

音楽の印象に対する重回帰分析とその評価

山中 朋美^{†1} 小松 恭子^{†1} 吉井 直子^{†1}
高田 雅美^{†1} 城 和 貴^{†1}

本研究では、ユーザが求める曲をコンピュータが探索、提示するための手法を提案する。ユーザにより入力された音楽の印象をもとに、コンピュータが曲の特徴を計算する。コンピュータを用いて音楽を評価するために、SD法による音楽評価実験を行う。そして重回帰分析を用いてその関係をモデル式として表す。このモデル式は音楽の印象から音楽の特徴を計算する。特徴の計算にはマルチエージェントを使用する。算出したモデル式を各エージェントに実装させ、エージェント間の協調により特徴の計算を行う。本手法を用いることによりコンピュータを用いて音楽の検索を行うことが可能となる。

Multi-Regression Analysis of Music Impressions for Music Evaluation

TOMOMI YAMANAKA,^{†1} KYOKO KOMATSU,^{†1}
NAOKO YOSHII,^{†1} MASAMI TAKATA^{†1} and KAZUKI JOE^{†1}

In this paper, we propose a music evaluation method. In this method, impressions of given music are represented by features by value, so that the music impressions are processed on computers. To obtain the music impressions, we experiment music impressions by using a semantic differential method. Then, we construct several models based on the experimental results with multi-regression analysis. By using these models, music features are uniquely digitalized. A multi-agent system is expected to use the music feature. Each agent of the multi-agent adopts a different model to cooperate between agents. Then, users can understand their music preference based on the music features values.

1. はじめに

近年、インターネットの急速な普及に伴い、MP3やWAVEなどのデジタル形式の音楽がインターネット上に大量に存在するようになってきている。それにより、ユーザの音楽選択の幅は一挙に広がり、これまで知ることのなかった音楽に触れる機会も増加している。しかし一方で、この大量のデータから適切な音楽を選択することは困難となっている。そのため、ユーザに代わって音楽を選出、提示する音楽探索システムが必要とされている。このようなシステムの開発において重要となるのが、音楽の探索に用いる音楽評価の方法である。本研究では、音楽評価の方法として、音楽の特徴と印象を数値化し、コンピュータが音楽を解釈できるようにする。そして音楽の印象から音楽の特徴量を計算し、それに近い値をもつ音楽を探索、提示する。音楽の特徴量の計算と曲の探索にはマルチエージェントを採用する。特徴量の計算においては各エージェントに音楽の特徴量を計算するための異なる評価関数を与え、音楽に対し多角的な評価を行う。この評価関数を構築するためには音楽の特徴と音楽から受ける印象との間に関連性があることが前提となる。

本稿では、音楽の特徴と印象との間に関連性があることを明らかにし、その関係を数理モデルで表す。この関連性を調べるために、SD法 (Semantic Differential method)^{1),2)}を用いた音楽の印象評価実験を行う。SD法によって人が音楽から受ける印象を数値化し、それに対して重回帰分析³⁾を行い、音楽の印象から音楽の特徴を計算する評価関数を構築する。さらにこの評価関数に対して精度評価を行う。

2章では、既存の研究について説明する。3章において提案する音楽評価手法について論述したあと、4章で音楽の印象評価実験について説明し、5章においてまとめる。

2. 既存研究

2.1 既存のアイテム推薦手法

Webコンテンツに含まれる商品などの膨大な情報から、ユーザが必要とするものを選び出し推薦する手法として、情報フィルタリング手法⁴⁾がある。情報フィルタリングには、コンテンツベースドフィルタリングや協調フィルタリングが存在する^{5),6)}。

コンテンツベースドフィルタリングは、推薦対象の性質を解析することによりアイテムを

^{†1} 奈良女子大学大学院人間文化研究科
Graduate School of Humanities and Sciences, Nara Women's University

推薦する。ユーザの要求は明示的、もしくは非明示的に取得される。明示的に取得する方法では、ユーザの求めるアイテムの内容を直接ユーザに入力させ、そのデータをもとに推薦を行う。非明示的に取得する方法では、ユーザが過去に行った購入や閲覧などの履歴を分析し、その結果に基づいてアイテムを推薦する。

協調フィルタリングでは、システムを利用した多数のユーザの履歴を参照し、そこから対象ユーザと類似する嗜好を持つユーザ群を探し出す。そしてそのユーザ群によって高い評価がなされたアイテムを推薦する。アイテムの内容の解析なしに推薦が行えるため、様々なものを対象としてアイテムを推薦することができ、多様な分野で採用されている。例えば、SPARS-J⁷⁾ や GroupLens⁸⁾、Amazon.com Recommendations⁹⁾ がある。7) は Java のコンポーネントを検索するシステム、8) はインターネット上のニュースを推薦するシステムである。9) はユーザが購入、または評価した商品に類似する商品を探し、推薦する。協調フィルタリングでは、ユーザの利用期間がある程度長いことや、多数の人の興味、嗜好を示す大量のデータが必要となる。また、協調フィルタリングはユーザの履歴に基づいてアイテムを推薦するため、過去に選択したアイテムに類似するアイテムが推薦される。そのため、普段の嗜好と異なるアイテムを得ることは難しい。また、ユーザの嗜好の変化を長期的に捉えるため、ユーザの興味対象の変遷に沿ってアイテムを推薦することが困難となる。

2.2 既存の音楽評価手法

Ringo¹⁰⁾ は協調フィルタリングを用いた音楽推薦システムである。このシステムでは、ユーザに 100 種類程度の曲に対する評価を入力させ、過去のユーザによる多数の曲の評価結果を用いて、対象ユーザと嗜好の類似するユーザを探索する。そして、そのユーザの評価結果をもとに、CD アルバムやアーティストを提案する。

コンテンツベースフィルタリングを用いた音楽推薦システムとして、ハミング検索システム¹¹⁾ や、形容詞対を用いた音楽推薦システム¹²⁾⁻¹⁴⁾ がある。ハミング検索システムでは、データベースに格納された曲と入力されたハミングをもとに、曲の推薦を行う。形容詞対を用いた曲の推薦では、ユーザはいくつかの対となった形容詞に対して自分の求める曲の印象を入力する。システムはその入力を用いて曲の特徴量を算出し、それに基づいて曲を探索、推薦する。音楽の印象を入力するための形容詞対としては、文献 12), 13), 14) では 14 組、8 組、10 組が使用されている。これらは音楽を評価する際に適切であるとされた形容詞対である。しかし、音楽評価に適した形容詞対が曲の特徴とも相関が高い形容詞対であるとは限らない。曲の特徴とより相関の高い形容詞対が存在することも考えられるため、さらに多くの形容詞対を用いて音楽の印象を評定することが必要となる。

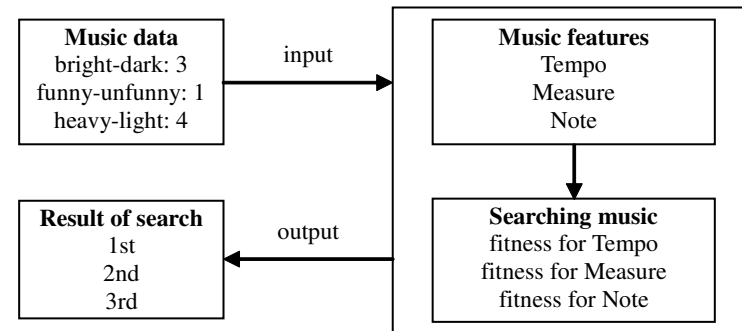


図 1 Outline of This Method.

3. 提案する音楽評価手法

本手法では、ユーザの入力に基づいて推薦を行うコンテンツベースフィルタリングを採用する。ユーザは、求める曲の印象に合わせて複数の段階で形容詞対を評定し、値を入力する。コンピュータは入力された値をもとに、目標とする音楽の持つ特徴量を計算し、その値に基づいて音楽の評価を行い、ユーザの希望に沿う音楽を探索、提示する。この方法を用いてユーザにより良い推薦を行うためには、音楽の評価方法が大変重要となる。本研究では、ユーザから入力された曲の印象に基づいて求める曲の特徴量を計算する部分と、計算された特徴量に沿う曲を探索する部分にマルチエージェントを採用する。マルチエージェントを用いることにより、音楽に対して様々な視点から具体的な評価を多数行うことができる。このことによって、より適切な音楽を推薦することが可能となると考えられる。

本手法は、大きく 2 つの部分に分けられる。1 つ目は音楽の特徴を計算する部分である。ユーザは形容詞を用いて音楽に対する要求を入力し、これに基づいて音楽の特徴量が計算される。2 つ目は音楽を探索する部分であり、計算された音楽の特徴量からユーザの好みに適した音楽を探索する。どちらの部分にもマルチエージェントを用いる。本手法の概要を図 1 に示す。音楽に対する印象の数値化や特徴量の計算は以下のようにして行われる。

- (1) ユーザが求める音楽の印象を入力
- (2) 入力された値より音楽の特徴量を計算
- (3) 計算された特徴量より曲を探索
- (4) ユーザに曲を提示

まず(1)で、ユーザは求める曲の印象を入力する。そのために、「明るいー暗い」などの対となった形容詞がいくつか用意されており、ユーザが各形容詞対に対して多段階評定で値を入力する。これにより、ユーザが求める曲がどのような曲であるかという情報をコンピュータが受け取る。例えばユーザが「少し明るめでとても楽しく、どちらかといえば重い印象を受ける曲」という印象を求める曲に対して持っていたとする。この場合であれば、評定値は「明るいー暗い：3、楽しいー苦しい：1、重いー軽い：4」ようになる。

(2)では、(1)で得た評定値をもとに、ユーザが求める曲の特徴量を計算する。これにはマルチエージェントを用い、個々のエージェントに音楽の印象を表す値から特徴量を計算するモデル式を実装する。曲の特徴としては、テンポや拍子の値などが挙げられる。テンポの値、また拍子の値などを計算する種々のエージェントにより、求める曲の特徴量を計算する。各エージェントは、入力された評定値を評価関数にあてはめ、特徴量を計算する。

(3)では、(2)で得られた音楽の特徴量をもとに、それに近い特徴量をもつ曲を探索する。具体的には、音楽データベースに格納されている曲の特徴量が、求める曲の特徴量にどの程度あてはまっているかを示す適応度を調べる。この適応度の計算にもマルチエージェントを用いる。テンポの値、また拍子の値などの適応度を計算するエージェントや、各特徴量における適応度を総合して曲全体に対する適応度を計算するエージェントなどが存在する。これらのエージェントにより計算される適応度をもとに、曲の探索が行われる。

(4)において、(3)の探索の結果、曲全体の適応度が最も高いとされた曲が数曲提示される。

4. 音楽の印象評価実験

4.1 SD 法

SD法は、Osgoodによって開発された心理学的測定法である。SD法による印象の測定では、「大きいー小さい」、「重いー軽い」のような対になった形容詞をできるだけ多く用意する。そして対象について持つ印象を、各形容詞対に対して5段階や7段階で評定する。

井上らは、日本語の形容詞対を用いたSD法について調査している¹⁵⁾。文献15)では1958年から1984年までに日本においてSD法を使用した研究を対象としており、最終的に382組の形容詞対が収集され、そのうち使用頻度の高い形容詞対として68組が選出されている。

4.2 実験方法

本稿では、SD法を用いた音楽の印象評価実験を行う。20代の大学生26人を被験者とする。SD法には50組の形容詞対を使用し、被験者はそれぞれの形容詞対に対して10段階で評定する。実験に使用する形容詞対50組のうち49組の形容詞対は、文献15)の中で示さ

れた形容詞対から選択する。選択される形容詞対は、文献15)において使用頻度が高いとされ、かつ芸術の分野において使用されたことがある形容詞対である。文献13)において使用された8組の形容詞対のうち、前述した49組の形容詞対に含まれていない形容詞対は「澄んだー濁った」、「滑らかー歯切れの良い」、「厚いー薄い」の3組である。このうち「澄んだー濁った」という形容詞対と性質の似通った形容詞対は、49組の形容詞対に含まれていない。そこで本実験では、前述した49組の形容詞対に、「澄んだー濁った」という形容詞対1組を加えた計50組を採用する。また、対となった形容詞のうち陽の意味を持つ形容詞、また陰の意味を持つ形容詞の配置が偏ることの無いよう、左右にランダムに並べる。これは、ある形容詞対への評価が他の形容詞対への評価に影響することを防ぐことが目的である。

音楽の特徴量として、本実験では次の3つの数値を採用する。

- (1) テンポの平均
- (2) 拍子の平均
- (3) 平均の音符数

それぞれの数値は以下の条件によって算出する。

(1)のテンポの平均は、曲中で使用されるテンポの値にそれぞれの演奏時間を重みとして掛け合わせ、それを曲全体の長さで割ったものである。本実験において、曲の長さとは、最初の音が鳴り始めてから最後の音が鳴り終わるまでとする。

(2)の拍子の平均は、文献13)で使用されている拍子の計算方法により算出する。曲の拍子は、単純拍子、複合拍子、混合拍子の3種類に分類される¹⁶⁾。単純拍子は単純音符を1拍とする2拍子、3拍子、4拍子であり、これらは他の拍子の原型となる。複合拍子は6拍子、9拍子、12拍子であり、これらは単純拍子の各拍を3つの小拍子に分割したものである。そして混合拍子は異なる種類の単純拍子を組み合わせることで生まれる拍子であり、主なものとして5拍子、7拍子、8拍子などがある。単純拍子、複合拍子、混合拍子それぞれの演奏時間の総和を M_{sim} 、 M_{com} 、 M_{mix} とすると、拍子は次の式により求められる。

$$Measure = \frac{1 \times M_{sim} + 2 \times M_{com} + 3 \times M_{mix}}{M_{sim} + M_{com} + M_{mix}} \quad (1)$$

(3)の平均の音符数は、曲に含まれる全音符数を、曲の長さで割ったものである。

以降、(1)を *Tempo*、(2)を *Measure*、(3)を *Note* と表記する。

実験に使用する曲はジャズ6曲である。実験に使用した曲を表1に示す。

次に、実験の手順について説明する。

被験者は用意された音楽を1曲ずつ聴く。音楽の聴取にはヘッドホンもしくはイヤホンを

表 1 Music.

No.	Title	No.	Title
1	Manha De Carnival	4	Spain
2	You'd be so nice to home to	5	Take Five
3	Waltz For Debby	6	Take the A Train

表 2 Independent Variable

name	pair-adjective		name	pair-adjective	
T_1	pleasant	unpleasant	M_1	rational	emotional
T_2	complex	simple	M_2	interesting	uninteresting
T_3	full	empty	M_3	glad	sad
T_4	round	square	M_4	coherent	incoherent
N_1	large	small			
N_2	kindly	strict			
N_3	rational	emotional			
N_4	severe	mild			

表 3 Basic Statistic

Tempo	T_1	T_2	T_3	T_4	objective variable
N	156	156	156	156	156
Total	938.000	664.000	776.000	722.000	25789.604
Average	6.013	4.256	4.974	4.628	165.318
Standard Variation	2.413	2.677	2.837	2.578	36.126
Measure	M_1	M_2	M_3	M_4	objective variable
N	156	156	156	156	156
Total	800.000	786.000	829.000	691.000	207.650
Average	5.128	5.038	5.314	4.429	1.331
standard variation	2.773	2.773	2.645	2.634	0.740
Note	N_1	N_2	N_3	N_4	objective variable
N	156	156	156	156	156
Total	816.000	769.000	800.000	667.000	3662.770
Average	5.231	4.929	5.128	4.276	23.479
standard variation	2.399	2.326	2.773	2.503	5.859

使用し、他の被験者に曲が聞こえることを防ぐ。被験者は曲を1曲聴き、その曲に対して持った印象を50の形容詞対を用いて評定する。これを曲ごとに繰り返す。形容詞対は10段階で評定する。例えば「明るいー暗い」という形容詞対であれば、1:「大変明るい」、10:「大変暗い」と示し、被験者は自分の印象に近い値を1~10から選択する。

これらの評定値を用いて音楽の印象から音楽の特徴量を求めるモデル式、すなわち評価関数を構築する。

4.3 実験結果

4.2節で示した音楽の特徴量と4.2節の実験で得られた評定値に対して重回帰分析を行うことにより重回帰式を構築し、それを評価関数とする。回帰分析とは、量的データを従属変数としたデータ解析方法の1つである。未知のデータを従属変数、既知のデータを独立変数と呼ぶ。データ解析では既知のデータから規則性を導き出すことが可能となる。本稿では音楽の特徴量を従属変数、形容詞対に対する評定値を独立変数として、重回帰分析を行う。

本節では、50の形容詞対のうちいくつかの形容詞対に対する評定値を独立変数として選択する。これにはAIC、VIFの値を用いる。この結果選ばれた形容詞対、すなわち独立変数を表2に示す。また、4.2節の実験結果として基本統計量を表3に示す。

4.4 モデルの構築

本節では、表2に示した形容詞対に対する評定値を独立変数として重回帰分析を行う。重回帰分析の結果を表4に示し、分散分析の結果を表5に示す。表5のp値は、各変数の偏

表 5 Analysis of Variance Table

Tempo	Factor	mean square (of difference)	degree of freedom	mean square	F-value	P-value	decision
regression variation		22200.510	4	5550.128	4.620	0.0015	**
error variation		181390.772	151	1201.263			
total variation		203591.282	155				
Measure	Factor	mean square (of difference)	degree of freedom	mean square	F-value	P-value	decision
regression variation		11.839	4	2.960	6.067	0.0001	**
error variation		73.666	151	0.488			
total variation		85.506	155				
Note	Factor	mean square (of difference)	degree of freedom	mean square	F-value	P-value	decision
regression variation		605.799	4	151.450	4.816	0.0011	**
error variation		4748.791	151	31.449			
total variation		5354.590	155				

F値を有意確率に換算した値である。また、**は $p < 0.01$ 、*は $p < 0.5$ であることを示す。音楽の特徴量を示す3つの数値を表5より求めると、式(2)、(3)、(4)を得る。

$$Tempo = 134.1941 + 3.2841 \times T_1 + 2.4903 \times T_2 + 0.9283 \times T_3 - 0.8298 \times T_4 \quad (2)$$

$$Measure = 1.8614 - 0.0386 \times M_1 + 0.0785 \times M_2 - 0.1048 \times M_3 - 0.0385 \times M_4 \quad (3)$$

$$Note = 22.7007 + 0.3400 \times N_1 - 0.5465 \times N_2 - 0.0477 \times N_3 + 0.4535 \times N_4 \quad (4)$$

表 4 Multiple Regression Equation

variable name	Tempo					constant term	Measure				constant term	Note				constant term
	T_1	T_2	T_3	T_4	M_1		M_2	M_3	M_4	N_1		N_2	N_3	N_4		
partial regression coefficient	3.2841	2.4903	0.9283	-0.8298	134.1941	-0.0386	0.0785	-0.1048	-0.0385	1.8614	0.3400	-0.5465	-0.0477	0.4535	22.7007	
standard partial regression coefficient	0.2193	0.1845	0.0729	-0.0592		-0.1445	0.2939	-0.3745	-0.1371		0.1392	-0.2170	-0.0226	0.1937		
t-value	2.2698	2.3372	0.7438	-0.7456	14.7221	-1.8879	3.0854	-3.9570	-1.7973	10.0662	1.7914	-2.7451	-0.2877	2.4271	13.1990	
P-value	0.0246	0.0207	0.4582	0.4571	0.0000	0.0610	0.0024	0.0001	0.0743	0.0000	0.0752	0.0068	0.7739	0.0164	0.0000	
decision	*	*			**		**	**		**		**		*	**	
standard error	1.4469	1.0655	1.2480	1.1130	9.1151	0.0204	0.0254	0.0265	0.0214	0.1849	0.1898	0.1991	0.1659	0.1868	1.7199	
simple correlation	0.2644	0.1958	0.2223	0.0214		-0.1509	0.0620	-0.2027	-0.1644		0.1187	-0.2354	0.0153	0.2368		
partial correlation	0.1816	0.1868	0.0604	-0.0606		-0.1519	0.2435	-0.3065	-0.1447		0.1443	-0.2180	-0.0234	0.1938		
tolerance	0.6111	0.9135	0.6118	0.9321		0.9514	0.5917	0.5772	0.9597		0.9525	0.8953	0.9526	0.8874		
VIF	1.6364	1.0946	1.6344	1.0728		1.0511	1.6902	1.7324	1.0420		1.0499	1.1169	1.0498	1.1269		

式 (2) は *Tempo*, 式 (3) は *Measure*, 式 (4) は *Note* の重回帰式である。

4.5 重回帰式の精度評価

4.4 節で構築した式 (2), (3), (4) について, 精度評価を行う。これは, 次の 6 つの条件を満たしているかどうかで判断する¹⁷⁾。

- [1] 従属変数と独立変数は線形関係である。
- [2] 誤差項に自己相関 (系列相関) がない。
- [3] 誤差項の分散が均一である。
- [4] 誤差項が正規分布に従っている。
- [5] 各独立変数間に強い相関関係 (多重共線性) が存在しない。
- [6] データに極端な外れ値がない。

[1] については, 構築した式 (2), (3), (4) が線形であるため条件を満たす。

[2], [3], [4] について, 誤差項に自己相関が発生しているかどうかを診断するために, ダービン・ワトソン統計量 (DW) 検定を用いる。ただし, e_t は t 番目の残差を表す。

$$DW = \frac{\sum_{t=2}^n (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=2}^n e_t^2} \quad (5)$$

統計量 DW に対する確率分布を求めることは難しいので, 通常は簡便な方法で有意性を評価する。すなわち, $DW > 1.41$ のとき, 有意水準 0.05 で自己相関が存在せず, $DW < 1.20$ のとき, 有意水準 0.05 で自己相関が存在すると判断する。DW の値が 2 に近いほど自己相関がほとんどない状態を示す。式 (2), (3), (4) の DW 統計量をそれぞれ求めると, 0.2513, 0.2882, 0.2737 となる。これにより誤差項には自己相関が存在すると判断される。

[1] から [4] までの条件をすべて満たしているといえれば, すなわち, 誤差項の分布に正規

分布を仮定することができれば, この推定量は非常に優れた推定量と判断され, 最小分散不偏推定量と呼ばれる。式 (2), (3), (4) はこれを満たさない。その場合, [5], [6] の条件について分析を行い, その結果から総合的に判断する。

[5] については, $\text{トレランス} > 0.1$, $VIF < 10$ の場合に多重共線性が存在しないと判断する。表 4 より, 式 (2), (3), (4) にはすべて多重共線性が存在せず, [5] を満たすといえる。

[6] の外れ値については, スミルノフ・グラブス検定を用いて検定を行う。すべての重回帰式において, 有意水準 0.05 と 0.1 で検定を行った結果, 外れ値は存在していない。そのため, [6] を満たすといえる。

最後に, 表 5 に示した分散分析結果から, 帰無仮説は有意水準 1% で棄却される。したがって F 値, P 値より各群の値に有意な差異が認められると判断できる。すなわち, 我々が構築した式 (2), (3), (4) は誤差項の問題はあるものの, 総合的に判断すると比較的良好なモデルであるといえる。

4.6 考 察

テンポを求める重回帰式より, 愉快で複雑な曲ほどテンポは速くなることがわかる。曲の充実度合いや四角さは, 愉快さ, 複雑さほどテンポの決定に影響を及ぼさないが, 充実して四角い印象を受ける曲ほどテンポは速くなるといえる。

拍子を求める重回帰式から, 面白い印象を受ける曲や悲しい印象を受ける曲, また感情的な印象を受ける曲ほど *Measure* の値が大きくなることがわかる。さらに, これらほどの影響力はないが, バラバラな印象の曲は *Measure* の値が大きくなるといえる。

音符数を求める重回帰式からは, 厳しくはげしい曲であり, 大きな印象を受ける曲は音符の数が多くなることがわかる。また, 感情的な曲であるとされるか否かは音符数の決定にそ

れほど影響しないが、感情的な印象を受ける曲は音符の数が増えるといえる。

4.4節で構築した3式それぞれにおける独立変数の重複を考えると、表2より、*Measure*、*Note*の2式において「理性的な-感情的な」という形容詞対1組だけが重複していることがわかる。この形容詞対の回帰係数は、各式における他の形容詞対の回帰係数と比較すると、*Measure*では2番目に小さい値、*Note*では1番小さい値である。したがって、*Measure*、*Note*の2式において形容詞対の重複は見られたが、この形容詞対が特徴量の決定に与える影響力はさほど強くないといえるため、*Tempo*、*Measure*、*Note*の3つの特徴には互いにあまり関連は見られないことがわかる。

5. ま と め

本研究において、マルチエージェントを用いて音楽を自動的に評価する手法について提案した。音楽から受ける印象をもとに音楽の特徴量を計算する評価関数を算出し、これをマルチエージェントに実装させる。そしてマルチエージェントにより計算された音楽の特徴量を用いて、それに近い特徴を持つ曲を探索し、ユーザに提示する。

本稿ではSD法を用いた音楽の印象評価実験を行った。これは音楽の特徴量が評価関数によって計算可能であることを確かめることが目的である。実験にはジャズ6曲を用い、50組の形容詞対を用いて評定を行った。これにより得られた形容詞対に対する評定値を独立変数、曲の特徴量を従属変数として重回帰分析を行った。その結果、音楽の特徴といくつかの形容詞対との間に相関が見られ、3つの重回帰式が得られた。また、この3式に対して精度評価を行い、その結果いずれのモデルも比較的良好なモデルであることが示された。したがって、本実験により算出された3式は、音楽の評価関数として使用することが可能であることがわかった。

本稿では、音楽の特徴としてテンポ、拍子、音符数の平均を対象としたが、今後は対象を増やす。例えば、音符の長さや高さ、隣接する音符の音高差、使用されている楽器の数や種類、メジャーコードやマイナーコードなどのコードの割合などが考えられる。そして、それぞれに対して評価関数の構築を行う。同時に、評価関数をエージェントに実装する。そしてエージェントが正しく音楽評価を行うことを確かめる。

参 考 文 献

1) Osgood, C. E.: The nature and measurement of meaning. Psychol. Bull. 49, pp.197-237 (1952).

- 2) Osgood, C. E., Suci, G. J. and Tennenbaum, P. H.: The Measurement of Meaning. Univ. of Illinois Press. Urbana (1957).
- 3) Dr. John Fox : Applied Regression Analysis and Generalized Linear Models, Sage Publications, Inc (2008).
- 4) Resnick, P. and Varian, H.: Recommender Systems, Comm. of the ACM, Vol.40, No.3, pp.56-89 (1997).
- 5) Ramakrishnan, N.: PIPE: Web Personalization by Partial Evaluation, IEEE Internet Computing, Vol.4, No.6, pp.21-31 (2000).
- 6) Riecken, D.: Personalized Views of Personalization, Comm. of the ACM, Vol.43, No.8, pp.26-158 (2000).
- 7) Yokomori, R., Ishio, T., Yamamoto, T., Matsushita, M., Kusumoto, S., and Inoue, K.: Java Program Analysis Projects in Osaka University: Aspect-Based Slicing System ADAS and Ranked-Component Search System SPARS-J, 25th ICSE2003, pp.828-829 (2003).
- 8) Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P. and Riedl, J.: GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews, CSCW'94, pp.175-186 (1994).
- 9) Linden, G., Smith, B., and York, J.: Amazon.com recommendations: Item-to-item Collaborative Filtering, IEEE Internet Computing, Vol.4, No.1 (2003).
- 10) Shardanand, U. and Maes, P.: Social Information Filtering: Algorithms for Automating "Word of Mouth", Proc. Of CHI'95, pp.210-217 (1995).
- 11) Kosugi, N., Nishihara, Y., Kon'ya, S., Yamamuro, M., and Kushima, K.: Music Retrieval by Humming - Using Similarity Retrieval over High Dimensional Feature Vector Space -, In Proceedings of IEEE PACRIM'99, pp.404-407 (1999).
- 12) Namba, S., and Kuwano, S: Continuous multi-dimensional assessment of musical performance, J. Acoust. Soc. Jpn. (E) 11, 1 (1990).
- 13) Ikezoe, T., Kajikawa, Y., and Nomura, Y.: Music Database Retrieval System with Sensitivity Words Using Music Sensitivity Space, IPSJ, Vol.42, No.12, pp.3201-3212 (2001) [in Japanese].
- 14) Kumamoto, T.: Design and Evaluation of a Music Retrieval Scheme that Adapts to the User's Impressions, LNAI3538, pp.287-296 (2005).
- 15) Inoue, M., Kobayashi, T.: The Research Domain And Scale Construction of Adjective -Pairs in a Semantic Differential Method in Japan, The Japanese journal of educational psychology 33(3), pp.253-260 (1985) [in Japanese].
- 16) Boge, C., Clough, J. and Conley, J.: Scales, Intervals, Keys, Triads, Rhythm, and Meter, W. W. Norton & Company, 3rd edition (1999).
- 17) Draper, N. R., Smith, H.: Applied regression analysis, Wiley (1966).