Vol.2011-MBL-57 No.7
Vol.2011-UBI-29 No.7
2011/3/7

味入出力デバイスのための容器形状推定手法

神谷幸洋[†1]　寺田努[†1,†2]　塚本昌彦[†1]

近年，半導体技術の発展に伴い，人の五感と同等の機能をもつセンサが開発され，そのようなセンサを利用した五感情報を扱うシステムが注目されている．筆者らは，五感の中でも味覚に注目し，これまでに味を入出力可能な小型制御デバイスとして塩分を入出力するデバイスを制作した．このデバイスは，味成分の濃度を調整する機能をもつが，濃度を調整するためには溶媒の質量を知る必要がある．予備実験の結果，溶媒の質量を推定するためには，容器の形状を把握する必要があることが分かったため，本稿では溶媒の質量を推定する前段階として，容器形状推定手法を提案する．提案手法では，容器の形状に関連する特徴量を導出し，識別器を用いて容器の形状を推定する．評価実験の結果，3 種類の容器に対して 86.7% の確率で容器形状を認識できることを確認した．

A Method of Container Shape Estimation for Taste Input and Output Devices

Yukihiro Kamiya,[†1] Tsutomu Terada[†1,†2] and Masahiko Tsukamoto[†1]

Recently, many kinds of sensors have been developed corresponding to human senses including taste and smell by the recent advancement of semiconductor technologies. As a result, several research groups has developed computer systems that handle five sense information in which these sensors are used. In this situation, the authors put our focuse on taste information and proposed a small device that can control salt concentration in our previous report. However, it has a problem that it takes a long time to control it since the mesurement takes a time. If the system knows the mass of the solvent, this problem can be easily solved since the system can determine the mass of output. Therefore in this paper, we consider a method to estimate the mass of the solvent.

From our preliminary experiments, we found that the need to understand the shape of the container in order to estimate the mass. Then, we first propose a method of container shape estimation. In this method, we derive feature values which associate with shape of the container. Then the system estimates the shape of the container by using a classifier, i.e., the Support Vector Machine(SVM). In the experimental result, our proposing method can recognize the kind of container from 3 different variations of containers by 87.6 percent.

1. はじめに

近年，半導体技術の進展による入出力デバイスの小型化や高性能化が進み，人の五感を刺激したり，それと同等，またはそれ以上の機能を実現するデバイスが開発されている．例えば，暗視カメラや顕微鏡などにより，人の目では見られない暗闇の中や微小な対象物を見えるようになり，３Ｄテレビでは平面のディスプレイで立体感のある映像を写し出せる．また，超音波センサは可聴域からはずれた音波や低周波を検知できる．このように人間の五感の機能を拡張する技術が存在する中，嗅覚や味覚に関しては，においや味が多種の化学物質で複雑に構成されているため未解明な部分が多い．このうち味覚は，摂食物の苦味や酸味による一種の身体への危険信号の感知や，甘味など個人の好みによる食欲への影響など我々の生存に関わる重要な感覚機能である[1)]．また，美味・珍味・おふくろの味など食の楽しみは，精神的・肉体的なストレスの解消などさまざまな効能をもち，我々の日常生活を豊かにするために欠かせない要素の１つでもある．

最近になり味覚分野の研究が進み，いくつかの成果が得られている．例えば，糖度や塩分濃度といった特定の味覚成分を測定するセンサが販売されている[2),3)]．また，都甲らは，全ての味を塩味，甘味，酸味，苦味，旨味の５つの基本成分で表現できるとし，これらを数値化および認識可能な味覚センサを開発したが[4)]，この他にも味覚センサを用いたさまざまな食品の味の分析は数多くされている[5)–8)]．しかし，味成分の入力と出力を相補的に行うデバイスはない．味を入出力可能なデバイスがあれば，味の認識による品質評価やさまざまな食品の味の比較だけでなく，味の微調整，再現，味の劣化防止など，活用の幅が広がる．これまでに筆者らの研究グループでは，味を入出力する小型制御デバイスを構築し，塩分の認識と制御を行うデバイスを制作した[9)]．しかし，現在は，精度よく制御を行うために，ユーザの望む濃度に達成するまで濃度測定と出力を繰り返し行うという味成分の出力制御手法をとっているため，制御に時間がかかるという問題がある．ここで，水などの，味成分を溶か

†1 神戸大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Kobe University
†2 科学技術振興機構さきがけ
PRESTO, Japan Science and Technology Agency

© 2011 Information Processing Society of Japan

Vol.2011-MBL-57 No.7
Vol.2011-UBI-29 No.7
2011/3/7

す溶媒の質量が把握できれば，味成分の出力量を計算により求められるため，本研究では，溶媒の質量を推定することにより，味成分の出力量を計算することを考える．詳細は後述するが，予備実験の結果，容器の形状が分からない段階では，溶媒の質量を推定することは難しく，容器の形状が分かれば，溶媒の質量を推定できることが分かった．

そこで，本研究では，少量の出力による濃度変化の違いからいくつかの特徴量を抽出し，それら特徴量を使って Support Vector Machine (SVM) などの識別器により容器の形状推定を行う手法を提案する．提案手法は，出力後の濃度変化から複数の特徴量を抽出し，それらを SVM や閾値を用いて容器の形状を識別する手法で，評価実験の結果，閾値を基にした手法で 86.7% の識別率を得た．

以降，2 章では味の認識や，パターン認識などの関連研究を紹介する．3 章では，いくつかの予備実験から，容器の形状推定手法を提案し，4 章で評価実験を行う．最後に 5 章で本論文のまとめを行う．

2. 関 連 研 究

これまで味の認識については，塩分や糖度などの特定の成分を数値化するセンサが開発されてきたが，甘味，酸味，塩味，苦味，旨味の 5 つの基本味成分の数値化に成功した研究事例として，都甲らの味覚センサ ST-5000Z(図 1) がある[4]．この味覚センサは舌の細胞の生体膜が脂質とタンパク質からできていることに着目しており，複数の脂質膜電極 (図 2) より構成される．これらのセンサには特性の異なる 7 個から 8 個の脂質膜を用意し，各脂質膜電極と基準となる参照電極との電位差を計測することで，これらの電位出力応答パターンから味を分析できる．さらに図 3 に示すように似た味には似た出力応答パターン，異なる味には異なる出力応答パターンが得られる[10]．この性質を利用して，牛乳の味の評価[5] や，ビールの識別を行う研究[6] など，様々な製品の味の分析，評価を行う研究は多くされている[5)–8)]．しかし，味覚センサによる味の認識を基に何らかの物質を加えて味を制御するという研究はされていない．

ある特徴量を基に物の区別や状態，位置などを推定，識別する研究としては，パターン認識の研究があり，最短距離法やK近傍法のように，代表となるサンプルを定めて判定する手法や，Yes-No 形式の決定木を用いて徐々に細かい範囲に識別する C4.5 などがある[11),12)]．このような識別器の中でも SVM[13),14)] は，パターン認識の能力において最も優秀な学習モデルの一つとして知られ，SVM を使った研究[15)–17)] は数多く行われている．例えば，三浦らによる屋外移動ロボットの位置推定[16)] では，画像中の物体のみの認識と物体の位置のみの認識の 2 段階で処理を行っている．それにより，さまざまな季節や天候における風景画像と物体の全ての位置に物体を配置した画像があればよく，それらの組み合わせの画像を全パターンの取得，学習をする必要がない．このように段階的に推定を行う手法は本研究でも有効であると考える．また，木村らによる気圧配置の自動分類[17)] では，1 つの気圧配置図から得られる 2000 から 6000 次元以上のベクトルデータをもつデータから，8 つの手法で抽出した特徴量を基に，7 つのパターンの気圧配置を自動分類している．しかし，特徴量が



図 1 味認識装置 ST-5000Z
(*http : //www.jst.go.jp/pr/info/info*399/*zu.html* より引用)



図 2 味覚センサ ST-5000Z
(*http : //www.jst.go.jp/pr/info/tinfo*399/*zu.html* より引用)

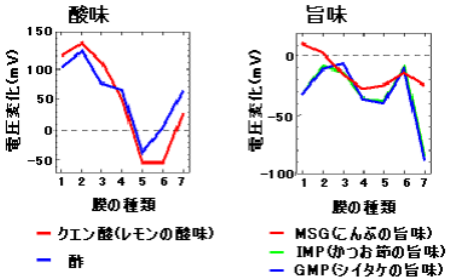


図 3 味成分応答出力のパターン
(*http : //ultrabio.ed.kyushu − u.ac.jp/A*9912/*katudo/ajisensor/index.html* より引用)

© 2011 Information Processing Society of Japan

Vol.2011-MBL-57 No.7
Vol.2011-UBI-29 No.7
2011/3/7

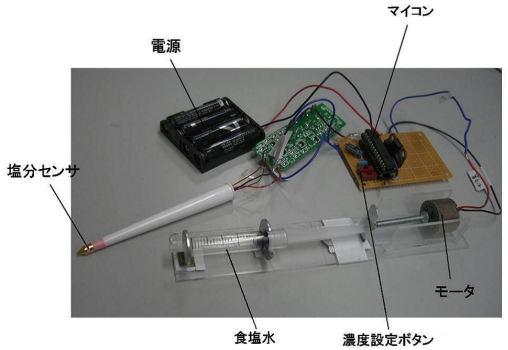


図 4 塩味制御デバイス構成図

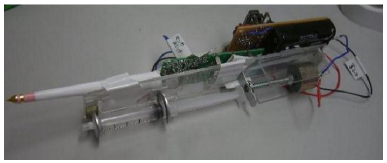


図 5 塩味制御デバイス外観



図 6 電子塩分計しおみくんの概観
(*http* : *//www.kenko.com/product/item/itm*$_8$411200072.*html* より引用)

多ければ必ず認識率が高いという結果にはならない．また，複数のパターンにまたがるようなデータは誤認識の要因となるため，学習データからの除去が認識率の向上に大きく影響する．これらのことから，複数の識別結果にまたがるデータの学習データからの除去や，特徴量の選び方が重要である．

3. 容器形状推定手法

筆者らは，手軽に持ち運べ，さまざまな用途に使用できるようにするため，小型でいろいろな容器で使用でき，味の自由な制御が可能な味入出力デバイスの構築を目指す．小型化のために味入出力デバイスでは，入力として味成分の濃度を検出するセンサ，出力として味成分を出力する装置のみを持ち，溶液をかき混ぜたり，容器の形状，味成分を溶かす水などの溶媒の質量を計測するような装置は組み込まない．また本研究では，味成分および溶媒は液体のものとする．これは味成分として，例えば，塩などの固形の物質を用いると，溶媒に溶けるまでに時間がかかるためである．これまでに筆者らの研究グループでは，味成分として塩分を入出力する小型制御デバイスを構築した[9]．しかし，味成分の出力制御手法は，ユーザの望む濃度に達するまで濃度測定と出力を繰り返し行うという手法であるため，出力後に対象の濃度が均一になるまで待つ必要があるなど，制御に時間がかかっていた．これらの問題は，溶媒の質量を知り，味成分の出力量を計算してから出力することで解決できる．そこで，味成分の出力量を算出するために，出力を行う過程で溶媒の質量を推定する事を考える．以降，本稿では味成分として塩分を想定する．

3.1 味入出力デバイス

筆者らが制作した味成分として塩分の入出力を行う制御デバイスの構成図と外観を図 4，図 5 に示す．塩味の認識部には，図 3 に示すタニタ社の電子塩分計しおみくん[3] のセンサ部分を取り出して，自作の制御回路に組み込んだ．しおみくんは液体に溶けている食塩の量によって抵抗値が変わる現象を利用した塩分センサであり，液体の塩分濃度を測定できる．また，30 ℃〜90 ℃までの範囲で測定可能である．味入出力の制御部には MicrochipTechnology 社の PIC マイコン (PIC16LF873A) を使用している．味入出力デバイスには，測定対象の目標濃度を設定する 2 つのスイッチが付いており，電源 off と 3 パターンの濃度設定ができる．出力部にはモータ，小型の注射器を用い，出力は濃度 20% の食塩水とした．出力量はモーターの動作時間で調節できる．この味入出力デバイスを 2 つの予備実験で使用した．

3.2 予備実験 1

溶媒の質量を推定する方法を考えるために，容器の形状および，溶媒の質量の違いが濃度変化にどのくらい影響するかを調べる，予備実験を行った．

3.2.1 実 験 方 法

図 7 に示す 3 種類の容器を用いて，各容器中の食塩濃度 0% の水 50g，100g，150g に対して，食塩濃度 20% の食塩水を一定間隔ごとに出力した．ただし，お皿に関しては，質量 50g の水では濃度測定に十分な深さを得られなかったため，質量 100g，150g，200g で行った．センサはそれぞれの容器の中心の底に設置し，食塩水の出力はセンサの真上の水面上から行った．食塩水の一度の出力量は 0.5ml で一定とし，実験開始後 15 秒後から 15 秒毎に

© 2011 Information Processing Society of Japan

Vol.2011-MBL-57 No.7
Vol.2011-UBI-29 No.7
2011/3/7



図 7 実験に使用した容器 (左からコップ，おわん，お皿)

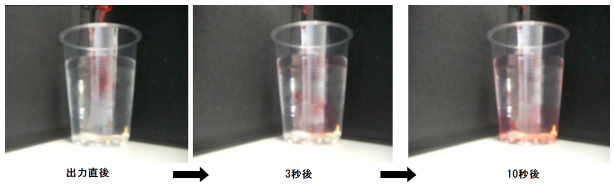


図 8 コップの濃度変化の様子

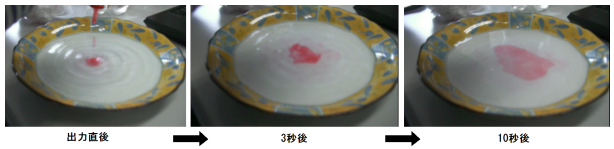


図 9 お皿の濃度変化の様子

手動で行う．塩分濃度のセンシングは濃度変化が緩やかに進むことから，サンプリング周波数 2Hz で行った．また，出力制御中は溶媒をかき混ぜない．さらに，食紅で出力に色をつけ，出力後にどのように拡散しているのか確認できるようにした．実験は，各質量，各容器につき 3 回ずつ試行した．

3.2.2 結　　果

実験結果として，図 8，図 9 は，コップとお皿に対して食塩水の出力を行った後の食塩水の拡散の様子，図 10 は実験を行ってからのセンサ値の推移を示す．図 8，図 9 より分かるように，食塩水を落とした地点から全体に広がっていき，均一になるが，その過程で食塩水の濃度は溶液中の場所により異なる．このため計測されるセンサ値は，センサ値が設置されている地点での局所的な塩分濃度であり，溶液全体の塩分濃度とは異なる．また，実験

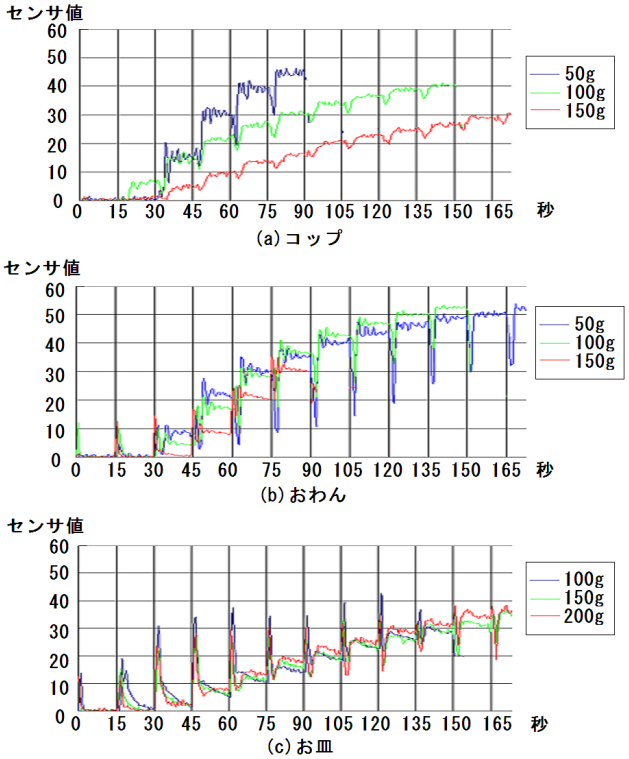


図 10 形状別の質量による濃度変化の様子

は同じ形状の各質量について 3 回ずつ施行したが，同じ形状，質量で行った場合はほとんど同じ濃度変化を示したため，図 10 には各質量につき 1 つの結果しか示さない．図 10 より，全ての容器に対して程度の差はあるものの，質量によって濃度変化の様子に差がみられた．センサ値については，例えば，75 秒から 90 秒の間のグラフを見ると，コップでは 150，100g，50g の順，お皿は 100g，150g，200g の順でセンサ値が大きくなっており，容器の形状によって濃度変化の様子が異なる．また，おわん，お皿の場合は急上昇や急降下している時がある．これは出力時に多くみられることから，例えば，お皿ではセンサに直接出力した食塩水が接触するため急激なセンサ値の上昇を引き起こしていると考えられる．一方，容器が同じであれば，溶媒の質量が変わっても濃度変化のグラフの形はほぼ同じである．例え

© 2011 Information Processing Society of Japan

Vol.2011-MBL-57 No.7
Vol.2011-UBI-29 No.7
2011/3/7

ば，お皿は出力時に急激にセンサ値が上昇した後に下降しながら，安定するのに対し，コップやおわんは上昇しながら安定している．これは，コップやおわんは容器の底が窪んでいたり，面積が小さいため，食塩水が徐々に底にたまり濃度が上昇したと考えられる．また，お皿は底が平らで面積も広く，お皿の中心に出力された出力が中心から徐々に拡散していくため，濃度が下降していると考えられる．

この実験より，容器の形状が濃度変化に大きく影響しており，容器の形状が分からない段階で溶媒の質量を推定する事は容易ではないことが分かった．一方で，容器の形状が分かれば溶媒の質量を推定できると考えられる．そこで，本稿では溶媒の質量を推定する前段階として容器の形状を推定する手法について考える．

3.3 予備実験 2

容器形状の違いによる濃度変化の違いを詳しく調べるために食塩水の出力量を変えて実験を行った．

3.3.1 実 験 方 法

実験は予備実験 1 と同じ図 7 の 3 種類の容器を使用した．また，溶媒として 50g，100g，150g の水を使用し，出力には食塩濃度 20% の食塩水を用いる．ただし，お皿に関しては，予備実験 1 と同様に，質量 100g，150g，200g で行った．サンプリング周波数は 2Hz とし，濃度変化開始時から約 15 秒間の濃度変化を断続的に記録した．センサは容器の中心の底に設置し，出力はセンサの真上の水面上から行った．また，予備実験 1 において，センサ値変化に差が現れるまで複数回の出力を要していたため，今回の実験では食塩水の出力量を予備実験 1 の 3 倍の 1.5ml に増やし，出力も初めの一回のみ手動で行った．実験は，各容器形状，質量について 10 回ずつ試行した．

3.3.2 実 験 結 果

実験結果を図 11 に示す．図 11(a) はコップの濃度変化の様子，図 11(b) はおわんの濃度変化の様子，図 11(c) はお皿の濃度変化の様子である．なお，図 11 中の時間は，濃度変化が始まった時間からの経過時間を示している．図 11(a)，(b)，(c) から容器の形状によって特徴的な形をしていることがわかる．例えば，コップは，センサ値が徐々に上昇しながら安定していくのに対し，おわんやお皿は，濃度変化開始時に急激にセンサ値が上昇する．またおわんはセンサ値が何度も振動するが，お皿は初めに大きく一度振動するだけである．これらの事から，濃度変化の様子から容器形状の違いの識別が可能であると考える．

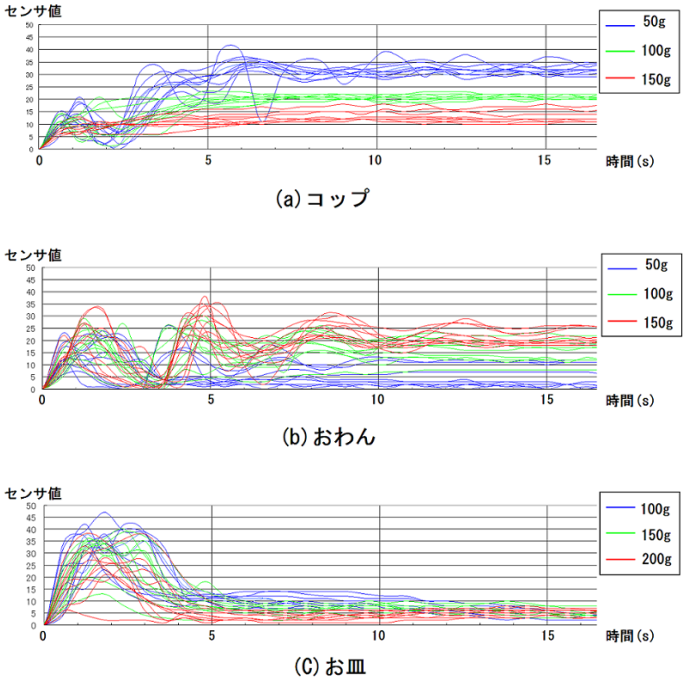


図 11 容器の形状別結果：質量と濃度変化の関係

3.4 容器形状推定手法

前節の予備実験結果から，容器形状の推定手法を考える．具体的には，図 11 から各容器形状における代表的なサンプルデータを 1 つずつ選んだものを図 12 に示し，以下の 7 つの特徴量を定義する．なお，図 12 のグラフ中に示す実線は，0 秒から 15 秒の間のセンサ値の最大値，破線は，5 秒から 15 秒の間のセンサ値の平均値を指す．また，以下に各特徴量について説明する．

特徴量① 濃度変化開始から 5 秒間のセンサ値の平均値

0 秒から 3 秒の間では，おわんとお皿のセンサ値がコップのセンサ値よりも大きいこと，また，3 秒から 5 秒の間で，お皿の方がおわんよりセンサ値の差が大きい事より，この特徴量によりコップ，おわん，お皿を識別できると考えられる．

© 2011 Information Processing Society of Japan

Vol.2011-MBL-57 No.7
Vol.2011-UBI-29 No.7
2011/3/7

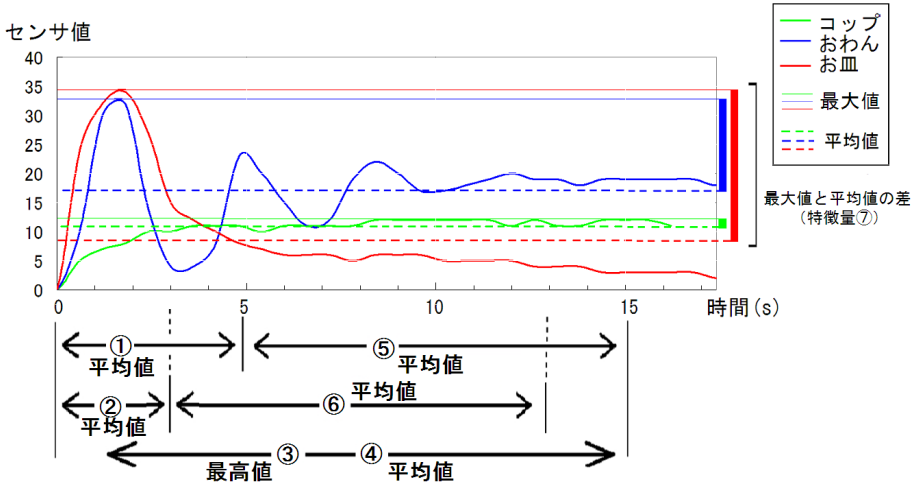


図 12 特徴量

特徴量② 濃度変化開始から 3 秒間のセンサ値の平均値

0 秒から 3 秒の間ではおわんとお皿のセンサ値がコップのセンサ値よりも大きいことから，この特徴量によりコップとおわん，お皿が識別できると考えられる．

特徴量③ 濃度変化開始から 15 秒間のセンサ値の最大値

おわんとお皿のセンサ値の最大値がコップの最大値より大きいことから，この特徴量によりコップとおわん，お皿を識別できると考えられる．

特徴量④ 濃度変化開始から 15 秒間のセンサ値の平均値

0 秒から 15 秒の間でのコップとお皿のセンサ値の平均値が同程度であるが，おわんのそれよりも小さいので，この特徴量によりコップ，お皿とおわんを識別できると考えられる．

特徴量⑤ 濃度変化開始から 5 秒後から 15 秒後までの 10 秒間のセンサ値の平均値

センサ値の振動が緩やかになった時のセンサ値の平均値は 3 つの容器で異なるので，この特徴量により 3 つの形状を識別できると考えられる．

特徴量⑥ 濃度変化開始から 3 秒後から 13 秒後までの 10 秒間のセンサ値の平均値

3 秒から 5 秒でセンサ値が変化しているが，5 秒以降でおわん，コップ，皿の順にセンサ値が大きいことから，この特徴量により 3 つの形状を識別できると考えられる．特徴量⑤と同様に定義した．

特徴量⑦ 特徴量③と特徴量⑤の差

特徴量③と特徴量⑤の差が皿，おわん，コップの順で大きい事より，この特徴量により 3 つの容器の形状を識別できると考えられる．

表 1 容器の形状推定における特徴量⑦の値と形状の関係

特徴量⑦の値	$0 < ⑦ \leqq 4$	$4 < ⑦ \leqq 22$	$22 < ⑦$
容器形状	コップ	おわん	お皿

この 7 つの特徴量を用いて，容器の形状推定を行う．容器の形状を推定するために，複数の特徴量を同時に扱う手法が必要である．そこで，本研究では，パターン認識の能力で最も優れた学習モデルの 1 つである SVM を用いた．以下，容器形状推定手法 3 つの手法を提案する．

手法 1 特徴量①〜⑥を用いた SVM による形状推定手法

特徴量①〜⑥を使用して容器の形状を推定する．なお，特徴量⑦は特徴量③と⑤を間接的に含むと考え，この手法には使用しない．

手法 2 特徴量③と⑤を用いた SVM による形状推定手法

より特徴をとらえた特徴量があれば，少ない数の特徴量で認識可能であり，処理も少なくて済む．そこで，予備実験 2 の結果から，容器の形状推定に有効であると考えられる特徴量③と⑤のみを使用して容器の形状を推定する．

手法 3 特徴量⑦の閾値を基に行う形状推定手法

特徴量⑦のみを使用し，各形状における閾値を設定して容器の形状を推定する．なお，閾値は二分木型の識別手法である C 4.5 を使って求めた．

4. 評 価 実 験

4.1 容器の形状推定手法の評価

容器の形状推定手法として提案した 3 つの手法について識別率を調べるために評価実験を行った．実験には予備実験 2 で使用したデータを使用する．予備実験 2 では全ての形状の各質量につき 10 個ずつデータを記録した．各形状，各質量ごとにデータを 5 つのグルー

© 2011 Information Processing Society of Japan

Vol.2011-MBL-57 No.7
Vol.2011-UBI-29 No.7
2011/3/7

表 2 容器形状の推定結果

容器形状		手法 1	手法 2	手法 3
認識率	コップ	97%	97%	97%
	おわん	77%	73%	87%
	お皿	83%	87%	77%
全体		85.6%	85.6%	86.7%

プにわけ，そのうちの 4 つを学習データとして SVM に学習させ，残りの 1 つのグループについて認識を行った．さらに，学習データと認識データの組み合わせを変えることで 5 組の評価を行った．その結果得られた各認識率の平均値を実験結果とする．なお，手法 3 で使用した特徴量⑦の閾値として，C 4.5 を用いて決定した値を表 1 に示す．

4.2 結　　果

実験結果として，表 2 は各手法における形状別認識率と，各手法の認識率を示す．全ての手法において同程度の認識率を得た．手法 1，手法 2 を比較すると，形状によって認識率の違いはあるが，手法全体の認識率としては同じ結果となった．このことから SVM を用いて形状推定を行う上では，7 つの特徴量のうち，特徴量③と⑤の 2 つが有効であると考えられる．さらに手法 3 では特徴量特徴量⑦の値だけで形状推定を行ったが，全体の認識率として一番高い認識率 86.7% を得た．

次に，誤認識があった場合に，どの形状に誤認識されたのかについての結果を表 3 に示す．コップに関しては，図 11(a) から明らかに大きく振動しているデータが一つだけあり，これがおわんと識別されたと考えられる．このデータを考慮しなければ，コップはほぼ 100% で識別できると考えられる．また，手法 3 は，判断が最大値と平均値の差に依存するため，お皿の認識率が低い要因として，お皿の最大値があまり高くならない場合に，おわんであると誤認識されたと考えられる．さらに，おわんに関しては，SVM を用いる手法 1，手法 2 ではほとんどの誤認識がお皿とされたのに対して，閾値を用いる手法 3 では全ての誤認識結果がコップとなった．この要因として，SVM による手法では複数の特徴量の絶対値や相互関係から識別しているのに対して，閾値による手法では 2 つの特徴量の差の絶対値で判断しているため，このような偏った結果となったと考えられる．この結果から，最大の認識率を得た手法 3 の認識率をさらにあげるための手法として，濃度変化が始まってから最大値をとるまでにどの程度時間がかかるかを特徴量とすることがあげられる．これにより図

表 3 各手法の誤認識結果

手法	手法 1		手法 2		手法 3	
実際の形状	誤認識結果	数	誤認識結果	数	誤認識結果	数
コップ	おわん	1	おわん	1	おわん	1
おわん	コップ	1	コップ	2	コップ	4
	お皿	6	お皿	6		
お皿	おわん	5	おわん	4	コップ	1
					おわん	6

11 にみられるように，おわんが濃度変化開始後約 5 秒以内に最大値をとるのに対し，コップは濃度変化開始後 10 秒前後であるため，コップとおわんの区別がより正確にできると考えられる．また，おわんとお皿の識別は，濃度変化中の振動の大きさや回数を特徴量とすることで，正確に認識できると考えられる．

5. おわりに

本稿では，少量の出力による濃度変化から抽出した特徴量を用いた容器形状の推定手法を提案した．その中で，特徴量⑦のみを用いる手法 3 が，86.7% の認識率を得た．今後の課題として，新たな特徴量や手法を考えることで，本稿で述べた 3 つの容器形状推定手法の認識率の向上，形状を識別した後の溶媒の質量を推定する手法の確立などが挙げられる．さらに，より多くの種類の容器形状の識別や，各形状に特化した質量推定手法を確立することで，素早く目標とする味成分の濃度に調節できる味入出力デバイスを構築する事を考えている．

謝辞　本研究の一部は，科学技術振興機構戦略的創造研究推進事業 (さきがけ) および文部科学省科学研究費補助金基盤研究 (A)(20240007)，特定領域研究 (21013034) によるものである．ここに記して謝意を表す．

参 考 文 献

1) 萩原清和: 食品の苦味成分, 調理科学, Vol. 13, No. 1, pp. 21–26, 1980.
2) ペン 糖度・濃度計 PEN-1st: http://www.atago.net/japanese/products_pen.html.
3) 電子塩分計 しおみくん: http://www.tanita.co.jp/tanita/hp/productDetail.do;jsessionid=89C697DFA61109897B1383B9DCED263E?_productId=355&_isListBack=true.
4) 都甲 潔: 味覚センサの開発, 表面科学, Vol. 27, No. 1, pp. 34–38, 2006.

© 2011 Information Processing Society of Japan

Vol.2011-MBL-57 No.7
Vol.2011-UBI-29 No.7
2011/3/7

5) 都甲 潔, 永末博子, 安達利昭: 味覚センサを用いた牛乳の味の評価, 電子情報通信学会技術研究報告. ED, 電子デバイス, Vol. 101, No. 313, pp. 41–46, 2001.
6) 岩倉宗弘, 安達利昭, 都甲 潔: 味覚センサによるビールの識別と泡の評価, 電子情報通信学会技術研究報告. OME, 有機エレクトロニクス, Vol. 100, No. 252, pp. 65–69, 2000.
7) 飯山 悟, 池田知宏, 都甲 潔, 八尋美希: マルチチャネル味覚センサを用いた醤油の味の評価, 日本食品科学工学会誌, Vol. 44, No. 9, pp. 615–622, 1997.
8) 中原徳昭, 境田博至, 甲斐孝憲, 榊原陽一, 西山和夫, 福田亘博, 水光正仁: 味覚センサを用いた本格焼酎の味評価, 日本食品科学工学会誌, Vol. 52, No. 4, pp. 145–153, 2005.
9) 神谷幸洋, 竹川佳成, 寺田 努, 塚本昌彦: 味の認識と制御を行う小型デバイスの設計と実装, 情報処理学会マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム (DICOMO 2009) 論文集, pp. 614–621, 2009.
10) 都甲 潔: 食品の分析, 日本分析化学会, ぶんせき, pp. 608–613, 2002.
11) B. Dasarathy: Nearest Neighbor (NN) Norms, *NN Pattern Classification Techniques*, 1991.
12) S. Ruggieri: Efficient C4.5, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 14, No. 2, pp. 438–444, 2002.
13) C. Cortes and V. Vapnik: Support vector machines. *Machine Learning,Vol. 20*, pp. 273–297,1995.
14) 津田宏治: サポートベクターマシンとは何か, 電子情報通信学会誌, Vol. 83, No. 6, pp. 406–466, 2000.
15) B Moghaddam and M. Yang: Gender Classification with Support Vector Machines, *Proceedings of the Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition 2000*, p. 306, 2000.
16) 三浦 純, 森田英夫, ヒルド ミヒャエル, 白井良明: SVM による物体と位置の視覚学習に基づく屋外移動ロボットの位置推定, 日本ロボット学会誌, Vol. 25, No. 5, pp. 792–798, 2007.
17) 木村広希, 川島英之, 北川博之: サポートベクターマシンを用いた気圧配置の自動分類, Data Engineering and Information Management (DEIM 2009), 2009.

© 2011 Information Processing Society of Japan