Chapitre 2.1.4
Les matières colorantes

Laure DAYET(1), Jean-Victor PRADEAU(2),
Guilhem MAURAN(3), Hélène SALOMON(4)

(1) UMR TRACES, CNRS-Université Toulouse Jean Jaurès, (2) Chercheur indépendant, (3) Département Homme et Environnement, UMR 7194, Museum National d'Histoire Naturelle, Sorbonne Université, Musée de l'Homme, Paris, France, (4) EDYTEM UMR 5204, CNRS, Université Savoie Mont Blanc, Le Bourget du Lac

→ Nous invitons le lecteur à lire le chapitre 2.1.2 sur la formalisation des données.

L'utilisation d'outils statistiques pour l'étude des matières colorantes en archéologie répond à des objectifs et problématiques multiples : elle peut viser à identifier les matières premières d'un assemblage* de vestiges ou les pigments d'un ensemble peint (inventaire, "typologie"), à comparer plusieurs assemblages ou ensembles ornés entre eux, ou encore à comparer ces corpus avec un référentiel* géologique (provenance). La taxinomie permet d'appréhender les choix culturels opérés par les groupes humains – spécialistes ou non – et de définir dans quelle mesure ces choix varient dans le temps et l'espace. Pour les matières colorantes, la question de la provenance[1] est le sujet le plus développé du point de vue de l'application statistique.

Les matières colorantes archéologiques présentent des particularités par rapport à d'autres matériaux archéologiques. Elles peuvent être cohésives (fragments et blocs naturels ayant conservé la structure pétrologique) ou sous forme d'agglomérat de poudre (déposé ou libre dans les sédiments). Dans le cas de géomatériaux cohésifs, les recherches récentes montrent l'importance d'acquérir une connaissance approfondie de leurs caractéristiques pétrologiques avant de se lancer dans des comparaisons par traitement statistique (Dayet *et al.*, 2016 ; Pradeau *et al.*, 2016 ; Salomon *et al.*, 2016).

[1] La recherche de provenance ne se résume pas à la simple localisation de points de collecte sur une carte mais, plus systématiquement, elle permet d'interroger les stratégies mises en œuvre, les déplacements au sein d'un espace donné, les aires de collecte et réseaux de circulation, ainsi que les critères de choix de matières premières au regard des techniques de transformation appliquées et de la fonction recherchée (approvisionnement).

En effet, elles présentent souvent une grande variété de formes et de compositions. Le cas des peintures murales, pariétales ou rupestres est différent, les matières colorantes étant déstructurées avant d'être appliquées. Le recours à un traitement statistique des données compositionnelles aide à l'identification du pigment utilisé (Huntley *et al.*, 2012 ; Navas *et al.*, 2010 ; Olivares *et al.*, 2013 ; Sanchez del Rio *et al.*, 2006). Le caractère transformé de la matière colorante, les processus taphonomiques (bio-physico-chimiques) affectant la couche picturale et son support, ainsi que la faible quantité analysable, limitent cependant l'identification des caractéristiques des matières employées dans une peinture. Les vestiges cohésifs constituent en retour une source d'information fondamentale.

La grande majorité des recherches de provenance sur les matières colorantes concerne des matières ferrugineuses[2]. Celles-ci présentent une diversité de formes, une variabilité intra-gîte et souvent une hétérogénéité à l'échelle de l'échantillon autrement plus marquée que des géomatières telles que l'obsidienne (*cf.* 2.1.3). Les exemples de traitement statistique qui seront présentés dans ce chapitre concernent ces géomatériaux. De nombreuses autres matières colorantes (oxydes de manganèse, cinabre, azurite, malachite, etc.) peuvent faire l'objet de recherches de provenance basées sur une analyse statistique des données (Favaro *et al.*, 2012 ; Hunt Ortiz *et al.*, 2011 ; Pitarch Marti & d'Errico, 2018). Les mêmes principes méthodologiques peuvent être adaptés et simplifiés.

Dans le cas des références géologiques et archéologiques décrites ici, les outils statistiques employés sont principalement les analyses multivariées (analyses factorielles et outils de la classification*) : Analyse en Composante Principale (ACP), Analyse Discriminante, Classification Ascendante Hiérarchique (CAH) (*cf.* 6, 10, et 9 respectivement). L'application des analyses multivariées pour la provenance de matières colorantes archéologiques suit globalement la même démarche que celle établie pour les autres géomatières. Elle se déroule en trois principales étapes : (i) la constitution d'un référentiel géologique (ii) la recherche d'un modèle de discrimination des sources* (iii) la comparaison entre ce modèle et une sélection d'échantillons archéologiques analysés. Ce sont les deux dernières étapes qui nous intéressent plus spécifiquement dans le cadre de l'utilisation de l'analyse multivariée.

1 Référentiel géologique : « sources », échantillonnage, choix des méthodes et variables

Les recherches de provenance de matières colorantes se fondent sur la constitution d'un référentiel géologique alimenté par un échantillonnage de gîtes de matières premières. Cet échantillonnage doit permettre de documenter la pluralité et la diversité des formations géologiques, d'une part, et la variabilité intra-formation et intra-gîte d'autre part. Ce référentiel géologique est à son tour échantillonné pour constituer

[2]Le lecteur trouvera des exemples détaillés dans Attard Montalto *et al.*, 2012 ; Dayet *et al.*, 2016 ; Dimuccio *et al.*, 2017 ; MacDonald *et al.*, 2018 ; Mathis *et al.*, 2014 ; Mauran *et al.*, 2021 ; Pierce *et al.*, 2020 ; Popelka-Filcoff *et al.*, 2007 ; Velliky *et al.*, 2020 ; Zipkin *et al.*, 2017.

un référentiel géochimique par des mesures physico-chimiques[3]. C'est alors le nombre d'échantillons analysés et le nombre de mesures (nombre d'individus) qui est fondamental pour la constitution du référentiel géologique. Plus il est grand, plus on a de chance d'établir un modèle robuste et de cerner la variabilité de composition de chaque matière première et de chaque gîte[4].

Pour aller plus loin dans la caractérisation des gîtes et la compréhension des géomatériaux, les caractéristiques pétrologiques macroscopiques et microscopiques des matières prélevées peuvent être confrontées à la composition géochimique de chaque formation, de chaque gîte et de chaque faciès pétrologique (Dayet *et al.*, 2016 ; Dimuccio *et al.*, 2017 ; Mauran *et al.* 2021 ; Salomon *et al.*, 2016).

2 Transformations des données

Le référentiel géochimique obtenu repose sur des données quantitatives variant de quelques ppm pour les éléments traces à plusieurs dizaines de pourcents pour les éléments majeurs. A ce stade, il est donc important d'invoquer une étape de normalisation* des données pour que les variables soient exprimées dans les mêmes ordres de grandeur (*cf.* 2.1.2 et 4.1.3 pour la normalisation des données). Dans notre cas, les données brutes sont transformées à l'aide du logarithme de base 10 qui permet d'exprimer toutes les teneurs à l'échelle de l'unité.

Cette transformation de variables n'est cependant pas toujours suffisante pour s'affranchir de la variabilité de teneur en oxydes ou oxy-hydroxides de fer au sein d'un même échantillon ou affleurement du fait de son hétérogénéité. Pour cela, Popelka-Filcoff et collègues (2007) ont proposé une méthode visant à identifier la signature chimique de la seule phase ferrugineuse. Dans cette approche, seuls les éléments positivement corrélés au fer sont conservés pour l'analyse statistique. Avant de recourir au logarithme, les variables sont normées à la teneur en fer (c'est-à-dire que les valeurs sont divisées par celle du fer).

Le choix des éléments intégrés comme variables dans l'analyse statistique et normés au fer peut être réalisé à l'aide de différentes méthodes (Dayet *et al.*, 2016 ; MacDonald *et al.*, 2018 ; Mathis *et al.*, 2014 ; Mauran *et al.*, 2021 ; Pierce *et al.*, 2020 ; Popelka-Filcoff *et al.*, 2007 ; Zipkin *et al.*, 2020), dont certaines seront développées en exemple. Dans certains cas de figures, les éléments traces les plus pertinents pour discriminer les sources ne sont pas nécessairement ceux présents dans le phase d'oxyde de fer. A l'instar des démarches mises en place pour les alliages ferreux (*cf.* 2.1.5), certains chercheurs commencent à employer la méthode "centered log-ratio" sur une sélection d'éléments (Pierce *et al.*, 2020).

[3]La méthode de mesure choisie doit rendre compte de la diversité des signatures* compositionnelles des échantillons au regard des contraintes patrimoniales et analytiques que posent ces derniers (Mauran *et al.*, 2021 ; Salomon *et al.*, 2016 ; Zipkin *et al.*, 2020).

[4]Les analyses élémentaires les plus sensibles, permettant le dosage d'une large gamme d'éléments majeurs et traces, sont plus à même de documenter la variabilité d'un gîte. Celles-ci sont cependant souvent invasives, et le recours à des méthodes non-invasives mais moins sensibles s'avèrent nécessaires quand les vestiges ont une valeur muséale et patrimoniale importante.

3 Modèle de discrimination et interprétation

Nous opérons ensuite une analyse multivariée sur les données compositionnelles transformées (individus actifs), par exemple une ACP ou une Analyse Discriminante. Un modèle des « distances compositionnelles » entre chaque « source » est ainsi obtenu. Ce modèle permet d'évaluer précisément l'aire de distribution de la composition élémentaire de chaque source. Plus la distance entre l'aire de distribution des sources est grande, plus la différence de composition est importante. La robustesse du modèle, c'est-à-dire sa capacité prédictive, pourra être testée en laissant des mesures de côté pour les projeter dans le modèle dans un second temps (individus supplémentaires) (*cf.* 6). Plus la probabilité que la mesure projetée soit attribuée à la source d'origine de l'échantillon géologique est grande, plus le modèle est robuste. Pour les géomatières colorantes, une source peut être un affleurement (Dayet *et al.*, 2016), une zone de provenance strictement définie à la fois géographiquement et géologiquement quand le contexte le permet (Mauran *et al.*, 2021), ou encore un ensemble d'affleurements appartenant à un même type de formation géologique, même étage, même mode formation (Mathis *et al.*, 2014 ; Pradeau *et al.*, 2016). Il est donc important de noter que la source n'est pas restreinte à un lieu[5] et se doit d'être distincte des autres. Ces matières premières peuvent être différenciées en amont grâce à leurs caractéristiques pétrologiques et minéralogiques. La transformation des données tel que décrit plus haut peut également aider à prendre en considération cette hétérogénéité et cette diversité.

Le modèle statistique obtenu est enfin utilisé pour une comparaison avec les échantillons archéologiques. Le même traitement statistique est appliqué aux objets ou échantillons archéologiques, mais ces derniers ne comptent pas dans l'analyse (individus supplémentaires). Il est important à la fin du processus de vérifier si l'attribution à une source à partir du référentiel géochimique est cohérente avec l'ensemble des autres données disponibles sur cette source et sur l'échantillon concerné (Dayet *et al.*, 2016). Pour illustrer cette question de la transformation des données et la démarche générale de l'analyse multivariée pour appréhender les provenances de matière colorante, nous nous proposons de développer deux exemples.

Le premier exemple concerne l'étude de provenance menée sur des roches ferrugineuses du site *Middle Stone Age* (Préhistoire ancienne) de Diepkloof rock shelter, en Afrique du Sud, par Dayet et collègues (2016). Plusieurs centaines de fragments de matières colorantes rouges y ont été mis au jour, au cours des fouilles menées entre 1998 et 2013 par une équipe franco-sud-africaine (Dayet *et al.*, 2013). L'objectif de l'étude de provenance était de discuter des modalités d'approvisionnement et de déterminer les critères de sélection opérés au fil des occupations de l'abri sous roche. Le référentiel géologique constitué comporte 64 mesures réalisées par ICP-OES (éléments majeurs) et ICP-MS (éléments traces) issues de 64 échantillons géologiques provenant de 6 sources différentes (Tableaux de données disponibles dans Dayet *et al.* 2016). Ces sources représentent les divers types de formations riches en fer présentes dans la région (Klipheuwell, 2 sources, Table Mountain, 1 source, et Malsmebury, 3 sources).

[5] D'autant plus que sur un même lieu, peuvent se trouver différentes matières premières à la signature géochimique très différente (Dayet *et al.*, 2016 ; Pradeau *et al.*, 2016).

Les échantillons ont été distingués en deux grandes familles selon leurs caractéristiques pétrologiques : les shale (roches sédimentaires ou faiblement métamorphique, litées, riches en minéraux argileux) et les ferricrètes (nodules pédogéniques riches en oxydes de fer). En parallèle, 11 échantillons archéologiques ont été analysés, aussi bien des shales que des ferricrètes. Un total de 10 éléments majeurs et 35 éléments traces a pu être dosé avec une incertitude inférieure à 10 % pour au moins deux tiers des échantillons. Les échantillons avec des valeurs manquantes ont été exclus.

Considérer la composition des gîtes actuels comme équivalente à celle des gîtes anciens, comme c'est le cas quand on compare directement données archéologiques et géologiques, posait un problème particulier dans ce cas de figure. En effet, la source la plus probable était un affleurement de shale se situant dans l'abri même, mais dont on sait, par la fouille, qu'il a été intensément exploité après l'occupation Middle Stone Age. Il n'est pas certain que la composition actuelle de l'affleurement soit la même qu'au Middle Stone Age. Pour cette raison, il a été choisi de transformer les données selon un modèle inspiré par Popelka-Filcoff et collègues (2007) en s'intéressant aux éléments traces positivement corrélés au fer. Néanmoins, le taux d'oxyde de fer est souvent trop variable au sein d'une même source pour être caractéristique de celle-ci. Nous proposons donc de porter l'analyse statistique sur les rapports des éléments corrélés positivement au fer sur le fer. Plus précisément, on utilise les logarithmes des rapports, log ([Elément]/[Fe]), car les rapports ont une distribution non normale. De cette façon, il est possible de réduire considérablement les variations liées aux différences en éléments majeurs. Dans le cas de Diepkloof, lorsque les corrélations de Pearson ont été réalisées en prenant en compte l'ensemble des échantillons, un seul élément était corrélé positivement au fer. Pour étendre cette liste, nous avons dû nous restreindre aux échantillons de shale. Un total de 26 éléments traces étaient corrélés au fer dans ce cas. Mais beaucoup d'entre eux étaient également positivement corrélés à l'aluminium. Ils pouvaient être présents dans les minéraux argileux (kaolinite, illite). Nous avons donc dû éliminer les éléments traces ayant un taux de corrélation à l'aluminium supérieur à celui du fer. Il ne restait alors que 10 éléments traces pour notre analyse statistique : As, Ba, Co, Cr, Nb, Pb, Sb, Ta, U et V.

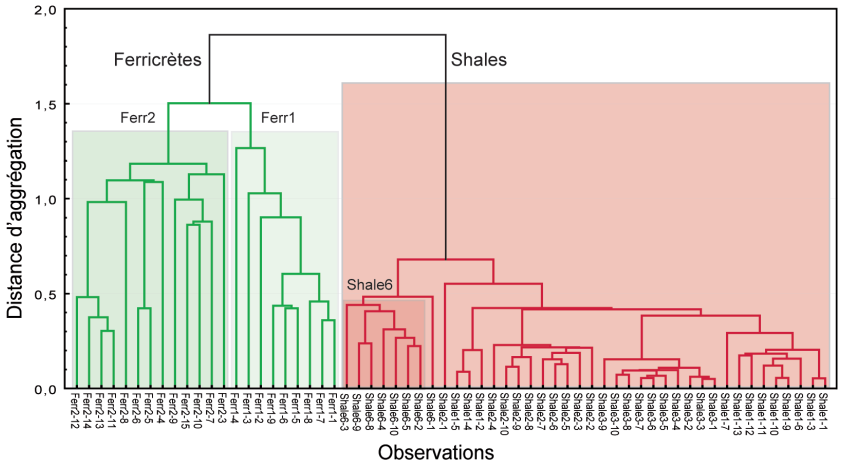


FIG. 1 : CAH réalisée sur les échantillons géologiques, en utilisant les distances euclidiennes et la méthode du saut minimum, sur les logarithmes des rapports au fer de 10 éléments traces, référentiel de Diepkloof rock shelter.

Deux types d'analyses sur les variables transformées ont été effectués : une CAH (Figure 1) et une ACP (ACP I ; Figure 2A). La CAH est catégorique sur la distinction entre les sources de shale et de ferricrète. Les deux sources de ferricrète sont également séparées. En revanche, parmi les sources de shale, seule la source shale 6 est clairement identifiée. En ce qui concerne l'ACP I, la distinction entre ferricrètes et shales est également très nette (PC1 et PC2). Il est également possible de séparer, avec un intervalle de confiance de 95 %, 2 sources de shale (PC2 et PC4). Pour aller plus loin, une deuxième ACP concernant uniquement les shales a été réalisée sur un nombre réduit de variables (ACP II, Figure 2B). Les éléments traces ayant le moins de poids dans l'ACP I (PC2), ainsi que ceux présentant une forte variabilité inter-source (Co, Pb et U), ont été enlevés. Une séparation avec un intervalle de confiance de 90 % est alors obtenue entre les 4 sources de shales étudiées. Nous avons à présent un modèle utilisable pour étudier les échantillons archéologiques : l'ACP I pour vérifier la différenciation entre shales et ferricrètes ; l'ACP II pour étudier la provenance des shales.

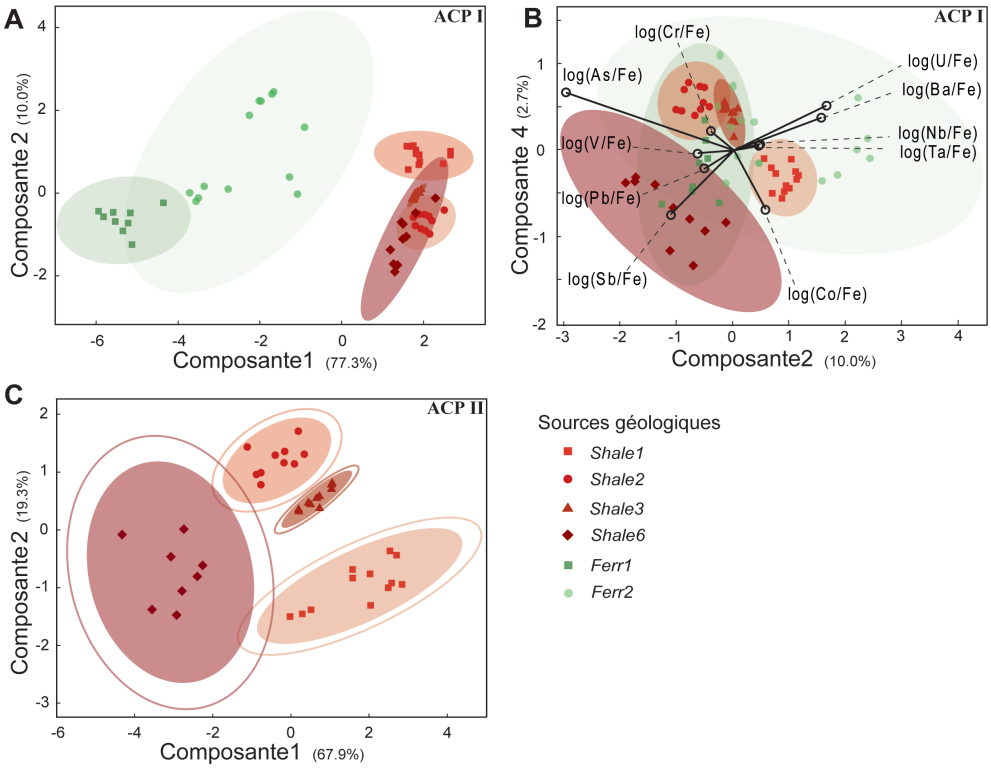


FIG. 2 : ACP réalisée sur les échantillons géologiques, référentiel de Diepkloof rock shelter, sur les logarithmes des rapports au fer d'une sélection d'éléments traces. A et B : tous les échantillons, 10 éléments traces ; C : échantillons de shale seuls, 5 éléments traces.

Lorsqu'elles sont projetées dans notre modèle, les mesures sur échantillons archéologiques confirment globalement la différence pétrologique faite entre shales et ferricrètes (Figure 3A). Un shale tombe toutefois dans la distribution des ferricrètes. Il s'agit d'un shale avec un taux de fer plus élevé que celui des sources de shales étudiées, ce qui peut expliquer cette affiliation. Pour les shales, quatre d'entre eux tombent dans la distribution de la source shale 1, la source de l'abri (Figure 3A et B). Le dernier est en dehors de la distribution des sources. Les analyses macroscopiques et minéralogiques corroborent ces résultats (Dayet *et al.*, 2013 ; 2016). Nous avons donc pu déterminer qu'une part significative des échantillons de shale archéologique exploités à Diepkloof provient de la source de l'abri même, mais aussi que quelques-uns ont une origine différente. L'approvisionnement en matières colorantes rouges au Middle Stone Age à Diepkloof suit donc plusieurs schémas et ne se limite pas à l'exploitation du seul affleurement présent dans l'abri.

La méthode de sélection des éléments traces présentée dans cet exemple n'est cependant pas toujours applicable. Il est également possible d'obtenir des résultats positifs

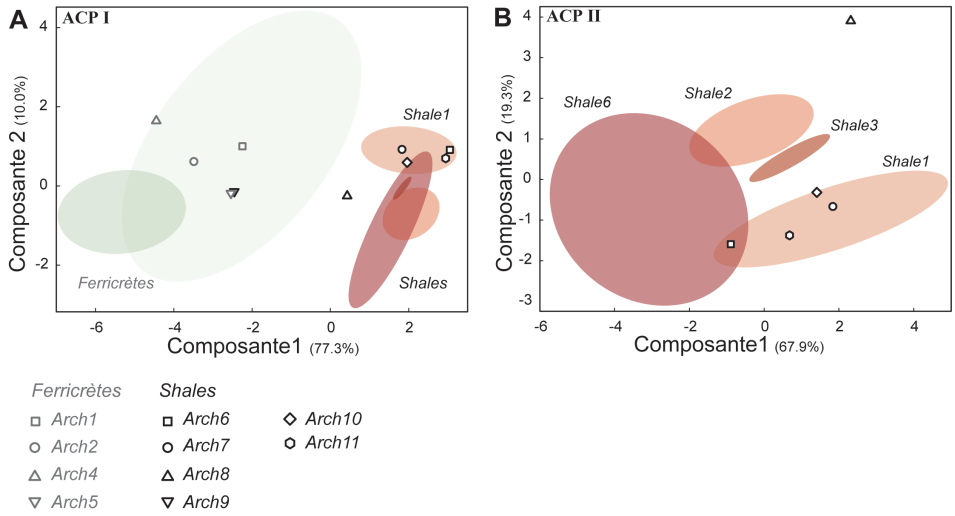


FIG. 3 : Projection des échantillons archéologiques dans le modèle réalisé par ACP pour les sources de shale de Diepkloof rock shelter.

sans sélectionner uniquement les éléments traces corrélés positivement au fer (MacDonald *et al.*, 2018 ; Pierce *et al.*, 2020 ; Zipkin *et al.*, 2020). L'étude de la provenance des matières colorantes ferrugineuses du site *Later Stone Age* (préhistoire récente) de Leopard Cave, en Namibie par Mauran et collègues (2021) illustre une autre de ces façons de sélectionner les éléments traces marquant la signature de sources. Au cours des fouilles menées entre 2007 et 2019 par une équipe franco-namibienne, de nombreux fragments de matières colorantes ferrugineuses ont été retrouvés au pied de parois peintes (Mauran *et al.*, 2020). L'étude se donnait pour objectif de définir un contexte archéologique aux peintures rupestres du site en englobant une étude de provenance des matières colorantes ferrugineuses retrouvées au pied des parois. L'étude de provenance visait à questionner la possibilité qu'il ait existé des réseaux d'échanges matériels entre les populations des différents massifs d'art rupestre namibien. Le contexte géologique de la Namibie centrale est favorable à ces études puisque chaque massif est localisé au sein d'une zone tectonostratigraphique distincte, laissant supposer que les matières colorantes ferrugineuses présentes dans les différents massifs ont des signatures géochimiques distinctes.

L'étude a été menée sur 95 échantillons géologiques provenant de 17 gisements, situés dans 5 grandes zones tectonostratigraphiques (6 dans la zone sud-centrale, 1 dans la zone nord-centrale, 2 dans le complexe Kalkfeld, 6 dans la zone nord et 2 dans le complexe du Brandberg) et 41 échantillons archéologiques. Un total de 21 éléments a été quantifié par ICP-OES et de 37 éléments par ICP-MS (Tableaux de données disponibles dans Mauran *et al.* 2021). L'assemblage a été divisé en deux grands groupes d'après les caractéristiques macroscopiques : les oxydes de fer (blocs d'oxyde de fer pratiquement purs) et roches ferrugineuses (regroupant formation ferrugineuses rubanées, argilites et divers conglomérats).

Les éléments dont la quantification était sous les limites de détection pour plus de 2 échantillons ont été écartés de l'analyse. Les valeurs manquantes ont été remplacées par une valeur positive 10 fois inférieure au minimum de la limite de détection[6]. Lors de la réalisation du modèle géologique, les corrélations au fer réalisées à l'échelle de l'ensemble de l'assemblage ou des zones tectonostratigraphiques n'ont pas permis de trouver d'élément positivement corrélé au fer. Lorsque cette corrélation a été réalisée à l'échelle des gîtes, il n'a pas non plus été possible de restreindre la liste des éléments. Ne pouvant distinguer les zones à l'aide de graphiques bivariés, un modèle de discrimination des matières colorantes ferrugineuses a été établi empiriquement à l'aide d'une Analyse Discriminante. Pour cela, trois traitements de données différents ont été testés : 1) une simple transformation logarithmique ; 2) une transformation similaire à celle du cas de Diepkloof par le log ratio au fer ; et 3) une transformation par le log-ratio sur la moyenne géométrique de l'ensemble des éléments considérés. Ces trois traitements ont abouti à trois jeux de données distincts, soumis chacun séparément à des analyses linéaires discriminantes. Pour chaque jeu de données, les variables ont été réduites empiriquement et de manière récursive en enlevant à chaque analyse linéaire discriminante la variable expliquant le moins la variance. Ceci a été réalisé tant que les groupes définis étaient distincts sur le diagramme bivarié des deux premières composantes. Il a ainsi été possible de restreindre à 15 le nombre de variables considérées (Al, As, Ce, Cs, Eu, Fe, Hf, Mg, Sm, Sr, Th, U, V, Zn and Zr) (Figure 4). De plus, le modèle des données logarithmiques 1) a présenté la meilleure discrimination des différentes zones tectonostratigraphiques, fournissant un modèle robuste avec un score de validation croisée de plus de 95 % contre 93% le log-ratio au fer (et les 14 autres éléments) et 90 % pour le log-ratio sur l'ensemble des 15 éléments.

[6]Il existe d'autres méthodes de remplacement (Zipkin *et al.*, 2020).

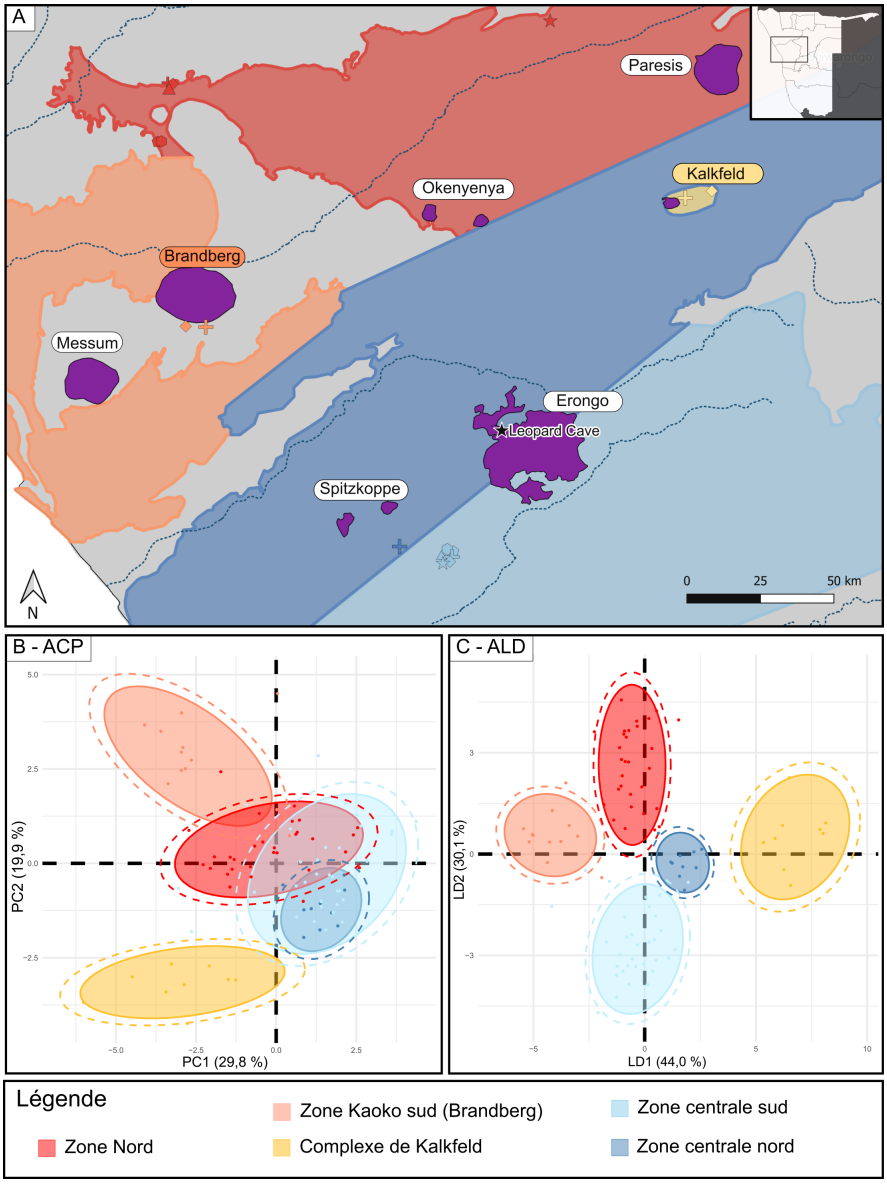


FIG. 4 : Localisation des différentes sources géologiques étudiées dans la région de Leopard cave et analyses multivariées réalisées sur le référentiel géologique pour construire le modèle de provenance des matières colorantes dans la région de la Namibie centrale.

Les teneurs des échantillons archéologiques ont alors été soumises au même traitement de données et projetées d'abord sur une analyse en composantes principales avec les échantillons géologiques puis sur le modèle géologique à l'aide d'une analyse linéaire prédictive. La projection ACP a permis de déterminer si les échantillons archéologiques présentaient des signatures géochimiques comparables aux échantillons géologiques. Seuls 31 échantillons archéologiques pouvaient être comparés au référentiel géologique, les autres soulignant le caractère parcellaire de ce dernier et pointant la nécessité de poursuivre le travail de prospection au sein de la Namibie centrale. Pour les échantillons pouvant être comparés au corpus géologique, l'ALD prédictive a permis de calculer des scores de ressemblance avec chaque zone. Plus la distance chimique est faible, plus le score de ressemblance est important. Il a alors été estimé qu'un score de 70 % était nécessaire pour considérer qu'un échantillon pouvait potentiellement provenir de la zone en question. Cette hypothèse était cohérente pour 23 échantillons aux données pétrologiques et minéralogiques, les 8 autres présentant des affinités chimiques avec certaines zones mais des différences pétrologiques ou minéralogiques importantes ne permettant pas de confirmer leur provenance. A la fin de cette étude, il est apparu que les matières colorantes de Leopard Cave provenaient aussi bien de zones proches (entre 1 et 50 km du site) que de zones lointaines (à plus de 150 km du site). Ces recherches montrent l'existence de possibles réseaux d'échanges entre les populations des différents massifs d'art rupestre de Namibie centrale situés à plus de 150 km, à la marge du désert du Namib.

D'autres études se sont avérées tout aussi concluantes pour déterminer la provenance d'échantillons archéologiques (MacDonald *et al.*, 2018 ; Velliky *et al.*, 2020). Notons cependant qu'un traitement statistique peut s'avérer lourd et superflu pour arriver à des résultats concluants quand de simples graphiques bivariés confirment les diagnostics pétrologiques (Mathis *et al.*, 2014 ; Salomon *et al.* 2016), ou que l'analyse qualitative est tout aussi pertinente (Pradeau *et al.*, 2016). De nombreux contextes renferment des matières colorantes à la fois (i) très diversifiées dans leur nature et leur composition pétrologique et (ii) bien compartimentées dans des aires géographiques distinctes. C'est notamment le cas en Provence ou à la marge orientale des Cévennes, où l'on rencontre des bauxites, des grès psammitiques, des roches ferrugineuses oolithiques, des altérites de roches de différents âges, parmi lesquelles des sables glauconieux dont les ocres *stricto sensu*, des calcaires à entroques ferruginisés, divers filons métallogéniques et leurs altérations Dans de tels contextes, la tentative de différenciation des sources de bauxites par exemple – roches qui font l'objet de nombreuses altérations successives – par analyse statistique menée sur des mesures XRF donnait des résultats médiocres en regard de l'approche pétrographique (Pradeau, 2015 ; Pradeau *et al.*, 2016). Les résultats négatifs comme celui-ci sont plus courants qu'on ne le pense. Dans le cadre des recherches de provenance de matières colorantes noires riches en oxydes de manganèse, les analyses multivariées n'ont pas permis de distinguer clairement les différentes sources pas plus qu'elles n'ont permis la comparaison entre vestiges de plusieurs sites (Pitarch Marti & d'Errico, 2018). Le grand nombre de valeurs manquantes, résultant de l'analyse de surface par PIXE, peuvent expliquer l'impossibilité de rapprochements concordants entre assemblages

archéologiques, d'une part, et entre vestiges archéologiques et références géologiques, d'autre part.

Un point important reste également à considérer : la question de la taphonomie. Pour extraire une quantification élémentaire pertinente, reflet de la composition des objets au moment de leur collecte, il faut être en mesure d'identifier les transformations physico-chimiques qu'ils ont pu subir après collecte et plus spécifiquement après abandon. Cela peut passer par exemple par une comparaison de la composition élémentaire de la surface et du cœur d'un objet par exemple.

En résumé :

Que faut-il prendre en compte pour attribuer un échantillon de matière colorante à une « source » ?

- Bien définir ce qu'on entend par « source » : la formation géologique, l'affleurement, le massif géologique, etc.
- Se rappeler que l'absence de correspondance peut aussi être une réponse sur la provenance, on peut éliminer des formations géologiques de cette façon.
- Garder en tête que la composition d'une roche ou d'une poudre de matière colorante correspond à une réalité physico-chimique et que l'approche statistique n'est valable que si en accord avec ces données.