

328

46

PUBLICATIONS

de

l'ASSOCIATION INTERNATIONALE de CLIMATOLOGIE

Volume 1

**ACTES**  
du  
**COLLOQUE d'AIX-EN-PROVENCE - FRANCE**

**8 - 10 juin 1988**

édités par **Annick DOUGUEDROIT**

---

AIX-EN-PROVENCE - FRANCE

1988

La regionalisation climatique portugaise  
par une analyse factorielle - essai methodologique

Ana M. R. Monteiro de Sousa  
Institut de Géographie, Université du Porto

RESUME

Notre objectif, c'est de montrer la validité de l'application de l'analyse factorielle pour chercher des modèles qui puissent expliquer le comportement de la trame climatique portugaise.

Ainsi on y observe que la structure définissant les grands groupes climatiques du Portugal a son pôle dans la distribution des précipitations estivales. La trame climatique portugaise est établie par les précipitations estivales, exposition et insolation.

ABSTRACT

This paper deals with a statistical procedure - factor analysis - which enables us to useful insight in complexe and disordered structures.

We identify the inter-relationships between 18 climatic variables and re-design the portuguese climatic network as dependent on three main axes : the summer rainfall, the exposition and the insolation.

MOTS-CLES: ANALYSE FACTORIELLE, CLIMAT, PRECIPITATIONS, PORTUGAL.  
KEY-WORDS: FACTORIAL ANALYSIS, CLIMATE, RAINFALL, PORTUGAL.

Ces quelques pages prétendent montrer les avantages de l'application d'une méthode statistique - l'analyse factorielle - dans le but d'une description synthétique et d'une définition simplifiée de la trame régionale des climats portugais.

C'est peut-être parce que l'analyse factorielle a été vue comme "...a deep and mysterious methodology of great complexity..." (Davis, p.475) que son utilisation en Géographie physique n'a pas été aussi fréquente que dans d'autres domaines de la connaissance, ou les variables en jeu semblent même moins aptes à "supporter" les relations cause à effet inhérentes à un traitement statistique quelconque.

Pour cette application, nous avons procédé comme si nous ne connaissions rien du climat portugais et nous avons recueilli presque au hasard les valeurs de 17 éléments climatiques rassemblées dans Normais climatológicas do Continente- O clima de Portugal, se rapportant à 43 postes d'observation disséminés dans le pays (Fig 1). Après avoir ajouté la variable altitude pour chaque poste, nous avons construit une matrice 18x43 (Tableau I), que nous avons soumise à une analyse factorielle. Nous avons ainsi cherché à trouver les modèles explicatifs essentiels du comportement de la trame climatique portugaise.

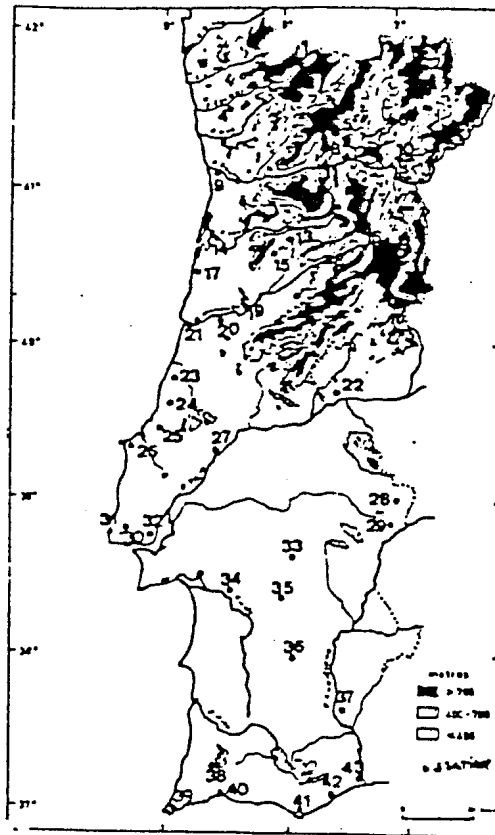


Fig. 1 - Stations Climatologiques de l'INMG dans le Portugal Continental

	Alt- rude	T m annu	T m m Jan	T m m Jul	P m annu	P m m Jan	P m m Jul	I m m annu	I m m Jan	I m m Jul	R mes Jan	R moy annu	I m m rel	I m m rel	P > 0.1 mm	P > 1.0 mm	P > 10 mm	N d'ég. pluie	Evap. annu
1 Beira Alta	1005	9.8	3.4	17.3	1040.3	133.2	14.3	56	40	79	74	118	110	149	111	37	56	865.5	
2 Beira Ligeira	720	11.6	3.8	20.2	972.1	148.8	14.8	60	41	83	64	112	74	125	88	31	77	1383.6	
3 Braga	320	13.2	6	20.8	780.6	110.8	12	50	31	72	79	107	149	132	111	37	14	810.5	
4 Braganca	190	14.4	8.6	20.3	1538.9	214.2	23.8	56	45	69	80	162	113	134	114	50	29	676.7	
5 Fátima (S. Pedro)	608	12.9	6	20.4	1073.7	150.6	15.3	58	38	70	68	110	67	98	96	38	89	1380	
6 Miranda	240	14.6	6.2	23.9	504.7	63.7	7.5	57	33	79	72	106	131	87	71	16	61	1464.2	
7 Santa Maria	62	15	8.8	21.2	1336.5	187	22.8	53	40	68	77	100	169	116	112	49	11	698.7	
8 Vila Real	479	13.6	6.2	21.4	1018.8	151.5	10.2	58	39	80	74	106	84	117	91	35	59	1016.7	
9 Porto (S. Nicolau)	95	14.4	9	19.6	1149.6	158.8	19.6	60	48	72	80	126	95	155	107	41	19	1112.7	
10 Matosinhos	408	15.2	6.4	24.2	505.7	58.5	12.6	58	35	77	66	94	100	79	67	16	36	1068.7	
11 Paredes	85	15.5	8	23.2	855.7	116.1	12.2	53	33	76	75	141	150	101	90	29	26	1003.8	
12 Pinhão	130	16.2	7.8	25.2	658	84.1	12.2	50	29	69	74	109	109	82	73	23	28	1212	
13 Vila Verde	443	13	6.2	20.2	1296.1	193.1	14.9	57	45	75	68	118	140	117	101	44	58	914.2	
14 Aveiro	3	14.6	9.9	18.2	913.5	137.2	12	57	45	65	88	115	100	114	95	30	5	984.8	
15 Espinho	810	12.4	5.8	19.4	2165.8	330.7	23.9	58	45	74	75	113	166	139	115	59	5	820.9	
16 Gouveia	1019	10.5	3.4	18.8	1194.9	175.9	12.8	57	42	77	76	102	122	117	89	34	31	1323.8	
17 Vila Franca de Xira	14	14.8	9.8	19	1002.6	143.9	10.9	57	45	66	79	141	117	151	96	39	32	923.1	
18 Ourense	1383	8.9	2.4	17.2	1916.2	275.8	25.2	57	41	82	71	106	126	144	113	54	58	1269.7	
19 Coimbrã	141	15.9	9.7	21.9	961.6	132.1	12.5	58	43	71	74	144	89	138	100	34	14	1572.2	
20 Montemor-o-Novo	15	15.2	9.8	20.2	866.8	127.8	7.4	58	47	69	74	119	82	120	92	27	5	885.7	
21 Fátima de Alentejo	17	15	10.1	19	627.1	93.5	5.4	54	50	68	79	93	113	106	83	20	0	1479.2	
22 Castelo Branco	390	15.6	7.9	24.6	827.3	123.1	4.6	60	49	66	63	72	108	79	70	29	20	1805	
23 Évora	83	14.6	9.3	19.6	855.8	122	8.3	55	43	64	64	132	119	112	95	29	18	728.8	
24 Beja	75	14.6	9.2	19.6	873.5	124	6.7	55	44	68	78	153	80	112	100	30	28	1230.8	
25 Faro	61	15.2	10.3	19.4	608	89.9	5.4	55	45	64	64	74	98	78	99	83	19	16	844.8
26 Lagos	32	15	11.4	18.1	594.4	83.2	3.5	55	43	63	77	96	81	95	77	18	0	727.6	
27 Sagres	54	16.4	9.8	23	711.2	96.3	4	62	48	79	80	79	110	96	76	23	6	921.5	
28 Tavira	280	16.5	8.7	25.1	518.8	64.2	1.5	68	53	85	70	52	176	84	69	18	30	1782.8	
29 Faro	208	15.9	8	24.8	604.2	85.8	3.2	67	53	87	69	77	153	86	67	19	29	1800.1	
30 Lagos	456	14.2	9.1	19	823.7	126.7	5	54	41	66	79	128	100	113	86	26	0	607.1	
31 Sagres	142	14.8	11.2	17.8	441.7	55.6	3.7	54	44	61	84	84	77	61	108	68	14	0	1149.1
32 Faro	77	16.6	10.8	22.2	707.5	110.6	3.1	68	53	84	84	73	78	61	113	79	24	5	2044.2
33 Faro	309	15.6	8.8	23	655.6	95.6	5.4	67	51	87	68	102	127	101	73	23	5	1517.3	
34 Faro	51	16	9.6	22.6	588.5	95.6	1.5	64	50	83	76	99	155	85	70	19	32	1830.4	
35 Faro	202	16	9.2	23.4	974.2	161.6	5	67	51	85	75	111	113	98	88	31	26	1830.4	
36 Faro	272	16.2	9.2	23.8	594.7	72.3	1.6	67	51	84	76	80	131	89	69	18	18	1767.1	
37 Faro	190	16.4	8.5	24	1093.5	178.5	3	61	47	75	73	77	152	94	81	35	2	1231.6	
38 Faro	203	17.4	11.2	24.2	1093.5	178.5	3	61	47	75	73	77	152	94	81	35	2	1231.6	
39 Faro	67	16.2	12.6	18	417.6	63.1	1.6	65	50	76	64	32	100	91	58	11	0	1222	
40 Faro	19	16.9	11.6	22.8	416.6	58.6	2.1	70	57	86	78	14	84	74	60	12	1	1072.2	
41 Faro	36	17.8	12.2	23.8	452.6	69.9	0.6	71	57	85	71	54	142	62	50	16	1	1686.2	
42 Faro	25	17.2	11.2	24	545.3	81.8	1.3	69	58	88	70	50	197	75	56	17	5	1462.4	
43 Faro	7	16.8	10.4	23.2	428.2	62.2	0.7	64	41	79	81	29	140	74	52	14	0	1391	

Tableau I - Eléments climatologiques de 43 stations de l'INMG (1931-60)

L'analyse factorielle est une technique statistique qui, au moyen d'un ensemble de processus mathématiques, permet d'identifier ( dans un large éventail de données ) un petit groupe de variables, qui puissent expliquer un phénomène sans perte substantielle d'information. Elle cherche dans l'information de base des groupes de variables en interrelations, elle les structure en groupes possédant un forte degré de parenté et en dehors desquels la corrélation est nulle. Cette analyse permet en quelque sorte de re-transcrire les données d'une forme simplifiée.

Pour que l'on puisse comparer les variables, il faut les réduire à une unité de mesure identique, car, comme l'affirme Davis, la normalisation n'est rien d'autre que "...a way of comparing apples and oranges..." (Davis, p.477).

On obtient la standardization des variables de plusieurs manières, dont la plus utilisée est, pour chaque valeur, la soustraction de la valeur moyenne, en divisant ensuite par l'écart-type, de telle sorte que la valeur de la moyenne soit 0 et celle de la variance 1.

Nous avons construit une matrice de corrélation entre toutes les variables (Tableau II). A partir des coefficients de corrélation entre deux variables, nous pouvons représenter géométriquement ces dernières, puisque la valeur de la corrélation correspond au cosinus de

	v1	v2	v3	v4	v5	v6	v7	v8	v9	v10	v11	v12	v13	v14	v15	v16	v17	v18	
v1	1																		
v2	-0.85	1																	
v3	-0.67	0.85	1																
v4	-0.32	0.67	0.2	1															
v5	0.6	-0.65	-0.56	-0.42	1														
v6	0.58	-0.61	-0.51	-0.41	0.99	1													
v7	0.53	-0.69	-0.64	-0.44	0.85	0.78	1												
v8	-0.19	0.51	0.38	0.51	-0.37	-0.32	-0.57	1											
v9	-0.29	0.47	0.54	0.2	-0.22	-0.17	-0.51	0.84	1										
v10	0.22	0.16	-0.16	0.62	-0.16	-0.13	-0.29	0.78	0.45	1									
v11	-0.19	0	0.21	-0.32	-0.04	-0.02	0	-0.16	-0.01	-0.29	1								
v12	0.18	-0.46	-0.39	-0.39	0.53	0.49	0.61	-0.66	-0.49	-0.51	-0.04	1							
v13	0.57	-0.58	-0.75	-0.05	0.29	0.26	0.42	-0.19	-0.41	0.23	-0.29	0.34	1						
v14	-0.01	0.33	0.07	0.58	-0.35	-0.32	-0.46	0.68	0.46	0.71	-0.17	-0.38	0.07	1					
v15	0.52	-0.63	-0.55	-0.41	0.96	0.94	0.87	-0.46	-0.31	-0.22	-0.02	0.62	0.33	-0.39	1				
v16	0.4	-0.67	-0.51	-0.58	0.82	0.78	0.83	-0.63	-0.42	-0.45	0.06	0.77	0.27	-0.54	0.89	1			
v17	0.4	-0.68	-0.44	-0.69	0.7	0.66	0.72	-0.51	-0.29	-0.42	0.19	0.69	0.22	-0.47	0.77	0.89	1		
v18	-0.02	0.2	0	0.42	0.1	0.11	-0.04	0.27	0.19	0.36	-0.31	-0.24	-0.19	0.19	0.09	-0.08	-0.19	1	

Tableau II- Matrice de corrélation entre les 18 variables

l'angle conforme à ce résultat ( p ex: r=1 correspond à un angle de 0°, puisque  $\cos 0^\circ = 1$  ). Les dimensions spatiales nécessaires a la représentation d'une matrice de corrélation sont aussi nombreuses que les variables. Dans notre cas, la représentation géométrique sur le seul plan du papier en sera donc d'autant plus difficile. Nous pouvons néanmoins associer et ainsi définir des groupes de variables qui ont une forte corrélation entre elles-mêmes (Fig. 2).

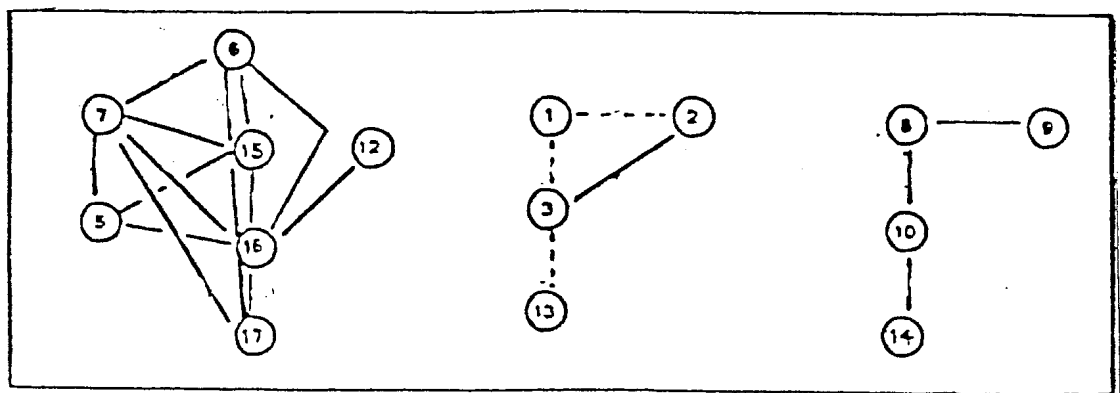


Fig 2- Representation qualitative de quelques-unes des plus fortes corrélations

En additionnant tous les coefficients de corrélation de chaque variable (plus, aussi, la variable elle-même) et en calculant la racine carré de la somme des corrélations de toutes les variables, on obtient une variable moyenne. La rapport entre la somme des corrélations de chaque variable et la variable moyenne nous donne la position de chaque variable face à la moyenne. Cette nouvelle variable réduit les déviations par rapport à toutes les variables primitives.

La même variable ainsi calculée (composante) à partir de la matrice de corrélation peut être mise en corrélation avec les variables primitives. Les saturations, c'est à dire les coefficients de corrélation entre chaque variable initiale et chaque composante, nous indiquent, s'ils sont portés au carré, la valeur de la proportion de la variance qui leur est associée. Nous pouvons donc estimer dans quelle mesure la nouvelle variable (composante) remplace chacune des variables initiales (Tableau III).

	IR.	I	IIR.	II	IIIR.	III
Y1	0.45	0.62	0.09	0.59	-0.75	-0.19
Y2	-0.56	-0.85	0.32	-2.3	0.65	0.25
Y3	-0.4	-0.7	0.06	-0.6	0.88	0.38
Y4	-0.47	-0.65	0.61	0.42	-0.02	-0.03
Y5	0.95	0.85	-0.2	0.25	-0.22	0.41
Y6	0.94	0.8	0.03	0.25	-0.17	0.46
Y7	0.79	0.89	-0.28	0.11	-0.36	0.1
Y8	-0.31	-0.71	0.84	0.48	0.22	0.33
Y9	-0.08	-0.57	0.66	0.18	0.52	0.59
Y10	-0.21	-0.43	0.86	0.84	-0.32	0.04
Y11	0.03	0.04	-0.37	-0.5	0.38	0.11
Y12	0.52	0.74	-0.52	-0.2	-0.22	-0.06
Y13	0.1	0.45	0.04	0.52	-0.88	-0.54
Y14	-0.38	-0.56	0.69	0.58	-0.15	-0.03
Y15	0.94	0.88	-0.1	0.18	-0.22	-0.37
Y16	0.85	0.92	-0.39	-0.1	-0.17	0.22
Y17	0.78	0.85	-0.4	-0.1	-0.12	0.21
Y18	0.2	-0.17	0.62	0.43	0.13	0.47

Tableau III- Saturations des variables avec les trois premiers facteurs normaux et soumis à rotation

La somme des carrés des saturations de toutes les variables nous indique la part de variance totale que la composante assume. Ce que l'on désigne normalement par valeur propre, exprimée en pourcentage ( $100(\text{valeur propre}/n^{\circ} \text{ de variables})$ ).

Après avoir calculé la première variable moyenne (composante I), on reprend l'ensemble des données dans une matrice de corrélation résiduelle et l'on répète les opérations pour calculer les autres composantes. Le processus de calcul termine lorsque la somme des valeurs propres atteint 100%.

La somme des carrés des saturations de chaque variable calculés pour toutes les composantes est qualifiée par la désignation de communauté et représente la proportion de la variance assumée par toutes les composantes pour chaque variable.

Il convient de signaler maintenant que l'analyse de composantes principales et l'analyse factorielle ne sont pas deux techniques statistiques alternatives de l'analyse multivariable.

La première d'entre elles ne devrait pas être rangée dans la série de procédés statistiques, puisqu'il s'agit d'une manipulation mathématique concernant la transformation linéaire de  $n$  variables initiales en  $n$  variables nouvelles, ou chaque variable nouvelle est une combinaison des données primitives. L'analyse de composantes principales ne fait que produire les eigenvalues d'une matrice de corrélation initiale, ce qui la rend très utile comme point de départ d'une analyse factorielle. Contrairement à l'analyse de composantes, l'analyse factorielle s'appuie sur une série de prémisses qui concerne la nature de parenté parmi l'échantillon-population. Ces prémisses déterminent la rationalité des opérations et l'interprétation des résultats. Dans l'analyse factorielle les relations entre l'ensemble des variables sont vues comme le reflet des corrélations de chacune des variables avec chacun des facteurs non corrélés.

Quand on a trouvé un ensemble de facteurs représentatifs de la plupart de l'information initiale, on peut alors remplacer la valeur des variables de chaque poste d'observation par celle qui correspond à chacun des facteurs, les scores (Tableau IV et V). Le score d'un lieu déterminé

est proportionnel à la valeur que les variables assumaient dans cette station, de même qu'au poids des variables dans le facteur respectif. Les valeurs des scores représentent l'un des résultats les plus importants de l'analyse factorielle en Géographie, car elles permettent d'élaborer un ensemble de cartes ou toute l'information qui peut être cartographiée est spatialement organisée et simplifiée.

Le fait d'extraire les facteurs en position moyenne proche de toutes les variables peut en fait empêcher l'association des groupes dont on pensait qu'ils seraient corrélés. Cependant, les facteurs sont passibles de rotations (varimax), afin de les rapprocher des groupes existents.

La rotation des facteurs permet ainsi de maximiser la variance et de resserrer les loadings vers plus ou moins 1 ou 0, d'où, finalement, la révélation d'une structure plus proche de la réalité.

La matrice de corrélation entre toutes les variables (Tableau II) fournit la possibilité d'identifier trois groupes fondamentaux d'éléments climatiques.

Le plus grand groupe, et aussi le plus complexe, englobe les divers paramètres de précipitation (moyenne annuelle, moyenne de juillet, moyenne de janvier, nombre de jours de

I	N.	Station	II	N.	Station	III	N.	Station
-1.79	41	Faro	-1.97	31	Cabo da Roca	-2.14	6	Mirandela
-1.59	42	Tevira	-1.88	26	Cabo Carvoeiro	-2.05	10	Moncorvo
-1.58	40	Praia da Rocha	-1.59	14	Aveiro	-1.78	5	Pedras Salgadas
-1.36	43	Vila Real de S. António	-1.42	25	Caldas da Rainha	-1.7	12	Pinhão
-1.25	28	Campo Maior	-1.33	30	Sintra	-1.52	2	Bragança
-1.17	39	Cabo de S. Vicente	-1.08	20	Montemor-o-Velho	-1.12	1	Montalegre
-1.04	29	Elvas	-1.05	17	Dunas de Mira	-0.97	8	Vila Real
-1.04	37	Mértola	-1.03	39	Cabo de S. Vicente	-0.78	31	Cabo da Roca
-1.03	36	Beja	-1.01	24	Alcobaca	-0.68	25	Caldas da Rainha
-0.85	34	Alcácer do Sal	-0.95	21	Figueira da Foz	-0.62	16	Guarda
-0.8	32	Lisboa	-0.82	23	Marinha Grande	-0.54	26	Cabo Carvoeiro
-0.77	33	Évora	-0.61	9	Porto/Ser. Pilar	-0.49	3	Vidago
-0.61	27	Sentarem	-0.6	3	Vidago	-0.49	11	Régua
-0.6	22	Castelo Branco	-0.6	4	Braga	-0.35	24	Alcobaca
-0.42	38	Caldas de Monchique	-0.54	19	Coimbra	-0.28	30	Sintra
-0.38	35	Viana do Alentejo	-0.53	7	Santo Tirso	-0.26	43	Vila Real de S. António
-0.37	31	Cabo da Roca	-0.52	12	Pinhão	-0.17	37	Mértola
-0.36	21	Figueira da Foz	-0.46	27	Sentarem	-0.11	23	Marinha Grande
-0.28	10	Moncorvo	-0.29	11	Régua	-0.07	22	Castelo Branco
-0.26	6	Mirandela	-0.28	43	Vila Real de S. António	0.043	36	Beja
-0.21	26	Cabo Carvoeiro	-0.15	40	Praia da Rocha	0.07	29	Elvas
-0.12	25	Caldas da Rainha	0.12	38	Caldas de Monchique	0.11	34	Alcácer do Sal
-0.07	12	Pinhão	0.26	32	Lisboa	0.11	39	Cabo de S. Vicente
0.16	20	Montemor-o-Velho	0.4	10	Moncorvo	0.21	28	Campo Maior
0.3	11	Régua	0.45	34	Alcácer do Sal	0.22	13	Viseu
0.38	19	Coimbra	0.5	8	Vila Real	0.24	18	Penhas Douradas
0.39	14	Aveiro	0.61	6	Mirandela	0.27	20	Montemor-o-Velho
0.41	23	Marinha Grande	0.61	41	Faro	0.28	21	Figueira da Foz
0.44	24	Alcobaca	0.71	36	Beja	0.31	40	Praia da Rocha
0.44	30	Sintra	0.73	22	Castelo Branco	0.32	33	Évora
0.68	8	Vila Real	0.76	1	Montalegre	0.36	19	Coimbra
0.73	17	Dunas de Mira	0.81	13	Viseu	0.36	27	Sentarem
0.82	5	Pedras Salgadas	0.89	35	Viana do Alentejo	0.57	14	Aveiro
0.87	9	Porto/Ser. Pilar	0.91	2	Bragança	0.65	17	Dunas de Mira
0.92	2	Bragança	0.91	37	Mértola	0.78	35	Viana do Alentejo
0.92	3	Vidago	0.92	15	Caramulo	0.78	41	Faro
1	7	Santo Tirso	0.97	42	Tevira	1.1	32	Lisboa
1.07	13	Viseu	1.03	16	Guarda	1.12	9	Porto/Ser. Pilar
1.08	16	Guarda	1.08	5	Pedras Salgadas	1.29	42	Tevira
1.46	4	Braga	1.12	33	Évora	1.38	4	Braga
1.57	1	Montalegre	1.4	29	Elvas	1.44	38	Caldas de Monchique
1.96	15	Caramulo	1.41	28	Campo Maior	1.51	7	Santo Tirso
2.34	18	Penhas Douradas	2.14	18	Penhas Douradas	2.66	15	Caramulo

Tableau IV - Scores des facteurs normaux ordonnées par ordre croissant

pluies de plus de 1mm et 10mm). Les deux autres groupes sont plus réduits, mais bien individualisés et constitués par trois formes de fortes corrélations: entre l'insolation moyenne annuelle et le pourcentage d'insolation en Janvier; entre le pourcentage d'insolation en Juillet et les précipitations supérieures à 0.1mm; enfin, entre l'altitude et les températures moyennes de Juillet et Janvier.

Le facteur I (Tableau III), dont la variance associée est de 45%, a été soumis à une rotation orthogonale -varimax (Tableau III, colonne IR). Ainsi, il est évident que cette nouvelle variable représente l'information contenue dans les variables originales 5(0.95), 6(0.94), 7(0.79), 15(0.94) et 16 (0.85). C'est à dire précisément le groupe qui nous avait semblé structurant après une analyse subjective de la matrice de corrélation (Fig.2).

Le second facteur produit par l'analyse factorielle est représentatif des variables 8(0.84) et 10(0.86) et possède un degré de substitution de la totalité de l'information initiale équivalent à 17%.

Le troisième facteur dont la représentativité est de 10.3% traduit surtout le comportement de la variable 3 (0.58).

SC0 I	Station	SC0 II	Station	SC0 III	Station
-1.4	6 Mirandela	-1.7	31 Cabo de Roca	-2.19	5 Pedras Salgadas
-1.39	10 Moncorvo	-1.6	26 Cabo Carvoeiro	-2.11	18 Penhas Douradas
-1.26	43 Vila Real de S. António	-1.35	30 Sintra	-1.96	2 Bragança
-1.14	12 Pinhão	-1.34	25 Caldes da Rainha	-1.86	1 Montalegre
-1.08	40 Praia da Rocha	-1.2	14 Aveiro	-1.71	6 Mirandela
-1.02	31 Cabo de Roca	-1.14	24 Alcobaca	-1.52	10 Moncorvo
-0.99	39 Cabo de S. Vicente	-1.12	12 Pinhão	-1.49	16 Guarda
-0.88	41 Faro	-1.1	3 Yidago	-1.24	8 Vila Real
-0.81	37 Mértola	-0.87	17 Dunes de Mira	-0.79	12 Pinhão
-0.73	26 Cabo Carvoeiro	-0.87	23 Marinha Grande	-0.78	13 Viseu
-0.7	36 Beja	-0.79	20 Montemor-o-Velho	-0.39	29 Elvas
-0.68	25 Caldes da Rainha	-0.61	1 Montalegre	-0.33	3 Yidago
-0.68	28 Campo Maior	-0.58	11 Régua	-0.27	11 Régua
-0.59	29 Elvas	-0.53	4 Braga	-0.25	22 Castelo Branco
-0.54	34 Alcácer do Sal	-0.45	10 Moncorvo	-0.25	37 Mértola
-0.42	22 Castelo Branco	-0.45	21 Figueira da Foz	-0.22	28 Campo Maior
-0.36	42 Tavira	-0.44	19 Coimbra	-0.17	33 Évora
-0.33	27 Santarem	-0.38	9 Porto/Ser.Pilar	0.01	36 Beja
-0.28	33 Évora	-0.37	2 Bragança	0.13	35 Yiana do Alentejo
-0.26	5 Pedras Salgadas	-0.34	6 Mirandela	0.14	34 Alcácer do Sal
-0.24	21 Figueira da Foz	-0.34	8 Vila Real	0.21	24 Alcobaca
-0.09	11 Régua	-0.31	5 Pedras Salgadas	0.26	23 Marinha Grande
-0.06	2 Bragança	-0.22	39 Cabo de S. Vicente	0.42	19 Coimbra
0.005	30 Sintra	-0.21	7 Santo Tirso	0.43	15 Caramulo
0.006	24 Alcobaca	0.04	16 Guarda	0.46	25 Caldes da Rainha
0.02	8 Vila Real	0.08	27 Santarem	0.46	30 Sintra
0.03	32 Lisboa	0.23	13 Viseu	0.54	43 Vila Real de S. António
0.14	20 Montemor-o-Velho	0.29	43 Vila Real de S. António	0.71	4 Braga
0.15	23 Marinha Grande	0.69	18 Penhas Douradas	0.78	9 Porto/Ser.Pilar
0.28	35 Yiana do Alentejo	0.74	40 Praia da Rocha	0.78	17 Dunes de Mira
0.35	3 Yidago	0.79	34 Alcácer do Sal	0.78	20 Montemor-o-Velho
0.44	14 Aveiro	0.81	22 Castelo Branco	0.78	27 Santarem
0.45	19 Coimbra	0.91	38 Caldes de Monchique	0.84	31 Cabo de Roca
0.55	38 Caldes de Monchique	0.97	15 Caramulo	0.87	41 Faro
0.62	16 Guarda	1.03	32 Lisboa	0.88	32 Lisboa
0.67	1 Montalegre	1.04	36 Beja	0.89	26 Cabo Carvoeiro
0.83	17 Dunes de Mira	1.1	37 Mértola	0.91	42 Tavira
1.08	13 Viseu	1.21	35 Yiana do Alentejo	0.92	21 Figueira da Foz
1.28	9 Porto/Ser.Pilar	1.36	33 Évora	0.94	7 Santo Tirso
1.63	7 Santo Tirso	1.59	29 Elvas	0.94	40 Praia da Rocha
1.89	4 Braga	1.63	41 Faro	1.06	36 Caldes de Monchique
2.27	18 Penhas Douradas	1.75	28 Campo Maior	1.18	39 Cabo de S. Vicente
3.26	15 Caramulo	2.04	42 Tavira	1.21	14 Aveiro

Tableau V - Scores des facteurs soumis à rotation par ordre croissant

Nous nous sommes penchés sur les trois premiers facteurs, car ils rassemblent la plupart de l'information originale - 76%, ce qui nous a semblé suffisant - alors que les quatre facteurs suivants ont les pourcentages de variance associée de 7.4, 4.5, 3.8 et 2.1 respectivement.

La représentation graphique que nous avons élaborée lors de notre appréciation qualitative de la matrice de corrélation initiale (Fig. 2) est totalement confirmée par la série de facteurs dégagés par la suite. Ce fait nous a conduit à essayer une analyse plus détaillée de l'information contenue dans la Fig. 2.

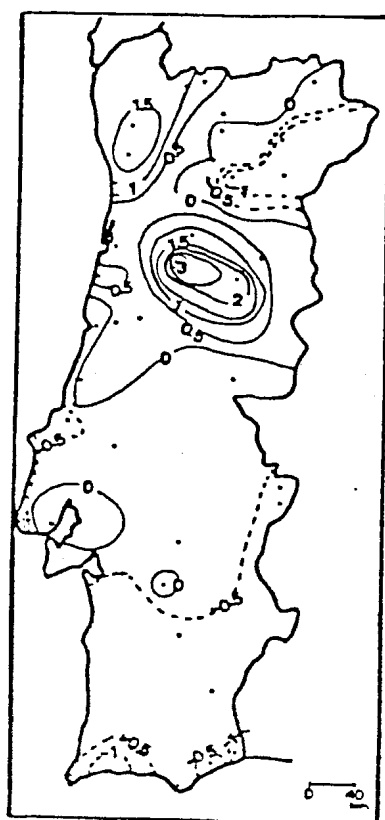


Fig. 3 - Scores du facteur I

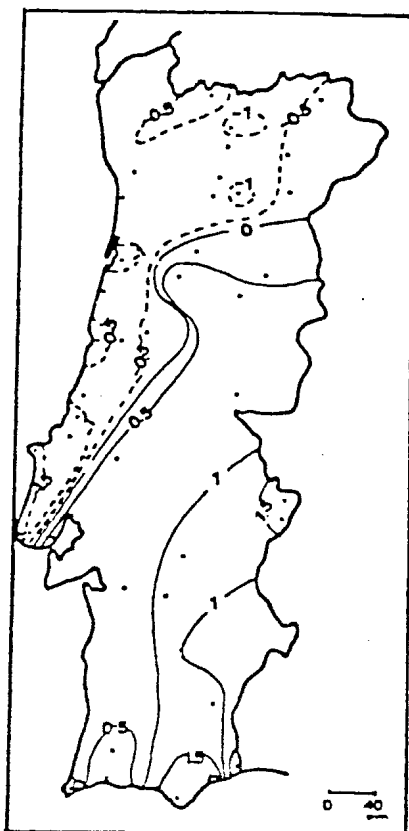


Fig. 4 - Scores du facteur II



Fig. 5 - Scores du facteur III

0.1	POS.
0.1	NEG.

Ainsi, on y observe que le groupe le plus important et le plus complexe est fondamentalement défini par le comportement de la variable précipitation de Juillet, qui possède de fortes corrélations avec celles de la précipitation moyenne annuelle, de Janvier, des  $P > 1.0\text{mm}$  et  $P > 10\text{mm}$ , de même qu'avec le nombre de jours gelés. Nous pouvons donc en déduire que la structure définissant les grands groupes climatiques du Portugal a son pôle dans la distribution des précipitations estivales. En second plan, nous trouvons deux axes complémentaires structurants - l'altitude (variable 1) et l'insolation (variables 8, 9 et 10).

Dans les figures 3, 4 et 5, nous avons représenté par des isolignes les scores soumis à rotation des trois facteurs. Les scores du facteur I (Fig. 3) confirme globalement la différenciation climatique proposée par d'autres auteurs, comme celle de la figure 6. Ce même facteur, qui, rappelons-le, représente surtout les précipitations estivales, dégage le cadre climatique global dans l'espace du Portugal Continental. Dans ce pays les précipitations assument un rythme saisonnier et inter-annuel assez complexe, qui se rattache généralement au passage de dépressions. Les innombrables origines et possibilités de parcours des masses d'air sur le territoire soulèvent de grosses difficultés pour détecter et organiser les structures-types de la distributions des pluies, que ce soit pour leur volume ou leur fréquence. En Hiver, le rythme du passage des dépressions est soutenu et leur influence se répartit simultanément dans tout le territoire continental. Par contre, la distribution estivale des pluies n'est pas uniforme du Nord au Sud, et de l'intérieur au littoral, car celle dépend de la position relative de l'anticyclone des Açores et des dépressions ibériques. C'est en Ete que des masses d'air aux caractéristiques très disparates surgissent alternativement sur le Portugal - masses d'air polaire froid et humide, tropical continental chaud et sec venant de l'Est, ou tropical humide venant du Sud-Ouest.



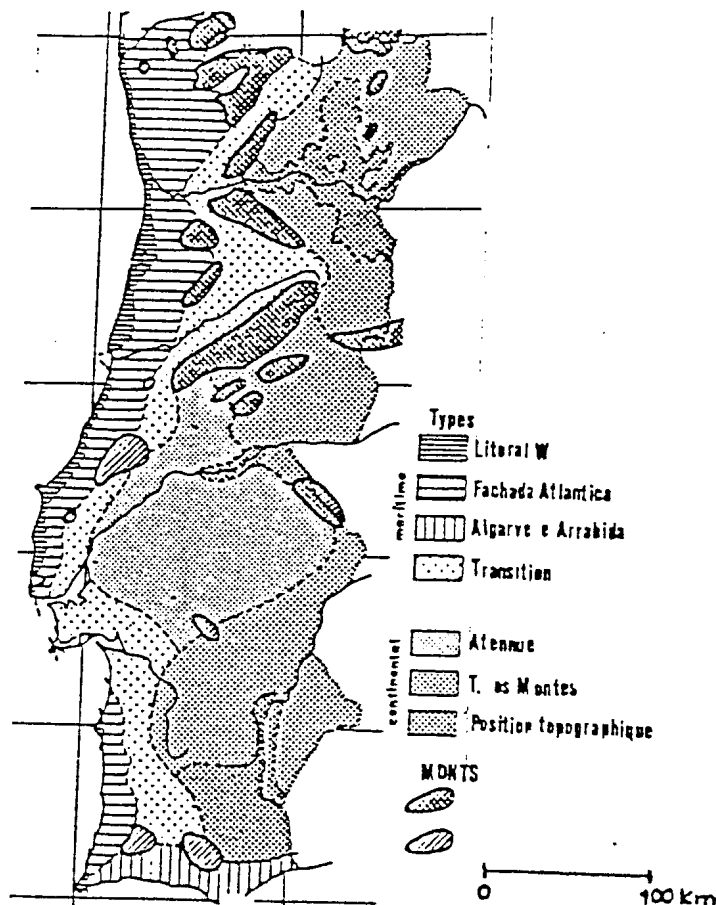


Fig. 6 - Schéma provisoire des régions climatiques du Portugal (S. Daveau, 1985)

Il en résulte que l'on devra analyser les pluies estivales sous le reflet d'un ensemble de conditions locales qui facilitent ou non la pénétration d'un type ou autre de masses d'air. Ce qui permet de déduire l'importance des précipitations d'Été comme indicateur de l'organisation des principaux groupes climatiques portugais.

La figure 3 présente une première division entre le Nord où les scores sont toujours positifs et le Sud et la "Terre chaude" de Trás-os-Montes où, au contraire, ils sont toujours négatifs. L'isogone du score 0 accompagne la vallée du Tage et contourne le Nord-Est du Trás-os-Montes, individualisant ainsi le microclimat de la "Terre chaude". Les scores aux valeurs les plus élevées se trouvent dans les stations du littoral Nord et celles qui longent les l'importance de l'exposition sur l'altitude.

La figure 4, qui concerne les scores du facteur II (% d'insolation de Juillet-0.86 et % d'insolation moyenne annuelle -0.84%), illustre la profonde division entre le littoral et l'intérieur, particulièrement pendant l'Été. Le littoral de l'Algarve présente les scores positifs les plus élevés du pays, alors que sur une étroite bande du littoral au Nord de Lisbonne, on trouve les valeurs négatives les plus basses. Sur la figure 4, le même type est délimité sous la dénomination "littoral ouest" et "façade atlantique" (Daveau, 1985).

Les scores du facteur III (Fig 5) représentatif de la température moyenne de Janvier (0.88) montrent aussi une forte différentiation entre littoral et intérieur, de même que l'influence de l'altitude.

La grande ressemblance entre les figures 3 et 6 nous permet donc de confirmer la validité de l'application de cette technique à l'ensemble de l'information, tel que nous nous proposons de le faire selon les objectifs définis dès le début de ce travail. C'est en effet à partir d'un éventail de données à la lecture difficile et très peu détaillée que cette brève analyse a pu clairement esquisser les principales nuances du climat portugais. De même, et surtout, nous avons pu élaborer quelques schémas cartographiques dont la lecture, bien que simple, n'en est pas moins expressive.

## REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Al-Jerash, M., 1985 - "Climatic subdivisions in Saudi-Arabia : an application of principal component analysis", Journal of Climatology, 5, Sheffield, p.307-323.
- Cunha, L. 1983- "Tipos de tempo no Norte e Centro de Portugal", Biblos, LIX, Coimbra, p.161-182.
- Daveau, S. . 1972- "Repartition géographique des pluies exceptionnellement fortes au Portugal", Finisterra, VII(13), Lisboa, p.5-28.
- Daveau, S., 1975 - "Influence de la continentalité sur le rythme thermique au Portugal", Finisterra, (X), 19, Lisboa, p. 5-52.
- Daveau, S., 1977 - Repartition et rythme des précipitations au Portugal, CEG, Lisboa.
- Daveau, S. , 1985- Mapas climáticos de Portugal- nevoeiro e nebulosidade, contrastes térmicos, CEG, 7, Lisboa.
- Davis, J., 1985 - Statistics and data analysis, John Wiley & Sons, New York.
- Ehrendorfer, M., 1987 - "A regionalization of Austria's precipitation climate using principal component analysis", Journal of Climatology, 7, Sheffield, p.71-89.
- Goossens, Chr. , 1985- "Principal component analysis of Mediterranean rainfall", Journal of Climatology, vol.5, Sheffield, p.379-388.
- Johnston, R., 1980 - Multivariate statistical analysis in geography, Longman, London.
- Jolliffe, I., 1987 - "Rotation of principal component : some comments", Journal of Climatology, 7, Sheffield, p.507-510.
- Martin, S. , 1974- "Application de l'analyse factorielle en composantes principales à l'étude de la variabilité régional et interannuelle des précipitations ardéchoises", Revue de Géographie de Lyon, vol.49, 1, Lyon, p.77-92.
- Racine, J.; Reymond, H., 1973 - L'analyse quantitative en géographie, PUF, Paris.
- Richman, M. , 1987- "Rotation of principal components: a reply", Journal of Climatology, 7, Sheffield, p.511-520.
- Sabin, T.; Schulman, M., 1985 - "A statistical evaluation of the efficiency of the climatic normal as predictor", Journal of Climatology, 5, Sheffield, p.63-77.
- S.M.N., 1965 - "Normais climatológicas do Continente, Açores e Madeira", O Clima de Portugal, 13, Lisboa.
- Smith, David, 1977 - Patterns in human geography, Penguin, Middlessex.