



**HAL**  
open science

# Optimisation du pouvoir discriminant d'un "nez électronique" en vue de la classification de composés organiques volatiles émis par les matériaux de construction et de décoration

Chaouki Regoui, Olivier Ramalho, Séverine Kirchner

► **To cite this version:**

Chaouki Regoui, Olivier Ramalho, Séverine Kirchner. Optimisation du pouvoir discriminant d'un "nez électronique" en vue de la classification de composés organiques volatiles émis par les matériaux de construction et de décoration. 11ème congrès Reconnaissance de Formes et Intelligence Artificielle (RFIA'98), Jan 1998, Clermont-Ferrand, France. hal-00697403

**HAL Id: hal-00697403**

**<https://hal.science/hal-00697403>**

Submitted on 15 May 2012

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

## **Optimisation du pouvoir discriminant d'un "nez électronique" en vue de la classification de composés organiques volatiles émis par les matériaux de construction et de décoration**

## **Optimisation of the discrimination capability of an "electronic nose" for the classification of volatile organic compounds emitted by building materials and furnishings**

Chaouki REGOUI ✂ Olivier RAMALHO ✂ Séverine KIRCHNER ✂

✂ Laboratoire SIP, UFR Mathématiques-Informatique, Université Paris V, 45 rue des saints pères 75006 Paris, France, ☎:33.1.44.55.35.56, fax:33.1.44.55.35.36, e-mail: regc@math-info.univ-paris5.fr

✂ Centre Scientifique & Technique du Bâtiment, CSTB, service EAE, BP02 77421 Marne-la-Vallée Cedex2, France, ☎:33.1.64.68.82.66, fax:33.1.64.68.84.73, e-mail: kirchner@cstb.fr

### **Résumé**

*Ce travail concerne l'optimisation, à l'aide de techniques de reconnaissance de formes, du pouvoir discriminant d'un système d'évaluation de la qualité, d'un point de vue olfactif, de l'air intérieur des locaux d'habitation et de bureaux. Ce système utilise un ensemble de capteurs multi-gaz (aussi appelés "nez électronique"), basé sur des capteurs à polymères conducteurs et des techniques de reconnaissance de formes statistiques et neuronales.*

*Huit Composés Organiques Volatiles (COVs) odorants, fréquemment émis par les matériaux de construction et de décoration ont été choisis pour évaluer le pouvoir discriminant de ce système vis-à-vis de trois critères chimiques.*

*Une exploration des données par des techniques de reconnaissance de formes a été entreprise en vue de déterminer les mécanismes guidant la réponse du système. Un apprentissage supervisé avec des techniques neuronales a enfin été effectué pour classer les différents échantillons et évaluer l'applicabilité du système au problème posé.*

### **Mots-clef**

Nez électronique, odeur, qualité de l'air intérieur, approche neuronale, analyse factorielle.

### **Abstract**

*This work concerns the optimisation, by means of pattern recognition techniques, of the discrimination power of an indoor air quality (on odorous basis) assessment system. Such a system is based on a gas sensor array (also known as an "electronic nose") composed of conducting polymer sensors, and pattern recognition techniques, statistical and neural as well.*

*Eight odorous Volatile Organic Compounds (VOCs) frequently emitted by the building materials and furnishings were chosen to assess the system's discrimination capability beside three chemical criteria.*

*A pattern recognition data exploration has been undergone in order to unveil the mechanisms governing the system's response. A supervised learning with neural network technique was accomplished to classify the samples and evaluate the system's usefulness for the problem addressed.*

### **Keywords**

Electronic nose, odor, indoor air quality, neural network approach, factor analysis.

### **1. Introduction**

L'utilisation de nouveaux matériaux synthétiques telles moquettes, dalles plastiques, peintures etc., dans les locaux à usage d'habitation ou commerciaux, a pris une ampleur ces dernières années en relation avec l'amélioration du confort, de la réduction du bruit, de la maîtrise de l'énergie et même comme facteur d'amélioration du bien être. Au même moment, le nombre des plaintes de différents effets sur le confort et la santé dus à l'usage de tels matériaux n'a cessé de croître. L'émission de composés organiques volatiles (COVs) étant fréquemment incriminée, en tant que cause, par les milieux s'intéressant aux problèmes de qualité de l'air intérieur.

En vue de répondre à différentes applications (qualification de matériaux sur critère de confort, asservissement de ventilation...), il est nécessaire de disposer d'une qualification globale de la qualité de l'air intérieur.

Nous nous intéressons à la caractérisation odorante (reconnaissance, classification de profils odorants) des différentes sources de pollution dues aux matériaux de construction et de décoration utilisés dans les locaux. L'odeur devra donc être traduite par un ensemble de descripteurs mono-dimensionnels différents (les signaux issus des capteurs multi-gaz).

Mathématiquement, cela revient à trouver une application entre l'espace des capteurs et l'espace des caractéristiques sensorielles (espace des impressions odorantes), le critère primordial étant de respecter la proximité dans l'espace sensoriel en travaillant dans l'espace des capteurs.

### L'odeur et le système olfactif humain

Chez les vertébrés, le système olfactif décrit une odeur grâce à quelques dizaines de caractéristiques seulement, correspondant à autant de récepteurs olfactifs différents mais ayant des domaines de sensibilité qui se chevauchent [6]. Cela suffit, cependant, à caractériser une grande partie des 50.000 molécules potentiellement odorantes. Une sensation d'odeur est donc l'intégration des différentes réponses produites par les différents types de récepteurs olfactifs. En fait, une odeur est l'interprétation du signal donné par la chimio-réception spécifique d'un système olfactif, c'est à dire la stimulation du système olfactif par des molécules odorantes émises par un objet.

L'être humain possède un système olfactif très sensible et une molécule seule peut être détectée (sensibilité quantique). L'image sensorielle de l'odeur peut être décomposée en un codage spatial (qui dit "ce que c'est") et une dimension temporelle ("combien").

### Le matériel utilisé: un "nez électronique"

Plusieurs techniques physico-chimiques (Chromatographie en phase gazeuse, spectroscopie de masse etc.) ont été utilisées dans le but d'évaluer la qualité de l'air intérieur en évaluant les composés organiques volatiles (COVs) émis par les matériaux [2, 3, 7]. Ces techniques demeurent cependant coûteuses et lourdes à mettre en oeuvre.

De prometteuses techniques ont vu le jour comme les capteurs multi-gaz (ou nez électroniques) et commencent à trouver application dans différents domaines comme l'agro-alimentaire, l'emballage, les cosmétiques ainsi que l'industrie automobile. Plus récemment des applications environnementales ont été abordées notamment concernant la qualité de l'air. Basés sur différents types de matériaux actifs (oxydes métalliques, phtalocyanines, polymères conducteurs, cristaux de quartz...) les capteurs disponibles sont utilisés en raison de leur large spectre de sensibilité et parce qu'ils permettent, lors d'une utilisation en réseaux de capteurs, de

discriminer des mélanges chimiques complexes sans le recours à une séparation des composés individuels. Dans cette optique, un tel instrument tendrait à imiter l'olfaction humaine d'où le surnom de nez électronique [5,7].

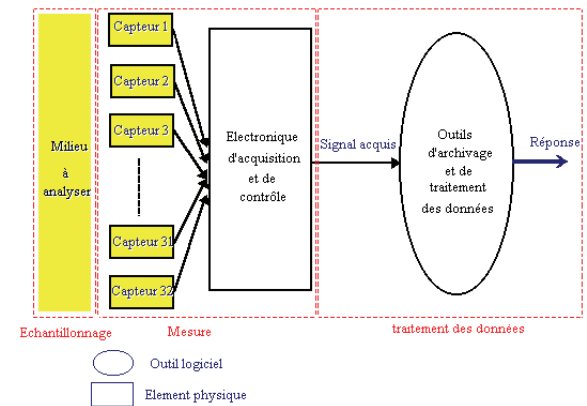


Figure 1: Schéma de principe d'un système multi-capteurs (ici cas à 32 capteurs)

Une bonne définition d'un système multi-gaz est : 'un "nez électronique" ou système de capteurs multi-gaz est un instrument composé d'un ensemble de capteurs dotés d'une spécificité partielle, fonctionnant selon un principe chimique, et d'un outil approprié de reconnaissance de formes permettant de reconnaître des odeurs simples ou complexes' [1].

Fonctionnellement, un tel système se décompose en trois procédures distinctes: l'échantillonnage ou préparation de l'échantillon, la mesure proprement dite et le traitement des données (figure 1). Le signal d'acquisition issu de ces capteurs dépend donc de plusieurs paramètres relatifs à la nature de l'odeur elle-même (type, concentration) mais aussi aux différentes procédures entreprises:

- l'échantillonnage : système de livraison du flux d'odeur : profil du flux, gaz porteur mais aussi conditions ambiantes de température et humidité surtout,
- les capteurs utilisés pour la mesure: caractéristiques de la réaction de l'odeur avec le matériau actif du capteur, nature du matériau de captage,
- et les techniques de traitement de l'information choisies.

De plus, pour une utilisation en "capteurs d'odeurs", il est exigé des capteurs individuels d'avoir une sensibilité partielle c'est-à-dire qu'ils doivent répondre à un large éventail de gaz.

Les applications de contrôle-qualité dans les industries agro-alimentaires sont celles où les résultats obtenus sont les plus prometteurs actuellement, notamment pour la caractérisation des composés volatiles responsables de l'arôme d'un

produit en temps réel, de l'évaluation de l'interaction contenu/contenant (arômes altérés par l'emballage par exemple) etc..

Ces systèmes souffrent cependant d'une mauvaise reproductibilité de la réponse à un gaz déterminé dans un laps de temps relativement court (quelques mois), et de l'empoisonnement chimique irréversible de certains types de capteurs. Le choix de la technologie de capteurs est de ce fait un compromis sensibilité/dérive/durée de vie [5].

## 2- Les données

Nous axons ce travail vers la classification de profils olfactifs bien déterminés (corps purs connus, émis par les matériaux de construction et de décoration) et une assignation de signature unique par le système de capteurs multi-gaz; autrement dit, il s'agit de déterminer le pouvoir discriminant des capteurs utilisés vis-à-vis des substances expérimentées.

Notre outil de travail est basé sur un nez électronique constitué d'un réseau de 32 capteurs à polymères conducteurs qui, soumis à une phase volatile (stimulus), produit un signal électrique multi-dimensionnel: l'empreinte du stimulus. Cette empreinte est identifiée par rapport à une base de données contenant des empreintes similaires.

Huit composés purs, fréquemment émis par les matériaux de construction ont été choisis pour déterminer la capacité du système à les discriminer. Trois critères ont guidé ce choix:

**a)- la longueur de la chaîne carbonée:** pour lequel ont été choisis trois des composés, l'éthylbenzène (10 échantillons), le propylbenzène (10 échantillons) et le toluène (12 échantillons) qui diffèrent par le nombre d'atomes de carbone sur la chaîne et qui est de un, deux et trois atomes de carbone respectivement.

Le niveau de réponse des capteurs, pour les échantillons de chaque composé, furent aux alentours de -0,5 et 0,5 %  $\Delta R/R$  avec une erreur relative de 6 à 50% (observée sur les capteurs donnant des réponses insignifiantes). Ces variations de réponse furent dues aux variations de la température ambiante, variations de la pression atmosphérique, et différences d'humidité absolue entre le sac de référence et le sac contenant l'échantillon. Néanmoins, les concentrations des composés utilisés furent suffisamment élevées pour compenser les variations observées.

**b)- la position du radical sur le noyau cyclique:** pour lequel trois autres, l'ortho-xylène (12 échantillons), métha-xylène (10 échantillons) et para-xylène (12 échantillons) présentant une différence de la position relative des deux groupes méthyle sur le noyau benzénique ont été sélectionnés.

**c)- et la différence de polarité:** mettant en œuvre l'éthylbenzène (10 échantillons), le styrène (14 échantillons) et le phénylacétylène (11 échantillons) qui diffèrent par la nature de la liaison carbone-carbone dans la chaîne carbonée, simple, double ou triple, augmentant ainsi la réactivité de la liaison.

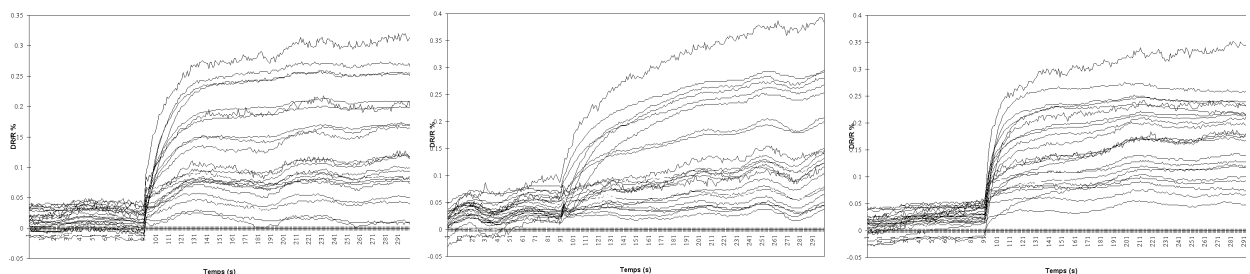


Figure 2: réponses des capteurs à l'éthylbenzène, propylBenzène et toluène (en % $\Delta R/R$ )

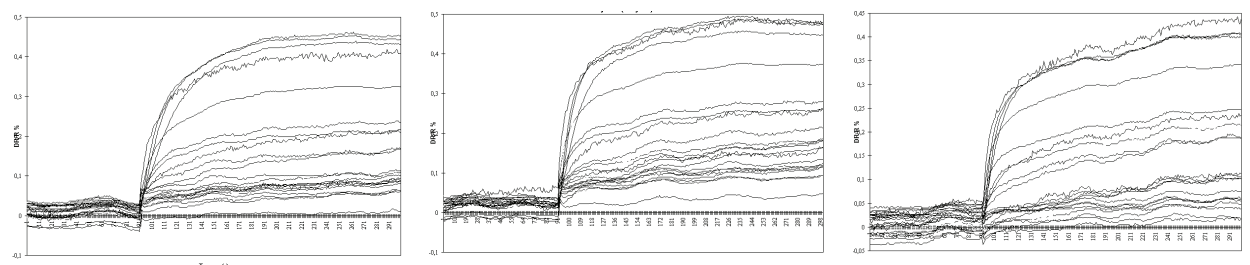
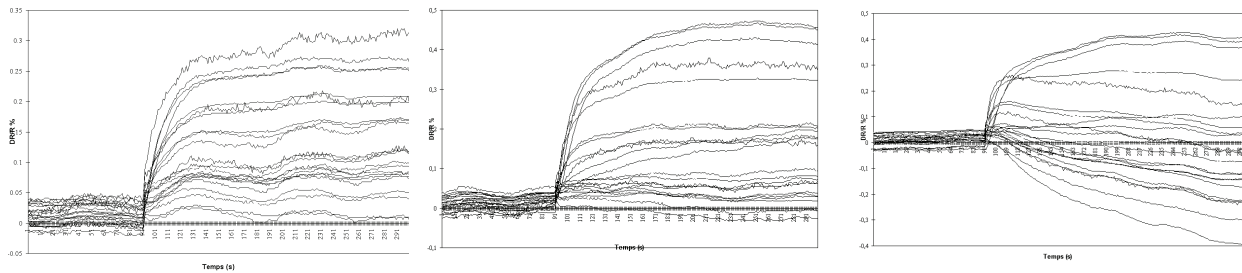


Figure 3: réponses des capteurs à ortho, metha et para-xylène (en % $\Delta R/R$ )



**Figure 4: réponses des capteurs à l'éthylbenzène, styrène et phénylacétylène (en % $\Delta R/R$ )**

Les figures 2, 3 et 4 représentent le signal multi dimensionnel (variation relative de résistance des trente deux capteurs) durant les phases de référence (signal avant injection de gaz, du à l'air de référence) et la phase d'acquisition proprement dite (augmentation d'amplitude du signal due à l'acquisition de gaz).

Tous les capteurs exhibent une pente positive lorsqu'ils sont soumis au toluène ainsi qu'aux autres composés excepté le styrène qui montre une réponse intermédiaire, avec notamment des capteurs qui ne répondent pas du tout. La réponse observée pour le phénylacétylène montre des variations de résistance positives (augmentation de la résistance du polymère) et négatives (augmentation de la conductivité du polymère).

La réponse du capteur est basée sur la différence des énergies d'interaction entre les sites actifs du film de polymère conducteur et le composé volatil entraînant des niveaux de variation de la conductivité de chaque capteur. Ces interactions moléculaires dépendent de la nature et structure des sites et des composés. Le problème est de déterminer si le système est capable de reconnaître de petites variations dans la nature ou la structure des échantillons. Un pouvoir discriminant idéal serait de reconnaître de petites variations par rapport à un composé de référence.

### **L'acquisition**

Le système utilisé est d'une technologie basée sur l'adsorption/désorption de produits chimiques volatiles sur un ensemble de capteurs à polymères conducteurs. Les composants actifs des capteurs sont des polymères d'une géométrie spatiale uniforme. Leur vitesse de réaction à un composé chimique volatil est de quelques secondes pour parvenir au point d'équilibre (état stable entre adsorption et désorption des volatiles de l'échantillon).

Chaque polymère dans le système multi-capteurs présente des changements spécifiques de sa résistance électrique, mesurable au travers de chaque élément de capteur, suivant l'exposition à différentes odeurs. La variation de résistance électrique est mesurée par rapport à un ligne de référence zéro prédéterminée. Les composés chimiques volatiles interagissent avec les différents capteurs, c'est pourquoi les capteurs sont non spécifiques. L'adsorption d'un composé volatil

est le résultat combiné de la polarité (charge) et de la géométrie spatiale (taille et forme) du volatil. La concentration joue aussi un rôle important. Le système multi-capteurs contient 32 polymères différents. Ceci permet d'obtenir un faisceau de sélectivités qui se chevauchent et qui couvrent un large spectre. Ces interactions produisent des variations de résistance des capteurs concernés; ceci est la 'signature' du composé analysé. Celle-ci est globale c'est-à-dire que si le composé analysé comprend une multitude de molécules, elle correspond à la somme de toutes les interactions de ces différentes molécules.

Chaque sac d'échantillon fut testé en comparaison d'un sac témoin rempli d'air synthétique après un temps d'équilibre suffisant pour la transition liquide-vapeur. La réponse obtenue est exprimée en pourcentage de variation de la résistance relative pour chaque capteur (% $\Delta R/R$ ). Après chaque acquisition les capteurs sont lavés avec une solution et ensuite soumis à de l'air propre.

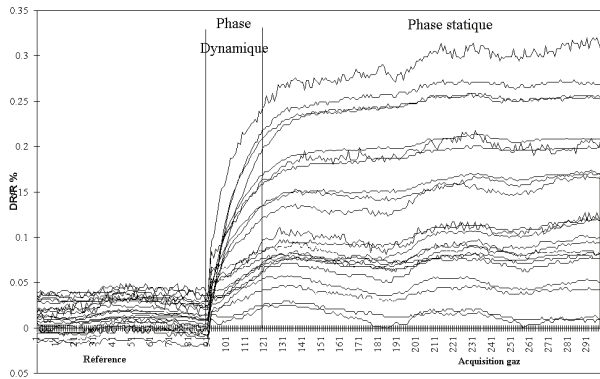
Pour chaque composé, le volume injecté est déterminé de manière à obtenir les mêmes amplitudes de signal global de réponse (somme des 32 réponses pour chaque test) pour autoriser des rapports signal/bruit similaires. L'intervalle d'échantillonnage du signal est de 1 seconde. La phase utile du signal (acquisition gaz) dure 210 secondes.

### **3- Le traitement des données**

Les données furent analysées par comparaison des deux phases du signal :

**a)- la phase dynamique:** correspondant au début du processus d'adsorption/désorption entraînant une importante variation de la réponse. Dans cette phase, l'information considérée, a été la pente du signal global (somme des trente deux composantes).

**b)- la phase statique :** correspondant à l'équilibre du processus d'adsorption/désorption donnant un seuil stabilisé de réponse. Dans cette phase, l'information considérée a été la moyenne sur les trente deux composantes du signal.



**Figure 5: les phases statique et dynamique**

Le processus d'analyse des données fut divisé en deux étapes:

#### **a- Analyse statistique des données**

Une classification hiérarchique ascendante de l'ensemble des échantillons est utilisée, basée sur leurs coordonnées factorielles obtenues par analyse en composantes principales (A.C.P). Le recours à l'analyse en composantes principales permet la réduction de la dimensionnalité de l'espace des données (pour une meilleure représentation des données) et la détection des structures possibles de ces données.

Les résultats montrent que les échantillons sont difficilement discriminables uniquement sur leurs coordonnées factorielles (figure 6).

#### **b- Analyse neuronale des données**

Pour permettre l'apprentissage du réseau de neurones, les échantillons ont été divisé en deux sous-ensembles :

1. le sous-ensemble d'apprentissage : composé de 5 échantillons d'éthylbenzène, 5 de propylbenzène, 6 de toluène, 7 de styrène, 6 de phénylacétylène, 6 d'orthoxyène, 5 de méthaxylène et 6 de paraxylène. Soit un total de 46 échantillons.
2. le sous-ensemble de test : composé de 5, 5, 6, 7, 5, 6, 5 et 6 respectivement. Soit un total de 45 échantillons.

L'architecture de réseau de neurones utilisée est un Perceptron multi-couches utilisant l'algorithme de rétro propagation du gradient pour ajuster ces poids. L'initialisation des poids au départ est aléatoire.

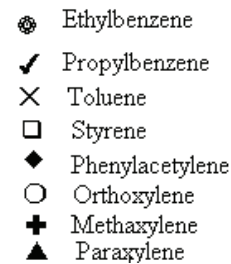
Les taux de classification présentés (en pour cent) sont calculés sur l'ensemble de test. Les différents apprentissages ont tous été faits sur quelques milliers de cycles (dans tous les cas moins de 20.000 cycles).

## **4. Résultats**

Les résultats présentés, synthétisent, l'exploration statistique des données, au moyen de l'analyse en composantes principales, comme moyen de réduction de dimensionnalité (pour la représentation graphique) suivie de la classification hiérarchique ascendante (utilisant le critère de Ward pour l'agrégation) [4].

Pour cette dernière, une table de confusion est présentée afin de faire ressortir la répartition des échantillons de chaque composé dans les différentes classes trouvées par classification hiérarchique et ainsi envisager une explication des erreurs constatées. Explications qui trouveront leur origine, soit dans le protocole expérimental d'acquisition, soit dans la nature chimique (ou le profil odorant) des composés confondus.

Les représentations graphiques ainsi que les tables de confusion sont établis pour les deux phases de données utilisées: statique et dynamique.



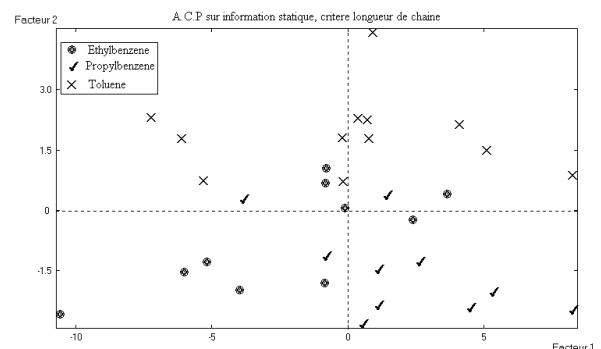
**Figure 6: représentation graphique des différents composés**

Dans les figures qui suivent, les différents composés respecteront la représentation graphique ci-dessus.

Afin de ne pas alourdir ce document, seule l'étude du premier critère aura toutes ces représentations. Par la suite, la seule représentation-résultat présentée sera le tableau du taux de classification neuronale des deux phases de l'information traitée. Néanmoins, les traits les plus importants des dites représentations seront abordés.

### **4.1 Le premier critère: longueur de chaîne carbonée**

Une analyse en composantes principales a été effectuée sur les phases statique et dynamique des échantillons d'éthylbenzène, propylbenzène et toluène. Elles sont représentées figures 7 et 8. Les coordonnées factorielles ainsi calculées ont servi à la classification hiérarchique des différents échantillons. Le résultat de cette classification est représenté, pour chaque phase, après l'A.C.P correspondante.



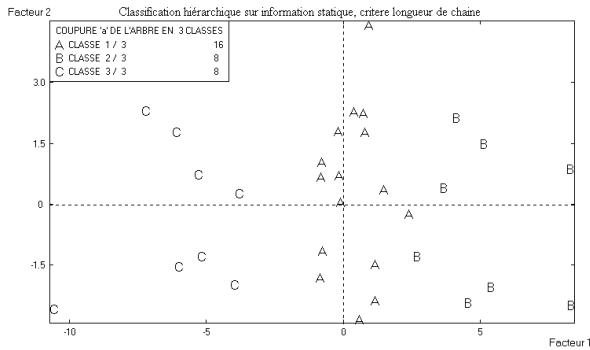


Figure 7: A.C.P. suivie d'une classification hiérarchique de la phase statique

La table de confusion de la phase statique montre qu'on arrive à trouver une partition (en fait un niveau de coupe de l'arbre hiérarchique) qui permette de diviser l'ensemble des échantillons en trois classes.

Classes	A	B	C
<b>Nombre d'éléments</b>	<b>16</b>	<b>8</b>	<b>8</b>
éthylbenzène	5	1	4
propylbenzène	5	4	1
toluène	6	3	3

Tableau 1: Table de confusion de la classification hiérarchique ascendante sur phases statique

Néanmoins, on constate que la répartition des échantillons sur les trois classes engendre une classe majoritaire en nombre (16) et que les échantillons de chaque classe proviennent majoritairement de deux composés différents en plus d'au moins un échantillon du troisième composé (tableau 1).

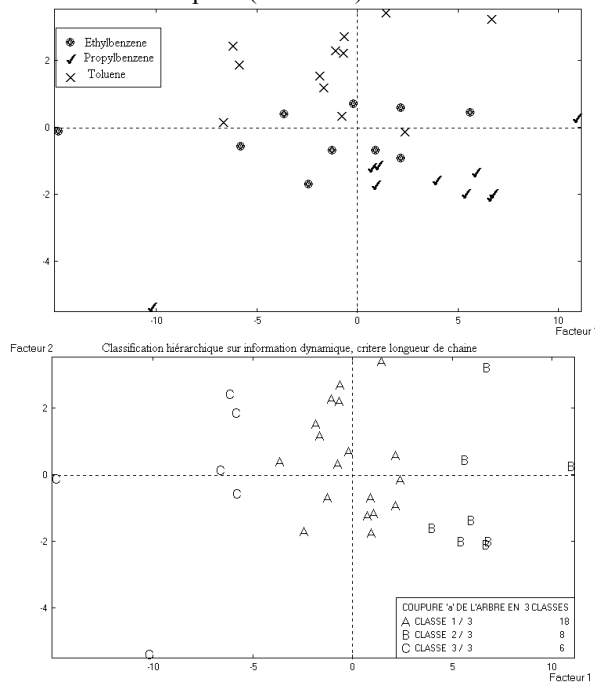


Figure 8: A.C.P. suivie d'une classification hiérarchique de la phase dynamique

Les mêmes constatations sont faites pour la phase dynamique, avec la différence que l'une des trois classes (la 2) est formée majoritairement (6 sur 8) d'échantillons de propylbenzène (tableau 2).

Classes	A	B	C
<b>Nombre d'éléments</b>	<b>18</b>	<b>8</b>	<b>6</b>
éthylbenzène	3	1	2
propylbenzène	7	6	1
toluène	8	1	3

Tableau 2: Table de confusion de la classification hiérarchique ascendante sur phase dynamique

Cette exploration des données étant faite, il fut choisi d'utiliser un classifieur neuronal supervisé pour segmenter l'espace des échantillons. Les résultats obtenus sont résumés dans le tableau 3.

	Statique	Dynamique
	Taux de classification (%)	
<b>Global:</b>	<b>88</b>	<b>83</b>
Ethylbenzène	80	100
Propylbenzène	100	100
Toluène	83	50

Tableau 3: classification neuronale sur phases statique, dynamique

La classification neuronale sur information de la phase statique donne un taux de classification global meilleur qu'en dynamique (88% contre 83%) avec une reconnaissance de tous les échantillons du propylbenzène quel que soit la phase utilisée. Les résultats, en phase statique notamment, sont jugés bons pour les trois composés. La différence de longueur de chaîne carbonée des trois composés est donc perceptible par le système de capteurs multi-gaz.

#### 4.2 Le second critère: position du radical

La classification hiérarchique ascendante opérée sur les coordonnées factorielles de la phase statique des échantillons d'ortho, metha et para-xylène a permis de les répartir en trois classes avec une classe prépondérante numériquement (15 éléments) et une autre très minoritaire, les échantillons de chaque classe provenant de deux composés différents et dans deux des classes plusieurs échantillons proviennent du troisième composé. Les trois classes trouvées sont une combinaison des trois composés initiaux. Le résultat est jugé mauvais. Pour la phase dynamique, les trois classes peuvent être obtenues mais les remarques ci-dessus restent valables avec la différence que l'une des trois classes est formée majoritairement d'échantillons de paraxylène. Le résultat ne correspondait pas à celui attendu.

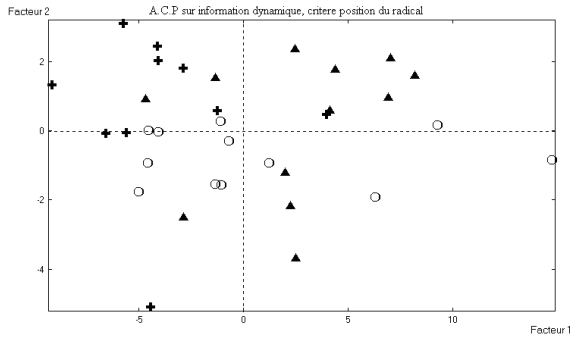


Figure 9: A.C.P. de la phase dynamique

L'étude neuronale a montré que les échantillons les moins bien reconnus sont ceux du paraxylène et ce, pour les deux phases du signal, l'orthoxyène et le methaxylène étant reconnus avec un taux toujours correct (supérieur à 80%).

	Statique	Dynamique
	Taux de classification (%)	
<b>Global:</b>	<b>77</b>	<b>71</b>
Orthoylene	83	83
Metaxylène	80	80
Paraxylène	67	50

Tableau 4: classification neuronale sur phases statique et dynamique

#### 4.3 Le troisième critère: polarité

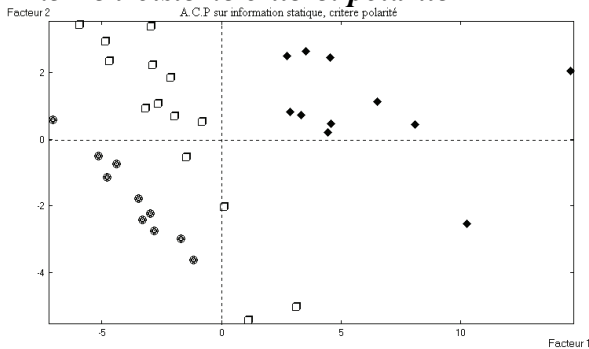


Figure 10: A.C.P. de la phase statique

La meilleure partition par classification hiérarchique n'a été que de quatre classes pour les deux types (phases) d'information utilisée. Pour la phase statique, deux des quatre classes (à 3 trois et huit éléments) ne contenaient que des échantillons de phénylacétylène, qui a ainsi pu être séparé des autres composés même s'il se répartit en deux groupes distincts.

La phase dynamique (4 classes aussi), quant à elle, a exhibé une grande confusion entre les différents composés.

Le recours à la classification neuronale a permis de, globalement, bien classifier les différents échantillons (plus de 90% de réussite en dynamique) atteignant la totale classification de tous les échantillons pour la phase statique (tableau 5).

	Statique	Dynamique
	Taux de classification (%)	
<b>Global:</b>	<b>100</b>	<b>90</b>
Ethylbenzène	100	100
Styrène	100	71
Phénylacétylène	100	100

Tableau 5: classification neuronale sur phases statique et dynamique

#### 4.4 Les huit composés

Après avoir utilisé les trois critères pour classifier les différents composés chimiques en regard de chaque sous-ensemble d'échantillons, nous avons évalué les réponses du système aux huit composés étudiés, pris ensemble.

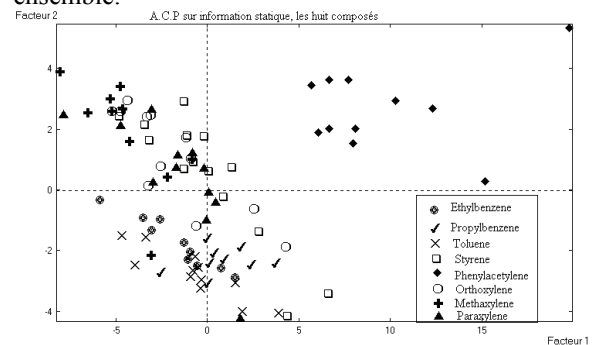


Figure 11: A.C.P. de la phase statique des 8 composés

Les tables de confusion des phases statique et dynamique mettent en valeur la grande confusion des échantillons des différents composés même si le nombre de classes recherché peut être obtenu (la partition existe). Le seul résultat intéressant est que le phénylacétylène (dans la phase statique) peut être isolé des autres composés dans trois classes différentes mais qui ne contiennent que ce composé.

	Statique	Dynamique
	Taux de classification (%)	
<b>Global:</b>	<b>79%</b>	<b>81%</b>
Ethylbenzène	80%	50%
Styrène	75%	71%
Phénylacétylène	100%	100%
OrtoXylène	100%	83%
MetaXylène	80%	80%
Paraxylène	17%	67%
Propylbenzène	100%	100%
Toluène	83%	100%

Tableau 6: classification neuronale sur phases statique et dynamique des huit composés

La classification neuronale sur information de la phase statique des huit composés, a permis un taux de classification global de 79% avec un taux très mauvais (17%) pour le paraxylène. La phase dynamique présente globalement des résultats comparables (81%) mais un score moyen (50%) pour l'éthylbenzène.



Il est à remarquer, que tous les échantillons de phénylacétylène et propylbenzène sont reconnus quelque soit la phase utilisée.

## 5. Conclusion et perspectives

L'évaluation du pouvoir discriminant du nez électronique vis-à-vis de huit COVs fréquemment émis par les matériaux de construction répondant aux trois critères chimiques choisis, a été entreprise.

En regard de l'information acquise par le nez électronique, il fut mis en évidence que l'utilisation de l'information statique était suffisante pour discriminer nos échantillons même si l'information dynamique a permis d'obtenir une classification, parfois, plus précise.

L'approche statistique a mis en avant les relations existant entre les classes d'échantillons en regard de chaque critère. Ces relations étaient complexes et le recours à la classification neuronale a permis de tenir compte de cette complexité et d'obtenir des résultats satisfaisants dans le cadre de l'application effectuée.

La variation à laquelle le système a été le plus sensible, comme prévisible, étant la polarité. La variation dans les deux autres critères a été perceptibles dans nos mesures dans un moindre degré que la polarité. Ces résultats confirment que le nez électronique était sensible aux variations des critères choisis et a permis une discrimination acceptable. Le phénylacétylène, comparé aux autres composés, a exhibé un comportement singulier.

Un travail sur la fusion des informations des phases statique et dynamique est entrepris. La phase globale fusionnant ces deux informations, n'apporte pas actuellement, de résultats meilleurs que chacune des phases prises séparément. Il reste des problèmes, de normalisation notamment, à traiter afin de ne pas perdre les détails du signal qui comportent de précieux indices sur les profils olfactifs des composés.

Nous nous penchons également sur l'effet des paramètres perturbants les mesures à savoir les conditions expérimentales d'acquisition (la dérive dans le temps de la réponse des capteurs, la température d'acquisition et l'humidité).

Un protocole sensoriel (constitution d'un panel humain) a été défini afin de recueillir l'information sensorielle donc subjective et guider l'apprentissage du système de capteurs multi-gaz. Cette information devra guider la classification qui tendra à trouver une partition de l'espace des échantillons acquis conforme à l'avis du panel constitué. Une fois l'apprentissage exécuté, le but est d'obtenir un système de capteurs portable, répondant en temps-réel (quelques minutes) et s'affranchissant de tout instrument analytique ou aide sensorielle pour une analyse d'ambiance intérieure.

## 6. Remerciements

Nous exprimons nos remerciements, aux Professeurs Patrick MACLEOD, du laboratoire de neurobiologie sensorielle de l'École Pratique des Hautes Études et Georges STAMON du laboratoire des Systèmes Intelligents de Perception de l'université Paris V, pour les conseils qu'ils ont bien voulu nous prodiguer.

Le soutien financier de l'Association Nationale de la Recherche Technique (ANRT) ainsi que l'Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Énergie (ADEME) pour l'accomplissement de ce travail est très apprécié.

## Références

1. Gardner J.W. & Bartlett P.N., 1994. "A brief history of electronic noses", *Sensors & Actuators B*, 18-19, 211-220.
2. Karpe P., Kirchner S. et Rouxel P., 1995. "Thermal desorption-gas chromatography-mass spectrometry-flame ionization detection-sniffer multi-coupling: a device pour the determination of odorous volatile organic compounds in air", *Journal of Chromatography A*, vol. 708, p. 105.
3. Karpe P. et Kirchner S., 1996. "Contribution of volatile organic compounds to the odor of building materials", *Indoor Air'96*, 21-26 July 1996, Nagoya, Japan.
4. Lebart L. Morineau A. Piron M. (1995) "Statistique exploratoire multidimensionnelle", Dunod.
5. NATO advanced research workshop 'Sensors and sensory systems for an electronic nose', Reykjavik Iceland, aug 91, Kluwer ed.
6. Persaud K. 1992. "Electronic gas & odour detectors that mimic chemoreception in animals", *Trends in analytical chemistry*, 11 (2), 61-67.
7. Zellweger C., Hill M., Gehrig R. et Hofer P., January 1997. "Emissions of volatile organic compounds (VOC) from building materials", EMPA report.