



**HAL**  
open science

## Suggestions pédagogiques personnalisées pour la guitare

Alexandre D'Hooge, Mathieu Giraud, Yohann Abbou, Gilles Guillemain

### ► To cite this version:

Alexandre D'Hooge, Mathieu Giraud, Yohann Abbou, Gilles Guillemain. Suggestions pédagogiques personnalisées pour la guitare. Journées d'Informatique Musicale (JIM 2024), May 2024, Marseille, France. hal-04564669

**HAL Id: hal-04564669**

**<https://hal.science/hal-04564669v1>**

Submitted on 28 Oct 2024

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Distributed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International License

## SUGGESTIONS PÉDAGOGIQUES PERSONNALISÉES POUR LA GUITARE

Alexandre D’Hooge Mathieu Giraud  
Univ. Lille, CNRS, Centrale Lille  
UMR 9189 CRIStAL, F-59000 Lille, France

Yohann Abbou Gilles Guillemain  
Guitar Social Club,  
F-59200 Tourcoing, France

### RÉSUMÉ

La guitare est un instrument plebiscité par le grand public pour lequel de nombreux outils d’assistance à la pédagogie sont proposés. Cette multitude d’outils s’appuie sur un nombre encore plus grand de morceaux, partitions et tablatures disponibles sur Internet. Naviguer parmi ces morceaux afin de trouver ceux qui sont les plus pertinents pédagogiquement, tout en coïncidant avec ses intérêts, est une tâche ardue pour les guitaristes de tout niveau et tout style. Dans cet article, nous introduisons un modèle pour évaluer la difficulté d’apprentissage d’un morceau et le niveau d’un instrumentiste par une approche empirique multi-critères. Ce modèle permet de suggérer à l’apprenant-e des morceaux à travailler adaptés à son niveau. Nous implémentons et évaluons cette approche dans le cadre de la guitare d’accompagnement en musique populaire, avec un corpus conçu pour l’application propriétaire *Guitar Social Club*<sup>1</sup>. Nous diffusons sous licence libre le code de ce modèle et un sous-corpus avec des annotations concernant 100 parties de 40 morceaux.

### 1. INTRODUCTION

La pédagogie de la guitare a évolué de concert avec les technologies à disposition du grand public, en particulier avec la démocratisation d’Internet à partir de 1991 [12]. Des plateformes de partage de vidéo comme YouTube ont permis la formation de communautés d’apprenant-es, numériques ou réelles, comme cela a pu être étudié dans le cas de la chaîne *MrGalagoMusic*<sup>2</sup> [13, 14]. Dans le monde vidéo-ludique, bien que la réelle valeur pédagogique soit parfois contestée [2], des jeux comme *Guitar Hero* ou *RockBand* ont participé à populariser la guitare auprès du grand public. Le jeu *Rocksmith* a quant à lui, en remplaçant le contrôleur par une vraie guitare, favorisé l’apprentissage de ses utilisateurs, au sein et hors du jeu [11]. Des jeux sérieux peuvent aussi utiliser la réalité augmentée [8], mais leur usage dans un enseignement formel de la musique reste limité [7].

La multitude d’outils et de ressources à disposition des musiciens fait que choisir un matériel pédagogique adapté peut devenir complexe. Plusieurs solutions peuvent alors

être proposées, comme rassembler les ressources d’apprentissage concernant les chansons populaires [3], ou encore permettre la recherche de morceaux selon les accords que l’on souhaite travailler [19]. Une des difficultés majeures dans ces applications est de proposer aux utilisateurs des suggestions adaptées à leur niveau. Un tel objectif requiert la capacité à estimer la difficulté d’un morceau automatiquement. Dans le cas du piano, l’approche de [16] est pionnière et propose une évaluation semi-automatique de la difficulté selon plusieurs critères. Plus récemment, les auteurs de [9, 10] proposent d’évaluer automatiquement la difficulté d’une pièce via l’estimation d’un doigté ou directement à partir d’une image de la partition. Un des objectifs de ces travaux est de permettre aux élèves de savoir rapidement si un morceau leur sera accessible. Pour la guitare, et comme illustré dans [18], la difficulté d’un morceau peut être estimée par un ensemble de critères musicaux haut-niveau afin de servir le même objectif d’assistance pédagogique (voir Section 2.1).

De tels outils permettent aux apprenant-es et aux enseignant-es de sélectionner des morceaux au niveau adapté. Une autre possibilité est de se spécialiser à un niveau particulier. Par exemple, les personnes débutantes ont généralement plus de mal à estimer ce qu’elles peuvent jouer et ce qu’elles doivent travailler. Elles sont donc le cœur de cible de l’approche présentée dans [1], qui va même jusqu’à optimiser les morceaux proposés à l’utilisateur pour maximiser la taille du répertoire accessible après l’apprentissage d’un accord.

**Contenu.** La pédagogie assistée est ainsi un sujet prégnant du monde musical. Mais, à notre connaissance, il n’existe pas de proposition suggérant un parcours pédagogique optimisé, en terme de difficulté et d’intérêt, aux guitaristes de tous niveaux. Notre but est ainsi de suggérer à un-e apprenant-e des propositions de chansons à étudier, en fonction des chansons précédemment connues. Ces propositions doivent être accessibles en termes de difficulté, tout en permettant de progresser suivant un certain nombre de critères.

Cette première étude se focalise sur la guitare d’accompagnement, ou rythmique [15]. Nous proposons ici un prototype permettant d’évaluer la difficulté d’apprentissage d’une chanson pour un profil élève donné, tout en quantifiant son intérêt pédagogique selon plusieurs critères (Section 2). Nous implémentons et testons ce mo-

1. <https://guitarsocialclub.com/>

2. <https://www.youtube.com/@MrGalagomusic>

				$\ell_A$	$\ell_T$	$\ell_F$	$\ell_R$	$\ell_{G_1}$	$\ell_{G_2}$	
				Accords	Tempo	Fig. Rythm.	Rythme	Global1	Global2	
1.1	Pop	<i>Knocking on</i>	Refrain	1	1	3	2	1	2.4	
1.2		<i>Heaven’s Door</i>	Couplet	3	1	3	2	3	2.8	
102.1	Pop	<i>Hey Jude</i>	Couplet	7	2	4	3	5	3.9	
102.2			Pont	6	2	4	3	6	4.2	
102.3			Refrain	7	2	4	3	7	4.8	
102.4			Outro	7	2	4	3	7	5.3	
166.1	Rock	<i>Stairway to</i>	Intro	7	2	10	8	7	7.3	
166.2			<i>Heaven</i>	Couplet	7	2	10	8	8	7.9
166.3			Pont 1	5	2	10	8	5	5.9	
166.4			Pont 2	5	2	10	8	5	6.0	
166.5			Pont 3	4	2	10	8	4	5.5	
166.6			Outro/Solo	5	2	10	8	5	6.0	

**Table 1** – Critères de difficulté sur trois morceaux du corpus. *Knocking on Heaven’s Door* est accessible à une personne débutant la guitare, tandis que *Stairway to Heaven* requiert un niveau plus avancé en raison des accords utilisés et de la difficulté rythmique du morceau.

dèle sur un corpus de 526 parties de chansons (Section 3). Ce modèle est utilisé par l’application propriétaire *Guitar Social Club* (GSC) en cours de développement, visant à créer un environnement autour de la guitare et son apprentissage. Nous concluons cet article par une discussion sur la pédagogie personnalisée (Section 4).

## 2. UN MODÈLE POUR LA SUGGESTION PERSONNALISÉE

La difficulté d’un morceau est généralement variable au fil du temps. Dans la suite, nous considérons des *parties*, comme par exemple Intro, Couplet, Refrain, Pont, ou Outro. Cette séparation est musicale, mais aussi technique : les parties étant souvent homogènes sur le plan guitaristique, il est possible de modéliser individuellement leur difficulté et leur intérêt pour une personne donnée.

Nous supposons dans la suite disposer d’un corpus de  $P$  parties  $\mathcal{P} = \{p_1, p_2, \dots, p_P\}$ . Une guitariste  $g$  sait déjà jouer un sous-ensemble  $\mathcal{P}_g \subset \mathcal{P}$  de ces parties. Quelles parties devrait-elle travailler pour progresser ?

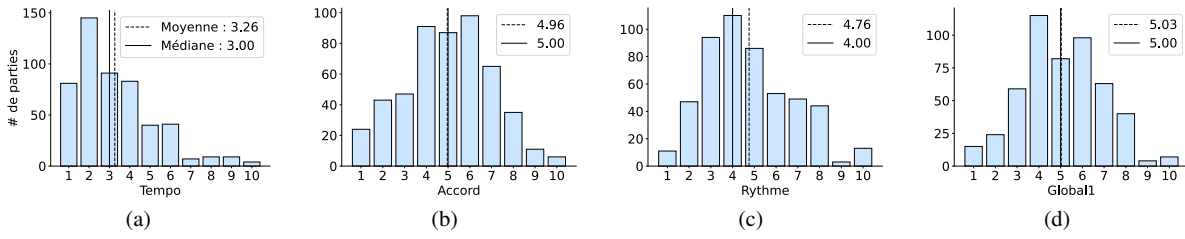
Le niveau d’un-e apprenant-e ne peut être caractérisé par une unique dimension. Une guitariste peut par exemple connaître de nombreux accords, certains complexes, mais avoir du mal à les enchaîner de manière fluide. Inversement, un autre guitariste peut ne connaître que des accords de base mais savoir les enchaîner rapidement sur des rythmes complexes. Pour avoir une suggestion pédagogique personnalisée, le coeur de notre approche est ainsi de considérer *plusieurs facteurs* pour modéliser la difficulté d’une partie (Section 2.1), ainsi que pour estimer « les niveaux » des guitaristes (Section 2.2). Cette approche permet de modéliser l’intérêt pédagogique d’une partie pour chaque élève, afin de personnaliser les suggestions faites (Section 2.3).

### 2.1. Modélisation de la difficulté d’une partie

Les auteurs de [18] identifient plusieurs critères de difficulté : la complexité intrinsèque d’un accord, par son doigté ; la rareté d’un accord ; la façon dont l’accord est « gratté » ; ou encore, au sein d’une séquence d’accords, la répétitivité des changements d’accords et la vitesse de ces transitions. Ces critères ont été obtenus par des discussions avec des guitaristes expert-es et ont servi à entraîner un modèle. Des critères similaires ont été définis avec un professeur de guitare (l’auteur YA) pour notre étude.

Chaque morceau et chaque partie  $p$  ont été analysés et évalués selon des critères  $\{\ell_1, \ell_2, \dots, \ell_k, \dots\}$ . Un critère est ici une valeur  $\ell_k(p) \in [0, 10]$ , où 0 indique une partie pouvant être jouée par une personne débutante, et 10 par un-e guitariste expérimenté-e. Les dimensions évaluées sont les suivantes :

1. **Accords (A)**. Un morceau avec des accords barrés est plus difficile qu’un morceau avec des accords ouverts (accords comportant au moins une corde à vide).
2. **Tempo (T)**. Plusieurs seuils sont définis et convertis en notes de difficulté croissantes.
3. **Figure Rythmique (F)**. Le tempo à lui seul ne permettant pas de juger de la difficulté d’exécution d’un morceau, la figure rythmique principale est également évaluée.
4. **Rythme (R)**. Note manuelle donnée par le professeur de guitare partenaire, synthétisant la difficulté rythmique globale de la partie. Elle mêle donc des informations de tempo et de figure rythmique.
5. **Global1 (G1)**. Chaque partie est notée dans son ensemble afin de traduire la difficulté générale perçue par le professeur de guitare.
6. **Global2 (G2)**. Note semi-automatique de la difficulté globale d’une partie. Cette note est obtenue



**Figure 1** – Répartition des notes au sein du corpus suivant différents critères de difficulté.

par une combinaison d’autres critères et affinée manuellement, jusqu’à donner un classement final du corpus cohérent avec le ressenti du professeur de guitare.

La **Table 1** montre les notes attribuées par le professeur de guitare sur trois morceaux de difficulté croissante.

Avant de présenter le corpus utilisé plus en détail (**Section 3.1**), la distribution des notes par critères est représentée **Figure 1**. Hormis pour la difficulté de tempo, la répartition des critères de difficulté est plutôt centrée autour des notes intermédiaires. Ce constat motive l’utilisation d’une approche multi-critères, afin de mieux distinguer les parties ayant des notes moyennes sur certains critères. Il n’est en effet pas rare qu’une même partie ait des niveaux très différents selon les aspects considérés. Par exemple, le Refrain de *Hey Jude* (**Table 1**) a des accords complexes mais un rythme plutôt simple, à l’inverse du Pont de *Stairway to Heaven* qui comporte des accords intermédiaires joués sur des rythmiques complexes.

## 2.2. Estimation du niveau d’un·e apprenant·e

Comment décrire le niveau de chaque guitariste  $g$  dans les critères considérés ? Pour chaque critère  $\ell_k$ , nous récupérons  $\mathcal{P}_g^{k[N]} \subset \mathcal{P}_g$ , la liste des  $N$  parties connues les plus difficiles, au sens de ce critère. Le niveau  $\ell_k(g)$  de la guitariste est alors la difficulté moyenne de ces  $N$  parties :

$$\ell_k(g) = \frac{1}{N} \sum_{p \in \mathcal{P}_g^{k[N]}} \ell_k(p) \quad (1)$$

Par exemple, avec  $N = 3$ , un guitariste  $g$  connaissant les deux premiers morceaux indiqués **Table 1** aura des niveaux  $\ell_A(g) = 7$ ,  $\ell_T(g) = 2$ ,  $\ell_R(g) = 3$ ,  $\ell_F(g) = 4$ ,  $\ell_{G_1}(g) = 6.7$  et  $\ell_{G_2}(g) = 4.8$ .

Il ne semble en effet pas pertinent de calculer le niveau sur tous les morceaux connus. Une guitariste avancée peut connaître beaucoup de morceaux faciles, les prendre en compte viendrait alors sous-estimer son niveau réel. Inversement, regarder uniquement le morceau le plus difficile joué par un élève peut sur-estimer son niveau, puisque savoir exécuter un morceau ne garantit pas une maîtrise des techniques associées.

## 2.3. Suggestion personnalisée de parties

Le niveau de l’élève connu, il devient possible de le comparer au niveau de difficulté d’une partie de morceau. On calcule alors une valeur de défi  $\mathcal{D}_g(p)$  pour un·e guitariste  $g$  qui souhaite apprendre une partie de chanson  $p$  :

$$\mathcal{D}_g(p) = \sum_{k=1}^K \alpha_k |C_k(g, p)| \quad (2)$$

La valeur de défi est calculée par une combinaison linéaire sur  $K$  critères de défis  $C_k(g, p)$ , pondérés par un coefficient  $\alpha_k$ . Chaque défi se rapproche de 0 lorsque la suggestion est idéale selon ce critère.

**Défi pour un critère de difficulté.** Nous choisissons de modéliser le défi par une fonction exponentielle paramétrée par  $\beta_k$ , un coefficient d’échelle ; et  $\gamma_k$ , un coefficient de biais permettant de contrôler la difficulté visée pour le critère  $k$  :

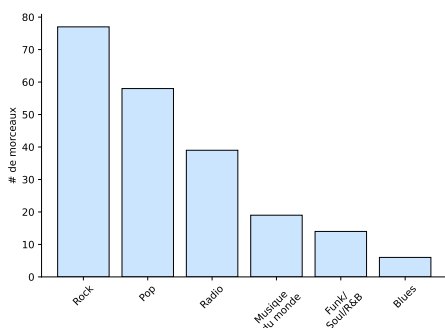
$$C_k(g, p) = e^{\beta_k[\ell_k(g) - \ell_k(p) - \gamma_k]} - 1 \quad (3)$$

Quand  $\gamma_k = 0$ ,  $C_k(g, p)$  vaut 0 si  $\ell_k(p) = \ell_k(g)$ , c’est-à-dire lorsque le niveau de la partie est exactement celui de la guitariste. Fixer  $\gamma_k$  à des valeurs comme  $-1$  ou  $1$  revient à viser des morceaux « plus faciles » ou « plus complexes » et donc de paramétrer le parcours pédagogique en ne suggérant pas uniquement des parties d’un niveau donné.

Bien que d’autres fonctions pourraient être employées, la fonction exponentielle permet une certaine asymétrie. Un morceau « trop facile » suivant un critère ( $\ell_k(p) \ll \ell_k(g)$ ), donc  $C_k(g, p) \rightarrow -1$ ) aura avec une pénalité limitée à  $\alpha_k$ , et pourra être finalement être proposé, alors qu’un morceau « trop difficile » ( $\ell_k(p) \gg \ell_k(g)$ ), donc  $C_k(g, p) \rightarrow +\infty$ ) ne sera jamais proposé.

**Critères additionnels.** D’autres critères peuvent prendre en compte le style musical, les souhaits de la guitariste sur certains morceaux, ou favoriser des morceaux entiers/des parties relevant d’un intérêt pédagogique particulier. Les valeurs de défis associées peuvent alors être discrètes, par exemple  $C_k(g, p) \in \{0, 1\}$ , ou bien être modélisées de manière plus fine.

**Pondérations et contrôle de l’apprenant·e.** Les coefficients  $\alpha_k$ ,  $\beta_k$  et  $\gamma_k$  ont été pour l’instant obtenus par itération (**Section 3**). Nous avons choisi de proposer plusieurs



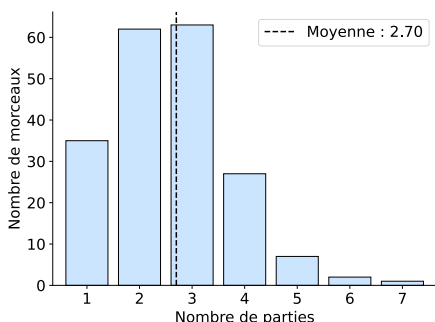
**Figure 2** – Répartition des morceaux du corpus par style musical.

ensembles de coefficients, en particulier pour les  $\gamma_k$ , afin d’offrir une certaine liberté aux élèves dans la construction dans leur parcours.

### 3. CORPUS, IMPLÉMENTATION ET ÉVALUATION

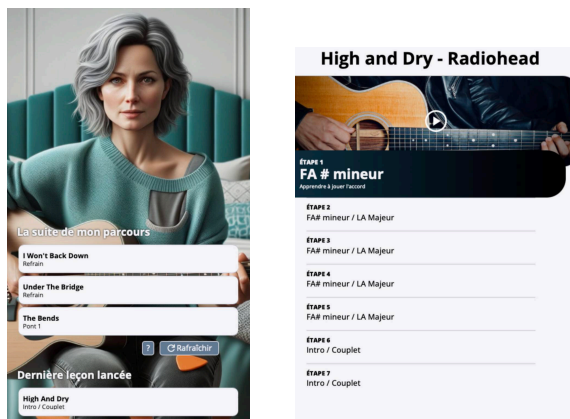
#### 3.1. Corpus

Au printemps 2024, le corpus créé par GSC contient 199 morceaux. Ces morceaux proviennent du répertoire populaire de guitare acoustique, la liste ayant été établie par l’expérience du professeur de guitare sur la base des morceaux demandés par ses élèves, d’âge, genre, et préférences musicales variés. Les morceaux sont répartis en 6 catégories : Pop, Rock, Musique du monde, Funk/Soul/R&B, Blues et Radio (Figure 2). Un biais prononcé peut-être constaté vers les styles Pop et Rock, compléter le corpus et augmenter la proportion des styles sous-représentés est donc une perspective d’amélioration future. Les morceaux comportent de 1 à 7 parties, la majorité en ayant 2 ou 3 (Figure 3), pour un total de 526 parties.



**Figure 3** – Nombre de morceaux par nombre de parties.

Ces morceaux sont annotés par un expert suivant les critères présentés dans les parties précédentes ainsi que suivant d’autres données propriétaires.



**Figure 4** – Maquettes de l’application GSC. (Gauche) Parcours personnalisé. (Droite) Travail d’une chanson, avec vidéos explicatives sur des enchaînements d’accords puis sur des parties de la chanson.

Nous diffusons en licence libre ODBL un sous-ensemble de ces données, pour 40 morceaux et 100 parties, à l’adresse [algomus.fr/data](http://algomus.fr/data).

#### 3.2. Implémentation

Développé en Python, le code développé pour ce modèle est mis à disposition en licence LGPLv3+ à l’adresse [algomus.fr/code](http://algomus.fr/code). Le modèle et l’algorithme sont utilisés au cœur de l’application GSC en cours de développement (Figure 4).

Les niveaux de chaque guitariste sont estimés en sélectionnant  $N = 15$  parties (équation 1), soit environ 6 chansons (en moyenne, d’après Figure 3). L’application reçoit en entrée un profil apprenant, qui prend la forme représentée Figure 5.

```
initial:
  — 140.1 – The House of the Rising Sun (Main);
  — 1 – Knocking on Heaven's Door;
  — 30 – Zombie;
  — 5 – Come as you are;
  — 64 – Polly;
  — 139.1 – Where is my Mind (Couplet).

wish:
  — 66 – Sweet Child o' Mine;
  — 180 – Another Day in Paradise.
```

**Figure 5** – Exemple de profil utilisateur fourni au modèle.

Un profil comporte des identifiants de parties/morceaux accompagnés du tag `initial` lorsque que ceux-ci sont préalablement connus par l’utilisatrice. Ce profil peut être adjoint d’une éventuelle liste de souhaits, matérialisée par le tag `wish`, afin de biaiser le modèle vers des morceaux d’intérêt.

Le fonctionnement de l’application est alors le suivant :

1. Calcul des niveaux  $\ell_k(g)$  de l’utilisatrice  $g$  sur les critères sélectionnés ;
2. Détermination des parties du corpus  $p$  minimisant le défi  $C_k(g, p)$  pour 4 paliers de difficulté : le palier 2 propose des parties correspondant au niveau de l’utilisatrice ( $\gamma_k$  proches de 0), le palier 1 des parties de niveau inférieur ( $\gamma_k$  négatifs) et les paliers 3 et 4 des parties plus difficiles ( $\gamma_k$  positifs) ;
3. Choix d’une partie à apprendre par l’utilisatrice ;
4. Visionnage des vidéos d’exercices associées.

Les vidéos proposées au visionnage peuvent être communes à plusieurs parties, comme celles visant à enseigner un accord ou un changement d’accord, ou bien unique à une partie quand il s’agit d’enseigner une rythmique précise. Un exemple de sortie de l’algorithme pour le profil proposé Figure 5, avec le corpus réduit diffusé, est reproduit Figure 6. La première ligne rappelle le niveau de l’utilisatrice dans les critères pris en compte, ainsi que les styles des morceaux connus en fin de ligne. Vient ensuite la liste des suggestions par niveau de défi. Aucun morceau n’est proposé au premier niveau car le corpus réduit en contient peu et plusieurs sont déjà connus par Sarah. Pour les autres niveaux, le niveau global de défi ainsi que la notation pour chaque critère sont affichés, ce qui permet de savoir pourquoi une partie est recommandée et quelles dimensions guitaristiques seront travaillées. Certaines suggestions sont des parties de morceaux et d’autres des morceaux complets, ces derniers étant bonifiés afin de permettre l’apprentissage de nouvelles chansons dans leur intégralité lorsqu’elles sont accessibles.

### 3.3. Évaluation

L’application étant prototype, nous n’avons pas encore suffisamment de retour d’utilisateurs sur la pertinence des propositions. Nous avons cependant conçu plusieurs profils test représentatifs des niveaux de guitaristes.

Ces profils de test, au nombre de 8, sont chacun utilisés pour générer des suggestions d’apprentissage. Le professeur de guitare partenaire évalue ensuite la pertinence de chacune de ces suggestions, afin de définir un *oracle* synthétisant cette information et permettant à terme une vérification automatique de la qualité du modèle. Ce travail est encore préliminaire mais nous a permis de constater qu’environ 50% des suggestions sont jugées adaptées par le professeur, les erreurs observées étant des morceaux beaucoup trop simples ou complexes, même pour les niveaux de défi 1 et 4, respectivement. Cette étape nous a permis d’ajuster manuellement les coefficients  $\alpha_k, \beta_k$  et  $\gamma_k$  pour pondérer les différents critères avec des niveaux de défi satisfaisants. Lorsque nous aurons eu plus de retour utilisateurs, une perspective sera d’avoir des approches d’apprentissage pour étalonner ces coefficients.

Nous avons également mis en évidence que la difficulté majeure est que le modèle doit s’adapter à la fois à des guitaristes débutant-es comme avancé-es. Peu de morceaux des premiers corpus de tests étaient accessibles pour des

personnes débutantes, ce qui limite la pertinence de la suggestion automatique dans cette situation. Par ailleurs, il est dur de traduire en un nombre de critères limités tous les aspects d’un morceau pris en compte dans l’enseignement de la guitare. L’envie de réajuster la notation des morceaux afin de donner les meilleurs résultats sur les cas de test était donc forte mais a été finalement ignorée, pour éviter le sur-apprentissage sur notre corpus et nos profils test.

Connaître quels morceaux chaque élève sait jouer est aussi délicat. Une déclaration manuelle est complexe car il semble difficile de proposer un système qui ne soit pas décourageant, la navigation manuelle dans un corpus de 200 morceaux n’étant pas aisée. De plus, la fiabilité d’un système déclaratif peut être remise en cause. En effet, on peut déclarer savoir jouer un morceau alors que son niveau de maîtrise n’est pas celui supposé par le modèle. Un-e professeur de guitare serait en mesure de déceler une telle différence mais l’application n’en est en revanche pas capable actuellement. Des méthodes non-intrusives de vérification du niveau des élèves pourraient être envisagées.

## 4. DISCUSSION ET CONCLUSION

Quel peut être l’impact d’un outil de suggestion d’un parcours pédagogique sur l’enseignement de la guitare ? Nous pensons qu’il peut aider à lutter contre la démotivation potentielle de l’élève lors des phases d’apprentissage en autonomie [7]. Un tel outil pourrait également aider les pédagogues à proposer des morceaux d’intérêt à leurs élèves en leur facilitant le travail d’analyse préalable [10], afin de favoriser un apprentissage indépendant et personnalisé de leur élève [17].

Par ailleurs, comme dans tout système de recommandation, les propositions peuvent être biaisées, avec certains morceaux sur-recommandés et d’autres invisibilisés. Par exemple, tous critères de difficulté égaux par ailleurs, un morceau à une seule partie sera davantage recommandé par notre système qu’un morceau qui en comporte plusieurs, en raison du critère bonus pour les morceaux complets. De même, bonifier une chanson en raison de son style peut limiter les suggestions hors d’un style de prédilection, ce qui est dommageable en terme d’ouverture musicale. Finalement, tout système de recommandation est affaire de compromis et il peut être pertinent de modifier la modélisation afin de suggérer davantage des catégories sous-représentées ou *a minima* laisser une forme de contrôle à l’utilisateur ou aux artistes [5, 6].

En conclusion, nous avons donc proposé un modèle pour quantifier la difficulté de pièces musicales selon plusieurs critères et, par extension, le niveau d’un-e musicien-ne. Ces critères sont combinés afin de proposer à chaque élève des morceaux accessibles à son niveau, lui permettant de travailler des aspects particuliers de son instrument. Nous diffusons données et code implémentant ce formalisme dans le cadre de la guitare d’accompagnement en musique populaire et avons présenté notre méthode d’évaluation avec un enseignant expert.

```

## Niveaux Critères : T:3/F:4/R:3/A:3/G1:4/G2:4.6 - Style: {Pop : 0.29, Rock : 0.71}

## Sarah peut apprendre les chansons suivantes :
### Défi 1 (0):

### Défi 2 (3):
0.71 T:1/F:2/R:2/A:1/G1:3/G2:4.6/S: Rock 15.1 Simple Man, Lynyrd Skynyrd - Main
0.73 T:3/F:2/R:2/A:3/G1:3/G2:2.7/S: Radio 180.1 <wish> Another Day in Paradise, Phil Collins - Intro
0.73 T:1/F:4/R:3/A:4/G1:4/G2:4.3/S: Soul 9.1 Ain't No Sunshine, Bill Withers - Main
### Défi 3 (3):
0.61 T:4/F:5/R:4/A:5/G1:5/G2:6.0/S: Rock 23.1 Atlantic City, Bruce Springsteen - Main
0.61 T:1/F:3/R:3/A:5/G1:5/G2:5.3/S: Rock 39 Wish You Were Here, Pink Floyd [2]
0.63 T:4/F:5/R:4/A:4/G1:4/G2:5.0/S: Rock 56.1 Otherside, Red Hot Chili Peppers - Riff
### Défi 4 (3):
0.45 T:3/F:5/R:4/A:4/G1:4/G2:4.1/S: Radio 180 <wish> Another Day in Paradise, Phil Collins [4]
0.57 T:5/F:5/R:4/A:4/G1:4/G2:6.0/S: Rock 66 <wish> Sweet Child O' Mine, Guns & Roses [3]
0.75 T:3/F:2/R:2/A:6/G1:3/G2:4.5/S: Rock 14 With or Without You, U2 [1]

```

**Figure 6** – Exemple de sortie de l’algorithme pour le profil représenté en **Figure 5**.

L’algorithme présenté dans cet article est déployé dans l’application propriétaire *Guitar Social Club* et les données d’utilisation permettront à terme d’évaluer la pertinence du système de suggestion proposé et de raffiner le modèle. Des questions subsistent, notamment quant à l’évaluation du niveau préalable de l’élève et sa prise en compte par le modèle. La validité de l’approche déclarative pourrait être évaluée ou des approches automatiques pourraient être envisagées, en analysant des enregistrements audio des utilisateurs [4]. Ajouter un tel système d’analyse automatique pourrait également permettre d’intégrer l’évaluation de la difficulté d’apprentissage dans un contexte de composition. Ceci donnant la possibilité de mesurer l’accessibilité d’une œuvre nouvelle à des musiciens de tous niveaux.

**Remerciements.** Les auteurs remercient les membres de l’équipe Algomus, leurs retours et remarques ont permis d’améliorer cet article. Ce projet est soutenu par La Plaine Images, Hauts-de-France Innovation Développement, Bpifrance, la French Tech, ainsi que par le projet ANR TABASCO (ANR-22-CE38-0001).

## 5. REFERENCES

- [1] S. Ariga, M. Goto, and K. Yatani. Strummer : An interactive guitar chord practice system. In *IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME 2017)*, pages 1057–1062, 2017.
- [2] D. Arsenault. Guitar Hero : " Not like playing guitar at all" ? *Loading...*, 2(2), 2008.
- [3] M. Barthet, A. Anglade, G. Fazekas, S. Kolozali, and R. Macrae. Music recommendation for music learning : Hottabs, a multimedia guitar tutor. In *Workshop on music recommendation and discovery*, pages 7–13. ACM Chicago, 2011.
- [4] V. Eremenko, A. Morsi, J. Narang, and X. Serra. Performance Assessment Technologies for the Support of Musical Instrument Learning. In *International Conference on Computer Supported Education (CSE 2020)*, pages 629–640, 2020.
- [5] A. Ferraro, X. Serra, and C. Bauer. Break the loop : Gender imbalance in music recommenders. In *Conference on Human Information Interaction and Retrieval (CHIIR 21)*, pages 249–254, 2021.
- [6] A. Ferraro, X. Serra, and C. Bauer. What is fair ? Exploring the artists’ perspective on the fairness of music streaming platforms. In *Human-Computer Interaction (INTERACT 2021)*, pages 562–584, 2021.
- [7] M. Margoudi, M. Oliveira, and G. Waddell. Game-Based Learning of Musical Instruments : A Review and Recommendations. In *European Conference on Games Based Learning (ECGBL)*, 2016.
- [8] J. Martin-Gutierrez, M. S. Del Rio Guerra, V. Lopez-Chao, R. H. Soto Gastelum, and J. F. Valenzuela Bojórquez. Augmented reality to facilitate learning of the acoustic guitar. *Applied Sciences*, 10(7) :2425, 2020.
- [9] P. Ramoneda, N. C. Tamer, V. Eremenko, X. Serra, and M. Miron. Score difficulty analysis for piano performance education based on fingering. In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP 2022)*, 2022.
- [10] P. Ramoneda, J. J. Valero-Mas, D. Jeong, and X. Serra. Predicting performance difficulty from piano sheet music images. In *International Society for Music Information Retrieval Conf. (ISMIR 2023)*, Sept. 2023.
- [11] R. Rodriguez and V. Marone. Learning beyond the game : A multimodal analysis of Rocksmith users’ interactions. *Acta Ludologica*, 3(2) :36–53, 2020.

- [12] R. C. Rodriguez and V. Marone. Guitar learning, pedagogy, and technology : A historical outline. *Social Sciences and Education Research Review*, 8(2) :9–27, 2021.
- [13] R. Roth and R. Dufour. Apprendre la guitare sur YouTube. *Interfaces numériques*, 9(2), 2020.
- [14] R. Roth and L.-H. Swinnen. Enseigner la guitare sur YouTube. Le tutoriel gratuit et les contradictions de la « numérimorphose » de l'enseignement de l'instrument : le cas de la chaîne MrGalagomusic. *tic&société*, 14(1-2) :187–220, 2020.
- [15] D. Régnier, N. Martin, and L. Bigo. Identification of rhythm guitar sections in symbolic tablatures. In *International Society for Music Information Retrieval Conference (ISMIR 2021)*, 2021.
- [16] V. Sébastien, H. Ralambondrainy, O. Sébastien, and N. Conruyt. Score Analyzer : automatically determining scores difficulty level for instrumental e-Learning. In *Proc. of the 13th Int. Society for Music Information Retrieval Conf. (ISMIR 2012)*, page 571, Oct. 2012.
- [17] T. Vaizman and G. Harpaz. Retuning music teaching : Online music tutorials preferences as predictors of amateur musicians' music self-efficacy in informal music learning. *Research Studies in Music Education*, 45(2) :397–414, 2023.
- [18] M. A. V. Vásquez, M. Baelemans, J. Driedger, W. Zuidema, and J. A. Burgoyne. Quantifying the ease of playing song chords on the guitar. In *International Society for Music Information Retrieval Conf. (ISMIR 2023)*, 2023.
- [19] A. Xambó, J. Pauwels, G. Roma, M. Barthet, and G. Fazekas. Jam with Jamendo : Querying a large music collection by chords from a learner's perspective. In *Audio Mostly 2018 on Sound in Immersion and Emotion (AM 2018)*, pages 1–7, 2018.