

AVANTAGE COMPUTATIONNEL DE L'INFORMATION DE BASSE FREQUENCE SPATIALE DANS LA RECONNAISSANCE D'EXPRESSIONS FACIALES DE PEUR PAR UN RESEAU DE NEURONES ARTIFICIELS

Martial MERMILLOD

*Laboratoire de Psychologie Sociale et Cognitive (LAPSCO). CNRS UMR 6024
Université Blaise Pascal
34, av. Carnot
63037 Clermont-Ferrand Cedex (France)
e-mail : mermillod@svpsy.univ-bpclermont.fr*

Nathalie GUYADER

*Laboratoire des Images et Signaux (LIS) CNRS UMR 5083
46 avenue Félix Viallet
38031 Grenoble cedex 01
e-mail : nguyader@yahoo.fr*

Carole PEYRIN

*Fédération de Neurologie. INSERM Unité 455
Hôpital Purpan
31059 Toulouse cedex 3
e-mail : carole.peyrin@toulouse.inserm.fr*

David ALLEYSSON

*Laboratoire de Psychologie et NeuroCognition (LPNC). CNRS UMR 5105
Université Pierre Mendès France,
BP 47, 38040 Grenoble Cedex 9 (France)
e-mail : David.Alleysson@upmf-grenoble.fr*

Christian MARENDAZ

*Laboratoire de Psychologie et NeuroCognition (LPNC). CNRS UMR 5105
Université Pierre Mendès France,
BP 47, 38040 Grenoble Cedex 9 (France)
e-mail : Christian.Marendaz@upmf-grenoble.fr*

Résumé

Des travaux en neuro-imagerie (Vuilleumier, Armony, Driver & Dolan, 2003) ont montré que la réponse hémodynamique de l'amygdale à des visages exprimant la « peur » (vs. « neutre ») dépend de la composition des images en terme de fréquences spatiales. Par rapport aux conditions contrôles, l'amygdale est préférentiellement active lorsque les visages présentés sont en basses fréquences spatiales (par rapport aux hautes fréquences spatiales). Par ailleurs, le profil des réponses hémodynamiques montre que l'information basse fréquence emprunte une voie sous-corticale passant par le colliculus supérieur et le pulvinar. L'ensemble de ces résultats suggère donc que les basses fréquences spatiales, véhiculées par la voie magnocellulaire, contiennent suffisamment d'information, et une information suffisamment discriminative, pour générer une réponse catégorielle de l'amygdale sur la « dimension émotion ». Pour tester cette hypothèse, nous avons réalisé une simulation mixant l'approche neurocomputationnelle (codage des entrées) et celle connexionniste (réseau d'apprentissage). Conformément à l'hypothèse, les résultats obtenus suggèrent qu'un système neuronal distribué a intérêt, lors d'une tâche de catégorisation de visages en terme d'émotion (« peur » vs. « neutre »), à accéder prioritairement à l'information en basse fréquence spatiale plutôt qu'à celle en haute fréquence spatiale. La voie magnocellulaire pourrait donc permettre au système neurocognitif humain de réaliser une catégorisation fiable (et rapide si cette voie va directement à l'amygdale) du contenu émotionnel des visages.

Abstract

Vuilleumier, Armony, Driver & Dolan (2003) have shown that amygdala cells to fearful expressions of human faces seem to be more activated by intact or low spatial frequency (LSF) faces than high spatial frequency (HSF) faces. These fMRI results may suggest that LSF components might be processed by a subcortical pathway that is assumed to bypass the striate cortex in order to process LSF components faster than HSF components of visual stimuli. The purpose of the present paper is to test the usefulness of LSF information as compared to HSF information in a visual classification task performed by an artificial neural network and a statistical classifier. Our results show that visual information, conveyed by LSF faces, allows the connectionist model to better recognize or categorize fearful faces amongst neutral faces than HSF faces. These results suggest that high-speed connections from the magnocellular layers to the amygdala might be a fast and efficient way to perform classification of human faces with respect to their emotional expressions.

1. Introduction

Des travaux en neuroimagerie (Vuilleumier, Armony, Driver & Dolan, 2003) ont montré l'existence d'une réponse hémodynamique au niveau de la voie sous-corticale allant du colliculus supérieur à l'amygdale via le pulvinar, lors de la présentation d'images de visages filtrées en basses fréquences spatiales (BFS) et présentant une expression de peur ou une expression neutre. Ces travaux montrent également, qu'à l'inverse, les images de visages filtrées en hautes fréquences spatiales (HFS) activent peu ou pas l'amygdale et le signal issu de ces visages emprunte la voie ventrale (cortex occipito-temporal). En accord avec les recherches sur le « blindsight » (de Gelder, Vroomen, Pourtois & Weiskrantz, 1999; Rossion, de Gelder, Pourtois, Guérit & Weiskrantz, 2000), ces résultats montrent que la transmission du signal lié aux expressions faciales 'émotionnelles' (ici de peur) court-circuiterait le cortex strié en empruntant une voie magnocellulaire sous-corticale véhiculant très rapidement l'information de basse fréquence spatiale. Pourquoi le vivant a-t-il élaboré de telles voies visuelles aux propriétés spatio-temporelles inversées ? Ces propriétés ont-elles un intérêt particulier pour un réseau de neurones devant catégoriser de l'information perceptive ? Dans cet article, nous essayons de répondre à cette question par la simulation, en utilisant un modèle de catégorisation parallèle et distribué dont les entrées sont un résumé spectral des images filtrées en fréquences (BFS vs. HFS) ou non. Les données obtenues valident l'idée que le système neurocognitif humain pourrait trouver une utilité fonctionnelle à une voie visuelle BF pour réaliser une catégorisation fiable (et rapide si cette voie va directement à l'amygdale) du contenu émotionnel des visages.

1.1 Elaboration d'un modèle computationnel de vision.

Cette partie décrit le modèle de perception visuelle que nous utilisons pour coder les images. Ce modèle s'inspire de la biologie et ses principes sont résumés dans Guyader, Chauvin, Peyrin, Hérault, & Marendaz (2004). Dans la littérature, différentes méthodes sont utilisées pour compresser l'information visuelle en vue de traitements connexionnistes. Par exemple, l'extraction de traits perceptifs (Brunelli & Poggio, 1993), l'utilisation de l'analyse en composante principale sur l'intensité des pixels (Turk & Pentland, 1991; Abdi, Valentin, Edelman & O'Toole, 1995; Cottrell, Branson & Calder, 2002) ou l'utilisation de « holons » résultant de l'utilisation de réseaux de neurones non-linéaires (Cottrell, 1990) permet une représentation réduite de l'espace des pixels. Cependant, ces différentes méthodes basées sur la réduction de l'information contenue directement dans les pixels ne rendent pas compte de l'information fréquentielle qui nous intéresse ici.

Le modèle de vision que nous utilisons n'est pas un réseau neuromimétique en soit mais utilise des outils computationnels qui simulent la décomposition en fréquences spatiales et orientations opérée par le système visuel. Cette simulation est réalisée par l'application dans le domaine fréquentiel d'un banc de filtres de Gabor sensibles à différentes longueurs d'ondes et différentes orientations. Des travaux antérieurs montrent que l'évaluation statistique de l'erreur résiduelle entre la différence de profils de réponse des cellules complexes de V1 et des filtres de Gabor n'est pas discernable d'une erreur aléatoire (Jones & Palmer, 1987; Jones, Stepnoski & Palmer, 1987).

1.2 Couplage à un réseau de neurones parallèle et distribué.

L'objectif de ce modèle est de simuler des variables d'ordre comportemental observées chez le sujet humain. Il a été montré que les systèmes de traitement de l'information parallèles et distribués permettent de simuler de façon assez fine des performances cognitives humaines telles que la catégorisation (McClelland, McNaughton & O'Reilly, 1995), la mémoire (Rumelhart, Hinton & McClelland, 1986; French, 1997; Ans & Rousset, 1997), la lecture (Ans, Carbonnel & Valdois, 1998), le développement cognitif (Mareschal & French, 1997; 2000 ; French,

Mareschal, Mermillod & Quinn, 2004) et, plus généralement, l'accès aux représentations sémantiques (McClelland & Rogers, 2003 pour une revue). Ces simulations connexionnistes consistent à utiliser un réseau de neurones parallèle et distribué utilisant l'algorithme de rétro-propagation du gradient d'erreur. Ce réseau de neurones est fréquemment décrit dans la littérature comme un classificateur universel grâce à ses capacités d'approximation, de généralisation et de résistance à la dégradation physique.

De récentes études (French, Mermillod, Quinn, Chauvin & Mareschal, 2002; Mermillod, Guyader & Chauvin, 2004) ont montré que le couplage du modèle de perception visuelle avec un réseau de neurones parallèle et distribué (figure 1) permet d'obtenir des patterns de résultats en accord avec des données comportementales obtenues dans la littérature dans des tâches de mémoire et de catégorisation visuelle.

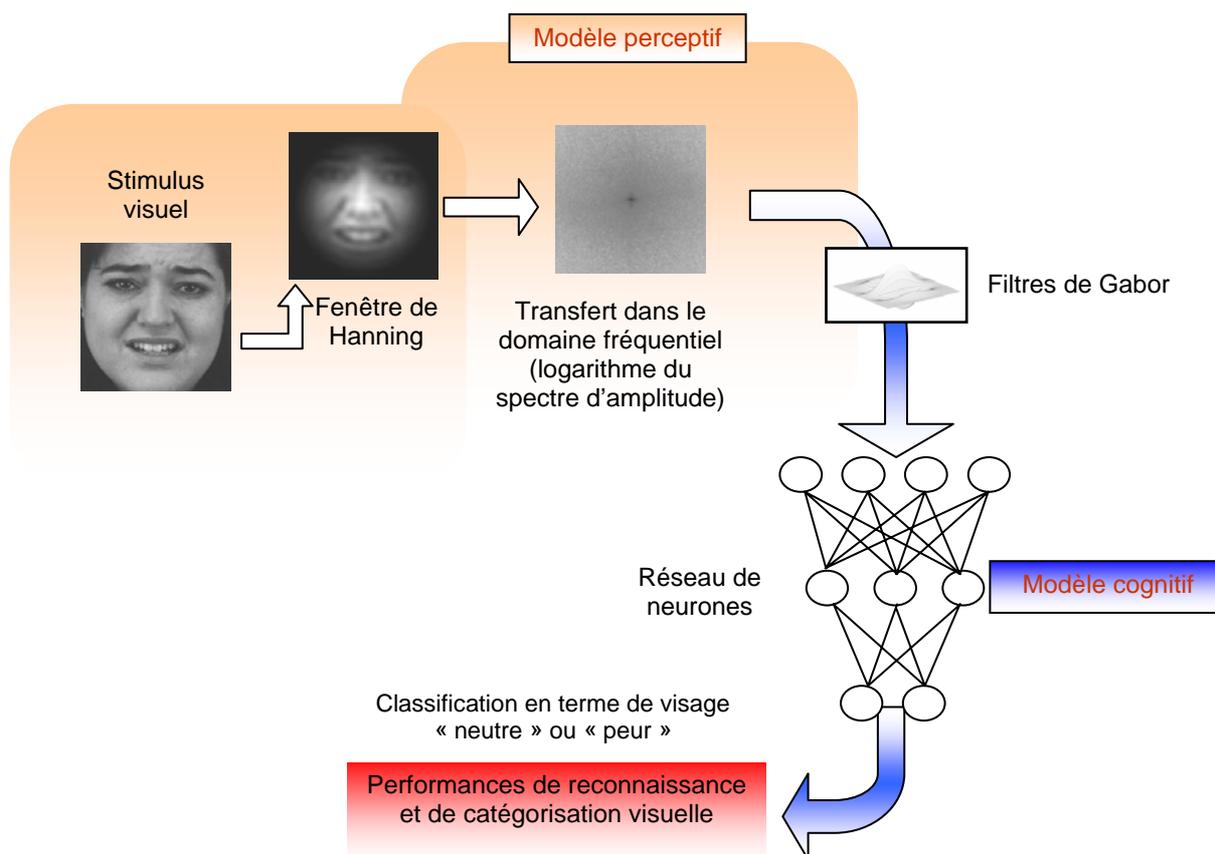


Figure 1. Couplage des modèles computationnel et connexionniste.

2. Simulations connexionnistes

L'objectif de cette partie est de tester, par l'intermédiaire d'un réseau de neurones, l'information contenue dans les fréquences spatiales d'une image, dans une tâche de catégorisation émotionnelle de visages.

2.1 Stimuli

Les stimuli sont ceux utilisés précédemment par Vuilleumier et al. (2003). Ils correspondent à 160 visages humains exprimant deux émotions (peur vs. neutre). Chaque visage est présenté de face, et avec chacune des deux émotions (figure 2).



Figure 2. Ligne du haut (de gauche à droite): visage « neutre » résolu, neutre BFS, neutre HFS

Ligne du bas (de gauche à droite): visage de « peur » résolu, peur BFS, peur HFS

Les stimuli utilisés sont des photographies en 256 niveaux de gris avec une luminance moyenne de 112, 118 et 115, respectivement pour les images résolues, HFS et BFS ; ces différences entre conditions expérimentales ne sont pas significatives. Par ailleurs, les réponses des filtres de Gabor sont ensuite normalisées à l'entrée du réseau connexionniste de façon à avoir une quantité d'énergie équivalente dans chacune des conditions expérimentales. Toutes les images ont une taille de 198 x 198 pixels.

2.2 Matériel et procédure

Avant la simulation connexionniste, les images ont été filtrées par le modèle décrit à la figure 1. Une implantation de 56 filtres de Gabor (7 bandes de fréquences et 8 orientations) a été effectuée dans le domaine de Fourier. Chaque image est décrite par 56 valeurs, chacune correspondant à l'énergie (le carré de l'amplitude) moyenne de l'image à la sortie des différents filtres. Les images BSF possèdent une quantité infime d'information HFS, elles seront donc codées uniquement sur les trois bandes de basses fréquences spatiales. Chaque image est alors décrites par un vecteur de 24 unités (3 fréquences spatiales et 8 orientations). De même, les images HFS ne sont codées que par les 3 canaux de plus hautes fréquences. Au niveau connexionniste, pour chaque "run" de simulation, 10 stimuli de chaque catégorie ont été sélectionnés aléatoirement. A chaque itération, le réseau connexionniste associe un vecteur d'énergie relatif à un visage de la catégorie « peur » vs. « neutre » à un vecteur codant pour l'une ou l'autre catégorie (vecteur peur : 0 1 ; vecteur neutre : 1 0). L'architecture du réseau est composée de 24 cellules d'entrées, de 6 cellules cachées et de 2 cellules de sorties (figure 3).

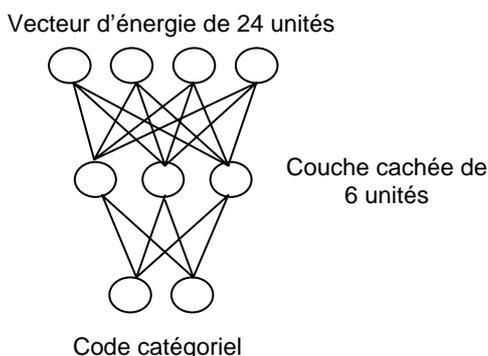


Figure 3. Architecture du réseau connexionniste.

Le but est de former, par apprentissage associatif supervisé, une frontière non-linéaire dans l'espace réduit à 24 dimensions des images de visages. Ensuite, le réseau est testé au niveau de ses performances de généralisation sur les 140 stimuli restants (70 de « peur », 70 « neutres »). Pour chaque run, l'apprentissage s'effectue sur 500 itérations sur les 20 stimuli tirés aléatoirement au début de chaque run. 50 runs ont été effectués par un premier réseau entraîné sur le contenu BF des 2 catégories peur et neutre. 50 runs ont été effectués sur un second réseau identique mais utilisant le contenu fréquentiel HF des catégories.

2.3 Résultats

Après apprentissage du **contenu fréquentiel des basses fréquences** des visages de « peur » et « neutre », le réseau aboutit à une performance moyenne sur 50 runs de : (i) 94.7 % de reconnaissance correcte de nouveaux visages de « peur » et (ii) 90.1 % de reconnaissance correcte de nouveaux visages « neutres ». Le nombre d'exemplaires servant à la phase d'apprentissage a volontairement été réduit après une série de simulations pilotes afin de ne pas produire d'effet plafond.

Après apprentissage du **contenu fréquentiel des hautes fréquences** des visages, le réseau produit une performance moyenne sur les 50 runs de : (i) 86.6 % de reconnaissance pour des nouveaux visages de « peur » et (ii) 87.5 % de reconnaissance pour des nouveaux visages « neutres ».

La différence de performance induite par le contenu fréquentiel (BFS Vs HFS) pour la reconnaissance de nouveaux visages est significative pour reconnaître une expression faciale de peur ($F(1, 98) = 48.3$, $MSE=3245.88$ $p<0.001$) mais aussi pour reconnaître une expression faciale neutre ($F(1, 98) = 4.92$, $MSE=338$ $p<0.05$).

2.4 Discussion

Les résultats montrent une facilité pour le réseau distribué à classifier des stimuli visages en basses fréquences par rapport à des visages filtrés en hautes fréquences spatiales. Cette différence est significative mais cependant réduite. De précédentes simulations avec ce type de réseau montrent qu'un algorithme d'apprentissage supervisé « surperforme » les performances de classification, aboutissant souvent à un effet plafond ne permettant pas de comparer les différentes conditions expérimentales.

L'enjeu de simulations connexionnistes ultérieures sera donc de tester un algorithme d'apprentissage non-supervisé afin de réduire cet effet plafond de façon à tester clairement l'utilité fonctionnelle des différents canaux fréquentiels pour un réseau de neurones.

Globalement, ces résultats sont congruents avec des travaux antérieurs de psychologie cognitive montrant que l'information de basse fréquence spatiale semble préférentiellement utilisée par le système cognitif humain pour différencier les expressions émotionnelles (Schyns & Oliva, 1999).

3. Distribution statistique des stimuli

L'objectif de cette analyse complémentaire aux simulations précédentes est de comprendre pourquoi, en terme de distribution statistique des données, les canaux de hautes fréquences spatiales permettent de moins bonnes performances de classification, comparées aux canaux de basses fréquences spatiales. Le réseau de neurones étant identique dans chaque condition expérimentale, l'effet n'a pu être induit que par les propriétés statistiques

des stimuli utilisés. Cette description sera réalisée par analyse en composante principale (ACP) des stimuli de façon à décrire les visages dans un espace plan.

3.1 Analyse en Composante Principale

Le but de l'ACP est de réduire l'espace à 24 dimensions des stimuli à un espace normalisé et orthogonal à 2 dimensions par projection des stimuli sur l'espace plan codé par les deux premiers vecteurs propres identifiés par l'ACP. En d'autres termes, les sorties produites par le modèle perceptif selon 3 bandes de fréquences et 8 orientations permettant de décrire chaque stimulus par un point dans un espace à 24 dimensions, seront dans un premier temps recodées dans le nouvel espace orthogonal des vecteurs propres. Ensuite chaque stimulus sera projeté sur le plan décrit par les 2 premiers vecteurs propres et décrivant le maximum de variance des stimuli. Une précédente étude (Mermillod, Guyader, Vuilleumier, Alleysson & Marendaz, 2005) montre que la variance expliquée par les deux premiers vecteurs propres rend compte de plus de 90 % de la variance perceptive observée sur les stimuli. Cette technique permet d'obtenir une description graphique simplifiée des stimuli de façon à comprendre l'origine des résultats computationnels obtenus par le réseau de neurones (figure 4).

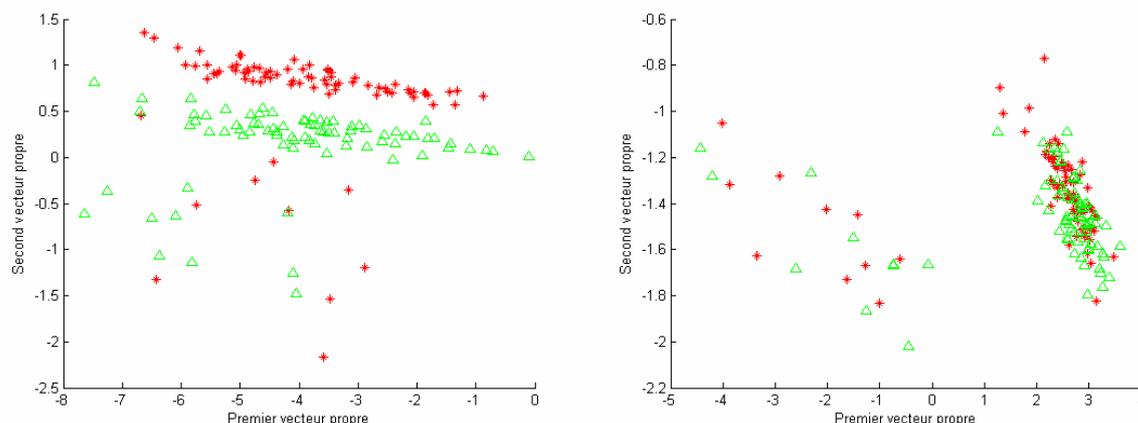


Figure 4. Distribution statistique des stimuli par projection sur l'espace plan composé des 2 premiers vecteurs propres. Graphique de gauche : stimuli de basses fréquences spatiales, graphique de droite : stimuli de hautes fréquences spatiales.

3.2 Résultats

Les caractéristiques statistiques du signal nous permettent de constater une plus grande différenciation des stimuli de basses fréquences spatiales, représentés par deux agrégats de données plutôt bien différenciés. A contrario, l'information de haute fréquence spatiale produit un pattern de données montrant un fort chevauchement inter-catégoriel. Ces résultats ont pour seul objectif la description de la distribution statistique des stimuli. Nous ne nous risquons donc pour l'instant à aucune interprétation concernant le contenu sémantique représenté par les 2 premiers vecteurs propres.

3.3 Discussion

Le résultat des caractéristiques statistiques mises en évidence par l'ACP est une meilleure séparation des données sur la base du contenu de BFS. Différentes données rapportées dans la littérature montrent que ce type de distribution statistique induit généralement des difficultés de catégorisation pour les modèles naturels et

artificiels (Mareschal et al., 2000 ; French et al., 2004). La puissance computationnelle du réseau de neurones est à souligner ici puisqu'un modèle linéaire de catégorisation ne permet pas de dépasser 55 % de catégorisation correcte sur la base de l'information HF (contre 88.7 % pour l'information BF). En d'autres termes, un réseau parallèle et massivement distribué permet malgré tout de tirer partie de l'information statistique, probablement liée à la structure corrélacionnelle des entrées, de façon à catégoriser avec une certaine fiabilité les stimuli HF (bien qu'inférieure aux résultats obtenus sur la base de l'information BF).

4. Conclusion

L'objectif de la recherche était de comprendre, par la simulation, en quoi les propriétés spatio-temporelles des voies visuelles magnocellulaire (BFS) vs. parvocellulaire (HFS) pouvaient présenter un intérêt particulier pour un réseau de neurones devant catégoriser de l'information perceptive. Cette question était abordée plus concrètement dans le cadre de la catégorisation des expressions faciales émotionnelles et prenait appui sur les données IRMf obtenues récemment par Vuilleumier et al. (2003). Ces données suggéraient une catégorisation émotionnelle rapide de visages au niveau de l'amygdale, basée sur l'information magnocellulaire (BF) véhiculée par la voie sous-corticale passant par le pulvinar et le colliculus supérieur. Une telle hypothèse est concordante avec les travaux de Kawasaki, Kaufman, Damasio, Damasio, Granner, Bakken, Hori, Howard & Adolphs (2001) et Eimer & Holmes (2002) montrant que le décours temporel de la réponse neurophysiologique de sujets humains exposés à des visages de peur (donc impliquant potentiellement l'amygdale) est plus rapide (120 ms) que la réponse à des visages neutres au niveau de la voie ventrale (170ms). Les résultats obtenus dans le cadre de notre modèle de catégorisation parallèle et distribué dont les entrées sont un résumé spectral des images filtrées en fréquence sont cohérents avec ce point de vue fonctionnel. L'efficacité de la catégorisation émotionnelle du réseau est significativement plus grande en basse fréquence spatiale (par rapport aux hautes fréquences). Une voie visuelle directe, chargée de véhiculer une information grossière en terme de fréquence, s'avère donc de la plus grande utilité pour un système neurocognitif devant catégoriser et réagir à un contenu émotionnel de peur.

Cette première étude nous permet de disposer d'un outil computationnel permettant de soulever de nouvelles hypothèses opérationnelles relatives à l'exploration des structures visuelles et cognitives humaines. Dans des recherches ultérieures, le modèle nous permettra de tester différentes expressions émotionnelles. Des données de neurophysiologie (Krolak-Salmon, Hénaff, Vighetto, Bertrand & Mauguière, 2004) montrent en effet que la reconnaissance de certaines expressions faciales serait liée à différentes bases neurales sous-corticales ou corticales. La modélisation nous permet de disposer d'un outil computationnel permettant de déterminer, en fonction des propriétés statistiques des stimuli, les zones de projection neurale impliquées dans la reconnaissance de ces différentes expressions émotionnelles.

Remerciements

Ce travail a été réalisé grâce à une bourse de recherche post-doctorale financée par la fondation Fyssen ainsi qu'aux moyens mis en œuvre par le CNRS.

5. Bibliographie

- Abdi, H., Valentin, D., Edelman, B.E., O'Toole, A.J. (1995). More about the difference between men and women: Evidence from linear neural networks and the principal component approach. *Perception*, 24, 539-562.
- Ans, B., Carbonnel, S. & Valdois, S. (1998). A connectionist multiple-trace memory model for polysyllabic word reading. *Psychological Review*, 105, 678-723.

- Ans, B. & Rousset, S. (1997). Avoiding catastrophic forgetting by coupling two reverberating neural networks. *Comptes-Rendus de l'Académie des Sciences, Série III*, 320, 989-997.
- Brunelli, R., & Poggio T. (1993). Face Recognition: Features versus Templates. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(10), 1042-1052.
- Cottrell, G.W. (1990). Extracting features from faces using compression networks: Face, identity, emotion, and gender recognition using holons. In *Proceedings of the 1990 Connectionist Models Summer School*, (eds. D. Touretsky, J. Elman, T. Sejnowski & G. Hinton) Kaufman, 328-337.
- Cottrell, G. W., Branson, K. & Calder A. J. (2002). Do expression and identity need separate representations? In *Proceedings of the 24th Annual Cognitive Science Conference*, Fairfax, Virginia. Mahwah: LEA
- Eimer, M., & Holmes, A. (2002). An ERP study on the time course of emotional face processing. *NeuroReport*, 13, 427-431.
- French, R. M. (1997). Pseudo-recurrent connectionist networks: An approach to the "sensitivity-stability" dilemma. *Connection Science*, 9(4), 353-379.
- French, R. M., Mareschal, D., Mermillod, M. & Quinn, P. C. (2004). The role of bottom-up processing in perceptual categorization by 3- to 4-month-old infants: Simulations and data. *Journal of Experimental Psychology : General*, 133(3), 382-397.
- French, R. M., Mermillod M., Quinn P. C., Chauvin A. & Mareschal D. (2002). The importance of starting blurry: simulating improved basic-level category learning in infants due to weak visual acuity. *Proc. of the 24th Annual Cog. Sci. Society Conference*. NJ:LEA. 322-327.
- de Gelder B., Vroomen, J., Pourtois G. & Weiskrantz, L. (1999). Non-conscious recognition of affect in the absence of striate cortex. *NeuroReport*, 10, 3759-3763.
- Guyader, N., Chauvin, A., Peyrin, C., Hérault, J., & Marendaz, C. (2004). Image phase or amplitude? Rapid scene categorization is an amplitude based process. *C. R. Biologies* 327, 313-318.
- Jones, J.P. & Palmer L.A. (1987). The two-dimensional spatial structure of simple receptive fields in cat striate cortex. *Journal of Neurophysiology*, 58, 1187-1211.
- Jones, J.P., Stepnoski A. & Palmer L.A. (1987). The two-dimensional spectral structure of simple receptive fields in cat striate cortex. *Journal of Neurophysiology*, 58(6), 1212-1232.
- Kawasaki, H., Kaufman O., Damasio H., Damasio A.R., Granner M., Bakken H., Hori T., Howard, M.A. 3rd, Adolphs R (2001). Single-neuron responses to emotional visual stimuli recorded in human ventral prefrontal cortex. *Nature Neuroscience*, 4(1), 15-6.
- Krolak-Salmon, P., Hénaff, M.A., Vighetto, A., Bertrand, O. & Mauguière, F (2004). Early Amygdala Reaction to Fear Spreading in Occipital, Temporal, and Frontal Cortex: A Depth Electrode ERP Study in Human. *Neuron*, 42(4), 665-676.
- Mareschal, D., & French, R. M. (1997). A connectionist account of interference effects in early infant memory and categorization. In M. G. Shafto & P. Langley (Eds.), *Proceedings of the 19th annual conference of the Cognitive Science Society* (pp. 484-489). Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Mareschal, D., French, R. M., & Quinn, P. C (2000). A connectionist account of asymmetric category learning in early infancy. *Developmental Psychology*, 36, 635-645.
- McClelland, J. L. and Rogers, T. T. (2003). The Parallel Distributed Processing Approach to Semantic Cognition. *Nature Reviews Neuroscience*, 4, 1-14.
- McClelland, J. L., McNaughton, B. L. & O'Reilly, R. C. (1995). Why there are complementary learning systems in the hippocampus and neocortex: Insights from the successes and failures of connectionist models of learning and memory. *Psychological Review*, 102(3), 419-437.

- Mermillod M., Guyader N. & Chauvin A. (2004). Does the energy spectrum from Gabor wavelet filtering represent sufficient information for neural network recognition and classification tasks? In H. Bowman, C. Labiouse (Eds.) *Connectionist Models of Cognition, Perception and Emotion II. Progress in Neural Processing (vol. 15)*. World Scientific, pp 148-156.
- Mermillod, M., Guyader, N., Vuilleumier, P., Alleysson, D. & Marendaz, C. (2005). How diagnostic are spatial frequencies for fear recognition? *Proceedings of the 27th Annual Conference of the Cognitive Science Society. Mahwah: Lawrence Erlbaum*. 1501-1506.
- Rossion, B., de Gelder B., Pourtois G., Guérit J.M. & Weiskrantz, L. (2000). Early extrastriate activity without primary visual cortex in humans. *Neuroscience Letters*, 279(1), 25-28.
- Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., & McClelland, J.L. (1986). A general framework for parallel distributed processing. In D. E. Rumelhart, J. L. McClelland, and the PDP Research Group (Eds.). *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition. Vol. 1: Foundations*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Schyns P.G. & Oliva A. (1999). Dr. Angry and Mr. Smile: when categorization flexibly modifies the perception of faces in rapid visual presentations. *Cognition*, 69(3). 243-265.
- Turk, M. & Pentland, A. (1991). Eigenfaces for recognition. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 3(1), 71-86.
- Vuilleumier, P., Armony, J. L., Driver, J., & Dolan, R. J. (2003). Distinct spatial frequency sensitivities for processing faces and emotional expressions. *Nature Neuroscience*, 6(6), 624-631.

Martial Mermillod



Martial Mermillod est maître de conférences en psychologie cognitive à l'Université de Clermont-Ferrand 2. Après un doctorat sur la modélisation par réseaux neuromimétiques des processus de perception et de cognition visuelle (Laboratoire de Statistiques de l'Université de Liège), il a mené des études post-doctorales financées par une bourse de la Fondation Fyssen sur les mécanismes de cognition visuelle naturels et artificiels à l'œuvre dans la perception de scènes naturelles et d'émotions de visages au LPNC (Université de Grenoble 2) avant de rejoindre le laboratoire LAPSCO de l'Université de Clermont-Ferrand 2. Il conduit actuellement des travaux sur la perception d'émotions par les systèmes naturels et artificiels ainsi que sur l'impact de la décomposition fréquentielle de l'information visuelle sur les processus de reconnaissance et de catégorisation perceptive. Il enseigne les bases de la méthodologie scientifique, la psychologie cognitive et la modélisation neuromimétique.

Nathalie Guyader



Nathalie Guyader est maître de conférences au Laboratoire des Images et Signaux (LIS) de l'Université Joseph Fourier. Après un doctorat concernant l'exploration des processus de catégorisation basés sur des modèles de perception de scènes visuelles (réalisé en collaboration entre le LIS et le LPNC), elle a mené des études post-doctorales dans le département de psychologie de l'University College of London (UCL). Elle conduit actuellement des travaux sur la modélisation des processus de perception et de catégorisation visuelle dans les systèmes biologiques et artificiels.

Carole Peyrin



Carole Peyrin est post-doctorante INSERM dans l'Unité 455 de Toulouse (Fédération de Neurologie, CHU Purpan). Après un doctorat en psychologie cognitive au LPNC (Université de Grenoble 2) sur l'étude de la spécialisation hémisphérique dans le traitement des fréquences spatiales au cours de la reconnaissance des scènes naturelles, elle a mené des recherches post-doctorales financées par une bourse de la Fondation Fyssen sur les mécanismes corticaux de l'analyse des fréquences spatiales dans la reconnaissance visuelle aux Hôpitaux Universitaires de Genève (HUG). Son travail post-doctoral implique des études IRMf avec le « Laboratory of Neurology & Imaging of Cognition » et des études en Potentiels Evoqués avec le « Functional Brain Mapping Laboratory ». Actuellement, elle travaille en tant qu'assistante de recherche sur un projet de recherche biomédicale INSERM « Dyslexie,

neuro-imagerie fonctionnelle et remédiation : exploration en IRMf » qui vise à évaluer l'efficacité de deux méthodes de rééducation (phonologique et visuo-attentionnelle) sur l'amélioration des performances d'enfants dyslexiques en lecture et à étudier comment ces rééducations peuvent modifier leur activité cérébrale.

David Alleysson



David Alleysson est chercheur au CNRS affecté au Laboratoire de Psychologie et NeuroCognition (LPNC UMR 5105) de l'Université Pierre-Mendès France de Grenoble. Pendant son doctorat il s'est intéressé au traitement du signal chromatique dans la rétine et l'influence de ces traitements sur la perception humaine des couleurs. Il a ensuite passé trois ans à L'Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne (EPFL) au Laboratoire de Traitement du Signal (LTS) où il a travaillé sur l'optimisation des imprimantes laser couleur puis au Laboratoire de la Communication AudioVisuelle (LCAV) où il a travaillé sur la caractérisation de la chaîne cinématographique numérique. Il continue aujourd'hui ses recherches sur la modélisation du système visuel, le codage de la couleur, les non

linéarités et adaptation de la vision et étudie leur application pour les caméras numériques et les systèmes de substitution sensoriel. Il a été responsable de l'Action Spécifique (AS 163) du CNRS Traitement perceptifs d'images numériques couleur et à été co-organisateur de la conférence internationale, 18th Symposium of the International Colour Vision Society à Lyon.

Christian Marendaz



Christian Marendaz est Professeur des universités et directeur du Laboratoire de Psychologie & NeuroCognition (UMR CNRS 5105). Il travaille sur la reconnaissance des scènes visuelles et des expressions faciales, dans une perspective neurocognitive (modélisation et simulation bio-inspirées, neuroimagerie et neuropsychologie).