

レシピおよび視聴操作に基づく ショート料理動画の難易度抽出手法の検証

米澤 拓也[†] 王 元元^{††} 角谷 和俊^{†††} 河合由起子^{†,†††}

[†] 京都産業大学大学院 先端情報学研究科 〒603-8555 京都府京都市北区上賀茂本山

^{††} 山口大学大学院創成科学研究科 〒755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1

^{†††} 関西学院大学総合政策学部 〒669-1337 兵庫県三田市学園 2 丁目 1

^{††††} 関西学院大学 社会情報学研究センター 〒567-0047 大阪府茨木市美穂ヶ丘 5 番 1 号

E-mail: [†]{i2186249,kawai}@cc.kyoto-su.ac.jp, ^{††}y.wang@yamaguchi-u.ac.jp, ^{†††}sumiya@kwansei.ac.jp

あらまし 近年, 「Kurashiru」や「DELISH KITCHEN」などの短時間で多くの調理動作や手順を概欄することが可能となるアプリケーションが普及している. しかし, 一度の視聴では, すべての調理動作を理解することは困難である. また, 誰もが同じレシピ動画を見る可能性があるため, ユーザの調理技術 (調理レベル) が考慮されていない. そこで, 本研究では, ショート料理動画に含まれるテキストレシピから, 各調理動作のおおよその難易度判定を行う. また, 判定した難易度に, ユーザの映像に対する視聴操作に基づいて重み付けを行うことで, 動的な調理支援システムを提案する. さらに, 提案手法により抽出した補足レシピ動画を直感的かつ容易に理解可能な Dynamic Video Tag Cloud を提案する. 本稿では, 提案するショート料理動画の難易度抽出手法の有効性及び, 難易度判定手法の精度をユーザ評価により検証する.

1. はじめに

近年, クックパッド^(注1)や楽天レシピ^(注2)など, ユーザ投稿型料理レシピサイトが広く普及している. ユーザは料理した内容を画像や動画とともにオリジナル料理レシピデータとして投稿でき, またそれら投稿された大量の料理レシピから料理名などでキーワード検索できる. 料理名による検索以外に, 「手早くできる料理」や「定番の料理」, 「意外性のある料理」といったさまざまな検索ニーズが高まり, 国内外で料理レシピデータ分析に関する研究が活発に行われている [1] [2] [3]. また, モバイル端末の普及により, 料理レシピデータのテキストだけでなく, 料理番組や投稿されたショート料理動画の視聴ニーズが国内外で高まっている [4] [5].

料理番組とは, 料理を題材としたテレビ番組であり, 料理レシピの紹介や実際に調理する様子が映される番組である. 昔からあるようなプロの料理人が料理レシピを教える情報番組に分類される料理番組のほか, 料理対決やタレントが調理を行うバラエティー番組に分類される料理番組など, 近年ではさまざまな構成で料理番組はつくられている. プロの料理人が料理レシピを教える情報番組としての料理番組のほか, 調理対決やユーザが投稿したレシピを使った料理紹介など, 近年ではレシピ情報だけでなく調理の楽しさを伝えることを目的とした番組も多い. 一方で, Kurashiru^(注3)や DELISH KITCHEN^(注4)などのショート料理動画はつくり始めから出来上がりまでの調理の様

子を定点カメラで撮影し, 料理番組に付与されるような音声による解説を付与せず, 調理動作・使用する食材・解説などをオープンキャプションで表示し, それらを 1 分程度に短く編集した映像となっている. これらのショート料理動画は, ノーカットあるいは一部が省略された映像が早送りで再生されているため, コロケやハンバーグなどの途中生成物の様子を伝えることで短時間での視覚的效果により料理の楽しさを伝えられる. しかしながら, 一度の視聴だけでは短時間なため料理のコツや要点を掴むことは困難である.

また, 視聴ユーザの料理スキルは多様であるが, それら多様なユーザの料理レベルに合わせたアノテーションが提供できていないため, 実際の調理での料理の完成度や料理の楽しさに対する再現性が低い.

そこで, 本研究では, ショート料理動画を対象とし,

ショート料理動画に含まれる「食材」や「調理動作」の出現頻度や出現時間を用いて料理ジャンルごとの難易度を抽出, およびユーザインタフェース上のユーザによる視聴操作 (一時停止, 巻き戻し, スキップ) を加味した難易度判定に基づいて多様なユーザの料理レベルに合わせてショート料理動画への補助レシピ情報の効果的な推薦方式を提案する. 本研究における補助レシピ情報とは, レシピとなる食材や調理動作などを解説する料理動画とする (以降, 補助レシピ動画と記す). また, 難易度の抽出手法ならびにショート料理動画の補足対象に対して難易度に基づき, 補助レシピ動画のサムネイルをランキングやタグクラウドとして推薦提示する補助レシピ情報提示方式を提案する.

本稿では, 提案するショート料理動画に対する難易度抽出手法を 60 名の被験者により検証する.

(注1) : <https://cookpad.com/>

(注2) : <https://recipe.rakuten.co.jp/>

(注3) : <https://www.kurashiru.com/>

(注4) : <https://delishkitchen.tv/>

2. 関連研究

2.1 調理難易度抽出

近年、料理レシピの検索や推薦に関する研究が盛んに行われている。特に料理レシピの調理難易度を求める研究も多く存在する。藤崎と三好 [6] は、料理スキルを習得したいユーザに対して適切な難易度の料理レシピの推薦を行っている。レシピの難易度を手軽さ、技術的な難しさ、レシピ文章のわかりやすさの3つに分類し、それぞれの難易度の推定に学習コンテンツの難易度を推定するアルゴリズム [7] を適用しており、レシピの手軽さの推定を行うために使用している食材や調理器具、調理法を表す単語に着目している [8]。岩本と宮森 [9] は、料理の初心者ユーザは自分が調理可能なレシピがどれなのか効率良く把握することができないと考え、料理を作るために必要な調理技能に着目し、レシピごとの難易度により検索が可能な検索システムを提案している。具体的には、Web上で利用可能な料理レシピを対象に、各レシピの調理手順から調理動作を抽出し、家庭料理技能検定に基づく調理動作の難易度別分類と、調理動作数と重みによる難易度スコアの計算により、各レシピをランキングしユーザに提示する研究である。

また、Kusuら [10] は、料理レシピの調理動作に基づく難易度定義を可能にし、料理レシピ検索にかかる負担の軽減に貢献することが可能になると考え、調理動作の難易度を客観的に定義し、調理動作に基づく料理レシピ検索のための難易度算出法の提案をしている。具体的には、ユーザの力量に合った料理レシピを容易に見つけられる検索システムの構築を行うために、文部科学省の検定を経た小学校、中学校、高等学校、高等学校（専門学科）で使用されている家庭科の教科書を用いて調理動作を抽出し、調理者が主語となる調理動作の難易度を客観的に定義し、調理動作に基づく料理レシピ検索のための難易度算出法の提案を行っている [11]。これらの研究では、テキスト料理レシピを対象に調理難易度のスコア算出を行っているが、本研究ではショート料理動画を対象とし、食材や調理動作の出現頻度と出現時間を用いた調理難易度のスコア算出を行っている。

2.2 料理動画分析

近年ではテキストレシピサイトのほかに、料理動画の投稿も増加しており、テキスト料理レシピだけでなく、料理動画の分析に関する研究も活発に行われている。道満ら [12] は、料理番組を料理動画として定義し、映像に含まれる調理動作のうち、繰り返し行われる動作を解析することで、調理動作の分類を行う手法を提案している。この研究は、料理動画中の調理動作の分類を行っているが、本研究ではショート料理動画の調理動作から補足情報の抽出を行っている。大滝と鷹野 [13] は、料理レシピ動画に含まれる調理動作・器具・食材の3点に着目し、それぞれの出現回数や料理の移動回数などを考慮し、調理にかかるコストを算出する手法を提案している。本研究では、ショート料理動画を扱い、動画内に出現する食材や調理動作の出現頻度と出現時間から難易度を算出する。

また、祖父江ら [14] は、ユーザが撮影した動画から特徴ベクトルを抽出し、SNSに投稿される料理レシピ動画と形式の似た

動画を作成する要約動画システムを提案している。この研究は、料理動画中の調理工程に注目し、手順画像と動画の各フレームに対する特徴ベクトルの抽出を行っているが、本研究では、料理レシピ動画に対して補助レシピ情報を抽出しユーザに提示するシステムの提案を行っている。牛久ら [15] は、数十分程度の調理動画を Faster R-CNN を用いて物体認識を行い、それらの認識結果からテンプレートモデルを用いて、テキストレシピを自動生成する手法を提案している。この研究は、ショート料理動画からテキストレシピを自動生成する研究である。本研究は、ショート料理動画から補助レシピ情報を抽出するという点で異なる。

3. 調理難易度抽出手法

本研究では、ショート料理動画に含まれるテキストレシピから「食材」や「調理動作」を抽出し、それらのテキストレシピにおける出現頻度に基づいて料理ジャンルごとに各重み付けを行うことで、「食材」や「調理動作」の難易度を算出する。

3.1 レシピによる食材と動作抽出

ショート料理に含まれる各テキストレシピを r とし、記述されている食材 i と調理動作 o の抽出を行う。これらの各抽出された単語を、本研究では「調理ワード」として扱う。具体的には、ショート料理動画を取り扱った動画レシピサイトである Kurashiru から無作為に 100 件のショート料理動画を選出した。これらのショート料理動画に含まれるテキストレシピから MeCab を用いて形態素解析を行い、食材や調味料と調理動作を表す単語を取得する。

3.2 食材と調理動作による難易度算出

MeCab によって抽出された調理ワードを用いて、食材及び調理動作それぞれの重みを算出していく。本章で述べる難易度の算出方法としては、全レシピの中で対象となる調理ワードの出現頻度が低いほど珍しく、ユーザが使用する頻度が低くなることから、難易度は高くなるという手法を用いる。たとえば、ニンジンやじゃがいもなどの食材 i は頻繁に使用されるため、式 1 で算出される食材の重みでは高い値を示す。

$$S_{Ing}(i, r) = \frac{\text{レシピ } r \text{ の食材 } i \text{ 出現回数}}{\text{全レシピの調理ワード総数}} \times \log \frac{\text{全レシピ総数}}{i \text{ が出現するレシピ数}} \quad (1)$$

上記の式と同様に、調理動作でも同じ手法を用いることによって、全レシピ r に対する調理動作 o の重みを算出することが可能となる。これを式 2 とする。

$$S_{Opr}(o, r) = \frac{\text{レシピ } r \text{ の調理動作 } o \text{ 出現回数}}{\text{全レシピの調理ワード総数}} \times \log \frac{\text{全レシピ総数}}{o \text{ が出現するレシピ数}} \quad (2)$$

以上より、ショート料理動画に含まれる食材や調味料と調理動作を表す単語に対する重みが算出される。本研究では、「食材」「調理動作」共に、出現頻度が少ないほど使用する機会が

稀であるため、それに伴って難化すると仮定している。これにより、それぞれの難易度を判別する。そのため、各計算結果の値が大きいほど調理動作の難易度が高いとする。また、実際にテキストに記載されている調理動作は、食材と調理動作の組み合わせによるものである。同じ調理動作で合っても、対象となる食材によっては難易度が変化する可能性もある。それらの組み合わせも考慮するため、本研究では前述した「食材」と「調理動作そのもの」のそれぞれの重みの平均値を最終的な調理動作の難易度として扱う。これを実現させるためには、食材と調理動作の組み合わせを考慮する必要があるため、抽出したテキストレシピから Cabocha を用いた。これにより、文章の前後関係による食材と調理動作の組み合わせを判別した。これらを用いて算出した難易度の値の提案式 3 とする。

$$Score(r) = \frac{S_{Ing}(i, r) + S_{Opr}(o, r)}{2} \quad (3)$$

3.3 視聴操作に基づく視聴操作の意図抽出

本研究では前述したジャンルごとによる重み付けに加え、ユーザの視聴操作を考慮する。これによって、ユーザに提示する補足情報の精度向上を図る。この計算を行うにあたって、我々は予備実験として、ショートレシピ動画を閲覧中にユーザが起こした閲覧行動の種類と、それらの行動の意図を分析する調査を行った。その結果、前述した「一時停止」「巻き戻し」「飛ばし視」の3種類の閲覧行動をユーザが行うことが判明した。特に、「巻き戻し」を行ったユーザの最も多くが、調理動作に対する理解ができていない傾向にあることが分かった。その次に「一時停止」が調理動作の理解ができていない傾向がある。一方、「飛ばし視」は、ユーザが対象の調理操作を十分に理解しているため、閲覧しなくても良いと判断している。この予備実験の結果より、「一時停止」「巻き戻し」「飛ばし視」の順に重みを大きくするよう設定する。前述した、食材及び調理動作の重要度と、本節で提案した視聴操作による重みの積より調理動作の難易度を算出する。

3.4 Dynamic Video Tag Cloud

先行研究として、補助レシピ情報の提示について、閲覧しているショート料理動画の横に補助レシピ情報を提供してきた [16] が、補足すべき食材や調味料と調理動作の難易度の高低を直感的に把握することが困難であった。そこで本研究では、ユーザの料理レベルに基づく多様な補助レシピ動画を抽出しユーザに提示する一手法として、調理難易度に基づき抽出された補助レシピ動画を単純にランキング順に提示するなどもあるが、複数の情報を一覧的に表示する手法として代表的な手法であるタグクラウド^(注5)を用いる。タグクラウドは、重要度によって大きさを変えた複数の情報を配列し効率的に表示する手法であり、補助レシピ動画を瞬時に把握することができる。提案する Dynamic Video Tag Cloud は、難易度の高さによりシーン中の画像をビデオタグクラウドとして提示する。

4. ショートレシピにおける調理難易度抽出手法の検証

本研究では、3. 章の提案手法の調理難易度算出手法を検証する。

4.1 補助レシピ情報提示システム

図 1 では、ユーザの料理レベルに基づく多様な補助レシピ動画提示までの画面遷移 (a)~(b) を示す。まず、図 1 (a) に示す経験・ジャンル選択画面において、ユーザの料理レベルを判定するために、料理経験の有無と得意な料理ジャンルを選択させる。次に、図 1 (b) に示すメニュー選択画面において、ユーザが閲覧したいショート料理動画を選択させる。

そして、図 1 (c) に示すビデオタグクラウド提示画面において、ユーザの料理レベルと得意な料理ジャンルの判定を行い、その結果に基づき選択されたショート料理動画に対する多様な補助レシピ動画を提示するビデオタグクラウドを表示する。画面の左端にユーザが閲覧しているショート料理動画を表示し、提案手法により抽出された補助レシピ動画をビデオタグクラウドとして画面の右端に表示する。このビデオタグクラウドでは、各補足対象の補助レシピ動画のサムネイルが補足対象の難易度に沿って大きさが変化しつつ、ビデオタグクラウドの中心に位置する補助レシピ動画のサムネイルから外に向かって補足対象の難易度が下がるように表示される。これにより、ユーザが確認したい食材や調理動作の補助レシピ動画を選択させる。

最後に、図 1 (d) に示す補助レシピ動画再生画面では、選択された補助レシピ動画が再生される。例えば、ショートレシピ動画のカレー（左画面）を閲覧している際に、ジャンルごとによる重み付けによって予めランキング化を行った結果、「にんじんの角切り」が最も難しいと判定されたとする。この場合、右画面では該当する調理動作のサムネイルが中心に配置され、尚且つ大きく表示され、その他の動作はランキングの基づいて円を描くように配置されていく。しかしながら、ユーザが「玉ねぎのみじん切り」にて「巻き戻し」という視聴操作を行った場合、最も重要な調理操作が「みじん切り」とであると判断され、補足レシピ動画「玉ねぎのみじん切り」のサムネイル画像が右画面の中央に表示されるよう動的に変化する。これにより、ユーザーが直感的に調理操作を理解することが可能になる。そのほかの補足対象の補助レシピ動画は、補足対象の難易度順に円を描くように配置され、サムネイルが縮小する。これにより、ユーザはショート料理動画内の「食材」や「調理動作」の難しさを直感的に理解することができる。

4.2 調理難易度抽出手法の検証

5. 補助レシピ情報提示システム

本研究による難易度判定手法の有効性・有用性を検証するため、クラウドソーシングによる約 150 名の被験者により、実験で使用した 15 品のショート料理動画に含まれる各調理動作の映像を評価してもらった。本実験で選出したショート料理動画は、ジャンルによる偏りを削減するため、「煮込み」「揚げもの」「炒めもの」「焼きもの」「丼もの」の 5 つのジャンルから 3

(注5) : https://en.wikipedia.org/wiki/Tag_cloud

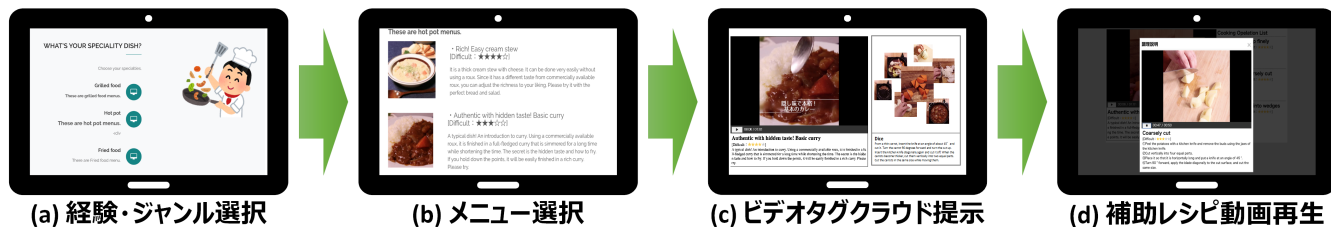


図 1 補助レシピ情報提示までの画面遷移

品ずつ無作為に選出したものを使用した。表 1 に今回用いた 15 品のショート料理動画のジャンルとタイトルと映像の長さをそれぞれ示す。

表 1 被験者による評価実験で用いたショート料理動画

	ジャンル	タイトル	時間
レシピ 1	煮込み	隠し味で本格風 コク旨カレーライス	00:59
レシピ 2		トマトジュースで 野菜たっぷりミネストローネ	00:58
レシピ 3		簡単ハヤシライス	00:46
レシピ 4	揚げもの	ジューシーとりさみのチキン南蛮	01:20
レシピ 5		辛い！でも美味ーい！やみつきスパイシー唐揚げ	00:39
レシピ 6		サクサクで美味しいアジフライ	00:57
レシピ 7	炒めもの	簡単＆美味しい！タコとエリンギのコンソメバター炒め	00:43
レシピ 8		豚バラ肉と小松菜の中華風卵炒め	00:52
レシピ 9		くずきりとエビのカレー炒め	00:44
レシピ 10	焼きもの	明太マヨソースの 海鮮モダン焼き	00:59
レシピ 11		ささみの明太マヨ焼き	00:51
レシピ 12		豚のセモリナ香草焼き	00:44
レシピ 13	丼もの	豚ロースでチンジャオロース丼	00:44
レシピ 14		にんにくハーブオイル漬けのサーモンレア丼	00:48
レシピ 15		めんつゆで簡単 木の葉丼	00:36

クラウドソーシングにて行ったアンケート調査に使用した、ユーザによる評価項目は以下の 3 つである。なお本アンケート調査では、一度のみ該当するショート料理動画を閲覧したのちに回答を順次行うといった方式で行った。

正答率 : ショート料理動画に出現した調理動作は何か？

映像の分かりやすさ : ショート料理動画に出現した調理動作に対する映像の分かりやすいか？

各調理動作に対する自信 : ショート料理動画に出現した調理動作が実際にできそうか？

また、被験者は 5 段階のリッカート尺度で評価を行った。評価結果を正解データとし、以下の 3 種類の平均二乗誤差 (MSE) を比較検証する。

(1) ベースライン

式 3 の食材と調理動作に基づく難易度算出

(2) 提案手法 (1)

式 3 にユーザ視聴動作を理解度に基づき重み付けし難易度を算出

(3) 提案手法 (2)

式 3 にユーザ視聴動作を一定とし、巻き戻しを+1.0、一時停止を+0.8、視聴操作なしを+0.1 として難易度算出

表 2 に分かりやすさに対する評価結果を示す。このカテゴリでは、式 (2) 最も良い結果を示した。この結果から、ベースラインである出現頻度のみの手法より、ユーザの視聴操作を加味した結果の方が有効であることを示した。次に、表 3 に調

表 2 調理映像の分かりやすさに対する評価結果

映像の分かりやすさ	ベースライン	式 (1)	式 (2)
レシピ 1	0.403	0.391	0.369
レシピ 2	0.227	0.216	0.199
レシピ 3	0.130	0.196	0.156
レシピ 4	0.321	0.250	0.331
レシピ 5	0.294	0.266	0.294
レシピ 6	0.167	0.165	0.163
レシピ 7	0.321	0.298	0.321
レシピ 8	0.401	0.311	0.395
レシピ 9	0.244	0.146	0.174
レシピ 10	0.398	0.295	0.356
レシピ 11	0.146	0.197	0.149
レシピ 12	0.134	0.125	0.125
レシピ 13	0.497	0.332	0.274
レシピ 14	0.329	0.206	0.304
レシピ 15	0.575	0.548	0.083
平均	0.306	0.263	0.246

表 3 調理可能な自信に対する評価結果

自信	ベースライン	式 (1)	式 (2)
レシピ 1	0.382	0.334	0.369
レシピ 2	0.188	0.160	0.140
レシピ 3	0.233	0.303	0.255
レシピ 4	0.204	0.128	0.221
レシピ 5	0.304	0.300	0.303
レシピ 6	0.114	0.107	0.111
レシピ 7	0.233	0.232	0.272
レシピ 8	0.401	0.322	0.403
レシピ 9	0.272	0.208	0.207
レシピ 10	0.393	0.203	0.331
レシピ 11	0.228	0.177	0.241
レシピ 12	0.181	0.165	0.175
レシピ 13	0.335	0.173	0.278
レシピ 14	0.257	0.152	0.241
レシピ 15	0.585	0.568	0.148
平均	0.287	0.235	0.246

理食材に対する動作の自信の結果を示す。このカテゴリでは、式 (1) が最も高いスコアを示した。これらの結果から、出現頻度による難易度判定に加えて、ユーザの視聴操作を重みとして加えることにより、ユーザが潜在的に求めている捕捉情報を動的に抽出、推薦することが可能であると示した。また、式 (1) と式 (2) での結果の差に関しては、映像の見やすさは式 (1) の正解率の結果に準拠する結果となった。それに対して、映像に出

現する調理操作の分かりやすさは、式 (2) のように、一定の重みを付与することで、ユーザの需要に添えることが可能になるということが判明した。また、本稿で提案した視聴操作による重みは、どちらの実験でもベースラインより高いスコアを示すことが分かった。以上より、難易度に対しユーザの視聴操作に基づく重み付けにより調理可能な自信を向上でき、提案手法の有効性を確認できた。

Dynamic Video Tag Cloud の有効性検証 本章では、ユーザの視聴操作に対して動的に補助レシピ情報を提供することを可能とする UI である、Dynamic Video Tag Cloud の有効性を検証する。

6. 評価方法

本実験では、提案システムである ”Dynamic Video Tag Cloud ” の有用性を評価するために、SUS スコアを用いた。本論文で提案する Dynamic Video Tag Cloud (A) と、既存の時短レシピ動画サービス (Kurashiru) (B) , および前作の YouTube 風ユーザーインターフェース (C) を比較した。本実験に参加した被験者は 10 名で、料理初心者 6 名、料理経験者が 4 名である。

- Q1 頻繁に使用したいと思うか
- Q2 複雑だったと思うか
- Q3 使いやすいと思うか
- Q4 技術者のサポートが必要だと思うか
- Q5 さまざまな機能は上手くまとまっていると思うか
- Q6 矛盾がとて多いと思うか
- Q7 すぐ使いこなせるようになると思うか
- Q8 使うのがとても面倒だと思うか
- Q9 自信を持って操作できると思うか
- Q10 使いこなすには事前に多くの知識が必要だと思うか

被験者が 5 段階のリッカート尺度で質問した。SUS スコアの形容詞の評価は以下の通りである。68 点が平均点であり、80.4 点以上が優秀、80.3 68 が良い、67 51 がやや悪く、それ以下であれば改良が必要となるような評価である。

7. UI の評価実験

各インターフェースの平均スコアを表 4 示す。(A) は本稿で提案する it Dynamic Video Tag Cloud, (B) は既存のショート料理動画サービス (Kurashiru) , (C) は先行研究の YouTube 形式のユーザーインターフェースである。

その結果、(A) の平均スコアは 64.0, (B) は 64.5, (C) は 74.8 となり、(C) は被験者にとって最も使いやすい UI であるという良い評価を得ることが出来た。また、本書で提案した Dynamic Video Tag Cloud (A) は最下位という結果に至った。この結果の理由としては、Q8 や Q10 のスコアが示すように、提案した UI の持つ独特な操作性から、慣れるまでに時間がかかるためと考えられる。A) と (C) を比較すると、機能面では (A) の方が優れており、ユーザに対して効率よく補足することが可能であることがわかった。

また、この他に、特定の調理動作を理解するまでの時間を測定することで、どの UI が効率よくユーザに対して捕捉情報を提

表 4 SUS によるユーザの評価

各 UI	VTC	ベースライン	YouTube 形式
Q1	4.0	3.5	4.1
Q2	2.7	2.7	2.2
Q3	3.7	3.7	4.4
Q4	2.1	2.2	1.8
Q5	3.4	2.5	4.0
Q6	2.3	2.2	2.4
Q7	3.1	4.0	3.5
Q8	2.4	2.0	1.7
Q9	3.9	4.1	4.3
Q10	3.0	2.9	2.3
SUS	64.0	64.5	74.8
評価	D	D	B

表 5 調理動作を理解するまでの所要時間

	VTC	ベースライン	YouTube 形式
ユーザ 1	1:53	3:11	1:36
ユーザ 2	2:01	2:46	1:27
ユーザ 3	0:42	1:50	1:31
ユーザ 4	1:14	1:45	1:26
ユーザ 5	1:30	4:49	2:01
ユーザ 6	2:31	1:40	2:28
ユーザ 7	2:52	2:13	1:31
ユーザ 8	1:42	2:28	2:11
ユーザ 9	3:37	6:09	3:51
ユーザ 10	1:58	3:12	2:37
平均時間	2:00	3:00	2:03

供出来るか調査を行なった。その結果が、表 5 に示す。これにより、VTC がベースラインや先行研究で提案した UI よりも良い結果を示すことが出来た。これらの要因は、ユーザーが調理動作を理解するために必要な情報検索の流れの違いによるものと考えた。既存のサービスでは、ユーザーは動画全体を見た上で、付随のテキストレシピ読むなどの行為をするがある。そのため、ショート料理動画の中で全ての調理動作を理解するには、長い時間がかかります。一方、提案手法では、ユーザーが動画を視聴中に一時停止すれば、補足情報をユーザーに推薦することが可能となる。そのため、ユーザーが調理動作を理解するまでの時間が、既存サービスよりも短くなると考える。

以上のことから、提案する Dynamic Video Tag Cloud は、効率的かつ効果的にユーザーに補足情報を推薦することが可能な UI であることを示した。

8. 終わりに

本書では、ショート料理動画に含まれるテキストレシピと操作履歴から、各調理動作の難易度算出手法および Dynamic Video Tag Cloud による提示手法を提案した。難易度判定手法に関しては、調理動作や食材それぞれの出現頻度及び組み合わせによって大まかな難易度判定を行なったのちに、提案した UI による視聴操作の重みを付与することによって、ユーザの求めている捕捉情報を精度よく提供することを可能とした。また、視聴

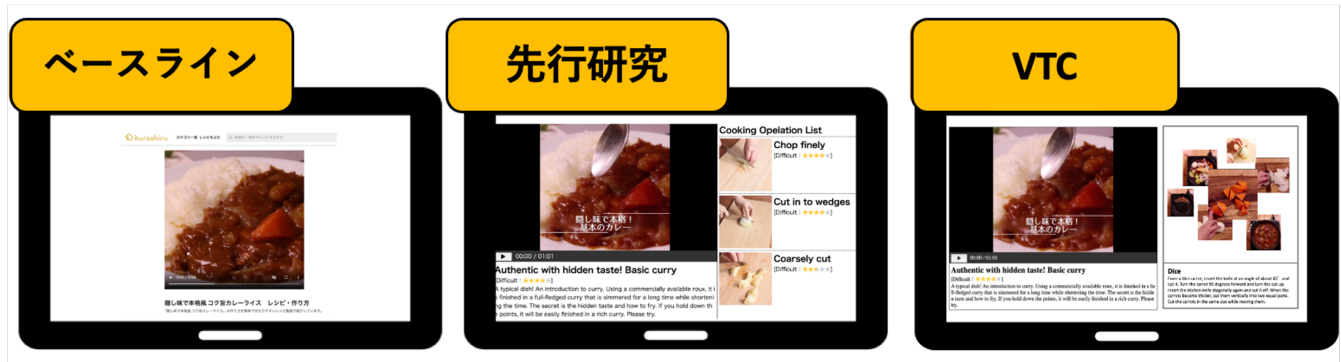


図2 UIの比較

操作による重みの付与に関しては、映像の見やすさのカテゴリでは式(1)の正解率に沿った重み、自身のカテゴリでは、式(2)による局所的に重みを付与することでより精度の高い補足が可能となった。また、ユーザインタフェースに関しては、本書で提案した Dynamic Video Tag Cloud の有効性を、SUS 及び理解までの所要時間の2軸で有効性を検証した。これにより、効率よくユーザに対して補足情報を提供出来るものの、独特な操作が必要とされるため、その点で評価が下がってしまっていた。今後の予定としては、ユーザに対してより分かり易く操作しやすいUIの開発に取り組みつつ、難易度判定手法の改善を並行して行う予定である。

9. まとめ

本論文では、ショート料理動画に含まれるテキストレシピと操作履歴から、各調理動作の難易度算出手法および Dynamic Tag Cloud による提示手法を提案した。難易度算出による評価実験より、提案する難易度判定によって算出されたスコアに対し、ユーザの視聴操作に基づく重み付けにより調理可能な自信を向上できた。今後、Dynamic Tag Cloud の提示手法の評価検証を行う予定である。また、煮物や炒め物等のジャンルによる影響を考慮した難易度算出も検討する。

文 献

- [1] M. Chen, X. Jia, E. Gorbonos, C. T Hong, X.i Yu, and Y. Liu. Eating healthier: Exploring nutrition information for healthier recipe recommendation. *Information Processing & Management*, p. 102051, 2019.
- [2] S. Wakamiya, Y. Kawai, H. Nanba, and K. Sumiya. *Extracting Naming Concepts by Analyzing Recipes and the Modifiers in Their Titles*. 2015.
- [3] 池尻恭介, 清雄一, 中川博之, 田原康之, 大須賀昭彦. 意外性のあるレシピを推薦するエージェントの提案. 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 98, No. 6, pp. 971–981, 2015.
- [4] W. Min, S. Jiang, L. Liu, Y. Rui, and R. Jain. A survey on food computing. 2019.
- [5] 角谷和俊, 難波英嗣, 牛尾剛聡, 若宮翔子, 王元元, 河合由起子. 料理レシピデータのメディア特性分析と利活用. 人工知能, Vol. 34, No. 1, jan 2019.
- [6] 藤崎優理, 三好康夫. 使用食材・器具・調理法に着目した料理レシピの難易度推定アルゴリズム. 2015 年度 JSiSE 学生研究発表会, pp. 137–138. 教育システム情報学会, 2016.
- [7] Y. Miyoshi, K. Suzuki, K. Shiota, and R. Okamoto. Evaluation of difficulty estimation for learning materials recommendation. In *Proc. of the 22nd International Conference on Computers in Education (ICCE 2014)*, pp. 71–76, 2014.
- [8] Y. Miyoshi, Y. Fujisaki, K. Suzuki, K. Shiota, and R. Okamoto. Estimating the difficulty of cooking recipes by analyzing user-recipe relationship in the social network. In *Proc. of E-Learn: World Conference on E-Learning in Corporate, Government, Healthcare, and Higher Education*, pp. 420–425, 2015.
- [9] 岩本純也, 宮森恒. 調理の難易度を考慮したレシピ検索システムの提案. 第4回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum 2012), E1-3, 2012.
- [10] K. Kusu, H. Choi, T. Kambara, T. Kinoshita, T. Shioi, and K. Hatano. Searching cooking recipes by focusing on common ingredients. 2017.
- [11] K. Kusu, N. Makino, T. Shioi, and K. Hatano. Calculating cooking recipe's difficulty based on cooking activities. 2017.
- [12] K. Doman, C. Y. Kuai, T. Takahashi, I. Ide, and H. Murase. Video cooking: Towards the synthesis of multimedia cooking recipes. In Kuo-Tien Lee, Wen-Hsiang Tsai, Hong-Yuan Mark Liao, Tsuhan Chen, Jun-Wei Hsieh, and Chien-Cheng Tseng, editors, *Advances in Multimedia Modeling*, 2011.
- [13] 大滝健太郎, 鷹野孝典. 調理動作・器具・食材に着目した調理動画からの調理コスト判定手法の検討. 第79回全国大会講演論文集, Vol. 2017, No. 1, pp. 539–540, mar 2017.
- [14] 祖父江亮, 中澤満, 益子宗, 山下隆義, 藤吉弘亘. ソーシャルネットワークサービスに適した料理レシピ動画の生成. 第26回インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ予稿集 (WISS 2018), 3-A17, 2018.
- [15] A. Ushiku, H. Hashimoto, A. Hashimoto, and S. Mori. Procedural text generation from an execution video. In *Proc. of the Eighth International Joint Conference on Natural Language Processing (IJCNLP 2017)*, pp. 326–335, 2017.
- [16] T. Yonezawa, Y. Wang, Y. Kawai, and K. Sumiya. A cooking support system by extracting difficult scenes for cooking operations from recipe short videos. 2019.