

Mesures physiologiques de joueurs de jeu vidéo (2)

Deuxième partie : analyse statistique et fouille des données

Godefroy Clair

Monday, July 13, 2015

Contents

1	Introduction	2
2	Selection des données	2
3	Fouille des données	2
3.1	Quelques statistiques descriptives	2
3.2	Quelques représentations graphiques	3
3.2.1	Pour la respiration :	4
3.2.2	Pour l'activité electrodermale :	5
3.2.3	Pour la température :	6
3.2.4	Pour la fréquence cardiaque :	7
3.3	Première fouille des données	8
3.3.1	Dendogramme	8
3.3.2	Cartes auto-adaptatives (SOM)	11

1 Introduction

Comme nous avons conclu dans la partie précédente en soulevant quelques doutes concernant *certaines* mesures issues des expériences, nous allons procéder à une sélection des expériences qui nous semblent en accord avec les plages de valeurs attendues. Nous procéderons ensuite à une fouille statistique sur cette sélection.

2 Sélection des données

Nous avons à notre disposition 12 expériences nommées ‘AB’, ‘CLP’, ‘CW’, ‘DA’, ‘FS1’, ‘HL’, ‘LM’, ‘PCo’, ‘PCo2’, ‘PCo3’, ‘DE’ et ‘ST’. Nous allons mettre de côté celles dont les mesures nous paraissent trop incertaines pour pouvoir être utilisées. Dans un second temps, il sera possible d’envisager de faire une sélection par variable : au lieu de supprimer une expérience complète, on ne supprime que les variables à écarter.

Nous proposons d’écarter les expériences suivantes : ‘FS1’ à cause de la variable respiration ‘LM’ à cause de la variable respiration ‘HL’ à cause de la variable activité électrodermale (transpiration) ‘ST’ à cause de la variable activité électrodermale (transpiration) *‘DE’ car les données de cette expérience n’ont pas encore pu être vérifiées

Il nous reste donc les expériences ‘AB’, ‘CLP’, ‘CW’, ‘DA’, ‘PCo’, ‘PCo2’, ‘PCo3’ et ‘DE’, soit 8 expériences.

```
df.selec <- df.all[!(df.all$nom.experience %in% c("FS1","LM","HL","ST")),]  
list.expe.selec <- c("AB", "CLP", "CW", "DA", "PCo", "PCo2", "PCo3", "DE")
```

3 Fouille des données

Nous allons commencer par fournir quelques statistiques et graphiques pour se donner une vue d’ensemble.

3.1 Quelques statistiques descriptives

Quelques statistiques pour synthétiser l’ensemble données :

activite.electrodermale	temperature	frequence.cardiaque	quart.temps
Min. :-47.77	Min. :21.73	Min. : 48.00	1er :77550
1st Qu.:-45.08	1st Qu.:22.82	1st Qu.: 56.00	2eme:77549
Median :-43.23	Median :27.09	Median : 64.00	3eme:77544
Mean :-42.89	Mean :27.89	Mean : 65.71	4eme:77550
3rd Qu.:-41.59	3rd Qu.:31.71	3rd Qu.: 74.00	NA
Max. :-30.81	Max. :35.00	Max. :109.00	NA

Nous ajoutons la déviation standard par variable:

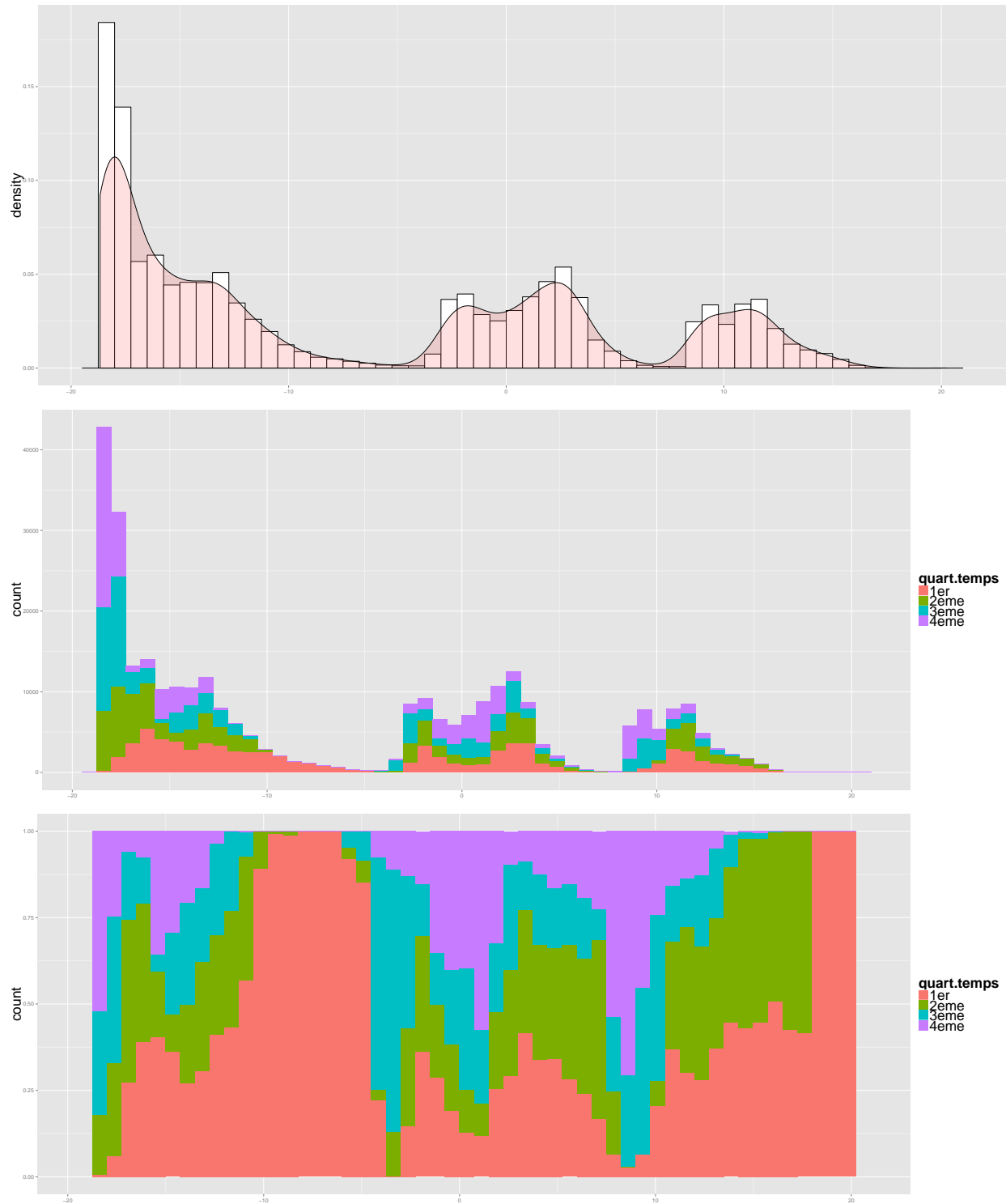
```
## activite.electrodermale      temperature      frequence.cardiaque  
##           3.204418           4.338599           10.565698  
##           quart.temps  
##           1.118046
```

3.2 Quelques représentations graphiques

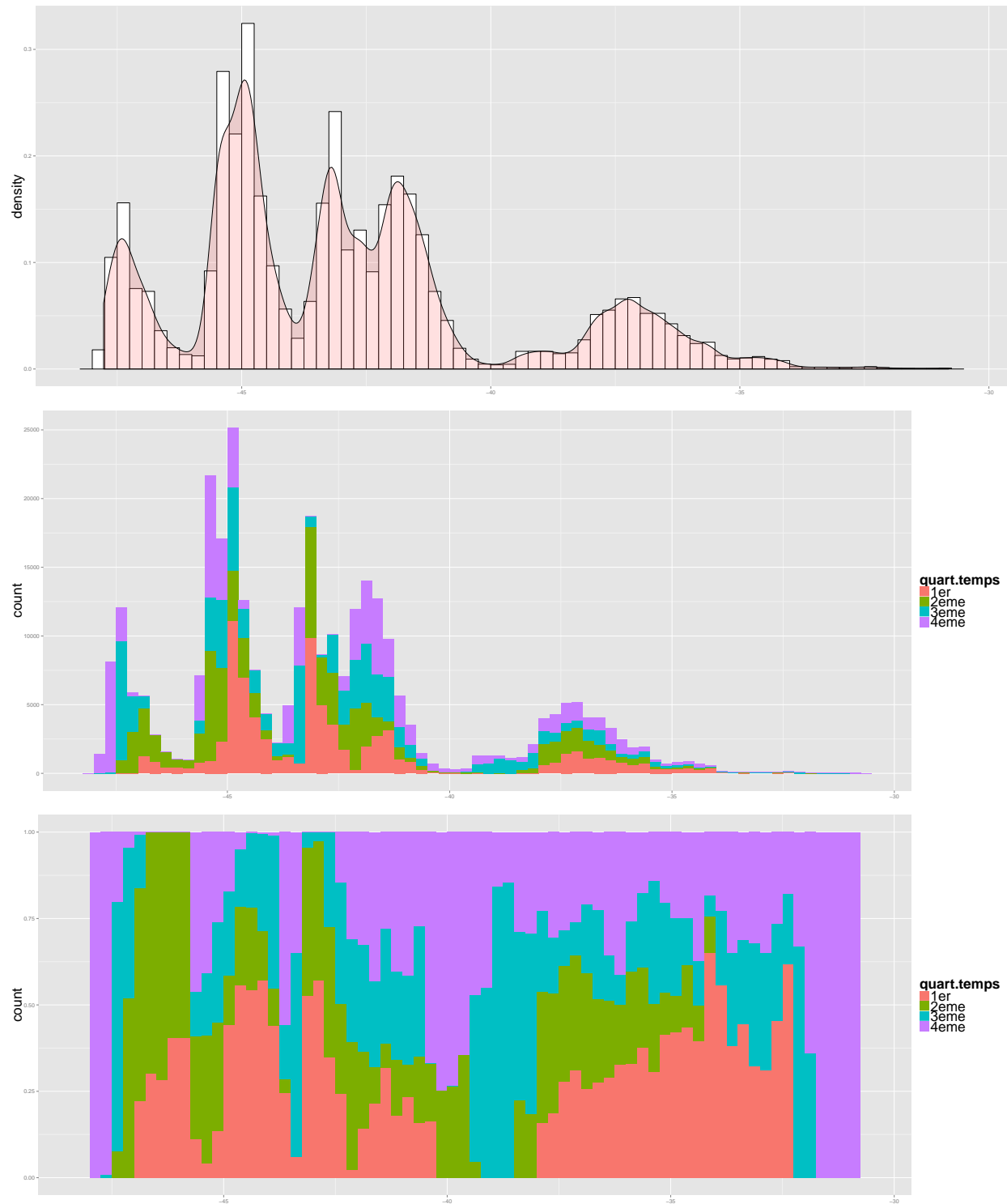
Nous allons proposer pour chaque variable trois histogrammes différents. Ils permettent de se donner une idée de la répartition globale des données :

- Le premier superpose à un histogramme classique, une courbe de densité. Il permet de “lisser” les variations et facilite le rapprochement avec une distribution de variable aléatoire.
- Le second histogramme nous montre comment se décompose chacune des barres de l’histogramme entre les 4 quart temps.
- Dans le troisième, les variations entre les barres sont gommées pour ne laisser voir que la répartition de des données entre les 4 groupes pour chaque intervalle.

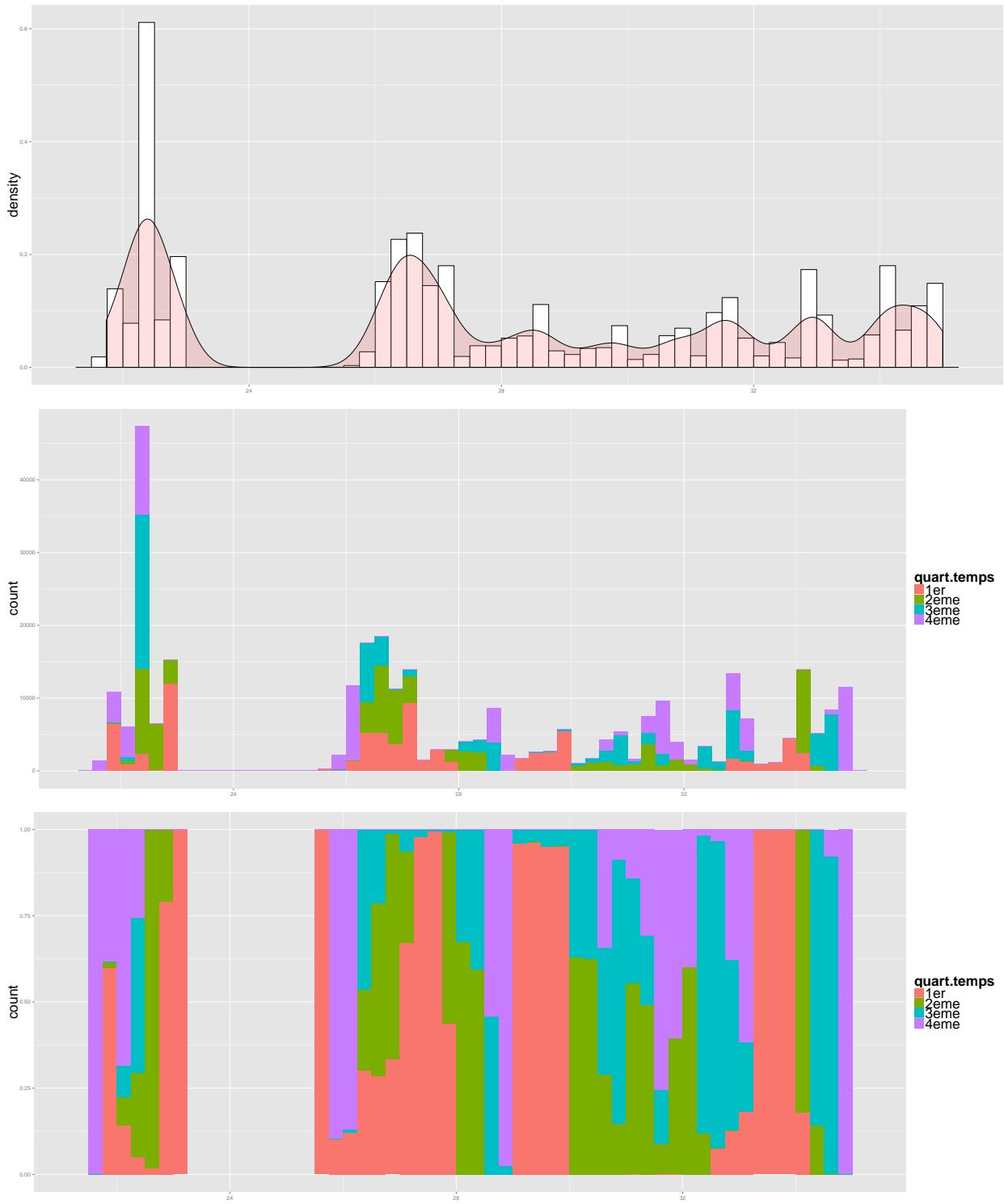
3.2.1 Pour la respiration :



3.2.2 Pour l'activité electrodermale :



3.2.3 Pour la température :



3.2.4 Pour la fréquence cardiaque :

Différents histogrammes pour la fréquence cardiaque :



3.3 Première fouille des données

3.3.1 Dendogramme

Nous allons essayer de procéder à des rapprochements de certaines valeurs par le biais d'un dendogramme. Un dendogramme permet de clusteriser les données en fonction de la "proximité" des données. Différentes distances sont utilisées pour calculer la distance en dimension (en l'occurrence 4), nous utiliserons simplement la distance euclidienne généralisée.

Nous allons utiliser les fonctions de la bibliothèque ggplot pour afficher un dendogramme basé sur un échantillon le plus large possible sous la contrainte qu'il puisse être intégré dans un document pdf ou html. Nous allons travailler sur environ 200 puis 400 lignes de notre data frame tirées au hasard. L'objectif est recouper les données par différentes variables (quart temps, expérience) afin de déceler des régularités.

Remarque : cette partie n'est pas terminée, nous sommes entrain d'implémenter de nouvelles fonctions permettant de travailler avec des dendogrammes sur des données plus larges mais nous ne pouvons pour l'instant l'intégrer à ce travail.

```
## Warning in dist(sample.df): NAs introduits lors de la conversion
## automatique
```

```
## Warning in dist(sample.df): NAs introduits lors de la conversion
## automatique
```

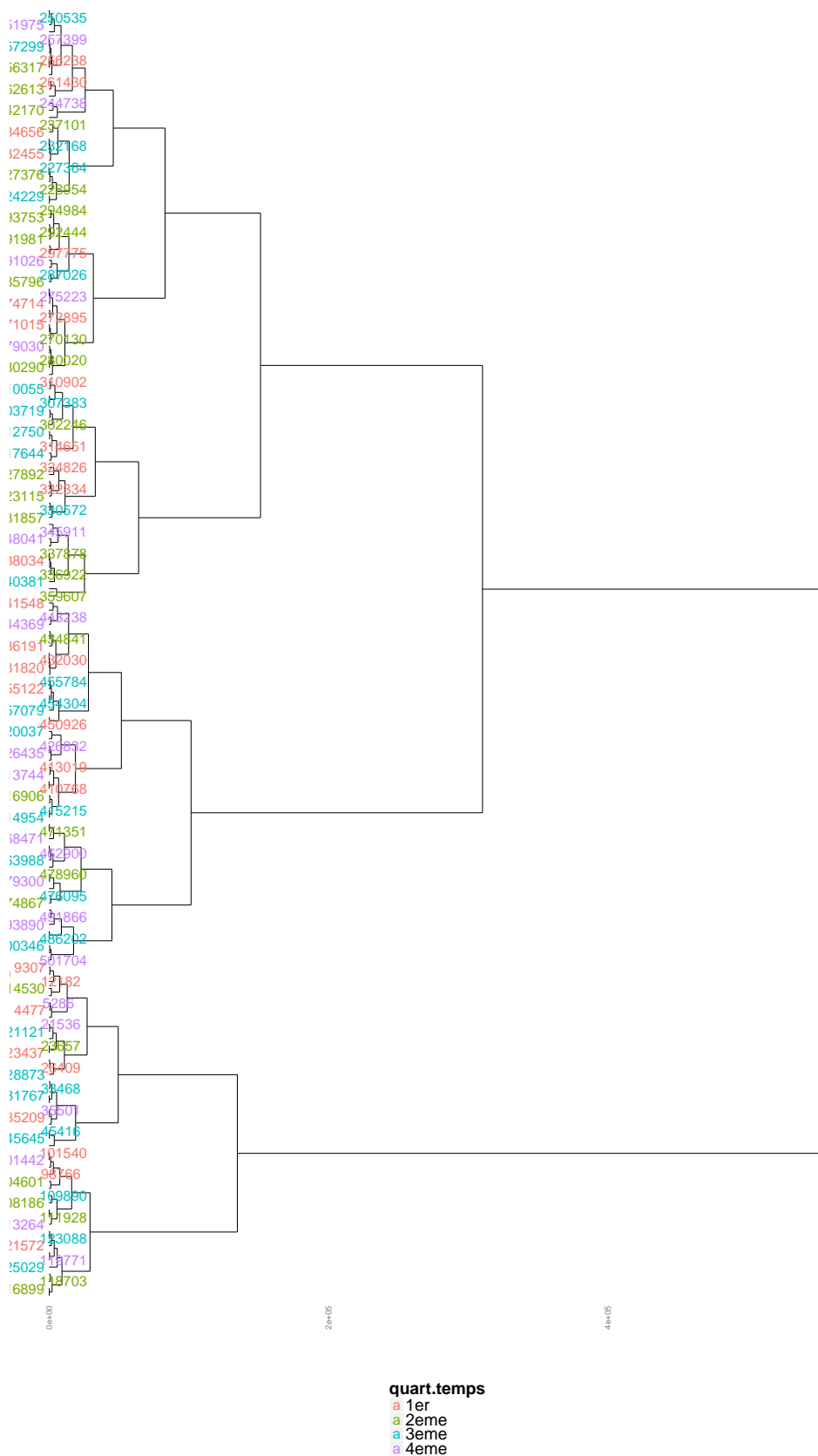



Figure 1: Dendrogramme d'un échantillon de données (couleur par quart temps)

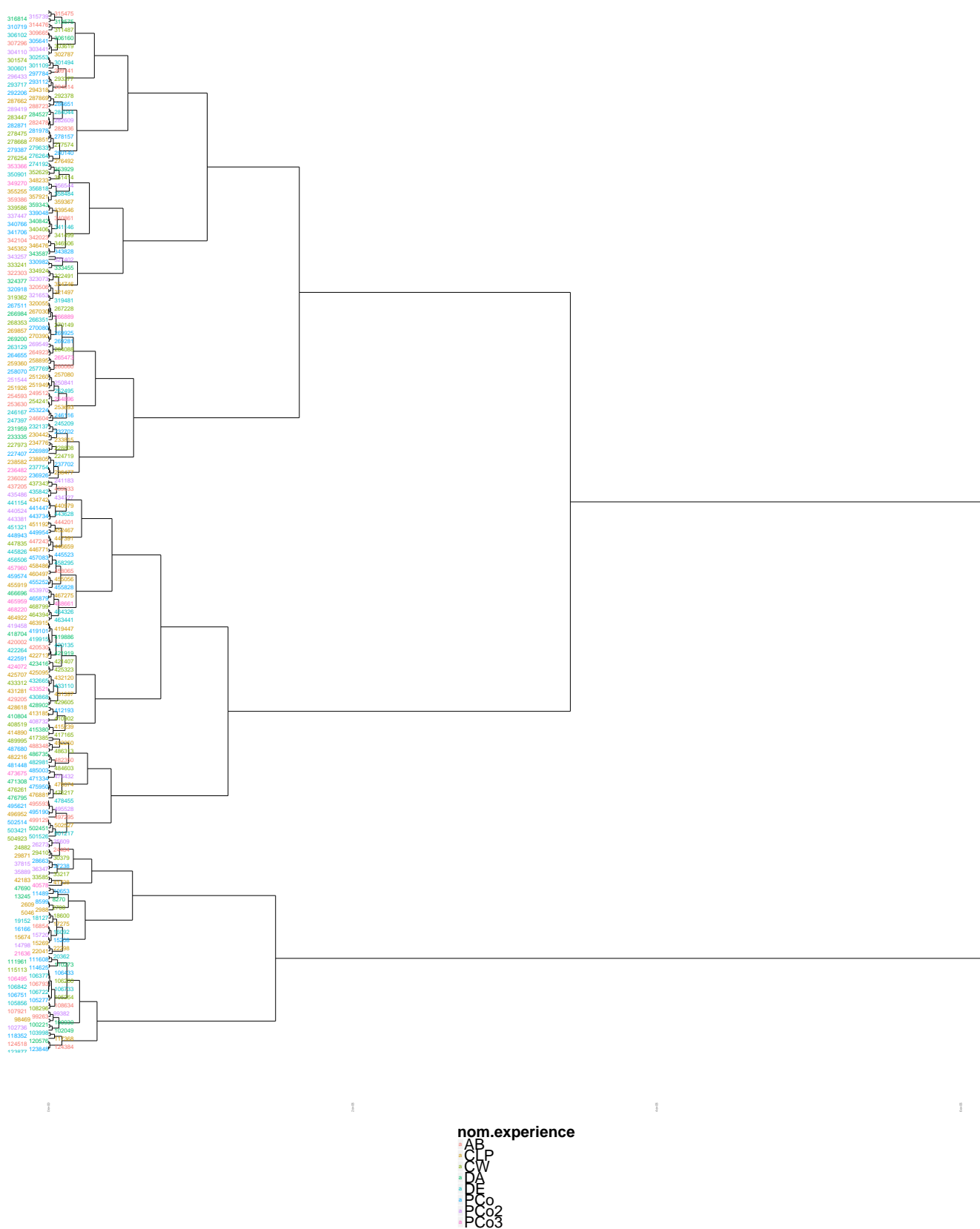


Figure 2: dendrogramme d'un échantillon de données (couleur par expérience)

3.3.2 Cartes auto-adaptatives (SOM)

Nous allons procéder à une simulation grâce à la bibliothèque “kohonen” implémentée sous ‘R’. Après avoir centré et réduit l’ensemble des données, nous allons créer une carte de Kohonen de taille 40x40 avec une topologie hexagonal.

La bibliothèque Kohonen sous R¹ permet de créer une telle carte grâce à la fonction “som”². La distance utilisée est la distance euclidienne. Le nombre d’itération peut être fixé par le modélisateur. Par défaut, la “courbe d’apprentissage”, indiquant la pondération donnée au poids que chaque nouvelle unité d’un neurone sur la “similarité” de ce neurone, diminue linéairement de 0.05 à 0.01 à chaque itération et le “radius” de voisinage : la taille initiale du voisinage de chaque neurone et la fonction caractérisant son évolution.

Comme nous voulons donner autant de poids à toutes les variables, nous centrons et réduisons les 4 variables.

```
#obtenir un dégradé de couleurs de bleu à rouge
coolBlueHotRed <- function(n, alpha = 1) {rainbow(n, end=4/6, alpha=alpha)[n:1]}

#les variables sont centrées et réduites
df.sc <- scale(df.selec[,2:5])

#verification en prenant les 1eres lignes
kable(head(df.sc))

set.seed(77)
#calcul de l'algorithme d'attribution des données aux neurones
#rlen permet de préciser le nombre d'itérations
som1 <- som(data = df.sc, grid = somgrid(30, 30, "hexagonal"), rlen=75)
```

```
## Warning in aperm.default(X, c(s.call, s.ans)): Reached total allocation of
## 8089Mb: see help(memory.size)
```

```
## Warning in aperm.default(X, c(s.call, s.ans)): Reached total allocation of
## 8089Mb: see help(memory.size)
```

```
## Warning in aperm.default(X, c(s.call, s.ans)): Reached total allocation of
## 8089Mb: see help(memory.size)
```

```
## Warning in aperm.default(X, c(s.call, s.ans)): Reached total allocation of
## 8089Mb: see help(memory.size)
```

```
#donne des informations sur la carte
print(som1)
```

```
##
##
## respiration    activite.electrodermale    temperature    frequence.cardiaque
## -----
## -0.3523725      -0.3967906      0.3522169      0.7847289
## -0.3279903      -0.3967906      0.3522169      0.7847289
## -0.3085767      -0.3967906      0.3522169      0.7847289
## -0.2913712      -0.3967906      0.3522169      0.7847289
```

¹voir <https://cran.r-project.org/web/packages/kohonen/kohonen.pdf>

²voir <http://www.jstatsoft.org/v21/i05/paper>

```
## -0.2777540          -0.4005354    0.3522169          0.7847289
## -0.2647809          -0.4005354    0.3522169          0.7847289
##
## som map of size 30x30 with a hexagonal topology.
## Training data included.
```

3.3.2.1 Vérification Un certain nombre de graphiques sont disponibles pour aider à juger du bon déroulement de l'algorithme et ensuite pour l'interprétation et la visualisation des résultats. La plupart ont une base commune : chaque neurone est représenté sur la carte par un disque ayant certaines caractéristiques esthétiques (couleurs, transparences...) et géométriques (courbes, camemberts...) qui permettent de visualiser certaines propriétés ou valeurs associées à ce neurone. A noter que par convention on considère que la lecture se fait de gauche à droite et de bas en haut. Ainsi, le *premier* neurone est celui en bas à gauche et le *dernier* se situe en haut à droite.

Le premier graphique est le "Training Progress". Il donne l'évolution de la distance moyenne des vecteurs de données au neurone auquel elles ont été attribuées.

```
plot(som1, type="changes", main="")
```

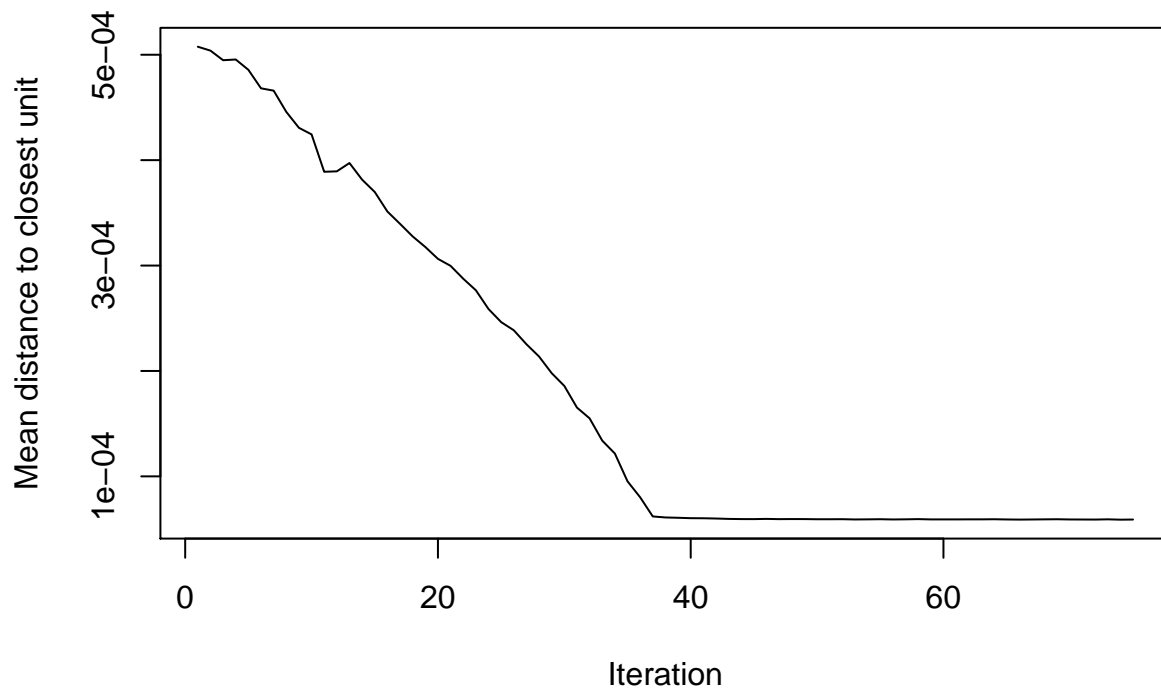


Figure 3: carte du progrès d'apprentissage

L'apprentissage semble s'être correctement déroulé : après avoir continuellement diminué, la distance moyenne des données aux neurones a atteint un plateau un peu avant la 40ème itération. Il ne semble donc pas nécessaire de faire plus d'itérations.

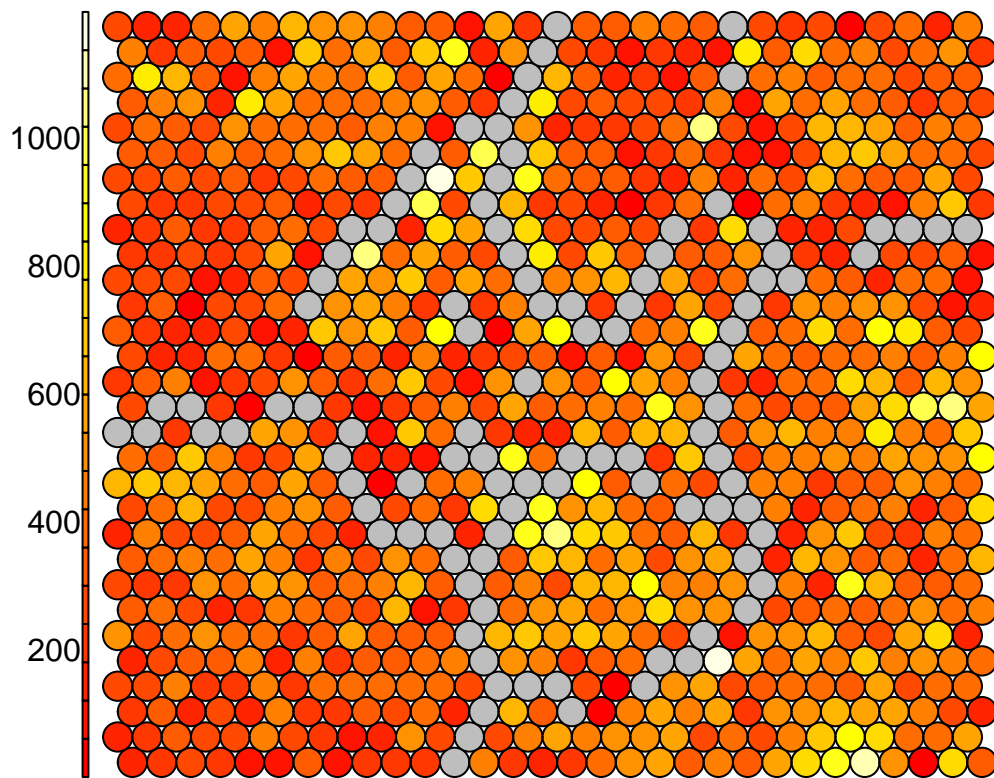


Figure 4: carte de comptages des données captées

Une autre carte utile pour voir comment s’est déroulé l’apprentissage est la carte “Node Counts” qui permet de visualiser comment se sont distribués les données entre les neurones : y a-t-il des neurones qui ont capté une grande partie des données ou la répartition est plus ou moins égalitaire ? y a-t-il des neurones qui ne captent pas de données ?

```
plot(som1, type="count", main= "")
```

Nous voyions (figure 4) que la plupart des neurones se sont vu attribuer un nombre de données compris entre 100 et 1000. Autre point intéressant, un certain nombre de neurones n’ont aucune donnée associée (en gris sur le graphique) et l’ensemble de ces neurones “vides” forment des frontières qui séparent les données en 5 groupes.

Une autre carte intéressante est la carte dite de “qualité” (figure 5) qui montre la distance de chaque neurone aux données qui lui ont été attribuées.

```
plot(som1, type="quality", palette.name = coolBlueHotRed, main = "")
```

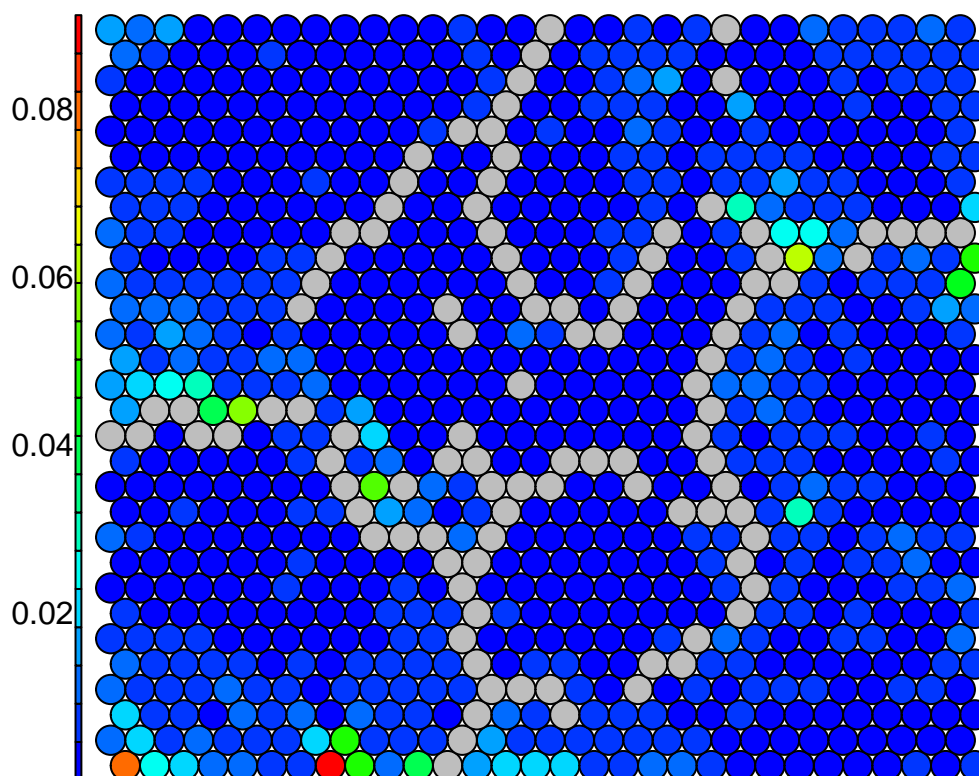


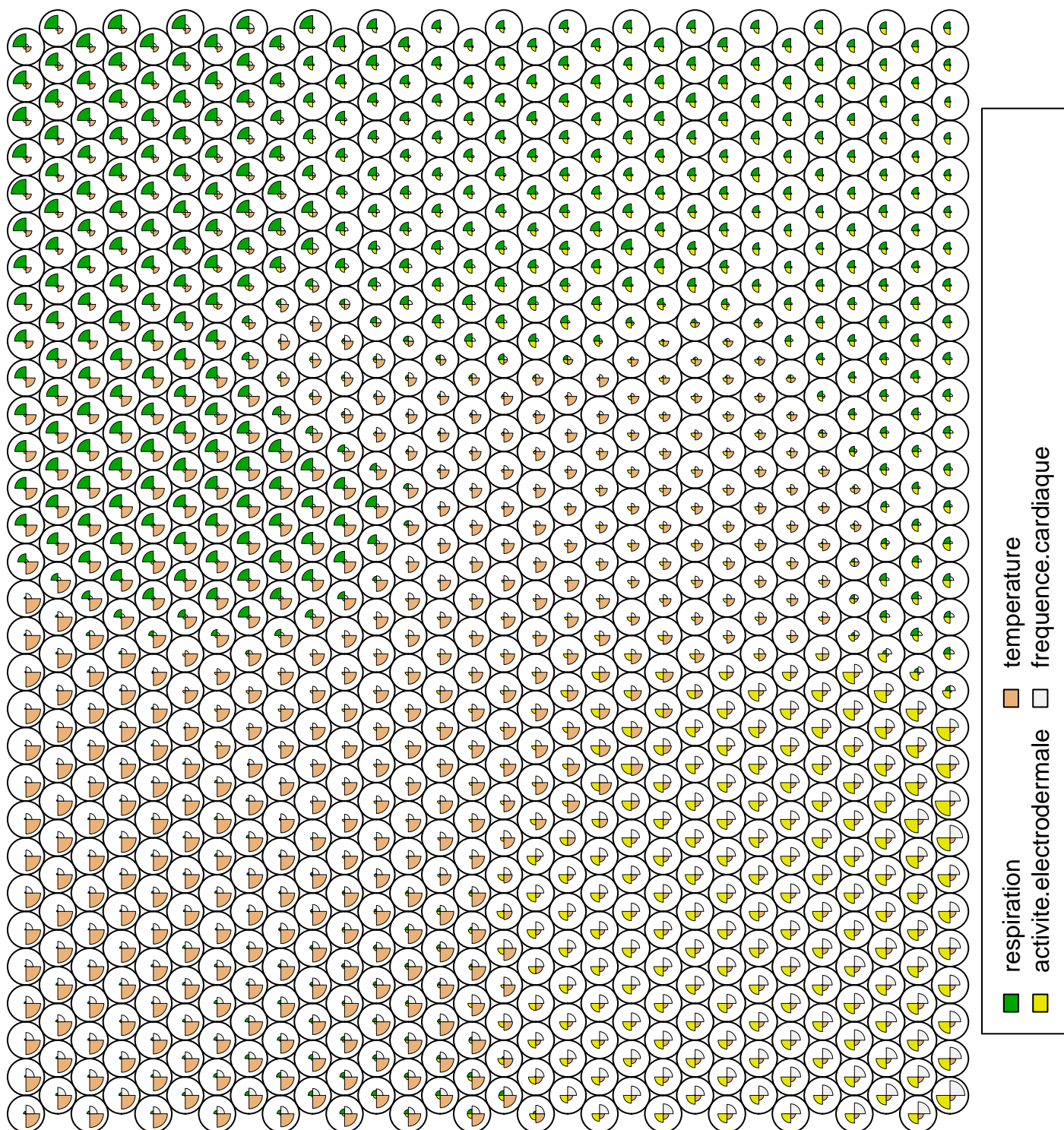
Figure 5: carte de “qualité” : distance moyenne des données aux neurones

Nous voyions que la distance est *faible*, assez *uniforme* et montrant peu de cas “aberrants” ; ce qui laisse là aussi présager d’une bonne répartition des données. On remarque aussi que les neurones qui sur la carte précédente n’avaient pas de données associées n’ont pas de distance (couleur grise).

IL est intéressant de comparer aux premières cartes de Kohonen réalisées à partir d’expériences particulières³ avec des données non-traitées. On voit que, si dans le cas présent la distance est globalement bien inférieure (< 0.01) et que seuls deux neurones voient cette distance moyenne être supérieure à 0.05 (pour les expériences AB et LM, nous trouvons 10% des neurones ayant une distance moyenne à ses données de plus de 0.5 (et presque 5% avec une distance supérieure à 1).

³voir les fichiers *experience_AB.html* et *experience_LM.html* dans le dossier joint en annexe.

3.3.2.2 Interprétation La carte suivante (figure 6) permet de passer à l’interprétation : cette carte dite des “codebook vectors” indique quelles sont les caractéristiques de la donnée moyenne associées à chaque neurone. On peut ainsi parler de la carte d’identité de chaque neurone. Pour représenter cela dans le graphe, tout neurone de la carte (représenté par le biais d’un disque) contient des “parts de tarte” plus ou moins larges qui se partagent ainsi la surface de ces disques. Ils représentent la valeur moyenne des données captées par le neurone. Ainsi, si la surface de la “part de tartes” représentant la température est la plus grande (comme c’est le cas au nord-est de la carte), alors cela signifie que, aux instants capturés par ce neurone, la température cutanée était relativement élevée.



Du fait du nombre de neurones, la carte est difficilement lisible. On peut utiliser certaines astuces pour remédier à ce problème.

D'abord, on peut travailler avec une carte plus petite. (voir figure 7)

```
##
##
## respiration    activite.electrodermale    temperature    frequence.cardiaque
## -----
## -0.3523725      -0.3967906      0.3522169      0.7847289
## -0.3279903      -0.3967906      0.3522169      0.7847289
## -0.3085767      -0.3967906      0.3522169      0.7847289
## -0.2913712      -0.3967906      0.3522169      0.7847289
## -0.2777540      -0.4005354      0.3522169      0.7847289
## -0.2647809      -0.4005354      0.3522169      0.7847289
```

La carte suivante (figure 7) a été créée avec une topologie de 100 (ie 10 * 10) neurones.

```
plot(som2, main = "carte SOM")
```

Vu le petit nombre de variables, nous pouvons aussi proposer des cartes “heatmaps” qui permettent de regarder la valeur moyenne associée à chaque neurone valeur par valeur :

Heatmap de la respiration : voir figure 8

Heatmap de l'activité électrodermale : voir figure 9

Heatmap de la température : voir figure 10

Heatmap de la fréquence cardiaque : voir figure 11

Synthèse des heatmaps :

La température est un des facteurs les plus clivants, la respiration varie aussi beaucoup entre un gros quart “sud-est” et le reste de la carte. Il est intéressant de superposer température et respiration (voir figure 11) : les deux cartes semblent varier à l'opposé l'une de l'autre.

Heatmap de la respiration :

visualisation des véritables valeurs associées aux neurones

Cela consiste à présenter la variable avant la normalisation. Cela demande sous R un travail préalable

Sur la figure 12, on peut voir que les 4 cartes se superposent et que l'on peut définir un certain nombre de zone où les variables varient peu.

carte SOM

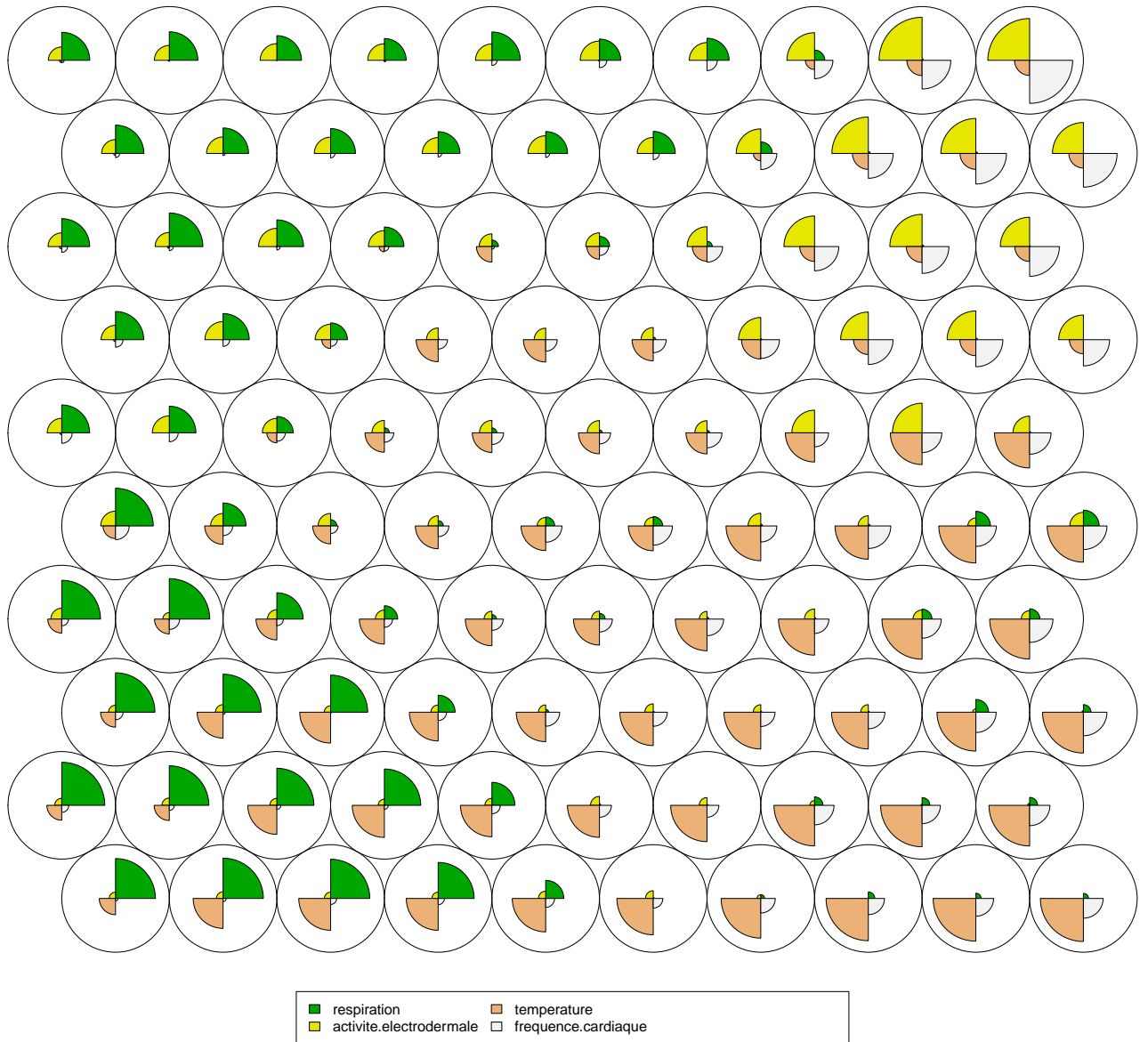


Figure 7: carte des neurones (10x10)

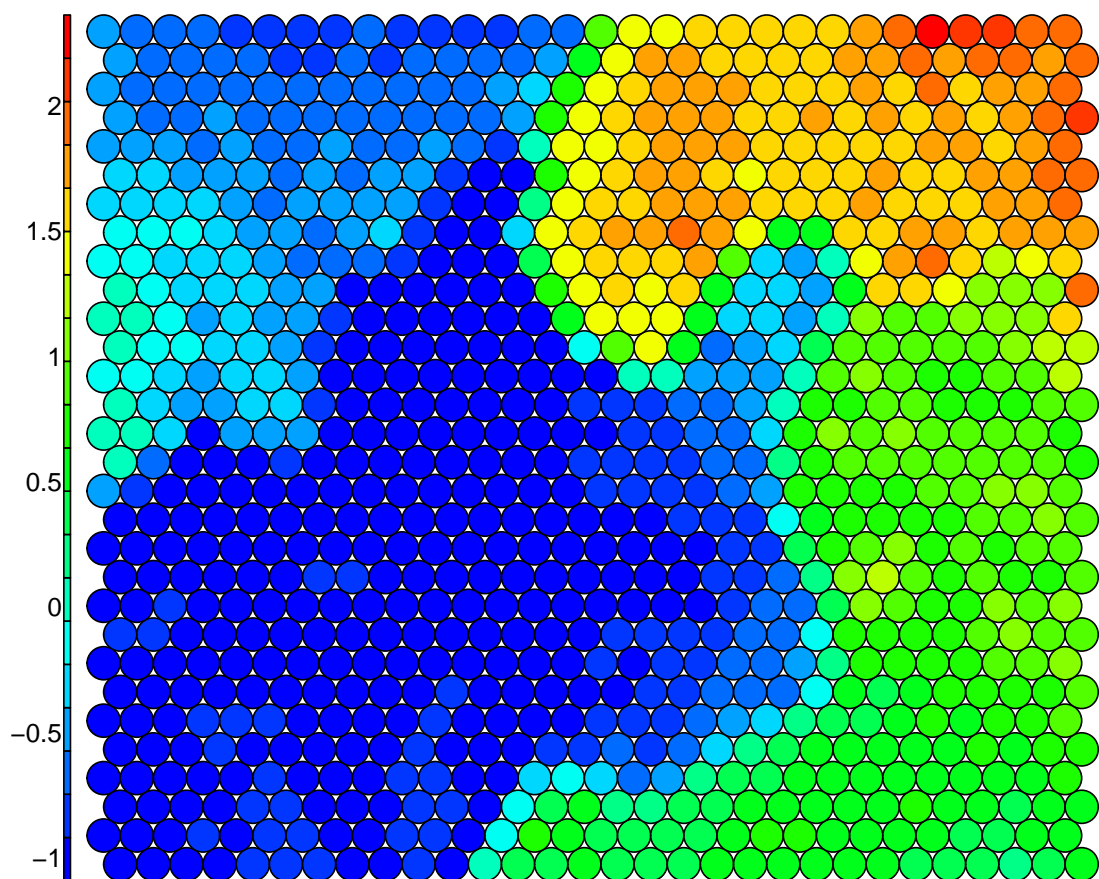


Figure 8: carte heatmap de la respiration

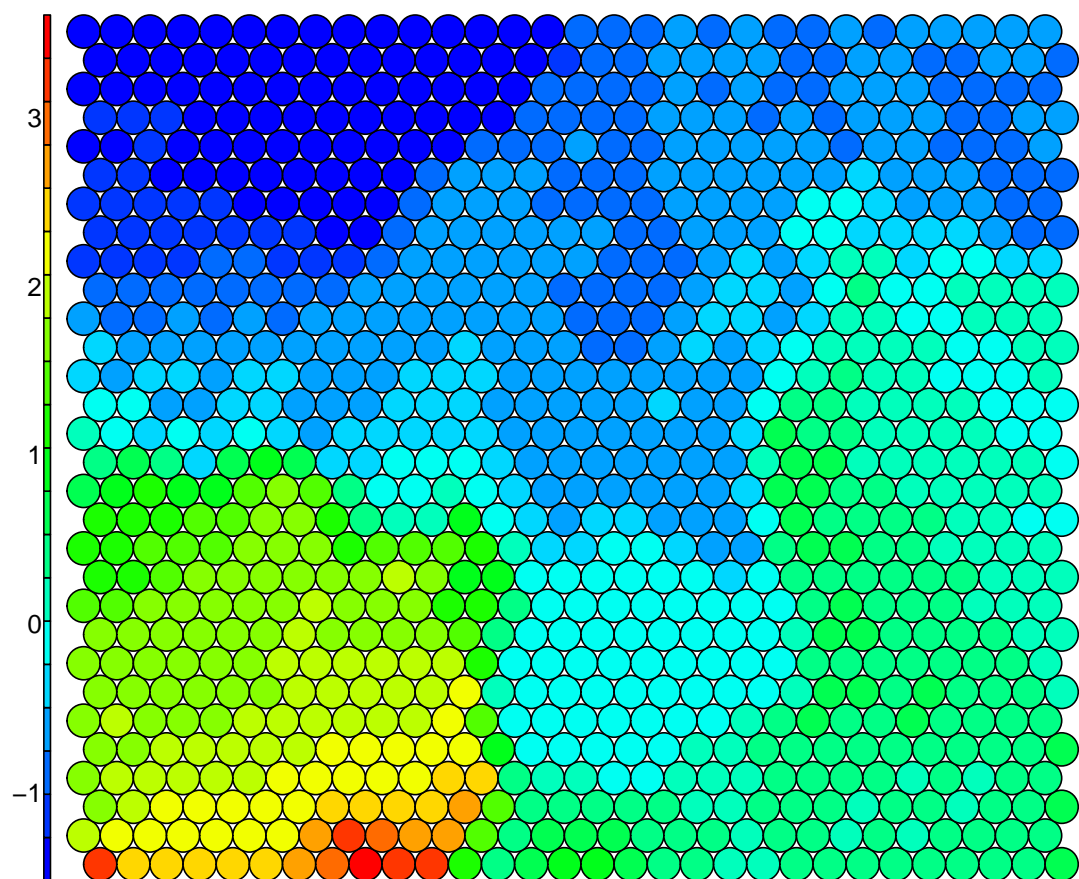


Figure 9: carte heatmap de l'activité électrodermale

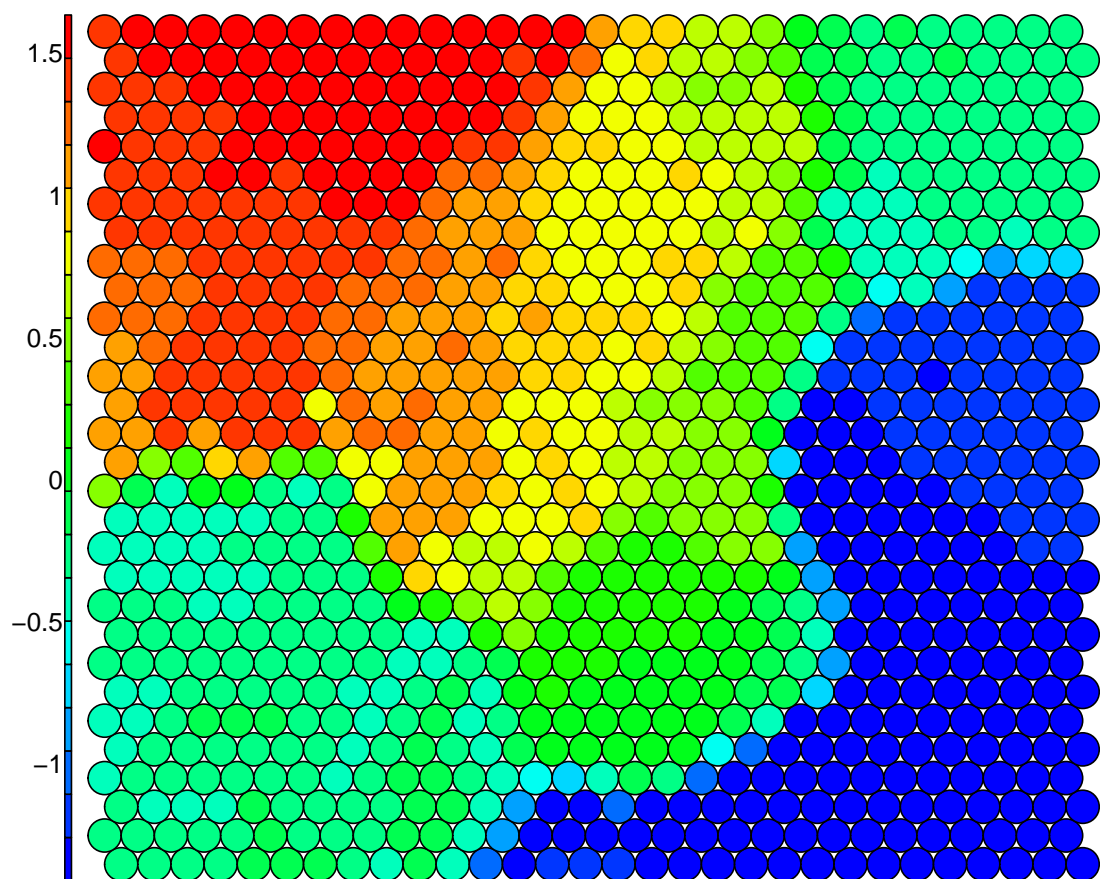


Figure 10: carte heatmap de la température

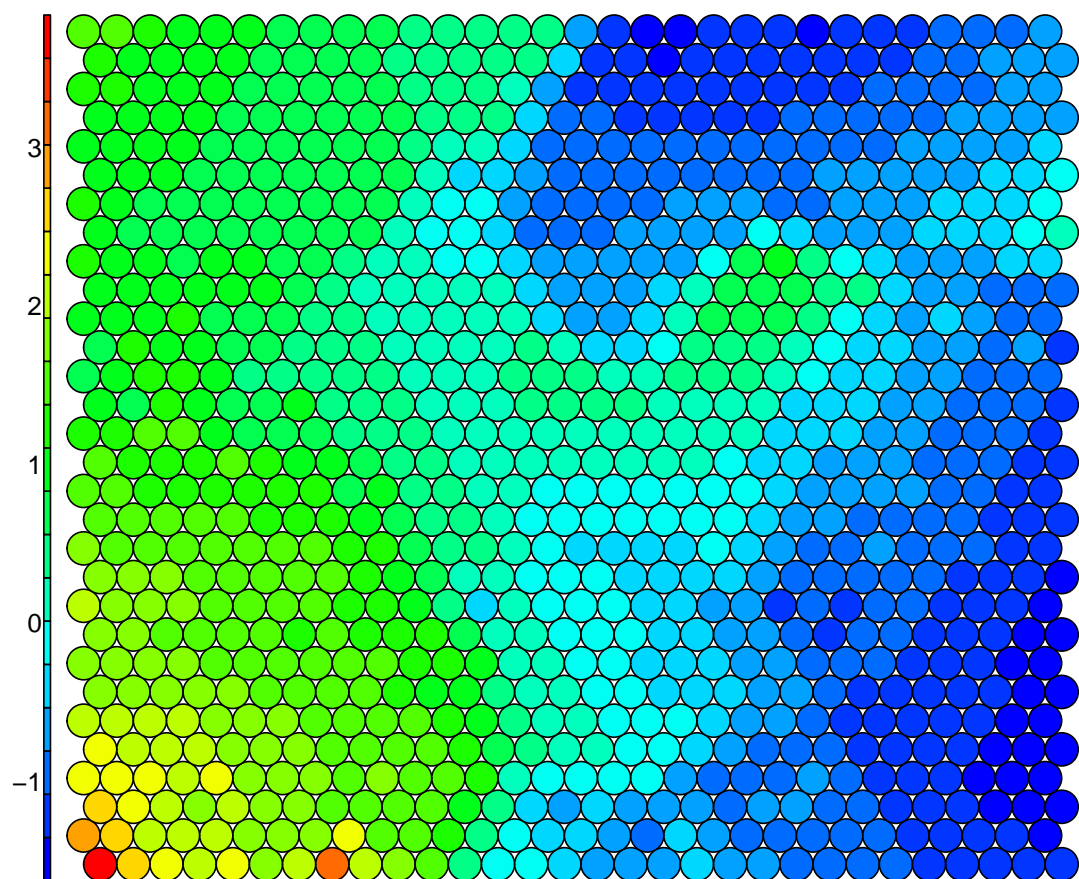


Figure 11: carte heatmap de la fréquence cardiaque

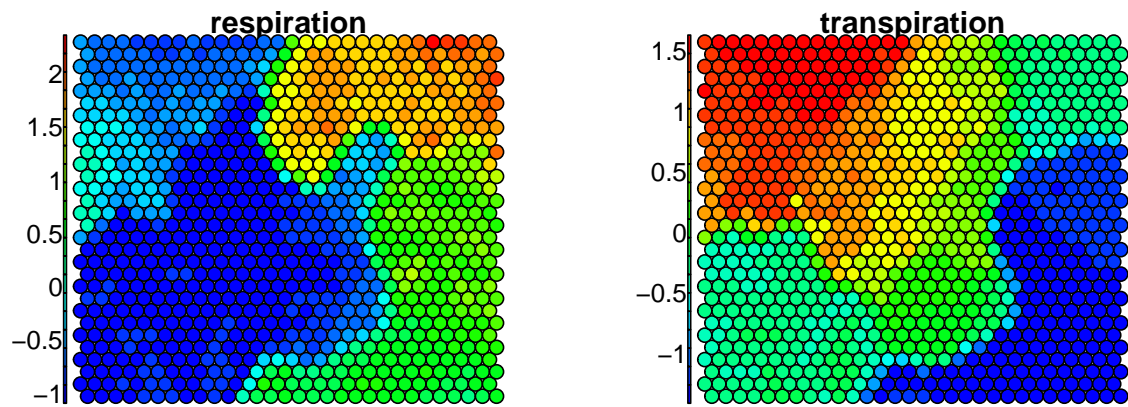


Figure 12: comparaison des “heatmaps” de transpiration et respiration

Voyons avec la figure 14, comment les différentes expériences se partagent la carte en observant quelle est l’expérience majoritaire pour chaque neurone, celle dont les données sont les plus nombreux à lui avoir été associées.

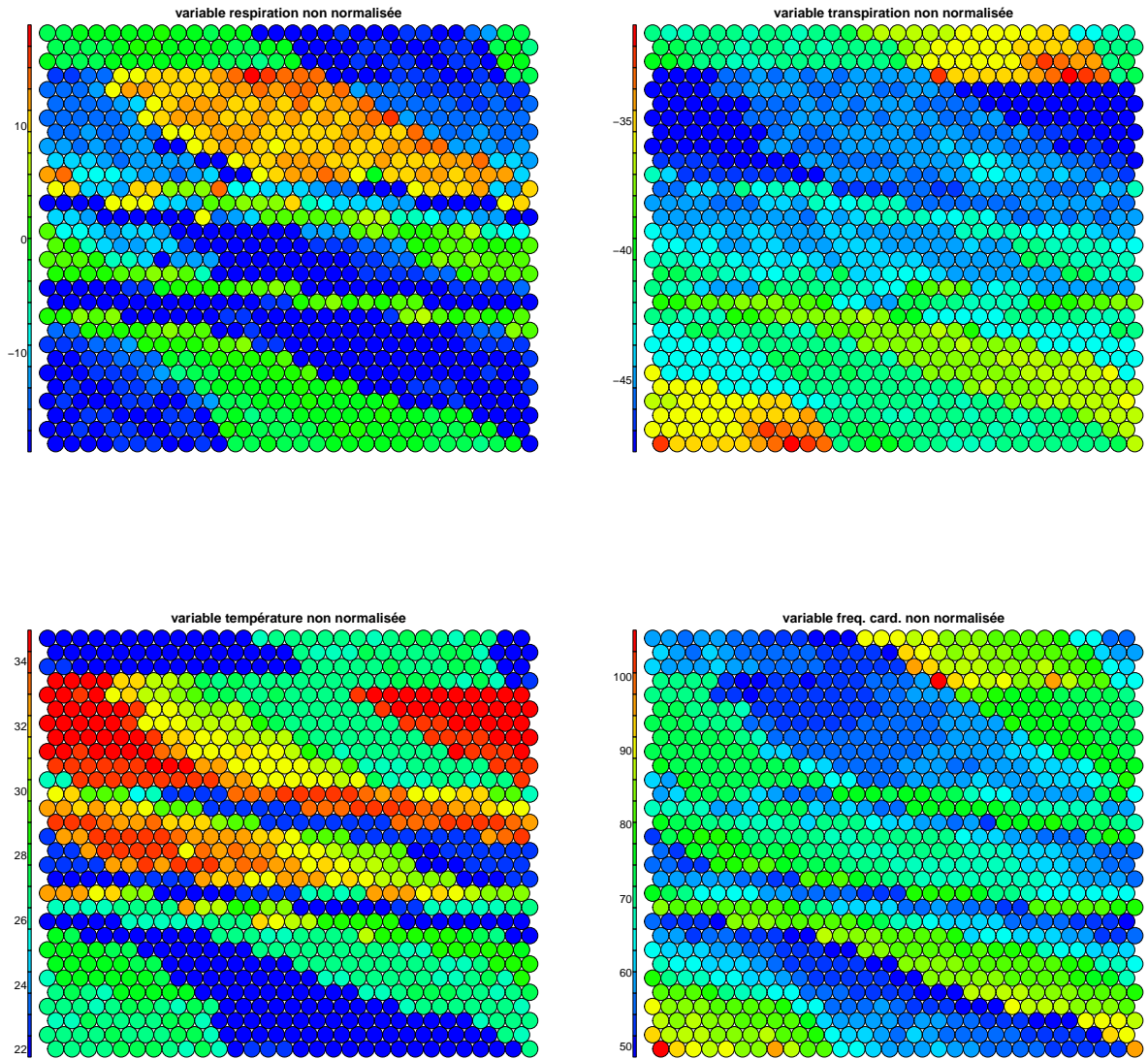


Figure 13: heatmaps des variables non-normalisées

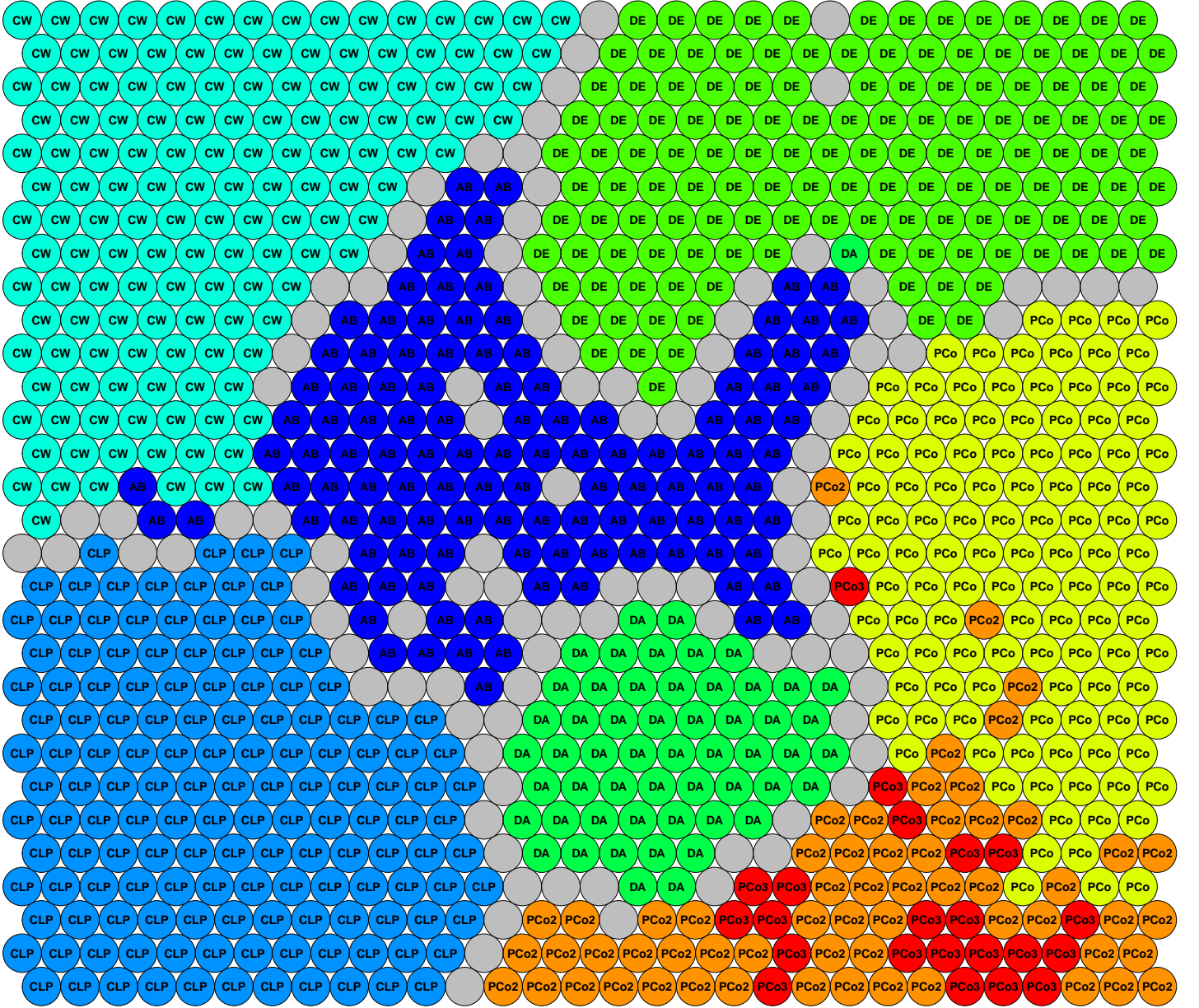


Figure 14: experience majoritaire par neurone

On remarque que chaque expérience se confine dans une partie de la carte, ce qui laisserait entendre que l'apprentissage a pris en compte les particularités de chaque expérience dans son mapping des données aux neurones.

Nous pouvons confirmer cette impression grâce au tableau suivant qui, pour un échantillon de neurones tirés uniformément parmi les 900, donne la répartition des expériences dont sont issues les données que chacun a capté. Nous en tirons 45, soit 5%. La première colonne nous donne le numéro du neurone tiré au hasard parmi les 900, les suivantes, le nombre de données issus de chaque expérience.

##	AB	CLP	CW	DA	PCo	PCo2	PCo3	DE
## 633	0	0	358	0	0	0	0	0
## 298	0	0	0	0	99	46	44	0
## 714	0	0	0	0	0	0	0	280
## 482	0	0	163	0	0	0	0	0
## 817	0	0	553	0	0	0	0	0
## 527	0	0	0	0	0	0	0	0
## 92	0	300	0	0	0	0	0	0
## 579	546	0	0	0	0	0	0	0
## 556	0	0	0	0	0	0	0	0
## 503	0	0	0	0	226	124	21	0
## 253	0	0	0	0	0	0	0	0
## 218	0	304	0	0	0	0	0	0
## 3	0	294	0	0	0	0	0	0
## 754	0	0	298	0	0	0	0	0
## 709	0	0	0	0	0	0	0	203
## 541	0	0	233	0	0	0	0	0
## 90	0	0	0	0	0	136	0	0
## 259	0	0	0	274	0	0	0	0
## 839	0	0	0	0	0	0	0	320
## 148	0	0	0	0	347	134	29	0
## 426	0	0	0	0	0	0	0	0
## 810	0	0	0	0	0	0	0	256
## 859	0	0	0	0	0	0	0	194
## 231	0	0	0	429	0	0	0	0
## 273	0	251	0	0	0	0	0	0
## 604	0	0	228	0	0	0	0	0
## 46	0	0	0	0	0	553	0	0
## 318	0	0	0	393	0	0	0	0
## 507	0	0	0	0	440	0	0	0
## 460	376	0	0	0	0	0	0	0
## 358	0	0	0	0	464	3	14	0
## 453	0	0	448	0	0	0	0	0
## 627	0	0	0	0	249	0	0	0
## 83	0	0	0	0	159	242	89	0
## 440	488	0	0	0	0	0	0	0
## 330	0	0	0	0	777	0	0	0
## 79	0	0	0	0	0	163	396	0
## 233	0	0	0	0	0	0	0	0
## 494	300	0	0	0	0	0	0	0
## 873	0	0	141	0	0	0	0	0
## 865	0	0	0	0	0	0	0	384
## 558	0	0	0	0	0	0	0	0

## 522	892	0	0	0	0	0	0	0
## 875	0	0	546	0	0	0	0	0
## 669	0	0	208	0	0	0	0	0

Nous observons bien qu'une grande partie des neurones ont capté des données liées à une seule expérience. En fait, par un calcul simple, on peut trouver que 797, soit 89% des neurones n'ont capté que les données d'une expérience.

Par ailleurs, concernant le graphique montrant l'expérience majoritaire par neurone (figure 14), il est intéressant de noter que les zones des expériences PCo, PCo3 et Pco3 (qui ont été réalisées sur une même personne) sont assez fortement entremêlés ou en tout cas pas aussi démarqués qu'avec d'autres individus.

Dans ce cadre, il est aussi intéressant de reprendre le tableau précédent mais cette fois en regardant les neurones associés à des données non-issues d'une unique expérience.

##	AB	CLP	CW	DA	PCo	PCo2	PCo3	DE
---	---	---	---	---	---	---	---	---
## 17	0	0	0	0	0	371	25	0
## 18	0	0	0	0	0	450	34	0
## 19	0	0	0	0	0	426	140	0
## 20	0	0	0	0	0	145	166	0
## 25	0	0	0	0	0	309	594	0
## 26	0	0	0	0	0	90	1000	0
## 27	0	0	0	0	0	168	366	0
## 29	0	0	0	0	0	365	357	0
## 30	0	0	0	0	0	317	2	0
## 47	0	0	0	0	0	418	36	0
## 48	0	0	0	0	0	452	40	0
## 50	0	0	0	0	0	557	2	0
## 51	0	0	0	0	2	52	210	0
## 54	0	0	0	0	0	18	428	0
## 55	0	0	0	0	0	288	378	0
## 56	0	0	0	0	0	410	437	0
## 57	0	0	0	0	0	40	732	0
## 58	0	0	0	0	0	36	355	0
## 59	0	0	0	0	0	252	128	0
## 75	0	0	0	0	62	248	0	0
## 77	0	0	0	0	0	28	2	0
## 78	0	0	0	0	0	408	17	0
## 79	0	0	0	0	0	163	396	0
## 80	0	0	0	0	0	48	389	0
## 83	0	0	0	0	159	242	89	0
## 84	0	0	0	0	77	197	243	0
## 85	0	0	0	0	105	149	386	0
## 86	0	0	0	0	0	339	257	0
## 87	0	0	0	0	0	534	30	0
## 88	0	0	0	0	0	20	403	0
## 110	0	0	0	0	0	73	422	0
## 111	0	0	0	0	0	49	501	0
## 113	0	0	0	0	1	322	19	0
## 117	0	0	0	0	331	133	131	0
## 119	0	0	0	0	266	34	99	0
## 120	0	0	0	0	378	19	0	0

## 141	0	0	0	0	0	1123	75	0
## 142	0	0	0	0	0	527	13	0
## 143	0	0	0	0	0	338	43	0
## 145	0	0	0	0	0	132	303	0
## 146	0	0	0	0	164	82	422	0
## 147	0	0	0	0	208	157	102	0
## 148	0	0	0	0	347	134	29	0
## 149	0	0	0	0	82	345	0	0
## 150	0	0	0	0	180	189	0	0
## 173	0	0	0	0	0	302	184	0
## 174	0	0	0	0	0	114	386	0
## 176	0	0	0	0	88	167	47	0
## 177	0	0	0	0	0	163	100	0
## 178	0	0	0	0	452	79	44	0
## 179	0	0	0	0	709	12	0	0
## 203	0	0	0	0	0	116	133	0
## 204	0	0	0	0	0	202	116	0
## 205	0	0	0	0	3	209	203	0
## 206	0	0	0	0	189	113	0	0
## 207	0	0	0	0	284	99	23	0
## 208	0	0	0	0	408	104	25	0
## 209	0	0	0	0	381	19	17	0
## 210	0	0	0	0	373	47	0	0
## 234	0	0	0	0	267	159	48	0
## 236	0	0	0	0	815	65	32	0
## 237	0	0	0	0	468	102	83	0
## 240	0	0	0	0	351	10	0	0
## 264	0	0	0	0	541	78	5	0
## 265	0	0	0	0	310	122	53	0
## 267	0	0	0	0	388	20	0	0
## 268	0	0	0	0	154	3	0	0
## 269	0	0	0	0	378	7	5	0
## 294	0	0	0	0	136	22	0	0
## 295	0	0	0	0	466	19	0	0
## 296	0	0	0	0	583	54	49	0
## 298	0	0	0	0	99	46	44	0
## 299	0	0	0	0	395	16	16	0
## 300	0	0	0	0	366	3	0	0
## 323	0	0	0	0	388	39	0	0
## 324	0	0	0	0	105	26	0	0
## 325	0	0	0	0	358	2	0	0
## 326	0	0	0	0	296	52	49	0
## 327	0	0	0	0	343	48	65	0
## 353	0	0	0	0	342	101	0	0
## 354	0	0	0	0	402	38	0	0
## 357	0	0	0	0	312	41	0	0
## 358	0	0	0	0	464	3	14	0
## 382	0	0	0	0	46	83	123	0
## 383	0	0	0	0	376	45	0	0
## 384	0	0	0	0	391	81	0	0
## 385	0	0	0	0	483	33	10	0
## 386	0	0	0	0	394	43	0	0
## 387	0	0	0	0	538	24	0	0
## 388	0	0	0	0	526	1	0	0

## 412	0	0	0	0	174	113	69	0
## 413	0	0	0	0	495	34	0	0
## 414	0	0	0	0	583	28	0	0
## 415	0	0	0	0	290	121	15	0
## 416	0	0	0	0	434	12	0	0
## 442	0	0	0	0	392	20	0	0
## 443	0	0	0	0	276	6	0	0
## 444	0	0	0	0	310	18	0	0
## 445	0	0	0	0	322	0	7	0
## 472	0	0	0	0	65	173	0	0
## 502	0	0	0	0	538	17	0	0
## 503	0	0	0	0	226	124	21	0
## 600	0	0	0	0	77	19	0	0

Nous voyions là-aussi que les neurones ayant captées des données issues de différentes expériences sont pour leur grande majorité des données des expériences de l'individu "PCo". Ainsi, les neurones mettent ensemble les données d' expériences issues d'un même individu et seulement celle-ci. AIns, il semble que les cartes de Kohonen soit capable avec ces données de distinguer des individus.

L'intérêt à terme de ce fait peut être grand (sur la question de la prédiction des particularités émotionnelles *individuelles* notamment) mais puisque nous cherchons à associer des neurones non par une personne particulière mais plus à un type de mesure (qui serait lié à une émotion), il nous faudra aborder le problème d'une manière différente.

Comme nous avons un certain nombre d'expériences non encore exploitées, nous pensons qu'en les intégrant à ces cartes, nous espérons que les différentes zones ne correspondent pas uniquement à un individu mais à un type d'individu. Le fait que les expériences issues d'un même individu soit "reconnues" pas la carte comme étant des données similaires nous confortent un peu dans cette possibilité.

3.3.2.3 Projection par quart-temps Si nous arrivons à découper la carte entre zones représentant des individus types, il faut ensuite caractériser pour chaque zone à quels périodes correspond chaque neurone : y a-t-il des périodes prolongées qui sont captées par certains neurones ?

Dans un premier temps, pour le savoir,nous pouvons faire une projection par quart-temps en ajoutant sur la carte le quart-temps majoritaire dont sont issues les expériences.

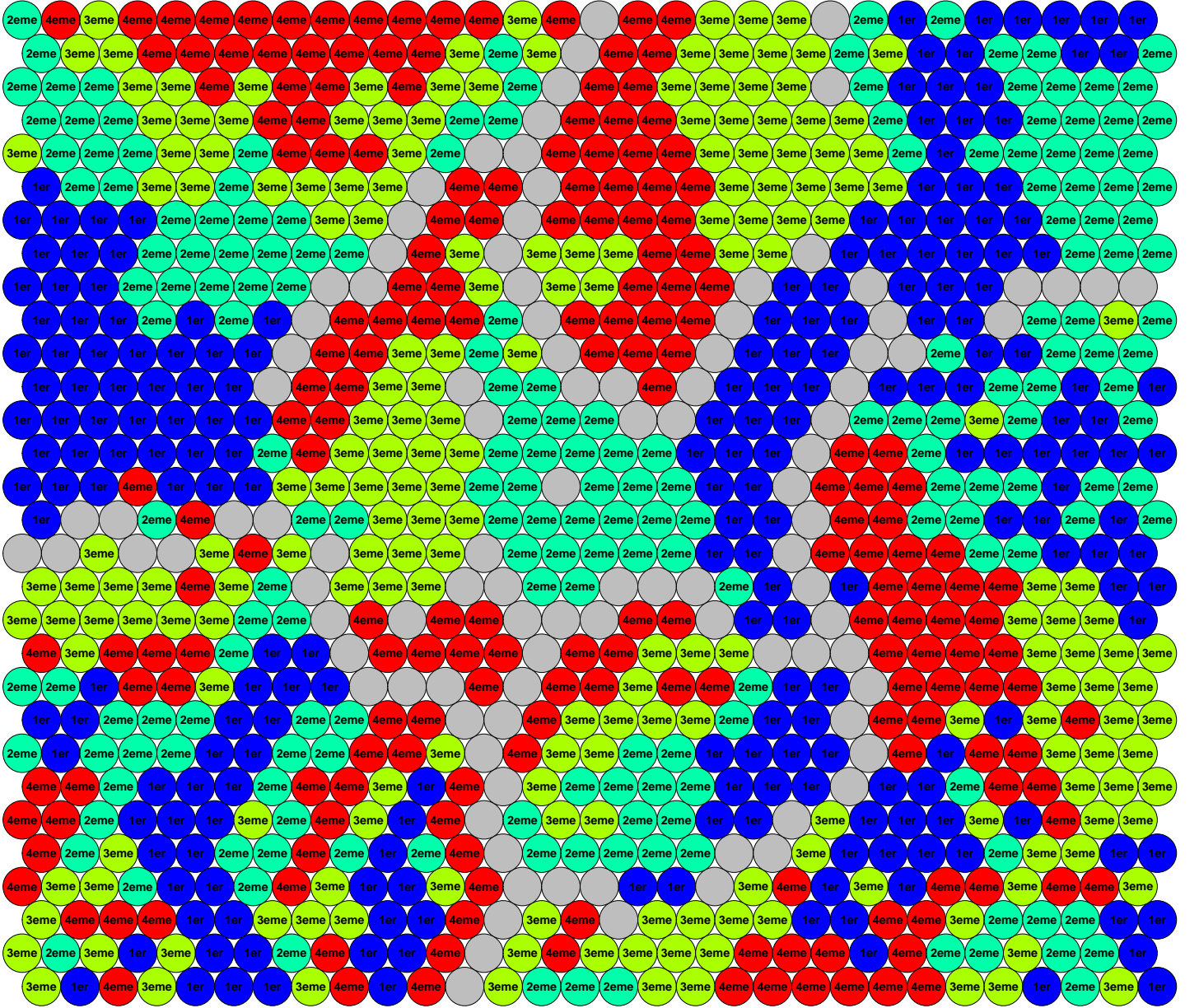


Figure 15: quart temps majoritaire par neurone

Nous pouvons recouper expériences et quart temps :

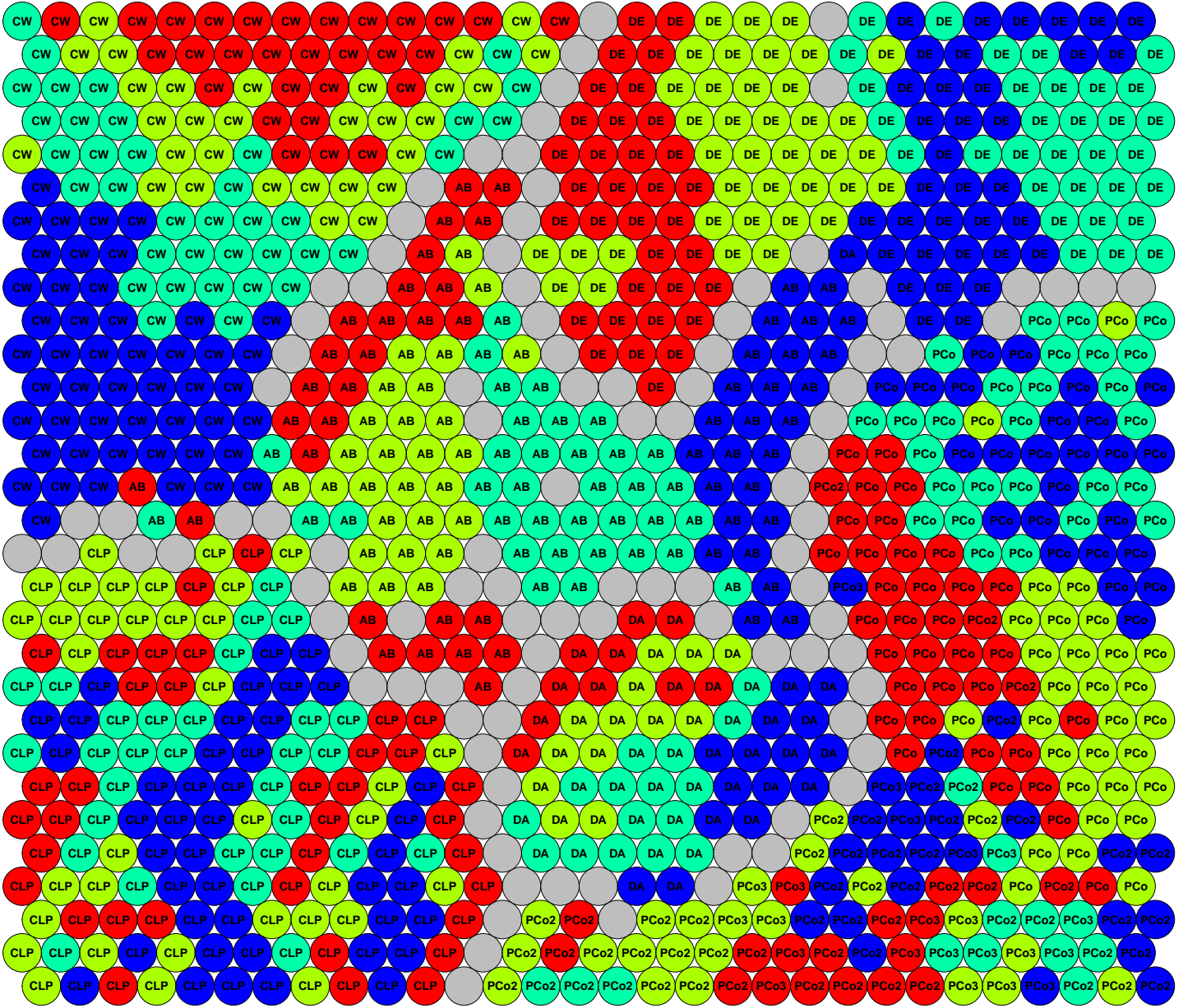


Figure 16: expérience et quart temps (couleur) majoritaire par neurone

Parmi les 900 neurones, combien de neurones captent des données issues de plusieurs quart temps ?

Il y a 458 neurones qui captent des données issues d'au moins deux quart-temps. Ce qui est donc une large majorité...

3.3.2.4 Projection du temps sur les référents Sur chacun des graphiques de la figure 17, nous pouvons voir comment évolue les données d'une expérience entre les différents neurones.

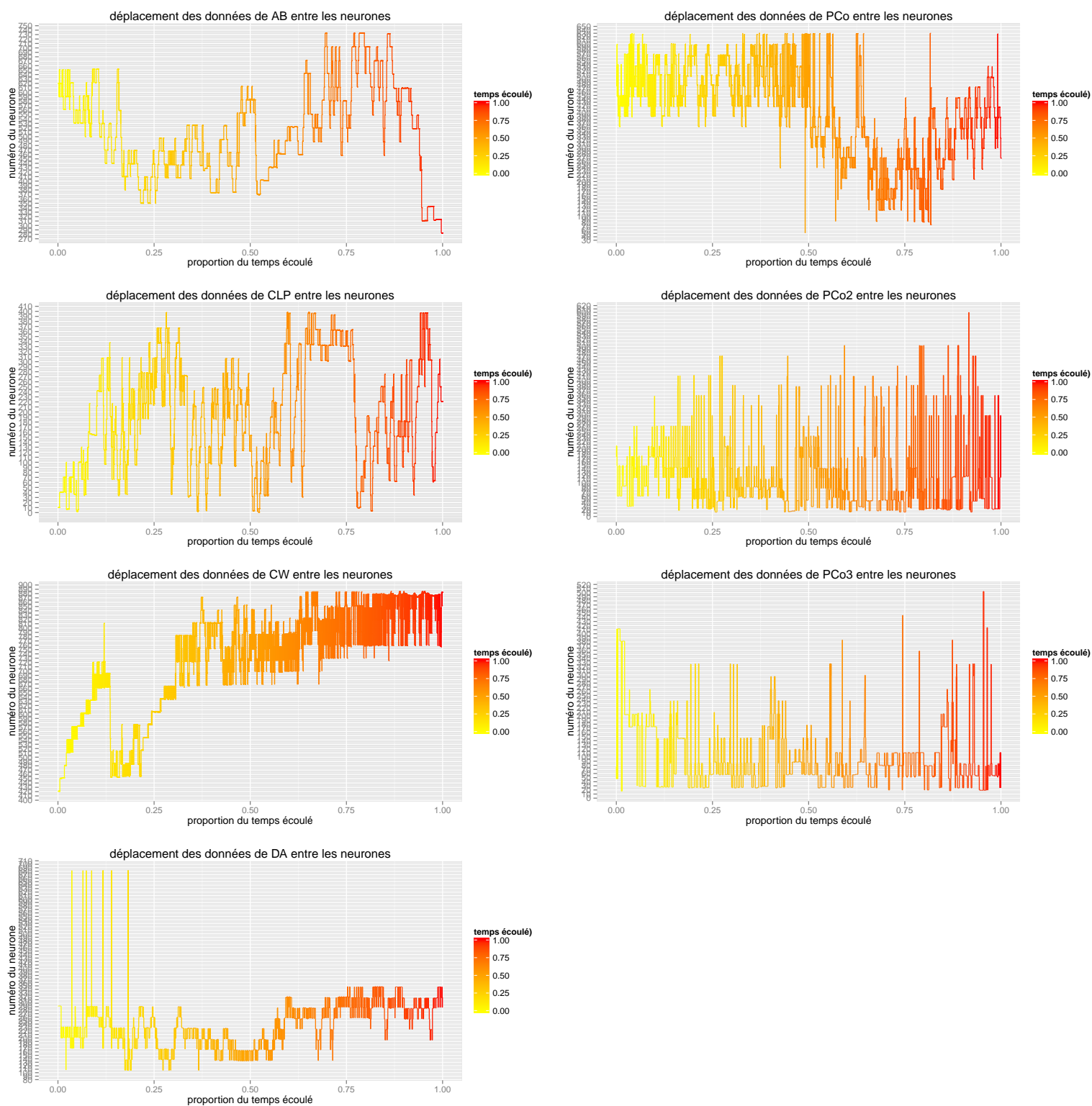


Figure 17: déplacement des données entre les neurones par expérience

Conclusion : Nous avons montré que les cartes de Kohonen permettent de distinguer les différentes expériences.