

# 卒業論文

## 画像特徴量を用いた米飯摂取量推定

指導教官 村上 陽平 准教授

立命館大学 情報理工学部  
先端社会デザインコース 4回生  
2600190056-0

梅本 遥己

2022年度（秋学期）卒業研究3（CH）  
令和5年1月31日

## 画像特徴量を用いた米飯摂取量推定

梅本 遥己

### 内容梗概

アスリートにとって身体づくりが重要である。その身体づくりにおいてウェイトトレーニングと同等に重視されるのが食事である。食事によって身体が形成されるだけでなく、栄養の偏りにより病気や怪我のリスクの増加に繋がる。このようなリスクを避けるために、大学では栄養士が定めた基準値に基づいて、各栄養価の摂取量を考慮したアスリート食が提供されている。しかしながら、アスリート食では、主菜や副菜の摂取量は栄養士によって定められているものの、米飯の摂取量は選手自らが決めることができるため、米飯の進まないメニューやメニューへの飽きから、米飯の摂取量が少なく、身体づくりがはかどらないという課題が生じている。このような問題に対して、飽きが生じないように同一メニューが連続しないなど栄養価以外の制約も考慮した献立推薦システムなどがあるが、実際にどのようなメニューで多く米飯が摂取されているかを直接は考慮されていない。

そこで、本研究では料理の食彩と食欲が関連しているとの仮定の下、料理の画像から米飯摂取量を推定する。具体的には、従来の献立推薦システムを拡張し、栄養価などの条件を満たした献立候補の中から、各料理の画像特徴量を用いて米飯摂取量を推定し、一定期間の米飯の摂取量を最大化する献立を推薦するシステムを構築する。本手法の実現に当たり、取り組むべき課題は以下の2点である。

### 料理の画像特徴量の抽出

アスリート食では、コストを抑えるために食材が限られる。その結果、料理の見た目が類似する傾向にある。類似した料理画像の中から、各料理を明確に特徴付ける画像特徴量の抽出が必要である。そのためには、前処理として、特徴量の抽出に適した画像の切り出し方が重要となる。

### 回帰モデルによる推定

複数料理で献立が構成されるため、複数の料理の画像特徴量を統合して、回帰モデルを学習する必要がある。さらに、学習した回帰モデルを用いて、栄養価などの制約を満たす料理の組み合わせごとに米飯摂取量を推定する必要がある。

一つ目の課題に対しては、まず VGG16 を用い、収集したアスリート食の画像をすべて読み込ませることで、学習データとなる画像特徴量を獲得する。入力する画像はメニュー全体だと米飯や主菜以外の食材も映り込み、料理の配置の仕方などでも特徴量が変わるため、予測精度の低下に繋がる可能性がある。そこで、主菜のみと副菜のみの画像を切り出して用いる。二つ目の課題に対しては、回帰モデルを学習するために、説明変数の料理の画像だけでなく、目的変数の米飯摂取量の収集を行う。ただし、米飯の摂取量を献立によらずに決めている選手もいるため、献立を考慮した上で米飯摂取量を決めている選手を事前に選抜した。この選手の米飯摂取量の調査を行い、その平均値を各献立の米飯摂取量として扱う。次に、SVM を用いて回帰モデルを学習する。主菜と副菜のそれぞれの画像特徴量を連結させることで、献立の画像特徴量を生成し、特徴量と米飯摂取量で学習を行う。回帰モデルを学習した後、栄養価などの制約を満たす推薦候補の主菜と副菜のリストから、組み合わせごとに献立の画像特徴量を生成し、米飯摂取量を推定して摂取量を最大化する献立を推薦する。

提案手法の有効性を示すために、提案手法を組み込んだ VGG16 と SVM システムを実装し、動作確認を行った。本研究の貢献は以下の通りである。

### **料理の画像特徴量の抽出**

VGG16 から画像特徴量を抽出した。画像はメニュー全体だと画像ごとの特徴量の差が少なくなるため、主菜のみの画像を切り取ることで、画像間の類似度の平均が 0.12 低下した。また、主菜と副菜の場合、主菜のみの画像より画像間の類似度が 0.01 低下した。

### **回帰モデルによる推定**

SVM によって学習した回帰モデルを用いてテストデータで予測精度を検証したところ、主菜と副菜での決定係数が  $-0.11$  を示した。決定係数がマイナスを示したものの、主菜と副菜の方が主菜やプレート全体よりも向上していることが確認された。

## **Rice Intake Estimation Using Image Features**

Haruki Umemoto

### **Abstract**

Physical conditioning is important for athletes. Diet is as important as weight training in bodybuilding. Diet not only shapes the body, but also leads to increased risk of disease and injury due to nutritional imbalances. In addition, unbalanced nutrition leads to an increased risk of disease and injury. To avoid such risks, universities provide an athlete's diet that takes into account the intake of each nutritional value based on the standard values set by nutritionists. However, in the athlete's diet, the intake of main and side dishes is determined by nutritionists, but the amount of rice intake can be determined by the athletes themselves, resulting in low rice intake and poor physical conditioning due to lack of interest in the menu or boredom with the menu. To address this problem, there are menu recommendation systems that take into account constraints other than nutritional value, such as not serving the same menu items consecutively to prevent boredom, but they do not directly consider what types of menu items are actually consumed and how much rice is actually consumed.

Therefore, in this study, we considered that the color of the food is related to appetite and estimated rice intake from the images of dishes. Specifically, the system extends the existing menu recommendation system to estimate rice intake using image features of each dish from among candidate menus that meet nutritional value and other conditions, and to recommend a menu that maximizes rice intake over a certain period of time. There are two issues that need to be addressed in order to realize this method.

### **Extraction of image features of dishes**

In athlete diets, ingredients are limited to keep costs down. As a result, dishes tend to look similar. It is necessary to extract image features that clearly characterize each dish from similar dish images. Therefore, it is important to find a suitable image cropping method for feature extraction.

### **Estimation by regression model**

Since the menu consists of multiple dishes, it is necessary to integrate the image features of multiple dishes to train a regression model. In addition, the learned

regression model should be used to estimate rice intake for each combination of dishes that satisfies the nutritional value and other constraints.

For the first task, VGG16 was first used to acquire image features by loading an image of an athlete's diet. The input image should be the entire menu, which may lead to a decrease in prediction accuracy. Therefore, the images of only the main dish and only the side dish were cropped. For the second task, to train the regression model, we collected not only the images of the dishes as the explanatory variable, but also the rice intake as the objective variable. However, since some players decided their rice intake without considering the menu, we selected players who decided their rice intake after considering the menu. The average value of the rice intake of these players is treated as the rice intake for each menu item. Next, a regression model is trained using SVM. By concatenating the image features of the main and side dishes, image features of the menu were generated, and learning was performed with the feature values and the amount of rice intake. After training the regression model, the system generates image features of the menu from a list of recommended candidate main and side dishes that satisfy constraints such as nutritional value, estimates rice intake, and recommends a menu that maximizes rice intake.

VGG16 and SVM incorporating the proposed method were implemented and their operation was verified. Contributions of this research are as follow:

### **Extraction of image features of dishes**

Image features were extracted by vgg16. By cropping images of only the main dish, rather than the entire menu, the similarity per image was lowered by 0.12. The main dish and side dishes, not the main dish, allowed for a 0.01 lower similarity per image.

### **Estimation by regression model**

Estimation was performed by SVM. The accuracy for the main and side dishes is -0.11. Accuracy was negative, but main and side dishes improved over main dishes and the whole plate.

# 画像特徴量を用いた米飯摂取量の推定

## 目次

<b>第 1 章</b>	<b>はじめに</b>	<b>1</b>
<b>第 2 章</b>	<b>献立推薦</b>	<b>3</b>
2.1	集合知アプローチ	3
2.2	制約アプローチ	4
<b>第 3 章</b>	<b>米飯摂取量を考慮した献立推薦システム</b>	<b>6</b>
3.1	システム概要	6
3.2	制約に基づく献立推薦システム	8
3.2.1	カテゴリ	8
3.2.2	制約	9
3.3	米飯摂取量の推定	9
3.3.1	米飯摂取量推定コントローラ	10
3.3.2	料理画像 DB	10
3.3.3	米飯摂取量 DB	11
3.3.4	VGG16	12
3.3.5	SVM	12
<b>第 4 章</b>	<b>米飯摂取量の推定</b>	<b>15</b>
4.1	画像データの前処理	15
4.2	SVM を用いた学習	16
4.3	SVM を用いた推定	16
<b>第 5 章</b>	<b>評価</b>	<b>17</b>
5.1	米飯摂取量の推定精度	17
5.1.1	主菜に基づく推定	17
5.1.2	主菜と副菜に基づく推定	17
5.1.3	プレートに基づく推定	17
5.2	カーネル間の比較	17
<b>第 6 章</b>	<b>考察</b>	<b>19</b>
<b>第 7 章</b>	<b>おわりに</b>	<b>21</b>

謝辭	23
参考文献	24

## 第1章 はじめに

スポーツをする上で技術力が必要なのはもちろんだが、近年身体づくりの重要性も上がってきている。身体づくりとして代表的ものはウエイトトレーニングが1番に上がるだろう。しかし、それと同等に大事なものが食事である。なぜなら、どれだけウエイトトレーニングで身体を鍛えても食事を取らないと逆効果になってしまうからである。また、食事は練習後や試合前日、試合直前や直後などで適したものが変わってくる。このように食事は食べるものやタイミングなど多くの重要な要素が存在する。高校生でも栄養セミナーが開催されるなど、アスリートの食事はスポーツのパフォーマンスに大きく関わってくる。そして、立命館大学の体育会では栄養士の方が栄養価などを計算したアスリート食というものが提供されている。

しかし、食材にも限りがあるため米飯の進まないメニューやメニューへの飽きが生まれてしまう。アスリートの動く源である米飯の摂取量が減ってしまうと練習や試合で力が出せず、身体づくりもはかどらないという課題が生まれてしまう。

そこで従来の研究では、メニューへの飽きが生じないように同一メニューが連続しないなどの栄養価以外の制約を考慮した推薦システムがある。これは必要な栄養素の条件を満たすようなメニューをランダムに推薦していくというものである。これによって、体育会という多くの部員を対象に同じ条件で飽きの来ないメニューを提供することができる。

本研究では料理の食彩と食欲が関連しているとの仮定の下、料理の画像から米飯摂取量を推定する。具体的には、従来の献立推薦システムを拡張し、栄養価などの条件を満たした献立候補の中から、各料理の画像特徴量を用いて米飯摂取量を推定し、一定期間の米飯の摂取量を最大化する献立を推薦するシステムを構築する。本手法の実現に当たり、取り組むべき課題は以下の2点である。

### 料理の画像特徴量の抽出

アスリート食では、コストを抑えるために食材が限られる。その結果、料理の見た目が類似する傾向にある。類似した料理画像の中から、各料理を明確に特徴付ける画像特徴量の抽出が必要である。そのためには、前処理として、特徴量の抽出に適した画像の切り出し方が重要となる。

### 回帰モデルによる推定



複数料理で献立が構成されるため、複数の料理の画像特徴量を統合して、回帰モデルを学習する必要がある。さらに、学習した回帰モデルを用いて、栄養価などの制約を満たす料理の組み合わせごとに米飯摂取量を推定する必要がある。

以下本論文では、第2章では献立推薦について説明する。続いて、第3章では米飯摂取量を考慮した献立推薦システムについて述べる。その後、第4章では米飯摂取量の推定について述べる。第5章では提案手法の評価を行い、第6章では提案手法に対する考察を行う。第7章で本稿をまとめ、今後の展望やさらなる課題について結論とする。

## 第2章 献立推薦

本章では、既存する献立推薦システムである集合知を用いた献立推薦システムを説明する。

### 2.1 集合知アプローチ

集合知を用いた献立推薦システムについて説明する。これは個人に対応した献立推薦である（図1）。

まず、個人で献立を決める際に多くのユーザは栄養バランスではなく、その日の気分で自然に決めることが多い。つまり、食べたい一品さえ決まってしまうと、あとはランダムでよいことが多い。ここでの献立とは「主菜」・「副菜」・「汁もの」・「ご飯」の4つのカテゴリの組み合わせと定義する。この献立推薦は、ユーザが食べたい一品を指定することで集合知を用い、ほかのカテゴリを組み合わせで推薦してくれるものとなる。この献立推薦システムの集合知の求め方や活用法について説明する。

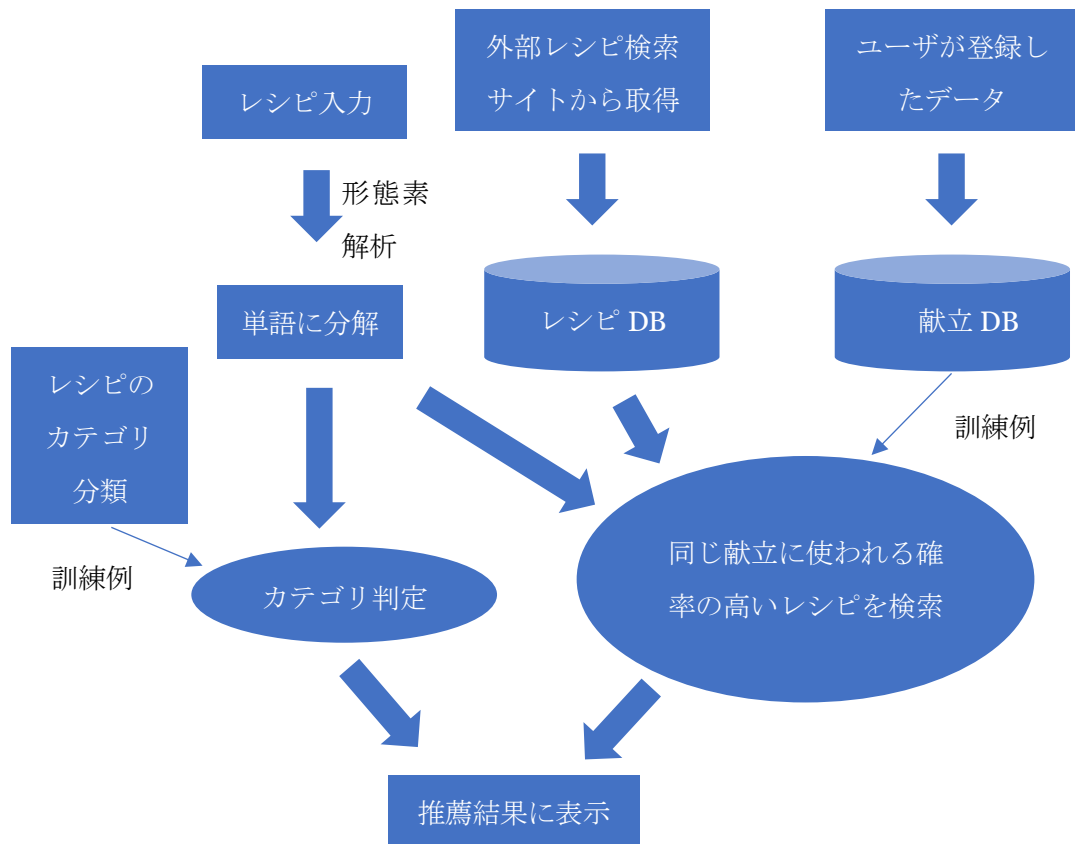


図1 献立推薦の流れ

集合知を求めるために必要な学習フェーズが2つある。1つ目は、レシピ検索サイトのレシピを形態素解析することで頻繁に出現するキーワードを抽出し、リスト化する。2つ目は、カテゴリ判定のベイズ推定を行うための訓練例を用意する。その訓練例を用い、「主菜」・「副菜」・「汁もの」・「ご飯」の中から当てはまるカテゴリ付けをする。これを基に食べたい一品から他の料理レシピが献立に含まれているかどうかベイズ推定を行う。

次に、献立推薦の流れについて説明する。まず、ユーザが食べたい一品を入力し、カテゴリ判定のベイズ推定を行う。その後、選んだ一品と同じ献立に出てくる可能性の高いレシピを集合知から選択する。ここでカテゴリが重複した場合採用しないという条件を付けることで、重複を避ける。また、副菜は2品まで重複を許し、カレーライスなどのカテゴリは「ご飯」と「主菜」とするなどの条件もある。よって、4品または5品の献立が推薦されることとなる[1]。

この献立推薦の提案は、大人数に向けての提案も可能であるが、栄養価やどのようなメニューで多く米飯が摂取されているかなどの考慮がない。

## 2.2 制約アプローチ

健康と環境を考慮した献立推薦システムの提案について説明する。これは健康面における制約を用いた献立推薦ができるものとなる。

まず、健康と環境を考慮する理由について述べる。健康は、食事で多くの人が意識しているため考慮していくべきものである。環境は、近年SDGsでも取り上げられている地球温暖化などの環境問題に食事から少しでも対策できるためである。この2つをどのように考慮していくか述べる。

健康の考慮として4つの条件を設定し、ユーザに適したものを1つ選択するものとなる。その条件は高齢者の方向けの献立、ヘルシー志向の献立、塩分控えめの献立、栄養バランスを考えた献立の4つとなる。高齢者の方向けとは1日1800kcal程度を目安としたものである。ヘルシー志向とは一般成人の1日の平均消費カロリーから200kcal少なくした男性2000kcal、女性1800kcalを目安にしたものである。塩分控えめは厚生労働省が高血圧の方に定めた1日の塩分摂取量の6gを目安としたものである。栄養バランスを考えた献立はPFCバランスによる制約を満たし、1日の歳台摂取カロリーを超えないものとなる。また、PFCバランスとは食事に含まれる三大栄養素（P:タンパク質、F:脂質、C:炭水化物）

のエネルギーの比率のことである。理想的な摂取カロリーバランスはP:F:C=15:25:60と設定する。

環境への考慮としては、「CO<sub>2</sub>の見える化」である。CO<sub>2</sub>の排出量は、食材の生産段階と調理段階の2つに分けて算出し合計するものを表示する。

この健康と環境2つを考慮した1食分の献立が図2である。1食分の献立には各レシピの詳細情報に加え、CO<sub>2</sub>の排出量が表示される[2]。この献立推薦は栄養素の考慮が行えるが人気メニューや連続性の考慮が行えない。

12月26日	合計カロリー 647kcal	7.48g-CO <sub>2</sub> /kcal
主食	副菜	汁物
野菜とあさりのリゾット	地鶏ささみの網焼きカルパッチョ	えびときのこの豆乳スープ
煮る、炒める、ゆでる	焼く	煮る
385kcal	154kcal	108kcal
グリーンアスパラ: 8本 筍: 小1本 殻つきあさり: 20個 タマネギ: 大さじ3 オリーブ油: 少々 米: 300g 白ワイン: 200cc スープ(固形スープでも可): 1000cc タカノツメ: 1本 ニンニク: 2片	地鶏ささみ: 4枚 大葉: 8枚 白ねぎ: 2本 塩コショウ: 少々 (a)ソース: ・粒マスタード: 小さじ2 ・ニンニク: 1/2片 ・バルサミコ酢: 大さじ3 ・醤油: 少々 ・レモン汁: 1/4個分 ・エキストラバージンオイル: 大さじ3	えび: 12尾 しめじ: 100g エリンギ: 100g 黒いも: 100g 長ねぎ: 1本 サラダ油: 少々 白ワイン: 大さじ2 ブイヨン: 2・1/2 豆乳: 2・1/2カップ 塩: 少々 こしょう: 少々 あさつき: 3本
調理時間: 30?60分	調理時間: 30?60分	調理時間: 20?30分
<a href="#">詳細ページ</a>	<a href="#">詳細ページ</a>	<a href="#">詳細ページ</a>

図2 献立の詳細ページ

## 第3章 米飯摂取量を考慮した献立推薦システム

### 3.1 システム概要

本研究は、図3のシステム構成図にあるように従来の制約に基づく献立推薦システムを活用し、画像を基に米飯摂取量を推定して、献立を推薦する。このシステムの流れについて説明する。

まず、米飯摂取量と画像特徴量を学習データとして、図4のようにSVMに学習させる。アスリート食ごとに取得した米飯摂取量、主菜と副菜の画像を用い、学習データを作り上げる。

次に、図5のように米飯摂取量を推定させる。まず、従来の研究である制約に基づく献立推薦システムを活用する。この献立推薦ではカテゴリごとメニューを分類したデータを用い、栄養価や献立の連続性といった制約を設けた中で、献立の候補をいくつか挙げてもらう。その候補の画像を集め、VGG16に読み込ませ画像特徴量を求める。そして、SVMで学習データを基に画像特徴量から米飯摂取量を推定する。推定した米飯摂取量の最大のものを献立として提供するという流れである。

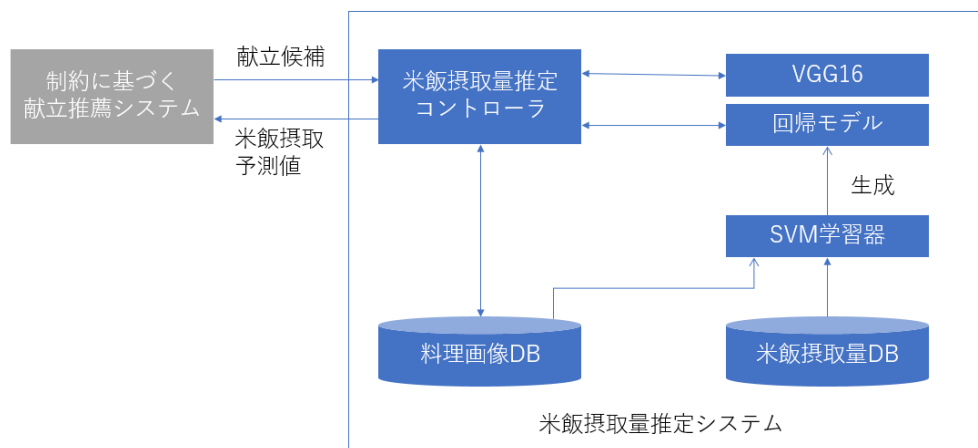


図3 システム構成図

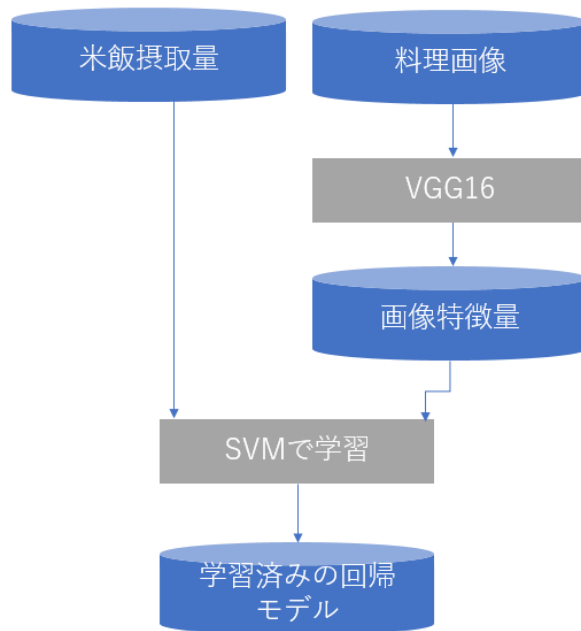


図4 学習プロセス

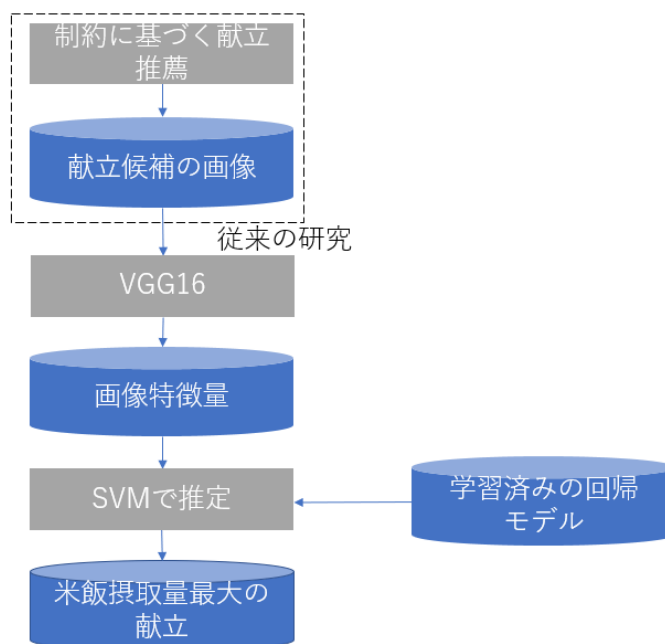


図5 米飯摂取量の推定プロセス

### 3.2 制約に基づく献立推薦システム

本研究は従来の献立推薦システムを拡張し、栄養価などの条件を満たした献立候補の中から、各料理の画像特徴量を用いて米飯摂取量を推定し、一定期間の米飯の摂取量を最大化する献立を推薦するシステムを構築する。この従来の献立推薦システムの栄養価の条件の満たし方と一定期間献立を被らない方法について説明する。

#### 3.2.1 カテゴリ

献立を格納するための変数  $x_{i,j} \in X$  を定義する。  $i$  は  $i$  日目の料理であることを示し、  $j$  は料理のカテゴリを示す。 また、表 1 のように料理ごとにカテゴリ分けをしていく。 具体的には主菜は「main」、副菜は「sub」、デザートは「dessert」、主食は「rice」と分類している。 そして、それぞれ  $id$  に対応して栄養価も加えられている。

表 1 食品成分データ

料理名	id	タイプ	カロリー	タンパク質	脂質	炭水化物
オレンジ	1	desert	46	0.9	0.1	11.8
イチゴ	2	desert	34	0.9	0.1	8.5
米	3	rice	983	16.4	2.7	213
うどん	4	rice	105	2.6	0.4	21.6
鮭	5	main	177	28.5	6.0	0.1
トマト	6	sub	19	0.7	0.1	4.7
納豆	7	sub	200	16.5	10.0	10.5

### 3.2.2 制約

各日目の主菜のカロリー、タンパク質、脂質、炭水化物の最大摂取量および必要摂取量と料理の重複確認を制約として定義している。この最大摂取量および必要摂取量は管理栄養士から規定された数値を参照している。

具体的には、以下の通りである。

$$\textcircled{1} \quad x_{i, \text{main. calorie}} + x_{i, \text{sub. calorie}} + x_{i, \text{dessert. calorie}} + x_{i, \text{rice. calorie}} \geq 1800,$$

1回の食事のカロリーの合計が1800kcal以上

$$\textcircled{2} \quad x_{i, \text{main. protein}} + x_{i, \text{sub. protein}} + x_{i, \text{dessert. protein}} + x_{i, \text{rice. protein}} \geq 70,$$

たんぱく質は70g以上

$$\textcircled{3} \quad x_{i, \text{main. fat}} + x_{i, \text{sub. fat}} + x_{i, \text{dessert. fat}} + x_{i, \text{rice. fat}} \geq 50,$$

$$x_{i, \text{main. fat}} + x_{i, \text{sub. fat}} + x_{i, \text{dessert. fat}} + x_{i, \text{rice. fat}} \leq 55,$$

脂質は50g~55g

として管理栄養士が献立を作成しているためその内訳は変えずに定義する。

また、料理が重複しないように、以下の制約も導入する。

$$\textcircled{1} \quad x_{1, \text{main}} \neq x_{2, \text{main}} \neq x_{3, \text{main}} \neq x_{4, \text{main}} \dots$$

主菜が被らない

$$\textcircled{2} \quad x_{1, \text{sub}} \neq x_{2, \text{sub}} \neq x_{3, \text{sub}} \neq x_{4, \text{sub}} \dots$$

副菜が被らない

$$\textcircled{3} \quad x_{1, \text{dessert}} \neq x_{2, \text{dessert}} \neq x_{3, \text{dessert}} \neq x_{4, \text{dessert}} \dots$$

デザートが被らない

主食は基本米飯であることから被っても問題ないため、重複の制約は設けない。

さらに、連続性の考慮も制約として含める必要がある。連続性の考慮とは、一週間毎日違う献立を推薦し、次の週の献立推薦でも前週の献立と被らないようにすることである。なぜ二週間かというと、実際に選手にアンケートをとった結果、約三週間前のメニューが食べたいという声があり、食べたいものが食べられないというストレスをかけないためである。よって、二週間は被らない献立とし、三週間目では一週目の献立も提供していくことが可能である。

### 3.3 米飯摂取量の推定

米飯摂取量の推定には、米飯摂取量と画像特徴量の取得が必要である。この



方法や流れ，なぜ画像から米飯摂取量を推定するかについて述べていく．

### 3.3.1 米飯摂取量推定コントローラ

米飯摂取量推定コントローラの役割について説明する．まず，制約に基づく献立推薦システムから入力された献立の料理名から料理画像を取得する．次に，VGG16 を用い，画像特徴量に変換し，学習済みの回帰モデルを基に米飯摂取量を推定する．そして，その米飯摂取量の推定値制約にix 基づく献立推薦システムに出力をする．これが米飯摂取量推定コントローラの役割である．

### 3.3.2 料理画像 DB

まず，なぜ画像で米飯摂取量を推定するかについて述べていく．アスリート食のシステムは主菜や副菜を配膳された後に，米飯の摂取量を選手自身で決めるというものである．つまり，米飯摂取量の決め手は主菜や副菜の食彩ではないかと推測したからである．また，論文の『食品の色彩と味覚の関係』では食べ物の色と食欲との関係についてアンケートをとった結果，表 2 にあるように多くの人が食彩と食欲が関係していることがわかる [3]．よって，画像から米飯摂取量を推定していく．そのためには，アスリート食の画像から画像特徴量を取得する必要がある．

画像特徴量は，アスリート食ごとに写真を撮り，その画像を VGG16 で読み込むことで取得できる．また，取得した画像から主菜と副菜をそれぞれ切り出し，それぞれで画像特徴量を求める．その後，それぞれの画像特徴量を連結させて，米飯摂取量と結び付け，SVM に学習させることで学習データを作り上げる．

表 2 食べ物色と食欲との関係

項目	男子		女子	
はい	人 199	% 80.6	人 535	% 92.4
いいえ	23	9.3	11	1.9
どちらともいえない	25	10.1	33	5.7
合計	247	100.0	579	100.0

### 3.3.3 米飯摂取量 DB

米飯摂取量の取得は、献立を考慮して米飯摂取量を決めている選手から行う。15人の選手の協力を毎回のアスリート食で得た。例として米飯摂取量の最大の日と最小の日を表3のように表す。この平均値をその日の米飯摂取量としてSVMに学習させる。図6は、米飯摂取量の推移である。このように、米飯摂取量は献立によって大きく異なることがわかる。次に、SVMについて説明する。

表3 米飯摂取量

	6月15日	12月2日
A	600	400
B	500	300
C	300	0
D	600	450
E	400	300
F	600	300
G	400	200
H	300	200
I	300	200
J	350	300
K	700	600
L	1000	500
M	500	400
N	700	500
O	850	500
平均	540	343

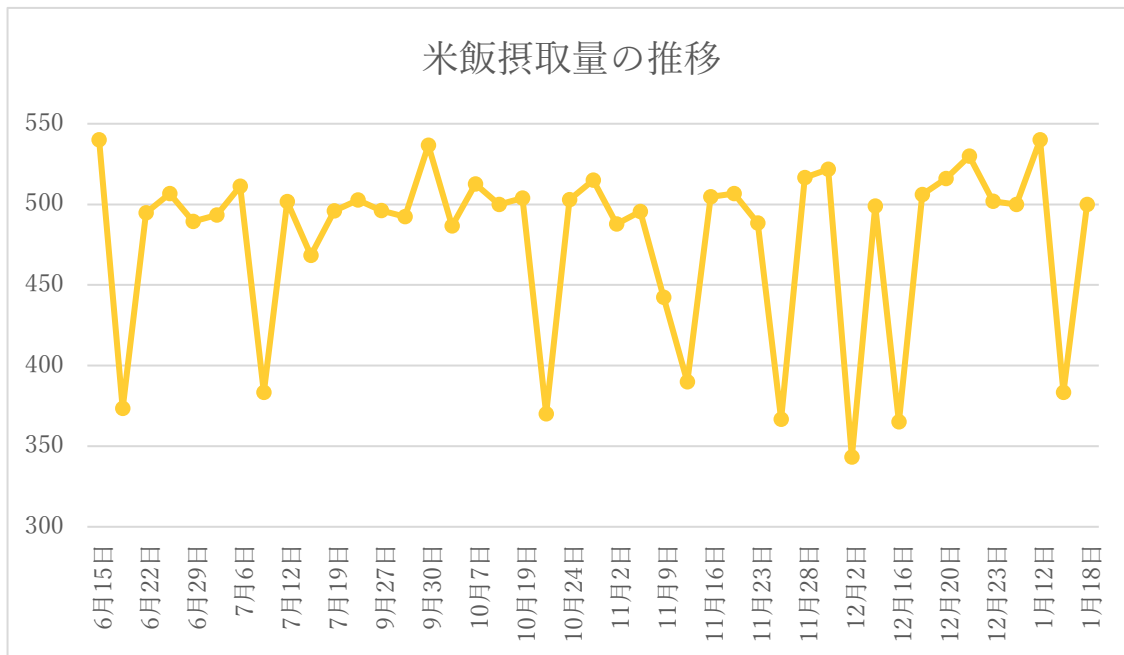


図 6 米飯摂取量の推移

### 3.3.4 VGG16

VGG16 とは深さ 16 層の畳み込みニューラルネットワークである。100 万枚以上のイメージを学習させた事前学習済みのネットワークを、ImageNet データベースから読み込むことが可能である。この多くのイメージを学習させたデータベースを扱える VGG16 を用いることで、主菜や副菜の画像の特徴量を求めることが可能となる<sup>1</sup>

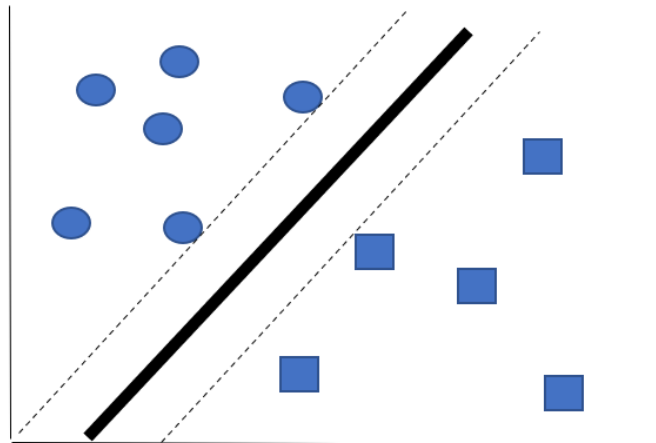
### 3.3.5 SVM

SVM (Support vector Machine) とは機械学習のアルゴリズムである。ビッグデータと呼ばれる大規模データをうまく扱うことができるディープラーニングが登場するまで非常に人気のあるものであった。しかし、それほど多くないデータを扱う際は SVM の方が高い精度を誇る。なぜなら、SVM はマージン最大化とカーネル法による汎化性能が高いためである。汎化性能とは訓練データではない未知のデータへの対応力を意味するものである。これからマージン最大化とカーネル法について説明する。

<sup>1</sup> <https://jp.mathworks.com/help/deeplearning/ref/vgg16.html>

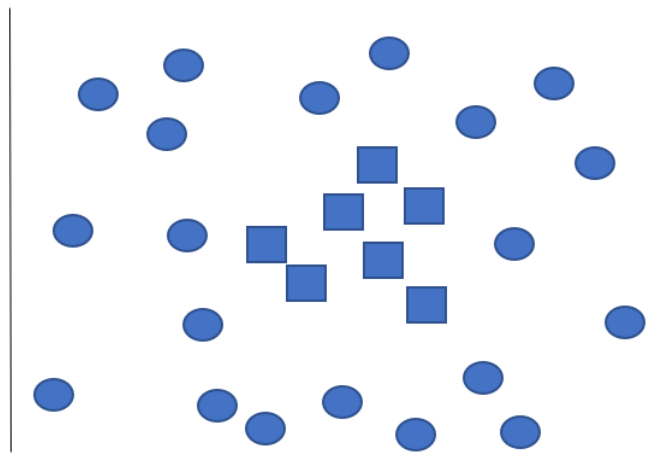
まず、マージン最大化とは図 7 の破線のように瀬戸際のカテゴリ分けを行うのではなく、太線のようにかけ離れている分類を目指すものである。この太線を扱うことで多少データが変動しても分類に影響がなくなる。

次に、カーネル法とは図 8 の丸と四角のように直線のみで分類できないものを分類する方法である。その方法は、平面である 2 次元データを 3 次元などの高次元空間へと次元拡張するものである。そうすることで、図 9 のように丸と四角を平面で線形分離できる。



● ■ データ      — ---- 分類線

図 7 マージン最大化



● ■ データ

図 8 カーネル法 (2 次元平面上)

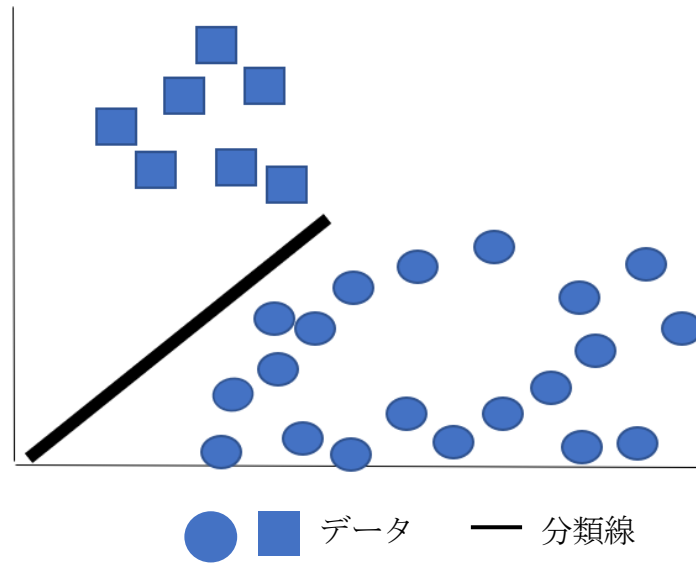


図9 カーネル法 (3次元空間で線形分離)

また、分類だけでなく、数値を予測するSVR (Support Vector Regression) という回帰の手法としても使うことができる。よって、本研究では摂取量を予測するため、回帰の手法であるSVRを扱っている。<sup>2</sup>

<sup>2</sup> <https://dse-souken.com/2021/04/01/ai-23/>

## 第4章 米飯摂取量の推定

### 4.1 画像データの前処理

SVMに学習させる画像の前処理として、主菜と副菜のみを切り出す必要がある。これはプレート全体だと図10のように米飯、主菜、副菜、汁物、デザートなど似たような構成のため画像ごとの差が少なくなってしまう。また、米飯摂取量を推定したいのにも関わらず、米飯も画像に映り込んでしまう。よって、主菜と副菜のみを切り出すことで画像特徴量にも差が生まれ、米飯が映り込むこともない。さらに、それ以外にも図11のように回転や平行移動した画像も学習させていく。これは同じ主菜の画像でも向きなどが違うだけで画像特徴量が異なるため、推定される米飯摂取量も異なってしまう。これを避けるため、回転や平行移動した画像の特徴量をSVMに学習させることで、画角の違いの影響を受けずに、精度が向上する。



図10 プレート全体の写真



図11 回転や平行移動させた画像

## 4.2 SVM を用いた学習

SVM で摂取量を推定するには、3.3.1 で述べた画像特徴量と 3.3.2 の米飯摂取量を学習させなければならない。その学習方法について詳しく説明する。

画像特徴量は SVM を実行するファイルと違うファイルで求めている。米飯摂取量も別のファイルでリストにまとめている。この 2 つを SVM の実行をするファイルにインポートすることで、画像特徴量と米飯摂取量を用いることが可能である。そして、図 12、図 13 のような画像特徴量、米飯摂取量をそれぞれの変数に代入する。次に学習データと予測するためのデータに分類するために、学習させる画像特徴量と米飯摂取量の数を指定する。ここでは 3 つの画像特徴量と米飯摂取量をトレーニングデータに指定する。そして、含まれなかった 2 つずつの画像特徴量と米飯摂取量が予測するためのデータとなる。また学習データとしてトレーニングに使われる個数だけを指定しても、ランダムになってしまう。そこで、ランダムを防ぐための引数を使用することでシャッフルに選択されるものを先頭から順番に選択されるようになる。この選択されたトレーニングデータを標準化することで SVM に学習させることができる。

## 4.3 SVM を用いた推定

主菜と副菜それぞれの画像特徴量の次元数は 25088 である。これを連結させるため、SVM で学習させる画像特徴量の次元数は 50176 となる。この画像特徴量と米飯摂取量の中からトレーニングデータとテストデータに分類する。そして、トレーニングデータを基にテストデータの画像特徴量から米飯摂取量を推定することとなる。

## 第5章 評価

### 5.1 米飯摂取量の推定精度

SVM では回帰モデルの評価の目安となる決定係数の確認ができる。この決定係数は1に近いほどモデルの当てはまりが良いことを示すものである。

#### 5.1.1 主菜に基づく推定

主菜の画像特徴量のみで SVM に学習させ、実際に画像特徴量から米飯摂取量の推定を行う。まずは、米飯摂取量が最大であったメニューと最小であったメニューの推定を行いどれくらいの誤差が生まれるか確認する。米飯摂取量最大の主菜が 540 g であり、最小が 343 g であった。推定した結果、米飯摂取量最大の主菜の推定値 513 g、最小の推定値 495 g となった。米飯摂取量最大の主菜の誤差は 27 g、米飯摂取量最小の主菜の誤差は 152 g となった。最大の主菜では誤差があまり生まれなかったが、最小の主菜での誤差が大きくなってしまった。しかし、米飯摂取量が最小時は同時にうどんの提供もあり、炭水化物の摂取量は実際 343 g より多かったといえる。

#### 5.1.2 主菜と副菜に基づく推定

主菜と副菜それぞれの画像の特徴量を求め、連結した特徴量を SVM に学習させ、米飯摂取量の推定を行う。結果は、米飯摂取量最大のメニューの推定値が 502 g、最小のメニューが 480 g となった。米飯摂取量最大の主菜と副菜の誤差は 38 g、米飯摂取量最小の主菜と副菜の誤差は 137 g となった。

#### 5.1.3 プレートに基づく推定

メニューすべてがプレートに乗っている状態の画像の特徴量を SVM に学習させ、米飯摂取量の推定を行う。結果は、米飯摂取量最大のメニューの推定値が 539 g、最小のメニューが 488 g となった。米飯摂取量最大のプレートの誤差は 1 g、米飯摂取量最小のプレートの誤差は 145 g となった。

### 5.2 カーネル間の比較

3.3.2 で説明したカーネルにはタイプがあり、linear, poly, rbf, sigmoid, precomputed などの種類がある。Linear は線形回帰、poly は多項式展開、rbf はガウス関数、sigmoid はロジスティック回帰モデルと同じ処理を行い、precomputed はデータが前処理によって整形済みの場合に用いる。よって、今



回 precomputed は使わない. 上記の推定値は linear での数値である. これらによって決定係数や推定値がどれだけ変化するか調査した. その結果が, 表 4 と表 5 である.

表 4 決定係数

決定係数	linear	poly	rbf	sigmoid
主菜のみ	-0.25	-0.34	-0.32	-0.33
主菜と副菜	-0.11	-0.35	-0.35	-0.35
プレート 全体	-0.96	-0.37	-0.37	-0.36

表 5 最大と最小の推定値

推定値 最大・最小	linear	poly	rbf	sigmoid
主菜のみ	513 g 495 g	500 g 498 g	502 g 497 g	501 g 498 g
主菜と副菜	502 g 480 g	499 g 499 g	499 g 499 g	499 g 499 g
プレート 全体	539 g 488 g	501 g 498 g	500 g 498 g	500 g 498 g

## 第6章 考察

本研究で実際に画像特徴量から米飯摂取量の推定は行うことができた。しかし、SVM の決定係数がマイナスとなってしまう、実際に参考になる値とはならなかった。データ量の問題と推測し、回転や平行移動した画像で画角を増やし、データ量を増やしてみたが、わずかしき決定係数は向上しなかった。他の原因として考えられることは二つある。

まず、コストの面から生じる問題である似たようなメニューが多いことである。アスリート食での米飯摂取量が増加しない原因の一つでもあるメニューへの飽きがあるように、たまに全く同じ献立の日も存在していた。また、図 12 のように画像特徴量を基に求めた類似度が高いものでも、米飯摂取量の差は 149 g となった。このことから、画像特徴量に差が生まれづらかった可能性がある。

次は、選手のコンディションについてである。アンケートした選手は主菜で米飯摂取量を決めているが、その時のコンディションによって多少の誤差がある選手も少数いると推測する。

このような問題から米飯摂取量推定時の決定係数がマイナスになってしまったと考える。

その中でも、主菜と副菜の決定係数がわずかだが 1 番高いものとなった。そして、プレート全体がやはり特徴量の差が小さいことから、決定係数が低くなった。

これまでは、制約に基づく献立推薦システムを活用し、画像特徴量から米飯摂取量を推定することについて述べてきたが、今後は、味や調理法についての関連性も調べ、より米飯摂取量の増加への関連性を調査していくべきである。具体的には料理間で共通する食材をエッジで結び料理のネットワークを作成し、料理のベクトルから米飯摂取量を推定する。この料理ベクトルを画像特徴量のベクトルと組み合わせて扱うことで、より精度の高い米飯摂取量の推定を行うことが可能となる。

target



0.44350478



図 12 類似度の高い主菜

## 第7章 おわりに

この米飯摂取量の増加を目指す献立推薦を今後さらに発展していくためには、料理の見た目だけでなく、味や調理方法も考慮していく必要がある。また、個人や家庭に向けられた献立推薦は多くあるが、大人数に向けたものは少ないため、研究が増えていけば、身体づくりが重要なスポーツの団体や健康維持を目的とする高齢者施設など様々な需要があると考えられる。本研究では、アスリート食の栄養価や連続性に考慮し、米飯摂取量の多い献立推薦の提案を目的とし、アプローチを試みた。

### 料理の画像特徴量の抽出

VGG16 から画像特徴量を抽出した。画像はメニュー全体だと画像ごとの特徴量の差が少なくなるため、主菜のみの画像を切り取ることで、画像間の類似度の平均が 0.12 低下した。また、主菜と副菜の場合、主菜のみの画像より画像間の類似度が 0.01 低下した。

### 回帰モデルによる推定

SVM によって学習した回帰モデルを用いてテストデータで予測精度を検証したところ、主菜と副菜での決定係数が $-0.11$ を示した。決定係数がマイナスを示したものの、主菜と副菜の方が主菜やプレート全体よりも向上していることが確認された。

また、現在体育会のアスリート食では朝と夜のみの提供となっているため、昼は選手自身が考え、食事をしなければならない。多くの学生は授業の合間に学食で昼食を取る。学食には主菜のみならず、副菜も種類豊かであり、アスリートに優しいメニューが揃えられている。しかし、下回生などは栄養の知識に乏しく、食堂で何を食べていいかわからない選手が多い。よって、栄養士の方や上級生に日々の食事のアドバイスをもらっている。この問題に献立推薦が役立つと考える。まず制約としてその週のメニューを学習させ、必要な主菜や副菜、汁物などバランス良く候補を提案してもらおう。そして、その主菜などの画像特徴量から米飯摂取量を推定し、摂取量の多いものを献立として提案する。これにより、下回生でも身体づくりのためにバランスが良く、多くの米飯を摂取できる献立を食堂で食べることが可能となる。さらに、この推薦された献立で毎回食事することで、身体づくりのための食事を理解することができる。よって、自炊するときな

ども選手自身で栄養バランスが取れるかつ米飯摂取量の多い主菜などを食すことが可能となる。

## 謝辞

本研究を進めるにあたり，熱心なご指導、ご助言を賜りました村上陽平准教授に深謝申し上げます。また，研究に協力してくださった西村一球さん，大井也史さん，普段からお世話になっている社会知能研究室の皆様に心より感謝申し上げます。

## 参考文献

- [1] 井出歩, 大友崇弘, 藤澤伸, 服部隆志:集合知を用いた献立推薦システム, 第74回全国大会講演論文集, 2012巻, 1号, pp.634-644(2012)
- [2] 三上亮, 中野宏美, 堂脇清志, 大和田勇人:健康と環境を考慮した献立推薦システムの提案, 2013年度人工知能学会全国大会, JSAI2013巻(2013)
- [3] 奥田弘枝, 田坂美央, 由井明子, 川染節江:食品の色彩と味覚の関係, 一般社団法人 日本調理科学会, 35巻, 1号, pp.2-9(2002)