

Are You Dead Yet? モッシュュの発生確率の研究

芝浦工業大学 数理科学研究会

神宮 優弥

平成 25 年 10 月 29 日

目次

1	はじめに	3
2	研究内容	3
3	モッシュとは	3
4	判別分析	3
4.1	判別分析の概要	3
4.2	判別分析の理論	4
5	実際に解析してみた	6
5.1	BPM を用いた解析	6
5.2	演奏回数を用いた解析	10
6	現時点での成果及び今後の課題	12
7	Special Thanks	13

1 はじめに

本研究に用いられているデータには、制作者の趣向による一部片寄りが見受けられますが、あくまで学祭の出し物として受け止めていただけますようお願いいたします。日常生活において、メタルというジャンルの音楽が普及するようことを切に願っています。制作者はデスメタル、デスコアといった音楽が大好きです。知識は浅いとは思いますが、もし好きな方がいたら話しかけてくれるととても嬉しいです。

2 研究内容

デスメタルやハードコアなどのライブ会場で発生するモッシュは突発的に発生し、他人、または自分が怪我をする可能性を含んでいる。そこで、このモッシュがどういった状況において発生するかを予想出来れば、事前に危険を回避出来るのではないかと考えた。研究の目標として、各曲のデータを、多変量解析の判別分析を用いて解析し、事前にモッシュが発生するかを推測する判別式を作成する。

3 モッシュとは

モッシュとは主に、デスメタルやハードコアといったライブにおいて発生する客同士の激しいぶつかり合いの事である。一言で表現するならば、激しい押し競饅頭のようなものである。モッシュの派生形として次のようなものがある(本研究では派生形も含めてモッシュと呼ぶ)。

- サークルモッシュ
大きな円を作り、その中を客同士で走り回るモッシュ
- Wall Of Death
客同士が左右に分かれ、曲が始まると同時に中心に突撃するモッシュ

等が存在する。また、余談としてライブにおける危険行為、迷惑行為としてモッシュやダイブ、放水、オタ芸等といったものもある。

4 判別分析

4.1 判別分析の概要

2つの母集団を設定してあるサンプルがどちらの母集団に属するのかを推測するための方法である。まず、判別分析では予め母集団への所属が分かっているサンプルとその変数の値に基づいて判別方式を構成し、この判別方式を用いて所属が不明なサンプルがどちらの母集団に属するかを判別

する.

< 判別分析の手順の概要 >

1. 線型判別関数の推定式を求める
2. 誤判別の確率を求める
3. 変数選択を行う
4. 実際に使ってみる

4.2 判別分析の理論

制作者は確率論が大の苦手のため、若干説明不足なところが多々あるがご容赦願えると幸いです。簡単のため変数が1個の場合のみを説明することにする。いま、モッシュが発生した曲を母集団 [1], モッシュが発生しなかった曲を母集団 [2] とする。さらに、母集団 [1] と母集団 [2] における変数の確率分布を母平均が異なる正規分布 (母分散は同じ) と仮定し、

- 母集団 [1] における変数 x の確率分布を $N(\mu^{[1]}, \sigma^2)$
- 母集団 [2] における変数 x の確率分布を $N(\mu^{[2]}, \sigma^2)$

とする。ここで、 $\mu^{[p]} (p = 1, 2)$: 母集団 $[p]$ における母平均, σ^2 : 母分散 である。

次に、変数 x の値から、それぞれの母集団への距離として、マハラノビスの距離の2乗を求める。

Definition 1.1 (マハラノビスの距離の2乗)

母集団 $[p] (p = 1, 2)$ におけるマハラノビスの距離の2乗を以下のように定義する。

$$D^{[1]2} := \frac{(x - \mu^{[1]})^2}{\sigma^2}$$
$$D^{[2]2} := \frac{(x - \mu^{[2]})^2}{\sigma^2}$$

このマハラノビスの距離の2乗を用いて判別方式を以下のように定義する。

Definition 1.2 (判別方式 (1))

$$D^{[1]2} \leq D^{[2]2} \iff \text{母集団 [1] に属する}$$
$$D^{[1]2} > D^{[2]2} \iff \text{母集団 [2] に属する}$$

また、所属不明なサンプルがどちらの母集団に属するかを判別するための線型判別関数 z を次のように定義する。

Definition1.3 (線型判別関数)

$\bar{\mu} = \frac{\mu^{[1]} + \mu^{[2]}}{2}$ とする. このとき, 線型判別関数 z を以下のように定義する.

$$z = \frac{D^{[2]2} - D^{[1]2}}{2} = \frac{\mu^{[1]} - \mu^{[2]}}{\sigma^2} (x - \bar{\mu}) \quad (1)$$

この (1) を用いると先程の Definition1.2 は次のように書き換える事ができる.

Definition1.4 (判別方式 (2))

$$\begin{aligned} z \geq 0 &\iff D^{[1]2} \leq D^{[2]2} \iff \text{母集団 [1] に属する} \\ z < 0 &\iff D^{[1]2} > D^{[2]2} \iff \text{母集団 [2] に属する} \end{aligned}$$

ここで, 個々のサンプルの変数の値を線型判別関数の推定式 \hat{z} に代入して, 得られた値をスコアと呼ぶ.

次に, 誤判別の確率を次のようにして求める. $\delta = \mu^{[1]} - \mu^{[2]} > 0$ と仮定する (逆向きでも同様の結果を得る). z の表現から,

- $x \sim N(\mu^{[1]}, \sigma^2)$ のもとで, $z \sim N\left(\frac{\delta^2}{2\sigma^2}, \frac{\delta^2}{\sigma^2}\right)$
- $x \sim N(\mu^{[2]}, \sigma^2)$ のもとで, $z \sim N\left(-\frac{\delta^2}{2\sigma^2}, \frac{\delta^2}{\sigma^2}\right)$

となることから, $u \sim N(0, 1^2)$ とすると, 誤判別の確率は以下のようになる.

$$\begin{aligned} Pr(z < 0) &= Pr\left(\frac{z - \frac{\delta^2}{2\sigma^2}}{\frac{\delta}{\sigma}} < -\frac{\frac{\delta^2}{2\sigma^2}}{\frac{\delta}{\sigma}}\right) = Pr\left(u > \frac{\delta}{2\sigma}\right) \\ Pr(z \geq 0) &= Pr\left(\frac{z + \frac{\delta^2}{2\sigma^2}}{\frac{\delta}{\sigma}} \geq \frac{\frac{\delta^2}{2\sigma^2}}{\frac{\delta}{\sigma}}\right) = Pr\left(u \geq \frac{\delta}{2\sigma}\right) \end{aligned}$$

ただし, $u \sim N(0, 1^2)$ である. ここで, $Pr(u = \frac{\delta}{2\sigma}) = 0$ より, まとめると,

Definition1.5 (誤判別の確率)

誤判別の確率は以下のように定義される.

$$Pr(z < 0) = Pr(z \geq 0) = Pr\left(u > \frac{\delta}{2\sigma}\right) \quad (2)$$

- $Pr(z < 0)$: 本当はモッシュが発生するのに, 発生しないと誤判別する確率
- $Pr(z \geq 0)$: 本当はモッシュが発生しないのに, 発生すると誤判別する確率

この (2) より, $\mu^{[1]}$ と $\mu^{[2]}$ の差が大きいほど誤判別の確率は小さくなる事がわかる. そこで, 母集団間の距離として 2 つの母平均のマハラノビスの距離の 2 乗を判別効率と称し, 次で定義する.

Definition1.6 (判別効率)

以下の式を判別効率と呼ぶ.

$$D_x^2([1], [2]) := \frac{(\mu^{[1]} - \mu^{[2]})^2}{\sigma^2}$$

以後, $\hat{D}_x^2([1], [2])$ を, 判別効率の推定値とする.

最後に, 変数が2つ以上の場合も含めて, 各変数を判別方式に取り入れる価値があるかどうかを次の F_0 値を計算して判定する ($F_0 \geq 2$ なら取り込む).

Definition1.7 (変数選択)

$$F_0 = \frac{(n^{[1]} + n^{[2]} - p - r - 1)n^{[1]}n^{[2]} \left\{ \hat{D}_{x^{(p+r)}}^2([1], [2]) - \hat{D}_{x^{(p)}}^2([1], [2]) \right\}}{r \left\{ (n^{[1]} + n^{[2]} - 2)(n^{[1]} + n^{[2]}) + n^{[1]}n^{[2]} \hat{D}_{x^{(p)}}^2([1], [2]) \right\}}$$

- $n^{[p]} (p = 1, 2)$: 母集団 $[p]$ のデータ数
- r : 追加する変数の個数
- p : 追加される前の変数の個数
- $\hat{D}_{x^{(p+r)}}^2([1], [2]) := \hat{D}_{x_1 x_2 \dots x_p x_{p+1} \dots x_r}^2([1], [2])$
- $\hat{D}_{x^{(p)}}^2([1], [2]) := \hat{D}_{x_1 x_2 \dots x_p}^2([1], [2])$

5 実際に解析してみた

判別分析を用いて, 実際にあるライブにおけるモッシュの発生確率を解析してみた. 今回は, 2013/9/6(Fri)に Shibuya Ax で行われた Children Of Bodom の日本公演について解析した. では, どのような値がモッシュの発生確率に寄与してくるかを考えた. 今までの経験上から,

< 推測 >

- 速い曲ほどモッシュが発生するのではないか
- 人気な曲ほどモッシュが発生するのではないか

と推測した.

5.1 BPM を用いた解析

まず, 速い曲ほどモッシュが発生するのかを解析した. 速い曲という曖昧な表現を BPM(Beats Per Minute) という数値を用いて具体的な値で表すことにした.

Definition1.8 (BPM(Beats Per Minute))

1 分間にいくつのビートがあるかで曲の速さを表す単位の事.

BPM の値が大きいほど, 一般的に曲の速さが速いということになる. 今回は, フリーソフトの MixMeister BPM Analyzer と, bpmcounter の 2 つを用いて各曲の BPM を導出した. また, BPM の参考値として以下のものを挙げておく.

< 参考 >

- 田村ゆかり Lovely Magic BPM:138
- 高橋洋子 残酷な天使のテーゼ (サビ) BPM:128

演奏した曲¹と, BPM²の対応関係は以下の表になった.

サンプル No.	曲名	モッシュ	BPM
1	Transference	×	130.00
2	Silent Night	○	237.94
3	Sixpounder	○	152.03
4	Halo Of Blood	○	186.00
5	Scream For Silence	×	116.00
6	Kissing	×	143.90
7	Lake Bodom	○	146.43
8	H.C.D.R	○	210.04
9	Shovel	○	145.01
10	dead man's	×	120.00
11	A.Y.D.Y	○	192.00
12	Blooddrunk	○	120.00
13	Everytime I Die	×	105.00
14	Towards Dead End	×	107.96
15	Hate Me	○	188.00
16	Downfall	○	199.00
17	In Your Face	○	230.00

表 1: モッシュと BPM の関係

流石, メロディックデスメタルだけあり, 全体的に BPM の値が大きいことが表 1 から読み取れる.

¹曲名が長いものは一部省略してあります.

²制作者はリズム感が皆無なため, BPM の値に若干のズレがあるかもしれませんがご容赦願います.

判別分析を用いた BPM を変数とする判別結果は以下の図 1 のようになった。

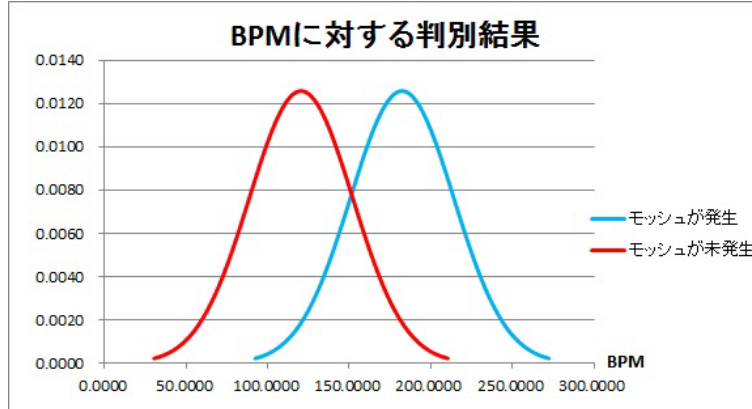


図 1: BPM を変数とする判別結果

線型判別関数の推定式及び、誤判別の確率は次のようになった。

線型判別関数の推定式

$$\hat{z}_x = 0.062x - 9.322 \quad (3)$$

- x : BPM の値

誤判別の確率

$$Pr(u > 0.9762) = 0.1635$$

→ 誤判別の確率：16.35%

(3) を使った判別結果は以下の表 2, 3 になった。

サンプル No.	曲名	スコア	判別結果	実際の結果
1	Transference	-1.3198	×	×
2	Silent Night	5.3247	○	○
3	Sixpounder	0.0363	○	○
4	Halo Of Blood	2.1274	○	○
5	Scream For Silence	-2.1816	×	×
6	Kissing	-0.4642	×	×

表 2: 判別関数を使った判別結果

サンプル No.	曲名	スコア	判別結果	実際の結果
7	Lake Bodom	-0.3084	×	○
8	H.C.D.R	3.6072	○	○
9	Shovel	-0.3959	×	○
10	Dead man's	-1.9354	×	×
11	A.Y.D.Y	2.4967	○	○
12	Blooddrunk	-1.9354	×	○
13	Everytime I Die	-2.8588	×	×
14	Towards Dead End	-2.6766	×	×
15	Hate Me	2.2505	○	○
16	Downfall	2.9276	○	○
17	In Your Face	4.8359	○	○

表 3: 判別函数を使った判別結果

判別表より,

	判別結果		
データ結果	○	×	計
○	8	3	11
×	0	6	6
計	8	9	17

表 4: 判別表

- モッシュが発生するのに、発生しないと誤判別した割合: 27%
- モッシュが発生しないのに、発生すると誤判別した割合: 0%

では, BPM は線型判別函数の変数として, 追加すべきかを考える. $F_0 \geq 2$ なら追加する.

$$F_0 = 14.8000$$

→ よって, $F_0 \geq 2$ より BPM を変数として追加する.

故に, BPM はモッシュの発生に寄与している変数として考えられる.

5.2 演奏回数を用いた解析

次に、人気な曲ほどモッシュが発生しやすいのかを解析した。人気な曲の基準として、過去のライブにおいて演奏された回数を変数として用いることにした。演奏回数は、<http://www.setlist.fm> のデータ (2013/9/9(Mon) 時点) を用いた。演奏した曲と、演奏回数の対応関係は以下の表 5 になった。参考までに、Children Of Bodom の活動開始時は 1997 年である。

サンプル No.	曲名	モッシュ	演奏回数	発表年度
1	Transference	×	15	2013
2	Silent Night	○	361	1999
3	Sixpounder	○	305	2003
4	Halo Of Blood	○	38	2013
5	Scream For Silence	×	5	2013
6	Kissing	×	111	2000
7	Lake Bodom	○	190	1997
8	H.C.D.R	○	397	2003
9	Shovel	○	150	2011
10	dead man's	×	5	2013
11	A.Y.D.Y	○	157	2005
12	Blooddrunk	○	352	2008
13	Everytime I Die	×	246	2000
14	Towards Dead End	×	102	1999
15	Hate Me	○	537	2000
16	Downfall	○	544	1999
17	In Your Face	○	443	2005

表 5: モッシュと演奏回数の関係

やはり、ライブの定番曲である Downfall, Hate Me を筆頭に人気のある曲はモッシュができることが読み取れる。実際、制作者も現地ではモッシュに参加した³のが記憶に新しい。

判別分析を用いた、演奏回数を変数とする判別結果は以下の図 2 のようになった。線型判別関数の推定式及び、誤判別の確率は次のようになった。

³Downfall の間奏における Wall Of Death で突き飛ばされた事はいい思い出です。

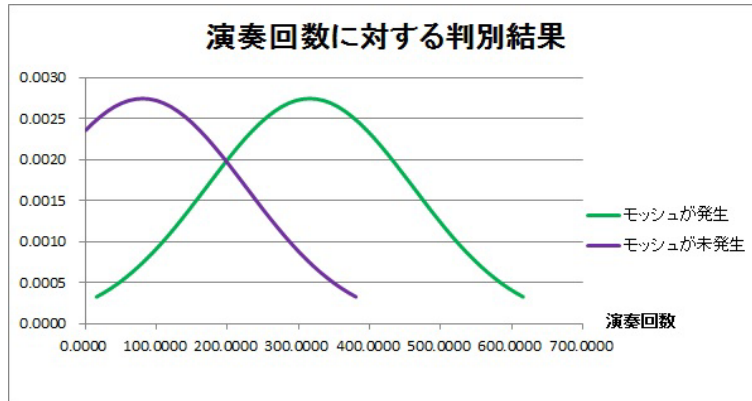


図 2: 演奏回数を変数とする判別結果

線型判別関数の推定式

$$\hat{z}_y = 0.011y - 2.203 \quad (4)$$

- y : 演奏回数

誤判別の確率

$$Pr(u > 0.8082) = 0.2090$$

→ 誤判別の確率 : 20.90%

(4) を使った判別結果は以下の表 6, 7 になった.

サンプル No.	曲名	スコア	判別結果	実際の結果
1	Transference	-2.0362	×	×
2	Silent Night	1.8086	○	○
3	Sixpounder	1.1863	○	○
4	Halo Of Blood	-1.7806	×	○
5	Scream For Silence	-2.1473	×	×
6	Kissing	-0.9694	×	×
7	Lake Bodom	-0.0916	×	○
8	H.C.D.R	2.2086	○	○
9	Shovel	-0.5361	×	○
10	dead man's	-2.1473	×	×

表 6: 判別関数を使った判別結果

サンプル No.	曲名	スコア	判別結果	実際の結果
11	A.Y.D.Y	-0.4583	×	○
12	Blooddrunk	1.7086	○	○
13	Everytime I Die	0.5307	○	×
14	Towards Dead End	-1.0695	×	×
15	Hate Me	3.7643	○	○
16	Downfall	3.8421	○	○
17	In Your Face	2.7198	○	○

表 7: 判別函数を使った判別結果

判別表より,

	判別結果		
データ結果	○	×	計
○	7	4	11
×	1	5	6
計	8	9	17

表 8: 判別表

- モッシュが発生するのに、発生しないと誤判別した割合: 36%
- モッシュが発生しないのに、発生すると誤判別した割合: 17%

では、演奏回数は線型判別函数の変数として、追加すべきかを考える。 $F_0 \geq 2$ なら追加する。

$$F_0 = 10.1447$$

→ よって、 $F_0 \geq 2$ より演奏回数を変数として追加する。

故に、演奏回数はモッシュの発生に寄与している変数として考えられる。

6 現時点での成果及び今後の課題

現時点での成果として、

- 少なからずとも、BPM と演奏回数はある程度はモッシュの発生に寄与していることが得られた。

→ 課題: では、変数を組み合わせるとどうなるのか。

- 他のバンド… 妖精帝國, Amaranthe, At The Gates, Hibria のライブについて解析したところ, 酷似した結果が得られた. しかし, Nightwish のライブではモッシュが発生せず, また LoudPark13 において発生するであろうと予測していた ANGRA ではモッシュが発生しなかった.

→ 課題: モッシュが発生しないアーティストの曲との明らかな違いは何か.

また, 今後の課題としては, 成果からの課題と以下のものである.

- 誤判別の確率がまだまだ大きいので5%以下にまで下げる.
- 他にも寄与しているであろう変数を見つけて, 変数を2個以上用いた判別式の作成を行う.
- ライブに参加している客層や, ライブ会場の広さなども考慮した解析を行いたい.
- 一般化には, ほど遠いのもっとデータを集めてアーティストや音楽のジャンルに関係しない判別式を作成する.

7 Special Thanks

本研究において, 共にライブに参戦しデータ集めに協力してくれた工学部情報工学科の小暮俊輔君と, システム理工学部数理科学科の石川諒太郎君に改めて感謝をこの場をかりて致します. また, 本研究においてデータを集めるために参戦したライブを以下に記述しておきます.

< 参戦ライブ一覧 >

1. 2013/5/15(Wed), AMARANTHE, JAPAN TOUR 2013
2. 2013/5/24(Fri), NIGHTWISH, JAPAN TOUR 2013
3. 2013/6/16(Sun), 妖精帝國, PAX VESANIA
4. 2013/8/5 (Mon), At The Gates, 日本公演
5. 2013/9/4 (Wed), HIBRIA, JAPAN TOUR 2013
6. 2013/9/6 (Fri), Children Of Bodom, JAPAN TOUR 2013
7. 2013/10/19(Sat), LOUD PARK 13

参考文献

[1] 永田靖, 棟近雅彦 共著, サイエンス社, 多変量解析法入門, 2001

[2] <http://www.setlist.fm>