広島経済大学研究論集
第36巻第２号　2013年９月

ICT 利用によるデータ収集ならびに感性時系列データ分析

堂　本　絵　理*

1.　は　じ　め　に

就職内定率が少しずつではあるが改善される中で，学生への就職支援，キャリア形成に関する分析は大学にとって最重要課題の一つとなっている。社会に学生を輩出することは，大学教育機関における一つの指標とされるが，そうした指標に関する分析としては全国の各大学におけるマクロな調査が行われてきた。トップダウン的なマクロ情報として「大学の自己点検・評価書」が挙げられる。

これに対してミクロ情報を用いた取り組みとして，ｅラーニングなどが挙げられる（清水，2012b）。学生の能力を測定・形成する具体例として，従来ペーパーテストでのみ測定されていた能力をより実践的な環境で評価するために次のような手法が提案されている。マルチメディアを用いたよりリッチなテスト環境や，受験者に対話的に質問を実現するｅテスティング（植野，永岡，2009）やレポートなど学習成果物を蓄え共有するｅポートフォリオ，また学習者同士で学習成果物を評価しあうピアアセスメント（藤原，西久保，永岡，2008），ｅポートフォリオやｅラーニングで大量に蓄えられた学習履歴のデータマイニングなどの技術である（赤堀，谷中，2011）。こうした取り組みが，国内外において注目され始めている。

充実したクラウド環境により今後こうした教育体制への移行が進み，ミクロ・マクロの両面からの教育に関する情報管理が可能となることが期待されるが，現段階では教育体制は過渡期にあり，大学教育に関する情報をマクロデータとしてでしか運営者が把握しきれていないのが現状である（栗原，2012a）。こうした現状に対して，本研究では，現行の教育実態に無理にシステムを導入するのではなく，大学の教育における各所にセンサーを設けることで，情報を観測し制御することを考える。この取り組みとして，ICT を活用した感性情報と属性情報の獲得とデータに基づいた評価尺度の設計ならびに分析を提案する。

2.　講義における感性データ取得システム

現在，授業評価は半期に一度行う大学が多いが，毎回の授業において教員，学生が評価を行うことにより，よりよい教育環境ができると考えられる。学生の科目選択や属性などの特徴情報だけでなく，学生の講義に対して感じる難易度や，その授業回における講義内容への興味，そのほか講義によって学生に生じる感性情報についてのデータを収集する。また，授業を行う教員の授業達成度や満足度などの感性情報データにおいても収集を行う。授業へのフィードバック，キャリア形成・進路指導に資するカリキュラム構成など，大学における教育政策の効果について定量的な評価を行うことのできるモデル，アプローチにより，ミクロデータからの分析手法を構築することで，４年制大学の教育水準向上に貢献する。従来，こうした調査はセメスター単位で行われてきたが，これを講義の毎回についてサンプリングが可能な環境の構築・整備を行うことにより，教育におけるモデ

＊ 広島経済大学経済学部助教

ル設計において必要とされる，より豊富な時系列情報の獲得を行う。時系列データの収集には，環境をクラウドコンピューティングにより実現し，携帯・スマートフォン・PC などの電子デバイスから入力を行う（図１参照）。

そして，収集したデータを基に，図２に示す学生の「大学生活における講義選択のような学生の振舞いに関する情報」という属性データと「講義にもつ印象，感じる難易度」などの感性データを考慮した，ボトムアップ的なミクロ情報により，大学における教育の成果を評価する。

3.　感性時系列データを用いた分析

学生の興味・意欲や授業に対して感じる難易度といった情報は，主観的評価尺度による対象の感覚的・総合的な情報である。本研究においては，そうした主観的な情報が時系列的に与えられる。ここでは，この情報を感性時系列データと呼ぶ。学生を取り巻く環境は刻々と変化し，また個人の認識に関してもトレンドが生じる。変化する尺度を伴う，きわめて曖昧な情報について，確率やファジィといった測度によりその分析や学生の感性に関する研究を行う。

次に現代制御理論の立場から，講義そのもの

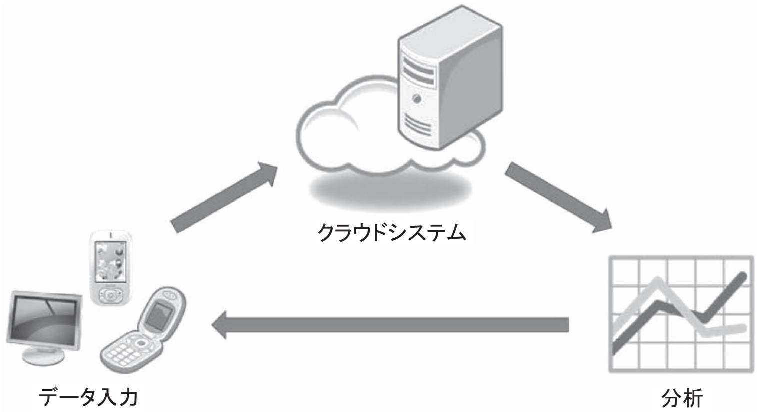

図１　クラウドシステムのイメージ図

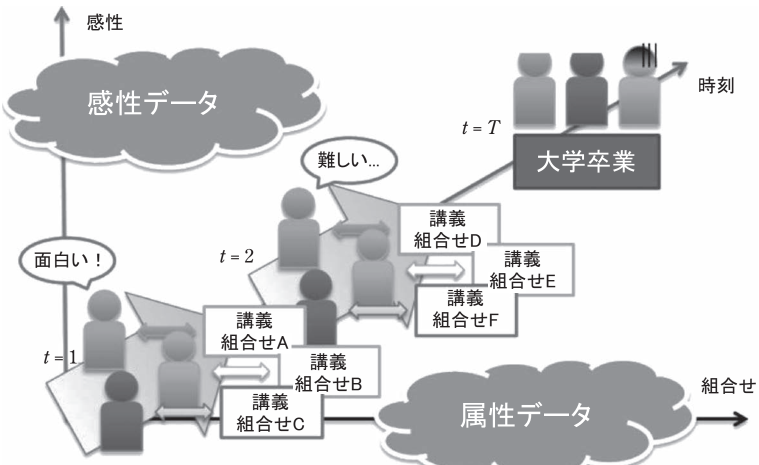

図２　大学教育における時系列データ

を小さなシステム，学生の感性や講義のレベルといった情報量を内部状態，研究によって得られるデータに基づいた意思決定をシステムへのフィードバック入力として捉えることで，単位セメスターによりもたらされる講義の効果を制御（コントロール）することを考える。こうした取組により情報社会における現場の制御を社会実験的に実現する。

授業評価において得られる情報から複数の学生（Decision Making Unit: DMU）を分析対象として相対的な効率評価を行う手法にデータ包絡分析（Data Envelopment Analysis: DEA）（刀根，1993）がある。DEA では収集された情報が含むさまざまな不正確さや不確実さを考慮するために入出力データの曖昧さをも考慮できる DEA として，ファジィDEA（Guo and Tanaka, 2001）が考案されている。これらの手法により DMU 間の相対的な授業評価とともに，非効率な DMU に対する改善策を示すことが可能となる。

近年の情報技術の発展により，大規模かつ分散したデータをまとめて取り扱うことが実現されてきている。それゆえ，収集されたデータを目的とする分析と関係ない情報が混在する傾向も高くなる。このことは不適切なモデル作成による誤った分析結果を導く恐れが増すことを意味している。とくに授業評価のような大規模データに対しては人間の経験や知識による識別能力には限界があると考えられるため主観的な分析手法に頼るのは注意が必要である。そのような場合でも客観的に内包されているルールを抽出できる理論としてラフ集合（日本ファジィ学会編，2000）による分析がある。ラフ集合では情報に内在する曖昧さや識別不能性を数学的に扱うことが可能である。

本研究では，これらを統一的に扱うために，まず絶対値誤差を最小とする回帰分析と DEA を結合した DEARA（篠原，1995）を拡張したファジィDEA（Guo and Tanaka, 2001）に着目する。DEARA は DMU を平均的な観点からとすぐれているものからの観点までを同一の枠組みで評価できる。さらに，量的データを質的データへ変換し序数性を考慮するラフ集合による分析法（杉原，石井，田中，2003）に着目する。この手法による量的データと質的データが混在する場合でも，ラフ集合によるルール抽出が区間回帰分析を適用することで可能となり，量的データと質的データを同一の枠組みで考慮することができるようになる。

4.　ファジィDEA の概要

N 個の入力変数，M 個の出力変数，L 個の DMU に対する DEARA は，以下の線形計画法により定式化される（篠原，1995）。

$$
\begin{aligned}
&\min_{\rho_k,\,\eta_k,\,\mu,\,\nu} && E=\sum_{k=1}^{L}\left(a_k\rho_k+b_k\eta_k\right)\\
&\text{s. t.} && \nu^t\mathbf{x}_0=1,\\
& && \mu^t\mathbf{y}_k-\nu^t\mathbf{x}_k=\rho_k-\eta_k\\
& && \qquad\qquad (k=1,2,3,\cdots,L),\\
& && \mu\ge\mathbf{0},\,\nu\ge\mathbf{0},\\
& && \rho_k\ge 0,\,\eta_k\ge 0.
\end{aligned}
$$

ここで，$\mathbf{x}_k=\left[x_{k1},x_{k2},\cdots,x_{kN}\right]^t\in\Re^N\times\Re^1$，$\mathbf{y}_k=\left[y_{k1},y_{k2},\cdots,y_{kM}\right]^t\in\Re^M\times\Re^1$ である。ρ_k と η_k はそれぞれ $\mu^t\mathbf{y}_k$ と $\nu^t\mathbf{x}_k$ の間の正の残差，負の残差を表し，a_k と b_k はそれぞれ ρ_k と η_k のウエイト係数を表す。

DEARA を最小絶対値和形の線形回帰分析とする場合は，$a_k=b_k=1$ $(k=1,2,3,\cdots,L)$ とすることで，以下の定式化と等価なものとみなせる。

$$
\begin{aligned}
&\min_{\lambda_k,\,\mu,\,\nu} && E=\sum_{k=1}^{L}\lambda_k\\
&\text{s. t.} && \nu^t\mathbf{x}_0=1,\\
& && \left\|\mu^t\mathbf{y}_k-\nu^t\mathbf{x}_k\right\|=\lambda_k\\
& && \qquad\qquad (k=1,2,3,\cdots,L),
\end{aligned}
$$

$$\mu \geq \mathbf{0}, \nu \geq \mathbf{0},$$
$$\lambda_k \geq 0 \ (k = 1, 2, 3, \cdots, L).$$

DEARA を Charnes, Cooper, Rhodes らによって提案された CCR 形 DEA（Charnes, Cooper and Rhodes, 1978）とする場合は，$a_k \to +\infty$（$k=1, 2, 3, \cdots, L$），$b_k \to 0$（$k \neq 0$），$b_k = 1$ とすることで，以下の定式化と等価なものとみなせる。

$$\max_{\mu, \nu} \quad E = \mu^t \mathbf{y}_0$$
$$\text{s. t.} \quad \nu^t \mathbf{x}_0 = 1,$$
$$\mu^t \mathbf{y}_k \leq \nu^t \mathbf{x}_k \ (k = 1, 2, 3, \cdots, L),$$
$$\mu \geq \mathbf{0}, \nu \geq \mathbf{0},$$

ここで，着目する DMU の出力評価値の総和

$$\mu^t \mathbf{y}_0 = \nu^t \mathbf{x}_0 + \rho_0 - \eta_0 = 1 + \rho_0 - \eta_0$$

は着目する DMU の一般化効率値といわれる。一般化効率値は入力評価値総和を1に正規化したもとでの出力評価値総和の相対的な値を与えるため，最良とは限らない生産関数との相対的な比較の場合には，1より大きい一般化効率値を持つ DMU も存在しうる。DEARA はパラメータを連続的に変化させることで，入出力間に特定のモデルを想定する必要がないノンパラメトリックな手法で優れものをベースに評価する回帰分析を包含している効率評価法である。

ところで，授業評価において得られる情報では収集された情報が含むさまざまな不正確さや不確実さを考慮する必要が生じる。入出力データの曖昧さをも考慮した効率評価ができるファジィDEA は以下のように定式化できる。

$$\max_{\mu, \nu} \quad E = \mu^t \mathbf{Y}_0$$
$$\text{s. t.} \quad \nu^t \mathbf{X}_0 \approx \tilde{1},$$
$$\mu^t \mathbf{Y}_k \lesssim \nu^t \mathbf{X}_k \ (k = 1, 2, 3, \cdots, L),$$
$$\mu \geq \mathbf{0}, \nu \geq \mathbf{0},$$

このような場合に対して，DEARA をファジィ入出力データをも扱えるように拡張したモデルが田中ら（Guo and Tanaka, 2001）により以下のように提案されている。

$$\min_{\theta'_k, \theta_k, \psi'_k, \psi_k, \mu, \nu} \quad E = \sum_{k=1}^{L} \left(\delta_k \theta_k + \delta'_k \psi_k + \varphi_k \theta'_k + \varphi'_k \psi'_k \right)$$
$$\text{s. t.} \quad \nu^t \mathbf{c}_0 \geq g_0,$$
$$\nu^t \mathbf{x}_0 - (1-h) \nu^t \mathbf{c}_0 = 1 - (1-h) e,$$
$$\nu^t \mathbf{x}_0 + (1-h) \nu^t \mathbf{c}_0 \leq 1 + (1-h) e,$$
$$\mu^t \mathbf{y}_k - (1-h) \mu^t \mathbf{d}_k - \nu^t \mathbf{x}_k + (1-h) \nu^t \mathbf{c}_k = \theta_k - \theta'_k,$$
$$\mu^t \mathbf{y}_k + (1-h) \mu^t \mathbf{d}_k - \nu^t \mathbf{x}_k - (1-h) \nu^t \mathbf{c}_k = \psi_k - \psi'_k,$$
$$\mu \geq \mathbf{0}, \nu \geq \mathbf{0},$$
$$\theta'_k \geq 0, \theta_k \geq 0, \psi'_k \geq 0, \psi_k \geq 0.$$

ここで，θ_k, θ'_k, ψ_k, ψ'_k（$k=1, 2, 3, \cdots, L$）は h レベル集合での $\mu^t \mathbf{Y}_k$ と $\nu^t \mathbf{X}_k$ の間の正と負の左側偏差と右側偏差である。δ_k, δ'_k, φ_k, φ'_k はそれぞれ，k 番目の DMU の θ_k, θ'_k, ψ_k, ψ'_k 非負係数である。

対称な三角型ファジィ入力ベクトル $\mathbf{X}_0 = (\mathbf{x}_0, \mathbf{c}_0)$ と出力ベクトル $\mathbf{Y}_0 = (\mathbf{y}_0, \mathbf{d}_0)$ での DMU のファジィ効率は非対称な三角型ファジィ数 $\tilde{\theta} = (w_l, \eta, w_r)$ で表される。

$$\eta = \frac{\mu^{*t} \mathbf{y}_0}{\nu^{*t} \mathbf{x}_0}, \ w_l = \eta - \frac{\mu^{*t} \left(\mathbf{y}_0 - \mathbf{d}_0 (1-h) \right)}{\nu^{*t} \left(\mathbf{x}_0 + \mathbf{c}_0 (1-h) \right)},$$
$$w_r = \frac{\mu^{*t} \left(\mathbf{y}_0 + \mathbf{d}_0 (1-h) \right)}{\nu^{*t} \left(\mathbf{x}_0 - \mathbf{c}_0 (1-h) \right)} - \eta$$

ここで，ν^* と μ^* は係数ベクトル，η, w_l, w_r はファジィ効率 $\tilde{\theta}$ の中心と左右の幅の値である。

5.　ラフ集合によるルール抽出

いま，L 個のサンプルについて N 個の条件属

性と M 個の決定属性からなる決定表を考える。ここで，文献（日本ファジィ学会編，2000）に基づきラフ集合によるルール抽出について述べる。条件属性のうち序数性が仮定できるものを基準と呼ぶ。このとき，O_q を q 番目の基準に基づいたアウトランキング関係とする。すなわち，xO_qy は q 番目の基準に基づけば，x は少なくとも y と同程度によいことを表す。O_q は比較可能で推移的な関係，すなわち弱順序関係であるとする。さらに m 番目の決定属性において，$s>t$ に対して C_m^s の任意の要素が C_m^t のすべての要素よりも好ましいという性質をもつ U の分割 $\tau=\left\{C_m^1, C_m^2, \cdots C_m^R\right\}$ を考える。ここでは，関数 $x\in C_m^s, y\in O_m^t, s>t \Rightarrow xO_my$ かつ～ yO_mx が成立している。

いま，m 番目の決定属性を R 個のクラス

$$C_m^s \cap C_m^t=\varnothing, (s\neq t), C_m^R \succ \cdots \succ C_m^r \succ C_m^1$$

に分類する。このとき，$x\in U$ が与えられると，少なくとも C_m^r クラスに属している U の要素の集合である上側累積集合 $C_m^{\geq r}$ と，たかだかクラス C_m^r に属している U の要素の集合である下側累積集合 $C_m^{\leq r}$ が，

$$C_m^{\geq r}=\bigcup_{s\geq r} C_m^s, C_m^{\leq r}=\bigcup_{s\leq r} C_m^s$$

で定義できる。

すべての基準の集合を W とするとき，$V\subseteq W$ を考える。任意の $v\in V$ について，$xO_m^v y$ が成立するとき，x は V において y を支配するといい，$xD_m^V y$ で表し

$$xD_m^V y \leftrightarrow g(x,n)\geq g(y,n), (\forall v\in V)$$

と定義する。ここで，$g(x, n)$ でサンプル x の属性 n に関する属性値を表す。このとき，m 番目の決定属性において，$x\in U$ が与えられると，V において x を支配する U の要素の集合 $D_m^{+V}(x)$ と，V において x に支配される U の要素の集合 $D_m^{-V}(x)$ が

$$D_m^{+V}(x)=\left\{y\in U \middle| yD_m^V x\right\},$$
$$D_m^{-V}(x)=\left\{y\in U \middle| xD_m^V y\right\}$$

で定義できる。

支配集合 $D_m^{+V}(x)$ による累積集合 $C_m^{\geq r}$ の下近似集合 $V_*\left(C_m^{\geq r}\right)$ と上近似集合 $V^*\left(C_m^{\geq r}\right)$ は

$$V_*\left(C_m^{\geq r}\right)=\left\{x\in U \middle| D_m^{+V}(x)\subseteq C_m^{\geq r}\right\},$$
$$V^*\left(C_m^{\geq r}\right)=\bigcup_{x\in C_m^{\geq r}} D_m^{+V}(x)$$

で定義できる。この下近似集合から，$V_*\left(C_m^{\geq r}\right)$ に属している x を支配しているデータ x^* は必ずクラス r 以上に属しているというルールが導かれる。すなわち，ある $x^*\in C_m^{\geq r}$ について，次のような if-then ルールが得られる。

$$\text{IF } g\left(x^*, n_1\right)\succ g\left(x, n_1\right) \, and \, g\left(x^*, n_2\right)\succ g\left(x, n_2\right)$$
$$\cdots and \, g\left(x^*, n_N\right)\succ g\left(x, n_N\right), \text{THEN } x^*\in C_m^{\geq r}.$$

同様に支配集合 $D_m^{-V}(x)$ による累積集合 $C_m^{\geq r}$ の下近似集合 $V_*\left(C_m^{\leq r}\right)$ と上近似集合 $V_*\left(C_m^{\leq r}\right)$ は

$$V_*\left(C_m^{\leq r}\right)=\left\{x\in U \middle| D_m^{-V}(x)\subseteq C_m^{\leq r}\right\},$$
$$V^*\left(C_m^{\leq r}\right)=\bigcup_{x\in C_m^{\leq r}} D_m^{-V}(x)$$

で定義できる。やはり，この下近似集合から，$V_*\left(C_m^{\leq r}\right)$ に属している x を支配しているデータ x^* は必ずクラス r 以上に属しているというルールが導かれる。すなわち，ある $x^*\in C_m^{\leq r}$ について，次のようなあ if-then ルールが得られる。

$$\text{IF } g\left(x^*, n_1\right)\preceq g\left(x, n_1\right) \, and \, g\left(x^*, n_2\right)\preceq g\left(x, n_2\right)$$
$$\cdots and \, g\left(x^*, n_N\right)\preceq g\left(x, n_N\right), \text{THEN } x^*\in C_m^{\leq r}.$$

いま，$C_m^{\geq r}$ と $C_m^{\leq r}$ について境界が

$$B_V\left(C_m^{\geq r}\right)=V^*\left(C_m^{\geq r}\right)-V_*\left(C_m^{\geq r}\right),$$
$$B_V\left(C_m^{\leq r}\right)=V^*\left(C_m^{\leq r}\right)-V_*\left(C_m^{\leq r}\right)$$

で定義できるため，$C_m^{\geq r}$ と $C_m^{\leq r}$ について近似の精度が

$$\alpha_V\left(C_m^{\geq r}\right)=\frac{\left|V^*\left(C_m^{\geq r}\right)\right|}{\left|V_*\left(C_m^{\geq r}\right)\right|},\alpha_V\left(C_m^{\leq r}\right)=\frac{\left|V^*\left(C_m^{\leq r}\right)\right|}{\left|V_*\left(C_m^{\leq r}\right)\right|}$$

と定義され，分類 τ が部分基準集合 V によって正しく分類できた対象の割合である近似の質は次のように定められる。

$$B_V(\tau)=\frac{\left|U-\left(\bigcup_{r=1}^{n}B_V\left(C_m^{\geq r}\right)\cup\bigcup_{r=1}^{n}B_V\left(C_m^{\leq r}\right)\right)\right|}{|U|}$$

$\beta_V(\tau)=\beta_W(\tau)$ が成立する極小集合 $V\subseteq W$ を縮約と呼ぶ。縮約は複数が存在し，それらの共通集合を核と呼ぶ。縮約に帰属する属性を用いることにより，近似の質を低下させることなく，決定表をもっとも簡略化することができる。

条件属性が質的データである場合には，通常の属性値間の序数性を考慮したラフ集合における簡略化手法は適用できないため，ここでは，質的データに対して区間回帰分析を適用することにより，質的データに順序関係を与える方法を説明する（杉原，石井，田中，2003)。

まず，入力変数 x_i（$i=1,2,3,\cdots N$）をそれぞれ s_i 個のカテゴリに分類する。その結果，入力変数 x_i は $\mathbf{x}_i=\left[x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{is_i}\right]$ で表される。サンプル s の第 i 入力変数がカテゴリ j（$\leq s_i$）に属する場合は，x_{ij} のみが１となり，その他を０とする。このとき，次のような区間回帰モデルを考える。

$$Y_k=\sum_{i=1}^{N}\mathbf{A}_i\mathbf{X}_i$$

ただし，$\mathbf{A}_i$ は区間効用値ベクトル（$\mathbf{a}_i,\mathbf{w}_i$）を表し，$\mathbf{a}_i=\left[a_{i1},a_{i2},\cdots,a_{is_i}\right]^t$ は中心ベクトル，$\mathbf{w}_i=\left[w_{i1},w_{i2},\cdots,w_{is_i}\right]^t$ は幅ベクトルである。

区間効用値ベクトル $\mathbf{A}_i$ は次の区間回帰分析により求められる。

$$\min_{\mathbf{a},\mathbf{w}}\qquad E=\sum_{k=1}^{L}\mathbf{w}\|\boldsymbol{x}_k\|$$

$$\text{s. t.}\qquad y_k\leq\mathbf{ax}_k+\mathbf{w}\|\mathbf{x}_k\|,$$

$$y_k\leq\mathbf{ax}_k-\mathbf{w}\|\mathbf{x}_k\|,$$

$$\mathbf{a}\geq\mathbf{0},\mathbf{w}\geq\mathbf{0}.$$

ただし，$\mathbf{x}_k=\left[\mathbf{x}_1,\mathbf{x}_2,\cdots,\mathbf{x}_N\right]^t$，$\mathbf{a}=\left[\mathbf{a}_1,\mathbf{a}_2,\cdots,\mathbf{a}_N\right]^t$，$\mathbf{w}_k=\left[\mathbf{w}_1,\mathbf{w}_2,\cdots,\mathbf{w}_N\right]^t$ である。

区間効用値ベクトル $\mathbf{A}_i$ が得られると，区間値 $S\left[s_1,s_2\right]$，$T\left[t_1,t_2\right]$ が与えられたとき，属性のカテゴリ間の順序付けは

$$S\left[s_1,s_2\right]\succ T\left[t_1,t_2\right]\leftrightarrow s_1\geq t_1,s_2\geq t_2$$

で行うことができる。このとき，$g(x,n)$ 区間値であるので，x が V において y を支配することを $xD_m'^V y$ で表し，以下のように定義する。

$$xD_m'^V y\leftrightarrow g(x,n)\succeq g(y,n),(\forall_v\in V)$$

$$\min_{s_1\in g(x,n)}s_1\geq\min_{t_1\in g(y,n)}t_1\ and\ \max_{s_2\in g(x,n)}s_2\geq\max_{t_2\in g(y,n)}t_2$$

さらに，$V_*\left(C_m^{\geq r}\right)$ に関する下近似集合から得られたルールと $V_*\left(C_m^{\leq r}\right)$ に関する下近似集合から得られたルールの条件部において，すべての属性においてカテゴリが同じとなる集合から，確実にある $x^*\in U$ がクラス r に属するという次の if-then ルールが得られる。

$$\text{IF }g\left(x^*,n_1\right)=g\left(x,n_1\right)and\ g\left(x^*,n_2\right)=g\left(x,n_2\right)$$

$$\cdots and\ g\left(x^*,n_N\right)=g\left(x,n_N\right),\text{THEN }x^*\in C_m^r.$$

この抽出されたルールを満たすデータは確実にクラス r に属していることとなる。

6.　授業評価データを用いたラフ集合とファジィDEA による分析

適切な授業効率の評価のためには，得られたデータすべてをそのまま活用する分析法ではなく，データ自体が持つ説明力を考慮した分析法が望ましい。そのためには分析の目的に応じて，活用する入力サンプルの選択を行うことが必要である。さらには，量的データと質的データが混在するデータも同時に取り扱いながら分析す

ることも求められる。そこで，区間回帰分析を核として，ラフ集合によるルール抽出とファジィDEA の融合を図る。いま，15個の DMU（５つの授業 A ～ E から各３名ずつの学生）について，入力として３つの量的データ（x_1, x_2, x_3）と２つの質的データ（x_4, x_5），出力として２つの量的データ（y_1, y_2）が得られている場合で説明する。ここで，x_1 は受講人数，x_2 は授業のやり方（１：PPT のみ，２：板書のみ，３：両方），x_3 は教員の授業達成度，x_4 は授業タイプ（１：座学，２：演習），x_5 は配布資料（１：あり，２：なし），y_1 は学生の授業満足度，y_2 は成績を表す。

ここで，例えば x_1，x_3，y_1，y_2 を最大値と最小値の範囲を４つの領域に分割することを考える。x_1 の場合は $x_{11} \in (28, 28)$，$x_{12} \in (85, 28)$，$x_{13} \in (142, 28)$，$x_{14} \in (199, 28)$ として０，１変数へ変換される。ただし，表記は（中心，幅）である。同様に x_2 は３つの領域に分割することで０，１変数へ変換する。

この時，以下のファジィ回帰分析を行うことを考える。

表 1　学生情報データの例

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	y_1	y_2
A1	30	1	65	2	2	70	90
A2	30	1	65	2	2	100	95
A3	30	1	65	2	2	60	70
B1	165	1	70	1	1	50	60
B2	165	1	70	1	1	100	70
B3	165	1	70	1	1	70	85
C1	210	3	90	1	1	60	85
C2	210	3	90	1	1	80	90
C3	210	3	90	1	1	50	75
D1	60	2	95	1	1	100	100
D2	60	2	95	1	1	70	90
D3	60	2	95	1	1	90	60
E1	25	3	85	2	1	60	70
E2	25	3	85	2	1	90	80
E3	25	3	85	2	1	35	60

表 2　入力データの０，１変数と出力データのファジィ化

	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	x_{21}	x_{22}	x_{23}	x_{31}	x_{32}	x_{33}	x_{34}	x_{41}	x_{51}	y_1	y_2
A1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	1	(77, 10)	(95, 5)
A2	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	1	(98, 10)	(95, 5)
A3	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	1	(56, 10)	(75, 5)
B1	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	(56, 10)	(65, 5)
B2	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	(98, 10)	(75, 5)
B3	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	(77, 10)	(85, 5)
C1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	(56, 10)	(85, 5)
C2	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	(77, 10)	(95, 5)
C3	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	(56, 10)	(75, 5)
D1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	(98, 10)	(95, 5)
D2	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	(77, 10)	(95, 5)
D3	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	(98, 10)	(65, 5)
E1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	(56, 10)	(75, 5)
E2	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	(98, 10)	(85, 5)
E3	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	(35, 10)	(65, 5)

$$\min_{w,\mu,\nu} \quad E=\sum_{k=1}^{L}\left\{\mathbf{w}+\mathbf{w}'\right\}\left\|\mathbf{x}_k\right\|$$

$$\begin{aligned}
\text{s. t.}\quad & \nu^t\mathbf{x}_0=1,\\
& \left\|\mu^t\mathbf{y}_k-(1-h)\mu^t\mathbf{d}_k-\nu^t\mathbf{x}_k\right\| \le (1-h)\mathbf{w}\left\|\mathbf{x}_k\right\|,\\
& \left\|\mu^t\mathbf{y}_k+(1-h)\mu^t\mathbf{d}_k-\nu^t\mathbf{x}_k\right\| \le (1-h)\mathbf{w}'\left\|\mathbf{x}_k\right\|,\\
& \mathbf{w}\ge 0,\mathbf{w}'\ge 0,\mu\ge\mathbf{0},\nu\ge\mathbf{0}.
\end{aligned}$$

ここで，$\mathbf{x}_k$ は0，1変数に変換された入力データであり，$\mathbf{y}_k$，$\mathbf{d}_k$ はファジィ化された出力データ $\mathbf{y}$ の中心と幅である。パラメータ ν を $\mathbf{1}=\left[1,1,1,\cdots,1\right]^t\in\Re^{\{4+3+4+1+1\}}\times\Re^1$ と考えることで，x_{ij} を区間 $\left(v_{ij},w_{ij}+w'_{ij}\right)$ とみなすことができ，入出力データの中心と幅を得る。このとき，条件属性が質的データである場合に属性値間の序数性を考慮したラフ集合による簡略化手法を適用することでルールを得ることができ，ルールにおいて考慮されていない入力変数とルールで説明できないサンプルを除いた上で授業効率の評価を行うのが適切であることがわかる。ここで，ルールにおいて考慮されていない入力変数とは，$\tilde{x}_{ij}\approx 0$ （$j=1, 2, 3, \cdots, s_i$）となる入力変数 x_i である。ルールで説明できないサンプルとは，最大の近似の質をとる縮約（つまり，全入力変数を用いた場合と同程度の説明力を持つ縮約）で確実ルールが適用できないサンプルのことである。

いま，$\xi=\mu^t\mathbf{y}_k-(1-h)\mu^t\mathbf{d}_k-\nu^t\mathbf{x}_k$，$\xi'=\mu^t\mathbf{y}_k+(1-h)\mu^t\mathbf{d}_k-\nu^t\mathbf{x}_k$ として，θ_k，θ'_k，ψ_k，ψ'_k （$k=1, 2, 3, \cdots, L$）を

$$\theta_k=\frac{\|\xi\|+\xi}{2},\theta'_k=\frac{\|\xi\|-\xi}{2},\quad \psi_k=\frac{\|\xi'\|+\xi'}{2},\psi'_k=\frac{\|\xi'\|-\xi'}{2}$$

で与えると

$$\theta_k+\theta'_k=\|\xi\|\le(1-h)\mathbf{w}\|\mathbf{x}_k\|,\quad \theta_k+\theta'_k=\xi,$$

$$\psi_k+\psi'_k=\|\xi'\|\le(1-h)\mathbf{w}'\|\mathbf{x}_k\|,\quad \psi_k+\psi'_k=\xi',$$

であることから，ルールにおいて考慮されている入力変数 $\mathbf{x}'_k$ とルールで説明できる L' 個のサンプルを用いて，以下のファジィDEA を解くことにより授業効率の評価が行える。

$$\min_{\theta'_k,\theta_k,\psi'_k,\psi_k,\mu,\nu} \quad E=\sum_{k=1}^{L'}\left(\delta_k\theta_k+\delta'_k\psi_k+\varphi_k\theta'_k+\varphi'_k\psi'_k\right)$$

$$\begin{aligned}
\text{s. t.}\quad & \nu^t\mathbf{x}'_0=1,\\
& \mu^t\mathbf{y}_k-(1-h)\mu^t\mathbf{d}_k-\nu^t\mathbf{x}'_k=\theta_k-\theta'_k,\\
& \mu^t\mathbf{y}_k+(1-h)\mu^t\mathbf{d}_k-\nu^t\mathbf{x}'_k=\psi_k-\psi'_k,\\
& \mu\ge\mathbf{0},\nu\ge\mathbf{0},\\
& \theta'_k\ge 0,\ \theta_k\ge 0,\\
& \psi'_k\ge 0,\ \psi_k\ge 0.
\end{aligned}$$

ただし，$\mathbf{x}'_k$ は ν で構成される $\mathbf{x}'$ の中心で与えられる。$\delta\to+\infty\delta'_k\to+\infty\varphi'_k\to+\infty$ （$k=1, 2, 3, \cdots, L$），$\varphi_k\to 0$ （$k\neq 0$），$\varphi_0=1$ である。

7. おわりに

本研究では，ICT を活用した感性情報と属性情報の取得とデータに基づいた評価尺度の設定ならびに分析を行った。授業評価を教員と学生が毎回の授業で行うことで，より良い授業環境を作り出すことが出来ると考えられる。また，これまでは中長期間に渡っていた大学の教育運営における意思決定が，ミクロ情報の分析・把握によりこれまでにない短い期間において教育水準のコントロールを行うことが可能となる。こうした調整は，各教員の経験や勘といった量を持たないもので行われてきたが，適切な情報を教員にフィードバックすることで，意思決定の支援を行うことが出来る。学生の感性を考慮

した教育の妥当性に関する新たな評価手法を構築することにより，より質の高い教育を大学において行い，それぞれの学生が大学で学ぶことに意味を感じてもらえるような教育環境の構築に貢献することが出来る。

本研究は JSPS 科研費25350309の助成を受けたものです。

参　考　文　献

A. Charnes, W. W. Cooper and E. Rhodes（1978）: "Measuring the Efficiency of Decision Making Units," *European Journal of Operational Reserch*, Vol. 2, pp. 429–444.

P. Guo and H. Tanaka（2001）: "Fuzzy DEA: a perceptual evaluation method," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 119, pp. 149–160.

赤堀侃司，谷中修吾（2011）『21世紀の ICT 教育とその成功の秘訣』高陵社書店

植野真臣，永岡慶三（2009）『e テスティング』培風館

栗原一貴（2012a）『教育現場におけるマルチモーダルメディアインタラクションと支援 ICT システム』映像情報メディア学会誌，Vol. 66, No. 2, pp. 635–640.

篠原正明（1995）『包絡分析と回帰分析を含む性能評価法 DEARA』オペレーションズ・リサーチ，Vol. 12, pp. 691–695.

清水康敬（2012b）『教育における映像情報と ICT の活用』映像情報メディア学会誌，Vol. 66, No. 2, pp. 625–630.

杉原一臣，石井博昭，田中英夫（2003）『ラフ集合による新しいコンジョイント分析の提案』日本知能情報ファジィ学会誌，Vol. 15, No. 4, pp. 421–428.

刀根　薫（1993）『経営効率性の測定と改善―包絡分析法 DEA による―』日科技連出版社

日本ファジィ学会編（2000）『ファジィとソフトコンピューティングハンドブック』共立出版株式会社

藤原康宏，西久保健太，永岡慶三（2008）『ピア・アセスメント支援システムを利用した紙媒体レポートの相互評価の実践』電子情報通信学会技術研究報告．EL，教育工学，108(146), pp. 1–6.