醸造とケモメトリックス

最近の本誌でも、多変量解析、実験計画、非破壊分析などに関する記事の中にケモメトリックスに分類される手法を多く紹介している。これらはコンピュータ、特にパソコンの普及によって容易に利用できるようになった。いささか難しい面もあるが、その手法がどのような分野にどのように利用されているかを紹介していただいた。

相 島 鐵 郎

1. は じ め に

醸造学の対象は酒類はもとより醤油、味噌などの調味料を含み、各製品ごとに知識と技術の膨大な蓄積がある。醸造製品はこのように多様ではあるが、美味しさが最も大切な評価基準となる嗜好品としての性質を共有する。一般に化合物が味を有するためには低分子で水溶性でなければならぬし、香りを有するためには低分子で揮発性でなければならぬ。つまり、醸造を化合物レベルから見れば、不溶性高分子化合物の低分子化と言える。そして、高分子化合物を低分子へ分解するために微生物の酵素系を利用することが、醸造の特徴である。このように醸造の主役は微生物であり、人間は目的とする微生物が最も働きやすい環境を整えているにすぎない。

今世紀の画期的技術である遺伝子工学は化学成分を遺伝子という言葉で理解することを可能としたことから今後、意図する機能を持った微生物の創造手段となる。しかし、どのような微生物が望ましいのかを決める情報は遺伝子工学自体は生みだせない。具体的な目標となる特性を描き出すには多様な知識の統合が必要である。そのような統合に必要な方法論を提供するのがケモメトリックスである。

2. 経 験 と 勘

醸造分野では経験と勘が幅を効かす局面が多い。個人の経験から導かれた特定分野の知識に基づく勘が問題解決に驚くほど有効なことはしばしば経験する。しかし、そのような鋭い勘は誰でも修得できるものではないし、長い年月を経て初めて身につくものである。技術革新の早い今日、せっかく身につけた勘が無用となるケースも多々ある。歴史上も長い時間をかけて磨きあげた芸が陳腐化した例は数えきれない。例えば、ジェットエンジン

の開発によりプロペラ削りの職人は不要となったし、半導体技術の発達により真空管製造に欠かせないガラス細工の技術も要らなくなった。しかし、推進力や電子の挙動自体に関する基本原理のより深い理解に基づく技術開発は一層活発になっている。

我国のような農耕民族社会の特徴は過去の経験に範を求めることである。そのような社会では、過去における成功経験の有無が所属する社会における重用度の違いとなる。しかし、異なる環境条件下で過去の成功体験が活きるには、本質を理解した上での成功であることが必要条件となる。本質理解という条件が欠ければ、飛行機という三次元兵器の誕生後も二次元兵器で得た日本海海戦での勝利からの教訓を金科玉条とした挙げ句の果ての轍を踏むことになる。このように、経験に基づく知識の過度の重視は進歩の急な社会では極めて危険である。しかし、真理に基づく新しい知識の創造には、過去はもとより目前にいる権威や現在の常識を否定しなければならないことも多い。その意味で和を重んじる日本社会は黙々と働く「モノ作り」に適した社会ではあるが、知識創造には不適な社会である。

3. 帰 納 と 演 繹

科学の目的は自然の仕組みを理解することである。科学における方法論としては帰納法と演繹法が良く知られている。帰納法は断片的な知識を積み上げて一般則を導き出す方法論であり、逆に一般則から個々の事象を理解する方法論が演繹法である。つまり、事実の断片を集めれば全体の真実が見えるとの帰納法に対し、幾ら事実を積み上げてもそれを整理する仕組みがなければ、全体像が分かるはずがないとの立場を演繹法はとる。

レンガや材木の山は家ではなく、レンガや材木が設計図に基づいて組み立てられて初めて家となる訳である。

Chemometrics in Brewing Science

Tetsuo AISHIMA (Kikkoman Corporation, Division of Research and Development)

設計図は当然、演繹的に描き出される。しかし逆に、設計図だけあっても材料がなければ家は建てられないことから分かるように、全体像を描き出すためには断片的な事実も欠かさない。そのような意味で、従来帰納的な方法に偏りがちであった分析化学に対し、データ統合に必要な演繹的な考え方をもたらしたのがケモメトリックスである。

さて、醸造製品の分析でも構成成分を羅列しただけで、味や香りを描き出したとは言えない。微生物が代謝する呈味成分や香気成分の分析は近年、GC や HPLC などのクロマトグラフィーや GC-MS, GC-FTIR, LC-MS などの複合分析装置により容易に行えるようになり、主要な醸造製品において存在が確認された香気成分数は数百に及んでいる¹⁾。その結果、微生物の働きにより製造される醸造製品の香気成分には共通して含まれるものが多いことが分かった。つまり、官能的な香りの違いは特定成分の有無に由来するものではなく、多数香気化合物の相互作用の結果に他ならないことが明らかとなった。つまり、醸造成分の分析値に基づき味や香りの全体像を理解するには、一度個々の成分に分解したデータの統合が必要である。

4. 正確さと精度

まず、「情報」と「データ」の違いを明確にしたい。「情報」は対象試料に関する必要な知識の増加分を意味し、データは情報を含むことが期待される観測値の集合である。データの評価基準となるのが正確さと精度である。ここで正確さと精度の違いを明確にしたい。正確さとは観測データが情報、具体的には真の値を含むことである。一方、精度は再現性を意味し変動係数 ($CV = \text{標準偏差} / \text{平均値}$) で定量化できる。つまり、精度の低さは数学的な処理である程度補えるとしても、正確さに欠けるデータからは情報を抽出できない。

具体的な例で示せば、香りに関する正確なデータとは揮発性成分を測定したものであり、水溶性成分や高分子化合物の分析値ではない。また香気成分の濃度は ppm から ppb 程度と低いので、分析機器はそれを検出するだけの感度がなければ正確なデータは得られない。一方、味に関する正確なデータは水溶性の低分子化合物の分析値であり、揮発性成分や不溶性高分子化合物に関するデータではない。

5. 多次元の有利性

ケモメトリックスの手法はすべて多変量データを対象とする。データ解析ではスペクトルの吸光度やクロマトグラムのピークの定量値を変数として解析する。それぞ

第1図 変数の数と誤差の関係

変数の数が増えると情報量の増加により誤差の割合が減少する。しかし、適正な数(↓)を越えると誤差は再び増大する。

れの変数は情報を含むので、変数を増やせば情報量も増える。この場合、変数は次元とも言い替えられる。よく知られるように一次元、二次元、三次元はそれぞれ線分、平面、立体に対応する訳だから、変数の増加がもたらす情報量の増加がいかになきものかは想像できよう。四次元以上のデータはそのままでは図示できないが、計算上は何次元でも同様に扱うことができる。

しかし、変数は同時に誤差(ノイズ)も含む。また通常、変数どうしは多かれ少なかれ、何らかの相関を有する。そのような相関する変数では情報を重複して含む訳だから、変数の数がある限度を越えると情報量の増大は頭打ちとなる。一方、ランダムに含まれる誤差は変数の増加に伴いほぼ直接的に増え続ける。つまり、データ解析では、むやみに変数を増やしても意味がなく、情報とノイズの比を最大にする最適変数の数を見つけなければならない(第1図)。

6. ケモメトリックス

機器分析から洪水のように生み出されるデータをコンピュータの力を借りて数学的、統計的に処理し「情報」を抽出するために誕生した新たな領域がケモメトリックス(chemometrics=chemistry+metrics)である。このようにケモメトリックスが生み出す成果は具体的な形をとらず目にも見えない「情報」である。この本質により、成果として手に取って確認できる「モノ」を好む我国においてケモメトリックスの普及は遅れている。

(1) 誕生と発展

ケモメトリックスという言葉が生まれた1972年とは、化学者がメインフレームコンピュータを日常的に利用できるようになった時期であり、その誕生はまことに時宜をえていた。ケモメトリックスの創世期に活躍したのは、統計学やコンピュータ科学を修めてから専門を化

学に転じた研究者(chemometrician)が多い。しかも若くして新しい領域の創出に参画した彼らの多くは現在でも40代か50代前半である。彼らとの会話において感ずるのは、科学の領域であるパラダイムは与えられるものではなく、自らが創り出すものとの自信と迫力に満ちた強い個性である。研究とは学ぶこととの意識が強い我国の研究者には、このように他に範がない分野を自らが切り開くという進取の気性が欠けており、今後もっとも必要とされる資質であろう。アメリカ化学会発行のAnalytical Chemistry誌の基礎総説への収録は分析化学分野における存在認知の大切な条件と言われるが、ケモメトリックスは1978年から登場した。その後、80年代初期のパーソナルコンピュータ(PC)の誕生はケモメトリックスに大きな飛躍の機会を与え、今日に至っている。

しばしばケモメトリックスと混同される言葉にコンピュータ化学(computer chemistry)がある。しかし、コンピュータ化学が意味するのは、演算能力の極めて速いワークステーションやスーパーコンピュータを駆使した分子軌道法による化合物の構造解析である。一方、ケモメトリックスの手法はいわば力づくで解析するコンピュータ化学の手法とは異なり、巧みなアイデアと工夫に満ちたソフトウェアによりPCレベルで利用できる。

(2) 構成要素

新しいパラダイムの誕生にはその概念を的確に表す名前と目的遂行に適用できる手法が必要である。ケモメトリックスでは適用対象を多数の化学因子が複雑に相互作用を有する系と仮定する(第2図)。そのように複雑な因果関係を有する系を理解するためには、単にデータを積み上げるのではなく演繹的にモデルを仮定し、それに対してデータを当てはめる手法群が必要である。

通常、ケモメトリックスの要素は統計学、最適化、検量、因子分析、分解能、信号処理、モデル化とパラメータ推定、パターン認識、データ検索、構造活性相関、人

工知能に分けられる。しかし最近、人工知能の一部として分類されていた観のあるファジィ理論、ニューロコンピュータやロボット化なども独立した扱いを受けている。

(3) 出版物、コンピュータ、ソフトウェア

Journal of Chemometrics と Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems の二つの雑誌が定期的に発行されている。ケモメトリックスという分類項目を持っているのは前述の Analytical Chemistry の総説と Analytica Chimica Acta である。また、Journal of Chromatographic Science, Chromatographia, Analyst, Applied Spectroscopy, Trends in Analytical Chemistry などに各種手法の応用論文が掲載される。食品分野での応用例もフレーバー科学を中心に Journal of the Science of Food and Agriculture, Journal of Food Science, Journal of Agricultural and Food Chemistry 誌などに掲載される。ケモメトリックスに関する単行本も国内外で数冊発行されている²⁻⁶⁾。その他、パターン認識や最適化などケモメトリックスの特定構成要素⁷⁻¹¹⁾や特定分野におけるケモメトリックスの利用¹²⁻¹⁴⁾に関する書籍も少なくない。

ケモメトリックスの各種手法を利用する上で欠かせないのがコンピュータである。幸い構成要素のすべての手法が通常の32ビットPCにより利用可能であり、必要なソフトウェアも公開されている。ただし、欧米で公開されているソフトウェアを利用するためには、MS-DOSを基本ソフトウェア(OS)とするIBM PCの互換機でなければならない。代表的なソフトウェアの特徴と出処については文献6の巻末を参照されたい。

(4) パターン認識

多次元空間に分布する試料間の距離や類似度に基づき試料の分類、識別を行うのが多変量解析を利用したパターン認識である。まず、多数のクロマトグラムやスペクトルから帰属が分かっている試料どうしの位置関係を決め、次に算出した式を利用して未知試料を帰属する。ケモメトリックス手法としては適用例が最も多く、特にワイン成分の分析値は新しく開発した手法の有効性を示す格好のデータとして多数の研究者により利用されてきた。

分類の基準となる目的変数の有無によりパターン認識の手法は二分され、解析に際し目的変数を用いない手法を「教師なしのパターン認識」、用いる手法を「教師ありのパターン認識」と呼ぶ(第3図)。醸造製品では銘柄、産地、等級、原料、処理条件、微生物の種類、収穫年、保存や添加物の有無など質的な違いを示すデータが目的変数となる。

第2図 ケモメトリックス的なデータ構造
複数因子(A-O)が互いに相互作用を及ぼし合う系

第3図 多変量解析法の分類

1) 教師なしのパターン認識 目的変数を用いないパターン認識では製品の経てきた異なる履歴が成分に反映し、その違いが分析値として観測されていると仮定し探索的に適用する。手法には主成分分析、因子分析、クラスタ分析、多次元尺度構成法などがあり、どの手法も統計的に明確な結果の評価基準はない。

主成分分析と因子分析は情報損失を最小とするように多次元データに含まれる情報を少数の主成分や因子に集約する(第4図)。多次元データが含む情報を三次元以下に集約できれば、試料どうしの関係を目で調べることが可能となる。また、他のパターン認識に先立つデータの前処理として適用されることも多い。クラスタ分析では多次元空間で距離の近い試料どうしから結合して、全試料の関係を樹状図として表す(第5図)。距離の測定法やクラスタの融合法により樹状図が異なるので、仮説に合う結合を得るまでには試行錯誤が必要である。多次元尺度構成法はデータを最もうまく説明できる最小次元数をみつけ、その次元において試料間の関係を解析する。官能検査データに対する適用例が多い。

2) 教師ありのパターン認識 手法としては判別分析、SIMCA (soft modeling of class analogy), KNN 法 (K-nearest neighbor method), PLS 法 (partial least squares method) などが利用される。帰属を明確に示す目的変数があるので、評価の基準には分類の適中率を利用する。醸造製品に対する適用例も多い判別分析は群間に判別面を設定、そのどちら側に位置するかで試料を帰属する(第6図)。一方、SIMCA では各群ごとに抽出した主成分に基づき SIMCA box として各群の分布を設定、その中に入るかどうかで試料を帰属する(第7図)。このように SIMCA では試料分布に基づき各群の範囲を決めるので“soft modeling”な手法とも呼ばれる。SIMCA の概念は「うまい」「まずい」や「正常」「異常」の識別を目的とする品質管理に適するものである(第8図)。通常、美味しい製品では成分バランスがとれており、バランスがくずれてある成分が多すぎたり少

第4図 主成分分析の幾何学的概念

二つの変数(x_1, x_2)による試料分布の有する情報(大小関係)は、適当な傾きを有する主成分軸(Z_1)上に集約できる。つまり、説明に2変数を要した相互関係が新たな1変数でほとんど説明できることになる。なお、 Z_2 は第二主成分軸で Z_1 と直交する。

第5図 クラスタ分析のデンドログラム

縦軸は非類似度を示す。全試料が[1, 2, 3]と[4, 5]の群に分類でき、[1, 2, 3]がさらに[1]と[2, 3]に分かれることを示す。

なすぎるとまずい製品となる。つまり、美味しい製品の分布範囲を決めておけば、まずい製品はその外側に分布することになる。このような分類は判別分析では不可能である。

(5) 検量

機器分析データに基づき特定成分の量や官能検査スコ

第6図 変数 (x_1, x_2, x_3) を用いた判別分析による2群の識別
グループ1と2の間の面が判別面

第8図 正常試料 (●) と異常試料 (○) の概念

第7図 3主成分 (z_1, z_2, z_3) を用いたSIMCAによる3群分類
★は群1と群2の両群に帰属された試料。

アを予測する。ケモメトリックスでは重回帰分析、主成分回帰分析、PLS 回帰分析の三種類の多変量回帰分析を利用する (第9図)。複数次変数を利用すると情報量が増加し、通常回帰分析に比べて格段に高い精度で予測できる。しかし、最も利用例が多い重回帰分析は多数の試料を必要とすることや、変数どうしに高い相関が存在するとき解析結果が信頼できなくなるなど、適用に際して不都合な点も少なくない。一方、主成分回帰分析では説明変数の有する情報を無相関な少数の主成分に集約するので、重回帰分析の欠点を是正する手法である。最も新しい PLS 回帰分析は主成分の抽出に際し説明変数も利用することから、単なる主成分分析に比べ予測精度が高くなる。つまり、データの有する利用可能な全情報を活用する手法と言える。

(6) ニューラルネットワーク

脳の神経細胞が形成するニューラルネットワークの並

第9図 3種類の多変量回帰分析の比較
 $x_i, y, \hat{t}_i$ はそれぞれ説明変数, 目的変数, 総合特性値 (主成分) を示す。

列処理学習を模倣したデータ解析法である。非線形なシグモイド関数を出力関数とすることから、線形関係を仮定する通常の統計解析手法にはない機能が期待できる。特に本質的に非線形でファジィな官能評価データの解析に対する適用は有効であろう。ケモメトリックス分野でも近年、パターン認識や検量に対する適用例が増えつつある。

ニューロンを模倣した多入力、1出力の関係は模式的に表すと第10図のようになる。入力された信号が合計されて別のニューロンに出力される訳であるが、合計値をシグモイド関数により加工してから出力する。このよ

第 10 図 ニューロンの構造と多入力、出力の模式図
●はシナプス結合を示す。

うな脳内における複数ニューロン間のシナプス結合の強さの調節を利用する思考や認識をソフトウェアやハードウェアで行う訳である。

様々な学習アルゴリズムが開発されているが、パターン認識や検量に対し最も多用されているのが入力層、中間層（隠れ層）、出力層からなる3層のニューラルネットワークを用いたバックプロパゲーション法である（第11図）。多能なニューラルネットワークは統計的手法では到底不可能な分類も可能であるが、統計的な手法には

第 12 図 二つの因子が相互作用を有する系の一因子最適化

二つの因子を別々に最適化しても、真の最適点（★）には到達しない様子を示す。まず A-D で最適 pH とし、次に最適温度 F を決めてもそれは真の最適点からはほど遠い。

ない固有の限界もある。一つは説明変数と目的変数の因果関係が分からないことである。もう一つは過剰学習によるデータへの過剰適合の弊害である。つまり、学習し過ぎると学習データの試料は完璧に分類できても、未知試料の帰属はできなくなる。今のところ、最適学習の程度を示す基準はない。

多数回の学習を通じて重みを最適化するため、PC では統計的な解析法に比べはるかに時間がかかる。しかし、学習により重みを最適化させてしまえば、未知試料の帰属に時間はかからない。ガスセンサー応答や GC データのパターン認識、GC データによる官能検査スコアの検量などでは統計的な解析と同等以上の精度が得られた¹⁵⁾。

第 11 図 3 層ネットワーク構造におけるバックプロパゲーション：学習

(7) 最適化

高品質の製品を醸造するためには、微生物の働く環境を目的にそって最適化しなければならない。微生物が生きていくための環境因子は複雑に入り組んだ相互関係を有しており、それぞれの因子の最適水準を組み合わせても全体の最適条件にはならない。そこに長年の経験に基づく勘を駆使する名人芸の価値がある。例えば、温度と pH というよく遭遇する因子でも、温度が違えば最適 pH も異なるし、逆に pH が異なれば最適温度も当然変わってくる (第 12 図)。

複数因子が関する系において真の最適水準を求めるには実験計画法、応答曲面法、シンプレックス最適化法などが利用できる。いずれの最適化法も個々の因子の最適水準を別々に探索するのではなく、複数因子の水準を同時に変化させてその応答を調べる。実験計画法では探索範囲の因子水準をいくつかに分け、それらが直交する点で実験をして最適点を探す。応答曲面法では実験計画法に基づく実験結果に二次関数を当てはめ、その関数の示す応答曲面から最適点を探索する。

一方、ケモメトリックス分野で適用例が最も多いシンプレックス法は逐次的な探索法である。すなわち次元数よりも一つ多い頂点からなる図形 (シンプレックス) の頂点で実験を行い、その結果を比較して次の探索点を決定しながら最適点を探す (第 13 図)。このような逐次的な最適点探索をいかに効率よく行うかを規則化したものがシンプレックス法である。逐次的な探索では結果の再現性の高さと、一回の実験に要する時間が制約要因となる。つまり、再直性が低ければ応答を比較しても進むべき方向が定まらず、実験に数カ月もかかるのでは最適化の意味がない。

第 13 図 改良シンプレックス法による最適点探索
2 因子 (x_1, x_2) 最適化なのでシンプレックスは三角形となる。1-18 は実験の順序を示し、[1, 2, 3] を特に出発シンプレックスと呼ぶ。

醸造におけるシンプレックス法の適用分野は短時間で済む原料処理、火入れ、濾過条件および混合割合の最適化などに限られよう。しかし、研究や品質検査などでは問題が分析化学なので、HPLC 分析条件、反応条件、抽出条件など適応可能な対象は多い¹⁶⁾。

7. 今後の課題

日頃、数学や統計学からは縁遠い分野にケモメトリックスを普及させるための条件を考えてみたい。すでに多くの利便性に優れたソフトウェアと廉価なコンピュータは市販されている訳だから、要はより広い意味でのソフトウェア、すなわち簡便な使い方の開発が鍵となる。その意味では今後、機器やソフトウェアのメーカーがケモメトリックスの普及に果たす役割は重要になる。最近、多くの分析機器が制御、データ収集、データ解析用に PC を連結して市販されている。それらの PC では固定ディスクの数十メガバイトの記憶容量中、数メガバイト程度を利用するに過ぎず、残りの空き容量は使用者が他のソフトウェアのために利用できる。しかも都合がよいことに WINDOWS というソフトウェアの開発により、一台の PC 上で複数のソフトウェアを同時に使用することが可能となった。つまり、同じ PC 上で同時にデータ収集と解析を行える訳である。さらにユーザーの立場からは国内コンピュータメーカーに対して MS-DOS への OS の統一を強く要望したい。

しかし、それ以上に大きな使命を担うのは教育である。感覚的にいくらケモメトリックス的な手法の有用性を理解できたとしても、年を取ってから全く未知の領域で開発された手法を修得することは困難となる。頭脳が柔軟な時期における基本的な考え方の修得は必須である。

<キッコーマン(株)研究本部>

文 献

- 1) Volatile Compounds in Food, 6th Edition, TNO Nutrition and Food Research, Zeist (1989) [MS-DOS 用のデータベースもあり]
- 2) B. KOWALSKI: Chemometrics; Theory and Applications, American Chemical Society, Washington, D. C. (1977)
- 3) M. A. SHARAF, D. L. ILLMAN and B. R. KOWALSKI: Chemometrics, John Wiley & Sons, New York (1986)
- 4) D. L. MASSART, B. G. M. VANDEGINSTE, S. N. DEMING, Y. MICHOTTE and L. KAUFMAN: Chemometrics: a Textbook, Elsevier, Amsterdam (1988) [翻訳進行中]
- 5) R. G. BRERETON: Chemometrics-Application of Mathematics and Statistics to Laboratory

- Systems, Ellis Horwood, Chichester (1990)
- 6) 相島鐵郎：ケモメトリックス，丸善（1992）
 - 7) K. VARMUZA：Pattern Recognition in Chemistry, Springer-Verlag, Berlin (1980)
 - 8) D. L. MASSART and L. KAUFMAN：The Interpretation of Analytical Chemical Data by Use of Cluster Analysis, John Wiley & Sons, New York (1983)
 - 9) 佐々木慎一，阿部英次，高橋由雅，高山千代蔵，宮下芳勝：化学者のためのパターン認識序説，東京化学同人（1984）
 - 10) H. MARTENS and T. NAES：Multivariate Calibration, John Wiley & Sons, Chichester (1989)
 - 11) F. H. WALTERS, L. R. PARKER, Jr., S. L. MORGAN and S. N. DEMING：Sequential Simplex Optimization, CRC Press, Boca Raton (1991)
 - 12) J. J. BREEN and P. E. ROBINSON eds.：Environmental Application of Chemometrics, American Chemical Society, Washington, D. C., (1985)
 - 13) J. R. PIGGOTT ed.：Statistical Procedures in Food Research, Elsevier Applied Science, London (1986)
 - 14) D. R. BUGARD and J. T. KUZNICKI：Chemometrics：Chemical and Sensory Data, CRC Press, Boca Raton (1990)
 - 15) 相島鐵郎：ニューフレイバー，（7），12（1992）
 - 16) 相島鐵郎，中井秀了：日食工誌，33，358，463（1986）

●執筆者紹介（順不同・敬称略）

相島 鐵郎<Tetsuo AISHIMA>

昭和21年11月2日生れ<勤務先とその所在地>キッコーマン(株)研究本部，〒278 千葉県野田市野田399<略歴>昭和46年北海道大学大学院農学研究科修士課程修了農芸化学専攻，同年キッコーマン(株)入社，52年(財)野田産業科学研究所，59～61年ブリティッシュコロンビア大学客員研究員，平成2年キッコーマン(株)研究本部現在に至る<抱負>化学成分面から食品の味や香りを理解できる方法論の開発<趣味>少々のお酒と共に美味しいものを食べることに及びギザなようだがケモメトリックス。

吉野 宏<Hiroshi YOSHINO>

大正8年10月7日生れ<勤務地とその所在地>ヤマサ醤油(株)，〒188 銚子市新生町2-10-1<略歴>昭和18年東京大学農芸化学科卒，同年ヤマサ醤油(株)入社，42年同社研究所長，60年同社監査役<抱負>以前は何か人の役に立つようにしたいと考えていたが，現在は人の迷惑にならないようにと思っている<趣味>以前（40～50年前）には草野球等やっていたが現在は鑑賞のみ。

宇賀神重治<Shigeharu UGAJIN>

昭和13年2月8日生れ<勤務先とその所在地>(株)東京マーケティング，〒150 東京都渋谷区桜丘町16-7 鈴木ビル3階<略歴>昭和35年明治大学経済学科卒，49年日本食品経営センター(現東京マーケティング)入社，通産省登録中小企業診断士<抱負>「付加価値で売る」メーカー・卸店・小売店の発展に努める<趣味>優れたメーカー・卸店・小売店を探して訪問し対話をする。

増田 正裕<Masahiro MASUDA>

昭和20年9月3日生れ<勤務先とその所在地>サントリー(株)洋酒事業部研究所，〒618 大阪府三島郡島本町山崎1023-1<略歴>昭和43年東北大学理学部化学科卒，同年サントリー(株)入社，現在，主任研究員<抱負>お酒の味・香り，お客様のテイストの研究を通してお客様の満足度の高い製品を次々送り出すこと<趣味>溪流釣り，くん製づくり。

小村 啓<Hajime KOMURA>

昭和24年3月27日生れ<勤務先とその所在地>サントリー(株)洋酒事業部研究所，〒618 大阪府三島郡島本町山崎1023-1<略歴>昭和52年東京工業大学理工学部研究科博士課程修了(化学専攻，理博)，同年コロンビア大学化学科研究員，54年財団法人サントリー生物有機科学研究所研究員，平成2年よりサントリー(株)洋酒事業部研究所主任研究員，現在に至る<抱負>化合物でいったいどこまで説明がつくのか，見きわめたい<趣味>郵趣(特に全世界の消印収集)，写真，音楽。

後藤 奈美<Nami GOTO>

昭和32年9月22日生まれ<勤務先とその所在地>国税庁醸造試験所，第3研究室，〒114 東京都北区滝野川2-6-30<略歴>昭和58年京都大学農学部食品工学科修士課程修了，同年国税庁入庁，大阪国税局を経て，63年より現職，旧姓山本<抱負>基礎的な研究を応用に生かしたい<趣味>ワインやフランス語が「趣味」なら楽しいのと思う。