

遺伝的アルゴリズムを用いた ファッションコーディネートプランの作成

MI 林 美衣

発表の流れ

1. 研究背景
2. 要素技術
3. 実験内容
4. 実験結果
5. 考察・今後の課題

発表の流れ

1. 研究背景
2. 要素技術
3. 実験内容
4. 実験結果
5. 考察・今後の課題

研究背景

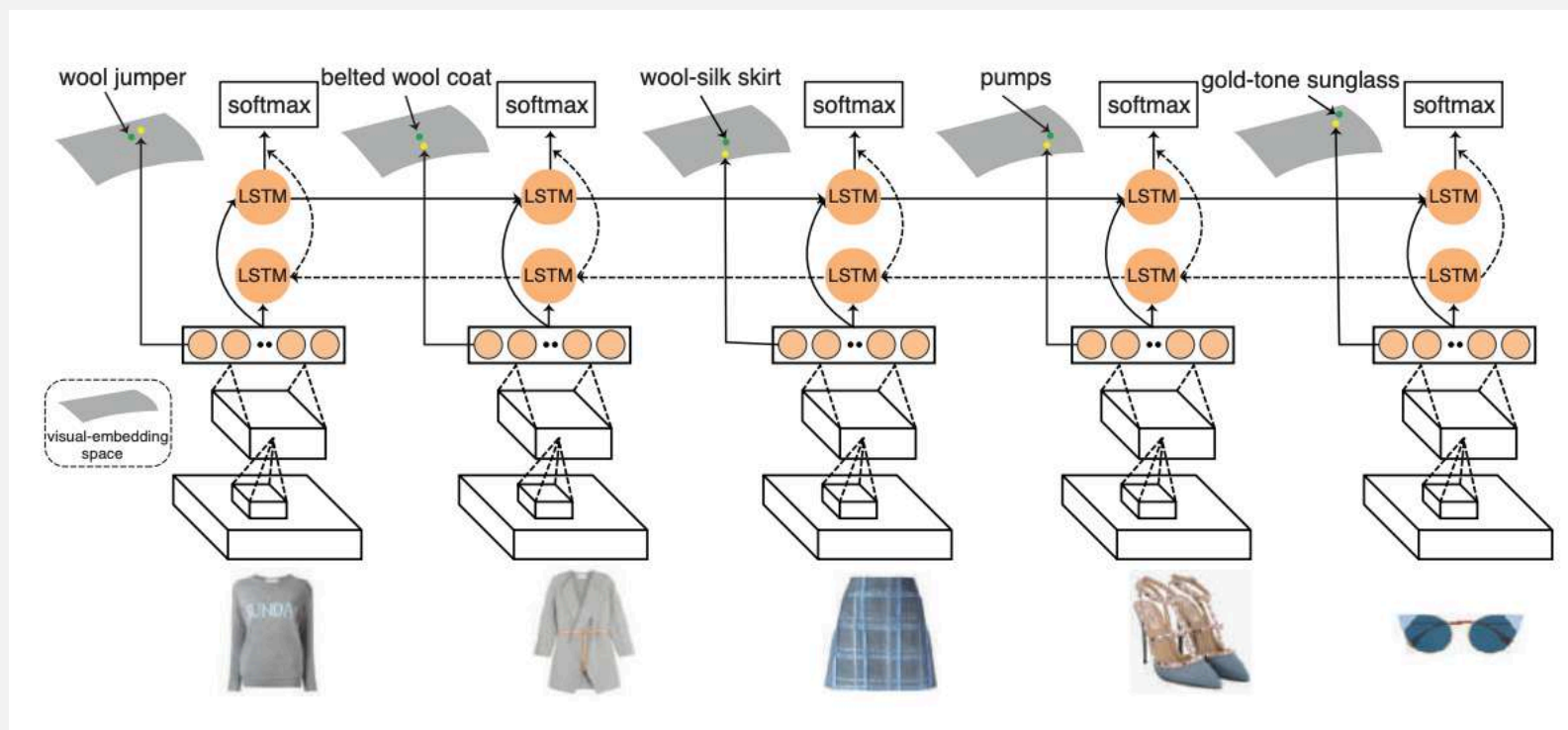
ファッションを対象とした研究



- ・服のレコメンド機能
- ・コーディネートの評価・作成
- ・服のデザイン生成
- ・トレンド予測

etc...

先行研究



データセット

- Polyvore dataset

ユーザが作成したコーディネート
のカラーズをデータに加工

21,889のコーディネートデータ

→ 訓練 17,316 検証 1,497 テスト 3,076



先行研究

- (1) コーディネートの出来栄を採点する.
- (2) コーディネートに欠けているアイテムを選択する.
- (3) 任意のアイテムを使ったコーディネートを生成する.

提案手法

- ファッションアイテムの定量化・評価
→ 深層学習による従来手法を利用
(1. コーディネート出来栄え点)
- ファッションコーディネートプランの評価
→ 遺伝的アルゴリズムにより独自に開発

提案手法

- ファッションアイテムの定量化・評価
→ 深層学習による従来手法を利用
(1. コーディネート出来栄点)
- ファッションコーディネートプランの評価
→ 遺伝的アルゴリズムにより独自に開発

提案手法

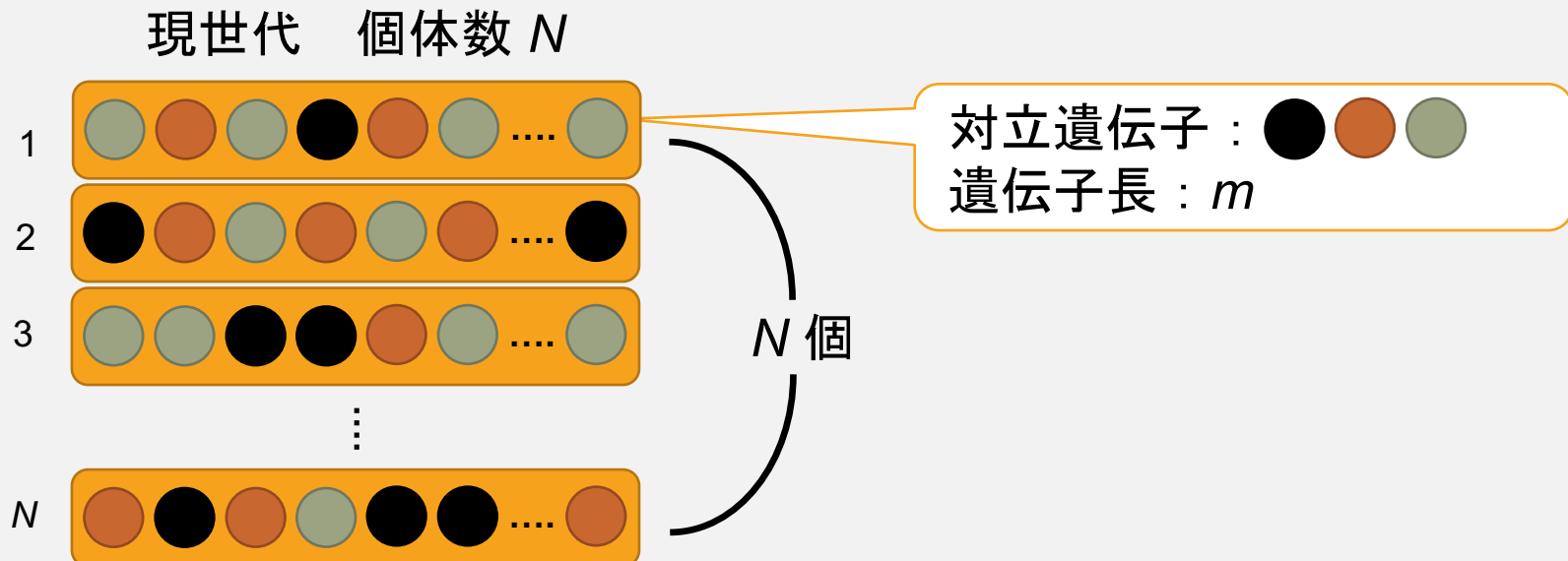
- ファッションアイテムの定量化・評価
→ 深層学習による従来手法を利用
(1. コーディネート出来栄点)
- ファッションコーディネートプランの評価
→ 遺伝的アルゴリズムにより独自に開発

発表の流れ

1. 研究背景
- 2. 要素技術**
3. 実験内容
4. 実験結果
5. 考察・今後の課題

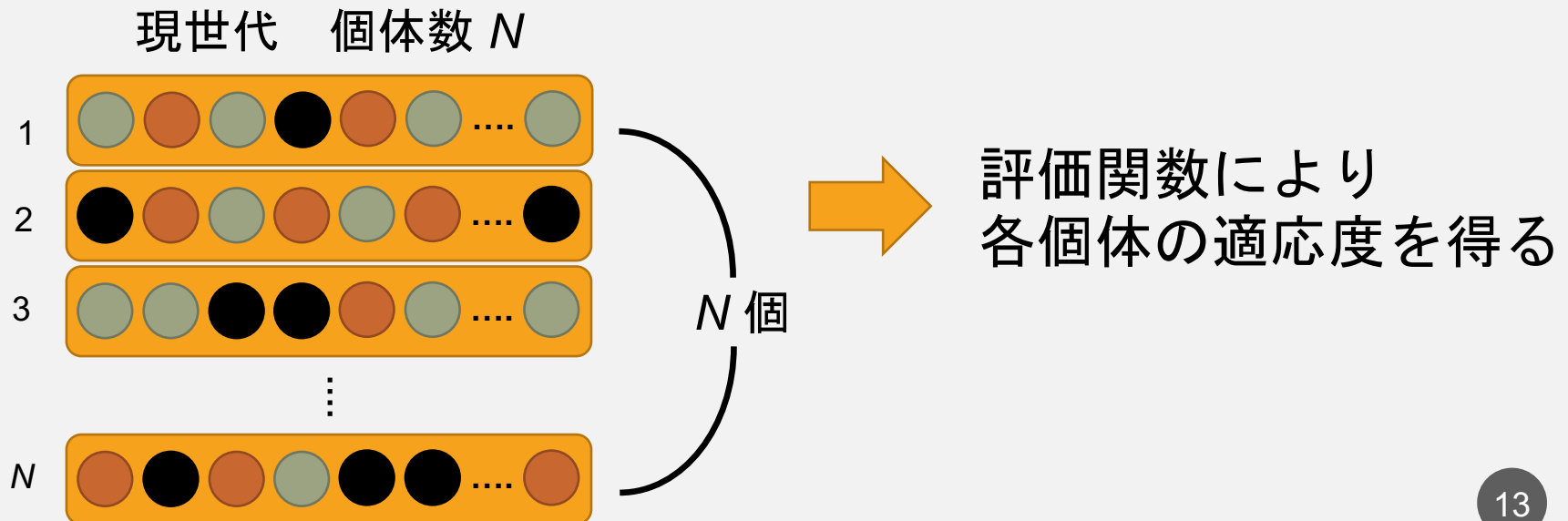
遺伝的アルゴリズム (GENETIC ALGORITHM : GA)

- 生物進化における遺伝と適者生存における自然淘汰の仕組みを模した最適解探索手法



遺伝的アルゴリズム (GENETIC ALGORITHM : GA)

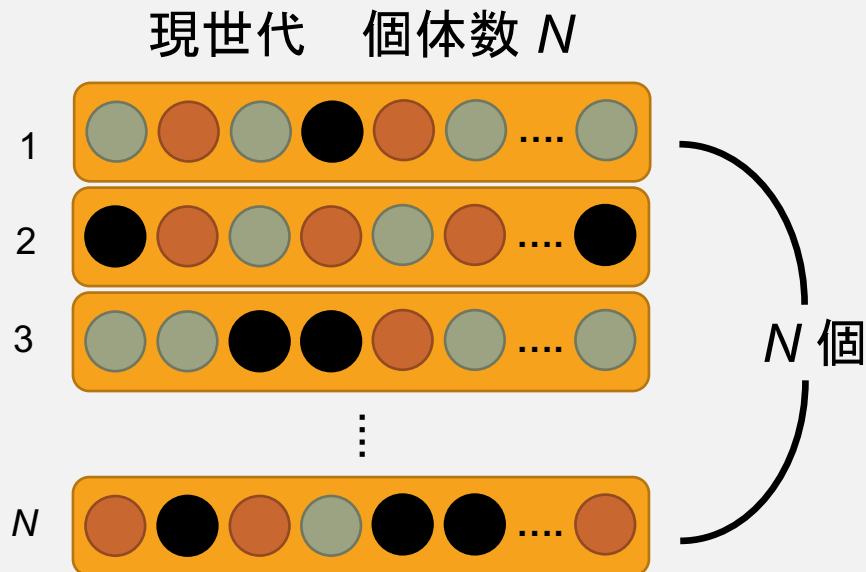
- 生物進化における遺伝と適者生存における自然淘汰の仕組みを模した最適解探索手法



遺伝的アルゴリズム (GENETIC ALGORITHM : GA)

遺伝的操作

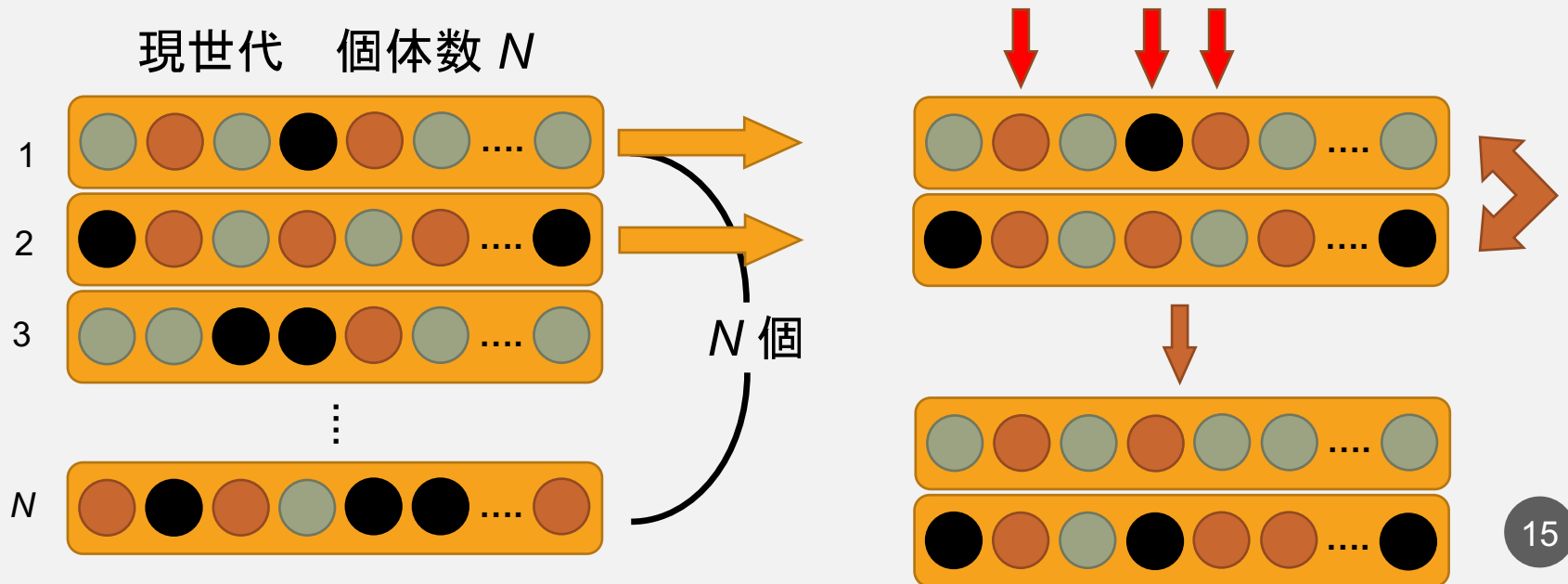
1. 交叉 2. 突然変異 3. 選択



遺伝的アルゴリズム (GENETIC ALGORITHM : GA)

遺伝的操作

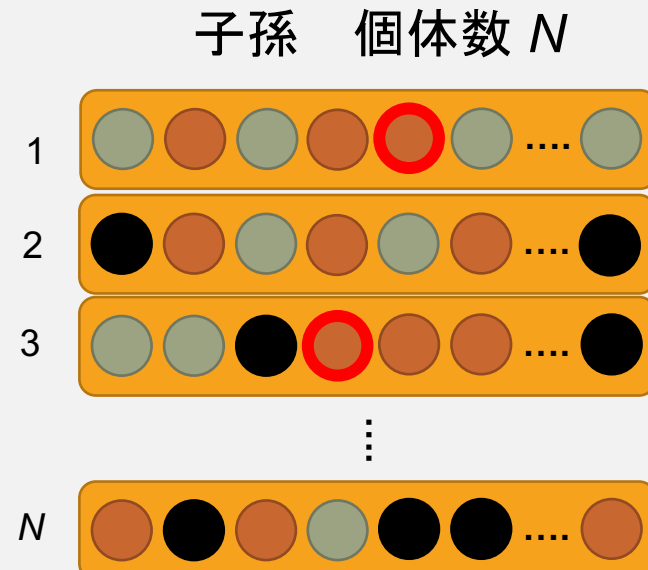
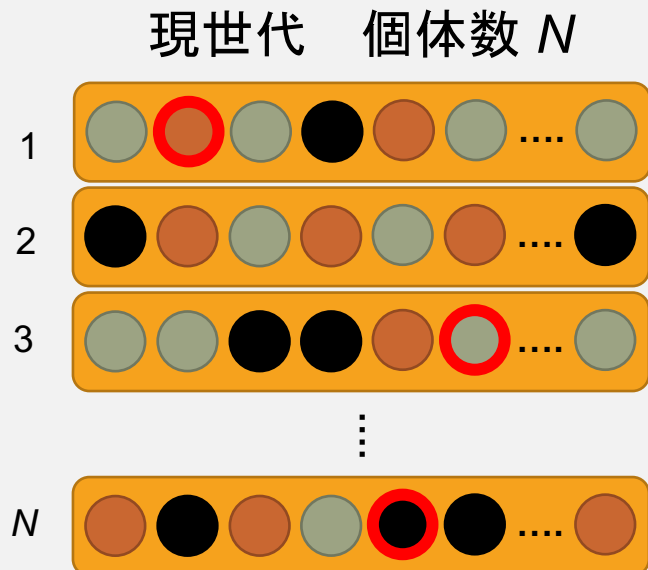
1. 交叉 2. 突然変異 3. 選択



遺伝的アルゴリズム (GENETIC ALGORITHM : GA)

遺伝的操作

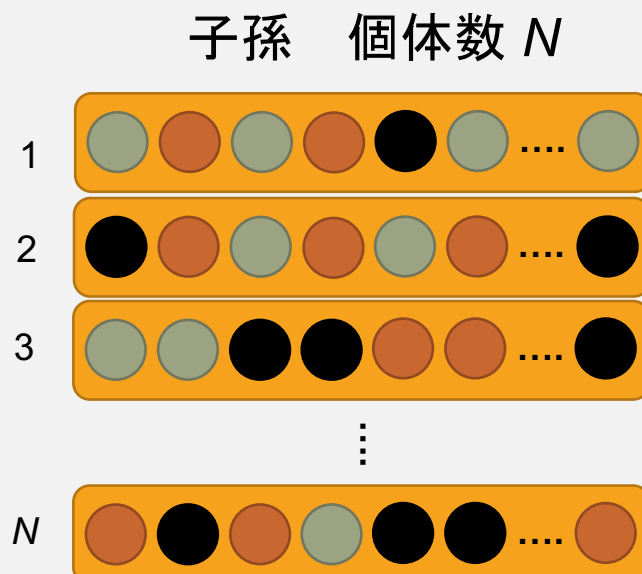
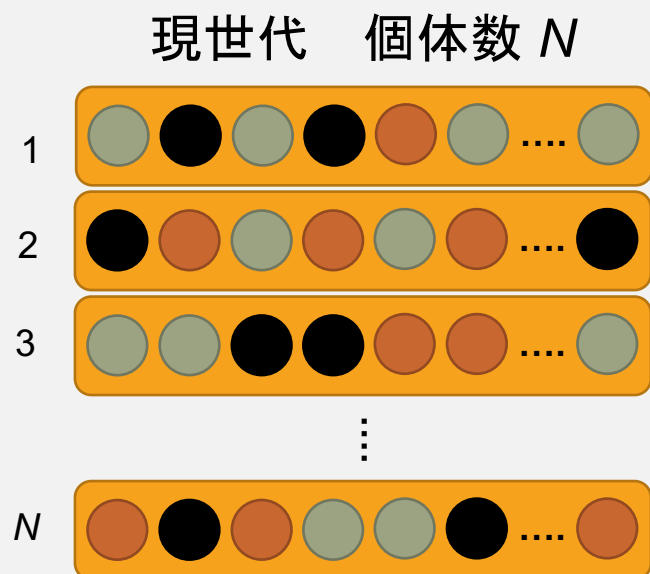
1. 交叉 2. 突然変異 3. 選択



遺伝的アルゴリズム (GENETIC ALGORITHM : GA)

遺伝的操作

1. 交叉 2. 突然変異 3. 選択



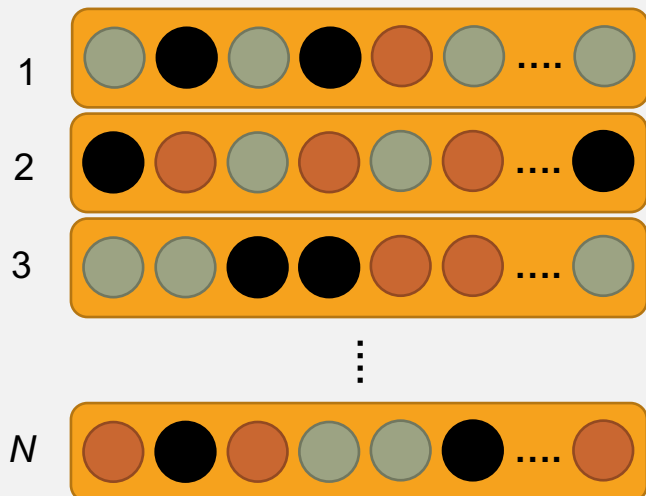
遺伝的アルゴリズム (GENETIC ALGORITHM : GA)

遺伝的操作

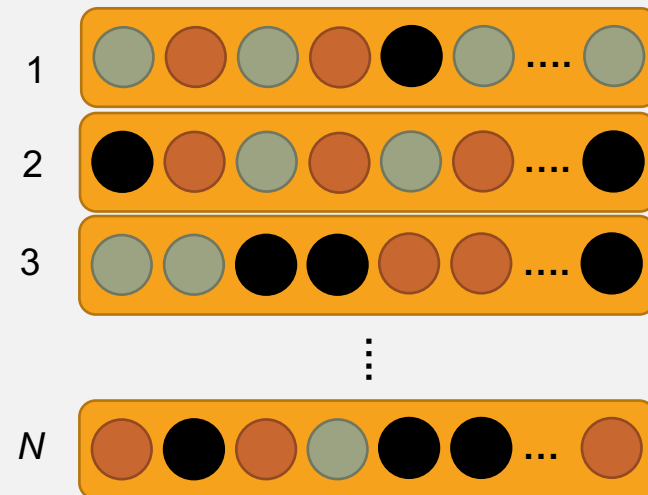
1. 交叉 2. 突然変異 3. 選択

適応度に基づいて個体を増減する操作

現世代 個体数 N



子孫 個体数 N



発表の流れ

1. 研究背景
2. 要素技術
- 3. 実験内容**
4. 実験結果
5. 考察・今後の課題

実験内容

- 私物のアイテムからトップス，ボトムス，シューズを5個ずつ用意



実験内容

- ・ 組み合わせ全通りを先行研究のモデルに入れ
コーディネートが出来栄え点を獲得



先行研究のモデル



出来栄え点

コーディネート
 $5^3 = 125$ 通り

実験内容

- 熱力学遺伝アルゴリズム

(Thermodynamical Genetic Algorithm :TDGA)

シンプルな GA に温度パラメータを追加

熱学力的選択ルールを取り入れ，適応度を維持しながら世代の多様性を維持する GA

実験内容

TDGAの設定

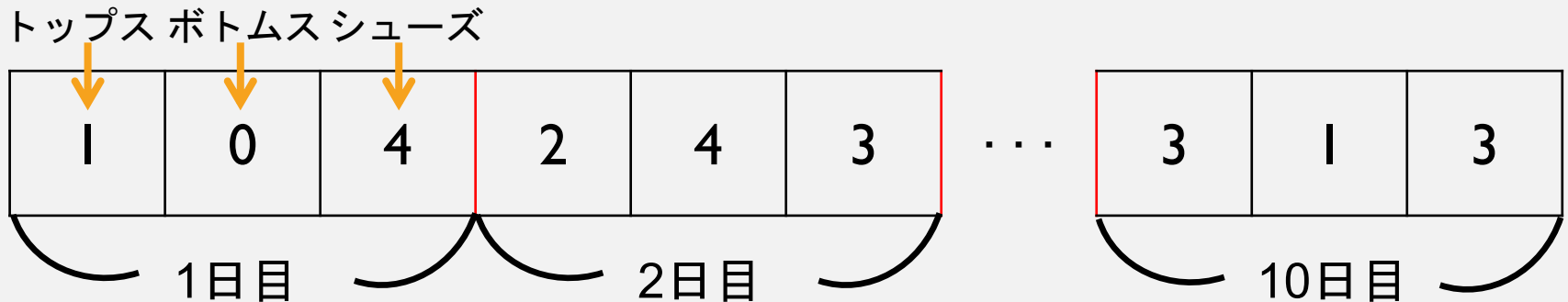
- 交叉：一様交叉 確率 0.5
- 突然変異率：遺伝子座ごとに 0.05
- 個体数 N : 32
- 温度 T : 0.1~10
- 最終世代数 : 400
- 着回し期間 : 10 日間

実験内容

個体の詳細

遺伝子長：3 アイテム×10 日間 = 30

対立遺伝子：各カテゴリのアイテムを示す 0~4 の整数

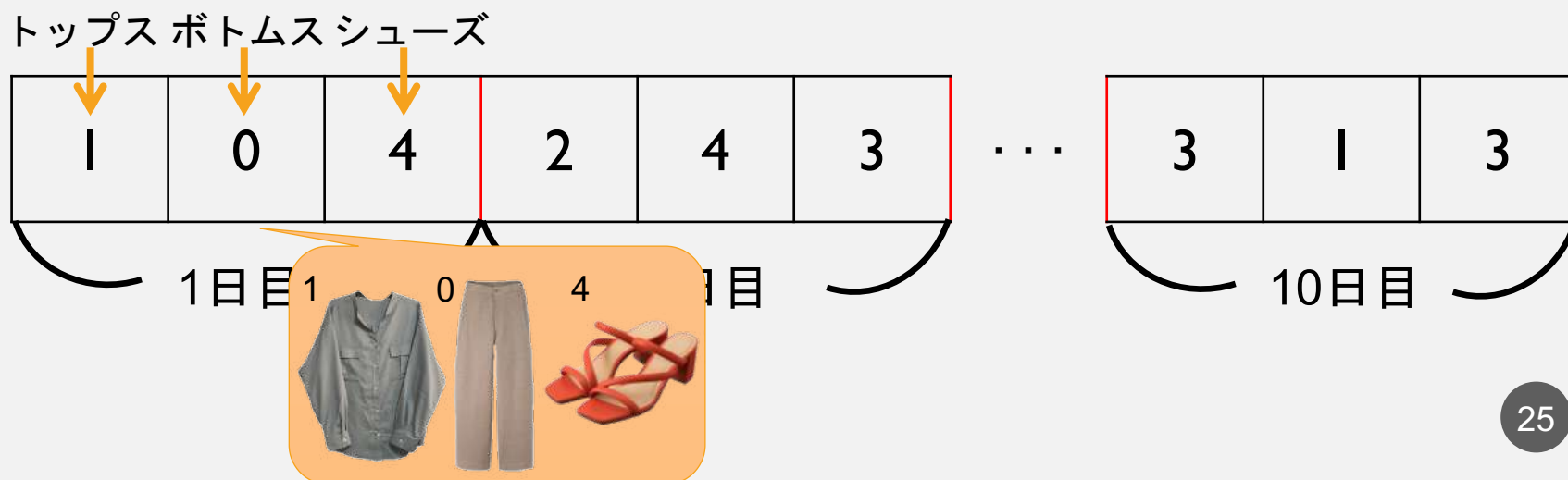


実験内容

個体表現

遺伝子長：3 アイテム×10 日間 = 30

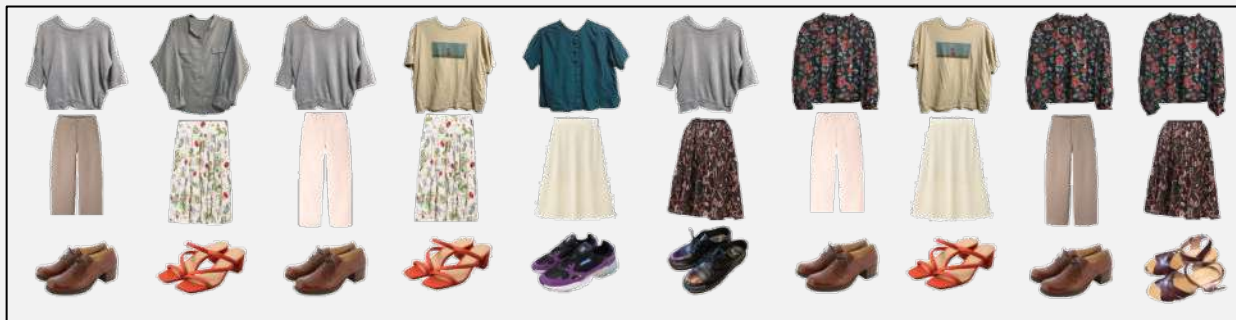
対立遺伝子：各カテゴリのアイテムの 0~4 の番号



実験内容

個体群イメージ

10 日分



32

■
■
■
■
■
■
■
■
■
■

= 320
コーディネート

実験内容

- 適応度として扱う評価値に関して

先行研究のモデルにコーディネートを入れたときのロスにマイナスをかけたものを、そのコーディネートの評価値とする。

実験内容

- コーディネートアイテムの特徴量 $F = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$
- 前向き LSTM

$$E_f(F; \theta_f) = -\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \log P_r(x_{t+1} | x_1, \dots, x_t; \theta_f)$$

$$P_r(x_{t+1} | x_1, \dots, x_t; \theta_f) = \frac{\exp(h_t x_{t+1})}{\sum_{x \in \chi} \exp(h_t x)}$$

- 後向き LSTM

$$E_b(F; \theta_b) = -\frac{1}{N} \sum_{t=N-1}^0 \log P_r(x_t | x_N, \dots, x_{t+1}; \theta_b)$$

$$P_r(x_t | x_N, \dots, x_{t+1}; \theta_b) = \frac{\exp(\tilde{h}_{t+1} x_t)}{\sum_{x \in \chi} \exp(\tilde{h}_{t+1} x)}$$

実験内容

- コーディネートアイテムの特徴量 $F = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$
- 前向き LSTM

$$E_f(F; \theta_f) = -\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \log P_r(x_{t+1} | x_1, \dots, x_t; \theta_f)$$

$$P_r(x_{t+1} | x_1, \dots, x_t; \theta_f) = \frac{\exp(h_t x_{t+1})}{\sum_{x \in \chi} \exp(h_t x)}$$

- 後向き LSTM

$$E_b(F; \theta_b) = -\frac{1}{N} \sum_{t=N-1}^0 \log P_r(x_t | x_N, \dots, x_{t+1}; \theta_b)$$

$$P_r(x_t | x_N, \dots, x_{t+1}; \theta_b) = \frac{\exp(\tilde{h}_{t+1} x_t)}{\sum_{x \in \chi} \exp(\tilde{h}_{t+1} x)}$$

実験内容

- コーディネートアイテムの特徴量 $F = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$
- 前向き LSTM

$$E_f(F; \theta_f) = -\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \log P_r(x_{t+1} | x_1, \dots, x_t; \theta_f)$$

$$P_r(x_{t+1} | x_1, \dots, x_t; \theta_f) = \frac{\exp(h_t x_{t+1})}{\sum_{x \in \chi} \exp(h_t x)}$$

- 後向き LSTM

$$E_b(F; \theta_b) = -\frac{1}{N} \sum_{t=N-1}^0 \log P_r(x_t | x_N, \dots, x_{t+1}; \theta_b)$$

$$P_r(x_t | x_N, \dots, x_{t+1}; \theta_b) = \frac{\exp(\tilde{h}_{t+1} x_t)}{\sum_{x \in \chi} \exp(\tilde{h}_{t+1} x)}$$

コーディネートの出来栄点 = $-\{E_f(F; \theta_f) + E_b(F; \theta_b)\}$

実験内容

ペナルティ

- ・ 10 日間のうちに同じコーディネートが 2 回以上出現.
- ・ 3 日以内に同じアイテムを使用.
- ・ 10 日間一度も使用されていないアイテムが存在.

該当するごとに -1 のペナルティ

発表の流れ

1. 研究背景
2. 要素技術
3. 実験内容
- 4. 実験結果**
5. 考察・今後の課題

実験結果



実験結果

- $T = 0.1$



- $T = 10$



実験結果

- $T = 0.1$

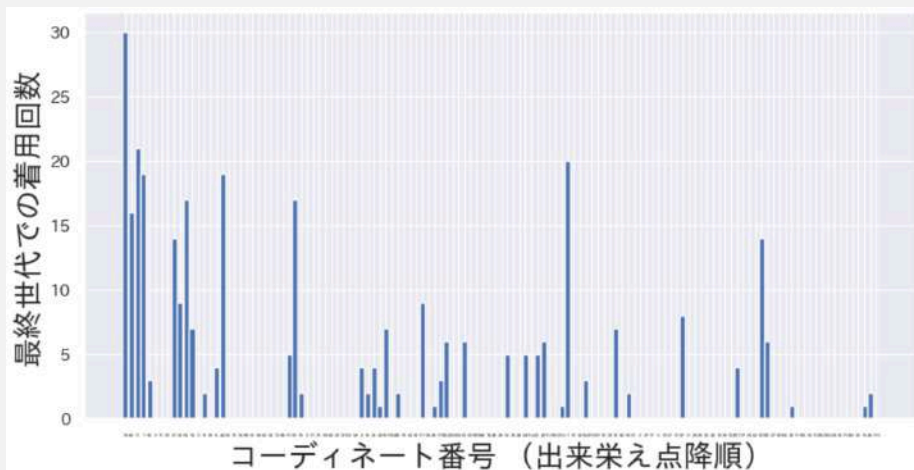


- $T = 10$

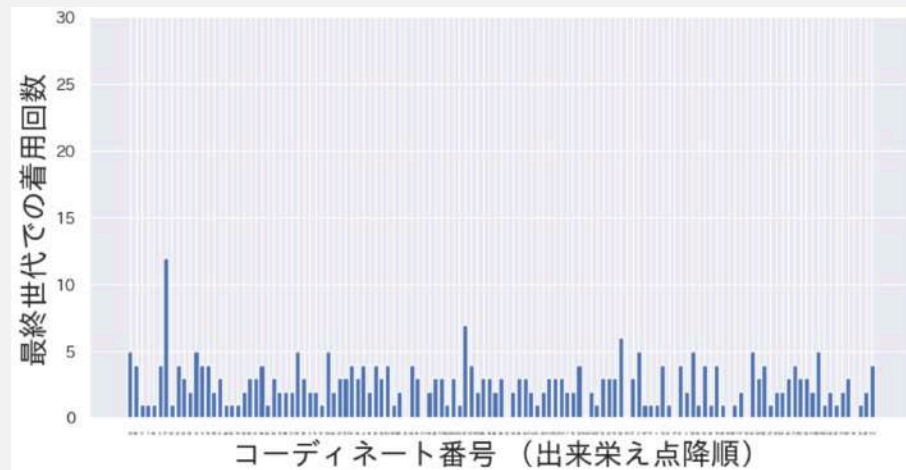


実験結果

$T=0.1$



$T=10$



コーディネート出来栄点
高 → 低

発表の流れ

1. 研究背景
2. 要素技術
3. 実験内容
4. 実験結果
5. 考察・今後の課題

考察・今後の課題

- 温度が低い方が同世代内の多様性を考慮しないため、コーディネート総合点が高い。
- 手持ちの服は大体系統が似通っているため、不満足なコーディネートが出てくる確率の方が少ない。
→持っていないアイテムを混ぜて、手持ちのアイテムと相性が良く着まわししやすい商品が何かを推薦するツールとしての応用
- 点数を算出するモデルを最新のものにすることが必要がある。

ご清聴ありがとうございました

最新の先行研究

Query outfit:



Outfit complementary item retrieval:

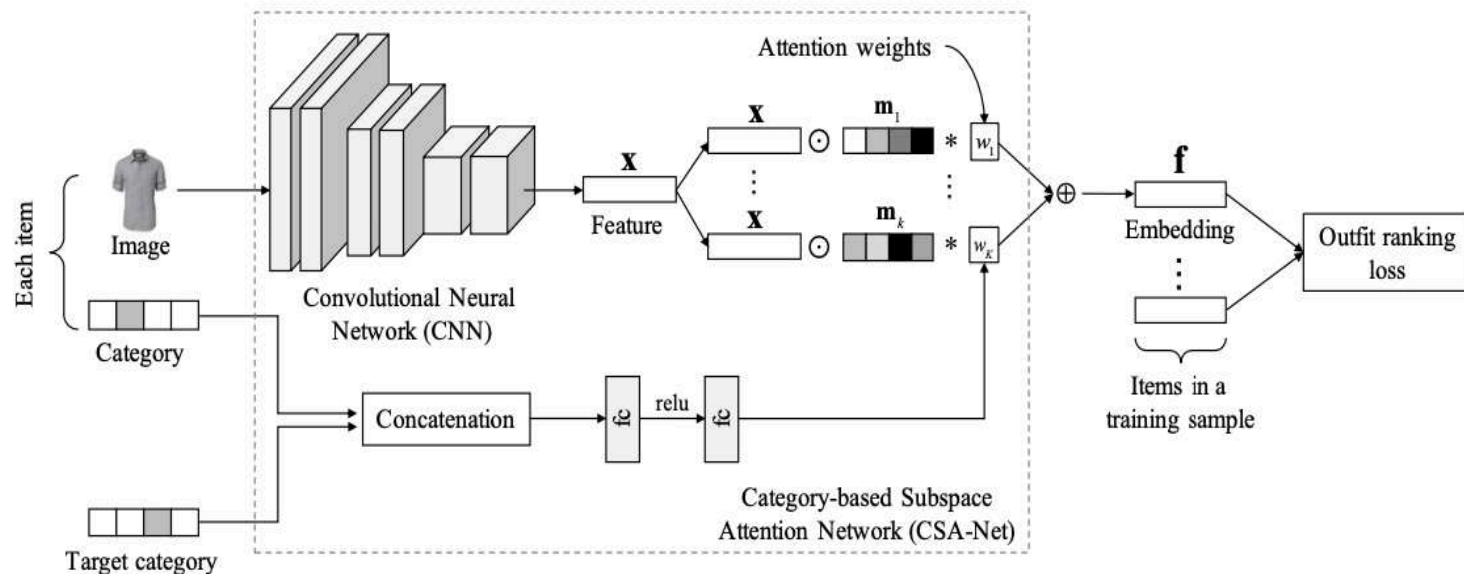


Figure 2. Overview of our framework. Our framework takes a source image, its category vector and a target category vector as inputs. The image is passed through a CNN to extract a visual feature vector, which is multiplied by a set of masks to obtain the subspace embeddings. The concatenation of two category vectors is used to predict the subspace attention weights, which select the proper subspace embeddings for the final embedding computation. Our network is trained by a ranking loss, which operates on the entire outfit.

最新の先行研究

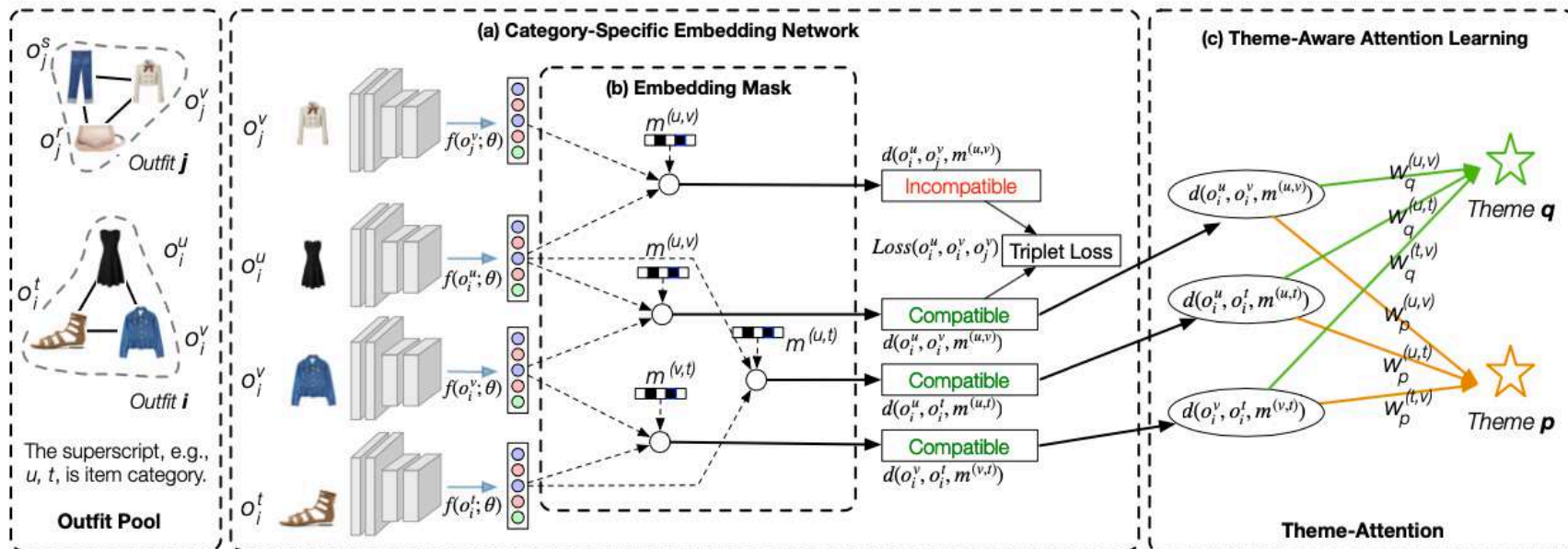
Theme-ignored Compatibility





















Business?



Theme-aware Compatibility



	Outfits		Compatibility Scores
(a)			 Travel: 0.34 Sports: 0.02 Business: 0.86
(b)			 Travel: 0.81 Sports: 0.83 Business: 0.02
(c)			 Travel: 0.82 Sports: 0.02 Business: 0.78
(d)			 Travel: 0.23 Sports: 0.02 Business: 0.27
(e)			 Travel: 0.27 Sports: 0.18 Business: 0.05
(f)			 Travel: 0.13 Sports: 0.02 Business: 0.39

TDGA

個体数 4

	[0,	0,	1,	1,	1],
	[1,	0,	0,	0,	1],
	[1,	1,	1,	1,	1],
	[1,	0,	1,	0,	0]
遺伝子座	1	2	3	4	5

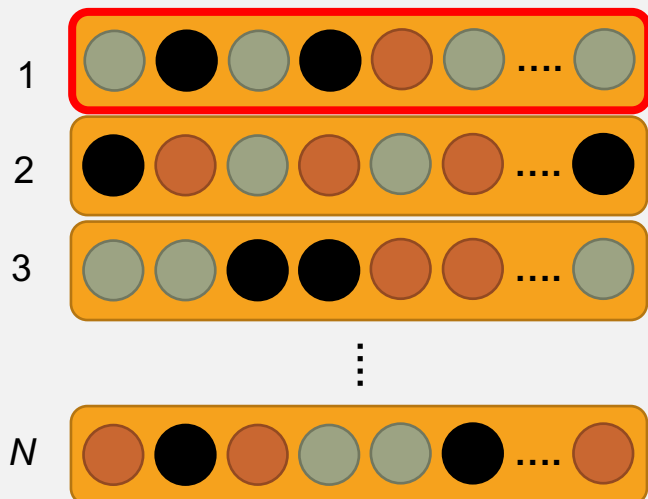
遺伝子座番号 k	エントロピー
1	$-\frac{1}{4}\log\frac{1}{4} - \frac{3}{4}\log\frac{3}{4} = 0.562$
2	$-\frac{3}{4}\log\frac{3}{4} - \frac{1}{4}\log\frac{1}{4} = 0.562$
3	$-\frac{1}{4}\log\frac{1}{4} - \frac{3}{4}\log\frac{3}{4} = 0.562$
4	$-\frac{2}{4}\log\frac{2}{4} - \frac{2}{4}\log\frac{2}{4} = 0.693$
5	$-\frac{1}{4}\log\frac{1}{4} - \frac{3}{4}\log\frac{3}{4} = 0.562$
総和	2.94

この総和を
世代の多様度として扱う

TDGAのアルゴリズム

- 最大の適応度を持つ個体を選んでおく
- (エリート個体)

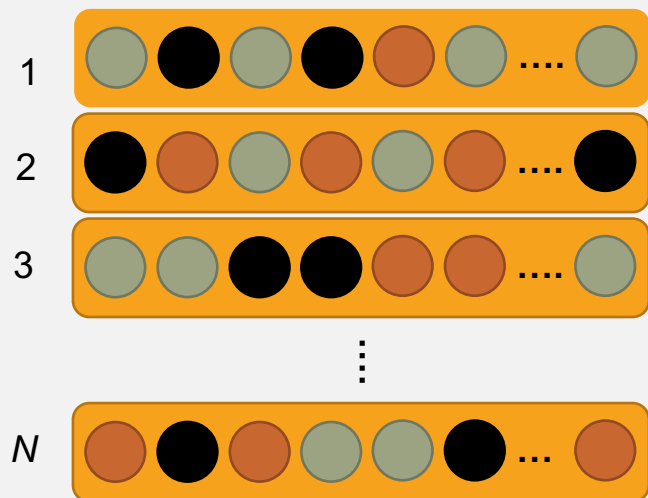
現世代 個体数 N



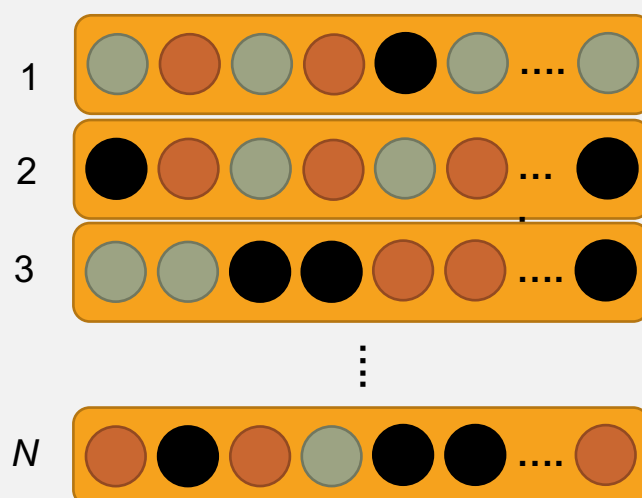
TDGAのアルゴリズム

- 交叉と突然変異を施した後に先ほど保持しておいたエリート個体を加えた $2N+1$ 個体の群を考える

現世代 個体数 N



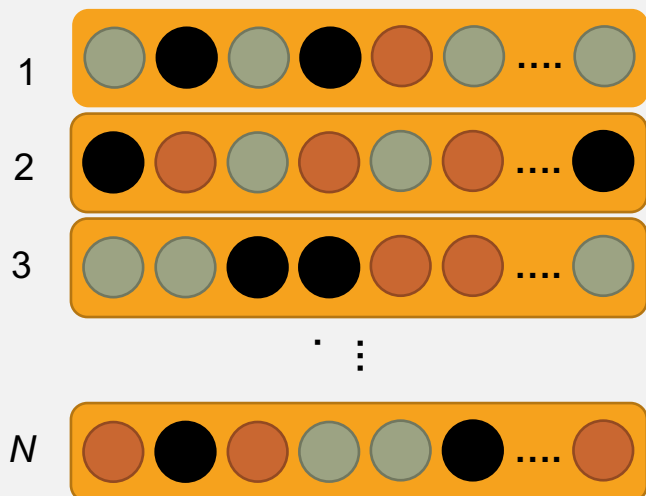
子孫 個体数 N



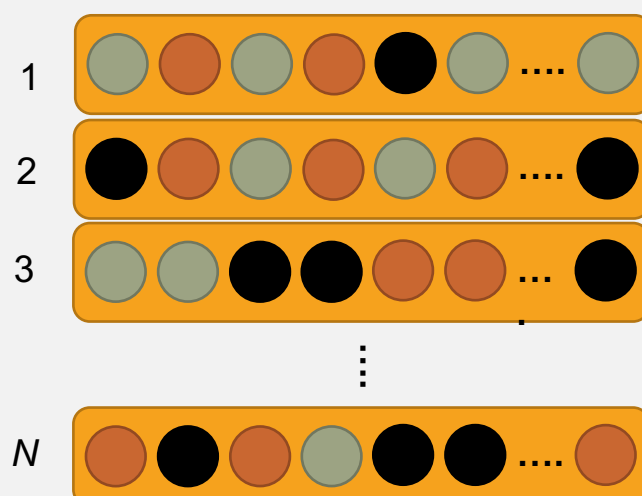
TDGAのアルゴリズム

- この個体群から個体を次世代に移していく
- 次世代の自由エネルギー F が最小になる個体を選んで順次追加していく

現世代 個体数 N



子孫 個体数 N



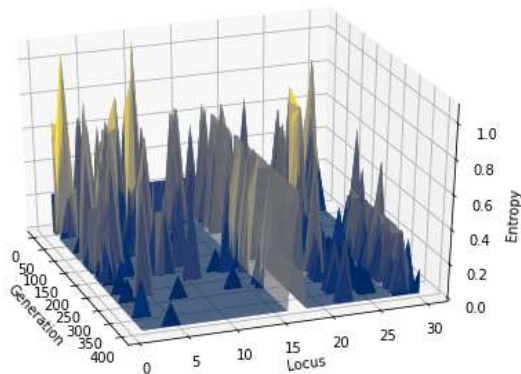
TDGAのアルゴリズム

適応度を
維持する項

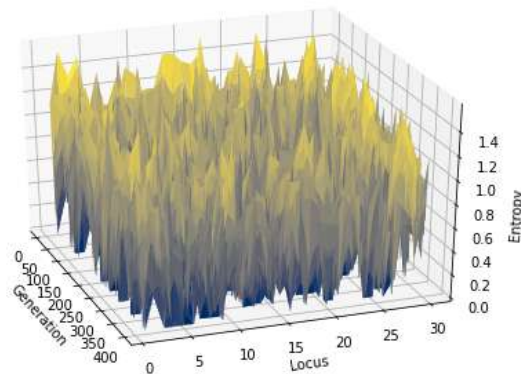
多様性を
維持する項

- $F = \langle E \rangle - T \sum_k H_k^1$
- $= \frac{\sum_{l=1}^{i-1} E_l + E'_h}{i} - T \sum_{k=1}^M H_k^1(i, h)$
- $H_k^1(i, h) = \sum_{j \in \{0,1\}} P_j^k(i, h) \log P_j^k(i, h)$

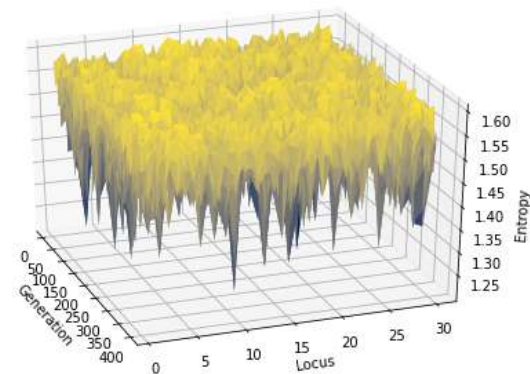
エントロピーの様子



$T=0.1$

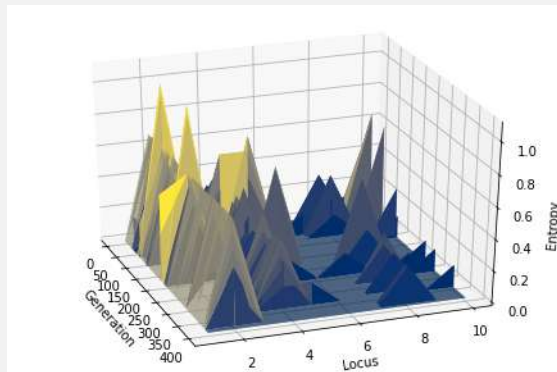


$T=1$

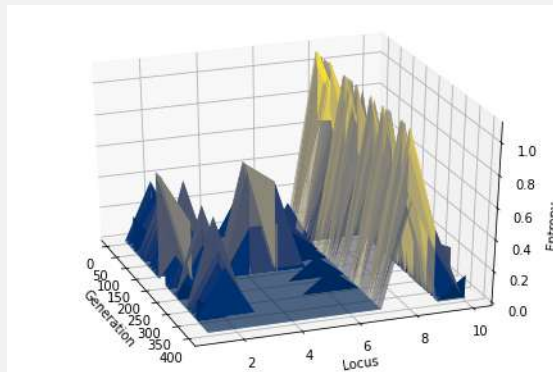


$T=10$

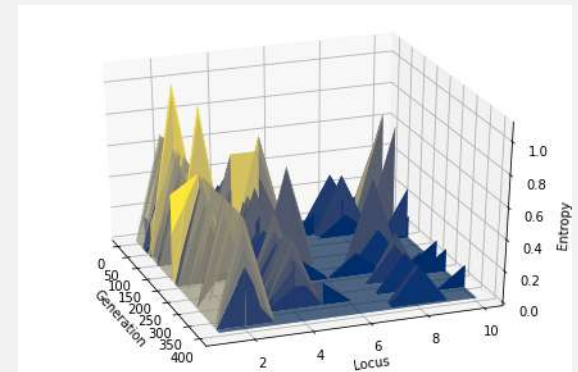
$T=0.1$ のエントロピー カテゴリ別



トップス

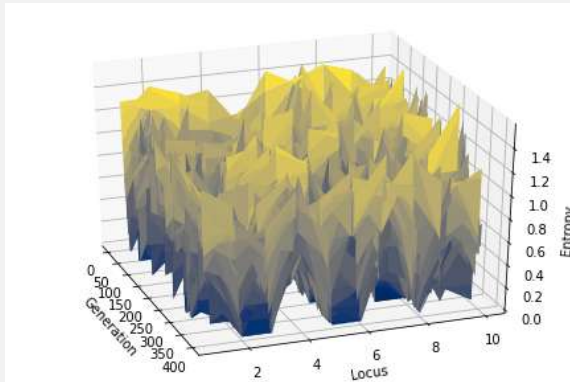


ボトムス

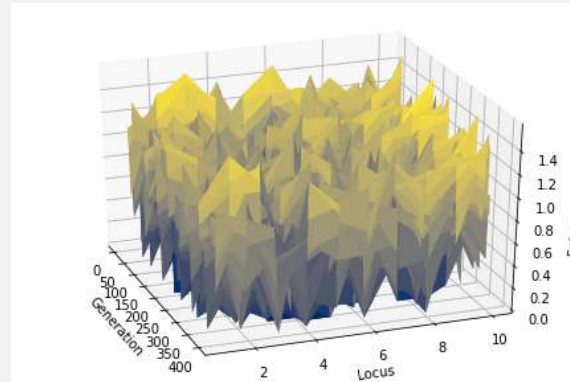


シューズ

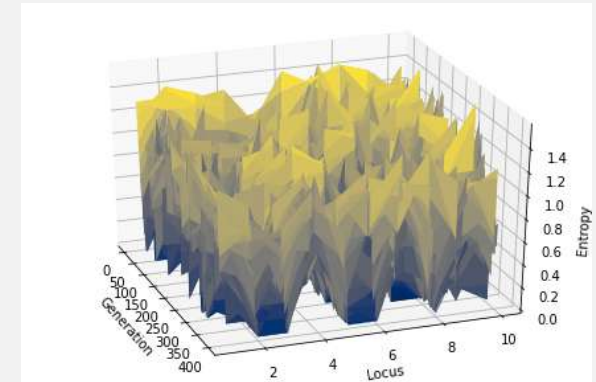
T=1のエントロピー カテゴリ別



トップス

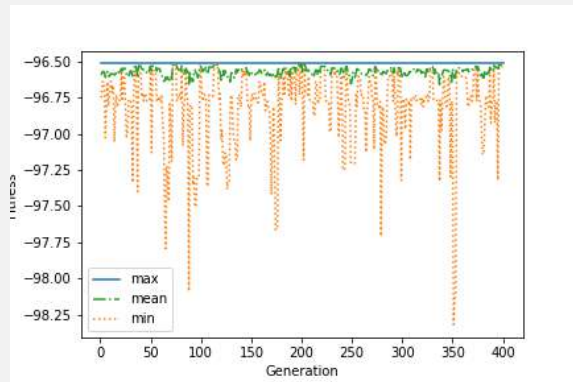


ボトムス

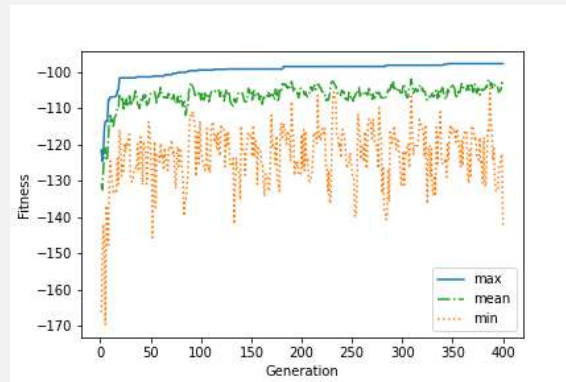


シューズ

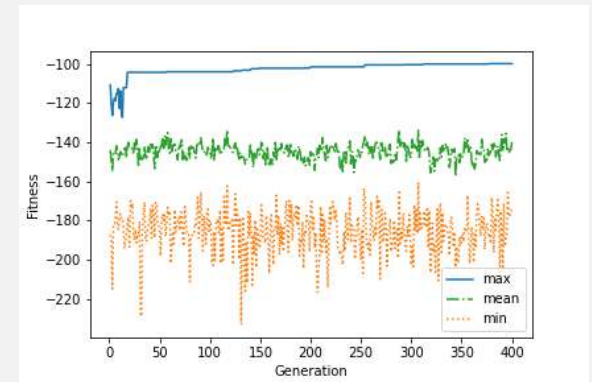
統計



$T=0.1$



$T=1$



$T=10$

自分の持っていない服を 混ぜて実験

