REVUE DE STATISTIQUE APPLIQUÉE

L. BELLANGER
P. HUSI
R. TOMASSONE

Une approche statistique pour la datation de contextes archéologiques

Revue de statistique appliquée, tome 54, nº 2 (2006), p. 65-81
<http://www.numdam.org/item?id=RSA_2006__54_2_65_0>

Rev. Statistique Appliquée, 2006, **LIV** (2), 65-81

UNE APPROCHE STATISTIQUE POUR LA DATATION DE CONTEXTES ARCHÉOLOGIQUES

L. BELLANGER[1], P. HUSI[2], R. TOMASSONE[3]

(1) *Département de Mathématiques Jean Leray – UMR 6629, Université de Nantes*
lise.bellanger@univ-nantes.fr; http ://www.math.sciences.univ-nantes.fr

(2) *Université de Tours, UMR 6173 CITERES, Laboratoire Archéologie et Territoires*
philippe.husi@univ-tours.fr; http ://www.univ-tours.fr/lat/

(3) *Institut National Agronomique, Département de Mathématique,*
75231 Paris Cedex 05, France
rr.tomassone@wanadoo.fr

RÉSUMÉ

Cet article décrit quelques analyses statistiques à partir du mobilier archéologique et tout particulièrement la céramique provenant de différents sites de la ville de Tours. Une partie importante de l'étude est la comparaison d'assemblages céramiques pour l'établissement d'une chronologie absolue à l'échelle de la ville. Un modèle statistique est bâti pour y parvenir. La procédure statistique utilise des outils classiques (analyse des correspondances, régression linéaire multiple et méthodes de ré-échantillonnage) de manière itérative. Les archéologues peuvent trouver dans l'article un ensemble utile de méthodes statistiques connues, alors que les statisticiens peuvent y apprendre comment les organiser. Aucune méthode n'est nouvelle, mais leur assemblage est caractéristique de cette application.

Mots-clés : *analyse des correspondances en archéologie, modèle de régression, ré-échantillonnage, céramique, chronologie*

ABSTRACT

This paper describes some statistical analyses of a particular archaeological material (pottery) originating in some sites of Tours city. An important part of the archaeological study of pottery is the comparison of ceramic assemblages to establish absolute date of contexts. In this paper, a statistical model is built to assess it. The statistical procedure uses classical tools (correspondence analysis, linear regression and resampling methods) in an iterative scheme. Archaeologists may find in the paper a useful set of known statistical methods, while statisticians can learn a way to «arrange» well known techniques. No method is new, but their gathering is characteristic of this application.

Keywords : *correspondence analysis, regression model, resampling methods, pottery, chronology.*

1. Introduction

L'introduction de l'analyse des données en archéologie s'est faite il y a bien longtemps déjà, voir par exemple les mises à jour dans [11]. Les principales méthodes furent le positionnement multidimensionnel et la classification automatique. Dans les années 80 l'analyse multidimensionnelle, essentiellement l'analyse en composantes principales et l'analyse des correspondances (AFC), a été employée dans les pays européens. Ces méthodes statistiques ont représenté une contribution importante dans la majorité des méthodes archéologiques, dans la mesure où elles ont permis aux archéologues de compléter les calculs fastidieux et aussi de faire des résumés de leurs données.

Cet article décrit quelques analyses statistiques faites sur un matériel archéologique particulier, la céramique, provenant des différents sites de la ville de Tours. Le nombre important de fouilles réalisées à Tours avec le même système d'enregistrement des données durant les trente dernières années est à l'origine du développement d'une telle recherche [8]. Comme la céramique est un excellent indicateur chronologique, sa quantification se révèle essentielle, non seulement dans la comparaison de diffé rents contextes archéologiques (ou ensembles), mais aussi comme une aide pour répondre à certaines questions tant archéologiques qu'historiques. Le corpus de données est constitué d'un tableau de données à deux entrées où les lignes représentent les différents groupes techniques [1] et les colonnes les contextes archéologiques [2] . Les colonnes sont séparées en deux groupes; le premier inclut les contextes archéologiques dat és par les monnaies, le second inclut ceux dont les dates sont inconnues.

Une part importante du travail de l'archéologue est la comparaison des assemblages céramiques pour préciser la chronologie relative, puis absolue des contextes. Cette question est essentielle, et de nombreuses tentatives ont été faites dans ce sens, mais rarement à l'échelle d'une ville ([6], [24], [1] et [21]).

La procédure statistique comprend trois étapes :

(1) La recherche d'une relation entre contextes et groupes techniques par une **analyse des correspondances** ([2], [9] et [15]) pour obtenir une tendance chronologique.

(2) L'utilisation de la représentation des ensembles (contextes archéologiques) pour estimer leur date par un **modèle de régression**.

(3) La validation du modèle comme composante essentielle du processus d'ajustement, en incluant des méthodes de **ré-échantillonnage** (jackknife et bootstrap). Cette procédure fournit un outil complémentaire intéressant pour dater les contextes archéologiques.

[1] Un groupe technique est un ensemble de tessons de céramique ayant les mêmes caractéristiques techniques (argile, traitement de surface...)

[2] Un contexte archéologique, nommé aussi ensemble, correspond à un événement observé sur un site, qui est interprété donc inscrit dans un temps donné et un espace circonscrit (ensembles clos; niveaux d'occupation d'une habitation...)

2. Questions archéologiques et corpus de données

2.1. Le corpus de données

Une part importante de l'étude archéologique est la comparaison d'assemblages céramiques en fonction de leur composition. Un assemblage céramique peut être caractérisé par les proportions des différents groupes techniques dont il est constitué. Plusieurs mesures de quantification de la céramique peuvent être utilisées. Même si le problème du choix de la quantification est une question fondamentale pour l'archéologue [3] , nous n'en parlerons pas ici et nous utiliserons le nombre minimum d'individus, dans lequel les fragments sont supposés appartenir au même objet à moins qu'on ne puisse démontrer le contraire. En fin de compte nous utilisons une matrice de données appelée N consistant en :

- 49 ensembles en colonne, les ensembles représentent les différentes étapes de l'occupation anthropique : construction, occupation et destruction d'un édifice. Seuls ont été conservés pour cette étude, les ensembles susceptibles d'être les moins perturbés par du mobilier redéposé ou intrusif, donc chronologiquement les plus fiables. Il s'agit d'ensembles clos (dépotoirs, latrines) ou de niveaux d'occupation,
- 186 groupes techniques de céramique en ligne.

Le terme général n_{ij} de N est le nombre minimum d'objets du groupe technique i dans l'ensemble j.

2.2. La datation absolue des contextes archéologiques

La question de la datation occupe une place importante dans la recherche archéologique. «*The evidence can be divided into (a) evidence relating to objects – pottery, iron, bone, etc., and (b) evidence relating to archaeological contexts – walls, floor, pit fills, etc., and also into (i) relative dating evidence – one object or context is later than another, (ii) absolute dating evidence – the date of an object or context is such-and-such*» [18], pp.65-66. Comme la céramique n'est intrinsèquement pas un élément datant (aucune date n'est apposée sur des récipients à cette époque), nous comparons les assemblages céramiques des différents contextes archéologiques, de façon à estimer leur éloignement ou leur proximité chronologique. Puis, nous établissons une chronologie absolue à partir d'éléments datés, dans le cas présent les monnaies. Ce choix est bien évidemment discutable, puisque les monnaies peuvent avoir circulé longtemps avant d'être perdues ou rejetées. Nous avons donc essayé d'éliminer autant que possible cette distorsion chronologique potentielle entre la date d'émission de la monnaie et la datation des contextes archéologiques. Une sélection très rigoureuse des monnaies a permis de ne conserver que celles qui avaient toutes les chances d'être contemporaines de l'action, autrement dit de l'ensemble archéologique. Ainsi, sur les 49 ensembles étudiés, seuls 21 ensembles sont datés par des monnaies, les autres (28) ne sont pas datés.

[3] Le lecteur intéressé peut consulter [17], [19] et [20]

Une approche statistique, comme nous le verrons dans les paragraphes suivants, peut révéler un décalage chronologique entre date des monnaies et estimation de la datation des contextes caractérisés par leur assemblage céramique. Ceci pourra alors conduire à des **réinterprétations archéologiques**.

3. Procédure statistique

La procédure statistique utilise des outils classiques (analyse des correspondances, régression linéaire, méthode de ré-échantillonnage); son originalité réside dans l'emploi itératif des trois étapes comme nous l'avons dit au paragraphe 1.

3.1. Analyse factorielle des correspondances

«*It is often assumed that the usage of types of pottery follows a simple continuous and unimodal pattern over time – introduction, increasing usage, steady usage, decreasing usage, demise. If this is so, the relative proportions of types in assemblages which form a chronological sequence* [...] *will also follow a simple pattern. If the proportions are known but the sequence is not, it can be reconstructed by using a technique of seriation*» [22], p. 164. L'AFC est bien connue comme une technique de représentation des lignes (ici les groupes techniques) et des colonnes (ici les ensembles) d'une table de contingence à deux entrées comme des points d'un espace vectoriel de faible dimension facilement interprétable par des représentations graphiques. Elle a été appliquée pour la première fois en France au début des années 1960 par Cordier-Escofier [3], puis à la suite des publications de Benzécri [2], (voir par exemple dans [5] une première synthèse des différentes applications en archéologie). Dans notre étude, elle apparaît comme étant la technique naturelle d'ordonnancement des contextes en fonction des comptages des types de céramique qu'ils contiennent.

Laxton [12] a identifié un problème potentiel pour l'emploi de l'AFC quand la structure standard (première apparition, pic, déclin et disparition) n'est pas satisfaite. Dans ce cas, l'AFC ne garantit pas l'existence d'une séquence correcte, même si les types sont chronologiquement ordonnés ([1], p. 118-123). Comme nous l'avons indiqué au paragraphe 2, nous voyons ici aussi l'importance du choix archéologique du corpus de données étudié. De surcroît, le temps n'est pas la seule dimension possible : «*seriation of modern cars (based on their shape) for example, might well order them according to price, while a seriation of modern grave headstones might detect a geographical rather than a chronological trend*» [18], pp. 88. À vrai dire, il sera important de justifier l'association de l'ordre dans les données (si une telle association existe) avec le temps de préférence à toute autre dimension.

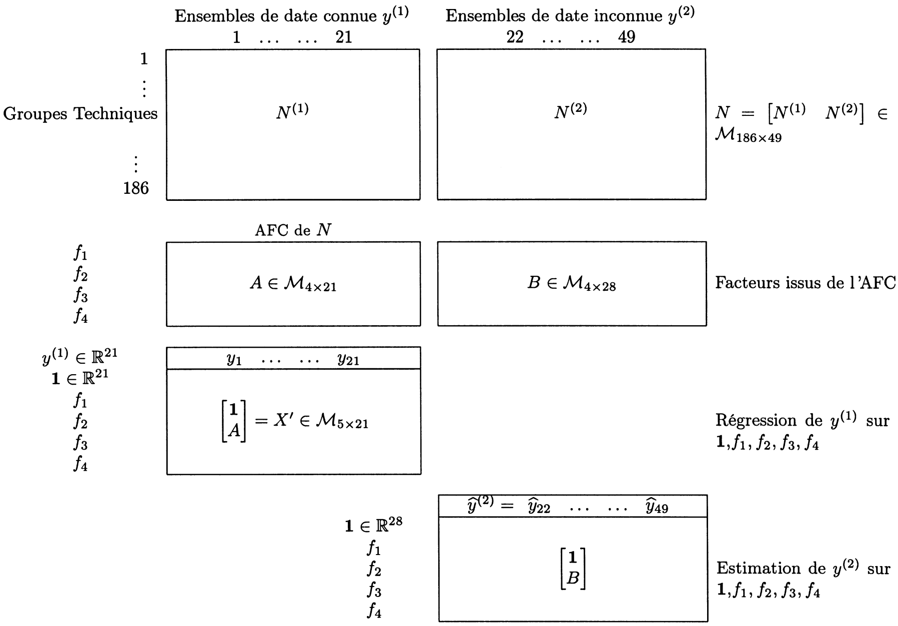
L'AFC sur la matrice N (186×49 au début du schéma itératif) fournit les résultats classiques : valeurs propres, coordonné es factorielles des lignes et des colonnes, et d'autres comme les contributions.

3.2. Régression sur les facteurs

La régression linéaire, pour chaque quantification, est réalisée sur les dates qui forment le vecteur réponse $\mathbf{y}$, et par la matrice des prédicteurs linéaires, X. Chacun est spécifié sous la forme algébrique classique :

$$y_i = \mathbf{x}_i\beta + \varepsilon_i; \qquad i = 1, \ldots, n$$

où y_i est la $i^{ème}$ date (au début $i = 1, \ldots, 21$), $\mathbf{x}_i$ est un vecteur à $(p+1)$ ligne des variables explicatives déterministes associé à y_i, $\beta = (\beta_0, \beta_1, \ldots, \beta_p)'$ est un $(p+1)$ vecteur colonne des paramètres inconnus, et ε_i est l'erreur aléatoire telle que $(\varepsilon_1, \ldots, \varepsilon_n)' \sim \mathcal{N}_n\left(\mathbf{0}, \sigma^2 I_n\right)$. L'emploi du modèle gaussien peut être critiqué, mais il demeure le plus simple et nous n'avons pas trouvé de raison valable pour en choisir un plus compliqué. Dans notre cas, la matrice peut être écrite $X = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n \end{bmatrix} = [\mathbf{1}X_f] = [\mathbf{1}f_1 \ldots f_p]$ où $\mathbf{1}$ est un n-vecteur colonne de 1 et X_f est une $n \times p$ matrice où chaque ligne est le vecteur ligne à p dimensions correspondant au vecteur colonne des coordonnées factorielles des colonnes de l'AFC. Ce qui peut être résumé par le schéma suivant :



3.3. Méthodes de ré-échantillonnage (AFC et estimation des dates)

Il existe de nombreux ouvrages et articles sur le sujet auxquels le lecteur intéressé peut se référer comme [4] qui donne de nombreux exemples. Nous comparons les résultats des différentes méthodes de ré-échantillonnage.

3.3.1. La variabilité des assemblages céramiques : ré- échantillonnage du corpus de données

- *Jackknife* : pour voir si certains groupes techniques peuvent avoir une influence forte sur l'estimation de la date, nous avons d'abord utilisé le jackknife sur la matrice N. Dans notre procédure de jackknife, la statistique est recalculée pour $K = 186$ ensembles de données qui sont des sous-ensembles de la matrice originale. L'algorithme suivant résume le calcul des dates estimées et de leur intervalle de confiance :

ALGORITHME 1. – *Pour* $k = 1, \ldots, K$

(a) soit N_{-k} *la matrice* N *sans la* $k^{\text{ème}}$ *ligne; alors*

(b) calculer les coordonnées factorielles des colonnes (ensembles) de la matrice N_{-k} *en faisant une AFC;*

(c) ajuster la régression par moindres carrés à $(\mathbf{x}_1, y_1), \ldots, (\mathbf{x}_n, y_n)$ *où* $\mathbf{x}_i$ *est le vecteur à p-dimension des coordonnées factorielles sélectionnées des colonnes de* N_{-k}*, donnant les estimations* $\widehat{\beta}^{(k)}_{(Jack)}$ *pour* β*.*

On en déduit un intervalle de prédiction pour y_i*.*

- *Bootstrap* : dans la procédure bootstrap les calculs sont basés sur B bootstraps des ensembles de données aléatoires (échantillons bootstrap) de taille 186×49 provenant des données d'origine en choisissant B de telle sorte que les statistiques obtenues soient presque aussi bonnes que si on avait pris $B = \infty$. Dans notre cas, B a été fixé à 1000 dans toutes les applications.

ALGORITHME 2. – *Pour* $b = 1, \ldots, B$

(a) générer un échantillon $N^{(b)}$ *de la population en échantillonnant* 186 *fois, avec remise, des lignes de* N*;*

(b) calculer les coordonnées factorielles des colonnes (ensembles) de la matrice $N^{(b)}$ *en faisant une AFC;*

(c) ajuster la régression par moindres carrés à $(\mathbf{x}_1, y_1), \ldots, (\mathbf{x}_n, y_n)$ *où* $\mathbf{x}_i$ *est le vecteur à p-dimension des coordonnées factorielles sélectionnées des colonnes de* $N^{(b)}$*, donnant les estimations* $\widehat{\beta}^{*}_{(b)}$ *pour* β *et* $s^{2^*}_{(b)}$ *pour le carré moyen résiduel de* σ^2*.*

On en déduit un intervalle de confiance bootstrap pour y_i*. La méthode présentée pour obtenir un intervalle de prédiction nonparamétrique pour la valeur de l'espérance de la date est un intervalle de probabilité, aussi appelé intervalle de confiance par percentile. C'est la plus simple, mais pas obligatoirement la plus performante du point de vue de la procédure bootstrap.*

3.3.2. La variabilité des dates : ré-échantillonnage des résidus du modèle

- Comme nous supposons que les x_i ne sont pas aléatoires dans notre modèle de régression linéaire, nous avons décidé d'utiliser un schéma de ré-échantillonnage appelé *bootstrap résiduel* ou *bootstrap basé sur les résidus* proposé par Efron [7]. L'algorithme suivant résume le calcul des dates estimées et de leur intervalle de confiance associé :

ALGORITHME 3. –

(a) calculer les coordonnées factorielles des colonnes (ensembles) de la matrice N;

(b) ajuster la régression des moindres carrés à $(\mathbf{x}_1, y_1), \ldots, (\mathbf{x}_n, y_n)$: notre modèle peut être identifié par (β, F_ε), où F_ε est la distribution inconnue des ε_i centrés i.i.d. Le paramètre β est estimé par l'estimateur des moindres carrés $\widehat{\beta}$ et F_ε par la distribution empirique $\widehat{F}_\varepsilon$ en mettant une masse n^{-1} sur $r_i, i = 1, \ldots, n$, où les $r_i = y_i - \mathbf{x}_i\widehat{\beta}$ sont les résidus;

(c) ré-échantillonnage basé sur le modèle : pour $br = 1, \ldots, B$:

(i) pour $i = 1, \ldots, n$

– échantillonner aléatoirement : générer des données i.i.d. $\varepsilon_1^*, \ldots, \varepsilon_n^*$ à partir de $\widehat{F}_\varepsilon$ (à savoir sur r_i); alors

– définir $y_i^* = \mathbf{x}_i\widehat{\beta} + \varepsilon_i^*$.

(ii) ajuster la régression des moindres carrés à $(\mathbf{x}_1, y_1^*), \ldots, (\mathbf{x}_n, y_n^*)$, ce qui fournit les estimations $\widehat{\beta}^*_{(br)}$ pour β et $s^{2^*}_{(br)}$ pour le carré moyen résiduel de σ^2.

(d) calcul de l'intervalle de confiance par percentile de y_i.

4. Resultats [4]

4.1. AFC

Nous avons analysé en détail les contributions des ensembles aux axes, éliminé quelques ensembles qui en influençaient démesurément leur définition et recalculé des nouveaux axes (cinq ensembles ont été supprimés de l'AFC). Ensuite nous les avons réintroduits en calculant leurs coordonnées comme éléments supplémentaires.

TABLEAU 1
Pourcentage d'inertie donné par les sept premiers facteurs de l'AFC

Facteur	1	2	3	4	5	6	7	Somme
%	24.2	11.6	8.7	6.7	4.9	4.2	3.7	64.1

[4] Les calculs ont été réalisés avec les logiciels statistiques S-Plus ou R.

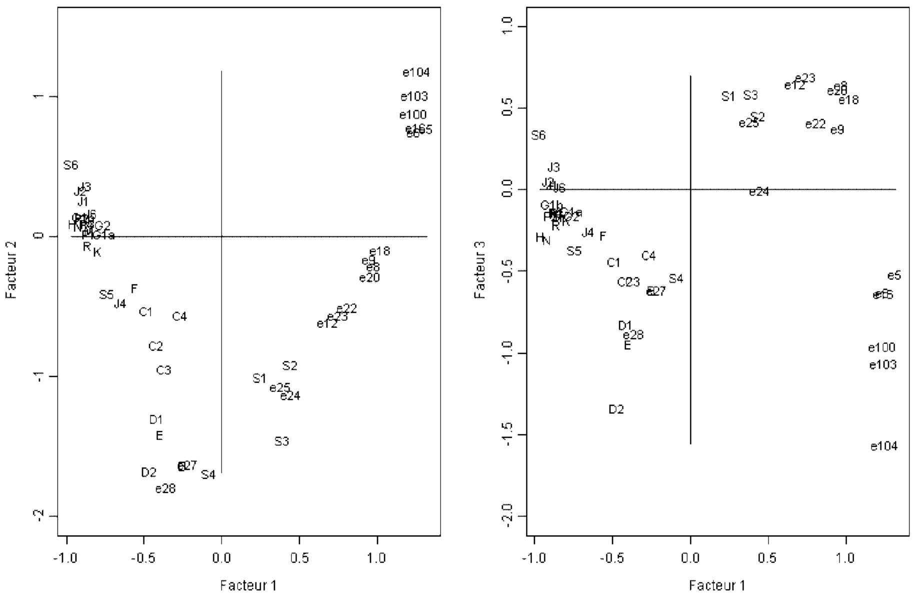


FIGURE 1

Plans 1-2 et 1-3 de l'AFC (e27, e28, P1, N et R en ensembles supplémentaires)

En regardant les premiers graphiques (FIGURE 1), nous pouvons dire :

- Il est bien connu qu'une séquence chronologique est représentée par une courbe en forme de «fer à cheval» sur un graphique d'AFC (c'est l'effet Guttman). Les raisons en sont discutées par Greenacre ([9], section 8.3). Dans notre cas le premier facteur est clairement lié à une tendance que nous identifions à une sériation chronologique possible. Puisque le second (resp. troisième) est parabolique (resp. cubique) le modèle de régression ressemble à un modèle polynomial; mais quand nous avons essayé de prendre un modèle polynomial avec $f_1, f_1^2, \ldots$ les résultats n'ont pas été améliorés et même se sont révélés plus mauvais.
- Nous avons plus ou moins trois groupes d'ensembles : $\{\mathrm{e100}, \mathrm{e103}, \mathrm{e104}, \mathrm{e16}, \mathrm{e6}, \mathrm{e5}\}$ à droite sont les plus vieux, $\{\mathrm{S1}, \mathrm{e25}, \mathrm{e24}, \mathrm{S3}, \mathrm{S2}, \mathrm{e23}, \mathrm{e22}, \mathrm{e20}, \mathrm{e18}, \mathrm{e12}, \mathrm{e9}, \mathrm{e8}\}$ sont dans une position intermédiaire, et tous les autres sont les plus récents. Outre l'aspect chronologique, cette structure révèle peut-être des différences socio-fonctionnelles entre les différents ensembles. Il serait intéressant d'introduire les formes et pas uniquement les groupes techniques (à savoir, pot, cruche, écuelle...) pour avoir une indication plus claire de l'interprétation de cette structure.

4.2. Régression

Nous avons des dates attestées par des monnaies pour un nombre limité d'ensembles (21) comme indiqué au tableau 2. Lorsque différentes monnaies –

donc dates – sont disponibles pour un même ensemble, nous avons décidé, sur des bases archéologiques, de choisir l'une d'entre elles. Néanmoins, nous devons nous souvenir de ce choix au cours de l'interprétation et de la validation des données, pour éventuellement le modifier.

TABLEAU 2
Valeurs des dates retenues pour les ensembles datés

Ensemble	e16	e18	e20	e22	e8	e9	e27	e28	D1	E	D2
Date	850	1100	1100	1100	1100	1100	1296	1316	1350	1350	1436

Ensemble	F	G1a	J2	G1b	J3	H	J1	M	R	P1	
Date	1461	1470	1476	1488	1488	1510	1540	1540	1625	1640	

Comme nous avons peu d'ensembles datés, il est d'abord nécessaire de sélectionner un nombre limité de facteurs. Fort heureusement, les premiers étaient toujours les meilleurs dans cette sélection; nous aurions même pu en choisir moins, mais pas dans leur ordre naturel d'importance. Cette option aurait introduit plus de difficultés ultérieurement, comme nous l'expliquerons en utilisant les techniques de ré-échantillonnage. Les quatre premiers facteurs étaient significatifs, l'écart type résiduel minimal, si bien que ce modèle (Tableau 3) semble un bon candidat dans un objectif de prédiction.

TABLEAU 3
Modèle sélectionné
s : écart type résiduel; dl : degrés de liberté; R2 coefficient de détermination

Corpus	Modèle sélectionné	s	dl	R^2
N	f_1, f_2, f_3, f_4	40.70	16	0.9709

Ce modèle est cohérent avec les arguments archéologiques, il va jouer le rôle de **modèle de référence**. Nous pouvons alors aisément calculer des dates prédites et des intervalles de confiance (Tableau 4).

Leur précision sera examinée en section 4.3. Mais au premier regard, nous pouvons voir l'amplitude moyenne des différents intervalles de prédiction à 90% ; leur valeur est de 75 ans. La distribution des résidus est basée sur trop peu de valeurs (21 ensembles) pour invalider ou non la distribution gaussienne des erreurs qu'implique notre modèle de régression (FIGURE 2).

D'un point de vue archéologique, les dates des ensembles, estimées à l'aide de la céramique, sont globalement correctes. La fourchette chronologique des ensembles à l'intérieur d'un demi-siècle est très précise pour un archéologue. En fait, comme bien souvent en statistique appliquée, ceux qui sont mal ajustés sont beaucoup plus intéressants à analyser, car ils obligent l'archéologue, poussé dans ses derniers retranchements, à scruter de manière plus approfondie ses données : les ensembles pour lesquels les dates de monnaies ne sont pas à l'intérieur de l'intervalle de prédiction à 90% (8/21) peuvent être réinterprétés de différentes façons :

TABLEAU 4
Dates prédites (Intervalles de confiance à 90%)
Les valeurs soulignées indiquent que la vraie valeur sort de l'intervalle.
Pour les ensembles datés l'amplitude des résidus est –43 : 87

Ensemble	Date	Bas	Prédiction	Haut
e16	850	807	875	943
e18	1100	1037	1069	1101
e20	1100	1066	1100	1133
e22	1100	1097	1127	1157
e8	1100	1061	1094	1128
e9	1100	1051	1080	1108
<u>e27</u>	1296	1307	1339	1371
<u>e28</u>	1316	1324	1359	1393
D1	1350	1336	1363	1390
E	1350	1333	1362	1392
<u>D2</u>	1436	1310	1349	1388
<u>F</u>	1461	1398	1417	1436
G1a	1470	1461	1483	1504
J2	1476	1465	1498	1532
<u>G1b</u>	1488	1497	1521	1545
J3	1488	1461	1495	1530
<u>H</u>	1510	1525	1549	1574
<u>J1</u>	1540	1476	1506	1535
M	1540	1505	1527	1549
R	1625	1592	1652	1713
<u>P1</u>	1640	1541	1571	1601
e104	?	669	780	892
e103	?	742	831	919
...	...	...	...	...
P2	?	1540	1569	1598
P3	?	1550	1586	1622
P4	?	1550	1585	1619
N	?	1571	1617	1663

- *Si la date de la production de la monnaie est antérieure à l'intervalle de prédiction chronologique*, ce résultat ne soulève aucun problème à l'archéologue. Les monnaies ont une longue existence et peuvent être déposées longtemps après leur date d'émission (c'est le cas des ensembles e27, e28, G1b, H). Dans ce cas, la date estimée semble être beaucoup plus valable. En pratique, nous pourrions supprimer les ensembles correspondants et recommencer l'analyse pour obtenir un modèle plus précis. En fait, pour ces ensembles la différence *d* entre la date de la monnaie et la limite basse est si faible (–11, –8, –9, –15) que ce nouveau calcul est sans intérêt.

- *Si la date d'émission de la monnaie est postérieure à la borne haute de l'intervalle de confiance*, plusieurs pistes peuvent être étudiées :
  – une seule monnaie a été trouvée dans un ensemble : nous pouvons la considérer comme un élément intrusif; qui peut provenir d'un niveau archéologique plus récent (c'est l'ensemble F, *d* = +25),
  – le nombre de monnaies attestant la date est significatif, il pourrait révéler un problème de date (pour l'ensemble P1, *d* = +39), ou demander une réinterprétation de l'ensemble archéologique et ainsi de l'histoire du site (pour l'ensemble D2, *d* = +48),
  – une réinterprétation de l'ensemble D2 demande une référence à l'histoire du site et ne sera pas abordée ici, mais pourrait être expliquée à des archéologues.

Puisque nous nous intéressons à la prédiction de dates, dans la section suivante, nous construisons des intervalles de confiance en employant des méthodes de ré-échantillonnage. Ces méthodes de calcul intensif sur ordinateur sont utiles quand l'inférence est basée sur une procédure complexe pour laquelle des résultats théoriques ne sont pas disponibles ou d'emploi difficile. En fait dans notre cas, un ré-échantillonnage non paramétrique peut tenir compte des deux sources principales d'erreur :

- la variabilité des assemblages céramiques;
- la variabilité des dates.

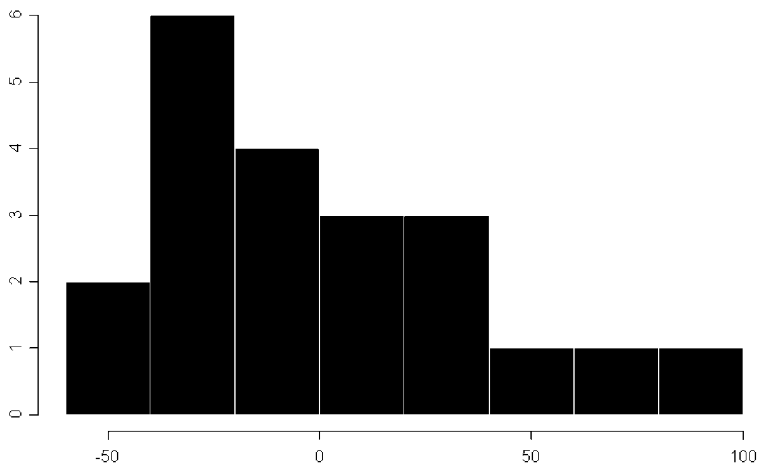


FIGURE 2
Histogramme des résidus

4.3. Ré-échantillonnage

Avant d'avoir une interprétation archéologique des deux types de résultats, nous devons relever la différence fondamentale entre les deux procédures de ré-échantillonnage :

- avec le *ré-échantillonnage des données du corpus* (ou plus brièvement *ré-échantillonnage des données*), la matrice du corpus N peut changer pour chacun d'entre eux et elle n'est généralement pas identique à celle du corpus d'origine. Naturellement, chaque facteur est plus ou moins différent; c'est d'ailleurs la raison pour laquelle nous avons choisi un nombre fixe de facteurs pour la quantification, ce qui revient à supposer que la matrice N de la régression est définie dans un espace de dimension fixe égale à 4. Ceci signifie que dans notre cas, la matrice est à peu près stable sauf si quelques groupes techniques influents, peu nombreux, existent. Ce schéma nous permet aussi de supposer que les graphiques de l'AFC restent stables ([9], [13]; [23] pour l'application à des données archéologiques). Il est plus robuste à l'incertitude que nous avons pour les données céramiques. Puisque lorsque l'on fait une nouvelle AFC chacune fournit d'autres coordonnées de tous les points sur les quatre axes, nous pouvons reporter sur les plans factoriels initiaux les B (ici 1000) points de chaque ensemble. Pour faire une interprétation facile des résultats nous avons fait ce graphique pour quatre ensembles particuliers; nous obtenons ainsi pour chacun d'eux un «nuage de confiance» (FIGURE 3).

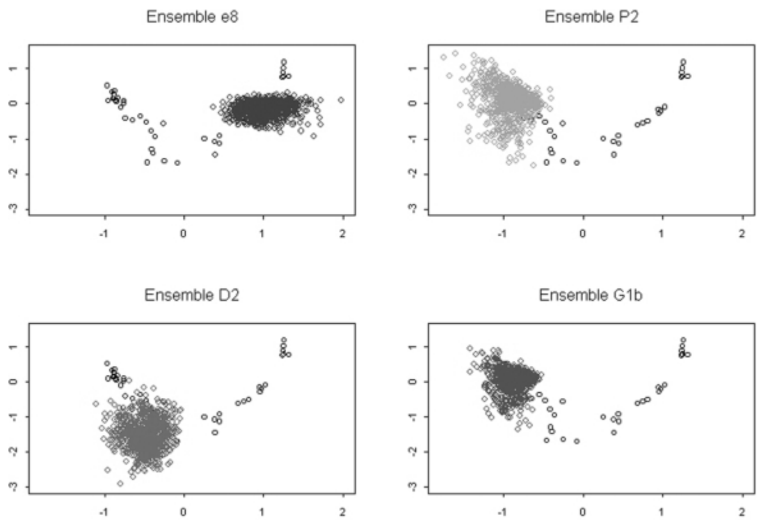


FIGURE 3
Représentation de 4 ensembles obtenus par bootstrap sur le plan 1-2 de l'AFC de N

- avec le modèle de *bootstrap basé sur les résidus*, nous pouvons dire que la procédure est plus efficace si le modèle est correct. C'est une supposition difficile à admettre; si nous faisons un «jacknnife après bootstrap» nous pourrons aussi désigner les ensembles archéologiques les plus influents. Nous pouvons donc imaginer que les résultats de cette procédure seront plus précis si nous pouvons admettre que l'incertitude ne concerne pas les données elles-même : c'est tout de même peu réaliste !

Quand nous regardons les résultats (Tableau 5), nous pouvons voir qu'ils sont généralement homogènes pour chaque ensemble; mais ce qui est encore plus intéressant est de noter que les **quelques différences** nous contraignent à nous interroger sur leur origine et par conséquent nous forcent à affiner l'interprétation. À titre d'exemple : e20, son estimation jackknife est assez différente des autres estimations, alors que ce n'est pas le cas pour les autres ensembles; D2 : sa date est toujours sous-estimée. Ceci montre que si l'analyse statistique donne des résultats, elle constitue toujours un **outil qui facilite une investigation ultérieure**.

TABLEAU 5
Dates prédites et résidus pour l'analyse de N.
P : modèle classique, J : estimation jackknife
Bd : Bootstrap des données

Prédiction					Résidus		
Ensemble	Date	P	J	Bd	rP	rJ	rBd
e16	850	875	875	878	–25	–25	–28
e18	1100	1069	1060	1070	31	40	30
e20	1100	1100	1145	1102	0	–45	–2
e22	1100	1127	1141	1128	–27	–41	–28
e8	1100	1094	1070	1091	6	30	9
e9	1100	1080	1052	1081	20	48	19
e27	1296	1339	1338	1329	–43	–42	–33
e28	1316	1359	1351	1351	–43	–35	–35
D1	1350	1363	1359	1373	–13	–9	–23
E	1350	1362	1357	1369	–12	–7	–19
D2	1436	1349	1344	1368	87	92	68
F	1461	1417	1421	1419	44	40	42
G1a	1470	1483	1457	1483	–13	13	–13
J2	1476	1498	1504	1501	–22	–28	–25
G1b	1488	1521	1509	1524	–33	–21	–36
J3	1488	1495	1500	1500	–7	–12	–12
H	1510	1549	1561	1546	–39	–51	–36
J1	1540	1506	1505	1510	34	35	30
M	1540	1527	1522	1530	13	18	10
R	1625	1652	1697	1615	–27	–72	10
P1	1640	1571	1569	1567	69	71	73

Un autre type d'informations est donné par l'estimation de la distribution des dates fournie par les deux bootstrap. Les différences se situent dans un petit intervalle (−10 :+10), sauf pour quelques ensembles particuliers. Les valeurs extrêmes n'ont pas d'intérêt intrinsèque dans le bootstrap des données, mais elles peuvent indiquer la sensibilité à quelques groupes techniques supprimés dans l'un des 1000 échantillons.

4.4. Un regard sur les groupes techniques

L'analyse des groupes techniques (les lignes) peut aussi être un aspect important de l'examen attentif des données. Une question importante pour l'archéologue est : «*est-ce que chaque groupe technique a une distribution unimodale (apparition, production maximale et disparition) ou multimodale (généralement bimodale)?*». Une réponse possible à cette question est fournie par le graphe de la ligne associée au groupe technique par rapport à la date estimée des 49 ensembles qui le contiennent. À titre d'exemple, nous voyons des situations différentes pour deux groupes techniques (FIGURE 4) : à gauche il est possible que la distribution soit bimodale, à droite elle est plus vraisemblablement unimodale. On peut aussi penser que la multimodalité est un indice de l'existence d'un mélange.

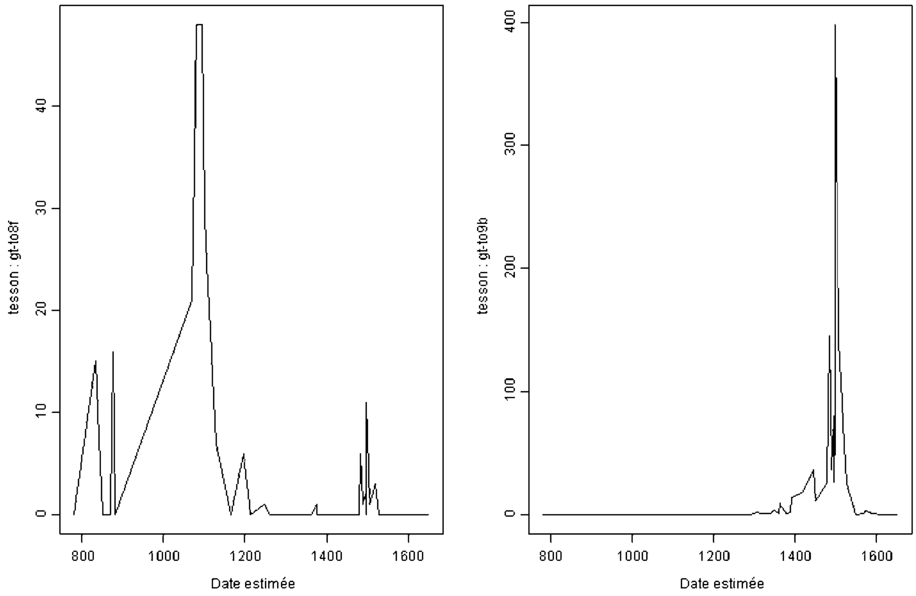


FIGURE 4
Distribution des dates pour deux groupes techniques

5. Conclusion

Le corpus de données étudiés devra, dans un futur proche, intégrer de nouveaux ensembles issus de périodes plus anciennes ($IV^{eme} - IX^{eme}$ siècle). La datation des ensembles, non plus uniquement à partir des groupes techniques, mais aussi à partir des formes de récipients est un complément à l'approche présentée dans cet article. La durée de vie des groupes techniques, ainsi que celle des récipients devront aussi être envisagées.

Il ne s'agissait pas de développer ici l'ensemble des problèmes posés par le Temps en archéologie; mais comme l'a très bien souligné L. Olivier dans ses récents articles ([16] et [25]), de ne pas occulter les difficultés que l'archéologue rencontre lorsqu'il passe d'*un* «*temps archéologique cumulatif, inscrit dans la durée, à un temps historique séquentiel*» ([25] p. 256). La démarche que nous proposons est une approche possible pour répondre à cette problématique. Il est par conséquent important d'insister sur le fait que préciser la datation à partir du mobilier archéologique ne peut se faire que par une modélisation, prenant en compte un grand nombre de données, provenant de contextes archéologiques sélectionnés pour leur potentiel chronologique, dans un espace limité, ici la ville.

L'archéologie traite bien souvent l'analyse multidimensionnelle comme un moyen mécanique justifiant un raisonnement archéologique. Il est important de mettre l'accent sur la naïveté qu'il y aurait à supposer qu'un procédé mécanique constitue un substitut au raisonnement archéologique et à la connaissance statistique. La manière de penser en terme de processus de recherche est ici important. «*No matter how sophisticated methods are, or may become, they will never be able to make a judgment of relevance between the individual variables. A [archaeological] judgment of relevance has to be made before analysis starts, it has to continue throughout the analyses, and it is entirely the responsibility of the archaeologist.*» ([14], p. 10). Dans ce sens, notre travail semble être un bon exemple d'interdisciplinarité permettant d'échapper aux dangers de l'argumentation circulaire.

Références

[1] BAXTER M.J. (1994), *Exploratory Multivariate Analysis in Archaeology*, Edinburgh : Edinburgh University Press.

[2] BENZÉCRI J.-P. (1973), *Analyse des Données. Tome II : Analyse des Correspondances*, Paris, Dunod.

[3] CORDIER-ESCOFIER B. (1965), *Analyse des Correspondances*, Thèse de 3^{eme}cycle (cahier du BURO-1969).

[4] DAVISON A. C. and HINKLEY D. V. (1997). *Bootstrap Methods and their Application*, Cambridge University Press. (statwww.epfl.ch/Davison/BMA/)

[5] DJINDJIAN F. and LEREDDE H. (1980), Traitement automatique des données en archéologie, *Les dossiers de l'archéologie*, 42 : 52-69.

[6] DJINDJIAN F. (1991), *Méthodes pour l'archéologie*, Armand Colin, Paris.

[7] EFRON B. and TIBSHIRANI R. J. (1993), *An Introduction to the Bootstrap*, Chapman & Hall, New York.

[8] GALINIÉ H. (2000), *Ville, espace urbain et archéologie*, col. Sciences de la ville, n° 16, Maison des Sciences de la Ville, de l'Urbanisme et des Paysages, CNRS-UMS 1835, Université de Tours.

[9] GREENACRE M.J. (1984), Theory and Applications of Correspondence Analysis, Academic Press, New York.

[10] HUSI P., TOMASSONE R. avec CHAREILLE P. (2000), Céramique et chronologie : de l'analyse factorielle au modèle linéaire, Application aux sites d'habitats de Tours, *Histoire & Mesure,* XV-1/2, 3-32.

[11] KOTZ S. & JOHNSON N.L. (1982-86), *Encyclopaedia of Statistical Sciences*, Wiley, New York, 9 vol.; Supplement (1989); Update : Kotz S., Read C.B. & Banks D.L. 3 vol. (1998-99).

[12] LAXTON R. R. (1990), *Methods of chronological ordering*, *in* Voorrips A. and Ottaway B. (eds.), New Tools from Mathematical Archaeology, 37-44. Warsaw : Scientific Information Centre of the Polish Academy of Sciences.

[13] LEBART L., MORINEAU A., PIRON M. (1995), *Statistique exploratoire multidimensionnelle*, Dunod, Paris.

[14] MADSEN T. (1988), Multivariate statistics and archaeology, *in* Madsen T. (ed.), *Multivariate Archaeology*, 7-27, Aarhus : Aarhus University Press.

[15] MOREAU J., DOUDIN P.-A., CAZES P. (2000), *L'Analyse des correspondances et les techniques connexes*, Springer, Berlin.

[16] OLIVIER L. (2001), Temps de l'histoire et temporalités des matériaux archéologiques : à propos de la nature chronologique des vestiges matériels, *Antiquités Nationales* , 33, 189-201.

[17] ORTON C. R. (1975), Quantitative pottery studies : some progress, problems and prospects, *Sci Archaeol* 16 30-5.

[18] ORTON C. R. (1980), *Mathematics in Archaeology*, Collins : Collins Archaeology, London.

[19] ORTON C. R. (1989), An introduction to quantification of assemblages of pottery, *J. Roman Pottery Studies* 2, 94-7.

[20] ORTON C. R. (1993), How many pots make five? – An historical review of pottery quantification, *Archaeometry* 35 , 169-84.

[21] ORTON C. R. (2000), *Sampling in Archaeology*, Cambridge : Cambridge University Press.

[22] ORTON C. R. and TYERS P. A. (1991), Counting Broken Objects : The Statistics of Ceramic Assemblages, *In* : Pollard, A .M. ed., published for The British Academy by Oxford University Press. *Proceedings of the British Academy*, 77, 163-184.

[23] RINGROSE T.J. (1992), Bootstrapping and Correspondence Analysis in Archaeology, *Journal of Archaeological Science*, 19, 615-629.

[24] TYERS P.A. & ORTON C.R. (1991), Statistical analysis of ceramic assemblages, *In* Lockyear K. and Rahtz S. (eds), *Computer Applications and Quantitative methods in Archaeology*, BAR International Series 565, Oxford 117-20.

[25] WIRTZ B., OLIVIER L. (2003), Recherche sur le temps archéologique : l'apport de l'archéologie du présent, *Antiquités Nationales*, 35, 255-266.