

交友関係データと脳波データからの 関連性自動抽出

日本大学文理学部
情報システム解析学科

谷聖一研究室
小林 彩

目次

1. 背景・研究動機
2. クラスタリング
3. マイニング
4. マイニング結果
5. 考察

目次

1. 背景・研究動機
2. クラスタリング
3. マイニング
4. マイニング結果
5. 考察

背景・研究動機1

コンピュータゲームやコンピュータ操作等が、人間の脳に与える影響について議論されている。

- 影響がない.
- 影響がある.
 - 好影響の研究結果（野内ら 2011年）
 - 任天堂の『脳トレ』ソフトが、認知機能の一部向上の一助となると主張.
 - 悪影響の研究結果（森昭雄 2002年）
 - 独自開発の簡易脳波計による、ゲームプレイ中の脳波の測定から、脳に悪影響を及ぼすと主張.

※本研究では各主張の是非について言及はしない.

背景・研究動機2

2007年9月，日本大学文理学部のプロジェクトチームが，
埼玉県内の小学生5，6年生103人を対象とした調査を実施．

調査内容：性別，脳波，交友関係，ゲームのプレイ時間

※ゲームのプレイ時間

携帯型ゲーム機時間（平均的な1日のプレイ時間）

据え置き型ゲーム機時間（平均的な1日のプレイ時間）

最高時間（1日あたり最も長い時間ゲーム機で遊んだ時間）

調査者が小学生を対象とした理由：

小学生の交遊関係は同じクラス，同じ学年で
ほぼ完結しているため，関係図を作るのが容易である．

背景・研究動機3

調査者の仮説：

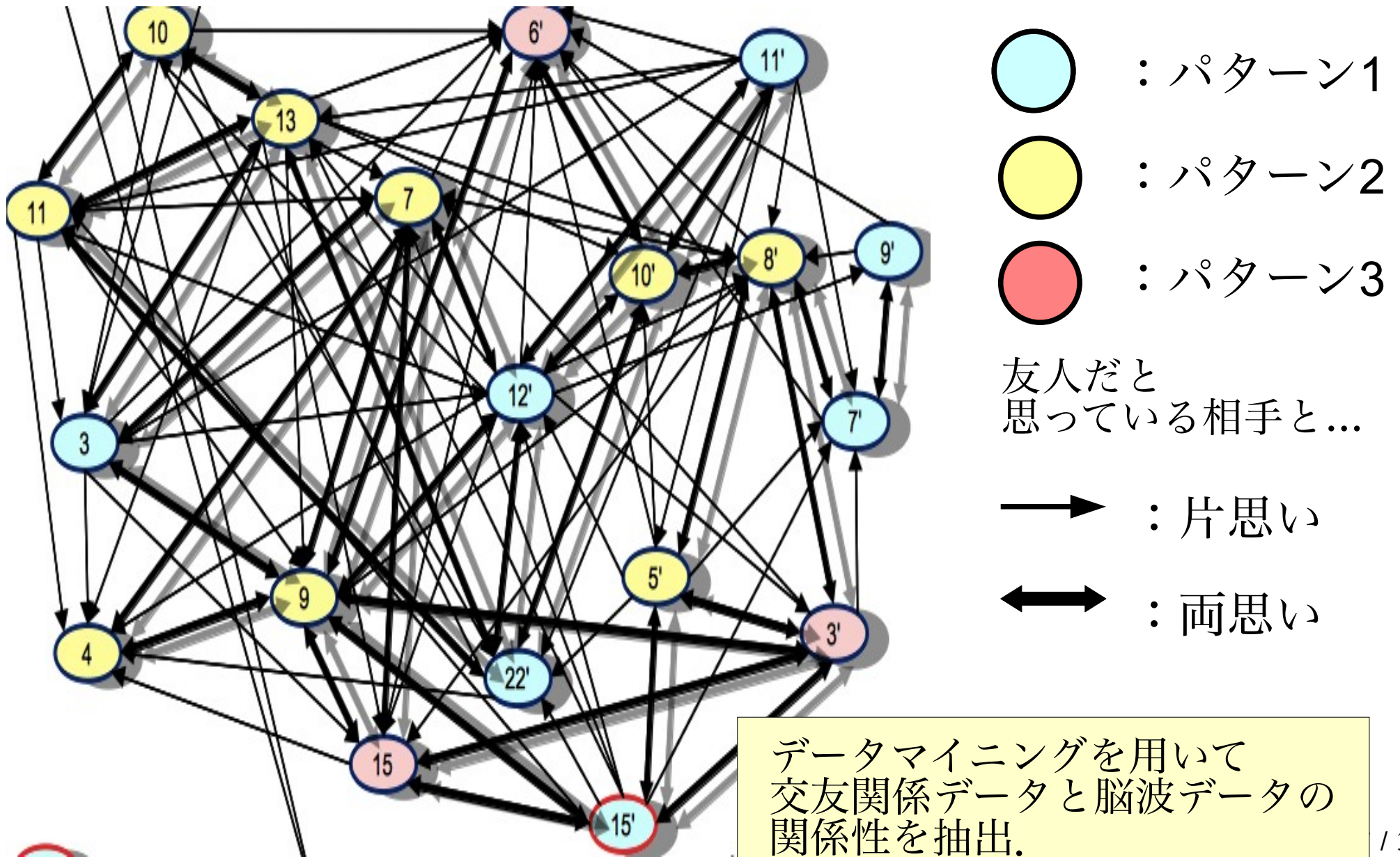
「長時間一緒にゲームをしている友達同士は似た傾向を持つ」

次の見解に基づく．

小学生は比較的テレビゲームで遊ぶ時間が長く、友達と一緒にゲームをして遊ぶ機会も多い．

脳波測定の結果と友達関係を照らし合わせて検討すれば、何らかの知見が得られるのではないか．

背景・研究動機4



データマイニングとは

- knowledge-discovery in databases
(データベースからの知識発見)
KDD とも呼ばれる.
- 多量のデータから有用な知識を発掘する技術の総称.

使用例：顧客管理情報, 売り上げデータ...

手法：頻出パターン抽出, クラス分類,
回帰分析, クラスタリング

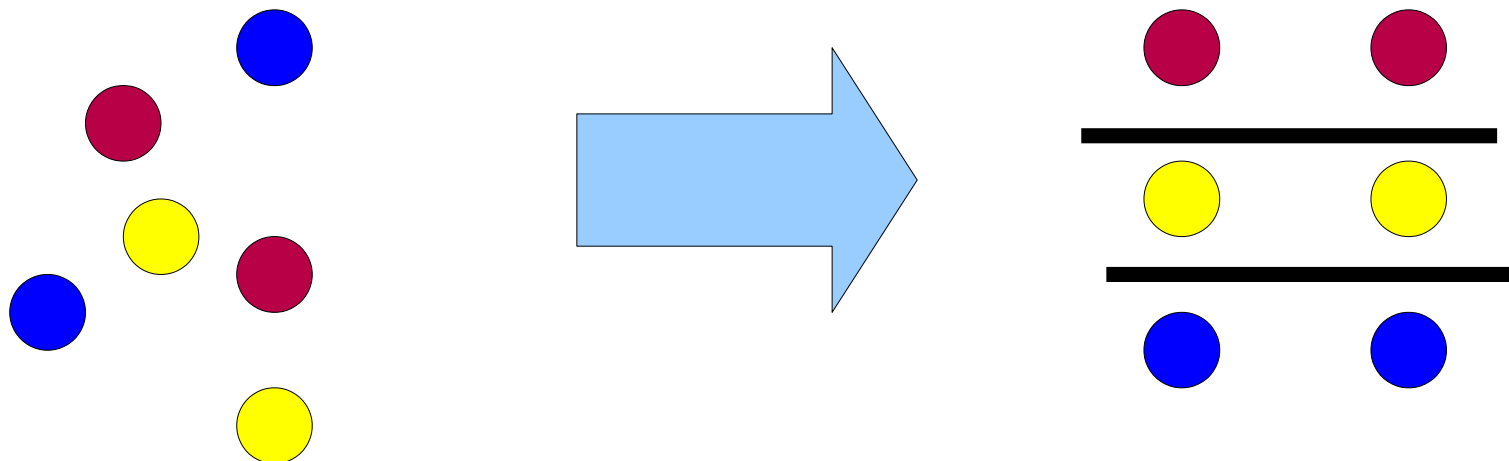
目次

1. 背景・研究動機
2. クラスタリング
3. マイニング
4. マイニング結果
5. 考察

クラスタリング1

データの集合をクラスタと呼ぶグループに分ける.

2つのデータが,
同一のクラスタに属していれば互いに似ている.
異なるクラスタに属していれば互いに似ていない.



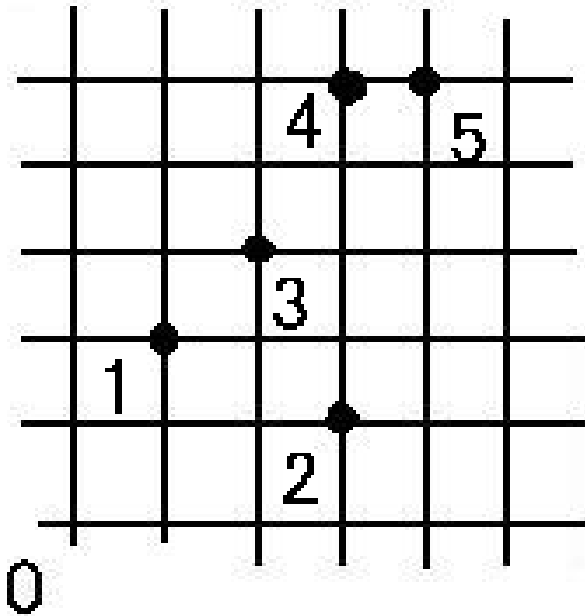
クラスタリング2

- 最遠点法
- 最短距離法
- k-medoids法

※k個のクラスタに分類する.
ここでは, $k=2$ のアルゴリズムを紹介する.

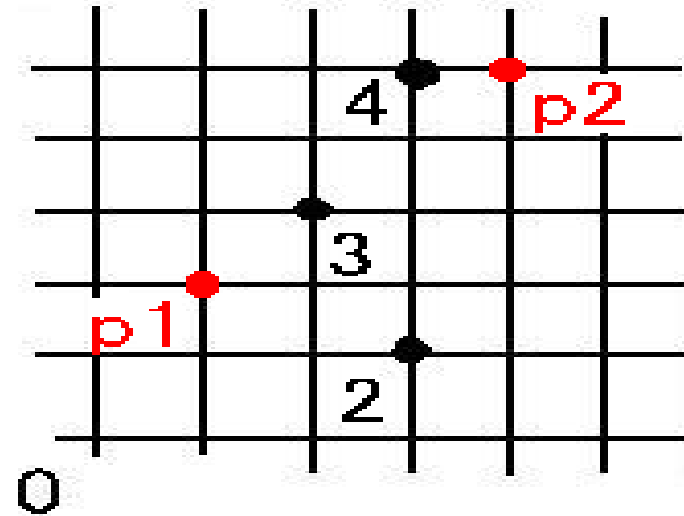
最遠点法1

1. 任意の1点 p_1 を
Sからとり,
 $P = \{ p_1 \}$ とする.



S : 上記5点からなる集合

2. Sのうちで,
Pからの距離が
もっとも遠い点を計算し,
Pに加える.



初期 $P = \{ 1 \}$
 $P = \{ 1, 5 \}$

$p_1 = 1$, $p_2 = 5$ とする.

最遠点法2

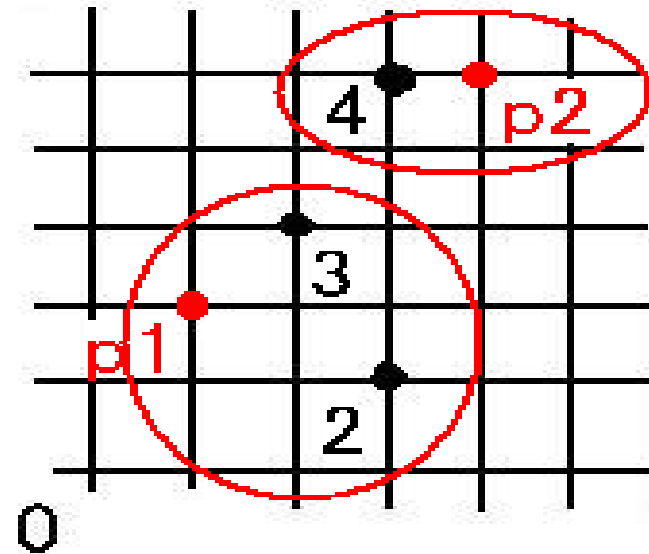
3. Pのサイズが k 未満なら 2 に戻る. (k=2)

$$P = \{ 1, 5 \}$$

4. Pの点に対応した k 個のクラスタを作る.
このとき S の各点は最も近い P の点に
対応したクラスタに分類される.

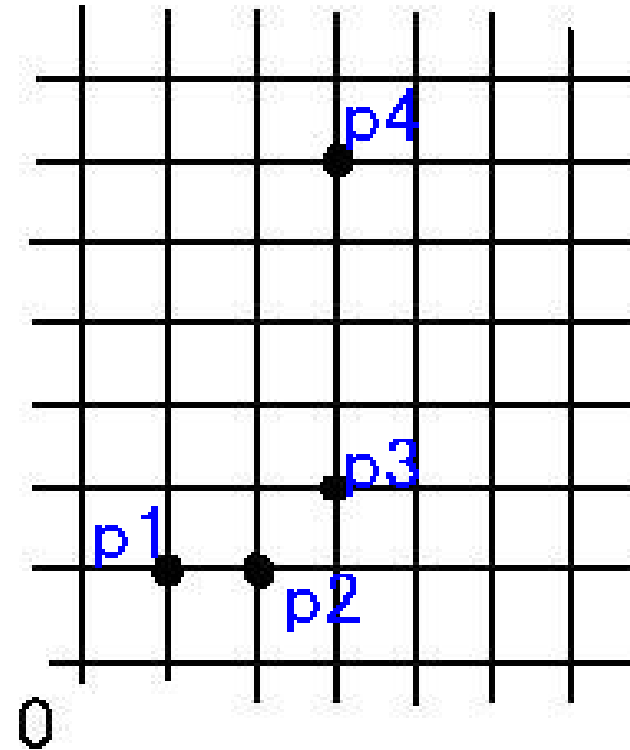
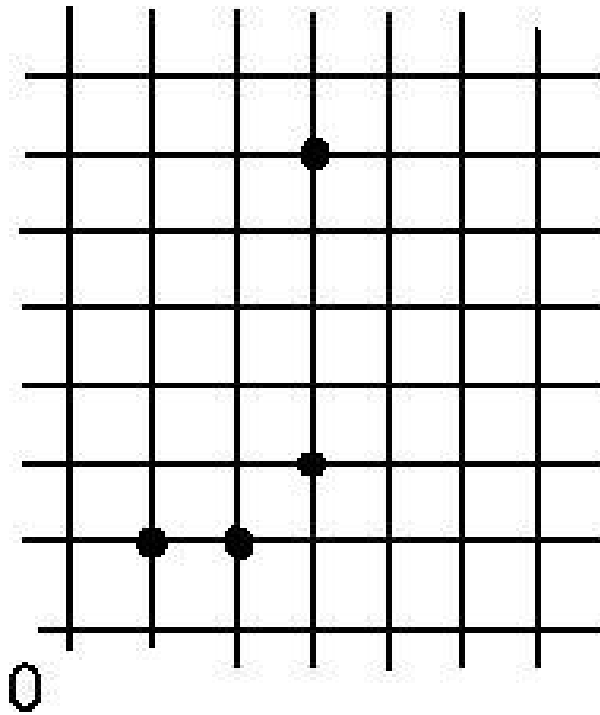
$$\begin{aligned} d(p1, 2) &= \sqrt{(1-3)^2 + (2-1)^2} = \sqrt{(-2)^2 + 1^2} = \sqrt{5} \\ d(p2, 2) &= \sqrt{(4-3)^2 + (6-1)^2} = \sqrt{1^2 + 5^2} = \sqrt{26} \end{aligned}$$

よって, $\{ 1, 2, 3 \}, \{ 4, 5 \}$



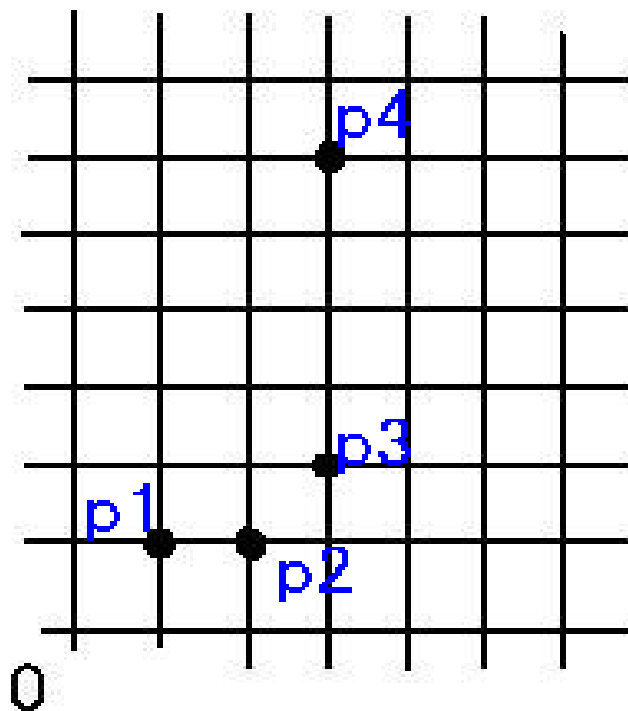
最短距離法1

入力：各データを単一要素のクラスタとし、
クラスタ集合 $P = \{ p_1, \dots, p_n \}$ とする。



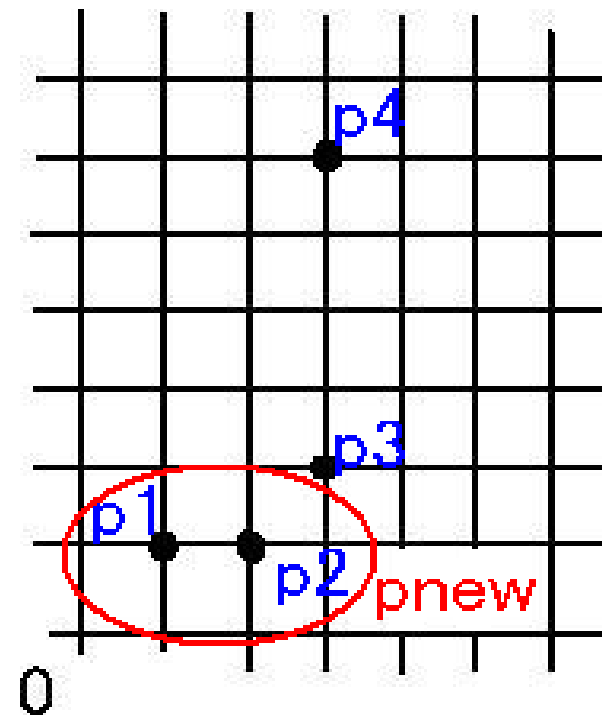
最短距離法2

1. P の各クラスタ間の距離を求め、最も距離の短いクラスタのペア p_i, p_j を選択.



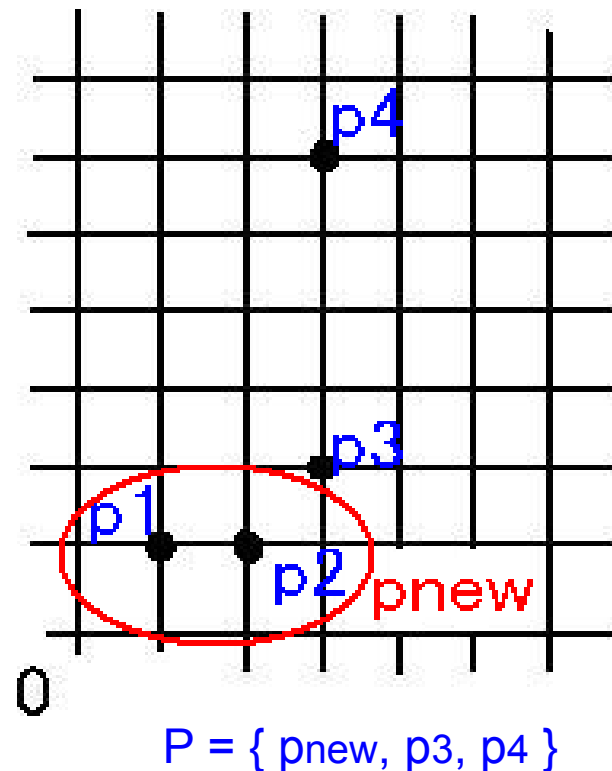
$P = \{ p_1, p_2, p_3, p_4 \}$
 $p_1 = p_i, p_2 = p_j$

2. p_i と p_j を併合し、クラスタ p_{new} を作成.

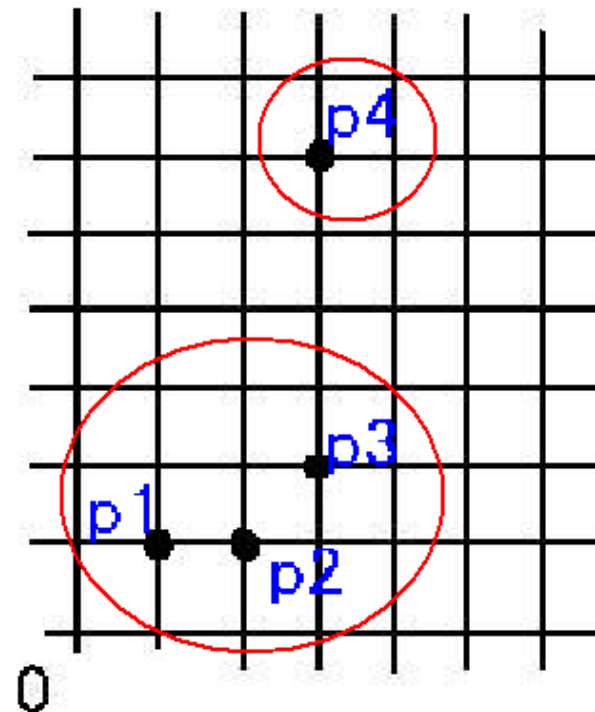


最短距離法3

3. Pに p_{new} を追加し,
 p_i , p_j を削除.



4. クラスタ数が
設定した数に
なっていないならば,
1に戻る.



k-medoids法1

入力：各データを単一要素のクラスタとし，
クラスタ集合 $D = \{ d_1, \dots, d_n \}$ とする．

例：クラスタ集合 $D = \{ 1, 2, 4, 7, 8, 10 \}$ とする．

※各データ間の距離は各データの差．

1. D の各要素に対してクラスタ $P_1, \dots, P_k$ をランダムに選び，各々そのクラスタの要素とする．

$$P_1 = \{ 1, 4, 7 \} \quad , \quad P_2 = \{ 2, 8, 10 \}$$

k-medoids法2

2. 各クラスタ P_i の medoid を m_i とする.

※ medoid はクラスタ内の他の点への距離の合計が最小となる点.

$$P_1 = \{ 1, 4, 7 \} \quad , \quad P_2 = \{ 2, 8, 10 \}$$
$$\text{medoid } m_1 = 4 \quad , \quad \text{medoid } m_2 = 8$$

3. $D = \{ d_1, \dots, d_n \}$ の各データ d_i に対して,
 d_i から medoid への距離が最小となるクラスタを選び,
 d_i をそのクラスタの要素とする.

$$P_1 = \{ 1, 2, 4 \} , P_2 = \{ 7, 8, 10 \}$$

4. 属するクラスタが変わった要素が
 $D = \{ d_1, \dots, d_n \}$ に存在すれば2に戻る.

k-medoids法3

2. 各クラスタ P_i の medoid を m_i とする.

※ medoid はクラスタ内の他の点への距離の合計が最小となる点.

$$P_1 = \{ 1, 2, 4 \} \quad , \quad P_2 = \{ 7, 8, 10 \}$$
$$\text{medoid } m_1 = 2 \quad , \quad \text{medoid } m_2 = 8$$

3. $D = \{ d_1, \dots, d_n \}$ の各データ d_i に対して,
 d_i から medoid への距離が最小となるクラスタを選び,
 d_i をそのクラスタへの要素とする.

$$P_1 = \{ 1, 2, 4 \} , P_2 = \{ 7, 8, 10 \}$$

4. 属するクラスタが変わった要素が
 $D = \{ d_1, \dots, d_n \}$ に存在すれば2に戻る.

終了

目次

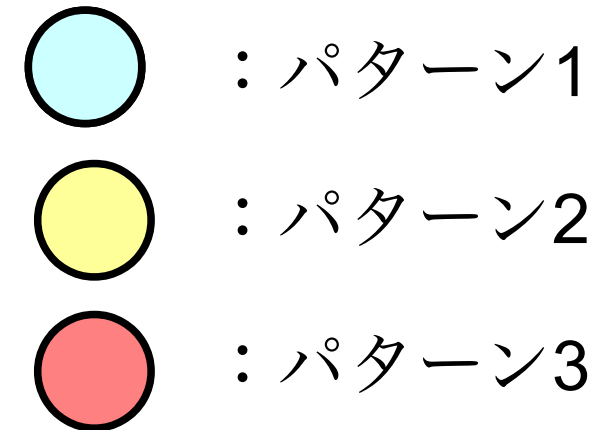
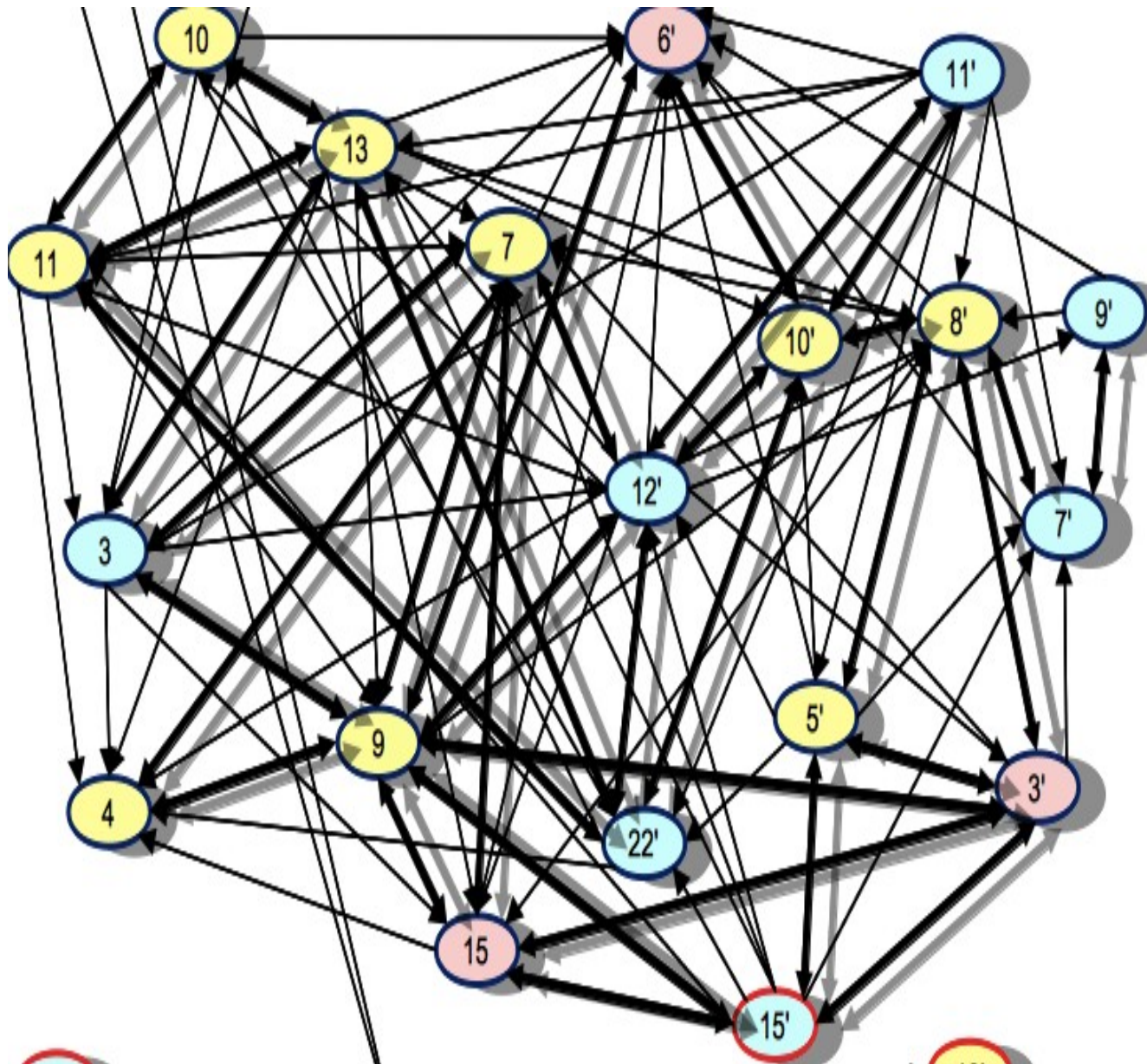
1. 背景・研究動機
2. クラスタリング
3. マイニング
4. マイニング結果
5. 考察

マイニング

実験内容

1. 各個人の3つのプレイ時間を用いて、最短距離法、k-meroids法、最遠点法でそれぞれ $k=3, 5, 10$ のクラスタに分ける.
 - 携帯型ゲーム機時間（平均的な1日のプレイ時間）
 - 据え置き型ゲーム機時間（平均的な1日のプレイ時間）
 - 最高時間（1日あたり最も長い時間ゲーム機で遊んだ時間）
2. 各クラスタに現れる、脳波パターンの頻度を計算.
3. ゲームプレイ時間と脳波パターンの関連性を上記1と2から考察.

マイニング



友人だと
思っている相手と...

→ : 片思い

↔ : 両思い

目次

1. 背景・研究動機
2. クラスタリング
3. マイニング
4. マイニング結果
5. 考察

マイニング結果

設定した
クラスタ数

k=3

P1

P2

P3

	c1	c2	c3
数	2	3	80
P1	0	0	39 (31)
P2	100 (2)	33 (1)	48 (38)
P3	0	67 (2)	13 (11)

c1, c2, ..., cn



長い 短い

(プレイ時間)

赤字：%
(黒字：人)

※調査プロジェクトチームによる判定

マイニング結果 ～最遠点法1～

k=3

	c1	c2	c3
数	2	3	80
P1	0	0	39 (31)
P2	100 (2)	33 (1)	48 (38)
P3	0	67 (2)	13 (11)

k=5

	c1	c2	c3	c4	c5
数	2	3	17	5	58
P1	0	0	29 (5)	60 (3)	40 (23)
P2	100 (2)	33 (1)	47 (8)	40 (2)	48 (28)
P3	0	67 (2)	24 (4)	0	12 (7)

マイニング結果 ～最遠点法2～

k=10

	c1	c2	c3	c4	c5	c6	c7	c8	c9	c10
数	2	2	14	5	3	4	7	1	29	18
P1	0	0	21 (3)	60 (3)	67 (2)	75 (3)	57 (4)	0	31 (9)	39 (7)
P2	100 (2)	50 (1)	50 (7)	40 (2)	33 (1)	25 (1)	29 (2)	0	55 (16)	50 (9)
P3	0	50 (1)	29 (4)	0	0	0	14 (1)	100 (1)	14 (4)	11 (2)

マイニング結果 ～最短距離法1～

k=3

	c1	c2	c3
数	1	7	77
P1	0	29 (2)	37 (29)
P2	100 (1)	42 (3)	48 (37)
P3	0	29 (2)	14 (11)

k=5

	c1	c2	c3	c4	c5
数	1	1	5	1	77
P1	0	0	40 (2)	0	37 (29)
P2	100 (1)	100 (1)	20 (1)	100 (1)	48 (37)
P3	0	0	40 (2)	0	14 (11)

マイニング結果 ～最短距離法2～

k=10

	c1	c2	c3	c4	c5	c6	c7	c8	c9	c10
数	1	1	1	3	1	1	2	25	3	47
P1	100 (1)	0	100 (1)	0	0	0	50 (1)	44 (11)	33 (1)	34 (16)
P2	0	100 (1)	0	67 (2)	100 (1)	100 (1)	50 (1)	44 (11)	0	51 (24)
P3	0	0	0	33 (1)	0	0	0	12 (3)	67 (2)	14 (7)

マイニング結果 ～k-medoids法1～

k=3

	c1	c2	c3
数	21	30	34
P1	33 (7)	37 (11)	38 (13)
P2	48 (10)	43 (13)	53 (18)
P3	19 (4)	20 (6)	9 (3)

k=5

	c1	c2	c3	c4	c5
数	19	18	11	5	32
P1	26 (5)	33 (6)	36 (4)	60 (3)	41 (13)
P2	53 (10)	50 (9)	36 (4)	40 (2)	50 (16)
P3	21 (4)	17 (3)	28 (3)	0	9 (3)

マイニング結果 ～k-medoids法2～

k=10

	c1	c2	c3	c4	c5	c6	c7	c8	c9	c10
数	5	11	11	10	6	2	8	5	13	14
P1	40 (2)	9 (1)	27 (3)	40 (4)	33 (2)	50 (1)	75 (6)	40 (2)	23 (3)	50 (7)
P2	60 (3)	64 (7)	55 (6)	30 (3)	33 (2)	50 (1)	25 (2)	60 (3)	62 (8)	43 (6)
P3	0	27 (3)	18 (2)	30 (3)	33 (2)	0	0	0	15 (2)	7 (1)

目次

1. 背景・研究動機
2. クラスタリング
3. マイニング
4. マイニング結果
5. 考察

考察

仮説：

「長時間一緒にゲームをしている友達同士は似た傾向を持つ」

➡ 3つの手法でプレイ時間の長さによるクラスタリングを行った結果から、プレイ時間と脳波パターンの関連性は認められなかった。

ご清聴ありがとうございました。

脳波タイプ

※森昭雄 (2002年)による.

ノーマル脳タイプ：

テレビゲームにほとんど接しない人の脳波.

半ゲーム脳タイプ：

小学校低学年から大学生になるまでに、
週に3～4回、1日に3時間以下
テレビゲームに接している人の脳波.

ゲーム脳タイプ：

小学校入学前、もしくは
小学校低学年から大学生になるまでに、
週に3～4回、1日に2～7時間
テレビゲームに接している人の脳波.