

音楽ゲームの個人難易度ファジィモデル

紺野 凌^{1,a)} 西野 順二¹

概要：ゲームやパズルなど熟練を要する遊びでの難易度レベル設計は，ユーザ満足度を上げまたその遊びへのモチベーションを維持する上で重要であり，また個人によってその尺度や順序が異なっている．本研究はリアルタイムの音楽ゲームを対象に，ファジィ推論によって譜面特徴量から個人が感じる難易度を推定し，その効果を検討した．5つの譜面データの特徴量と10人の被験者の官能評価との関係を統計的相関，ファジィモデル，決定木モデルを構築してその比較分析を通じてファジィモデルによる個人の表現が有効であることを示した．

KONNO RYO^{1,a)} NISHINO JUNJI¹

1. はじめに

ゲームやパズルなど熟練を要する遊びでの難易度レベル設計は，ユーザ満足度を上げまたその遊びへのモチベーションを維持する上で重要である．難しすぎれば遊ぶことすらかなわず，簡単すぎればすぐに飽きてしまうため，ユーザにあった難易度レベルの提供が求められる．このため，複数のレベルを用意し，習熟に合わせた難易度レベルを順序よく提示するレベル設計が行われている．こうした設計をレベルデザインと呼ぶ [1]．

一方で，難易度の感じ方には個人差があるため，システム側で複数のレベルを用意したときに，その提示順序はユーザにより変更しなければならない．従来は個人には着目せず，ゲーム単位であったり大きなユーザクラスでの統計的なレベルデザインが行われてきた [2]．

濱田らは，パズルゲームにおいてヒューリスティック解法をもとにしたいくつかの問題の特徴量と難易度の官能評価との関係から，個人によって感じる難易度の順序の違いがあることを示した [3]．

本研究では，習熟が重要なリアルタイムゲームにおいても，濱田らが指摘した難易度の個人差があることを確認し，さらに個人モデルを作成して問題の客観的な特徴量から，個人が感じる難易度を推定するシステムを構築することを目的とする．個人対応難易度評価システムの構築には，ファジィシステムを用いた．これは，人がゲームに対して

感じる難しさには感性によるあいまいな評価が含まれるためであり，確定的な分類手法より柔軟な対応ができると予想したためである．比較対象として統計的分類木の構築アルゴリズムである C4.5 を改良した C5.0 による決定木を生成し，比較を行う [4]．

2. 音楽ゲーム jubeat

jubeat とは，流れる音楽のリズムに合わせてプレイする音楽ゲームの一種である．コナミアミューズメント社よりリリースされている．一辺 6.5cm のパネル 4×4 枚に出現するマーカーと呼ばれるエフェクトをタイミングよくタッチする [5]．一度に出現するマーカー全体の集合をノートと呼ぶ．楽曲のテンポの速さ，楽曲の小節数，および楽曲全体を通して出現するノートを時系列順に並べた順序対をまとめた組を譜面と呼ぶ．ただし，ノートの順序対のみを譜面と呼ぶこともある．プレイする楽曲 1 曲につき 3 個の難易度の異なる譜面が存在する．難易度が簡単な順に BASIC, ADVANCED, EXTREME と呼ばれる．譜面の名前はその譜面をプレイするときに流れる楽曲名に BASIC, ADVANCED, EXTREME のいずれかを付与した固有の名前となる．これらの譜面には，レベルと呼ばれる 1-10 の難易度がつけられている．

3. 提案システム

本研究で提案するシステムの構成を図 1 示す．提案するシステムは図 1 の破線内の部分である．譜面を入力し，そこから譜面の性質を表現する値である特徴量を計算する

¹ 電気通信大学

^{a)} k1411087@edu.cc.uec.ac.jp

(a) . あらかじめ個人ごとに作成した特徴量と個人的難易度を表現するモデルを入力とする難易度評価エンジンから得られる出力をその譜面の個人的な難易度として出力する (b) .

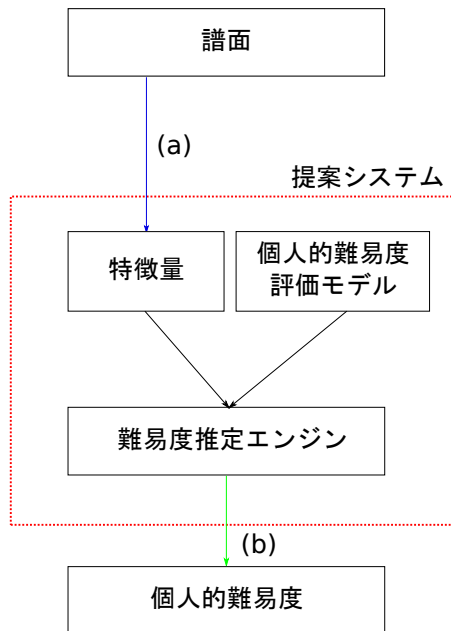


図 1 提案するシステムの構成図

このシステムにより、プレイヤーは自身の難易度の感じ方に合致した難易度評価を行うことができ、腕前をより効率的に上げることができると考えられる。

4. 特徴量

譜面におけるマーカースの出現傾向を、特徴量として定式化する。特徴量を定めるにあたって、以下の用語を用いる。

- BPM: 曲のテンポの速さを表す数値。
- 同時押し: 要素数が 2 以上であるノート。
- 出張: 左右いずれか 2 列の最上段および最下段のパネルにマーカースが出現する同時押し。

ここで、以下の譜面の基本値を定める。

- $BPM(s)$: 譜面 s の BPM の値
- $Line(s)$: 譜面 s の小節数
- $Marker(s)$: 譜面 s で出現するマーカースの総数
- $Note(s)$: 譜面 s で出現するノートの総数
- $P_{Multi}(s, m), P_{Dist}(s, d)$: それぞれ、譜面 s において m 番目に出現する同時押し、譜面 s において d 番目に出現する出張の要素数
- $N_{Multi}(s)$: それぞれ、譜面 s において同時押し、出張が出現する回数

譜面 s の特徴量を式 1-6 のように定めた。

$$F_{NMulti}(s) = \frac{\sum_{m=1}^{N_{Multi}(s)} P_{Multi}(s, m)}{N_{Multi}(s)} \quad (1)$$

$$F_{RMulti}(s) = \frac{\sum_{m=1}^{N_{Multi}(s)} P_{Multi}(s, m)}{Marker(s)} \quad (2)$$

$$F_{Rapid}(s) = \frac{Note(s)BPM(s)}{240Line(s)} \quad (3)$$

$$F_{Den}(s) = \frac{Marker(s)BPM(s)}{240Line(s)} \quad (4)$$

$$F_{NDist}(s) = \frac{\sum_{d=1}^{N_{Dist}(s)} P_{Dist}(s, d)}{N_{Dist}(s)} \quad (5)$$

$$F_{RDist}(s) = \frac{\sum_{d=1}^{N_{Dist}(s)} P_{Dist}(s, d)}{Marker(s)} \quad (6)$$

F_{NMulti} は同時押しの個数と呼ばれ、同時押しの要素数の平均を表す。 F_{RMulti} は同時押しの頻度と呼ばれ、同時押しの要素数の総和がマーカースの総数に占める割合を表す。 F_{Rapid} は高速連打と呼ばれ、1 秒間に出現するノートの平均個数を表す。 F_{Den} は密度と呼ばれ、1 秒間に出現するマーカースの平均個数を表す。 F_{NDist} は出張の個数と呼ばれ、出張の要素数の平均を表す。 F_{RDist} は出張の頻度と呼ばれ、出張の要素数の総和がマーカースの総数に占める割合を表す。

特徴量を計算するすべての譜面は、平成 29 年 10 月 19 日時点で jubeat_memo[6] に掲載されているすべての譜面から得た。その結果、1418 個の譜面から特徴量を得ることができた。

5. 個人的難易度の計測

特徴量を計算した譜面から 5 個の譜面を選択し、課題譜面とした。課題譜面はレベル 7 の譜面から選択した以下の 5 個の譜面である。

譜面 1	CARTOON HEROES(EXTREME)
譜面 2	にんじゃりばんばん (EXTREME)
譜面 3	FUNKY SUMMER BEACH(ADVANCED)
譜面 4	女言葉の消失 (ADVANCED)
譜面 5	SigSig(ADVANCED)

各課題譜面を被験者がプレイし、各 2 譜面の組み合わせについてどちらが難しいかを比較する一対比較により難易度を比較評価する難易度計測を行った。そして、各課題譜面に対して、評価点数と呼ばれる値を定める。評価点数を定めるにあたり、式 7 で表される一対比較ベクトル $t(i, j)$ を定める。

$$t(i, j) = \begin{cases} e_i & (\text{譜面 } i \text{ の方が難しいと答えた}) \\ e_j & (\text{譜面 } j \text{ の方が難しいと答えた}) \end{cases} \quad (7)$$

式 7 中のベクトル e_i は i 番目の要素が 1 であるような 5 次の単位ベクトルである。そして、このベクトル $t(i, j)$ を用いて、式 9 で表される評価点数のベクトル E を定義する。

$$E = \sum_{i=2}^5 \sum_{j=1}^{i-1} t(i, j) \quad (8)$$

$$= (E_1, E_2, \dots, E_5)$$

計測の被験者は大学生および大学院生 10 人であった．各被験者の評価点数は表 1 の通りとなった．

表 1 各被験者および各課題譜面の評価点数

	譜面 1	譜面 2	譜面 3	譜面 4	譜面 5
被験者 1	2	4	3	1	0
被験者 2	1	3	4	0	2
被験者 3	0	2	4	3	1
被験者 4	2	4	2	2	0
被験者 5	1	4	3	2	0
被験者 6	3	2	4	0	1
被験者 7	1	4	1	3	1
被験者 8	2	3	4	1	0
被験者 9	3	2	4	1	0
被験者 10	2	4	3	1	0

6. 個人的難易度モデル

課題譜面の特徴量は表 2 の通りである．

表 2 各課題譜面の特徴量

	譜面 1	譜面 2	譜面 3	譜面 4	譜面 5
F_{NMult}	2.376	2.176	2.084	2.136	2.203
F_{RMult}	0.760	0.627	0.540	0.507	0.306
F_{Rapid}	1.720	2.889	3.733	2.675	3.131
F_{Den}	4.256	5.516	6.271	4.633	4.655
F_{NDist}	4.000	0.000	0.000	2.000	0.000
F_{RDist}	0.020	0.000	0.000	0.029	0.000

6.1 相関係数

計測により得られた評価点数と課題譜面の特徴量との相関係数を表 3 に示す．

表 3 特徴量と評価点数との相関係数

	F_{NMult}	F_{RMult}	F_{Rapid}	F_{Den}	F_{NDist}	F_{RDist}
被験者 1	-0.151	0.639	0.123	0.650	-0.177	-0.330
被験者 2	-0.436	-0.065	0.706	0.878	-0.707	-0.894
被験者 3	-0.930	-0.227	0.767	0.776	-0.530	-0.139
被験者 4	-0.084	0.680	-0.116	0.373	0.000	0.000
被験者 5	-0.493	0.399	0.329	0.724	-0.354	-0.234
被験者 6	0.098	0.491	0.152	0.557	0.000	-0.425
被験者 7	-0.278	0.165	-0.031	0.105	-0.198	0.107
被験者 8	-0.282	0.556	0.305	0.797	-0.177	-0.330
被験者 9	0.003	0.682	0.054	0.553	0.177	-0.095
被験者 10	-0.151	0.639	0.123	0.650	-0.177	-0.330

被験者 1,4,9,10 は F_{RMult} に，被験者 2,3 は F_{Rapid} に 0.6 以上の正の相関が見られる．両方に 0.6 以上の正の相関を見せた被験者はいない．これらの被験者は同時押しを苦手とするグループ，高速連打を苦手とするグループに分けることができる．

6.2 決定木モデル

表 4 作成された決定木

	譜面 1	譜面 2	譜面 3	譜面 4	譜面 5
被験者 1	(1) F_{RMult} : 0.507194 → Strong	(1) F_{RMult} : 0.507194 → Strong	(1) F_{RMult} : 0.507194 → Strong	→ Weak	→ Weak
被験者 2	→ Weak	(1) F_{Rapid} : 2.675 → Strong	(1) F_{Rapid} : 2.675 → Strong	→ Weak	(1) F_{Rapid} : 2.675 → Strong
被験者 3	→ Weak	(1) F_{NMult} : 2.136364 → Weak	(1) F_{NMult} : 2.176136 → Weak	(1) F_{NMult} : 2.136364 → Weak	→ Weak
被験者 4	→ Weak	→ Weak	→ Weak	→ Weak	→ Weak
被験者 5	→ Weak	(1) F_{NMult} : 2.136364 → Weak	(1) F_{NMult} : 2.176136 → Weak	(1) F_{NMult} : 2.176136 → Weak	→ Weak
被験者 6	(1) F_{RMult} : 0.507194 → Strong	(1) F_{RMult} : 0.507194 → Strong	(1) F_{RMult} : 0.507194 → Strong	→ Weak	→ Weak
被験者 7	(1) F_{Rapid} : 2.888889 → Strong	→ Strong	(1) F_{NMult} : 2.176136 → Weak	→ Strong	→ Strong
被験者 8	(1) F_{RMult} : 0.507194 → Strong	(1) F_{RMult} : 0.507194 → Strong	(1) F_{RMult} : 0.507194 → Strong	→ Weak	→ Weak
被験者 9	(1) F_{RMult} : 0.507194 → Strong	(1) F_{RMult} : 0.507194 → Strong	(1) F_{RMult} : 0.507194 → Strong	→ Weak	→ Weak
被験者 10	(1) F_{RMult} : 0.507194 → Strong	(1) F_{RMult} : 0.507194 → Strong	(1) F_{RMult} : 0.507194 → Strong	→ Weak	→ Weak

決定木による分類モデルを C5.0 により作成した．5 クラスでは学習できず，式 9 および式 10 の 2 クラスに分類することとした．

$$\text{Weak} : E_i \leq 1 \quad (9)$$

$$\text{Strong} : E_i \geq 2 \quad (10)$$

各課題譜面におけるクラス判定の結果を表 5 に示す．

表 5 決定木によるクラス判定の結果 (Y は正答，N は誤答を表す)

	譜面 1	譜面 2	譜面 3	譜面 4	譜面 5
被験者 1	Y	Y	Y	N	N
被験者 2	N	Y	Y	N	Y
被験者 3	N	N	Y	Y	N
被験者 4	Y	Y	Y	Y	N
被験者 5	N	N	Y	Y	N
被験者 6	Y	Y	Y	N	N
被験者 7	N	N	N	N	Y
被験者 8	Y	Y	Y	N	N
被験者 9	Y	Y	Y	N	N
被験者 10	Y	Y	Y	N	N

譜面 5 は正答率が最も低い．これは F_{Rapid} が譜面 3 や譜面 4 と同じく高い値であるにもかかわらず，多くの被験者について実際の評価点数の値は譜面 3 や譜面 4 とは異なり低い値であったためであると考えられる．

6.3 ファジィモデル

マムダニ式ファジィ推論 [7] を用いて、特徴量から評価点数を推定するファジィモデルを作成した。入力は一各課題譜面の特徴量，出力は 0-4 の点数である。メンバーシップ値が最大であるような評価点数を推定された評価点数とし，そのような評価点数が複数存在したときは，それらのうち最小の評価点数を用いる。実際的评价点数と推定された評価点数との差の絶対値を誤差とする。各課題譜面と被験者の組み合わせにおける誤差の値を表 6 に示す。

表 6 ファジィモデルによる評価点数推定の誤差

	譜面 1	譜面 2	譜面 3	譜面 4	譜面 5
被験者 1	0	2	0	1	0
被験者 2	1	0	0	2	0
被験者 3	0	1	0	3	1
被験者 4	0	2	0	0	0
被験者 5	1	1	0	2	0
被験者 6	0	2	0	2	1
被験者 7	1	2	2	0	0
被験者 8	2	0	0	2	0
被験者 9	0	2	0	2	0
被験者 10	0	2	0	1	0

譜面 2 のような特徴量および評価点数が中程度の譜面に関しては誤差が大きい。これは，ルールを定める際に，評価点数が特に大きい，もしくは特に小さい譜面を基準にルールを定めたためであると考えられる。相関係数および決定木モデルは，特徴量と評価点数が矛盾するような譜面が存在するときは正しい評価を行いきいものの，そのような譜面が存在しなければ中程度の特徴量や評価点数を持つ譜面に関しても正しい評価を行うことができる。一方，ファジィモデルはルールの定め方によっては最適化されたり中程度の特徴量や評価点数を持つ譜面に関しては評価が行いきい場合が生じるが，特徴量と評価点数が矛盾する譜面が存在してもルールを定めることにより正しい評価を行うことができる。

7. まとめ

jubeat プレイヤーが譜面をプレイして個人的に感じる難易度はプレイヤーごとに異なっていることを確かめた。個人的に感じる難易度を評価するモデルを決定木モデル，ファジィモデルでそれぞれ表現した。ファジィモデルの方が特徴量と評価点数の関係が複雑な譜面についても難易度を正しく評価することができる点で良いことを示した。

参考文献

[1] 五木宏, 松原仁, et al.: 遺伝アルゴリズムの視覚化を用いたゲームのレベルデザイン効率化技法の開発, 情報処理学会研究報告エンタテインメントコンピューティング, 2007-EC-006, pp.1-7, (2007).
[2] 白井暁彦, 小池康晴, 佐藤誠, et al.: コンピュータゲームの興奮度定量化 (1) 主観評価を使用したゲームジャンルの分類, ゲームプログラミングワークショップ 2001 論

文集, Vol.14, pp.33-40, (2001).
[3] 濱田信佑, 西野順二: パズルゲームの個人対応難易度評価, 情報処理学会研究報告ゲーム情報学研究会, GI-37(9), pp.1-5, (2017).
[4] Quinlan, J. Ross: Improved use of continuous attributes in C4.5, *Journal of artificial intelligence research*, Vol.4, pp.77-90, (1996).
[5] 吉田貴哉: 音楽シミュレーションゲーム「jubeat」に対する運指最適化, 電気通信大学情報理工学部情報数理工学コース卒業論文, pp.1-19, (2015).
[6] jubeat_memo(online), 入手先 (https://www14.atwiki.jp/jubeat_memo/) (2017.12.08).
[7] 菅野道夫: ファジィ制御, 日刊工業新聞社 (1988).

付 録

A.1 ファジィモデルのルール

作成したファジィモデルで推論に用いたルールを表 A-1 に示す。

表 A-1 作成したファジィシステムのルール

$R_{i,j}$	x_1	A_1	p_1	x_2	A_2	p_2	B
$R_{1,1}$	F_{Den}	L_p	(4.0, 7.0)	-	-	-	(0.0, 0.2, 0.5, 0.8, 1.0)
$R_{1,2}$	F_{RMulti}	T_r	(0.4, 0.6, 0.8)	-	-	-	(0.2, 0.5, 1, 0.5, 0.2)
$R_{1,3}$	F_{RMulti}	L_m	(0.4, 0.7)	-	-	-	(1, 0.8, 0.5, 0.2, 0)
$R_{1,4}$	F_{Den}	L_m	(3.0, 6.0)	-	-	-	(1, 0.7, 0.4, 0.1, 0)
$R_{1,5}$	F_{RMulti}	P_y	(0.4, 0.8)	F_{Rapid}	P_y	(1.0, 3.0)	(0.2, 0.6, 1, 0.6, 0.2)
$R_{2,1}$	F_{Den}	L_p	(4.0, 6.0)	-	-	-	(0, 0.1, 0.4, 0.8, 1.0)
$R_{2,2}$	F_{RMulti}	L_m	(0.3, 0.7)	-	-	-	(0, 0.4, 1.0, 0.4, 0)
$R_{2,3}$	F_{Rapid}	L_p	(2.0, 6.0)	-	-	-	(0, 0.1, 0.3, 0.7, 1.0)
$R_{3,1}$	F_{Den}	L_p	(4.5, 6.0)	-	-	-	(0, 0.3, 0.5, 0.7, 1.0)
$R_{3,2}$	F_{RDist}	L_p	(0.02, 0.1)	-	-	-	(0.2, 0.6, 0.8, 1.0, 0.8)
$R_{3,3}$	F_{Rapid}	L_p	(3.0, 5.0)	-	-	-	(0, 0.1, 0.4, 0.7, 1.0)
$R_{3,4}$	F_{Den}	L_m	(3.0, 6.0)	-	-	-	(1.0, 0.8, 0.5, 0.3, 0)
$R_{4,1}$	F_{RMulti}	L_m	(0.3, 0.6)	-	-	-	(1.0, 0.8, 0.5, 0.3, 0)
$R_{4,2}$	F_{RMulti}	T_p	(0.2, 0.4, 0.6, 0.8)	-	-	-	(0.3, 0.7, 1.0, 0.7, 0.3)
$R_{4,3}$	F_{Den}	L_p	(5.0, 7.0)	-	-	-	(0.2, 0.5, 0.7, 1.0, 0.7)
$R_{4,4}$	F_{RMulti}	P_y	(0.3, 0.8)	F_{Rapid}	P_y	(2.0, 4.0)	(0.3, 0.7, 1.0, 0.7, 0.3)
$R_{5,1}$	F_{Den}	L_p	(4.0, 6.0)	-	-	-	(0.2, 0.5, 0.7, 1, 0.7)
$R_{5,2}$	F_{Den}	L_m	(2.0, 5.0)	-	-	-	(0, 0.2, 0.5, 0.7, 1)
$R_{5,3}$	F_{Rapid}	L_p	(2.0, 4.0)	-	-	-	(1, 0.8, 0.5, 0.3, 0)
$R_{5,4}$	F_{Den}	L_m	(3.0, 6.0)	-	-	-	(1, 0.8, 0.5, 0.3, 0)
$R_{6,1}$	F_{Den}	L_p	(4.0, 6.0)	-	-	-	(0, 0.2, 0.5, 0.7, 1.0)
$R_{6,2}$	F_{Den}	L_m	(2.0, 5.0)	-	-	-	(1.0, 0.7, 0.5, 0.2, 0)
$R_{6,3}$	F_{Rapid}	L_p	(2.0, 4.0)	-	-	-	(0, 0.2, 0.5, 0.7, 1.0)
$R_{6,4}$	F_{RMulti}	P_y	(0.5, 0.8)	F_{Rapid}	P_y	(3.0, 5.0)	(0.3, 0.6, 0.8, 1.0, 0.8)
$R_{7,1}$	F_{RDist}	L_p	(0.015, 0.025)	-	-	-	(0.3, 0.5, 0.7, 1.0, 0.8)
$R_{7,2}$	F_{Den}	L_m	(2.0, 4.0)	-	-	-	(0.9, 1.0, 0.8, 0.5, 0.3)
$R_{7,3}$	F_{Den}	L_p	(4.0, 7.0)	-	-	-	(0.2, 0.4, 0.7, 1.0, 0.7)
$R_{8,1}$	F_{Den}	L_p	(5.0, 7.0)	-	-	-	(0, 0.2, 0.5, 0.8, 1.0)
$R_{8,2}$	F_{Den}	L_m	(2.0, 4.0)	-	-	-	(1.0, 0.8, 0.6, 0.3, 0)
$R_{8,3}$	F_{Rapid}	L_p	(2.0, 4.0)	-	-	-	(0, 0.1, 0.3, 0.6, 0.8)
$R_{8,4}$	F_{Rapid}	L_m	(1.0, 3.0)	-	-	-	(1.0, 0.8, 0.5, 0.3, 0)
$R_{8,5}$	F_{RMulti}	P_y	(0.3, 0.6)	F_{Den}	P_y	(2.0, 5.0)	(0.4, 0.7, 1.0, 0.7, 0.4)
$R_{9,1}$	F_{RMulti}	L_p	(0.4, 0.7)	-	-	-	(0.2, 0.4, 0.7, 1.0, 0.7)
$R_{9,2}$	F_{Den}	L_p	(2.0, 6.5)	-	-	-	(0, 0.2, 0.5, 0.7, 1.0)
$R_{9,3}$	F_{Den}	L_m	(1.0, 4.0)	-	-	-	(1.0, 0.7, 0.5, 0.2, 0)
$R_{9,4}$	F_{Rapid}	L_p	(1.0, 3.5)	-	-	-	(0, 0.2, 0.5, 0.7, 1.0)
$R_{10,1}$	F_{Den}	L_p	(4.0, 7.0)	-	-	-	(0, 0.2, 0.5, 0.8, 1.0)
$R_{10,2}$	F_{RMulti}	T_r	(0.4, 0.6, 0.8)	-	-	-	(0.2, 0.5, 1, 0.5, 0.2)
$R_{10,3}$	F_{RMulti}	L_m	(0.4, 0.7)	-	-	-	(1, 0.8, 0.5, 0.2, 0)
$R_{10,4}$	F_{Den}	L_m	(3.0, 6.0)	-	-	-	(1, 0.7, 0.4, 0.1, 0)
$R_{10,5}$	F_{RMulti}	P_y	(0.4, 0.8)	F_{Rapid}	P_y	(1.0, 3.0)	(0.2, 0.6, 1, 0.6, 0.2)