

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEURE ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

### **UNIVERSITE ABOU-BEKR BELKAID - TLEMCEN**

### **MEMOIRE**

Présenté à :

FACULTE DES SCIENCES – DEPARTEMENT DE PHYSIQUE

Pour l'obtention du diplôme de :

### MASTER EN PHYSIQUE

Spécialité : Physique de la matière condensée

Par :

### M<sup>elle</sup> BENAISSA Wissam

Sur le thème

### Utilisation des techniques de Datamining pour la conception des propriétés structurales et mécaniques des Pérovskites

Soutenu publiquement le 14 juin 2021 à Tlemcen devant le jury composé de :

Mme ZAIR Latifa Mme SAIDI Fatiha Mr ZENASNI Hocine Mr SAHLAOUI Mohammed

MCB MCA MCB Professeur Université de Tlemcen ESGEE - Oran Centre universitaire Maghnia ESSAT - Tlemcen Présidente Encadrante Examinateur Examinateur



Je remercie en premier lieu ALLAH le tout puissant qui m'a offert santé, courage, patienceet volonté, me permettant de mener à terme ce présent travail.

Ce mémoire a été réalisée au sein du laboratoire de recherche d'Etudes et Prédiction des Matériaux (LEPM) affilié à l'Unité de Recherche des Matériaux et des Energies Renouvelables (VRMER) de la faculté des sciences sous la direction de M<sup>edle</sup> SAIDI FATIHA Maitre de conférence (classe A) à l'Ecole Supérieure en Génie Electrique et Energétique (ESGEE) – Oran . Je lui adresse mes plus vifs remerciements pour m'avoir faitbénéficier de ces compétences scientifiques, ses qualités humaines et pour avoir diriger ce mémoire, pour son suivi permanent malgré les obstacles imposés par la pandémie Corona (COVID-19), ses lectures attentives, ses conseils judicieuxet le soutien constant qu'elle m'a prodigué au cours de l'élaboration de ce travail.

Je remercie chaleureusement les membres du jury:

Mme ZAIR Latifa, Maitre de conférences (classe B) à l'Université de Tlemcen, d'avoir accepté de présider le Jury de ce mémoire.

Mr **ZENASNI Hocine**, Maitre de conférences (classe B) au Centre universitaire Maghnia, d'avoir accepté d'être examinateur de ce mémoire.

Mr **SAHLAOUI Mohammed**, Professeur à l'Ecole Supérieure des Sciences Appliquées (ESSAT)– Tlemcen, d'avoir accepté de faire partie du jury en tant qu'examinateur.

Je tiens à remercier Mr **BENAISSA MOHAMED**, doctorant en physique de la matière condensée, pour son accueillement, sa patience, sa présence permanente, et surtout de m'avoirinitié sur les techniques de calcul ab initio, qui me permet de présenter ce travail.

Mes derniers remerciements vont à ma famille qui a toujours été à mes cotés, et à tous les étudiants du master sans oublier les membres du laboratoire (LEPM).



### Avec mes sentiments les plus profonds je dédie ce modeste travail

### <u>à mes très chères parents « ZINE EDDINE » et « AMINA »</u>

qui m'ont Encouragé à donner le meilleur de moi-même, et qui m'ont fourni Les moyens d'être ce que je suis aujourd'hui. Quoique je dise, quoique je fasse, et quoique j'écrive, je ne saurais Exprimer ma gratitude, mon amour et l'affection que j'ai pour vous. Ma grande joie est de vous voir heureux et fière dans ce jour.

### <u>à mon frère « RAYENE » spécialement et à ma chère petite sœur« AYA »</u>

Que dieu vous bénisse et vous prête une vie pleine de santé, de succès et de bonheur.

### Un spéciale dédicace à ma très chère copine « BENHEROUAL NOURIA »

Que j'ai passé avec elle mes meilleurs moments ainsi les mauvais temps

je vous souhaite Une carrière pleine de succès.

Que la vie ne puisse jamais nous séparer

### Que dieu les garde tous.

### Je le dédie toute la famille « BENAISSA » et « BENMOSTEFA »

<u>A tous mes amis sans exception A toute mes collègues de promotion</u> 2020-2021

### Je le dédie aussi A tous les êtres chers à mon cœur.



### Table des matiéres

Liste des figures	
Liste des tableaux	
Introduction générale	• 1

### CHAPITRE I : Généralités sur Pérovskites

4
5
8
9
9
10
1
2
12
4
4
5
6
6
7
8
)
2
25
25
26

II.3.1 Les méthodes non- supervisées	27
II.3.2 Les méthodes supervisées	
II.3.3 Les méthodes de réduction de données	27

II.4 Les techniques du Datamining	27
II.5 Les principales applications du Data Mining	28
II 6. L'Analyse En Composantes Principale	20
n.o L'Anaryse En Composantes i finicipate	2)
II.6.1 Introduction	29
II.6.2 Principe	30
II.6.3 Identification du modèle ACP	31
II.6.4 Conclusion	34
II.7 La méthode des moindres carrées partiel(PLS)	34
II.7.1 Introduction	34
II.7.2 Intérêt de la régression PLS	35
II.7.3 Principe	35
II.7.4 Interprétation du modèle PLS	36
II.7.5 Conclusion	37
II.8 Références	38

### CHAPITRE III: Résultats et Discussions

III .1 Introduction		40
III.2 La formabilité des p	pérovskites oxydes	40
III.2.1 Le modèle	ACP ( Analyse en composantes principales )	
III.2.2 Le modèle	PLS (Partial Least Square)	46
III.3 Etude des propriét	tés mécaniques	49
III.3.1 Bases de do	nnées	49
III.3.2 Techniques	de calculs	51
III.3.2.1 L'an	alyse en composantes principales (ACP)	51
III.3.2.2 Le r	modèle PLS (Partial Least Square)	57
III.4 Les références		62

# Liste des Figures

### Chapitre 1 : Généralités sur les Pérovskites

Figure [I.1] La pérovskite	04
Figure [I.2] Représentation générale des pérovskites simple ABX <sub>3</sub>	05
Figure [I.3] Structure pérovskite cubique pm3m représentée par 8 mailles (a) vue en 2D, (b)	
vue en 3D	06
<b>Figure [I.4]</b> Maille élémentaire idéale de la simple pérovskite cubique ABO <sub>3</sub> , avec B au centre de la maille	06
Figure [ I.5] Maille élémentaire idéale de la simple pérovskite cubique ABO <sub>3</sub> , avec A au	
centre de la maille et X est l'oxygéne (O)	07
Figure [ I.6] Cellule d'Antipérovskite cubique. Les atomes verts(A) au coin et atome	
bleu(X) au centre du corps sont des anions alors que les atomes rouges(M) au centre de faces	
sont des cations	08
Figure [I.7] Pérovskite BaTiO3 quadratique et cubique	09
Figure [I.8] Structure rhomboédrique de cristal ZnAgF <sub>3</sub>	10
Figure [I.9] Structure orthorhombique de cristal SrRuO <sub>3</sub>	11
Figure [I.10] Passage entre les différentes mailles à partir de la structure cubique idéale	11
Figure [I.11] Présentation de la maille monoclinique de cristal GdFeO <sub>3</sub>	12
<b>Figure [I.12]</b> Maille de la pérovskite simple ABO <sub>3</sub> cubique	12
Figure [1.13] Diagramme des bandes d'énergie des matériaux conducteur, semi-	
conducteur,isolant	16
Figure [I.14] Effet piézoélectrique d'un matériau suivant l'axe vertical :a) direct b) inverse	17
Figure [I.15] Polarisation dans les ABO3 : Déplacements atomiques correspondant à une	
transition de phase FE dans la direction z	18
Figure [I.16] Courbe d'hystérésis d'un matériau ferromagnétique	19
Chapitre II: Les techniques d'exploitation des données	

Figure [II.1] Le processus de Datamining
--

Figure [II.2] choix d'origine	31
Figure [II.3] Déroulement d'une analyse en composantes principales.	
(a) Distribution d'entrée. (b) Centrage et réduction de cette distribution. (c) Les deux axes	
principaux, correspondant aux vecteurs propres de la matrice de covariance de la	
distribution	33

### Chapitre III : Résultats et Discussions

Figure [III.1] Graphe des observations pour les pérovskites oxydes	42
Figure [III.2] La variation du facteur de tolérance versus le facteur octaédrique pour les	
Pérovskites oxydes	44
Figure [III.3] Graphe des variables pour les pérovskites oxydes	45
Figure [III.4] Graphes des résidus et prédictions correspondant au variable a0	47
Figure [III.5] Graphe des variables (Loading Plot) pour les pérovskites	53
Figure [III.6] Graphe des observations (Score Plot) pour les pérovskites	55
Figure [III.7] Graphe superposant les échantillons et les propriétés (Pérovskites)	56
Figure [III.8] Variation du B en fonction de G pour les différentes pérovskites	57
Figure [III.9] VIP pour les deux premières composantes pour les pérovskites	58
Figure [III.10] Graphes des résidus et prédictions correspondant au variable a <sub>0</sub>	59
Figure [III.11] Graphes des résidus et prédictions correspondant au variable B	60
Figure [III.12] Graphes des résidus et prédictions correspondant au variable G	61
Figure [III.13] Graphes des résidus et prédictions correspondant au variable E	62

# Liste des Tableaux

### Chapitre 1 : Généralités sur les Pérovskites

Tableau [ I.1] : L'évolution des structures cristallines en fonction de la valeur du facteur de	11
tolérance	14
<b>Tableau [I.2] :</b> Valeurs de la compressibilité $\beta = 1/B$ (GPa), l'anisotropie A, module de	
cisaillement G (GPa), module de Young E (GPa) et le coefficient de Poisson v calculées par la	19
LDA et GGA pour les composés CaLiF3 et SrLiF3	
Tableau [I.3] : Domaine d'application des pérovskites.	21

### Chapitre III : Résultats et Discussions

<b>Tableau [III.1] :</b> Le paramètre de maille et les rayons atomiques, le facteur de tolérance t, le facteur octaédrique μ des pérovskites	41
Tableau [III.2] : Les paramètres de mailles prédits pour les pérovskites oxydes	48
Tableau [III.3] : Bases de données des propriétés mécaniques des pérovskites	50
Tableau [III.4] : base de données des propriétés mécaniques des pérovskites ( la suite )	51
Tableau [III.5] : Matrice des corrélations des pérovskites	51
Tableau [III.6] : Cosinus carrés des variables (Pérovskites)	54

# Introduction Générale

La matière dont est formé le monde qui nous entoure est composée de particules discrètes, ayant une taille submicroscopique, dont les lois de comportement sont décrites par les théories atomiques. Le désordre complet des atomes ou des molécules d'un gaz sous faible pression ainsi l'ordre quasi parfait des atomes dans un monocristal conduit à la variation des états d'organisation de la matière [1]. En effet les propriétés des matériaux sont définies par l'arrangement atomique, la nature des liaisons chimiques et la microstructure. L'étude des relations entre l'organisation à l'échelle atomique, la microstructure et les propriétés des matériaux constituent le domaine de la science des matériaux qui est actuellement un domaine trés actif [2].

Les matériaux de nos civilisations sont ceux qui permettent de construire des voitures ou des avions circulant à grande vitesse, ou encore des ustensiles de cuisine qui ne rouillent pas quand on les chauffe ou quand on y met des liquides. Ce sont également les matériaux qui constituent nos aliments (le pain par exemple, dont les propriétés de « souplesse » ou de « dureté » évoluent avec le temps). Ces matériaux de notre environnement utilisés après des transformations plus ou moins élaborées : la laine des animaux pour fabriquer des vêtements le bois pour construire des maisons et élaborer des outils ou des meubles, les plantes textiles . Par la suite, La transformation des matériaux naturels a été tel (purification chimique, invention d'alliages de plusieurs matériaux, invention de molécules qui n'existent pas dans la nature telles que les matières plastiques, élaborées, par exemple, à partir du charbon ou du pétrole...) que l'on peut considérer que les matériaux résultants n'ont plus de rapport direct avec ceux de notre environnement naturel [3].

Cette évolution de la maîtrise, par l'humanité, de la transformation des matériaux naturels, a conduit à la très grande diversité de matériaux actuellement disponibles, permettant de répondre à une plus grande variété de besoin. La prise de conscience de ce rôle des matériaux dans le « progrès technique » fait que chaque ingénieur ou chaque artisan qui veut réaliser un objet répondant à un besoin nouveau (un immeuble plus haut ou moins difficile à chauffer, une voiture plus légère moins consommatrice de carburant,...) doit se poser la question des propriétés du matériau (ou des matériaux) qu'il convient d'utiliser, d'essayer d'identifier, le cas échéant, les matériaux connus possédant ces propriétés, ou alors de tenter d'en élaborer de nouveaux[3]. Cette maîtrise a été une des clés du « progrès » qui fait que chacun dispose d'un confort de vie plus important qu'au cours des siècles.

Les différentes études effectuées depuis les années cinquante jusqu'à nos jours sur les matériaux de type pérovskite, démontrent la richesse de cette famille. En effet, il existe

plusieurs combinaisons possibles selon la valence des cations utilisés ,on peut avoir des combinaisons I-V comme KNbO<sub>3</sub>, II-IV comme SrCoO<sub>3</sub> ou bien III-III comme LaCoO<sub>3</sub>. D'autres combinaisons sont encore possibles en remplaçant l'oxygène par un autre anion comme S ou F ou H [4]. Un bon nombre de ces phases ABO<sub>3</sub> acceptent des sous stoechiométries plus ou moins importantes qui se traduisent par des lacunes sur les deux sites cationiques mais aussi sur le site anionique. Ainsi la facilité de change la nature des cations A et B présents dans la structure, les propriétés intrinsèques du matériau pérovskite peuvent changer par modifications de leurs éléments, cette caractéristique unique permet d'atteindre des états de valence mixtes qui confère aux phases pérovskites des propriétés chimiques ou physiques remarquables. D'autres parts, les combinaisons possibles des alliages pérovskites avec l'introduction des divers atomes peuvent être exploitées dans divers domaines d'applications technologiques s'accompagne naturellement d'un intérêt sans cesse renouvelé pour la connaissance des propriétés de cette famille de matériaux [5].

Ce travail a pour but d'étudier la formabilité de pérovskites et ceci en réexaminant la corrélation entre les rayons ioniques et le paramètre de réseau, une nouvelle relation empirique est dérivée pour les composés de pérovskites oxydes.

Nous tentons aussi dans ce mémoire de concevoir de nouveaux composés de Pérovskites oxydes avec des propriétés mécaniques intéressantes, et qui peuvent être utilisés pour déférentes applications industrielles.

En effet, dans la conception de nouveaux matériaux, non seulement la création de données par le calcul ou l'expérience est importante, mais la façon d'analyser ces données de manière efficace et complète est également nécessaire. L'un des grands défis dans la conception de matériaux comprend la difficulté d'analyser de grandes quantités de données, la compréhension des tendances et corrélations entre les différentes propriétés, et l'utilisation de ces corrélations pour concevoir de nouveaux matériaux avec des propriétés désirées [6].

Dans ce mémoire, nous avons utilisé les techniques de Datamining tels que l'analyse en composante principale (ACP), et la régression PLS comme outil de prédiction de nouveaux matériaux avec des propriétés désirées, et ceci en exploitant les données déjà existantes tant sur le plan expérimental que théorique. Le manuscrit de ce mémoire en plus de l'introduction générale et de conclusion est divisé en trois grands chapitres :

- Le premier chapitre c'est l'état de l'art, on présente les notions générales des Pérovskites, leur structure cristalline, leurs propriétés, et un aperçu sur leurs applications.
- Le deuxième chapitre présentera les deux techniques du Datamining, l'analyse en composantes principales (ACP) et la régression PLS (Partial Least Square). Un aperçu sur l'historique, le développement et le principe de ces méthodes est présenté.
- Dans le troisième chapitre, nous exposons les résultats liés au développement de nouvelles approches du Datamining, l'Analyse en composantes principales (ACP) et la régression (PLS), deux techniques informatiques qui ont été appliqué sur des Pérovskites oxydes afin d'étudier la formabilité et les propriétés mécaniques prédire de ces composés.

### <u>Références</u>

[1] Jean P. Mercier, Gérald Zambelli, Wilfried Kurz, Introduction à la science des matériaux.

- [2] Ben abdallah Sofiane, Etude physico-chimique d'un oxyde mixte (2019).
- [3] Equipe La main à la pâte, Pourquoi s'intéresser aux propriétés des matériaux.

[4] Ciprian Bogdan JURCA, Synthèse et caractérisation de pérovskites double Magnétorésistives dérivées de Sr2FeMoO6, thèse doctorat, Université Paris XI (2004).

[5] BOUZNIT YAZID, Synthèse et caractérisation de pérovskites à base de Lanthane (2007).

[6] Melle SAIDI Fatiha, Génome des matériaux II : Conception de revêtements ultra durs sous forme de Super-réseaux en utilisant l'approche du Datamining (Mai 2008).

# Chapitre I

## Généralités sur les

## pérovskites

#### I.1 Introduction

Les différentes études effectuées depuis les années cinquante jusqu'à nos jours sur les matériaux de type pérovskite démontrent la richesse de cette famille, ces matériaux possèdent des propriétés physico-chimiques variées et notables permettant leur utilisation dans de nombreux domaines et c'est pourquoi ils intéressent les scientifiques.

Les oxydes mixtes sont classés en pérovskites qui présentent la structure idéale cubique du groupe spatial dont pm3m le nom provient du minéral CaTiO<sub>3</sub>, ce composé fut décrit pour la première fois en 1839 par le géologue Gustav Rose qui l'a nommé en l'honneur d'un grand minéralogiste russe « Lev AleKsevich von Perovski ». Par la suite, ce terme a été généralisé à un nombre extrêmement important de composés possédant une structure cristalline similaire.

Les pérovskites sont des phases solides homogènes se composent de plusieurs types de cations métalliques d'états d'oxydation différents. Les cations se combinent avec les ions oxydes O<sup>2-</sup> et donnent des structures cristallographiques bien définie [1].



Figure [I.1]: La pérovskite [2]

L'intérêt porté aux oxydes de structure pérovskite ABO<sub>3</sub>, depuis plusieurs décennies, résulte dans la facilité de changer la nature des cations A et B présents dans la structure. De ce fait cette modifications des éléments entraîne un changement des propriétés du matériau laissant ainsi la porte ouverte à toutes sortes de propriétés physiques (demi-métallicité,

conductivité ioniques , semi-conductivité , supraconductivité et métallicité) en fonction de la nature électronique et chimique des deux atomes (A et B) .

### I.2 La structure cristalline des pérovskites

La structure pérovskite  $ABX_3$  est constituée d'un enchainement tridimensionnel d'octaèdres  $BX_6$  connectés par les sommets tandis que le cation A est entouré de 12 atomes X Ils peuvent s'écrire par la forme  $ABX_3$  dans lequel A et B désignent des cations :

- A de coordination 12 est situé au centre des sites dodécaédriques : plus de vingtaines d'éléments chimique comme les terres rares, les alcalinoterreux où les métaux alcalins (ex Ba, Ca, Pb, Rb, Sr, Na, K...).
- B de coordination 6 occupe les sites octaédriques de la structure : plus de cinquante éléments généralement les métaux de transition (ex : Ti, Sn, W, Zr, Nb, Ta, ...).
- X : un anion ou une combinaison d'anions (l'oxygène, l'halogène et l'hydrogène).

La maille pérovskite de plus haute symétrie est cubique. Les cations B, de coordinence 6, forment, avec les anions X, des octaèdres BX6 (schématisés en bleu dans la Figure [I.3]) ; ceux-ci se touchent en leurs sommets formant un réseau tridimensionnel d'octaèdres. Les cations A sont situés dans les volumes vacants formés par les octaèdres et ont une coordinence de 12[3].



La formule générale des pérovskites simple ABX<sub>3</sub>

Figure [I.2]: Représentation générale des pérovskites simple ABX<sub>3</sub>.



Figure [I. 3] : Structure pérovskite cubique pman représentée par 8 mailles (a) vue en 2D, (b) vue en 3D [4].



Figure [I.4] : Maille élémentaire idéale de la simple pérovskite cubique ABO<sub>3</sub>, avec B au centre de la maille [5].

Les plus petit cations B sont placés aux sommets du cube (0, 0,0); le plus grand cation A au centre de cube  $(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}, \frac{1}{2})$ ; et les anions X situés au centre de chaque face du cube  $(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}, 0)$  $(\frac{1}{2}, 0, \frac{1}{2})$   $(0, \frac{1}{2}, \frac{1}{2})$  [5]



### Figure[ I.5] : Maille élémentaire idéale de la simple pérovskite cubique ABO<sub>3</sub>, avec A au centre de la maille et X est l'oxygéne (O) [4].

On distingue généralement deux types de pérovskites suivant l'occupation des sites A et B:

• Les pérovskites simples dont les sites A et B sont occupés respectivement par un seul type de cation (BaLiF3, AgZnF3, NaVF3, NaCoF3, PbHfO3, ...). Ces derniers font l'objet de notre étude.

• Les pérovskites complexes dont l'un des deux sites A ou B est occupé par deux types d'atomes (PbMg<sub>1</sub>/<sub>3</sub>Nb<sub>2</sub>/3O<sub>3</sub>, PbSc<sub>1</sub>/2Ta1/2O<sub>3</sub>, Na1/2Bi<sub>1</sub>/2TiO<sub>3</sub>, ...) [4].

Une structure similaire à la structure pérovskite est également trouvée dans quelques matériaux et alliages de compositions AXM3 appelées les Antiperovskites (ou pérovskites-inverses).

En générale, l'étude des Antiperovskites est devenue un objet de recherche intéressant et croissant. Ces composés sont technologiquement très importants à cause de leur grande stabilité et dureté, ce qui les rend utiles pour les environnements à haute température et pour les applications comme outils de coupe et les revêtements durs. Les propriétés remarquables

Des Antiperovskites et ses différentes applications technologiques font des Antiperovskites un domaine de recherche vivant, productif et attirant des cherche physiciens et chimistes.

> Les composés Antiperovskites constituent une classe importante de matériaux, car ils présentent des propriétés physiques intéressantes et utiles, ces matériaux présente aussi différentes possibilités de combinaisons chimiques, comme dans le cas des pérovskites.

> Les Antiperovskites (ou pérovskites inverses) sont des composés de formule AXM<sub>3</sub>, où A et B sont généralement des atomes métalliques et X est un anion ou un élément représentatif (C, N, B, O,...). Par contre aux pérovskites, les composés Antiperovskites se composent de deux types d'anions coordonnés avec un type de cation. [6]



Figure [I.6] : Cellule d'Antipérovskite cubique. Les atomes verts(A) au coin et atome bleu(X) au centre du corps sont des anions alors que les atomes rouges(M) au centre defaces sont des cations [7].

### I.3 Les type des pérovskites

Les études menées sur les pérovskites montrent une symétrie idéale cubique, sauf les cas où le matériau est traité à très haute température [8]. Ainsi, la symétrie de la majorité de ces oxydes est

tétragonale ou monoclinique [9]. A cause de divers paramètres, la symétrie idéale cubique subit des distorsions (élongation, déformation)

orthorhombique

#### I.3.1 <u>Pérovskite tétragonale (quadratique)</u>

Le titanate de baryum BaTiO<sub>3</sub> est l'exemple le plus connu d'une pérovskite tétragonale, c'est un matériau ferroélectrique dont la structure à température ambiante est quadratique [10] de groupe d'espace P4mm avec les paramètres de maille : a = 3,986 Å et c = 4,026 Å. Cette structure dérive de la phase cubique par de légères déformations au niveau des octaèdres dues aux déplacements des atomes Ti [11].



Figure[I.7] :Pérovskite BaTiO3 quadratique et cubique [12]

#### I.3.2 <u>Pérovskite rhomboédrique</u>

La structure cristalline rhomboédrique est due à une rotation des octaèdres BO<sub>6</sub> autour de la direction cubique [111]. La maille élémentaire d'une maille rhomboédrique est une maille primitive hexagonale contenant six unités formulaires de ABO<sub>3</sub> avec les paramètres de maille :

 $a_{\rm H}=b_{\rm H}=\sqrt{2} \ a_{\rm C}$ ,  $c_{\rm H}=2\sqrt{3} \ a_{\rm C}$ , ou  $a_{\rm C}$  est le paramètre de la maille cubique [12]. En plusieurs matériaux, la maille cubique peut avoir une petite déformation à la symétrie rhomboédrique (Figure[I.8]). Si cette déformation n'élargit pas la maille unitaire, il est possible de l'indexer à la maille unitaire contenant une ou deux formules unitaires respectivement avec les angles rhomboédriques  $\alpha \sim 90^{\circ}$  où  $\alpha \sim 60^{\circ}$ . Cependant, les anions sont généralement déplacés comme l'exige la maille de plus grande unité avec  $\alpha \sim 60^{\circ}$ . Les exemples des pérovskites rhomboédriques sont ZnAgF<sub>3</sub>, LaNiO<sub>3</sub> et LaCoO<sub>3</sub> [13].



Figure [I.8] : Structure rhomboédrique de cristal ZnAgF<sub>3</sub> [14]

#### I.3.3 <u>Pérovskite orthorhombique</u>

Cette structure est généralement décrite soit dans le groupe d'espace Pbnm soit celui de Pnma. Cette structure est due à la distorsion de la structure cubique idéale le long de la diagonale de la face du cube ce qui nous amène à une maille élémentaire unités formulaires (Z=4) de ABO<sub>3</sub> (figure [I.9])[15]. Comme exemples des matériaux adoptants la structure orthorhombique distordue c'est le LaMnO<sub>3</sub> NaMgF<sub>3</sub>, SrRuO<sub>3</sub>, etc...

La structure SrRuO3 est probablement la plus illustrative de toutes les pérovskites orthorhombiques distordues. Son groupe d'espace est Pnma et les paramètres de mailles sont : a = 5.615 Å, b = 5.660 Å et c = 7.928 Å avec Z = 4 [14].



Figure [I.9]: Structure orthorhombique de cristal SrRuO<sub>3</sub>[16]



Figure [I.10]: Passage entre les différentes mailles à partir de la structure cubique idéale [16]

### I.3.4 Les pérovskites monocliniques et tricliniques

Les mailles unitaires tricliniques (AgCuF<sub>3</sub>, CsPbI<sub>3</sub>, PbSnO<sub>3</sub>, BiCrO<sub>3</sub>, etc.) ou monocliniques (BiMnO<sub>3</sub>, BiScO<sub>3</sub>) ont été rapportées dans plusieurs cas. Dans d'autres cas ces mailles se sont avérées être des pseudo -mailles d'une vraie maille multiple prenant l'exemple des phases de type GdFeO<sub>3</sub> ont été fréquemment classées sur les bases d'un pseudo-maille monoclinique avec a ~ b ~ a' et  $\beta$  ~ 90° [17].



Figure [I.11] : Présentation de la maille monoclinique de cristal GdFeO<sub>3</sub>[18]

### I.4 Condition de stabilités de la structure pérovskite

Il existe trois facteurs principaux qui rendent compte de la stabilité de la structure pérovskite , nous avons étudié l'un de ces facteurs c'est celui de tolérance.

### I.4.1 Facteur de tolérance

Le facteur de tolérance de Goldschmidt (t), permet d'avoir une idée sur la stabilité de la structure pérovskite en fonction des rayons ioniques. En considérant les ions comme des sphères rigides, il est possible, dans une structure pérovskite idéale, de relier la longueur d'une arête de la maille aux rayons ioniques des atomes B et O, pour le triangle rectangle isocèle (marqué sur la figure avec des lignes épaisses) la longueur du côté  $r_B + r_O$  et celle de l'hypoténuse  $r_A + r_O$  (comme le montre la **Figure [I.12]**)[19].



Figure [I.12]: Maille de la pérovskite simple ABO<sub>3</sub> cubique.

On peut alors écrire :

$$2(r_B + r_0)^2$$
 (I.1)

Soit :

$$t = \frac{(r_A + r_{O/F})}{\sqrt{2 * (r_B + r_{O/F})}}$$
(I.2)

Et

$$t = \frac{d_{A-O}}{\sqrt{2 * d_{B-O}}}$$
(I.3)

Pour les fluoro-pérovskites du type ABF<sub>3</sub>, le facteur de Goldschmidt peut être aussi déterminé à partir des rayons ioniques des atomes qui forment la structure de ces composés

$$t = \frac{(r_A + r_F)}{\sqrt{2 * (r_B + r_F)}}$$
(I.4)

Où :  $r_A$ ,  $r_B$ ,  $r_O$  et  $r_F$  sont les rayons ioniques associés respectivement aux cations A , B et de l'ion oxygène ou fluore, regroupés dans les tables de Shanon, dA-O et dB-O sont les distances cation-oxygène. « le facteur de tolérance » « t » est une mesure de l'ajustement du cation du site A au coin cubique partageant l'octaèdre réseau. Dans une pérovskite cubique, deux fois la longueur de la liaison B-X est le bord de la cellule et deux fois la longueur de la liaison A-X est égale à la diagonale du visage. Le facteur de tolérance de Goldschmidt est introduit pour évaluer la stabilité des pérovskites et rend compte des distorsions présentes dans la structure (déformations, rotations, basculement d'octaèdres...) [20].

La structure de pérovskite cubique pouvait être maintenue pendant 0.95 < t < 1.04. Alors que, si t supérieur à 1.05, le composé sera cristalliser en structure hexagonale, et si 0.75 < t < 0.9 il adoptera une structure orthorhombique et lorsqu'il se trouve entre  $0.95 \le t \le 0.99$ , la structure sera rhomboédrique. Si t < 0.75 le composé n'est pas une pérovskite. Cependant, il existe d'autres facteurs (par exemple, la température, l'atmosphère) qui affectent la structure cristalline d'un matériau, ne sont pas pris en compte dans le calcul du facteur de tolérance [21].

On peut donc distinguer plusieurs situations en fonction de la valeur du facteur de tolérance comme le montre le **Tableau [I.1].** 

		t>1.06		
t< 0.75 ilménite				
	0.75 <t< 0.96<="" td=""><td>0.96<t< 0.99<="" td=""><td>0.99<t< 1.06<="" td=""><td>hovegenele</td></t<></td></t<></td></t<>	0.96 <t< 0.99<="" td=""><td>0.99<t< 1.06<="" td=""><td>hovegenele</td></t<></td></t<>	0.99 <t< 1.06<="" td=""><td>hovegenele</td></t<>	hovegenele
	Distorsion	Distorsion	Distorsion	nexagonale
	orthorhombique	rhomboédrique	cubique	

### Tableau [I.1] : L'évolution des structures cristallines en fonction de la valeur du facteur de tolérance [22]

L'utilisation du facteur de tolérance t n'est pas limité uniquement à fournir des indications sur la stabilité des structures, mais permet également d'obtenir de précieuses informations concernant les propriétés physiques des matériaux.

• Si t > 1, lorsque le cation positionné sur le site A, la cavité cuboctaédrique devenue entièrement rempli , le cation présent sur le site B se déplace hors du centre de la cavité afin de minimiser les distances B-O et diminuer la coordinance du cation B. Observé par exemple pour les composés BaSnO<sub>3</sub> (t = 1,025) et CaCrO<sub>3</sub> (t = 1.001) à température ambiante .

• Si t < 1, le cation présent sur le site B comble la cavité octaédrique et le cation situé en A est plus petit que la cavité cuboctaèdrique. On observe alors une déformation de celle-ci afin de les réduire distances A-O la coordinence du cation présent sur le site A. C'est le cas du composé pérovskite BiFeO<sub>3</sub> (t = 0.913) et PrCoO<sub>3</sub> (t=0.956). En effet, de nombreuses études basées sur le calcul du facteur de tolérance, se sont associées à prédire et inventorier les évolutions structurales de plusieurs composés [23].

#### I.5 <u>Les propriétés des pérovskites</u>

Les valeurs des paramètres de maille pour les pérovskites sont d'importance reconnue, cela est dû au développement de nouveaux solides utilisés pour différentes applications, telles que les couches minces ferroélectriques, micro-onde et la téchnologie des semi-conducteurs... etc. [24].

#### I.5.1 <u>Propriété électronique</u>

Les propriétés électroniques peuvent être représentées par la théorie des bandes par un diagramme de bande d'énergie, cette théorie issu de la théorie des orbital moléculaires celuici est établi à partir des niveaux atomiques des éléments composant le solide et comprend une

bande de valence qui est formé par les orbitales liantes ,et complètement remplie la plus haute en énergie et une bande de conduction qui formé par les orbital anti-liantes ,cette bande est la première bande inoccupée séparées par un gap de largeur ( $E_G$ ) représentant l'écart énergétique entre les niveaux supérieurs et inférieurs des deux bandes ou appelée énergie de bande interdite la **Figure [I.13]** représente les positions des bandes d'énergie [18].



Figure [I .13]: Diagramme des bandes d'énergie des matériaux conducteur, semiconducteur, isolant.

L'occupation par les électrons de ces bandes et l'énergie du gap définirent la nature du solide : isolant si elles sont séparées de plusieurs (eV), semi-conducteur si elles sont séparées de l'ordre de 1 eV , métallique si elles se chevauchent, les pérovskites ABO<sub>3</sub> peuvent être considérées comme la combinaison de deux oxydes : un oxyde d'un élément à caractère ionique (le cation A) et un oxyde d'élément de transition à caractère plus covalent (le cation B) [25]. Le plus souvent, le diagramme de bande est celui de l'oxyde de l'élément de transition. Il met en commun les électrons des couches supérieures de l'oxygène et de l'élément de transition , ce dernier d'une part son nombre d'électrons, possède une couche électronique supérieure 2p composée de 3 orbitales [26] , Enfin les valeurs de bande interdit sont importantes pour un certain nombre d'application des pérovskites comme les

composants isolant à grand gap sont utilisé dans la réalisation des condensateurs pour le stockage d'énergie.

#### I.5.2 Propriété électro-optique

Le couplage entre un champ électrique et un champ optique nous donne l'effet électrooptique. Autrement dit, il décrit la variation de l'indice de réfraction d'un milieu sous l'effet d'un champ électrique appliqué[27].

La propriété électro-optique de certaines pérovskites s'exprime par la modification de la propagation d'une onde électromagnétique à travers un matériau, les effets électro-optiques sont intensivement étudiés sur les pérovskites ((Pb, La) (Zr, Ti) O<sub>3</sub>). Cet effet est appliqué aux dispositifs de guide d'ondes, micro-miroir déformable, doubleur de fréquence [28].

### I.5.3 Propriété piézoélectrique

La piézoélectricité se base sur la faculté de certains cristaux à concevoir une charge électrique quand ils sont soumis à une charge mécanique de pression ou tension. Alors ceci est l'effet piézoélectrique direct. Ces cristaux subissent par contre une déformation contrôlée quand ils sont exposés à un champ électrique, on parle ici de l'effet piézoélectrique inverse. La piézoélectricité peut se définir comme un phénomène de couplage entre énergie élastique et énergie électrique [29]. La **Figure [I.14]** présente les effets direct et inverse. Les matériaux piézoélectriques sont utilisés dans des nombreux domaines d'applications par exemple:

Effet direct: capteur de pression ou de contraintes, bouton poussoir, accéléromètres, allumage.

Effet inverse: ajustement laser, nettoyage par ultra son micro positionnement, dispositifs acousto-optiques.



Figure [I .14]: Effet piézoélectrique d'un matériau suivant l'axe vertical : a) direct b) inverse [30]

#### I.5.4 <u>Propriété ferroélectrique</u>

Un matériau ferroélectrique c'est un cas particulier des matériaux diélectriques En effet, il présent une polarisation électrique spontanée PS (moment dipolaire par unité de volume) et même en l'absence de champ électrique extérieur. L'axe de polarisation spontanée (axe polaire) est en général l'un des axes cristallographiques des matériaux. Dans une maille cristalline non-centrosymétriques, lorsque les barycentres des charges positives et négatives ne coïncident pas il se produit le phénomène de polarisation. Un cristal ferroélectrique doit nécessairement appartenir à une classe cristalline non centrosymétriques ainsi être polaires [31].



Figure [I .15]: Polarisation dans les ABO<sub>3</sub> : Déplacements atomiques correspondant à une transition de phase FE dans la direction z.

#### I.5.5 <u>Propriété ferromagnétique</u>

Le ferromagnétisme représente la capacité de certains corps de s'aimanter sous l'effet d'un champ magnétique extérieur et de garder une partie de cette aimantation par un phénomène d'hystérésis [32] **Figure [I.16]**, aussi c'est un matériaux qui subit une transition d'une phase haut température sans moment magnétique vers une phase basse température caractérisée par l'apparition d'une aimantation spontanée même en l'absence d'un champ magnétique appliqué Ces corps sont soit de type ferromagnétique c'est une propriété dans laquelle tous les moments de spins  $S^{2}$  sont alignés IIs se caractérisent des paramagnétiques qui ne gardent pas leur aimantation à champ nul. Seuls quelques substances se trouvent être ferromagnétiques. Les plus communes sont le nickel, le fer, le cobalt et la plupart de leurs alliages, et quelques minéraux naturels et certaines terres rares [33].



Figure [I.16]: Courbe d'hystérésis d'un matériau ferromagnétique.

#### I.5.5 Les propriétés mécaniques

Les propriétés mécaniques des matériaux peuvent être comprises en utilisant les constantes élastiques. La détermination des propriétés mécaniques dans la physique des matériaux joue un rôle important, car elle permet de recueillir des informations telles que :

➢ La dureté qui signifier la résistance de la surface de l'échantillon à la pénétration d'un poinçon. S'il résiste bien, il est dur sinon il est ductile. Les indicateurs de la dureté sont le module de compressibilité (B) et le module de cisaillement (G).

➢ La rigidité qui signifier la capacité d'un corps solide à des déformations lorsqu'il soumit à des dislocations mécaniques. Elle dépend principalement de la pièce et des modules d'élasticité des matériaux. L'indicateur de la rigidité est le module de Young (E).

➢ La ductilité qui signifier la capacité d'un système ou matériaux a se déformer plastiquement sans se rompre .les indicateurs de ductilité sont : le rapport B/G>1,75 et

 $C_{12}$ - $C_{44}$ >0 (la pression de Cauchy).

Les travaux qui ont étudié les pérovskites montrent la diversité de ces matériaux et la différence des propriétés mécaniques d'un matériau à l'autre, prenant l'exemple suivant de l'étude de CaLiF<sub>3</sub> et SrLiF<sub>3</sub>:

	<u> </u>	<u>hapitre</u>	I : Génér	alités sur	les péro	<u>vskite</u>
	β	А	G	Е	υ	B/G
CaLiF <sub>3</sub>						
Nos calculs LDA	0.0095	0.628	61 .904	155.25	0.254	1.69
GGA	0.013	0.711	49.633	96.21	0.194	1.51
SrLiF <sub>3</sub>						
Nos calculs LDA	0.010	0.879	59.92	149.74	0.249	1.66
GGA	0.013	0.909	45.107	111.93	0.240	1.59

### Tableau [I.2] : Valeurs de la compressibilité β =1/ B (GPa), l'anisotropie A, module de cisaillement G (GPa), module de Young E (GPa) et le coefficient de Poisson v calculées par la LDA et GGA pour les composés CaLiF3 et SrLiF<sub>3</sub>[34].

On voit clairement que le coefficient A est proche de l'unité pour les deux composés, ce qui nous permet de dire que ces composés sont des matériaux isotropes. Du point de vue ductilité et fragilité, le rapport B/G pour les deux matériaux est en général en dessous de la valeur critique 1.75 qui sépare les comportements ductile / fragile (fragile<1.75< ductile), ce qui nous permet de classifier les composés comme des matériaux fragiles. Les résultats montrent aussi que le module de Young E de CaLiF<sub>3</sub> (155.25 GPa) est plus grand que celui de SrLiF<sub>3</sub> (149.74GPa) et donc CaLiF<sub>3</sub> est plus dur que SrLiF<sub>3</sub>.

### I.6 Domaine d'application des Pérovskites

Les pérovskites ont une large application dans l'électronique moderne en raison de : permittivité diélectrique forte, coefficient piézoélectrique élevé, ferroélectricité, semiconductivité, activité catalytique et thermoélectricité.

Ces propriétés se prêtent à de nombreuses applications :

Le domaine	Les applications				
	les guides d'ondes optiques,				
	les dispositifs d'onde acoustique de surface,				
	• les sondes à oxygène à haute température, les mémoires				
Technologiques	dynamiques à accès sélectif,				
	les matériaux piézoélectriques déclencheurs				
	• les condensateurs high-K				
	• les doubleurs de fréquence.				
Duncálostrisitá	Détecteurs thermiques				
Pyroelectricite	• Imageurs IR				
	• Générateurs d'impulsion haute tension (allumage des gaz,				
	briquets)				
	• Capteurs (accéléromètres, imageurs IR, télécommande,				
	microphones, hydrophones)				
Piézoélectricité	• Actuateurs				
	Moteurs piézoélectriques (ultrasonore)				
	Imprimante jet d'encre				
	Capteur sonar				
	Filtres électromécaniques				
	• diélectrique pour la fabrication des condensateurs				
	multicouches, des thermistances, des transducteurs				
	• capacité intégrée dans le circuit CMOS (Complementary Metal				
	Oxyde Semiconductor) pour gagner en compacité dans les				
l'optoélectronique	téléphones mobiles, les microsystèmes résonants pour scanners				
	optiques, résonateur acoustique pour les communications,				
	• capteur infrarouge pour caméras nocturnes ou encore				
	mémoires de stockage non volatiles,				
	• dans les appareils à microondes, et les manomètres.				

	• Condensateurs			
Ferroélectricité	• Déphaseurs HF			
	• Filtres ultrasonores			
	• Transducteurs ultrasonores			
	Mémoires non volatiles			
	Diodes optiques			
	Doubleurs			
	• Modulateurs			
Antiferroélectricité	• Transducteurs			
	Condensateurs de stockage d'énergie <sup>2</sup>			
	• dans les céramiques transparentes,			
	• les colorants non polluants PLZT (lead-Lanthanum-			
Autre applications	Zirconate-Titanate),			
	• cellules photovoltaïques ou notamment le cout est réduit			
	également dans les piles à combustible.			

### Tableau [I.3] : Domaine d'application des pérovskites

Au Japon, un train à sustentation magnétique et des câbles électriques de réseaux de distribution urbains utilisent déjà les propriétés supraconductrices des pérovskites[35], ces oxydes à structure pérovskite sont donc des candidats prometteurs dans le développement de nouveaux matériaux ; toutefois avec certaines limitations tel que des courants de fuite élevés, une forte dépendance de la température et de la tension appliquée pour la capacité électronique, une température d'élaboration élevée, généralement supérieure à 400 °C, quelle que soit la technique de dépôt [36].

Les pérovskites avec des possibilités d'utilisation quasi universelles sont appelés les caméléons chimiques.

#### I.7 <u>Références</u>

[1]: I. K.Allah, (2015), Synthèse par voie « Sol- Gel » et caractérisation des solutions solides de type pyrochlore (Bi, X) 1.5 Sb1.5 (Cu, Y) O  $7\pm \delta$  avec X, Y: Cation mono-bi-tri-tétravalent, Mémoire de Magister, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran MohamedBoudiaf, Oran.

[2] :<u>https://www.batiactu.com/images/auto/620-465-c/20160517\_152804\_rob-lavinsky-irocks-perovskite-155026.jpg</u>

[3] Melle CHENINE DJOHAR, Etude Ab-initio des Propriétés structurales, optoélectroniques, thermodynamiques et magnétiques des pérovskites (2019).

[4] Florent MARLEC, (2018),t hése de doctorat de l'universite de rennes - nouveaux materiaux perovskites ferroelectriques : ceramiques et couches minces issues de la solution solide (Sr2Ta2O7)100-x (La2Ti2O7)x.

[5] C. Michel and B. Raveau, Rev. Chim. Miner.21, 407 (1984).

[6] : KHETARI SAMIA, (2019) La Conception des nouveaux antiperovskites de type AXM3 (X : N, C) en utilisant les téchniques de datamining (2019)

[7] : M.Sieberer, P., P.Mohn, and J.Redinger, "RoleofcarboninAlCNi3 and GaCNi3:adensity functional theory study," Physical Review B, vol.75, no.2, ArticleID024431, 2007.

[8]: C.D. Chandler, C. Roger, M.J. Hampden-Smith, Chem. Rev. 93 (1993) 1205

[9]: R.L. Hines, (1997), "Atomistic simulation and ab-initio studies of polar solids", thèse de doctorat, University of Bristol, Angleterre.

[10]: F.Z. Fadil, T. Lamcharfi, F.Abdi, and M.Aillerie, Cryst.Res. Technol. 46 4, 368 – 372(2011)

[11]: A.Khareif, (2012), Synthèse, caractérisation et étude structural des céramiques PZT de type pérovskite Pb1-xLazCax [(ZryTi1-y)0.75(Sb)0.25]O3, Mémoire de Magister, Université Mentouride Constantine, Constantine

[12]: H. Saoudi, (2018), Synthèse et caractérisation des matériaux La0.8Ca0.1Pb0.1Fe $1-xCO3(0.00 \le X \le 0.20)$ : Application dans le domaine de capteurs de gaz de NH3et CO, Thèse de doctorat, Université Aix Marseille et de l'Université de Sfax, Tunisie

[13] Mme. ARRAR Amina , Synthèse Et Analyses Physiques De Surface Des Films
Pérovskites Type La1-xSrxMnO3±δ Pour Des Applications Magnétiques (2019)

[14] https://materialsproject.org/materials/mp-998537/

[15] H. Saoudi, (2018), Synthèse et caractérisation des matériaux La0.8Ca0.1Pb0.1Fe $1-xCO3(0.00 \le X \le 0.20)$ : Application dans le domaine de capteurs de gaz de NH3et CO, Thèse de doctorat, Université Aix Marseille et de l'Université de Sfax, Tunisie

[16] J. M. Rondinelli, N. M. Caffrey, Materials Department, University of California, Santa Barbara, California(2008) 93106-5050

[17] Malika Diafi thèse de doctorat, Université Mohamed Khider – Biskra, 03/07/2013

[18] Chahra zed Aouragh, Etude ab initio des propriétés structurales et électroniques de la pérovskite PbZrO3 (2020)

[19] V. M. Goldschmidt, Geochemische Verteilungsgesetetze der Element VII, VIII (1928).

[20] R. D. Shannon and C. T. Prewitt, Acta Crystallogr. A: Found. Crystallogr. 32, 751 (1976)

[21] L.M. Feng, L.Q. Jiang, M. Zhu, H.B. Liu, X. Zhou, C.H. Li, Formability of ABO3 cubic perovskites, J. Phys. Chem. Solids 69 (4) (2008) 967–974, https://doi.org/10.1016/j.jpcs.2007.11.007.

[22] Mahmoud Lebid, thèse de doctorat, Université Biskra, 21/02/2016

[23] CHENINE DJOHAR, Etude Ab-initio des Propriétés structurales, optoélectroniques, thermodynamiques et magnétiques des pérovskites .(2019)

[24] R.L. Moreira, A. Dias, J. Phys. Chem. Solids 68 (2007) 1617.

[25] MALIKA DIAFI, Synthese-et-proprietes-physiques-d-oxyde-mixtes-a-base-de-lanthanecalcium-et-aluminium (2013)

[26] C. Carrétéro, (2010), hétéro structures d'oxyde de structure pérovskite : propriétés structural et électronique de l'interface LaAIO3 / SrTiO3, thèse de doctorat, Université Pierre et Marie, France.

[27] Farid Abdi , Etude des propriétés électro-optiques de matériaux ferroélectriques (KDP,BaTi- O3,PbTiO3), en fonction de la température et de la fréquence de modulation (1992)

[28] M. Rezaiguia, (2018), Etude des Propriétés Structural Electroniques et Magnétiques de Pérovskites PrXO3 (X=Cr, Mn, Fe, V), thèse, Université Abdelhamid Ibn Badis de Mostaganem, Mostaganem.

[29] : <u>https://www.ceramtec.fr/materiaux-ceramiques/ceramique-piezoelectrique/bases/</u>

[30] TALLAB Mouna, Mesure des constantes piézoélectrique de PZT par des moyens électriques (2016)

[31] M. Bousquet, (2010), Croissance, caractérisations, et étude des propriétés physiques de films minces du matériau ferroélectrique Na0.5Bi0.5TiO3, thèse, Université de Limoges, France

[32] : F. L. R. LEPRINCE-RINGUET, «Matériaux ferromagnétiques usuels,» Techniques de l'ingénieur, 1994.

[33] D. Benbella, (2019), modélisation des propriétés structurales, électroniques et magnétiques des doubles pérovskites type A2MnXO6, thèses de doctorat, Université Abdelhamid Ibn Badis de Mostaganem, Mostaganem.

[34] Nassima CHOUIT, Etude ab-intio des différentes propriétés structurales, électroniques, optiques et thermiques des composés ternaires (CaLiF3 et SrLiF3) par la méthode FP-LAPW (2014).

[35] EMPA Dübendorf, « St-Gall », Thoune, 7 septembre 2005.

[36] Guillan, J, Etude de capacités en couches minces à base d'oxydes métalliques à très forte constante diélectrique, BaTiO3, SrTiO3 et SrTiO3/BaTiO3 déposées par pulvérisation par faisceau d'ions., Université Joseph Fourier, 2005, 266 p.

# Chapitre II

# Les techniques d'exploitation des données
## II.1 Introduction

L'extraction de données existe depuis des siècles, la prolifération, ainsi que la puissance croissante des nouvelles technologies, ont contribué fortement à l'augmentation des collectes des données, la manipulation et la capacité de stockage.

Des travaux sur les méthodes d'identification des données ont été réalisés, « Le Datamining » est un processus d'application de ces méthodes, dont le but est de découvrir les tendances cachées, On dit Extraction de Connaissances à partir des Données abrégé ECD en français, Knowledge Discovery in Data Bases abrégé KDD en anglais.

Il existe plusieurs définitions de Data Mining :

L'exploration de données, connue aussi sous l'expression de fouille de données, forage de données, prospection de données, le *Data mining* a pour objet l'extraction d'un savoir ou d'une connaissance à partir des grandes bases de données par des méthodes descriptives ou prédictive.

Aussi on peut citer certain des défis du Datamining dans la conception de matériaux :

- Incluent la difficulté d'analyser de grandes quantités de donnée.
- Comprendre des corrélations entre les différentes propriétés.
- L'utilisation de ces corrélations pour concevoir des matériaux avec des propriétés désirées.

# II.2 <u>Le principe</u>

Les méthodes statistiques nécessitent que l'on établisse une hypothèse de départ qu'il s'agira de vérifier. Par contre le Datamining, c'est à partir des données elles-mêmes que se dégageront les corrélations intéressantes, l'algorithme n'étant là que pour les découvrir et non pour les établir. . En effet, on peut dire que le Datamining comble l'écart entre les statistiques appliquées et l'intelligence artificielle de gestion de bases de données.

Le processus de Datamining consiste à extraire de connaissances en suivant quelques étapes :

- Formaliser un problème que l'on cherche à résoudre en terme de données.
- Préparer les données en vue des traitements et utilisations futur.
- Modéliser les données en leur appliquant des algorithmes d'analyses.
- Evaluer et valider les connaissances ainsi extraites des analyses.

Chapitre II : Les techniques d'exploitation des données



Figure [II.1]: Le processus de Datamining [3]

Ce processus n'est pas linéaire, il se veut cyclique, le Datamining doit bien permettre de capitaliser les connaissances acquises sous forme de connaissances explicites.

# II.3 Les algorithmes

En général la Résolution d'une problématique avec un processus de Datamining, impose l'utilisation de plusieurs méthodes et algorithmes. On peut citer 3 grandes familles d'algorithme différentes :

- Les méthodes non- supervisées.
- Les méthodes supervisées.
- Les méthodes de réduction de données.

## II.3.1 Les méthodes non-supervisées

Elles permettent de travailler sur un ensemble de données dans lequel aucune des données ou des variables à disposition n'a d'importance particulière par rapport aux autres, c'est-à-dire un ensemble de données dans lequel aucune variable n'est considérée individuellement comme la cible, l'objectif de l'analyse. On les utilise par exemple pour dégager d'un ensemble d'individus des groupes homogènes (typologie), pour réaliser de la compression d'information.

### II.3.2 Les méthodes supervisées

Leur raison d'être est d'expliquer et/ou de prévoir un ou plusieurs phénomènes observables et effectivement mesurés. Concrètement, elles vont s'intéresser à une ou plusieurs variables de la base de données définies comme étant les cibles de l'analyse.

### II.3.3 Les méthodes de réduction de données

Elles permettent de réduire un ensemble de données volumineux à un ensemble de taille plus réduite, épuré ce que l'on considéra comme de l'information non pertinente ou non signifiante, comme du bruit. Elles sont ainsi très souvent, mais pas systématiquement, utilisées en amont des techniques supervisées ou non supervisées. Elles sont notamment très complémentaires des techniques non supervisées classiquement utilisées dans le domaine des statistiques.

# II.4 Les techniques du Datamining

Le Datamining propose plusieurs techniques à choisir en fonction de la nature des données et du type d'étude que l'on souhaite entreprendre. On peut distinguer deux grandes familles d'outils :

### **Techniques descriptives :**

Les techniques descriptives(ou exploratoires) consistent à mettre en évidence des informations présentes mais cachées par le volume des données. Voici quelques techniques descriptives disponibles:

- ✓ Analyse en composante principale (ACP)
- ✓ Analyse factorielle des correspondances

- ✓ Analyse des correspondances multiples
- ✓ Positionnement multidimensionnel.....

### **Techniques prédictives:**

Les techniques prédictives (explicatives) consistent à extrapoler de nouvelles informations à partir des informations présentes, permettant ainsi de prédire de nouvelles conceptions : il y a une variable « cible » à prédire. On peut citer quelques techniques prédictives disponibles :

- ✓ Arbres de décision.
- ✓ Technique à base de réseaux neurone.
- ✓ Réseaux neuronaux.
- ✓ Méthodes SVM (support vector machine).
- ✓ Régression linéaire multiple.
- ✓ Régression PLS.
- ✓

## II.5 Les principales applications du Data Mining

- Grande distribution : Analyse des comportements des consommateurs, recherche des similarités des consommateurs en fonction de critères géographiques ou sociodémographiques...
- Laboratoires pharmaceutiques : Modélisation comportementale et prédiction de médications ou de visites, optimisation des plans d'action des visiteurs médicaux pour le lancement de nouvelles molécules, ...
- Banques : recherche de formes d'utilisation de cartes caractéristiques d'une fraude, modélisation prédictive des clients partants, détermination de préautorisation de crédit revolving,...
- Assurance : modèles de sélection et de tarification, analyse des sinistres,...
- Transport et voyagistes : optimisation des tournées, prédiction de carnets de commande,...
- Télécommunications, eau et énergie : simulation de tarifs, détection de formes de consommation frauduleuses

## II.6 L'Analyse en Composantes Principales

### II.6.1 Introduction

L'Analyse en Composantes Principales (ACP) ou Principal Component Analysis (PCA) en anglais, est l'une des méthodes d'analyse de données multivariées les plus utilisées. Elle permet d'explorer des jeux de données multidimensionnels constitués de variables quantitatives. Elle est largement utilisée en biostatistique, marketing, sciences sociales et bien d'autres domaines. Elle peut être considérée comme une méthode de projection qui permet de projeter les observations depuis l'espace à p dimensions des p variables vers un espace à k dimensions (k < p) tel qu'un maximum d'information soit conservée (l'information est ici mesurée au travers de la variance totale du nuage de points) sur les premières dimensions. Si l'information associée aux 2 ou 3 premiers axes représente un pourcentage suffisant de la variabilité totale du nuage de points, on pourra représenter les observations sur un graphique à 2 ou 3 dimensions, facilitant ainsi grandement l'interprétation.

Il existe plusieurs applications pour l'Analyse en Composantes Principales, parmi lesquelles :

- L'étude et la visualisation des corrélations entre les variables, afin d'éventuellement limiter le nombre de variables à mesurer par la suite ;
- L'obtention de facteurs non corrélés qui sont des combinaisons linéaires des variables de départ, afin d'utiliser ces facteurs dans des méthodes de modélisation telles que la régression linéaire, la régression logistique ou l'analyse discriminante ;
- La visualisation des observations dans un espace à deux ou trois dimensions, afin d'identifier des groupes homogènes d'observations, ou au contraire des observations atypiques.

Pour effectuer une Analyse en Composantes Principales, nous devons passer par les étapes suivantes:

- Normalisation des données pour être indépendants des paramètres P.
- Calcul d'une matrice de similarité C (bien souvent la corrélation).
- Recherche des éléments propres de C, qui donnent les axes principaux.
- Représentation des individus dans le nouvel espace (en ne considérant que les valeurs propres).

La méthode est basée sur l'hypothèse qu'il existe de fortes corrélations entre les données étudiées. On passe d'un certain nombre de variables potentiellement corrélées à un plus petit nombre de variables non corrélées, les "Composantes Principales». En effet l'ACP cherche à identifier les vecteurs propres orthonormaux et les valeurs propres de la matrice de dispersion des variables originelles. Les vecteurs propres orthonormaux sont utilisés pour construire les composantes principales et les valeurs propres sont les variances des composantes principales correspondantes

# II.5.2 <u>Principe</u>

L'idée de l'ACP est de déterminer un nouveau repère de Rp associé de manière naturelle à la structure du nuage considéré, de façon à pouvoir l'examiner plus commodément. Pour s'affranchir des effets d'échelle dus à l'hétérogénéité éventuelle des variables, ces dernières sont en général normalisées, c'est à dire que chaque colonne est divisée par son écart-type; toutes sont dès lors exprimées dans la même échelle standard [21].

D'autre part, l'origine est placée au centre de gravité du nuage. C'est le nuage ainsi transformé qui est en fait considéré; l'utilisateur n'a cependant pas à se préoccuper de ces transformations préalables, sauf demande contraire elles sont exécutées automatiquement par les logiciels d'ACP.



### > Choix d'origine :

Figure [II.2]: choix d'origine

# Chapitre II : Les techniques d'exploitation des données

Le point o correspondant au vecteur de coordonnées toutes nulles n'est pas forcément une origine satisfaisante, car si les coordonnées des points du nuage des individus sont grandes, le nuage est éloigné de cette origine. Il apparaît plus judicieux de choisir une origine liée au nuage lui-même : le centre de gravité du nuage [Fig. II.2]. [10-11].

Pour l'ACP on choisit de donner le même poids à tous les individus. Le centre de gravité G du nuage des individus est alors le point dont les coordonnées sont les valeurs moyennes des variables. [11]

On peut conclure le principe du l'ACP en deux étapes :

*La première étape* : le centrage et la réduction de données et ceci en soustrayant leur moyenne et en divisant par leur écart type.

<u>La deuxième étape</u> : le calcul de la matrice de covariance  $\Sigma$  (*m*×*m*).

Considérons un vecteur de données aléatoire  $\mathbf{x}=[\mathbf{x}_1,...,\mathbf{x}_m]^T \in \mathfrak{R}^m$  à moyenne nulle et à matrice de covariance ou d'auto-corrélation :

$$\Sigma = \frac{1}{m-1} x \cdot x^T \in \Re^{m \times m} \tag{II.1}$$

Où :

m : le nombre de lignes.

x<sup>t</sup>: la matrice transposée de x.

Le problème de l'ACP, considéré sous l'angle de la maximisation de la variance de projection des données, est celui de la détermination des vecteurs propres de la matrice de covariance $\Sigma$ .

### II.5.3 Identification du modèle ACP

Soit x (k) =  $[x_1, \ldots, x_m]^T$  un vecteur d'observations de *m* variables aléatoires. On notera  $\bar{x}$  le vecteur correspondant à la moyenne des observations de **x** et  $\Sigma$  la matrice de covariance de ces m observations. L'estimation des paramètres du modèle ACP se résume en une estimation des valeurs et vecteurs propres de la matrice de covariance $\Sigma$ . Puisque la

matrice de covariance  $\Sigma$  est carrée de dimension  $m \times m$  et symétrique, on peut, selon l'algèbre linéaire, vérifier une relation de type :

$$P^t \Sigma P = L \tag{II.2}$$

Où L est une matrice diagonale et P est une matrice orthonormale [13].

Les éléments diagonaux de  $\mathbf{L} = \{\lambda_1, \ldots, \lambda_m\}$  sont les valeurs propres de la matrice de covariance  $\Sigma$  alors que les vecteurs colonnes de  $\mathbf{P} = [p_1, p_2, \ldots, p_m]$  sont les vecteurs propres de  $\Sigma$ .

Les valeurs propres  $\lambda_i$  peuvent être obtenues par la solution de l'équation caractéristique

$$Det\left(\Sigma - \lambda \cdot I\right) = 0 \tag{II.3}$$

Où Det (.) est le déterminant d'une matrice carrée.

On peut déduire les vecteurs propres de la matrice de covariance par la solution de :

$$(\Sigma - \lambda_i I) P_i = 0 \tag{II.4}$$

Nous pouvons alors écrire :

$$\sum p_i = p_i \lambda_i , i = 1, \dots, m \tag{II.5}$$

Où

 $P_{i:}$  vecteur propre de  $\Sigma$  (direction orthogonale de l'espace de données (variance de projections maximales) [fig. II.2].



Figure [II.3] : Déroulement d'une analyse en composantes principales.

(a) Distribution d'entrée. (b) Centrage et réduction de cette distribution. (c) Les deux axes principaux, correspondant aux vecteurs propres de la matrice de covariance de la distribution [12]

Les composantes principales  $t_i$  du vecteur de données x sont définies par :

$$t_i = p_i^T x = x^T p i \tag{II.6}$$

Celles-ci sont dénommées composantes principales et sont statistiquement non corrélées.

La transposition matricielle des relations de projection de type [II.6] fournit l'expression analytique de l'analyse en composantes principales du vecteur de données **x** :

$$t = P^T x \tag{II.7}$$

Où  $P^T$  représente la matrice de projection optimale des données au sens de l'analyse en composantes principales. [11-13]

Enfin, nous soulignons que l'on peut avoir une mesure de variabilité expliquée par chacune des composantes principales en utilisant les vecteurs transformés selon [14] :

$$\operatorname{var}\left\{t_{i}\right\} = p_{i}^{T} \sum p_{i} = \lambda_{i}, i = 1, \dots, m$$
(II.8)

33

Les valeurs propres de la matrice de covariance  $\Sigma$  représentent les variances des projections  $t_i$  des données suivantes les directions représentées par les vecteurs propres  $P_i$ .

L'estimation d'un vecteur de données  $\mathbf{x}$  à partir de son vecteur de composantes principales associé  $\mathbf{t}$  est triviale :

$$X = Pt = \sum_{i=1}^{m} t_i p_i \tag{II.9}$$

La direction suivante laquelle de variance de projection de X est maximale correspond au vecteur propre  $P_i$  qui correspond à la valeur propre maximale  $\lambda$ .

### II.5.4 Conclusion

L'idée de base de l'ACP est de réduire la dimension de la matrice des données, en retenant le plus possible les variations présentes dans le jeu de données de départ. Cette réduction ne sera possible que si les variables initiales ne sont pas indépendantes et ont des coefficients de corrélation entre elles non nuls. Ces variables initiales sont transformées en de nouvelles variables, appelées composantes principales. Elles sont obtenues par combinaisons linéaires des précédentes et sont ordonnées et non corrélées entre elles [11-12].

### II.6 La méthode des moindres carrées partiels (PLS)

### II.6 .1 Introduction

De nombreux problèmes industriels peuvent être décrit sous la forme d'un système à entrées-sorties ou on peut plus ou moins agir sur les variables d'entrée X d'un système et on observe les variables de sorties Y. La régression PLS (Partial Least Squares Regression) est une méthode d'analyse des données spécifiquement construite pour l'étude de ce type de problème [22].

La régression PLS (Partial Least Squares Regression) permet de relier un ensemble de variables dépendantes Y à un ensemble de variables indépendantes X lorsque le nombre de variables indépendantes et /ou dépendantes est élevé [23].

La régression PLS est une technique récente qui généralise et combine les caractéristiques de l'analyse sur composantes principales et de la régression multiple Elle est

particulièrement utile quand on besoin de prédire un ensemble de variables dépendantes à partir d'un ensemble très grand de variables explicatives (prédicateurs) qui peut être très fortement corrélées entre elles.

La PLS est donc une méthode pour construire des modèles de prédiction quand les facteurs sont nombreux et très colinéaires. [24]

La régression PLS est née de l'association de l'algorithme NIPALS (*Non linear Iterative Partial Least Squares*) développé par H.Wold (1966) pour l'analyse sur composantes principales et de l'approche PLS proposée par H. Wold (1975) pour l'estimation des modèles d'équations structurelles sur les variables latentes. Il en résulte une représentation "classique" de la régression PLS sous la forme d'un algorithme (remarquons qu'il y a plusieurs versions possibles de l'algorithme NIPALS aboutissant aux mêmes résultats). Une méthode d'estimation alternative pour les composantes de la régression est l'algorithme SIMPLS de Jong. [25]

L'algorithme de régression PLS a été proposé initialement par Wold, Martens, Wold(1983) et Wold, Albano, Dunn III, Esbensen, Hellberg, Johanssion, Sjostrom(1983). [26]

### II.6.2 Intérêt de la régression PLS

La régression PLS donne une relation linéaire entre Y (réponses) et X (prédicteurs) :

$$Y = b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_p X_p$$
(II.10)

Où *bi:* sont les coefficients de régression.

La régression PLS construire des modèles de prédictions. Le but est la prédiction et pas la mise en évidence d'une relation entre les variables.

### II.6.3 Principe

Le but principal de la régression PLS est de construire un modèle linéaire. [27]

$$Y = XB + E \tag{II.11}$$

Où  $B_{p \times c}$  coefficients de régression,

 $E_{n \times c}$ : terme de bruit pour le modèle.

Les variables dans X et Y sont centrées en soustrayant leur moyenne, et réduites en divisant par leur écart type.

Supposons que nous ayons un ensemble de données pour des variables réponses Y et un grand nombre de variables prédictives X, dont certaines sont très fortement corrélées. Une régression utilisant l'extraction des facteurs pour ce type de données calcule la matrice de facteurs score :

Où T : combinaison linéaire des variables prédictives.

W: matrice de poids.

Poids sont calculés de telle façon qu'ils maximisent la covariance entre la réponse et les facteurs de score correspondants.

La première étape consiste à créer deux matrices E et F avec :

$$\mathbf{E}=\mathbf{X} \qquad \text{et} \qquad \mathbf{F}=\mathbf{Y} \qquad (\text{II. 13})$$

Ces matrices sont centrées et normalisées (transformée en scores).cette étape fournit les composantes des facteurs scores :

$$\mathbf{t}_{\mathbf{k}} = \mathbf{E}_{\mathbf{K}-1} \mathbf{W}_{\mathbf{k}} \qquad \text{et} \qquad \mathbf{U}_{\mathbf{K}} = \mathbf{F}_{\mathbf{K}-1} \mathbf{q}_{\mathbf{k}} \qquad (\text{II. 14})$$

Où

t, u : combinaisons linéaires colonnes des matrices centrées E et F,

associées respectivement aux vecteurs des poids W et q.

t : facteur de scores des variables prédictives X.

u : facteur du score des variables réponses Y.

w, q : vecteur de poids de X et Y respectivement.

## II.6.4 Interprétation du modèle PLS

Forme de nouvelles variables (t<sub>k</sub>), qui sont des combinaisons linéaires des X et qui sont utilisée comme prédicteurs de Y.

Tous les paramètres, t, u, w, et q sont déterminés par un algorithme PLS. Les scores t et u contient des informations sur les objets et les corrélations/ non corrélations entre ces différents objets. [28]

Les poids w et q donnent des informations sur la manière dont laquelle les différents variables se combinent pour former des relations quantitatives entre X et Y.

Les scores t et u donnent des informations sur les objets et les corrélations/non corrélations entre ces différents objets.

La régression PLS produit une matrice de poids w reflétant les structures de covariance entre les prédicteurs et les réponses.

### II.6.5 Conclusion

La méthode des moindres carrées partiels PLS (Partial Least Squares), est une méthode prédictive de régression linéaire à plusieurs variables. Nous a permis de conserver toutes les variables explicatives tout en obtenant une équation de régression cohérente.

# II.7 <u>Références</u>

[1] Besse, P., and Ferre, L. 'Sur l'usage de la validation croisée en analyse en composantes pricipales', Revus de Statistique Appliquée, XLI(1), pp.71-76 ,(1993).

[2] Stéphane Tufféry-Data Mining-http://data.mining.free.fr.

[3] https://www.researchgate.net/figure/le-processus-de-data-mining-4-le-modele-en- u-pour-la-conception-et-levaluation-des\_fig1\_220745687.

[4] www.informatique-lille.com/uploads/documents/.../8-Data-Mining.pd

[5] The elements of statistical learning –Data Mining, Inference and Prediction », T.Hastie,R.Tibshirani, J.Friedman, Springer (2001).

[6] I.T. Jolliffe "Principal component analysis", Springer-Verlag, New York, (1986).

[7] K.I. Diamantaras, S.Y. Kung, "Principal component neural networks. Theory and Applications", John Wiley and Sons, (1996).

[8] H. Hotelling "Analysis of a complex of statistical variables into principal components", Journal of Educational Psychology, 417-441, 24 (1933)

[9] J. F. MacGregor, T. Kourti, "Statistical process control of multivariate process control" Engineering Practice, 403-414, 3 (1995)

[10] C. Duby, S. Robin, "Analyse en Composantes Principales", Département O.M.I.P(2006).

[11] Lindsey Smith, " A tutorial on Principal Component Analysis», (2002).

[12] M. F. Harkat, "Détection et localisation de défauts par Analyse en Composantes Principales ", Thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine (2003).

[13] http://www.cs.otago.ac.nz/cosc453/student\_tutorials/principal\_components.pdf.

[14] S. Wold, K. Esbensen, P. Geladi, "*Principal component analysis*", Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems 37-52, 2(1987)

# Chapitre II : Les techniques d'exploitation des données

[15] P. Teppola, S. Mujunen, P. Minkkinen, T. Puijola, P. Pursiheimo "Principal component

Component analysis", Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 307-317, 44 (1998).

[16] L. Ferre, "Selection of components in principal component analysis : A comparaison Of methods", Computational Statistics and Data Analysis 669-682, (1995).

[17] J. Pages, B. Escofier : Analyses factorielles simples et multiples : Objectifs, méthodes et interpr'etation. DUNOD, (1990).

[18] Hotelling K (1933). Analysis of a Complex of Statistical Variables Into Principal Components, *Journal of Educational Psychology* pp. 417<441>.

[19] Pierre-Louis Gonzalez : Analyse en Composantes Principales.

[20] Etude de données d'expression par Analyse en Composantes Principales Fonctionnelles BARRA VINCENT.

[21] http// www.cabannes.org/acp.pdf-France. L'Analyse en composantes principales.

[22] P. Bastien, V. Esposito. Vinzi, M. Tenenhaus, "PLS generalised linear regression", Computational Statistics Data Analysis 17-46, 48 (2005).

[23] Michel. Tenenhaus, "La regression PLS : Théorie et pratique", Edition TECHNIP (1998)

[24] S. Wold, A. Ruhe, H. Wold, W.J. Dunn,"The collinearity problem in linear regression", Computational Statistics Data Analysis 735–743, 5 (1984).

[25] S. Jong, "SIMPLS : An alternative approach to partial leasts quares regression", Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 251-263, 18 (1993).

[26] Hotelling K .Analysis of a Complex of Statistical Variables Into Principal Components, *Journal of Educational Psychology* pp.417 -441, (1933).

[27] A. Hoskuldsson, "PLS regression methods", Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems . 211–228 , 2 (1988).

[28] A. Hoskuldsson, "Variable and subset selection in PLS regression", Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems . 23–38, 55 (2001).

# **Chapitre III** Résultats et discussions

### III.1 Introduction

Afin d'étudié la formabilité de nouveaux pérovskites, la découverte d'un savoir dans les bases de données peut aider quand au choix des matériaux.

Nous présentons dans cette partie, les résultats liés à l'utilisation de l'Analyse en composantes principales (ACP) et la régression (PLS), appliquées sur les pérovskites afin de prédire de nouveaux matériaux.

Les pérovskites présentent d'excellentes propriétés physiques, chimiques et mécaniques, d'où l'intérêt de les étudier.

Les calculs ont été faits avec les deux techniques PCA et PLS en utilisant le logiciel XLSTAT.

Afin d'identifier les tendances des propriétés de matériaux, nous construisons deux bases de données pour plusieurs pérovskites :

La première base de données englobe les propriétés structurales : le paramètre du réseau, les rayons atomiques le facteur de tolérance et le facteur octaédrique.

La deuxième base de données comprenne les propriétés mécaniques : le paramètre du réseau, les constantes élastiques, le module de cisaillement (G), le module de compressibilité (B), le module de Young E et le Coefficient de poisson v.

### III.2 <u>Etude de La formabilité des pérovskites oxydes</u>

Nous développons ici une approche de sélection et d'évaluation de la formabilité des pérovskites oxydes de structures cristallines cubiques sur la base de l'analyse PCA et la technique PLS. Pour cela, nous avons construit une base de données de 30 pérovskites oxydes, correspondant à 7 variables prédictives. Les données étaient récoltées de la littérature [1-23] et sont répertoriées dans le **Tableau [III-1].** 

# Chapitre III : Résultats et Discussions

Les pérovskites	<b>a</b> <sub>0</sub> (°A)	r <sub>A</sub> (°A)	r <sub>B</sub> (°A)	ZA	ZB	t	μ
BaCrO <sub>3</sub> [1]	3,957	1,61	0,55	56	24	1,101	0,407
BaMoO <sub>3</sub> [2]	4,01	1,61	0,65	56	42	1,046	0,481
BaNbO <sub>3</sub> [3]	4,1287	1,61	0,68	56	41	1,031	0,503
BaNpO <sub>3</sub> [4]	4,437	1,61	0,87	56	93	0,942	0,644
BaPaO <sub>3</sub> [5]	4,51	1,61	0,9	56	91	0,93	0,666
<b>BaPrO</b> <sub>3</sub> [6]	4,3637	1,61	0,85	56	59	0,951	0,629
<b>BaPuO</b> <sub>3</sub> [7]	4,421	1,61	0,86	56	94	0,947	0,637
BaRuO <sub>3</sub> [8]	4,0059	1,61	0,62	56	44	1,062	0,459
<b>BaSnO</b> <sub>3</sub> [9]	4,13	1,61	0,69	56	50	1,025	0,511
BaTaO <sub>3</sub> [10]	4,057	1,61	0,68	56	73	1,031	0,503
BaTbO <sub>3</sub> [11]	4,278	1,61	0,76	56	65	0,991	0,562
BaThO <sub>3</sub> [12]	4,5552	1,61	0,94	56	90	0,913	0,696
BaTiO <sub>3</sub> [3]	4,0226	1,61	0,605	56	22	1,07	0,448
BaUO <sub>3</sub> [13]	4,38	1,61	0,89	56	92	0,934	0,659
<b>BaZrO</b> <sub>3</sub> [3]	4,2269	1,61	0,72	56	40	1,011	0,533
CaCrO <sub>3</sub> [1]	3,777	1,34	0,55	20	24	1,001	0,407
CaSnO <sub>3</sub> [14]	3,9646	1,34	0,69	20	50	0,932	0,511
CaTaO <sub>3</sub> [10]	3,975	1,34	0,68	20	73	0,937	0,503
CaTiO <sub>3</sub> [15]	3,9	1,34	0,605	20	22	0,972	0,448
CaZrO <sub>3</sub> [16]	4,138	1,34	0,72	20	40	0,918	0,533
PrCoO <sub>3</sub> [17]	3,73	1,3	0,61	59	27	0,956	0,451
PrCrO <sub>3</sub> [18]	3,8198	1,3	0,55	59	24	0,986	0,407
PrFeO <sub>3</sub> [18]	3,7771	1,3	0,645	59	26	0,939	0,477
PrMnO <sub>3</sub> [19]	3,88	1,3	0,645	59	25	0,939	0,477
PrVO <sub>3</sub> [20]	3,87	1,3	0,64	59	23	0,941	0,474
SrCrO <sub>3</sub> [1]	3,844	1,44	0,55	38	24	1,038	0,407
SrNbO <sub>3</sub> [21]	4,073	1,44	0,68	38	41	0,971	0,503
SrPuO <sub>3</sub> [22]	4,378	1,44	0,86	38	94	0,892	0,637
SrTaO <sub>3</sub> [10]	4,007	1,44	0,68	38	73	0,971	0,503
SrThO <sub>3</sub> [23]	4,53	1,44	0,94	38	80	0,861	0,696

Tableau [III.1] : Le paramètre de maille et les rayons atomiques, le facteur de tolérance t et le facteur octaédrique μ des pérovskites.

### III.2.1 Le modèle ACP (Analyse en composantes principales )

La première analyse effectuée, était d'examiner si dans notre cas l'ACP capture les différences entre les différentes pérovskites ? Le graphique de score plot (observations) de cette analyse est illustré dans la **Figure [III.1].** Pour cette analyse, le signe de chaque composante principale n'a qu'une signification relationnelle. Nous notons que PC1 capture 62.18% de la variance, alors que PC2 capture 25.80%. Les deux PCs capturent un ensemble ~ 87,97% de la variance des données du **Tableau [III.1]**. Par conséquent, un ensemble de données de n dimensions (7 descripteurs initiaux dans ce cas) peut être réduit à quelques dimensions (2 PCs) tout en capturant ~ 87% de l'information originale. La réduction de la dimensionnalité rend les tendances et des corrélations « cachées » dans les données, facilement visualisés et décrits dans l'espace PC comme on peut le voir dans la **Figure [III.1]**.



### Figure [III.1] : Graphe des observations pour les pérovskites oxydes.

Comme observation intéressante, les pérovskites ABO<sub>3</sub> avec le même "A-cation" mais un différent « B-cation » sont placées très près les uns des autres dans le tracé de score plot.

En analysant cette figure, il ressort quatre regroupements importants, un (que nous notons cluster 1 qui comprend les pérovskites (A = Ba), le cluster 2 qui correspond à (A = Sr), le cluster 3 correspondant à (A = Ca) et le cluster 4 de (A = Pr). Il semble que PC1 en allant du bas vers le haut soit la même chose que d'aller de bas en haut dans le tableau périodique. Considérant que, PC2 en allant de gauche à droite possède la même tendance que dans le tableau périodique.

Cependant, BaThO3 a la valeur PC1 la plus positive de tous les composés, tandis que CaCrO3 possède la valeur PC1 la plus négative. D'autre part, BaCrO3 a la valeur PC2 la plus positive et CaZrO3 a la valeur PC2 la plus faible. Nous notons d'après le tableau, que BaCrO3 a le facteur de tolérance «  $\mathbf{t}$  » le plus bas, alors que SrThO3 possède le «  $\mathbf{t}$  » plus élevé.

Cependant, différents auteurs ont mentionné que la tolérance est une condition nécessaire mais pas suffisante pour la formation de ces systèmes [24 -29]. Une première approche suggérée par ces auteurs est d'inclure dans la discussion les valeurs du facteur octaédrique  $\mu = r_B/r_X$ . La limite la plus basse du facteur octaédrique pour la formation de pérovskites cubiques est de 0,414 et la valeur la plus élevée de pérovskites cubiques est 0,6785. Cependant, pour l'octaèdre MX<sub>6</sub> la valeur du rapport  $r_M/r_X$  est comprise entre 0,414 et 0,732. Les valeurs de  $\mu$  pour les 30 composés sont indiqués dans les tableaux [III.1].

Nous affichons sur la **Figure [III.2]** la variation du facteur de tolérance « t » par rapport au facteur octaédrique «  $\mu$  » pour les 30 pérovskites, cela ressemble à une image miroir de la **Figure [III.1]**. Par conséquent, les PCs décrivent clairement le comportement du facteur de tolérance pour les composés pérovskites.



Figure [III.2] : La variation du facteur de tolérance versus le facteur octaédrique pour les Pérovskites oxydes.

A partir de cette figure, nous pouvons décider lesquels parmi les 30 composés serait des composés pérovskite ou pérovskites inverses.

Bien que la variation ( $\mathbf{t}$ ,  $\boldsymbol{\mu}$ ) donne une bonne image qualitative, la relation quantitative entre les pérovskite ou les pérovskite inverses, le «  $\mathbf{t}$  » ou «  $\boldsymbol{\mu}$  » n'ont jamais été signalés, et là les problèmes fondamentaux sous-jacents ne sont pas clairs. La question principale Y a-t-il une tendance à la stabilité de la pérovskite ? Est-ce que «  $\mathbf{t}$  » ou «  $\boldsymbol{\mu}$  » suivent un bon descripteur quantitatif de la stabilité ? Un bon descripteur de stabilité devrait non seulement fournir des conseils quantitatifs dans les expériences pour stabiliser ces structures mais aussi être un paramètre clé pour la recherche de nouvelles pérovskites stables émergentes ou pérovskites inverses à travers calculs massifs et plusieurs synthèses expérimentales.

D'autre part, **la Figure [III.3]** montre le graphique des variables correspondant aux échantillons illustrés à la **Figure [III.1]**.



Figure [III.3]: Graphe des variables pour les pérovskites oxydes.

Les axes du graphique des observations et du graphique des variables sont les mêmes, donc les informations dans les deux graphes peuvent être comparées directement. Les angles entre les vecteurs nous indiquent comment les caractéristiques sont en corrélation les unes avec les autres. Lorsque deux vecteurs sont proches, formant un petit angle, les deux variables qu'elles représentent sont positivement corrélées. S'ils se rencontrent à 90°, il est peu probable qu'ils soient corrélés. Lorsqu'elles divergent et forment un grand angle (proche de 180°), ils sont inversement corrélés.

A partir de la **Figure [III.3],** Nous observons que «  $\mu$  » est inversement corrélé à « t » et les rayons atomiques r<sub>A</sub> et r<sub>B</sub> sont fortement corrélés avec le «  $\mu$  » et inversement corrélé avec le « t », ce qui indique que pour des rayons atomiques faibles le « t » diminue et «  $\mu$  » augmente. Depuis, l'impact relatif de chaque descripteur dans un score de chargement est identifié en mesurant la distance absolue de l'origine, nous affichons ci-dessous les différentes équations du PCs dérivées de la valeur propre de l'Analyse:

$$PC1 = 0,462 a + 0,245 r_A + 0,475 + 0,082 Z_A + 0,44 Z_B - 0275$$
  
0,475 $\mu$  (III. 1)

$$PC2 = 0,094a + 0,601r_A - 0,609r_B + 0,547Z_A - 0,031Z_B + 0,566t - 0,069\mu$$
(III.2)

L'impact des descripteurs est d'autant plus grand et augmente quand il s'éloigne du l'origine. On note d'après les équations III.1 et III.2 que pour PC1, les coefficients de pondération pour (a,  $r_B$ ,  $rZ_B$  et  $\mu$ ) sont les descripteurs les plus importants (~0,9), alors que pour PC2 (t et  $r_A$ ) ont la pondération la plus élevée (~0,8) ce qui est clair dans le graphe des Loading.

Réduire la complexité du choix et limiter le nombre des composés potentiellement intéressants pour des applications intéressantes sont une raison à rechercher une prédiction empirique des paramètres structurels des pérovskites.

### III.2 .2 Le modèle PLS (Partial Least Square)

Sur la base des résultats de l'ACP et en utilisant la méthode des moindres carrés partiels méthode (PLS) [30-40], nous réexaminerons la relation entre le paramètre de maille et les différents rayons ioniques de pérovskite oxydes. Plusieurs modèles empiriques ont été établis qui peuvent prédire le paramètre de réseau des pérovskites à partir des propriétés atomiques sélectionnées de leurs éléments constituant. Parmi eux, celui développé par Li et al. [41,42], ce qui permet un pour prédire la constante de réseau des pérovskites cubiques en utilisant les rayons ioniques connus et les électronégativités des cations et de l'anion.

La régression de moindres carrés partiels (régression PLS) est une méthode qui a une certaine relation avec la régression des composantes principales, au lieu de trouver des hyperplans de variance minimale entre les réponses et variables indépendantes, il trouve un modèle de régression linéaire en projetant les variables prédites et les variables observables dans un nouveau espace.

La prédiction a été effectuée sur la base de la base de données de **Tableau [III.1]**, nommé comme ensemble de test. En utilisant PLS, nous avons connecté la matrice X de Variables prédictives avec la matrice Y des variables prédites (de réponse). L'algorithme SIMPLS et la méthode Leave-one-out ont été utilisés pour validation en PLS. En d'autres termes, sans aucune information sur la structure des pérovskites dans l'ensemble de test (**Tableau [III.1**]), il a été possible de prédire ces quantités à l'aide du modèle de prédiction pour l'ensemble de données disponibles (constantes de réseau expérimentales et théoriques disponibles dans la littérature).

Le modèle prédit pour les pérovskites d'oxyde est :





Figure [III.4] : Graphes des résidus et prédictions correspondant au variable ao.

- L'analyse du modèle correspondant à la première variable a nous permet de conclure que les ensembles des pérovskites [ BaNbO<sub>3</sub>, BaNpO<sub>3</sub>, BaPaO<sub>3</sub>, BaRuO<sub>3</sub>, BaSnO<sub>3</sub>, BaTbO<sub>3</sub>, BaThO<sub>3</sub>, BaUO<sub>3</sub>, BaZrO<sub>3</sub>, CaZrO<sub>3</sub>, SrRuO<sub>3</sub>, SrThO<sub>3</sub>] sont significatives et influencent le modèle.
- Nous remarquons aussi dans le graphe des prédictions que la variation est linéaire entre les valeurs de ao prédîtes en fonction de celle utilisée en entrée, ce qui indique bien la bonne qualité du modèle.

Les paramètres de maille prédits avec notre modèle PLS avec ceux mesurés ou calculés sont représentés dans le tableau ci-dessous:

# Chapitre III : Résultats et Discussions

pérovskites	<b>a</b> <sub>0</sub> (° <b>A</b> )	a prédit	Δa
BaCrO3	3,957	3,902	0,055
BaMoO3	4,01	4,069	-0,059
BaNbO3	4,1287	4,119	0,009
BaNpO3	4,437	4,438	-0,001
BaPaO3	4,51	4,488	0,022
BaPrO3	4,3637	4,404	-0,041
BaPuO3	4,421	4,421	0,000
BaRuO3	4,0059	4,019	-0,013
BaSnO3	4,13	4,136	-0,006
BaTaO3	4,057	4,119	-0,062
BaTbO3	4,278	4,253	0,025
BaThO3	4,5552	4,555	0,000
BaTiO3	4,0226	3,994	0,029
BaUo3	4,38	4,471	-0,091
BaZrO3	4,2269	4,186	0,040
CaCrO3	3,777	3,762	0,015
CaSnO3	3,9646	3,996	-0,032
CaTaO3	3,975	3,979	-0,004
CaTiO3	3,9	3,854	0,046
CaZrO3	4,138	4,046	0,092
PrCoO3	3,73	3,841	-0,111
PrCrO3	3,8198	3,741	0,079
PrFeO3	3,7771	3,9	-0,123
PrMnO3	3,88	3,9	-0,020
PrVO3	3,87	3,892	-0,022
SrCrO3	3,844	3,813	0,031
SrNbO3	4,073	4,031	0,042
SrPuO3	4,378	4,333	0,045
SrTaO3	4,007	4,031	-0,024
SrThO3	4,53	4,467	0,063

Tableau [III.2] : Les paramètres de mailles prédits pour les pérovskites oxydes.

# III.3 Etude des propriétés mécaniques

Les pérovskites présentent d'excellentes propriétés physiques, chimiques et mécaniques, d'où l'intérêt de les étudier.

Afin d'identifier les tendances des propriétés de matériaux, nous construisons une base de données pour plusieurs pérovskites comprenant le paramètre du réseau, les rayons atomiques, les constantes élastiques, le module de cisaillement (G) et le module de compressibilité (B). Notre base de données a été construite en se basant sur des données récoltées à partir de la littérature [43-49], et d'autres basées sur nos calculs ab initio.

Pérovskites	le type	a0	В	G	B/G
VScO3 [43]	Cubique	4.005	136.6	43.4	3.14746544
EuAlO3 [44]	Cubique	3.69	197.34	131.9	1.49613343
LiPbBr3 [45]	Cubique	9.943	19.156	9.327	2.05382224
NaPbBr3 [45]	Cubique	5.952	19.144	9.45	2.02582011
KPbBr3 [45]	Cubique	5.976	19.081	9.643	1.97874106
<b>RbPbBr3</b> [45]	Cubique	5.985	19.325	9.819	1.96812303
<b>RbTaO3</b> [ 46]	Cubique	4.072	193.361	159.46	1.21259877
FrTaO3 [46]	Cubique	4.189	173.647	140.549	1.23549083
RbSbO3 [47]	Cubique	4.108	115.28	99.14	1.16280008
CsSbO3 [47]	Cubique	4.56	99.24	77.49	1.28068138
CsPbBr3[45]	Cubique	6.011	19.077	9.955	1.91632346
Cs2TeI6 [48]	Cubique	11.66	13.21	6.68	1.97754491
Cs2TeBr6[48]	Cubique	10.9	15.83	7.37	2.14789688
Cs2TeCl6 [48]	Cubique	10.4	15.72	7.85	2.00254777
NaMnH3 [49]	Cubique	3.56	58.99	52.29	1.12813157
NaFeH3 [49]	Cubique	3.43	70.48	61.37	1.14844387
NaCoH3 [49]	Cubique	3.37	91.91	69.28	1.3266455
KNbO3 [*]	Cubique	4.057	144.697	49.926	2.89822938
NaVF3 [*]	Cubique	4.168	102.218	42.615	2.39863898
BaTiO3 [*]	Tetra	4.004	132.424	85.492	1.54896365
BaTiO3 [*]	Cubique	4.036	166.943	111.249	1.50062472

## III.3.1 Bases de données

# Chapitre III : Résultats et Discussions

SnPbO3 [*]	Cubique	4.127	155.034	83.779	1.85051146
PbFeO3 [*]	Cubique	3.947	184.586	57.774	3.19496659
SrTiO3 [*]	Cubique	3.945	175.167	105.43 9	1.66131128
ZnAgF3 [*]	Cubique	4.073	105.388	35.919	2.93404605
SrCoO3 [*]	Cubique	4.929	70.647	66.798	1.05762149
KZnF3[*]	Cubique	4.132	67.99	34.747	1.95671569
AgZnF3 [*]	Cubique	4.073	77.561	35.644	2.17599035
LiBeO3 [*]	Cubique	3.507	110.866	38.194	2.90270723

Tableau [III.3] : Bases de données des propriétés mécaniques des pérovskites .

Pérovskites	le type	C11	C12	C44	C12- C44	E	U
VScO3 [24]	cubique	308.1	50.9	16.6	34.3	117.8	0.356
EuAlO3[25]	cubique	334.2	115.75	145.27	-29.52	323.6	0.3
LiPbBr3[26]	cubique	46.371	5.549	1.933	3.616	24.073	0.29
NaPbBr3[26]	cubique	46.053	5.689	2.297	3.392	24.344	0.288
KPbBr3[26]	cubique	45.309	5.967	2.958	3.009	24.758	0.283
RbPbBr3[26]	cubique	45.436	6.27	3.31	2.96	25.19	0.282
RbTaO3[27]	cubique	493.208	43.436	126.32	-82.884	375.232	0.176
FrTaO3[27]	cubique	421.029	49.957	116.58	-66.623	332.06	0.181
<b>RbSbO3[28]</b>	cubique	269.87	37.85	89.23	-51.38	231.12	0.165
CsSbO3[28]	cubique	201.99	47.9	77.8	-29.9	184.47	0.19
Cs2PbBr3[26]	cubique	44.224	6.504	4.02	2.484	25.439	0.277
Cs2TeI6[29]	cubique	19.14	10.24	8.78	1.46	17.16	0.28
Cs2TeBr6[29]	cubique	22.82	12.34	9.27	3.07	19.15	0.3
Cs2TeCl6[29]	cubique	23.98	11.59	9.2	2.39	20.19	0.29
NaMnH3[30]	cubique	136.3	20.34	48.81	-28.47	121.1	0.16
NaFeH3[30]	cubique	145.67	32.89	64.94	-32.05	142.7	0.16
NaCoH3[30]	cubique	188.44	43.65	67.2	-23.55	166.1	0.2
KNbO3 [*]	cubique	251.27	91.41	31.362	60.048	134.329	0.345
NaVF3 [*]	cubique	216.678	44.988	23.187	21.801	112.246	0.316

# Chapitre III : Résultats et Discussions

BaTiO3 [*]	tetra	307.028	99.569	70.657	28.912	211.057	0.234
BaTiO3 [*]	cubique	295.887	102.472	120.943	-18.471	273.086	0.227
SnPbO3 [*]	cubique	274.844	95.129	79.727	15.402	212.947	0.271
PbFeO3 [*]	cubique	169.175	192.292	103.996	88.296	156.948	0.358
SrTiO3 [*]	cubique	324.13	100.685	101.251	-0.566	263.457	0.249
ZnAgF3 [*]	cubique	171.848	72.157	26.634	45.523	96.763	0.347
SrCoO3 [*]	cubique	207.862	119.974	88.451	31.523	174.382	0.305
KZnF3 [*]	cubique	115.318	44.371	34.263	10.108	89.073	0.281
AgZnF3 [*]	cubique	124.343	54.189	36.022	18.167	92.73	0.301
LiBeO3 [*]	cubique	174.403	87.025	34.523	52.502	103.263	0.35

Tableau [III.4] : Base de données des propriétés mécaniques des pérovskites (Suite)

### III.3.2 <u>Techniques de calculs</u>

### III.3.2.1 L'analyse en composantes principales (ACP)

Le premier résultat intéressant à identifier par l'analyse en composantes principales est la matrice des corrélations : le tableau suivant correspond à la matrice de corrélations des différentes pérovskites:

Variables	a0	В	G	B/G	C11	C12	C44	C12- C44	E	υ
a0	1	-0.666	-0.577	0.089	-0.631	-0.517	-0.544	0.017	-0.595	0.190
В	-0.666	1	0.858	-0.001	0.909	0.757	0.834	-0.068	0.885	-0.084
G	-0.577	0.858	1	-0.490	0.931	0.492	0.942	-0.520	0.998	-0.507
B/G	0.089	-0.001	-0.490	1	-0.242	0.203	-0.471	0.808	-0.448	0.868
C11	-0.631	0.909	0.931	-0.242	1	0.515	0.806	-0.330	0.941	-0.300
C12	-0.517	0.757	0.492	0.203	0.515	1	0.655	0.440	0.541	0.282
C44	-0.544	0.834	0.942	-0.471	0.806	0.655	1	-0.390	0.947	-0.426
C12- C44	0.017	-0.068	-0.520	0.808	-0.330	0.440	-0.390	1	-0.465	0.851
E	-0.595	0.885	0.998	-0.448	0.941	0.541	0.947	-0.465	1	-0.456
υ	0.190	-0.084	-0.507	0.868	-0.300	0.282	-0.426	0.851	-0.456	1

Tableau [III.5] : Matrice des corrélations des pérovskites.

Nous remarquons d'après le tableau que le B/G et  $C_{12}$ - $C_{44}$ , sont fortement corrélés (**0.808**), et on remarque la corrélation inverse entre B/G et G (**-0.490**). L'analyse en composantes principales nous déduit les axes principaux, dans notre cas la première composante principale (PC<sub>1</sub>) est le vecteur propre qui correspond à la plus grande valeur propre, et PC<sub>2</sub> est le vecteur propre correspondant à la deuxième plus grande valeur propre.

Nous cherchons dans notre travail, à comprendre les tendances des propriétés mécaniques et élastiques entre les différents composés pérovskites à l'aide des techniques d'exploration de données PCA et PLS.

Cependant le rapport B / G est considéré comme critère de mesure de ductilité. La ductilité du matériau est caractérisée par un rapport B /G supérieur (> 1,75), tandis qu'un faible B / G indique la fragilité du matériau.

Un autre critère physique utilisé pour l'estimation de la ductilité de certains matériaux cubiques c'est la pression de Cauchy ( $C_{12}$ - $C_{44}$ ), et qui est basé sur le degré du caractère angulaire de la liaison chimique. En règle générale, les matériaux ductiles possèdent une pression de Cauchy positive, ce qui correspond à une liaison métallique plus isotrope.

Tandis que, les matériaux fragiles présentent des valeurs négatives de la pression de Cauchy, qui résultent du caractère plus angulaire de la liaison.

La première analyse effectuée par l'ACP consiste à examiner les corrélations entre les 30 différentes pérovskites **Tableau [III.3]** et **Tableau [III.4]**. Le graphe de résultats de cette analyse est montré sur la **Figures [III.5]**.



Figure [III.5] : Graphe des variables (Loading Plot) pour les pérovskites.

D'après la figure de Loading, on remarque deux clusters différents, l'un avec un PC1 négatif ((B/G),  $C_{12}$ - $C_{44}$ ) et l'autre avec un PC1 positif (B,  $C_{44}$ ,  $C_{11}$ , G, E). Les paramètres du premier groupe semblent représenter les caractéristiques de ductilité, alors que ceux du groupe 2 semblent représenter la dureté.

Plusieurs corrélations entre les propriétés ne sont pas évidentes. Cependant une corrélation qui est bien apparente est celle entre B/G et B. B et B/G sont inversement corrélés pour les pérovskites, cela indique que si la dureté augmente la ductilité diminue qui est bien en accord avec les observations expérimentales. Tandis que G et C<sub>44</sub> sont fortement corrélés. Il semble également dans la même figure, que le paramètre de réseau (**a**) est inversement corrélé avec le module de compressibilité (**B**) ce qui confirme bien le fait que les matériaux avec un petit paramètre du réseau sont incompressibles.

Pour confirmer le fait qu'une variable est fortement liée à une composante principale, il suffit de consulter le tableau suivant des cosinus carrés :

variables	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9
a0	-0.664	-0.308	0.675	-0.039	-0.055	0.065	0.003	-0.001	0.000
В	0.871	0.446	0.058	-0.155	-0.101	-0.019	0.069	-0.016	-0.001
G	0.991	-0.043	0.098	-0.074	0.022	0.001	-0.003	0.033	-0.004
B/G	-0.481	0.786	-0.009	-0.335	-0.174	-0.081	-0.035	0.008	0.000
C11	0.921	0.162	0.019	-0.297	0.075	0.169	-0.035	-0.022	0.000
C12	0.544	0.742	0.125	0.368	-0.037	0.012	-0.018	-0.004	0.000
C44	0.952	0.054	0.177	0.206	-0.022	-0.128	-0.027	-0.014	0.000
C12- C44	-0.468	0.841	-0.058	0.204	-0.019	0.167	0.011	0.012	0.000
E	0.992	0.019	0.101	-0.064	0.034	0.008	0.006	0.025	0.005
υ	-0.507	0.794	0.168	-0.112	0.249	-0.099	0.010	-0.001	0.000

#### Tableau [III.6] : Cosinus carrés des variables (Pérovskites).

Plus le cosinus est élevé (en valeur absolue), plus la variable et liée à l'axe. Plus le cosinus est proche de zéro, moins la variable est liée à l'axe. Dans notre cas, on remarque que l'axe PC<sub>1</sub> est lié à G, B et C<sub>44</sub> avec des cosinus **0,991**, **0,871** et **0,952** respectivement, et l'axe PC<sub>2</sub> est lié à la variable B /G, C<sub>12</sub>-C<sub>44</sub> et C<sub>12</sub> avec des cosinus **0,786**, **0,841** et **0,742** respectivement.

La figure [III.5] montre le graphe des observations « Score » correspondant aux échantillons (matériaux) représentés sur La figure de Loading [III.4]. Les axes des deux graphes de loadings et scores sont identiques ainsi l'information dans les deux graphiques peut être comparée directement.



Figure [III.6] : Graphe des observations (Score Plot) pour les pérovskites.

Dans notre cas,  $PC_1$  capture( **59.22%**) du désaccord dans l'ensemble de données, et  $PC_2$  capture (**28.31%**) du désaccord pour les différentes pérovskites comme nous le voyons dans la **Figure [III.6]**. Aucune autre composante principale PCs n'est incluse dans ces discussions parce qu'elles ne fournissent pas des informations significatives.

En analysant la **Figure**[**III.6**] des scores des pérovskites, on remarque que deux importants groupes ou clusters émergent ceux avec un  $PC_1$  positif correspondant aux Pérovskites oxydes [SnPbO<sub>3</sub>, BaTiO<sub>3</sub>, SrCoO<sub>3</sub>.....], que nous notons cluster1, et ceux avec un  $PC_1$  négatif correspondant aux composés des pérovskites non oxyde [AgZnF<sub>3</sub>, LiPbBr<sub>3</sub>, Cs<sub>2</sub>PbBr<sub>3</sub>...] que nous notons cluster 2.

Dans un premier aperçu, il s'avère que les composés du premier cluster correspond à des pérovskites avec un grand module de cisaillement (G), un grand module de compressibilité(B) et notamment un grand module de Young (E), ce qui indique que ces matériaux possèdent une grande dureté et rigidité, tandis que le cluster 2 inclut ceux avec un grand B/G et  $C_{12}$ - $C_{44}$ , ce qui nous indique la ductilité de ces matériaux. Cependant, en faisant un Zoom du cluster 2 nous remarquons une tendance différente pour les 3 composées

pérovskites oxydes à base de métaux alcalins [KNbO<sub>3</sub>, LiBeO<sub>3</sub>, VScO<sub>3</sub>] qui ne présente pas une bonne dureté avec dutilité apreciable.

Les résultats précédents peuvent être confirmés en regardant le graphe suivant de "Biplot" superposant les échantillons et les propriétés :



Figure [III.7] : Graphe superposant les échantillons et les propriétés (Pérovskites).

Par conséquent, pour choisir des matériaux sur la base de la **Figures [III.7]** qui peuvent potentiellement répondre à nos exigences, on doit se concentrer sur la région où les matériaux montrent un compromis entre la dureté et la ductilité. Deux critères sont utilisés pour caractériser une dureté élevée, le premier correspond à ceux avec un grand module de cisaillement (G) et le deuxième critère c'est celui avec un grand module de compressibilité (B).

# Chapitre III : Résultats et Discussions



### Figure [III.8] : variation du B en fonction de G pour les différentes pérovskites.

A partir de la **Figure** [**III.8**] des pérovskites, nous constatons que les composés PbFeO<sub>3</sub>, KnbO<sub>3</sub> SnPbO<sub>3</sub>, SrTiO<sub>3</sub>, BaTiO<sub>3</sub>, possèdent de grandes valeurs de B, G et notamment B/G, Ainsi ces matériaux sont durs et ductiles à la fois. Dans ce cas nous pouvons penser qu'ils servent pour de bonnes applications dans l'industrie.

### III.3.2.2 Le modèle PLS (Partial Least Square)

### \* Mesures de l'importance de variables

Dans le modèle PLS une variable  $X_k$  peut être importante pour la modélisation de Y, ces variables sont identifiées par des grands coefficients de régression  $b_k$ . Un résumé de l'importance d'une variable X pour X et Y à la fois est donné par le graphe des VIP (Variable Importance for the Projection) pour chacune des variables explicatives, sur chaque composante. Cela permet d'identifier rapidement quelles sont les variables explicatives les plus importantes sur l'ensemble des modèles **figure [III.9-III.17].** 



Figure [III.9] : VIP pour les deux premières composantes pour les pérovskites.

Sur la première composante, les  $[RbTaO_3, BaTiO_3, Fr TaO_3, LiPbO_3]$ ] apparaissent comme étant influentes pour les pérovskites, pour la deuxième composante c'est [ $FrTaO_3$ , RbTaO\_3, LiPbBr\_3] qui influence le modèle.

### \* Les résidus et prédictions

Le modèle PLS permet aussi de donner des graphes correspondant aux coefficients normalisés ainsi que des graphes des résidus et prédictions permettant d'identifier la qualité du modèle. Nous obtenons alors des résultats plus riches en prenant les graphiques ci-dessous qui correspond aux coefficients normalisés pour le modèle avec et ceci pour la variable **a** 

- La variable a<sub>0</sub>
  - L'analyse du modèle correspondant à la première variable a nous permet de conclure que les ensembles des pérovskites [Cs<sub>2</sub>PbBr<sub>3</sub>,Cs<sub>2</sub>TeCl<sub>6</sub>, Cs<sub>2</sub>TeI<sub>6</sub>, KPbBr<sub>3</sub>, NaPbBr<sub>3</sub>, LiPbBr<sub>3</sub>, RbPbBr<sub>3</sub>] sont significatives et influencent le modèle.

Nous remarquons aussi dans le graphe des prédictions que la variation est linéaire entre les valeurs de ao prédîtes en fonction de celle utilisée en entrée, ce qui indique bien la bonne qualité du modèle



Figure [III.10] : Graphes des résidus et prédictions correspondant au variable a<sub>0</sub>.

### • La variable B

- L'analyse du modèle correspondant à la première variable B nous permet de conclure Que les ensembles des pérovskites [ BaTiO<sub>3</sub>, CsSbO<sub>3</sub>, EuAlO<sub>3</sub>, FrTaO<sub>3</sub>, KnbO<sub>3</sub>, LiBeO<sub>3</sub>, NaVF<sub>3</sub>, PbFeO<sub>3</sub>, RbTaO<sub>3</sub>, RbSbO<sub>3</sub>, RbTaO<sub>3</sub>, SnPbO<sub>3</sub>, SrTiO<sub>3</sub>,VscO<sub>3</sub>, ZnAgF<sub>3</sub>] sont significatives et influencent le modèle.
- Nous remarquons aussi dans le graphe des prédictions que la variation est linéaire entre les Valeurs de B prédîtes en fonction de celle utilisée en entrée, ce qui indique bien la bonne qualité du modèle.


Figure [III.11] : Graphes des résidus et prédictions correspondant au variable B.

### • La variable G

- L'analyse du modèle correspondant à la première variable B nous permet de conclure Que les ensembles des pérovskites [ BaTiO<sub>3</sub>, CsSbO<sub>3</sub>, EuAlO<sub>3</sub>, FrTaO<sub>3</sub>, KnbO<sub>3</sub>, LiBeO<sub>3</sub>, NaCoH<sub>3</sub>, NaFeH<sub>3</sub> PbFeO<sub>3</sub>, RbTaO<sub>3</sub>, RbSbO<sub>3</sub>, RbTaO<sub>3</sub>, SnPbO<sub>3</sub>, SrTiO<sub>3</sub>, SrCoO<sub>3</sub>] sont significatives et influencent le modèle.
- Nous remarquons aussi dans le graphe des prédictions que la variation est linéaire entre les Valeurs de G prédîtes en fonction de celle utilisée en entrée, ce qui indique bien la bonne qualité du modèle.





### • La variable E

- L'analyse du modèle correspondant à la première variable E nous permet de conclure Que les ensembles des pérovskites [ BaTiO<sub>3</sub>, CsSbO<sub>3</sub>, EuAlO<sub>3</sub>, FrTaO<sub>3</sub>, PbFeO<sub>3</sub>, RbTaO<sub>3</sub>, RbSbO<sub>3</sub>, SnPbO<sub>3</sub>, SrTiO<sub>3</sub>, NaCoH<sub>3</sub>, NaFeH<sub>3</sub>, SrCoO<sub>3</sub>] sont significatives et influencent le modèle.
- Nous remarquons aussi dans le graphe des prédictions que la variation est linéaire entre les Valeurs de E prédîtes en fonction de celle utilisée en entrée, ce qui indique bien la bonne qualité du modèle.



Figure [III.13] : Graphes des résidus et prédictions correspondant au variable E.

# III.4 <u>Les références</u>

[1] Cui-E Hu, Zhao-Yi Zeng, Chun-Yang Kong, Yu-Ting Cui, Lin Zhang, Équation de propriétés d'état et élastiques des pérovskites ACrO3 (A=Pb, Ca, Sr et Ba) sous haute pression, Physica B 407 (24) (2012) 4671-4675.

[2] S. Somia, Z. Mehmood, I. Ali, F. Khan, I. Khan, Ahmad, étude des premiers principes de les molybdates pérovskites AMoO3 (A = Ca, Sr, Ba), J. Electron. Mater. 48 (2019) 1730-1739.

[3] N. Iles, A. Kellou, K. Driss Khodja, B. Amrani, F. Lemoigno, D. Bourbie, H. Aourag, Etude atomistique des propriétés structurelles, élastiques, électroniques et thermiques de érovskites Ba(Ti,Zr,Nb)O3, Comput. Mater. Sci. 39 (4) (2007) 896–902.

[4] Shakeel Ahmad Khandy, Dinesh C. Gupta, Propriétés structurales, élastiques et magnétoélectroniques de la pérovskite semi-métallique BaNpO 3, Mater. Chem. Phys. 198 (2017) 380-385.

[5] Shakeel Ahmad Khandy, Dinesh C. Gupta, Comprendre la phase ferromagnétique stabilité, propriétés électroniques et de transport du BaPaO3 et du BaNpO3 d'Ab-initio calculs, J. Elec. Mater. 46 (10) (2017) 5531–5539, 8.

[6] Zahid Ali, Iftikhar Ahmad, Ali H. Reshak, GGA+U études des pérovskites cubiquesBaMO3 (M=Pr, Th et U), Physica B 410 (2013) 217-221.

[7] Sajad Ahmad Dar, Vipul Srivastava, Umesh Kumar Sakalle, Gitanjali Pagare, Aperçu de la structure, de l'électronique, du magnétique, de la mécanique et de la thermodynamique propriétés de l'actinide pérovskite BaPuO3, J Supercond Nov Magn 31 (10) (2018) 3201–3208.

[8] De-Ming Han, Xiao-Juan Liu, Shu-Hui Lv, Hong-Ping Li, Jian Meng, Élastique propriétés de la pérovskite cubique BaRuO3 à partir des calculs des premiers principes, Physica B 405 (15) (2010) 3117-3119.

[9] M.B. Saddique, M. Rashid, A. Afzal, S.M. Ramay, F. Aziz, A. Mahmood, Sol état optoélectronique et réponse thermoélectrique du XSnO3 cubique (X = Ba, Sr) composés, Curr. Appl Phys. 17 (2017) 1079-1086.

[10] Z. Ali, I. Khan, I. Ahmad, M.S. Khan, S.J. Asadabadi, Études théoriques de la pérovskites paramagnétiques MTaO3 (M = Ca, Sr et Ba), Mater. Chem. Phys. 162 (2015) 308-315.

[11] Chunlan Ma, Ling Ye, Zhongqin Yang, Structures électroniques de la pérovskite BaTbO3 étudié par la méthode LSDA + U, J. Phys. : Condens. Matière 17 (50) (2005) 7963–7969.

[12] Y. Benaissa Cherif, A. Labdelli, A. Boukortt, H. Abbassa, D. Aimouch, Roland Hayn,

Échange Becke-Johnson (mBJ) modifié enquête potentielle sur les propriétés optoélectroniques de XThO3(X = Sa, Sr et Ba) 08 (01) (2019) 1850029.

[13] Ghulam Mustafa, Najm ul Aarifeen, Ahmad Afaq, Muhammad Asif, Electronic and propriétés magnétiques de BaUO 3 par fonction modifiée de Becke-Johnson (mBJ), Mod. Phys. Lett. B 32 (15) (2018) 1850164.

[14] D. Cherrad, D. Maouche, M. Reffas, A. Benamrani, Structurel, élastique, électronique et propriétés optiques des pérovskites cubiques CaXO3 (X=Hf et Sn), Solid State Commun. 150 (2010) 350-355.

[15] Xiang Wu, Yuhui Dong, Shan Qin, Mamatimin Abbas, Ziyu Wu, Premiers principes étude de la transition de phase induite par la pression dans CaTiO3, Solid State Commun. 136 (7) (2005) 416-420.

[16] Z.F. Hou, Calculs ab initio du module d'élasticité et des structures électroniques de cubique, Physica B 403 (17) (2008) 2624-2628.

[17] Z. Ali, Iftikhar Ahmad, B. Amin, M. Maqbool, G. Murtaza, I. Khan, M.J. Akhtar, F. Ghaffor, Études théoriques des propriétés structurales et magnétiques du cube pérovskites PrCoO3 et NdCoO3, Physica B 406 (20) (2011) 3800-3804.

[18] M. Rezaiguia, W. Benstaali, A. Abbad, S. Bentata, B. Bouhafs, GGA + U étude de propriétés électroniques et magnétiques des pérovskites cubiques Pr(Fe/Cr)O3, J. Supercond. Nov Magn. 30 (9) (2017) 2581-2590.

[19] B. Bouadjemi, S. Bentata, A. Abbad, W. Benstaali, B. Bouhafs, Semi-métallique ferromagnétisme dans la pérovskite PrMnO3 à partir des calculs des premiers principes, Solid State Commun. 168 (2013) 6-10.

[20] B. Sabir, G. Murtaza, Q. Mahmood, R. Ahmad, K.C. Bhamu, Premiers principes études sur les propriétés électroniques, magnétiques et thermoélectriques des terres rares à base de pérovskites PrYO 3 (Y=Cr, V), Curr. Appl. Phys. 17 (11) (2017) 1539-1546.

[21] R.I. Shein, V.L. Kozhevnikov, A.L. Ivanovskii, Calculs des premiers principes de la propriétés élastiques et électroniques des pérovskites cubiques SrMO3 (M=Ti, V, Zr et Nb) en comparaison avec SrSnO3, Solid State Sci. 10 (2) (2008) 217-225.

[22] S.A. Dar, V. Srivastava, Royaume-Uni Sakalle, A. Rashid, G. Pagare, Premiers principes enquête sur la structure électronique, magnétique, mécanique et thermodynamique propriétés de l'oxyde de pérovskite SrPuO3, Mater. Rés. Express 5 (2018) 026106.

[23] Y. Benaissa Cherif, M. Rouaighia, A. Zaoui, A. Boukortt, Optoélectronique, élastique et propriétés thermiques de SrThO 3 de type pérovskite cubique, Acta Phys. Pol. A 131 (3) (2017) 406-414.

[24] L.M. Feng, L.Q. Jiang, M. Zhu, Formability of ABO3 cubic perovskites, J. Phys. Chem. Solids 69 (2008) 967e974.

[25] C. Li, K.C.K. Soh, P. Wu, Formability of ABO3 perovskites, J. Alloys Compd. 372 (2004) 40e48.

[26] K.Y. Tsui, N. Onishi, R.F. Berger, Tolerance factors revisited: geometrically designing the ideal environment for perovskite dopants, J. Phys. Chem. C 120 (2016) 23293e23298.

[27] X.C. Liu, R. Hong, C. Tian, Tolerance factor and the stability discussion of ABO 3-type ilmenite, J. Mater. Sci. Mater. Electron. 20 (2009) 323e327.

[28] W. Li, E. Ionescu, R. Riedel, A. Gurlo, Can we predict the formability of perovskite oxynitrides from tolerance and octahedral factors? J. Mater. Chem. A 1 (2013) 12239e12245.

[29] A. Kumar, A.S. Verma, S.R. Bhardwaj, Prediction of formability in perovskitetype oxides, Open Appl. Phys. J. 1 (2008) 11e19.

[30] Joseph R. Nowers, Scott R. Broderick, Krishna Rajan, Balaji Narasimhan, Combinatorial methods and informatics provide insight into physical properties and structure relationships during IPN formation, Macromol. Rapid Commun. 28 (8) (2007) 972–976.

[31] Changwon Suh, Krishna Rajan, Combinatorial design of semiconductor chemistry for bandgap engineering: "virtual" combinatorial experimentation, Appl. Surf. Sci. 223 (1-3) (2004) 148–158.

[32] SimoneC. Sieg, Changwon Suh, Timm Schmidt, Michael Stukowski, Krishna Rajan, WilhelmF. Maier, Principal component analysis of catalytic functions in the composition space of heterogeneous catalysts, QSAR Comb. Sci. 26 (4) (2007) 528–535.

[33] Changwon Suh, Krishna Rajan, Virtual screening and QSAR formulations for crystal chemistry, QSAR Comb. Sci. 24 (1) (2005) 114–119.

[34] H. Zenasni, H. Aourag, S.R. Broderick, K. Rajan, Electronic structure prediction via data-mining the empirical pseudopotential method: electronic structure prediction via data-mining the empirical pseudopotential method, phys. stat. sol. (b) 247 (1) (2010) 115–121.

[35] H. Aourag, A. Guittom, Mining the bulk positron lifetime: Mining the bulk positron lifetime, Phys. Stat. Sol. (b) 246 (2) (2009) 392–396.

[36] H. Aourag, F. Saidi, S. Broderick, K. Rajan, Designing superlattices ultra hard coatings: datamining approach, J. Comp. Theo Nano 6 (4) (2009) 828–833.

[37] Scott R. Broderick, Hafid Aourag, Krishna Rajan, Data mining density of states spectra for crystal structure classification: an inverse problem approach: Data Mining Density of States Spectra, Statistical Anal. Data Mining 1 (6) (2009) 353–360.

[38] Scott R. Broderick, Hafid Aourag, Krishna Rajan, Data mining of Ti–Al semiempirical parameters for developing reduced order models, Physica B 406 (11) (2011) 2055–2060.

[39] Scott R. Broderick, Hafid Aourag, Krishna Rajan, Classification of oxide compounds through data-mining density of states spectra: classification of oxide compounds, J. Am. Ceram. Soc. 94 (9) (2011) 2974–2980.

[40] Changwon Suh, Arun Rajagopalan, Xiang Li, Krishna Rajan, The application of Principal Component Analysis to materials science data, Data Sci. J. 1 (2002) 19–26.

[41] Cui-E Hu, Zhao-Yi Zeng, Chun-Yang Kong, Yu-Ting Cui, Lin Zhang, L.M. Feng, L.Q. Jiang, M. Zhu, H.B. Liu, X. Zhou, C.H. Li, Formability of ABO3 cubic perovskites, J. Phys. Chem. Solids 69 (4) (2008) 967–974.

[42] Chonghe Li, Kitty Chi Kwan Soh, Ping Wu, Formability of ABO3 perovskites, J. Alloy. Compd. 372 (1-2) (2004) 40–48.

[43] Nada T.Mahmoud<sup>a</sup>Ahmad A.Mousa<sup>b</sup>Jamil M.Khalifeh<sup>a</sup>, Étude des premiers principes des propriétés thermoélectriques et mécaniques de la pérovskite semi-conductrice VScO3 pour l'énergie durable et renouvelable (2020).

[44]D.Oudrane<sup>a</sup>, H.Bouafia ,B.Sahli<sup>b</sup>, B.Abidri<sup>a</sup>, D.Rached<sup>a</sup>, Informations computationnelles sur la prédiction des propriétés structurelles, mécaniques, électroniques, magnétiques et optiques de la pérovskite cubique EuAlO3 à l'aide de la méthode FP-LAPW (2020).

[45] I.Bourachid <sup>M</sup>.Caid ,O.Cheref ,D.Rached ,H.Heireche, B.Abidri ,H.Rached ,N.Benkhettou , Aperçu des propriétés structurelles, électroniques, mécaniques et optiques de la pérovskite au bromure de plomb inorganique APbBr3 (A = Li, Na, K, Rb et Cs) (2020).

[46] G.Murtaza, M.Imran, Sondage des propriétés structurelles, électroniques, mécaniques et optiques des pérovskites d'oxyde de tantale ATaO3 (A = Rb, Fr) pour des applications optoélectroniques : recherches de premiers principes (2020).

[47] Sajad Ahmad, Ramesh Sharma, Abhishek Kr Mishra, Stabilité des phonons, résultats de la structure électronique, propriétés mécaniques et thermodynamiques des oxydes de pérovskite RbSbO3 et CsSbO3 : étude ab initio (2019).

[48] RongjianSa, YingcongWei, Wenying Zha, Diwen Liu , Une étude de premier principe des propriétés structurales, mécaniques, électroniques et optiques de la double pérovskite ordonnée à lacunes Cs2TeX6 (X = Cl, Br, I) (2020) .

[49] Gokhan Surucu, Abdullah Candan ,Ayşenur Gencer, Mehmet Isik , Etude de premier principe pour les propriétés de stockage d'hydrogène des hydrures de type pérovskite NaXH3 (X= Mn, Fe, Co) (2019).

# Conclusion Générale

Pour Conclure, nous présentons les principales motivations de notre travail. Actuellement, la conception et la prédiction de nouveaux matériaux assistés par ordinateur sont devenus de plus en plus nécessaires vue les progrès rapides dans la technologie à tous les niveaux. Dans notre travail nous nous sommes intéressés à la conception de nouveaux composés pérovskites en étudiant la formabilité et stabilité de ces derniers ainsi que leurs propriétés mécaniques. Ces matériaux sont connus comme matériaux présentant à la fois une bonne résistance mécanique et une grande dureté et rigidité. Ils sont de fait très utilisés dans des multiples domaines.

L'approche d'informatique de matériaux n'est pas seulement utilisée pour interpréter les observations expérimentales qui existaient, mais elle pourrait être utilisée pour la conception de nouveaux matériaux pérovskites qui n'ont pas été étudiés expérimentalement.

Dans la première partie, nous avons étudié la stabilité et formabilité de ces matériaux pérovskites oxydes. Nous avons démontré dans ce travail, le rôle précieux de l'ensemble des techniques multivariées couplées à quelques règles empiriques et qui peuvent donner un aperçu intéressant des facteurs de formabilités des structures pérovskites. Nous avons dérivé une nouvelle relation empirique entre les rayons ioniques et le paramètre du réseau, et qui peut être généralisée sur l'ensemble de tous les composés pérovskites.

Dans la deuxième partie nous nous somme intéresser à l'étude des propriétés mécaniques des pérovskites oxydes pour prédire des matériaux de grande dureté et rigidité. Pour cela, nous avons construit une base de données de 30 pérovskites oxydes basée sur des données récoltées de la littérature et d'autre obtenues à partir de nos calculs ab initio. Ensuite, nous avons envisagé l'alternative de réduire ce nombre de données et les analysées en utilisant les deux techniques du Datamining, l'analyse en composante principale (ACP) et la régression PLS.

Le principal objectif était de prédire les meilleures pérovskites oxydes dures et rigides avec une ductilité appréciable. Nous avons démontré clairement qu'à partir d'une simple observation visuelle des graphes PCA, des positions des différents pérovskites , on peut conclure que les composés les composés PbFeO<sub>3</sub>, KnbO<sub>3</sub> SnPbO<sub>3</sub>, SrTiO<sub>3</sub>, BaTiO<sub>3</sub>, possèdent de grandes valeurs de B G et notamment B/G, Ainsi ces matériaux sont durs et ductiles à la fois. Dans ce cas nous pouvons penser qu'ils servent pour de bonnes applications dans l'industrie. Cependant, nos résultats confirment que composés pérovskites présentent des propriétés mécaniques très intéressantes.

Le calcul avec ces nouvelles approches démontre comment l'informatique peut être employée pour utiliser l'information afin de déterminer ce qui est nécessaire et utile, et employer alors cette connaissance pour la conception de nouveaux matériaux.

#### <u>Abstract</u>

The family of perovskite compounds with general formula ABX<sub>3</sub> has attracted a great deal of interest. They exhibit a variety of physical properties that have been found exciting in both academic and technological aspects. We present in this work a strategy for predicting new oxide perovskites. This work has demonstrated the valuable role of throughout multivariate techniques coupled with some empirical rules may give some interesting insights of perovskite-structured ionic conductors. We have derived a new empirical relation between the ionic radii and the lattice constant, we have also shown that the combinations of geometrical descriptors are appropriate to a specific search space and the application context. Thus, we have demonstrated in this paper that on the basis of datamining techniques and on the available knowledge whether experimental or theoretical on perovskite compounds, it is possible to predict new one with interesting properties without any further experiments or calculations.

Key words: Oxide perovskites, Principal component analysis, Partial least square method, Formability, stability.

### <u>Résumé</u>

La famille des composés pérovskites de formule générale ABX<sub>3</sub> a suscité un grand intérêt. Ils présentent une variété de propriétés physiques qui se sont révélées passionnantes dans les aspects académiques et technologiques. Nous présentons dans ce travail une stratégie de prédiction de nouvelles pérovskites oxydes. Ce travail a démontré le rôle précieux de l'ensemble des techniques multivariées couplées à certaines règles empiriques et qui peuvent donner des indications intéressantes sur la stabilité et formabilité de structures pérovskites. Nous avons pu prédire à l'aide du modèle PLS une nouvelle relation empirique entre les rayons ioniques et le paramètre du réseau, nous avons également montré que les combinaisons de descripteurs géométriques sont appropriées à un espace de recherche spécifique et au contexte d'application. Ainsi, nous avons démontré dans cet article que sur la base des techniques de datamining et en se basant sur des connaissances disponibles qu'elles soient expérimentales ou théoriques sur les composés pérovskites, il est possible d'en prédire de nouveaux avec des propriétés intéressantes sans aucune autre expérience ou calcul.

Mots clés: Pérovskites oxydes, Analyse en composantes principales, Méthode des moindres carrés partiels, Formabilité, stabilité.

جذبت عائلة مركبات البير وفسكايت) pérovskites) ذات الصيغة العامة ABX3 قدَّر اكبي را من االهتمام. و هذا لما تنميز به من الخصائص الفيزيائية المتنوعة و التي تعتبر مثيرة من جميع الجوانب األكاديمية والتكنولوجية. نقدم في هذا العمل إستر اتيجية للتنبؤ بمركبات أكسيد البير وفسكايت جديدة .أظهر هذا العمل الدور القيّم لجميع التقنيات متعددة المتغيرات إلى جانب بعض القواعد التجريبية التي قد تعطي بعض األفكار المثيرة لالهتمام من أجل در اسة استقرار و إمكانية تشكيل مركبات البيروفسكايت. لقد استنتجنا عالقة تجريبية جديدة بين نصف القطر األيونين ) ionique rayon من أجل در اسة استقرار و إمكانية تشكيل مركبات البيروفسكايت. لقد استنتجنا عالقة تجريبية جديدة بين نصف القطر األيونين ) ionique rayon وثابت الشبكة ) with مركبات البيروفسكايت. فقد أوضحنا عقد PLS، كما أظهر نا أن مجموعات الخصائص الهندسية مناسبة لمساحة بحث محددة و في سياق مجال التطبيق. وبالتالي ، فقد في هذا البحث أنه على أساس تقنيات Dataming وعلى المكتسبات المعرفية المتاحة سواء كانت تجريبية أو نظرية على مركبات البيروفسكايت ، من الممكن توقع خصائص الهندسية مناسبة لمساحة بحث محددة و في سياق مجال التطبيق. وبالتالي ، فقد أو ضحنا البيروفسكايت ، من الممكن توقع خصائص الهندسية مناسبة لمعام وثابت المعرفية المتاحة سواء كانت تجريبية أو نظرية على مركبات البيروفسكايت ، من الممكن توقع خصائص الهندسية المربع الجزئي المعرفية المتاحة القائية المتاحة سواء كانت تحريبية أو البيروفسكايت ، من الممكن توقع خصائص جديدة مثيرة لالهتمام دون أي تجارب أو حسابات أخرى . الكلمات اللماسية أكسيد

## <u>منخص</u>