電気学会論文誌 C（電子・情報・システム部門誌）
IEEJ Transactions on Electronics, Information and Systems
Vol.133 No.8 pp.1576–1585　DOI: 10.1541/ieejeiss.133.1576

論　文

多期間献立計画問題に対する食育評価モデルの提案と分布推定アルゴリズムによる最適化

非会員　加島　智子[*a)]　正　員　折登由希子[**]　非会員　山本　久志[***]

A Model of Nutrition Education for Multi-period Menu Planning Optimizations Using Estimation of Distribution Algorithm

Tomoko Kashima[*a)], Non-member, Yukiko Orito[**], Member, Hisashi Yamamoto[***], Non-member

（2012年9月26日受付，2013年2月27日再受付）

The menu planning problem deals with determining the dishes on a menu that satisfy some nutritional constraints, preferences of an individual, cost of food, etc. while optimizing the given objective functions. Many researchers have studied “one-period” menu planning problems with linear programming. However, our focus is on a “multi-period” menu planning problem as a combinatorial optimization problem. In this paper, we propose the model of nutrition education as the objective function for this problem. Our model of nutrition education employs entropy based on the menu diversity and order of appearance for the multi-period menu. We apply an estimation of distribution algorithm (EDA) to optimize this problem and then show that our algorithm has better ability to find good solutions.

キーワード：献立計画問題，組合せ最適化，エントロピー，多様性，出現順序，分布推定アルゴリズム
Keywords: Menu Planning Problem, Combinatorial Optimization, Entropy, Menu Diversity, Order of Appearance, Estimation of Distribution Algorithm

1.　はじめに

献立計画問題は，与えられた制約条件のもとで目的関数を最小あるいは最大にするような献立の組合せを決定する問題であり，従来から様々な要求を持つ個人のための一食の献立の組合せを決定する最適化問題として広く知られてきた。

Lancaster[(1)]は栄養素量を制約とした献立計画のための食材量とコストの最小化問題や満足度の最大化問題，コストや栄養素量を制約とした食材量の最小化問題など代表的な献立計画問題を紹介している。栄養バランスを考慮した献立計画問題を対象とした研究は数多く報告されており，Darmon et al.[(2)]は様々な栄養素量の制約のもとでのエネルギーの最小化問題，SalooKolayi et al.[(3)]は栄養素量を制約とした食材量とコストの最小化問題を扱っている。辻ら[(4)]は料理の相性や料理数を制約とし，6栄要素に対する栄養目標量の許容範囲を複数の分布で表現し，分布に従って得られる[0, 1]に正規化された実数値の最大化問題を扱っている。三野ら[(5)]は様々な栄養素を必要範囲に抑え，野菜摂取量の最大化を目指している。これらの研究は，線形計画問題に帰着される。

一方，近年では，ユーザがインタラクティブに意思決定を反映した結果として献立の組合せを推奨する献立推奨システムの開発を伴う研究も発展してきた。Cadenas et al.[(6)]は，栄養バランスを考慮した献立計画のための栄養素量を制約とした食材量とコストの線形最小化問題に対して，献立推奨システムの開発を行っている。Kashima et al.[(7)]は，様々な栄養素量を制約としたユーザの満足度の最大化問題（整数線形計画問題）に対して，献立推奨システムの開発を行っている。

a) Correspondence to: Tomoko Kashima. E-mail: kashima@hiro.kindai.ac.jp
[*] 近畿大学 工学部
〒739-2116　広島県東広島市高屋うめの辺1
Kinki University
1, Takaya Umenobe, Higashi-Hiroshima, Hiroshima 739-2116, Japan
[**] 広島大学 大学院社会科学研究科 社会経済システム専攻
〒739-8525　広島県東広島市鏡山1-2-1
Hiroshima University
1-2-1, Kagamiyama, Higashi-Hiroshima, Hiroshima 739-8525, Japan
[***] 首都大学東京 大学院システムデザイン研究科
〒191-0065　東京都日野市旭が丘6-6
Tokyo Metropolitan University
6-6, Asahigaoka, Hino, Tokyo 191-0065, Japan

以上のように，個人のための一食（一期間）の最適な献立の組合せを決定するような献立計画問題に対する研究報告は数多く存在するが，学校や保育所などの機関において要求される連続した多期間の献立の組合せを決定する問題を最適化問題として取り扱った研究は，著者らが調べた範囲では存在しない。一般に，学校・保育所等で提供する給食は，栄養士により作成された献立を，調理士が調理し提供する。しかしながら，栄養士側の献立計画作成においては，給与栄養目標量を満たすという制約のもと，行事食の提供，旬の食材を含めた多種の食材の利用，多様な味付けや調理方法による料理の提供などが要求され，一食に対する献立作成支援ソフトや経験的知識のみで要求の全てを満たす献立を多期間に渡って作成することは難しい。特に近年，学校・保育所等での食育の重要性が提唱されているが，栄養士は献立を作成する際に，数値化されているカロリーや給与栄養目標量の栄養学的背景を持つ食育の項目は考慮できるが，定量化されていない献立の多種多様な味付け，食材，調理法の違いなどの文化的背景を持つ食育の項目の考慮は困難である（食育についての詳細は〈2·1〉節に記述）。

そこで本研究では，このような多期間献立計画問題に対して，従来は定量化できなかった多種多様な味付け，食材，調理法の献立を提供するような献立の多様性と出現順序のばらつきを考慮した食育を測定する目的関数を定義し，“**食育評価モデル**” を提案することを目的とする。この食育評価モデルにより，これまで定量化が困難であった “献立の違い” という曖昧さは情報エントロピーの形を利用して定式化され，食育のための多期間に渡る献立リストを作成できるようになる。

ここで，一期間献立計画問題に対する従来研究の最適化手法についてまとめると，研究報告(1)〜(6) が取り扱った問題は線形計画問題に帰着されるため，内点法などを利用した数値計算において最適な献立の組合せ（一期間献立計画問題での最適解）の導出が可能である。一方，Kashima et al.(7)が取り扱った一期間献立計画問題は，整数線形計画問題であり，問題サイズが小さいときは分枝限定法などを利用した数値計算において最適解の導出が可能である。

しかしながら，本研究で提案する食育評価モデルによる多期間献立計画問題は，献立の多様性と出現順序を考慮した多期間に渡る献立リスト（多期間献立計画問題の最適解）を決定する計算複雑性のある組合せ最適化問題となり，上記の数値計算手法において最適解を導出することは困難である。そこで，進化計算の一手法である分布推定アルゴリズム（EDA: Estimation of Distribution Algorithm）を利用して最適化を行うことを試みる。本分布推定アルゴリズムは，良解の探索が停滞した場合，献立の出現順序を強制的に入れ替えて再度探索を行うという特徴を持つ。

本研究の構成を述べる。まず 2 章では，多期間献立計画問題に対して，目的関数を定義し，食育評価モデルを提案する。3 章では，最適化手法として適用する分布推定アルゴリズムについて記述する。4 章では，数値実験結果とその考察を示す。最後に 5 章においてまとめとする。

2. 多期間献立計画問題

多期間献立計画問題は，献立計画という現実の問題を取り扱うため，実問題の分析，把握とモデル化へ向けた問題点の整理が必要となる。そこで，〈2·1〉節において食育のための献立計画に着目した実問題の分析を行い，〈2·2〉節において多期間献立計画問題に対する食育評価モデルの提案を行う。

〈2·1〉 食育と献立計画　近年，日本国内での食生活を取り巻く環境が大きく変化しており，欧米諸国でも問題となっている栄養の偏り，不規則な食事，ファーストフードなどの高カロリーかつ高脂肪でありながら栄養素のバランスが取れていない食事の過剰摂取による肥満や生活習慣病の増加，食の海外への依存，家庭の核家族化の進行などに伴う伝統的な食文化の危機，食の安全など多くの問題が生じている。このような背景から，日本国民が生涯にわたって健全な心身を培い，豊かな人間性を育むことを目的に，2005 年に内閣府により食育基本法が成立・施行され，2006 年度から 2010 年度までは食育推進基本計画，2011 年度から 2015 年度までは第二次食育推進基本計画に基づき，食育に関する様々な取り組みがなされてきている[8]。

食育推進基本計画では，取り組むべき 7 施策として，家庭における食育の推進，学校・保育所等における食育の推進，地域における食生活の改善のための取組の推進，食育推進運動の展開，生産者と消費者との交流の促進，環境と調和のとれた農林漁業の活性化，食文化の継承のための活動への支援，食品の安全性・栄養その他の食生活に関する調査・研究・情報の提供及び国際交流の推進を取り上げており，本研究では学校・保育所等における食育に着目する。

一般に，学校・保育所等で提供する給食は，自校調理方式，親子調理方式（自校の他に近隣の他校の給食も併せて調理する方式），センター調理方式（学校給食センターで複数の学校の給食を作り配送する方式），民間調理委託方式（デリバリー給食方式）のうち一方式を市や町の規模に合わせて採用している。いずれの方式においても，栄養士により作成された献立の食材を，調理士側は国が定めた一人当たり予算（例えば，3 歳以上の幼児は昼食とおやつで 6,006 円/月）をもとにグラム単位で人数分発注し，調理し提供する。しかしながら，栄養士側の献立計画作成においては，給与栄養目標量を満たすという制約のもと，行事食の提供，旬の食材を含めた多種の食材の利用，多様な味付けや調理方法による料理の提供などが要求され，一食に対する献立作成支援ソフトや経験的知識のみで要求の全てを満たす献立を多期間に渡って作成することは難しい。

ここで，食育のための献立の作成に着目すると，献立の提供には主として以下の 11 項目の考慮が求められる[9]。

- 栄養目標量・栄養比率
- 食品構成
- 利用者の嗜好

- 予算
- 安全・衛生面
- 食数・供食回数・食環境
- 調理作業能力・作業時間
- 季節感
- 行事食
- 使用食品や調理法の重複・頻度
- 色彩・味付け・切り方（形状）のバランス

以上の背景から，本研究では，学校・保育所において提供する献立グループ（個々の献立を味付け，食材，調理法で特徴付けて分類したグループ。詳細は〈2·2〉節，式 (1) にて定義）の重複を避け，個々の献立グループの出現頻度を一定とすることを目的とした行事食提供制約のある多期間献立計画問題に対する食育評価モデルを提案し，その最適化を試みる。

〈2·2〉 食育評価モデルの提案　〈2·1〉節で述べたように，本研究では，食育のためになるべく多様な味付け，食材，調理法の組合せからなる献立を提供する多期間献立計画問題に対する食育評価モデルの提案を行う。しかしながら，個々の献立の類似性（献立間の距離）は個人において異なる捉え方をしていることが想定され，それらを定量化することは非常に困難である。例えば,「ひき肉をメイン食材とした和風ハンバーグ」と「魚のすり身をメイン食材とした和風ハンバーグ」より「ひき肉をメイン食材とした和風ハンバーグ」と「ひき肉をメイン食材とした洋風ハンバーグ」の方が類似性が高いと判断するかは個人の嗜好に依存する。そこで本研究では，個々の献立を類似性が等価と仮定した献立グループの一つに分類し，多期間献立計画問題において個々の献立が含まれる集合としての献立グループを提供することを考える†。また，一般的には，保育所の昼食は主菜・副菜・主食・汁物・果物の献立の組合せ，学校の昼食は主菜・副菜（1 または 2）・主食・汁物・果物やデザート・飲み物の献立の組合せで構成されるが，本研究では問題設定を簡単にするため，肉か魚を食材に利用する主菜に対する食育評価モデルの構築を行う。

多期間献立計画問題における食育評価モデルの提案にあたり，本研究で使用する記号とその意味を以下に定義する。

M　：全献立グループ数

t　：期間 t $(t = 1, \cdots, T)$

$\mathbf{X}_m$　：味付け，食材，調理法で特徴付けた献立グループ $\mathbf{X}_m$ $(m = 1, \cdots, M)$

$\mathbf{Y}(t)$　：期間 t の出現献立グループ

$\mathbf{Y}$　：全 T 期間における出現献立グループリスト（解）$\mathbf{Y} = \{\mathbf{Y}(1), \cdots, \mathbf{Y}(T)\}$

$\alpha_m(t)$　：期間 t における献立グループ $\mathbf{X}_m$ の出現/非出現を表す 1/0 バイナリ変数

Q_m　：全 T 期間における献立グループ $\mathbf{X}_m$ の出現頻度比率

L　：出現献立グループの多様性を評価する情報エントロピー

$\beta_m(t)$　：期間 t における献立グループ $\mathbf{X}_m$ のペナルティ

P_m　：全 T 期間における献立グループ $\mathbf{X}_m$ のペナルティ付き出現頻度比率

H　：出現献立グループの多様性と出現順序のばらつきを評価するエントロピー（食育評価モデル）

本研究では，個々の献立を味付け x_1，食材 x_2，調理法 x_3 で特徴付けた献立グループ $\mathbf{X}_m$ として次式で定義し，$\mathbf{X}_1$ から $\mathbf{X}_{16}$ $(= \mathbf{X}_M)$ とした。

$$\mathbf{X}_m = \{x_1, x_2, x_3\} \quad (m = 1, \cdots, M) \cdots\cdots\cdots\cdots (1)$$
$$x_1 \in \{\text{和風}, \text{洋風}\}$$
$$x_2 \in \{\text{肉}, \text{魚}\}$$
$$x_3 \in \{\text{煮る}, \text{焼く}, \text{炒める}, \text{揚げる}\}$$

ここで，期間 t の出現献立グループを $\mathbf{Y}(t)$ とし，解（T 期間の出現献立グループのリスト）を次式で表現する。

$$\mathbf{Y} = \{\mathbf{Y}(1), \cdots, \mathbf{Y}(T)\} \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots (2)$$
$$\mathbf{Y}(t) \in \{\mathbf{X}_1, \cdots, \mathbf{X}_M\} \quad (t = 1, \cdots, T)$$

情報理論において，事象の起こりやすさや行動の曖昧さを定量的に表す一指標として情報エントロピーが利用されている（行動の曖昧さのエントロピーについては吉岡ら[10]を参照）。一般的に，エントロピーは個々の事象の出現確率で定義されるが，本研究では，食育のために全 T 期間においてなるべく多様な味付け，食材，調理法の特徴の組合せからなる献立グループを提供するため，解における変数（出現献立グループ）の多様性を計る尺度として，出現確率を出現頻度比率として利用する。

期間 t における献立グループ $\mathbf{X}_m$ の出現を $\alpha_m(t) = 1$，非出現を $\alpha_m(t) = 0$，全期間数 T における献立グループ $\mathbf{X}_m$ の出現頻度比率を Q_m で表したとき，解の多様性を表すエントロピーを次式で定義する。

$$L = -\sum_{m=1}^{M} Q_m \log Q_m \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots (3)$$
$$Q_m = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} \alpha_m(t) \quad (m = 1, \cdots, M)$$
$$\alpha_m(t) = \begin{cases} 1 & (\mathbf{Y}(t) = \mathbf{X}_m) \\ 0 & (\mathbf{Y}(t) \neq \mathbf{X}_m) \end{cases}$$

T 期間の全ての出現献立グループが同一の献立グループならば，その献立グループの出現頻度比率は 1 であり，エントロピーは上式より $L = 0$ となる。M 個の献立グループが等しい出現頻度比率のとき，エントロピーは最大となる。

一方，式 (3) で定義したエントロピーは，献立グループ

† 献立グループを細かく分類するほどグループの特徴は個々の献立の特徴に近づくため類似性を考慮する必要が生じ，グループ間の類似性は等価という仮定を置くことが妥当ではなくなる。類似性を導入した献立計画問題への拡張は，多期間献立計画問題における今後の重要な課題である。

の多様性は評価できるが，出現順序のばらつきは評価できない。例えば，$T = 4$ における解が $\mathbf{Y} = \{\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2\}$ の出現ケースと $\mathbf{Y} = \{\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \mathbf{X}_2\}$ の出現ケースの場合，式 (3) より算出されるエントロピーは同一の値となるという問題点がある。

本研究では，この問題点を回避し，M 個の献立グループをできるだけばらつかせて出現させるため，期間 t における出現献立グループ $\mathbf{X}_m$ が過去期間において他の献立グループが出現していないにも関わらず出現していた場合，式 (3) より算出されるエントロピーを減少させる関数を導入する。ペナルティの付加を意味するこの関数 $\beta_m(t)$ を，本研究においては次式で定義した。

$$\beta_m(t) = \prod_{h=1}^{M-1} \gamma_m(t,h) \cdots\cdots (4)$$

$$\gamma_m(t,h) = \begin{cases} \dfrac{h}{M} & (\alpha_m(t-h) = 1, h = 1, \cdots, M-1) \\ 1 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

$$\alpha_m(t) = \begin{cases} 1 & (\mathbf{Y}(t) = \mathbf{X}_m) \\ 0 & (\mathbf{Y}(t) \neq \mathbf{X}_m) \end{cases}$$

ただし，$t \geq 0$ に対して便宜上 $\alpha_m(t) \equiv 0$ とする。

式 (4) より，期間 t における献立グループ $\mathbf{X}_m$ のペナルティ $\beta_m(t)$ は，期間 t に対する過去期間 $t-h$ $(h = 1, \cdots, M-1)$ において他の献立グループが出現していないにも関わらず同一献立グループが出現していた場合，重複出現によるペナルティの積により算出されることを意味する。例として，献立グループ数を $M = 16$，現時点を期間 $t = 16$ とし，$t = 1, 3, 16$ において同一献立グループが出現したケースにおける $t = 1$ から $t = 16$ までの献立グループ $\mathbf{X}_m$ の出現 $\alpha_m(t)$，ペナルティ $\beta_m(t)$，$\gamma_m(t,h)$ の関係を Fig. 1 に示す。Fig. 1 では，期間 $3(=t)$ は $2(=h)$ 期間前となる期間 $1(=t-h)$ の献立グループと重複したためペナルティ $\gamma_m(3,2) = h/M = 2/16$，$\beta_m(3) = \gamma_m(3,2) = 2/16$ が付加される。一方，期間 $16(=t)$ は $13(=h)$ 期間前となる期間 $3(=t-h)$ の献立グループと重複したため $\gamma_m(16,13) = h/M = 13/16$ となる。ここで，期間 16 は期間 3，その期間 3 は期間 1 の献立グループとも重複したため，$\gamma_m(16,h)$ $(h = 1, \cdots, 15)$ の積で算出されるペナルティ $\beta_m(16)$ は $\beta_m(16) = 2/16 \cdot 13/16$ が付加されている。

本研究では，全期間数 T における献立グループ $\mathbf{X}_m$ にペナルティ $\beta_m(t)$ を付加した出現頻度比率を P_m とし，P_m を利用した次式のエントロピー H を，式 (3) で与えられる情報エントロピーの形を利用した多期間における献立グループの多様性と出現順序のばらつきを評価する目的関数として定義する。

$$H = -\sum_{m=1}^{M} P_m \log P_m \cdots\cdots (5)$$

$$P_m = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} \alpha_m(t) \cdot \beta_m(t) \quad (m = 1, \cdots, M)$$

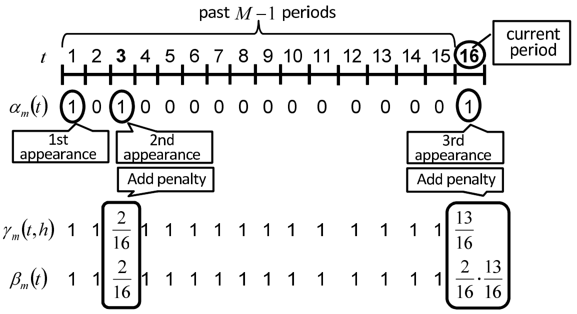

Fig. 1. Appearances of the same menu and its penalties

$$\beta_m(t) = \prod_{h=1}^{M-1} \gamma_m(t,h)$$

$$\gamma_m(t,h) = \begin{cases} \dfrac{h}{M} & (\alpha_m(t-h) = 1, h = 1, \cdots, M-1) \\ 1 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

$$\alpha_m(t) = \begin{cases} 1 & (\mathbf{Y}(t) = \mathbf{X}_m) \\ 0 & (\mathbf{Y}(t) \neq \mathbf{X}_m) \end{cases}$$

ただし，$t \geq 0$ に対して便宜上 $\alpha_m(t) \equiv 0$ とする。

一方，学校・保育所では，各機関の行事にあわせ，行事食を献立として提供する機会が多々ある。このため，本研究でも，ランダムに決定した行事食提供日において，M 個の献立グループからランダムに選択した一つの献立グループを提供することを仮定する。

以上より，本研究では，エントロピー H を最大にするような行事食提供制約のある全 T 期間の献立グループリスト $\mathbf{Y}$ を決定する多期間献立計画問題を "**食育評価モデル**" として提案する。ここで，行事食提供時点を期間 $t^{(r)}$ とし，$t^{(r)}$ において提供される行事食の献立グループを $\mathbf{X}^{(r)}$ $(\mathbf{X}^{(r)} \in \{\mathbf{X}_1 \cdots, \mathbf{X}_M\})$ とすると，行事食提供制約のある食育評価モデルは次式で表される。

$$\max_{\mathbf{Y}} \ H = -\sum_{m=1}^{M} P_m \log P_m \cdots\cdots (6)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{Y}(t^{(r)}) = \mathbf{X}^{(r)} \quad \mathbf{X}^{(r)} \in \{\mathbf{X}_1 \cdots, \mathbf{X}_M\}$$

例として，全献立グループ数 $M = 4$，全期間数 $T = 6$ のケースにおいて，期間 $t = 3$ において行事食として献立グループ $\mathbf{X}_2$ が提供されたときの 4 つの異なる解とその食育評価モデルから得られるエントロピーの違いを Fig. 2 に示す。出現献立グループが重複し，ペナルティが付加される解はエントロピーも低い値となっている。

本研究の多期間献立計画問題は，行事食提供期間の間隔が，M 個の献立グループが同一の順番で繰り返し並ぶような間隔に当てはめることができる条件下の問題に帰着される場合，計算複雑性のない問題となり簡単に最適解を求めることができる。しかしながら，一般的な問題では，行事食提供のため M 個の献立グループを同一の順番に繰り返し並べることができず，計算複雑性のある問題となる。この

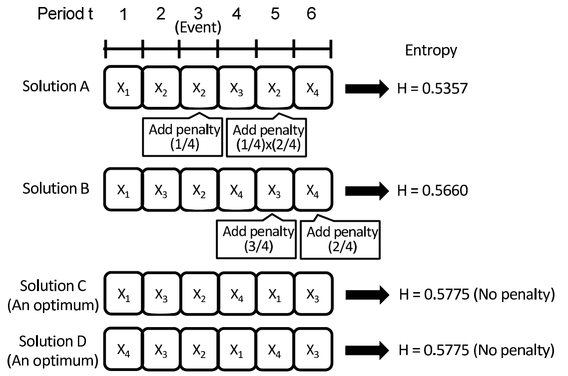

Fig. 2. Nutrition education model's entropy obtained by the solutions consinting of different menus

"献立グループの出現頻度と出現順序のばらつき" は，食育評価モデルとして式 (6) に定義したエントロピー H により評価される。

3. 出現献立グループを入れ替える分布推定アルゴリズム

分布推定アルゴリズムとは，従来の交叉や突然変異に代えて，既存の複数の解から作成した変数の分布を新たな解を生成するための確率分布と仮定し，その確率分布に従って新たな解を生成する進化計算のアルゴリズムであり，一般には実数型変数の解を取り扱う。解の変数間に依存関係を考慮しない最適化問題に対して有効な分布推定アルゴリズムとして，PBIL（Population-Based Incremental Learning）[11]，Compact GA（Compact Genetic Algorithm）[12]，等幅・等高ヒストグラムを用いた確率モデル GA[13]，狭幅化ヒストグラムを用いた確率モデル GA[14]などが挙げられる。

本研究で提案した多期間献立計画問題に対する食育評価モデルの解は，式 (2) で定義した $\mathbf{Y} = \{\mathbf{Y}(1), \cdots, \mathbf{Y}(T)\}$ であるため，解の変数は整数で表現されるが，変数間に依存関係を考慮しない最適化問題として取り扱うため，確率モデルとして既存の複数の解から得られるペナルティ付きヒストグラムを用いた分布推定アルゴリズムを最適化手法として適用する。本分布推定アルゴリズムでは，ペナルティが付加されたまま良解の探索が停滞した場合，それらの期間に対する出現献立グループを入れ替えることで確率モデル生成のための解を更新する操作を加える。

〈3·1〉 解表現と適応度 多期間献立計画問題に対する食育評価モデルにおいて，解は全 T 期間における出現献立グループリスト $\mathbf{Y} = \{\mathbf{Y}(1), \cdots, \mathbf{Y}(T)\}$ を意味し，解の変数 $\mathbf{Y}(t)$ は出現献立グループリストに含まれる期間 t の出現献立グループ $\mathbf{Y}(t) \in \{\mathbf{X}_1, \cdots, \mathbf{X}_M\}$ を意味する。本研究の分布推定アルゴリズムにおいては以降，上記の解を個体と呼び，複数の解で構成される解の集団を個体集団と呼ぶ。ここで，l 世代の個体集団の j 番目の個体を次式で表す。

$$\mathbf{Y}^{(l,j)} = \left\{\mathbf{Y}^{(l,j)}(1), \cdots, \mathbf{Y}^{(l,j)}(T)\right\} \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots (7)$$

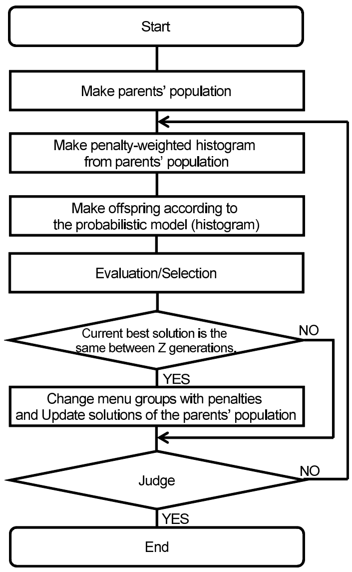

Fig. 3. Procedure of estimation of distribution algorithm

ただし，行事食提供時点と提供される行事食の献立グループは，全ての個体において事前に与えられる。

式 (6) で定義した食育評価モデルは，式 (5) で与えられるエントロピー最大化問題であり，これを本分布推定アルゴリズムの適応度として採用する。l 世代の個体集団の j 番目の個体の適応度 $F_{\mathbf{Y}^{(l,j)}}$ を次式で表す。

$$F_{\mathbf{Y}^{(l,j)}} = -\sum_{m=1}^{M} P_m^{(l,j)} \log P_m^{(l,j)} \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots (8)$$

ただし，$P_m^{(l,j)} = \dfrac{1}{T}\displaystyle\sum_{t=1}^{T} \alpha_m^{(l,j)}(t) \cdot \beta_m^{(l,j)}(t)$ である。

〈3·2〉 操　作 出現献立グループを入れ替える分布推定アルゴリズムの操作手順を Fig. 3 と以下の手順 (1) から手順 (6) に示す。

（1） 初期個体集団の生成

アルゴリズムの初期世代 $l = 0$ において，M_{pop} 個の個体で構成される初期（親）個体集団 $\left\{\mathbf{Y}^{(0,j)} \middle| j = 1, \cdots, M_{pop}\right\}$ を生成する。なお，初期個体集団における個々の出現献立グループは，行事食提供時点の期間以外はランダムに $\mathbf{X}_1$ から $\mathbf{X}_M$ が設定される。数値計算上では，$\mathbf{X}_m$ は整数値 m として与えられる。

（2） 親個体集団のペナルティ付きヒストグラムの作成

多期間献立計画問題において，親個体集団を構成する個体 $\mathbf{Y}^{(l,j)} = \left\{\mathbf{Y}^{(l,j)}(1), \cdots, \mathbf{Y}^{(l,j)}(T)\right\}$ の変数とは，期間 t $(t = 1, \cdots, T)$ の出現献立グループ $\mathbf{Y}^{(l,j)}(t) \in \{\mathbf{X}_1, \cdots, \mathbf{X}_M\}$ を意味する。ここで，l 世代の親個体集団を構成する M_{pop} 個の個体から，個々の変数の出現献立グループ $\mathbf{X}_m$ をビン b（すなわち $b = m$）としたペナルティ付きヒストグラムを作成

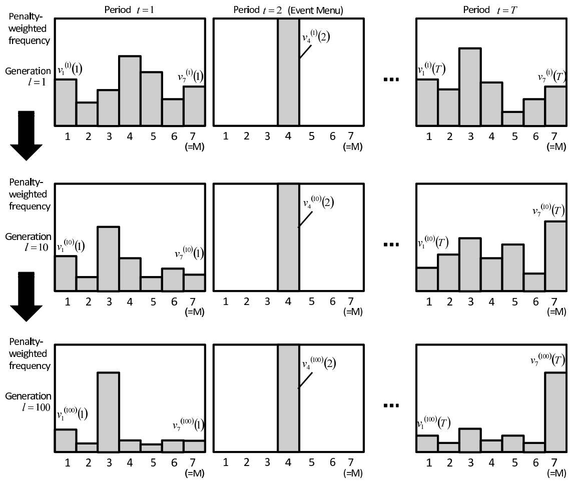

Fig. 4. Penalty-weighted histograms

する。変数 $\mathbf{Y}^{(l,j)}(t)$ のビン b $(b = 1, \cdots, M)$ に対するペナルティ$\beta_b^{(l,j)}(t)$ を重み付けた度数を $v_b^{(l)}(t)$ とし，ヒストグラムを次式で定義する。

$$v_b^{(l)}(t) = \sum_{j=1}^{M_{pop}} \alpha_b^{(l,j)}(t) \cdot \beta_b^{(l,j)}(t) \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots (9)$$

$$(b = 1, \cdots, M,\ t = 1, \cdots, T)$$

例として，全献立グループ数 $M = 7$，行事食提供時点が期間 $t = 2$，提供献立グループ $\mathbf{X}_4$ の場合において，分布推定アルゴリズムの世代の推移とともに各期間における出現献立グループ $\mathbf{X}_m$ が絞り込まれていく様子を Fig. 4 に表す。本分布推定アルゴリズムにおいては，個々のヒストグラムにおいて，各ビンは各献立グループの重み付き度数を表すため，世代の推移とともに親個体集団を構成する適応度の高い個体が固定されてくると，それらの個体の各期間に出現する献立グループも固定されてくることを意味するため，その献立グループのビンが高くなる。Fig. 4 は，適応度の高い個体の献立グループが絞り込まれ，その献立グループのビンが高くなる様子を表現している。

（3） 確率分布に基づく子個体生成

親個体集団のペナルティ付きヒストグラムを子個体生成の確率分布とみなし，b $(b = 1, \cdots, M)$ に対する確率 $p_b^{(l)}(t)$ を次式で定義する。

$$p_b^{(l)}(t) = v_b^{(l)}(t) \Bigg/ \sum_{i=1}^{M} v_i^{(l)}(t) \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots (10)$$

$$(b = 1, \cdots, M,\ t = 1, \cdots, T)$$

期間 t における出現献立グループ $\mathbf{Y}^{(l,j)}(t)$ に対して，式 (10) で定義した確率分布に従う乱数を発生させ，M_{off} 個の子個体の変数を決定し，子個体集団とする。

以上より，子個体生成においては，ビン b は献立グループ m を表すため，得られた確率分布において

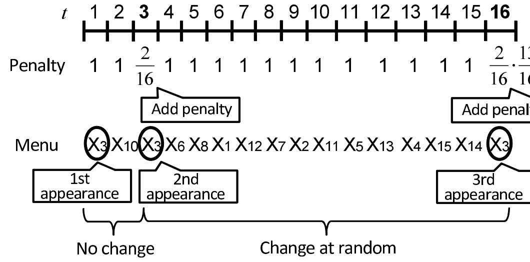

Fig. 5. Change of menus between the first penalty's period and period T

高い確率となった献立グループが子個体の変数として選択される確率が高い。一方で，確率分布に従う乱数により献立グループは決定されるため，低い確率の献立グループも選択される可能性は残る。

（4） 個体の選択

エリート選択とトーナメント選択を併用する。まず，エリート選択比率を E_{rate} とし，l 世代の親個体集団と子個体集団から適応度の降順に $E_{rate} \times M_{pop}$ 個の個体を $l+1$ 世代の親個体集団へ選択する。次に，トーナメントサイズを S_{size} とし，最良個体を選択するトーナメント選択により，$M_{pop} - E_{rate} \times M_{pop}$ 個の個体を $l+1$ 世代の親個体集団へ選択する。

（5） 出現献立グループを入れ替えた親個体集団への更新

個体集団において，最大適応度を持つ最良個体が Z 世代連続して変化しない場合，個体集団が局所解に陥り，良解の探索が停滞することを回避するため，出現献立グループを入れ替えた新たな親個体集団へ更新する操作を行う。

まず，最大適応度を持つ最良個体が Z 世代連続して変化しない場合，この 1 個体を親個体集団へ残し，他の全ての個体を削除する。次に，この個体が 1 未満のペナルティとなる期間を持つ個体，すなわち過去 $t-(M-1)$ 期間から $t-1$ 期間までに重複する献立グループが出現する個体である場合，行事食提供時点として固定された期間の献立グループを除いて，最初にペナルティが付加された期間から最終期間 T までの出現献立グループをランダムに入れ替えた個体を $M_{pop}-1$ 個生成し，新たな親個体集団として更新する。例として，最終期間を $T = 16$ とし，$t = 1, 3, 16$ において同一献立グループが出現したため，$t = 3, 16$ においてペナルティが付加された個体を Fig. 5 に示す。Fig. 5 のケースでは，最初にペナルティが付加された期間 $t = 3$ から最終期間 $t = 16$ までの出現献立グループをランダムに入れ替えた個体を新たに生成し，新たな親個体集団として更新することを意味する。期間 $t = 1, 2$ と行事食提供時点として与えられた期間の献立グループの入れ替えは行われない。

本入れ替え操作により，早い期間において出現し

た献立グループを優先し，その後の期間において多様性とばらついた出現順序を維持するように献立グループを出現させることが期待できる。

（6） 終了条件

手順 (2) から手順 (6) までの操作を，世代数が $l = L_{max}$ に到達するまで繰り返す。

以上の操作により，最終世代の個体集団内で適応度が最大となった個体を抽出する。本研究では，この個体を本分布推定アルゴリズムにより得られた準最適解（準最適献立グループリスト）とする。

4. 数値実験結果と考察

分布推定アルゴリズムを食育評価モデルへ適用し，多期間献立計画問題の最適化を行う。まず，〈4·1〉節において数値実験のための問題設定と利用したパラメタ値を記述し，〈4·2〉，〈4·3〉節において本分布推定アルゴリズムの有効性を議論する。また，〈4·4〉節において，短期間の献立計画問題について，本分布推定アルゴリズムにより得られる最適解（最適な献立計画）の特徴を示す。

〈4·1〉 問題設定とパラメタ値 下記条件の問題設定において数値実験を行った。

献立グループ数 ：$M = 16$

献立グループ提供期間数 ：$T = 246$（2011 年の平日数）

行事食提供時点の期間数 ：24（2 回/月に行事食が提供されることを想定。実際には行事食提供時点は学校・保育所の行事日に固定されているが，本数値実験では，様々な機関や場面に応じた問題に対応させるため，行事食提供時点の期間はランダムに設定している。）

以上より，本問題は，期間 $t = 1$ から $t = 246 (= T)$ において式 (6) で与えた食育評価モデルのエントロピーを最大にする出現献立グループリスト $\mathbf{Y} = \{\mathbf{Y}(1), \cdots, \mathbf{Y}(246)\}$ を決定する多期間献立計画問題となる。本数値実験において分布推定アルゴリズムに適用したパラメタ値を下記に示す。

親個体集団サイズ ：$M_{pop} = 100$

子個体集団サイズ ：$M_{off} = 200$

エリート選択比率 ：

- エリート選択なし：$E_{rate} = 0.0$（0 個体）
- エリート選択あり：$E_{rate} = 0.01$（1 個体）

トーナメントサイズ ：$S_{size} = 10$

献立グループ入れ替え操作実施までの世代数 ：$Z = 10$

最終世代数 ：$L_{max} = 200$

アルゴリズムの実行回数 ：10

〈4·2〉 出現献立グループを入れ替える分布推定アルゴリズムの有効性 出現献立グループを入れ替える分布推定アルゴリズム（エリート選択なし/あり）を適用し，上述した多期間献立計画問題の最適化を行った。10 回のシミュレーションにおいて得られた準最適献立グループリストの食育評価モデルのエントロピーを Table 1 に示す。比較として，出現献立グループの入れ替えを実施しない分布推定アルゴリズム（〈3·2〉節に記述したアルゴリズムの操作 (5) を実施しない分布推定アルゴリズム）により得られた準最適献立グループリストの食育評価モデルのエントロピーも Table 1 に示す。なお，表中では，本研究で提案した出現献立グループを入れ替える分布推定アルゴリズムを “EDA1”，比較をする出現献立グループを入れ替えない分布推定アルゴリズムを “EDA2” と呼ぶ。

Table 1. Nutrition education model’s entropy obtained by EDA1 (our proposed EDA) and EDA2 (compared EDA)

	EDA1		EDA2	
Elitist Selection	NO	YES	NO	YES
1	2.4803	2.4587	2.4510	2.4587
2	2.4876	2.4531	2.4403	2.4746
3	2.4890	2.4669	2.4747	2.4503
4	2.4993	2.4337	2.4617	2.4357
5	2.4817	2.4245	2.4592	2.4457
6	2.4856	2.5082	2.4525	2.4775
7	2.4865	2.4660	2.4414	2.4709
8	2.4774	2.4802	2.4905	2.4490
9	2.5068	2.4806	2.4579	2.4634
10	2.4988	2.4514	2.4722	2.4610
Maximum	2.5068	2.5082	2.4905	2.4775
Minimum	2.4774	2.4245	2.4403	2.4357
Average	2.4893	2.4623	2.4601	2.4587
Standard deviation	0.0094	0.0242	0.0155	0.0135

Table 1 より，出現献立グループを入れ替える分布推定アルゴリズム（EDA1）は，入れ替えない分布推定アルゴリズム（EDA2）と比較して高いエントロピーの献立グループリストを作成できていることが分かる。特に，エリート選択なしの EDA1 は，他の結果と比較して，エントロピーの平均が高く，標準偏差も小さい良い献立グループリストを作成できている。以上より，本分布推定アルゴリズムにおいて出現献立グループを入れ替える操作により親個体集団を更新することが，解の探索において効果的に働いていると言える。

一方，エリート選択なしとありの EDA1，エリート選択なしとありの EDA2 の結果をそれぞれ比較すると，エリート選択なしの EDA1・EDA2 の方がエリート選択ありのそれより良い解を作成できている。この問題について，次節で議論する。

〈4·3〉 解探索におけるエリート選択の効果 Table 1 においてエリート選択なしとありの EDA1 による食育評価モデルのエントロピーが平均に最も近い解について，分布推定アルゴリズムの世代に対する個体集団内最大のエントロピーの変化の様子を Fig. 6 に示す。また，エリート選択なしとありの EDA1 の解の出現献立グループを入れ替える期間数の推移を Fig. 7 に示す。なお，Fig. 7 において，横軸は EDA1 の世代数，縦軸は各世代における最良個体の出現献立グループの入れ替え操作を行う期間数（初めてペナルティが付加された期間から最終期間 T までの期間数）である。

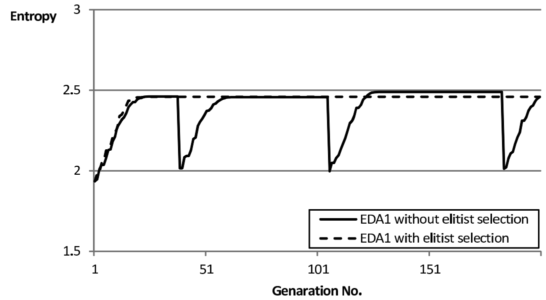

Fig. 6. Nutrition education model's entropy as a function of generations of EDA1 with/without elitist selection

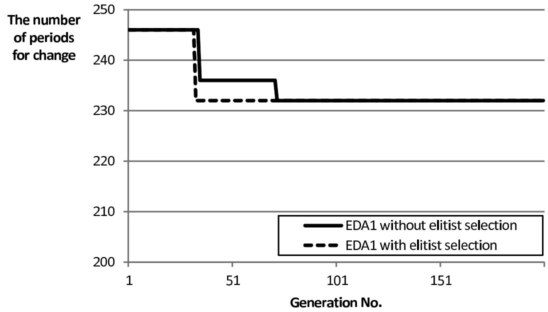

Fig. 7. The number of periods for change as a function of generations of EDA1 with/without elitist selection

Fig. 6 より，エリート選択ありの EDA1 のエントロピーは 23 世代で 2.4587 に収束しているのに対し，エリート選択なしのそれは一定世代毎に増減を繰り返し，最大値は 2.4890（128 世代）となっていることが分かる。〈3·2〉節の操作手順 (5) において記述したように，EDA1 は良解の探索が停滞することを回避するため，エントロピーが 10 (= Z) 世代続けて同一値となると，個体集団の最良解のみを残し，その個体において初めてペナルティが付加された期間以降の出現献立グループを入れ替える操作により親個体集団を更新している。このため，エリート選択なしの場合，トーナメント選択により 1 世代前の最良解が選択されなければ，個体集団内の最良解は変更となりエントロピーは一時的に減少する。本研究で取り扱った多期間献立計画問題においては，エリート選択を行わず出現献立グループを入れ替える操作により親個体集団を更新し部分的に解の探索をやり直す操作が良解の発見に効果的に働いていると言える。

一方，EDA1 から得られる各世代の最良解は，初めてペナルティが付加された期間以降の出現献立グループを入れ替える操作を繰り返す毎に，ペナルティが付加される期間が少なくなり入れ替えが必要な期間数は減少することを期待したが，Fig. 7 から入れ替え期間数はほとんど減少しないことが分かる。多期間献立計画問題における解は多数存在するため，本研究で提案した出現献立グループを入れ替える EDA1 は，入れ替えない EDA2 より良解を見つけることができたが，ペナルティが付加された期間数をさらに減少させるために改善の余地がある。この問題への対処は，今後の課題としたい。

〈4·4〉 分布推定アルゴリズム EDA1 により得られる最適な献立計画　〈4·2〉，〈4·3〉節では，得られた解の目的関数の値から分布推定アルゴリズム EDA1 の有効性を示した。本節では，EDA1 により得られた解，つまり得られた献立計画について考察を行うことで，計算複雑性のない献立計画問題と計算複雑性のある献立計画問題に対して得られる解の特徴を示す。

解の構造を視覚化するため，下記の短期間の献立計画問題において数値実験を行った。なお，EDA1 に適用したパラメタ値は〈4·1〉節と同様である。

献立グループ数　：$M = 16$
献立グループ提供期間数　：$T = 20$（1 か月間の平日数）
行事食提供時点の期間数　：4

EDA1 の 1 世代，10 世代，20 世代，100 世代，200 世代における最良解として，“4 期間の行事食として異なる献立グループが提供された計算複雑性のない献立計画問題の解” と “行事食として重複する献立グループが提供された計算複雑性のある献立計画問題の解” の推移を Fig. 8 (a) と (b) にそれぞれ示す。Fig. 8 (a) の献立計画問題では，行事食提供日が期間 $t^{(r)} = 1, 6, 7, 14$，提供献立グループが $Y_1 = X_4, Y_6 = X_6, Y_7 = X_{16}, Y_{14} = X_2$ であり行事食として提供される献立グループの重複なし，Fig. 8 (b) の献立計画問題では，行事食提供日が期間 $t^{(r)} = 1, 3, 6, 10$，提供献立グループが $Y_1 = X_9, Y_3 = X_7, Y_6 = X_2, Y_{10} = X_9$ であり行事食として提供される献立グループ X_9 がペナルティの付加を伴う間隔で重複出現している。

Fig. 8 より，計算複雑性のない (a) においては，EDA1 の世代推移とともに全ての期間においてペナルティの付加がなくなる（ペナルティが 1 となる）ことが分かる。100 世代以降では，期間 17 から期間 20 の出現献立グループは，期間 1 から期間 4 と同一の順番でサイクルに並ぶ献立計画が構築できており，最適解であると言える。一方，計算複雑性のある (b) においては，EDA1 の世代推移とともに徐々にペナルティが付加され 1 未満となる期間が減少するが，最終の 200 世代においても行事食が重複した期間 10 のペナルティは付加された解を得る。しかしながら，100 世代以降では，期間 10 以外ではペナルティの付加がないため，この問題における最適解を得られたと言える。尚，解は不定であるため，100 世代の最良解と 200 世代の最良解は異なる解を得ているが，目的関数であるエントロピーは同値となる。

以上より，短期間の献立計画問題において EDA1 を適用した場合は，計算複雑性のない問題ではペナルティの付加されない最適解，計算複雑性のある問題ではペナルティの付加された最適解が得られることを示した。〈4·2〉，〈4·3〉節で示した $T = 246$ 期間（1 年間）などの長期間の献立計画問題は，行事食提供時点の期間数や献立グループの組合せ数が多く，最適解を得るにはより複雑な問題となり，得られた解のペナルティが付加された期間数をさらに減少さ

Period	1 Event	2	3	4	5	6 Event	7 Event	8	9	10	11	12	13	14 Event	15	16	17	18	19	20
Generation 1	**4**	**6**	**15**	**3**	**14**	**6**	**16**	**1**	**1**	**11**	**8**	**5**	**13**	**2**	**2**	**8**	**11**	**16**	**11**	**13**
(Penelty)	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.2500	1.0000	1.0000	0.0625	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.0625	0.3125	0.4375	0.6875	0.0308	0.4375
Generation 10	**4**	**15**	**13**	**9**	**1**	**6**	**16**	**10**	**14**	**3**	**12**	**13**	**2**	**2**	**11**	**5**	**7**	**9**	**4**	**8**
(Penelty)	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.5625	1.0000	0.0625	1.0000	1.000	1.0000	0.8750	1.0000	1.0000
Generation 20	**4**	**15**	**7**	**9**	**1**	**6**	**16**	**8**	**13**	**3**	**14**	**15**	**12**	**2**	**10**	**5**	**11**	**9**	**4**	**7**
(Penelty)	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.6250	1.0000	1.0000	1.0000	1.000	1.0000	0.8750	1.0000	1.0000
Generation 100	**4**	**11**	**7**	**9**	**1**	**6**	**16**	**8**	**13**	**3**	**14**	**15**	**12**	**2**	**10**	**5**	**4**	**11**	**7**	**9**
(Penelty)	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
Generation 200	**4**	**11**	**7**	**9**	**1**	**6**	**16**	**8**	**13**	**3**	**14**	**15**	**12**	**2**	**10**	**5**	**4**	**11**	**7**	**9**
(Penelty)	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

(a) Solutions for the problem without computational complexity

Period	1 Event	2	3 Event	4	5	6 Event	7	8	9	10 Event	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Generation 1	**9**	**6**	**7**	**1**	**3**	**2**	**14**	**13**	**1**	**9**	**7**	**13**	**8**	**7**	**11**	**11**	**2**	**12**	**4**	**15**
(Penelty)	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.3125	0.5625	0.5000	0.2500	1.0000	0.0645	1.0000	0.0625	0.6875	1.0000	1.0000	1.0000
Generation 10	**9**	**8**	**7**	**10**	**14**	**2**	**11**	**15**	**5**	**9**	**14**	**11**	**1**	**10**	**3**	**8**	**2**	**1**	**15**	**2**
(Penelty)	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.5625	0.3750	0.3125	1.0000	0.6250	1.0000	0.8750	0.6875	0.3125	0.6875	0.1128
Generation 20	**9**	**11**	**7**	**3**	**5**	**2**	**1**	**12**	**6**	**9**	**16**	**10**	**15**	**4**	**6**	**10**	**14**	**13**	**15**	**8**
(Penelty)	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.5625	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.3750	0.2500	1.0000	1.0000	0.3750	1.0000
Generation 100	**9**	**13**	**7**	**3**	**11**	**2**	**1**	**12**	**6**	**9**	**8**	**16**	**15**	**4**	**14**	**10**	**5**	**13**	**7**	**3**
(Penelty)	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.5625	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
Generation 200	**9**	**8**	**7**	**3**	**11**	**2**	**1**	**12**	**6**	**9**	**5**	**14**	**16**	**10**	**4**	**15**	**13**	**8**	**7**	**3**
(Penelty)	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.5625	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

(b) Solutions for the problem with computational complexity

Fig. 8. Solutions and its penalties on Generation 1, 10, 20, 100 and 200 for the problem with/without computational complexity

せるために改善の余地がある。

5. おわりに

本研究では，学校・保育所などの機関における行事食提供制約のある多期間献立計画問題に対して，食育のために献立グループの多様性や出現順序のばらつきを評価するエントロピーを目的関数として定義し，食育評価モデルの提案を行った。さらに，この問題に対して，良解の探索の停滞を回避するため献立グループの出現順序を入れ替える分布推定アルゴリズムの適用により最適化を行った。

本食育評価モデルにより，これまで定量化が困難であった出現献立グループの多様性と出現順序のばらつきという曖昧さは情報エントロピーの形を利用して定式化され，食育のための多期間に渡る献立グループリストを作成できるようになった。

数値実験においては，エリート選択なしの分布推定アルゴリズムにおいて出現献立グループを入れ替え親個体集団を更新する操作が良解の探索において効果的に働くことを示した。

今後，長期の多期間献立計画問題においては，ペナルティの付加を減らすような最適化手法へ改善を行う必要がある。また，個々の献立グループに対する期待出現頻度比率の導入や献立グループ間の類似性の定量化，献立グループ内からの実際の献立の推奨，さらに予算制約下での期間に依存した食材の価格変動や不足，また現場からの要望により献立計画が期間途中で変更する場合等を考慮した献立リストを作成するため，多期間献立計画問題に対する食育評価モデルの拡張とその最適化を取り上げる。

謝　辞

改訂にあたり不十分な表現を指摘したうえで，改善への方向性を示す大変貴重なコメントを下さった2名の匿名の査読者の方々には，この場を借りて心から感謝いたします。なお，本研究の一部は，科学研究費補助金（若手研究 (B) 25730148, 25750007), 研究成果最適展開支援事業 A-STEP FS 探索タイプの助成を受けたものである。

文　献

（1） L.M. Lancaster: “The History of the Application of Mathematical Programming to Menu Planning”, European Journal of Operational Research, Vol.57, pp.339–347 (1992)

（2） N. Darmon, E. Ferguson, and A. Briend: “Linear and Nonlinear Programming to Optimize the Nutrient Density of a Population’s Diet: An Example Based on Diets of Preschool Children in Rural Malawi”, American Society for Clinical Nutrition, Vol.75, No.2, pp.245–253 (2002)

（3） D.D. SalooKolayi, A.T. Yansari, and S.H. Nasseri: “Application of Fuzzy Optimization in Diet Formulation”, The Journal of Mathematics and Computer Science, Vol.2, No.3, pp.459–468 (2011)

（4） 辻明日夏・倉重賢治・亀山嘉正：「ファジィ数理計画法を用いた料理の選択」，知能と情報：日本知能情報ファジィ学会誌，Vol.20, No.3, pp.337–346 (2008)

（5） 三野陽子・小林一郎：「ダイエットのための柔軟なレシピ推薦」，知能と情報：日本知能情報ファジィ学会誌，Vol.24, No.1, pp.616–626 (2012)

（6） J.M. Cadenas, D.A. Pelta, H.R. Pelta, and J.L. Verdegay: “Application of Fuzzy Optimization to Diet Problems in Argentinean Farms”, European Journal of Operational Research, Vol.158, pp.218–228 (2004)

（7） T. Kashima, S. Matsumoto, and H. Ishii: “Evaluation of Menu Planning Capability Based on Multi-dimensional 0/1 Knapsack Problem of Nutritional Management System”, IAENG International Journal of Applied Mathematics, Vol.39, Issue.3, IJAM_39_3_04 (2009)

（8） 内閣府食育推進室：http://www8.cao.go.jp/syokuiku/index.html (2012)

（9） 岡村吉隆：「給食経営管理実習ワークブック」，みらい (2010)

（10） 吉岡元貴・小澤　順：「移動先エントロピーを用いた車両の走行履歴による到着地の推定」，情処学論，Vol.46, No.12, pp.2973–2982 (2005)

（11） S. Baluja: “Population-based Incremental Learning: A Method for Integrat-

ing Genetic Search Based Function Optimization and Competitive Learning", Technical Report, No.CMU–CS–94–163, Carnegie Mellon University (1994)
（12） G.R. Harik, F.G. Lobo, and D.E. Goldberg: "The Compact Genetic Algorithm", Technical Report, No.97006, IlliGAL Report (1997)
（13） S. Tsutsui, M. Pelikan, and D.E. Goldberg: Probabilistic Model-building Genetic Algorithms Using Marginal Histograms in Continuous Domain, Proceedings of the International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information & Engineering Systems 2001, pp.112–121 (2001)
（14） Y. Orito, H. Yamamoto, and Y. Tsujimura: "Equality Constrained Long-Short Portfolio Replication by Using Probabilistic Model-building GA", Proceedings of WCCI 2012 IEEE World Congress on Computational Intelligence, pp.513–520 (2012)

加　島　智　子　（非会員）　近畿大学工学部情報システム工学科講師，近畿大学次世代基盤研究所兼任。2010 年大阪大学大学院情報科学研究科修了。博士（情報科学）。2010 年から現職。2012 年から近畿大学次世代基盤研究所兼任。現在，献立計画問題，教育評価手法，農業情報システムに関する研究に従事。日本オペレーションズ・リサーチ学会，日本経営システム学会，教育システム情報学会，日本経営工学会，IAENG などの会員。2009 年日本知能情報ファジィ学会ベストプレゼンテーション賞，ICPD Best Paper Award，2010 年 IAENG Best Student Paper Award など受賞。

折　登　由希子　（正員）　広島大学大学院社会科学研究科社会経済システム専攻講師。2002 年東京都立科学技術大学（現 首都大学東京）退学。博士（工学）。足利工業大学を経て 2009 年から現職。現在，社会経済モデルの構築と最適化に関する研究として，進化計算によるポートフォリオの最適化とその周辺，献立計画問題の拡張と最適化などに従事。日本経済学会，日本経営工学会，IEEE などの会員。2010 年，2011 年電気学会 C 部門誌論文奨励賞連続受賞。

山　本　久　志　（非会員）　首都大学東京大学院システムデザイン研究科教授。1983 年東京工業大学修了。工学博士。東芝，西東京科学大学（現 帝京科学大学）を経て 1998 年から現職。現在，システム設計，信頼性工学の研究に従事。IEEE，日本経営工学会，日本信頼性学会，日本設備管理学会，電子情報通信学会などの会員。2005 年 IEEE Reliability Society Japan Chapter Best Paper Award 受賞，2006 年日本信頼性学会高木賞受賞。