interpréter la réponse de l'identificateur aux diverses sollicitations rencontrées sur le site. En reprenant le formalisme développé plus haut, on définit le système idéal suivant :

$Pr_C = 0$ (probabilité de confusion nulle).

$Pr_F = 0$ (probabilité de fausse alarme nulle. Aucun animal n'est reconnu si le site d'identification est vide).

$Pr_D = 1$ (tout animal présent est identifié).

$Pr_N = 0$ (probabilité de non-détection nulle. Aucun animal n'est déclaré absent s'il est présent).

$Pr_B = 1$ (quel que soit le bruit, aucun animal n'est reconnu).

$$Pr_F + Pr_B = 1$$

$$Pr_D + Pr_N = 1$$

Le tableau suivant représente le classement des performances par ordre d'importance, de l'identificateur installé sur le site.

$$Pr_C = 0,02$$

$$Pr_F = 0$$

$$Pr_D = 0,83$$

$$Pr_N = 0,17$$

$$Pr_B = 1$$

Ces résultats montrent que le système n'est pas parfait. Il subsiste des aléas qui sont de deux ordres :

— La non-détection

C'est l'erreur la plus fréquente. Elle est engendrée par un faible rapport signal sur bruit.

En effet sur 17% d'erreurs, 5% sont à attribuer à une ambiance sonore exceptionnellement élevée et 12% à un mauvais fonctionnement de l'objet sonore.

— La confusion

C'est l'erreur la plus grave puisqu'elle consiste à affirmer l'identification de l'objet sonore « x » alors qu'il s'agissait de l'objet sonore « y ». Cette erreur est directement issue de la procédure d'analyse fréquentielle (confusion du spectre « x » avec le spectre « y ») en aucun cas elle ne peut être imputée aux procédures

de décisions statistiques. C'est pourquoi, elle est indépendante des erreurs de première et seconde espèces. Sur les 2% observés, 1,5% sont issus de bruits extérieurs aux sites d'identification et 0,5% de parasites divers.

7. Conclusion

Cet article décrit un procédé d'identification sonore qui apporte des solutions au problème spécifique de l'élevage. En effet, ce système peut être utilisé à n'importe quel endroit de l'étable. Il est facilement extensible (l'équipement d'un site ne nécessite qu'un capteur de son) et d'un coût réduit (l'équipement d'un animal revient à quelques francs).

La fiabilité de ce procédé est correcte. La non-détection a très peu d'importance puisqu'il suffit d'une nouvelle procédure d'identification pour reconnaître l'animal. Quant à la probabilité de confusion elle peut être réduite en réalisant une isolation phonique sommaire des sites d'identifications et en doublant les identifications.

Manuscrit reçu le 29 juin 1987.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] D. ARGANT, Dispositif de reconnaissance à distance d'un mobile porteur d'un dispositif répondeur code, Brevet d'invention n° 7833474, 1978.
- [2] H. J. KASTROLL, Transponderfütterung — Kosten und nützen, *DLG Mitteilungen*, 94, n° 8, avril 1979.
- [3] J. RODRIAN, Dispositif d'identification d'animaux, Brevet d'invention n° 7834603, 1978.
- [4] D. WOLF, Dispositif d'identification sonore d'animaux, Brevet d'invention déposé le 19/01/87, actuellement non référencé.
- [5] D. WOLF, Identification automatique d'objets mobiles par reconnaissance acoustique. Application à l'élevage, *Thèse de doctorat*, INPL, Nancy, 1986.
- [6] J. MAX, *Méthodes et techniques de traitement du signal et applications aux mesures physiques*, 1, Masson, 1981.
- [7] B. LEVINE, *Fondements théoriques de la radiotechnique statistique*, Tome 1,1, MIR, 1972.