

Linked Data セットに基づく 日本酒-ワイン間の関連性抽出の試み

Attempt of Extracting Relation between Japanese Sake and Wine Based on Linked Data

飯島 照之^{1*} 川村隆浩¹ 清雄一¹ 田原康之¹ 大須賀昭彦¹

Teruyuki Iijima¹, Takahiro Kawamura¹, Yuichi Sei¹, Yasuyuki Tahara¹, Akihiko Ohsuga¹

¹ 電気通信大学大学院情報システム学研究科

¹ Graduate School of Information Systems, The University of Electro-Communications

Abstract: For the upcoming Tokyo Olympic Paralympic Games in 2020, the number of foreign tourists coming to Japan is expected to rise. However, there has been a problem with tourists becoming less likely to visit places outside of the urban areas. In order to solve this issue, a commitment has been made by the government to use “Sake Brewery Tour” to draw tourists to less populated areas. The purpose of this study is to find a way to encourage foreign interest to sake and sake brewers, and participant in “Sake Brewery Tours”. We developed an agent application for the foreign tourists who are not much interested in sake. The approach of the study involved the presentation of sake selection in connection with wines, which have surprising similarities to the sakes, and encourage the tourists access sake brewer sites. The approach utilize “Linked Data” to search a related wine. 23 test users used the application, and the average screen residence time was 44 (sec) including the sake brewer sites, which was longer than the application for comparison, which shows the sake information alone. Therefore, we confirmed that the users come to have an interest in sake and sake brewers by showing the surprising connections with wine.

1 はじめに

東京オリンピックが2020年に開催される¹。これによって日本の都市部へ外国人観光客が集まることが予想される一方、都市部から離れた地方へ外国人観光客が訪れることは少ない。観光庁の調査では、地域別の宿泊者数において、関東が1億2813万人に対して他の地域ではその半分以下の数値となっている²。この問題に対して、地方を活性化させるための様々な取り組みが行われている。こうした取り組みの例として「酒蔵ツーリズム」が挙げられる³。これはフランスやカリフォルニアにおけるワインツアーに相当するもので、酒蔵をツアーのメインとして地方へ観光客を誘う取り組みである。経済産業省はクールジャパン戦略の一環として、“sakefun World”と呼ばれるアプリケーションを開発した。詳細は4章にて述べるが、こうしたアプ

リケーションによって外国人観光客が日本酒に興味を持ってもらえるように国をあげて取り組んでいる。そこで本研究では、そうしたアプリケーションの機能拡張として日本酒とワインの意外な繋がりをユーザに見せるというアプローチによって、外国人観光客が酒蔵ツーリズムに興味を持つように促すユーザ支援エージェントアプリケーションを開発した。ワインを選定した理由は日本酒と同じ醸造酒であり、多くの外国人が親しんでいると考えたからである。

意外性のある繋がりの例として、「獺祭 純米大吟醸 磨き二割三分」からあるワインへの繋がりを挙げる。この酒からは「旭酒造（酒蔵）」、「岩国市（酒蔵の場所）」、「富野由悠季（その場所を舞台とするアニメの監督）」、「朴口美（演技指導した声優）」、「アンジェリーナジョリー（その声優が吹き替えをした俳優）」、「MIRAVAL ROUGE（その俳優が飲んだワイン）」へと繋げることができる。このようないわばうんちくと言える関連性をユーザに見せることで外国人観光客に酒蔵や地方を観光するように促す。本研究では意外性のある繋がりを探索するために Linked Data を用いた。詳細は2.2節に述べる。

*連絡先：電気通信大学
〒182-8585 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1
E-mail: iijima.teruyuki@ohsuga.is.uec.ac.jp

¹<https://tokyo2020.jp/jp/>

²<http://www.mlit.go.jp/common/001095740.pdf>

³<http://www.mlit.go.jp/kankochi/shisaku/kankochi/sakagura.html>



図 1: アプリケーションの流れ

本論文の構成を以下に示す．2章で提案エージェントアプリケーションと繋がり抽出のための Linked Data の概要および探索方法について述べる．そして3章で評価実験を示し，4章で関連研究について述べる．最後に，5章でまとめとする．

2 日本酒情報提示 エージェントの概要

先に述べたように，日本酒の瓶のラベルを読み取ることで精米歩合や日本酒度などの情報が見られるアプリケーションは既に存在する．しかし外国人観光客は，精米歩合などの専門用語を知らないと考えられるため，訴求力は限定的だと思われる．一方で，日本酒に関連した興味深い知識を提示するアプリケーションは存在しない．そこで本研究では専門用語だけを提示するのではなく，特定の日本酒とワインの意外な関係をユーザに見せることで興味を持たせることを意図している．図1にアプリケーションの流れを示す．本アプリケーションは日本料理の飲食店を訪れたときに利用することを想定している．図1(a)はユーザが日本酒のメニューの写

真を撮った後に表示され，日本酒と関連するワインのリストが表示されている．ワインの名前をユーザがタップすると，ワインと日本酒の間の繋がりが図1(b)のように表示され，スクロールして日本酒までの繋がりを見ることができる．図2は「MIRAVAL ROUGE」と呼ばれるワインと「獺祭 純米大吟醸 磨き二割三分」と呼ばれる日本酒との繋がりを表示している図1(b)の全体図である．ユーザが表示されている繋がりの中のコンテンツ間の関係性に興味を持った場合，青文字をタップすることで Wikipedia のページが図1(c-2)のように表示される．また，ユーザが日本酒に興味を持った場合，日本酒名をタップすると，図1(c-1)のように日本酒の写真と日本酒名が表示される．この他にも日本酒のアルコール度数などの情報と併せて，画面下部に酒蔵のウェブサイトへのリンクが表示される．ユーザがより詳しい情報を知りたい場合，リンクをタップすることでウェブサイトが表示される．



図 2: 図 1(b) の全体図

2.1 アプリケーションの動作概要

図 3 はアプリケーションのシステム構成を示す。ユーザがアプリケーションを起動したとき、日本酒の名前が書かれているメニューの写真の撮ると、撮られた写真はサーバー側に送られる。サーバープログラムが画像を分析し、日本酒の名前が抽出される。ここでは、OCR ライブラリである Tesseract-OCR⁴ を利用して画像から文字列を抽出している。その上で、全ての日本酒名を取得するために SPARQL Protocol and RDF Query Language (SPARQL) 検索が Sesame⁵ と呼ばれる Resource Description Framework (RDF) DB に対して行われる。RDF とは<主語, 述語, 目的語>の形式で記述されたデータであり、SPARQL とは RDF に対するクエリ言語である。詳細は 2.3 章にて述べる。このとき、取得した日本酒名と画像から抽出した文字列の編集距離を利用し、一番小さい編集距離の日本酒名を取り出す。最後に、この日本酒名を用いて再度 SPARQL 検索を行い、関連するワインとの繋がりについての情報を取得する。次節で述べる Linked Data を辿って全ての関連するワインを取得した後、繋がりに関する情報がクライアントに送信される。この中に日本酒と関連するワインの名前と日本酒とワイン間の関連性についての情報が含まれる。但し、ユーザが日本酒名をタップすると、日本酒に関する情報(例:説明文、酒蔵の Web サイト)を取得するためにクライアント側から SPARQL 検索が再度行われる。そして、取得した情報がユーザに提示される。

探索例として、「緑川」という日本酒を挙げる。この日本酒は「緑川酒造」と呼ばれる酒蔵で作られており、

⁴<https://github.com/tesseract-ocr>

⁵<http://rdf4j.org>

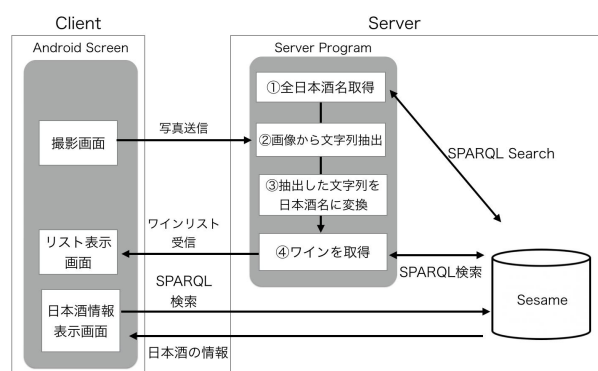


図 3: システム構成

新潟県の魚沼市にある。魚沼市は俳優である「渡辺謙」の出身地として知られている。この俳優がある洋画の「クラーク・ゲーブル」という俳優の声を吹き替えをしたことがある。そして、彼と「マリリンモンロー」は共演したことがあり、彼女が通ったとされるレストランで働いていた方が作ったとされる「VINYA GIGI CHARDONNAY」というワインがある。そのため、このワインは先の日本酒と関連性を持っていると言える。こうした日本酒とワインとの意外性のある繋がりを示すことで、ユーザが日本酒に興味を持ち、酒蔵や酒蔵の場所に興味を持つようになることを期待している。尚、本アプリケーション自体は全 40 種類の銘柄に対応しており、DeployGate⁶にて公開している。

2.2 日本酒とワインに関する Linked Data の構築

Linked Data とは、Tim Berners-Lee⁷によって提唱された、構造化されたデータ同士をリンクさせたグラフデータである。データ同士がつながっているため、日本酒からワインへの繋がりを探索しやすい。そこで本研究では、ワインや日本酒、酒蔵に関する Linked Data を構築した。我々は様々な Web サイトから日本酒やワインに関する大量のデータを収集し、RDF 形式に変換した。例えば、楽天⁸のような EC サイトや酒仙人⁹のような日本酒の情報を載せたサイトである。変換する際は、独自定義した日本酒スキーマの述語を用いた¹⁰。また、日本酒のデータに対してキーワードマッチングを用いて英語化を行った。英語化の際は、独立行政法人酒類総合研究所が公開している清酒の英語表現の

⁶<https://dply.me/d9czgs>

⁷<http://www.w3.org/DesignIssues/LinkedData.html>

⁸<http://www.rakuten.co.jp>

⁹<https://www.sake-sennin.jp>

¹⁰表 1

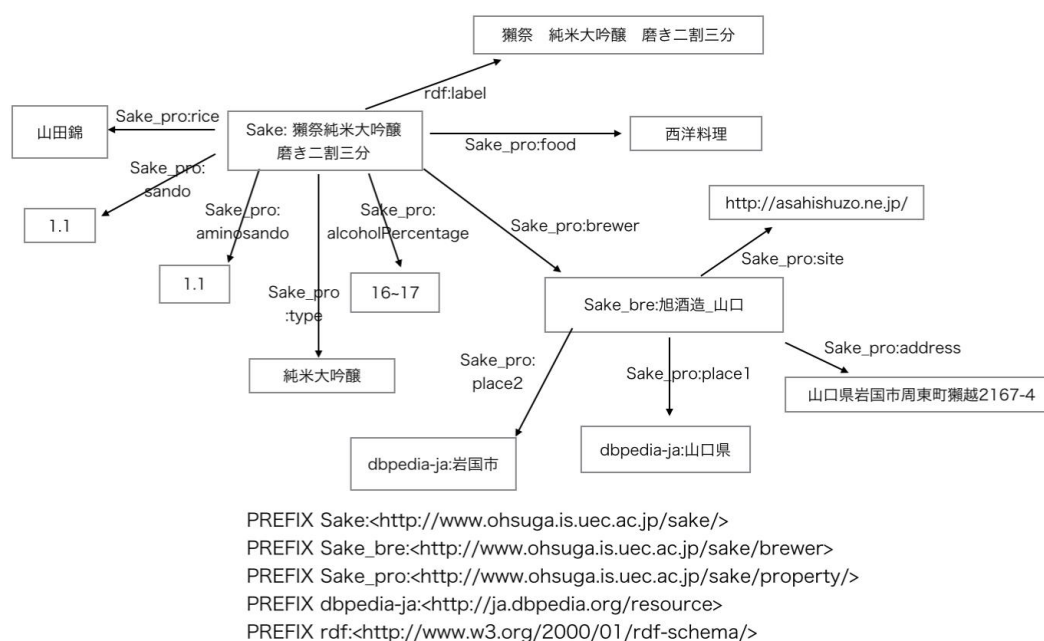


図 4: RDF の例

リストを参考にした¹¹。変換されたデータは 186,000 トリプル<主語, 述語, 目的語>であり, RDF DB に格納した。収集したワインのデータに対しては, コメント文に対する形態素解析を Mecab¹² を用いて行い, Wikipedia の見出語を抽出した。そして, 抽出された見出語を基に DBpedia Japanese¹³ のリソースに対応づけた。DBpedia Japanese とは, 日本語の Wikipedia の InfoBox 情報を Linked Data にしたものである。このように DBpedia Japanese のリソースとリンクすることで外部のデータとリンクしやすくしている。更に, Council of Local Authorities for International Relations¹⁴ の姉妹都市に関するデータも用いて, 繋がりを探索しやすくした。前述の例では, 酒蔵の場所からアニメ映画の舞台へと繋がったが, 場所から他のコンテンツにつながるデータは少ない。そのため, 探索しやすいように姉妹都市のデータを用いた。加えて, Location Site of Japanimation(LSJ)¹⁵ と呼ばれる Linked Open Data も利用した。LSJ はアニメの舞台となった場所の情報が含まれている。

図 4 に「獺祭 純米大吟醸 磨き二割三分」と呼ばれる日本酒の RDF の例を示す。リソースは<Sake:獺祭純米大吟醸磨き二割三分>として示し, プロパティは<rdf:label>であり, オブジェクトはリテラルとして

「獺祭 純米大吟醸 磨き二割三分」として記述される。この酒の酒蔵は山口県の旭酒造であるが, 大分県にも同じ名前の酒蔵がある。そのため, URI は<Sake_bre:旭酒造_山口>のように記述されている。日本酒の精米歩合のような情報も RDF 形式に変換した。我々が定義したプロパティを表 1 に示す。“Sake_pro:” は<http://www.ohsuga.is.uec.ac.jp/sake/property/>を示している。作成したデータに対して SPARQL クエリを受けつける Endpoint¹⁶ は公開されており, グラフ URI は http://www.ohsuga.is.uec.ac.jp/sake である。

2.3 日本酒ーワイン間の繋がりの探索方法

本研究では主に酒蔵の場所からワインへの繋がりを探索する。有名人の出身地や映画の舞台, 姉妹都市などのように, 場所の情報は様々なコンテンツと関連性を持っている。本アプリケーションはこれらのコンテンツを辿りワインを探索する。

図 5 に上記の関連性の例を示す。サーバープログラムは多数の SPARQL 検索を行う。そして, 結果として関連しているワインが取得できた場合, ワインと関連しているコンテンツの情報がクライアント側のアプリケーションへ送信される。

関連するワインを探索するアルゴリズムを Algorithm1 に示す。日本酒名を SakeName, 探索結果である日本

¹¹http://www.nrib.go.jp/info/pdf/st_20150812.pdf

¹²http://mecab.googlecode.com/svn/trunk/mecab/doc/index.html

¹³http://ja.dbpedia.org

¹⁴http://www.clair.or.jp/j/exchange/shimai/data150831.xlsx

¹⁵http://cheese-factory.net/lod.html

¹⁶http://www.ohsuga.is.uec.ac.jp/sparql

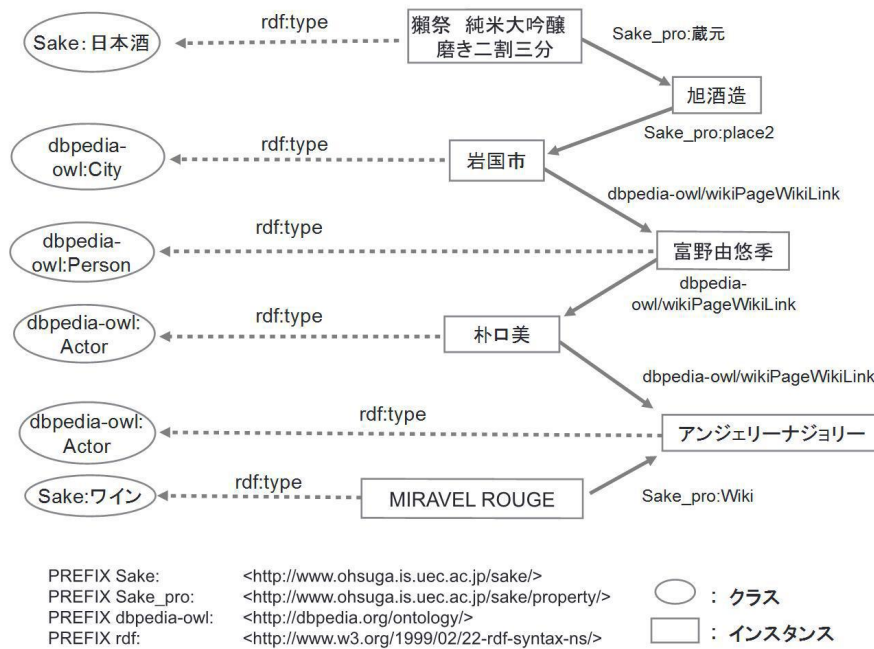


図 5: 探索例

酒とワイン間のコンテンツとワインの情報を Relation-JsonData とする . SakeName を入力値 , Relation-Json-Data を出力値とする . まず日本酒の酒蔵の場所 (市区町村) とワインに関するキーワード間のホップ数を hop とし , 初期値を 1 とする . 最初にホップ数 1 で取得できるか Search によりチェックする . Search では実行結果によってホップ数を増やしていく . SearchWine ではホップ数に応じた SPARQL 文の生成および実行結果を返す . まず , MakeBaseSparqlQuery によってベースラインとなる SPARQL 文を生成する . 以下の例ではホップ数 1 の場合の SPARQL 文となっている .

```

SELECT DISTINCT *
FROM <http://ja.dbpedia.org>
FROM <http://dbpedia.org>
WHERE {
  ?sake rdfs:label "日本酒名"@ja ;
  ?sake_pro:蔵元 ?brewer .
  ?brewer sake_pro:place2 ?brewerPlace .
  ?brewerPlace ?property1 ?o1 .
  ?o1 rdf:type ?class1 .
  Filter( (?class1=dbp_owl:Actor)
    ||(?class1=dbp_owl:Artist)
    ||(?class1=dbp_owl:Anime)
  )
}

```

```

||(?class1=dbp_owl:Cartoon)
||(?class1=foaf:Person)
)
GRAPH <http://www.ohsuga.is.uec.ac.jp/sake>
{
  ?wine ?property ?o1 .
}
}

```

SELECT DISTINCT 句は重複なしで取得 , FROM 句は検索対象のグラフ URI の指定 , WHERE 句によって条件検索を行っている . この WHERE 句の中に AddSparqlQueryToObject を用いてホップ数に応じて条件が追加される . Filter 句を用いて指定したクラスのインスタンスが取得でき , 今回指定したクラスは以下の通りである .

- http://dbpedia.org/ontology/Actor
- http://dbpedia.org/ontology/Artist
- http://dbpedia.org/ontology/Anime
- http://dbpedia.org/ontology/Cartoon
- http://xmlns.com/foaf/0.1/Person

表 1: プロパティのリスト

独自定義プロパティ	説明
Sake_pro:brewer	酒蔵
Sake_pro:type	種類
Sake_pro:volume	容量
Sake_pro:alcoholPercentage	アルコール度数
Sake_pro:rice	酒米
Sake_pro:food	相性がよい料理
Sake_pro:temperature	適した温度
Sake_pro:smellTaste	香味
Sake_pro:price	価格
Sake_pro:site	酒蔵の URL
Sake_pro:address	住所
Sake_pro:place1	住所 (都道府県)
Sake_pro:place2	住所 (市区町村)
Sake_pro:wiki	関連する Wikipedia の単語

Algorithm 1 Search Algorithm**Require:** *SakeName***Ensure:** *RelationJsonData**hop* \leftarrow 1

```

function SEARCHWINE(hop)
  MakeBaseSparqlQuery()  $\triangleright$  Make a base
  SPARQL query to lead to place
  while  $1 \leq \textit{hop}$  do
    SparqlQuery  $\leftarrow$ 
    AddSparqlQueryToObject(hop)  $\triangleright$  Add a SPARQL
    query to lead to object
  end while
  SparqlQuery  $\leftarrow$  AddSparqlQueryToWine()  $\triangleright$ 
  Add a SPARQL query to lead to wine
  SparqlSearch(SparqlQuery)  $\triangleright$  Execute a
  SPARQL query
end function

```

```

function SEARCH(hop)
  while hop  $\leq$  10 do
    resultSearch  $\leftarrow$  SearchWine(hop)
    if resultSearch is not null then
      return resultSearch
    else
      hop  $\leftarrow$  hop + 1
    end if
  end while
  return null
end function

```

```

RelationJsonData  $\leftarrow$  Search(hop)
if RelationJsonData is not null then
  return RelationJsonData
else
  ChangePlace  $\triangleright$  Change a place of brewery
  hop  $\leftarrow$  1
  Search(hop)
end if

```

AddSparqlQueryToObject によってホップ数に応じた SPARQL 文が生成できた場合, AddSparqlQueryToWine によってワインへとつながる文が WHERE 句の中に追加される. 追加される文は GRAPH 句の部分であり, GRAPH 句によってデータの場所を指定し, AddSparqlQueryToObject によって生成された最後のインスタンスをオブジェクトとするワインが取得できる.

そして, SparqlSearch によってホップ数に応じて生成される SPARQL 文が実行される. もし, 実行結果が何もなかった場合, ホップ数が増加され SearchWine が実行される. ホップ数が 10 以上になった場合は *hop* を 1 とし, 酒蔵の場所である市区町村が都道府県へと変わる. これによって *hop* は日本酒の酒蔵の場所である都道府県とワインに関するキーワード間のホップ数となる. そして Search によって再探索が行われる. 各リソースの英語名や英語版の Wikipedia の URL を取得するため, DBpedia を利用している. DBpedia Japanese のリソースは “<http://www.w3.org/2002/07/owl#sameAs>” というプロパティで DBpedia へとリンクされているため, DBpedia から英語名や URL を取得することができる. 紙面の都合上, 各リソースに関する情報を DBpedia から取得する SPARQL 文は省略する.

3 実験・評価

実験ではユーザの行動を分析することによってアプリケーションの有効性を測定する.

3.1 実験方法

日本酒とワインの繋がりを見せることの有効性を評価するために、Google Analytics v4¹⁷ を利用した。Google Analytics はアプリケーション内におけるユーザの行動を分析できるフリーのツールである。評価項目は各画面ごとの平均画面滞在時間とビュー数と画面達成率である。更に2章で説明した従来のアプリケーションに相当する、日本酒の情報だけを表示するアプリケーションを比較対象として開発した。比較アプリケーションでは、ユーザが日本酒のメニューを撮影すると日本酒の名前の一覧が表示される。そのとき、ユーザが日本酒名をタップすると、図1(c-1)のように日本酒の情報だけが表示される。提案アプリケーション同様、URIをタップすると酒蔵のサイトが図1(d)のように表示される。我々は2つのアプリケーションを使ってみようことによって比較評価を行った。評価項目は酒蔵ツーリズムにつながる最後の画面である図1(d)における画面滞在時間、ビュー数、画面達成率を用いた。また、初期利用時に日本酒とワインの興味度合いを3段階(1:興味がない, 2:どちらでもない, 3:興味がある)で評価してもらい、これをユーザの情報として評価に用いた。実験は23人の外国人に対して評価を行い、評価に用いた日本酒の銘柄は5つである。被験者には画面についての説明や評価手順について記載されているWebページ¹⁸を閲覧してもらった。評価手順については比較用アプリケーションを先に利用してもらった後に提案アプリケーションを利用してもらった。

3.2 評価結果

評価結果を表2に示す。画面滞在時間において、比較用アプリケーションより提案アプリケーションの方がユーザがより長く画面に滞在したことが分かる。ビュー数においても比較用アプリケーションより多い結果となった。このことから提案アプリケーションではより多く酒蔵サイトが表示されたことが確認できる。また、画面達成率においても同様な結果となった。特に日本酒に興味がないと答えた人に着目すると、比較用アプリケーションでは50%に対し、提案アプリケーションでは100%となった。これによって、日本酒とワイン間の繋がりを提示することでより多くの人が興味を持ち、主体的に酒蔵サイトにアクセスしたことが分かる。

表3は提案アプリケーション内において、各日本酒毎の酒蔵サイトの表示回数とワインまでの繋がりについてを示している。この表から、マリリン・モンローやアンジェリーナ・ジョリーなど、海外でも有名な人が日本

酒とワイン間に出現する繋がりがユーザに興味を持ってもらえることがわかる。表4は提案アプリケーション内において、繋がりを表示する画面からWikipediaのページへアクセスした回数を示している。表示回数が多いほど、ユーザが繋がりに興味を持っていることを表している。この表を見ると、有名な女優であるマリリン・モンローやハリウッド俳優である渡辺謙などのWikipediaのページが多く表示されている。一方、アニメの機動戦士ガンダムの監督である富野由悠季や作家の芥川龍之介などのページはあまり表示されなかった。これは外国人に対してあまり知られていないためであると考えられる。これらのことから、外国人が知っているような有名な人やコンテンツを介した繋がりを持った日本酒が興味を持ってもらえることが分かる。

4 関連研究

日本酒に関するサービスとしては、既にSakenomy¹⁹というアプリケーションがある。Sakenomyはユーザが日本酒の情報を記録する日本酒情報検索アプリケーションである。アプリケーションに記録されている情報は「SAKE COMPETITION²⁰」と呼ばれる日本酒の展示会に出品された約800本の日本酒の情報である。ユーザが日本酒のラベルを撮影すると、その日本酒の味に関しての情報が見られる。加えて、ユーザは日本酒のテイasting結果を記録することができ、専門家のテイasting結果と比較することができる。更に、経済産業省はクールジャパン戦略の一環として上記と似た“sakefun World”と呼ばれるアプリケーションを開発した²¹。これらのアプリケーションは日本酒を推薦するものだが、ユーザの日本酒に対する好みのデータが推薦に使われるため、ユーザが飲んだ日本酒の評価をアプリケーションに入力しなければならない。これは日本酒に対して馴染みがないユーザにとって使い易いとは言えない。

那須川らの研究ではTwitterのつぶやきに対して自然言語処理を行い、日本酒がおいしい居酒屋の特定を行う[Nasgawa 2015]。この研究では東京の居酒屋131店の店名を含む373のつぶやきを分析し、結果として10件の居酒屋が得られた。ノイズが多く特定が困難であったが、特定できた居酒屋に実地調査をしたところユーザの満足度が高かったことから、知識源としてのマイクロブログの有効性を示している。

Linked Dataを用いた関連研究として、Khroufらの研究が挙げられる[Khrouf 2013]。イベント情報サイトの場所や時間などのメタ情報をLinked Data化する。データ構造の類似度を用いた手法とイベント情報の文

¹⁷<https://developers.google.com/analytics/devguides/collection/android/v4/>

¹⁸<http://qiita.com/sake-oji/private/90030cf776dafc2494e5>

¹⁹<http://www.sakenomy.jp>

²⁰<http://sakecompetition.com>

²¹<https://www.kantei.go.jp/jp/singi/titeki2/150619/sankou2.pdf>

表 2: 評価結果

	日本酒への興味度合い	表示した人数	画面滞在時間	ビュー数	画面達成率
提案アプリケーション	1	8	0:33	13	100.00%
	2	6	0:34	9	83.00%
	3	7	0:44	12	93.00%
比較用アプリケーション	1	4	0:11	5	50.00%
	2	5	0:25	5	75.00%
	3	5	0:30	7	80.00%

表 3: 酒蔵サイトの表示回数の内訳とワインまでの繋がり

日本酒名	表示回数	ワインまでの繋がり
緑川	14	魚沼市 渡辺謙 クラーク・ゲーブル マリリン・モンロー
獺祭 純米大吟醸 磨き二割三分	9	岩国市 富野由悠季 朴口美 アンジェリーナ・ジョリー
磯自慢 大吟醸	6	焼津市 小泉八雲 ジョージ・チャキリス ジャック・ペラン
神亀 純米酒	3	蓮田市 芥川龍之介 夏目漱石 高浜虚子
開運 特別純米	1	掛川市 蒼き伝説 シュート! ペレ

表 4: 繋がりにおけるコンテンツの表示回数

コンテンツ名	表示回数
マリリン・モンロー	7
渡辺謙	4
アンジェリーナ・ジョリー	4
クラーク・ゲーブル	3
ジャック・ペラン	3
富野由悠季	2
芥川龍之介	1

章ヘトピックモデル法を適用して文章類似度を算出し、それぞれを組み合わせたハイブリットなコンテンツベース手法によってイベント情報推薦システムを構築している。

また、Elahi らは Facebook と Frickr のユーザ情報から RDF に変換し、写真推薦を行っている [Elahi 2013]。Passant らは Linked Data Semantic Distance という Linked Data 間の意味的な距離を計算する手法を提案し、ユーザの好きなバンドや歌手と似ている歌手を推薦をしている [Passant 2010]。また、Wang らはユーザの位置情報から連想される音楽を推薦する手法を用いている [Wang 2014]。Mirizzi らは DBpedia を情報源として、ベクトル空間モデルを利用して映画を推薦する手法を提案している [Mirizzi 2012]。Radinsky らは 150 年分のニュース記事からトピックの抽出を行い因果関係に着目した Linked Data を構築し、Linked Data

の構造を用いて今後起きる可能性のあるニュースを予測している [Radinsky 2012]。Ohsawa らは Facebook の Like 数を予測するために、対象の Facebook のページと他のページの情報との類似度を DBpedia を情報を用いて算出し、類似するページを用いて予測を行っている [Ohsawa 2013]。推薦だけではなく、Linked Data 間の類似度を図る指標の提案を行っている研究も存在する [Meymandpour 2012]。しかし、Linked Data を用いた日本酒の研究は未だ行われていない。また、これらの研究は構造の類似度に着目しているが、本研究では類似度ではなく 2 つの間の無数の繋がりの中から興味深い繋がりを探るため、これらの研究とは異なる。

5 まとめと今後の課題

2020 年の東京オリンピックに向けて酒蔵ツーリズムに外国人観光客の参加を促すため、まずは外国人観光客が日本酒に興味を持つよう促すユーザ支援型エージェントアプリケーション開発した。本研究のアプローチは日本酒とワインの意外性のある繋がりを見せることである。そして、我々は平均画面滞在時間、スクリーンビュー数、画面到達率の観点でアプリケーションの評価を行い、23 人の外国人の被験者がアプリケーションを使用した結果、日本酒に興味がない人が日本酒ーワイン間の繋がりを見ることで画面到達率が 50% から 100% へと上昇した。このことから、日本酒とワイン間

の繋がりをみることでユーザが日本酒と酒蔵に興味を持つようになったことが確認できた。

今後は日本酒とワインのデータを増やし、より興味深い繋がりを探索する SPARQL 検索を増やしたい。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 24300005, 26330081, 26870201 の助成を受けたものです。本研究を遂行するにあたり、研究の機会と議論・研鑽の場を提供して頂き、御指導頂いた国立情報学研究所 / 東京大学 本位田 真一 教授をはじめ、活発な議論と貴重な御意見を頂いた研究グループの皆様に感謝致します。

参考文献

[Elahi 2013] N. Elahi, K. Randi and H. Einar, “Personalized Photo Recommendation By Leveraging User Modeling On Social Network,” In II-WAS2013, pp.68-72, 2013.

[Khrouf 2013] H. Khrouf and R. Troncy. “Hybrid event recommendation using linked data and user diversity,” In RecSys2013, pp.185-192, 2013.

[Meymandpour 2012] R. Meymandpour and J. G. Davis, “Recommendations Using Linked Data,” Proceedings of the 5th Ph.D. Workshop on Information and Knowledge, pp.75-82, 2012.

[Mirizzi 2012] R. Mirizzi, T.D. Noia, A. Ragone, V.C. Ostuni and E.D. Sciascio, “Movie Recommendation with DBpedia, ” In IIR 2012, pp.101-112.

[Nasgawa 2015] 那須川哲哉, 吉田一星, 西山莉紗, 吉川克正, 伊川洋平, 大野正樹, 金山博, 鈴木祥子, 村上明子, 「大量のつぶやきから日本酒の美味しい店を発掘する知識源としてのマイクロブログ活用の試み」, 言語処理学会第 21 回年次大会発表論文集, pp.820-823, 2015.

[Ohsawa 2013] S. Ohsawa and Y. Matsuo, “Like Prediction: Modeling Like Counts by Bridging Facebook Pages with Linked Data,” Proceedings of the 22Nd International Conference on World Wide Web Companion, pp. 541-548, 2013.

[Passant 2010] A. Passant, “dbrec: music recommendations using DBpedia,” In ISWC’10, pp.209-224, 2010.

[Radinsky 2012] Kira Radinsky, Sagie Davidovich, and Shaul Markovitch, “Learning causality for news events prediction,” Proceedings of the 15th international conference on World Wide Web, pp. 909-918, 2012.

[Wang 2014] M. Wang, T. Kawamura, Y. Sei, H. Nakagawa, Y. Tahara and A. Ohsuga, “Music Recommender Adapting Implicit Context Using ‘renso’ Relation among Linked Data,” In Journal of Information Processing, Vol. 22, No. 2, pp. 279-288, 2014.