

探索的データ分析における“自然なやりとり”の実現に向けて

— インタラクティブ可視化システム InTREND —

松下 光範^{§1} 中小路 久美代^{§2,§3} 山本 恭裕^{§2,§3} 加藤 恒昭^{§4}

§1 日本電信電話株式会社 NTT コミュニケーション科学基礎研究所

§2 東京大学 先端科学技術研究センター §3 科学技術振興事業団さきがけ §4 東京大学大学院 総合文化研究科

本研究の目的は、意思決定や問題解決のために大量のデータを探索的に分析する作業を支援することである。我々のアプローチは、分析のコンテキストを考慮することによって、分析者とシステムとの間のインタラクションを“自然なやりとり”として実現しようというものである。我々はこのアプローチに基づき、検索データを視覚的に表現するインタラクティブシステム InTREND を構築した。InTREND はユーザから与えられる自然言語質問を解釈してそれに適したグラフを作成し、アニメーションを用いて提示する。本稿では InTREND の概要、および我々のアプローチの有効性を検証するために行ったユーザ実験について述べる。

Toward “Natural Discourse” for Exploratory Data Analysis

—An Interactive Visualization System InTREND —

Mitsunori Matsushita^{§1} Kumiyo Nakakoji^{§2,§3} Yasuhiro Yamamoto^{§2,§3} Tsuneaki Kato^{§4}

§1 NTT Communication Science Labs., NTT Corp. §2 RCAST, The Univ. of Tokyo

§3 PROST, JST §4 Graduate School of Arts and Sciences, The Univ. of Tokyo

The goal of the research presented in this paper is to support users in exploring a large amount of data for the purpose of decision-making and problem-solving. Our approach is to design human-computer interaction as a natural discourse between the user who explores the data, and the system that interprets the user's query, retrieves data based on the query, and presents the result. InTREND supports this type of interaction by (1) interpreting the user's query represented in a natural language, (2) composing a graph, based on the interpreted query, for retrieved data, and (3) presenting an animated graph for the retrieval results. InTREND encourages iterative exploration by taking the context from the previous steps into account for the next. Our user studies showed how InTREND makes a discourse with a user more “natural” for the user.

1 はじめに

人は意思決定や問題解決を行う際に、その判断材料となる有益な情報を様々な統計データの中から見出そうと試みる [17]。例えば、企業が新たな営業所をどこに作るべきかを検討するために既存の営業所の過去の売上高のデータを分析したり、競合店の立地や店舗数データを分析するような行為がそれに当たる。

このようなデータ分析行為においては、データを利用する目的（例えば「同業他社の収益データを店舗新設の論拠に使う」）が分析に先立って確定しているわけではなく、より抽象的な目的や解決すべき問題（例えば「この地区に新しい店舗を開店するべきか？」）だけが明らかになっている。従って、このような分析行為は、意思決定や問題解決という観点においては指向的であるが、分析の開始時点ではどのようにデータを分析すればよいかについての全容が明らかでなく部分的に分かっているだけという点では、思考錯誤的な行為だと言える。このような分析行為は探索的データ分析 (exploratory data analysis) と呼ばれる [12]。

データベースの巨大化や Web コンテンツの爆発的な増加により、このような分析に利用できるデータは容易かつ豊富に入手できるようになったが、探索的データ分析は単なる one-shot の作業の集まりではなく、同じデータを様々な始点から多角的に眺める、仮説を立てながら

データを検索する、等の試行錯誤を繰り返しつつ行う高度に知的な思考活動 [26] であるため、検索速度や検索精度の向上だけではなく、分析者（ユーザ）の分析行為を支援する枠組が求められる [3]。

計算機を用いて探索的データ分析を行う場合、(1) はじめにユーザがデータから何を見出すかについての漠然とした考えを持ち、その考えの下で最初の質問を計算機に与える [25]、(2) システムがその質問に基づいて結果を検索する、(3) 計算機から提示された結果を見て、ユーザは必要なデータについての理解を深め、新たな質問を計算機に与える、というプロセスを繰り返す [23]。このプロセスの繰り返しにより、ユーザは徐々に問題解決や意思決定にとって有用な情報を収集していく。

我々は、このプロセスを「データ探索を行うユーザ」と「ユーザから質問の解釈 / データ検索 / 結果提示を行うシステム」との間の“循環的なやりとり”として捉え、これを支援するシステムとして InTREND (an Interactive Tool for Reflective Exploration through Natural Discourse) を提案する。InTREND は、(1) 自然言語で表現されたユーザ質問を解釈する、(2) その質問と、それによって得られた検索結果を用いてグラフを構成する、(3) そのグラフをアニメーションを用いて表示する、という枠組みでこのような循環的なやりとりを支援する。このとき、過去のやりとりをコンテキストとして保持することで、ユーザと計算機とのやりとりの円滑化を図る。

2 探索的データ分析のための計算機支援

2.1 探索的データ分析

ユーザが意思決定や問題解決を行う場面で、データの特徴を見出すために用いる手法として、データマイニングや知識発見が挙げられる [8]。これらの手法の主眼は、大規模なデータ集合から興味深い現象や有意義な規則を抽出することである。すなわち、これらの手法はデータ主導の方法論であり、ユーザは得られた結果の価値判断 (screening) をするだけで、どのような結果を得るかについての積極的な働きかけはしない。これに対して探索的データ分析は、ユーザはデータの明確な利用方針を予め持たないが、計算機に質問し、得られた結果を吟味し、新たな関心や興味の下で再度質問をする、というプロセスの繰り返しを通じて、得られる結果に積極的に関与するユーザ主導の方法論である。探索的データ分析のための計算機支援の主たる目標は、ユーザと計算機との間で繰り返されるインタラクションが自然かつ円滑に行われるようになることであり、この点でデータマイニングや知識発見とは立場が大きく異なる。

2.2 “自然なやりとり” のための枠組み

上述したように、探索的データ分析を行うユーザは計算機とのインタラクションを通して新たな興味や関心を持ち、再度質問を計算機に与えるという行為を繰り返し、徐々に考えを纏めていく。このとき、ユーザが計算機に新たに与える質問は、それまでのインタラクションの結果を踏まえてなされるため多分にコンテキストに依存する。同時に、ユーザはインタラクションの相手である計算機にも協調的な振舞い (helpful behaviour) を期待し、その時点のコンテキストを踏まえた出力結果が得られると考える [15]。もし、計算機がこの期待に反した振舞いをするようであれば、ユーザの思考の流れを妨げることになる。従って、計算機とユーザとのインタラクションを円滑に繰り返すためには、計算機がコンテキストを適切に処理する必要がある。

我々はこの点を考慮して、これまでの一連のインタラクションの内容をコンテキストとして保持し、そのコンテキストを利用することでそれに続くインタラクションを円滑に継続させる、という枠組を採用し、計算機とユーザとの間のインタラクションが“自然なやりとり [9]”となるように支援する。

2.3 アプローチ：自然言語質問に基づくグラフ描画

我々は 2.2 節の枠組に基づくインタラクティブシステムとして、ユーザからの質問を受け付け、その質問に基づいてデータを検索し、その検索結果をグラフを用いてユーザに回答する可視化システムの実現を目指している。

我々のアプローチでは、このシステムの入力として自然言語インターフェースを利用する。従来の情報可視化システムに於ける入力方法は大きくふたつに分けられる。ひとつは APT [18] や BOZ [4]、PostGraphe [7] 等の

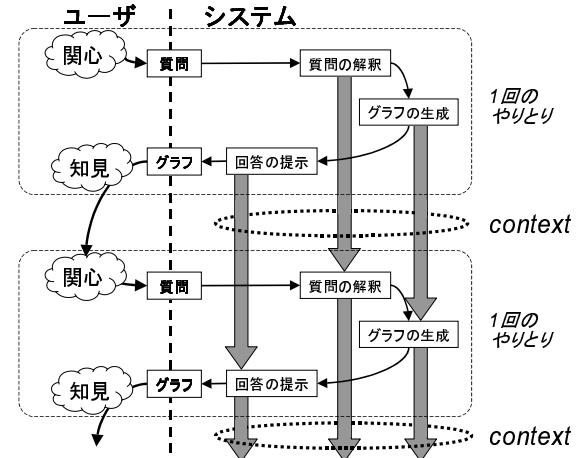


図 1: やりとりのサイクルに於けるコンテキストの保持

システムが採用しているような形式言語を用いる方法である。形式言語の使用により、ユーザは自分が何を求めているかを正確に表現しシステムに伝えることができるが、そのためにはその形式言語を習得しなくてはならないという欠点がある。もうひとつは IVEE [1] や SDM [5]、INFOVISER [14] 等のシステムが採用しているような直接操作インターフェースを用いる方法である。直接操作インターフェースを用いることにより、ユーザは画面上に表示されているオブジェクトを選択するという簡単な操作でシステムに要求を伝えることができる。これは多くのユーザにとって非常に敷居が低い方法であるが、画面上に表示されていないオブジェクトや属性に対するインタラクションが容易ではないという欠点がある。

我々が採用したような自然言語インターフェースを用いた入力手法は、このふたつの手法の欠点を補うものであり、ユーザに柔軟な表現力を提供する手段である [11, 6]。

また我々のアプローチでは、検索結果を出力する方法として統計グラフを利用する。棒グラフや折れ線グラフ等の統計グラフは、探索的データ分析に於いて蓄積された莫大な観測データを分析して傾向や特徴を見出す際の有効な手段である [21, 19]。提案するシステムはコンテキストやユーザ質問から推測されるユーザの関心を考慮し、それらを適切に反映したグラフを描画することで、ユーザの理解を助ける。

2.4 3 種類のコンテキスト

我々の提案するシステムでは、自然言語表現によるユーザ質問の解釈、質問に対する検索結果を表現するグラフの生成、そのグラフのユーザへの提示、という各ステップにおいてコンテキストを利用する。図 1 は提案するシステムが前回のやりとりのコンテキストをどのように利用するかについて示したものである。以下でこれら 3 種類のコンテキストについて述べる。

自然言語コンテキスト (NL-Context)

ユーザの質問は前回のやりとりに於ける質問を踏まえて行われる。例えば、ユーザが「2000 年から 2001 年ま

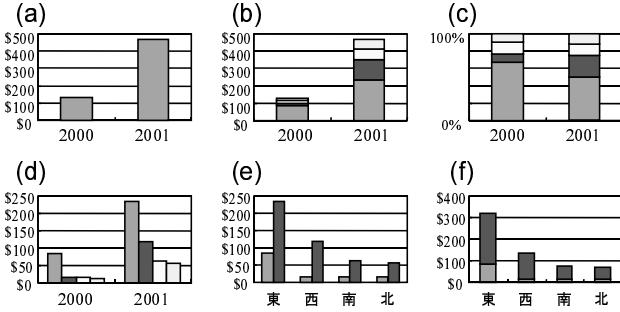


図 2: 統計グラフの例

での X 市のカフェの売上高は？」と尋ね、システムが図 2-(a) に示すようなグラフで回答したとする。このグラフを眺めることにより、ユーザが X 市の地区毎の売上高に興味を持った場合、「地区毎に知りたい」と質問し、図 2-(b) のグラフを得るほうが、「2000 年から 2001 年の X 市のカフェの地区毎の売上高は？」と質問するよりもユーザにとって自然である。このような省略を伴う断片的質問を解釈するために、それまでにユーザから与えられた質問内容をコンテキスト (*NL-Context*) として利用することがシステムに求められる。

グラフ生成コンテキスト (*Gr-Context*)

図 2-(b)、(d)、(e)、(f) はいずれも同じデータを表現したグラフである。(e) と (f) では地区が X 軸にとられ、(d) と (b) では年が X 軸となっている。ここから、(e) と (f) では X 市の各地区を 2 年間の売上高という特徴で比較するという観点が、(d)、(b) では 2000 年と 2001 年の 2 年を地区毎の売上高という特徴で比較するという観点が読み取れる。従って、新しい販売店を X 市のどこに設けるかという検討であれば前者が適切であろうし、2001 年に大きく増加した X 市の売上高の要因を分析しているので後者が適切であろう。一方、(e) と (d) は各県各年の値が比較しやすいのに対し、(f) と (b) はそれら個々の値の比較しやすさは劣るもの、(f) では 2 年間の、(b) では X 市全体の売上高の合計が読み取りやすい。合計を知ることが分析者の関心に含まれているか否かで適切なグラフが異なることになる。

このような観点・関心は分析者の側にあるものであるが、そこに描かれるデータの特徴からある種のデフォルトとして推定できる場合も多い。予備実験として被験者を集め、「2000 年から 2001 年の X 市の各地区のカフェの売上高を知りたい」という質問に対する答えとして図 2-(b)、(d)、(e)、(f) のうちどのグラフが最も適切か尋ねたところ、25 名中 17 名の被験者が図 2-(d) を選択した。

一方、はじめに「2000 年から 2001 年の X 市のカフェの売上高は？」と質問し、その回答としてグラフ図 2-(a) を見せ、その後に「地区毎に知りたい」と質問した場合に適切なグラフを尋ねると、図 2-(d) を選択した被験者は 6 人に減り、図 2-(b) を選択した被験者が 1 人から

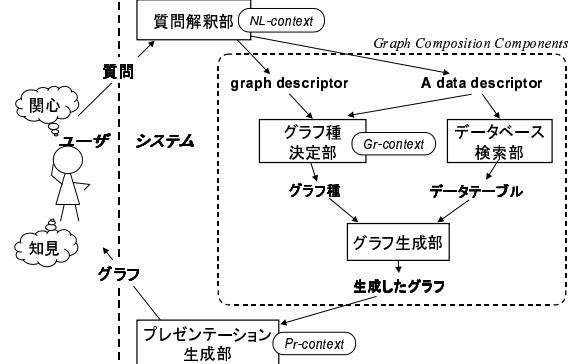


図 3: InTREND の構成

8 人へと大幅に增加了。このふたつの実験で最終的にグラフ化されるべきデータは等しいにも係わらず、被験者の選択するグラフが異なったのは、ふたつ目の実験では、最初の質問に含まれている「2000 年と 2001 年との比較」という観点や「X 市全体の売上高」への関心がその後も持続していて、グラフの適切性がそれに影響されたためと考えられる。本稿ではこの持続する観点・関心のことをグラフ生成の際に考慮すべきコンテキスト (*Gr-Context*) として捉える。やりとりのコンテキストに沿ったグラフを生成するためには、*Gr-Context* を適切に処理することがシステムに求められる。

プレゼンテーションコンテキスト (*Pr-Context*)

ユーザは、システムが提示したグラフを見てその値や傾向等グラフから読み取れる情報のある一面に着目し、新しい質問をしてグラフを描き換える。このプロセスが円滑に行われるためには、描き換えられたグラフ上でその着目点がどう表現されたかが容易に把握できなくてはならない。

通常、ユーザはグラフ中の描画オブジェクトの色や形状、位置といった視覚特徴 (visual properties) のうち、観点の変化に影響されない特徴を手がかりとして、描き換える前後のグラフの対応を把握する。従ってグラフ描画の際には前後のグラフに跨って共通する視覚特徴を保持することがシステムに要求される。例えば折れ線グラフから棒グラフに描き換える場合、描画オブジェクトの色や順序、各頂点の位置等の視覚特徴が適切に保持されなければ、この描き換えは非常に混乱したものになる。

しかしながら、このような視覚特徴の保持は全てのグラフ変化に対して有効なわけではない。例えば、共通の特徴を殆ど持たないグラフに描き換える場合や、グラフがあまり効果的でない視覚特徴 [10] しか持たない場合には、ユーザはふたつのグラフの対応を把握するのに時間が必要となる。また、以前のグラフの特徴を維持することが新たに描くグラフの可読性を低下させる場合には、視覚特徴を変化させて可読性を向上させる必要がある (e.g., 棒グラフを分割して複合棒グラフに描き換えた場合の Y 軸範囲の変更)。従って、グラフ描き換え時に於けるユーザの理解を助けるには、新しいグラフに描

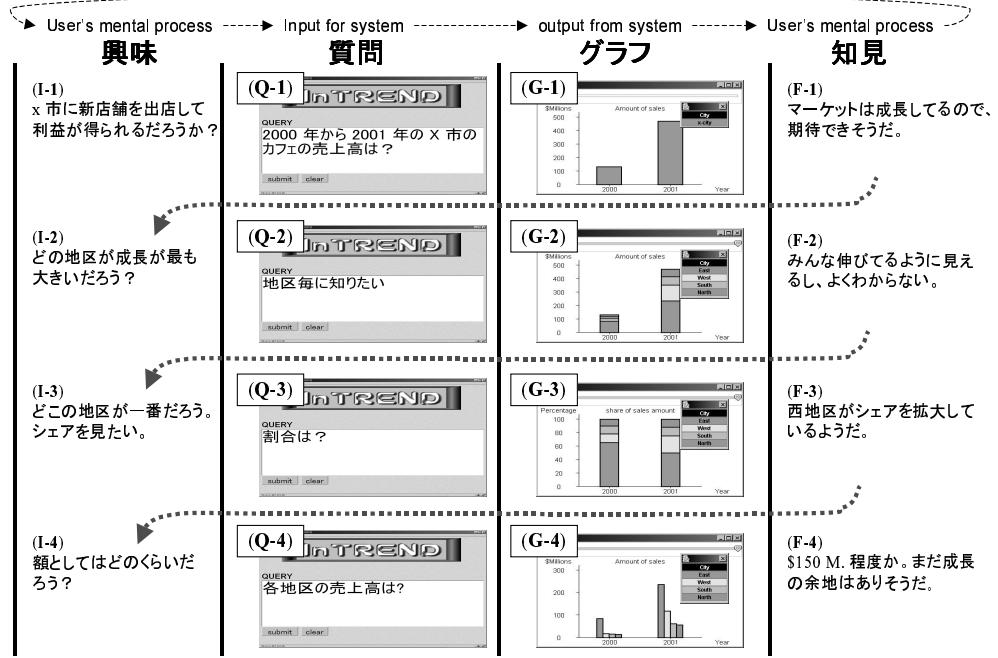


図 4: InTREND を用いた探索的データ分析のシナリオ

き換える際に前に描かれていたグラフを考慮して、それらの対応関係が分かるように描き換える必要がある。本稿では、前に描かれていたグラフをプレゼンテーション生成の際に考慮すべきコンテキスト (*Pr-Context*) と捉え、*Pr-Context* を考慮した表現手段としてアニメーションによるグラフ遷移 [22] を採用する。この方法では、描き換え前後のグラフをアニメーションで連続的に変化させることで、前のグラフに描かれていた描画オブジェクトが次のグラフのどこに対応するかを分かりやすく提示する。

3 InTREND システム

我々は 2 章で述べたインタラクティブシステムのプロトタイプとして InTREND システムを開発している。InTREND は自然言語で表現されたユーザ質問を受け付け、その質問に基づいてデータを検索し、その検索結果をグラフを用いてユーザに回答する可視化システムである。以下では、まずシステムの概要について述べ、ユーザと InTREND とのやりとりの一例をシナリオで表現する。その後、メカニズムについて述べる。

3.1 システムの概要

図 3 に示すように、InTREND システムは質問解釈部 (NL parser)、グラフ種決定部 (Graph-Planner)、データベース検索部 (DBMS)、グラフ生成部 (Grapher)、プレゼンテーション生成部 (Presenter) の 5 つのコンポーネントから構成される。

質問解釈部は、自然言語で表現されたユーザ質問を受け付け、それまでの一連の質問を考慮して解釈する。

プレゼンテーション生成部は、ユーザの質問に対する回答となるグラフをユーザに提示する。この際、前回描

画したグラフを考慮し、適切なアニメーションを用いてグラフを描き換える。

他の 3 つのコンポーネントは、質問解釈部によって解釈されたユーザ質問に応じてグラフを生成し、描くべきグラフをプレゼンテーション生成部に伝える。

データベース検索部は、解釈された質問からユーザが求めているデータを検索してデータテーブルを作り出す。グラフ種決定部は、得られたデータテーブルを提示するのにどのグラフ種を用いるかを、質問解釈部の解釈結果と前回のグラフコンテキスト (*Gr-context*)、適切なグラフを判別する知識ベースを考慮して決定する。グラフ生成部は、グラフ種決定部が決定したグラフ種にデータベース検索部が導出したデータテーブルを当てはめてユーザ質問への回答となるグラフを生成する。

3.2 InTREND を用いたシナリオ

ここでは分析者と InTREND とのやりとりの一例をシナリオを用いて説明する。このシナリオでは、カフェを所有する会社の企画責任者 (分析者) が新しい店舗を X 市に出店すべきか、という意思決定を行うために InTREND を利用する場面を想定する。InTREND と分析者の間で、図 4 に示すようなやりとりが行われる。

まず分析者は X 市の既存のカフェの状況を知りたいと考え (I-1)、「2000 年から 2001 年の X 市のカフェの売上高は?」と InTREND に入力する (Q-1)。InTREND は 2 年間の X 市のカフェの総売上高を表すグラフを提示する (G-1)。グラフを見て、分析者はその期間の売上高が伸びていることを知る (F-1)。

次に、分析者は X 市のどのエリアが最も成長したかに関心を持ち (I-2)、「地区毎の売上高は?」と InTREND

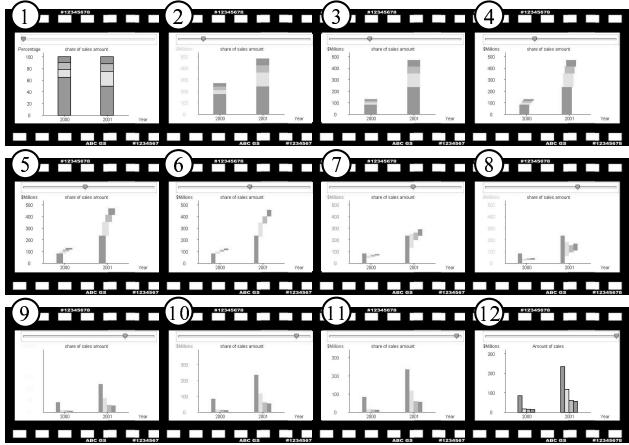


図 5: グラフ描き換えの際のアニメーション

に質問する (Q-2)。システムはグラフで答えるが (G-2)、分析者はどのエリアが実際最も増加したかよく分からなかつた (F-2)。

そこで分析者はどの地区が最も売上高のシェアが高いかに関心を切り替え (I-3)、「割合は?」と質問する (Q-3)。InTREND はグラフで応答し (G-3)、それを見た分析者は西地区がシェアの増大が著しいことを知る (F-3)。

西地区の実際の売上高はどのくらいか興味を持ち (I-4)、分析者は「各地区の売上高は?」と質問する (Q-4)。InTREND はグラフで応答し (G-4)、その結果を見ることによって分析者は西地区の売上高が \$150M であることを知る (F-4)。

このシナリオで示したように、探索的なデータ分析は (1) 興味の同定、(2) 質問の外在化、(3) 結果の受け取り、(4) 知見の獲得、という 4 ステップで行われる。

図 4 では明らかではないが、InTREND はグラフの表現にアニメーションを利用する。図 5 は InTREND が図 4 の G-4 のグラフを提示する際に用いるアニメーションの様子を示している。前回のやりとりで表示された G-3 を、質問 Q-4 に対する回答である G-4 に描き換える際にアニメーションを用いることにより、G-3 と G-4 との対応が分かりやすくなるので、結果として分析者が G-4 を容易に理解できるようになると期待される。

以下では、このやりとりを実現するために InTREND の各コンポーネントが行っている処理について述べる。

3.3 質問解釈部: 自然言語質問の解釈

質問解釈部は、意味文法 [13] の枠組みを用いたパターンマッチング処理によって自然言語質問を形式表現に変換する。この形式表現として、我々は X-MRL (extended-MRL) [16] を用いている。X-MRL は Woods の MRL (Meaning Representation Language [24]) を一部平板化し、拡張したものである。

X-MRL は $\{Description, \dots; Action\}$ の形式を持つ。*Action* は発話の中心となる言語行為を規定し、*Description* はその行為に関連する個体についての制約と、それが満たすべき条件を表現する。X-MRL が MRL と最も

異なるのは、グラフコンテキストを取り扱うため *Action* 項にユーザの観点・関心を記述できる点である。

Description は $\{Quantifier, Var/Class, Restriction\}$ の形をとる。*Quantifier* は一般化された限量子で、*Var* がそれによって量化される変数である。量化は、*Class* に属する個体で *Restriction* で指定された命題を満足するものに渡る。そして、MRL 同様に *Class* の位置には関数を取ることができる。更に我々の論理形式では、全ての変数と個体が関連付けられるクラスは階層的な構造を持っており、ある個体が属する領域と同時にその粒度を表現する。この *Description* 項の集合が表現すべきデータを特定するのに必要十分な情報である。本稿ではこの集合を *data descriptor* と呼ぶ。この *data descriptor* は主として検索するデータを特定するためにデータベース検索部で利用される。また、ユーザ質問にグラフ種を特定する明示的な手がかりが無い場合に、適当なグラフ種を決定する際にも用いられる。

Action はグラフの表示の要求やそれを通じた情報の要求となりうるが、現在はグラフを表示することを要求する *reqDisplay(ListofVars, ListofAspects)* のみを扱っている。*ListofVars* はグラフに描かれるデータに対応する変数のリストであり、*ListofAspects* はそのグラフがとるべき観点や関心を表現している。この観点・関心が適切なグラフの実現に関与する。本稿ではこの *Action* 項を *graph descriptor* と呼ぶ。この *graph descriptor* はグラフ種を特定するためにグラフ種決定部で利用される。

コンテキストに依存したユーザの断片的な質問発話を理解するために、質問解釈部は典型的な発話断片解釈機構 [2] を採用している。すなわち、質問解釈部は前のやりとりに於いて作成された *data descriptor* を *NL-Context* として保持しておき、ユーザから新たに質問が与えられると、*NL-Context* の該当する項を上書きして、新しい *data descriptor* に更新する。従って、記述されない制約や条件は前回の *data descriptor* の記述を継承することになるので、ユーザの質問が省略を伴う断片的なものであっても適切に補完することができる。

ユーザの入力する自然言語質問はデータに対する要求だけでなく、どのようにグラフを描くかについての要求も含むことがある。例えば「1990 年から 1999 年の売上高の推移は?」という質問は、時間軸に沿って 1990 年から 1999 年にかけての販売高の値の変化が見たい、という要求を含意している。これは自然言語質問に含まれている手がかり語（この場合は「推移」）で判断する。このような表現がある場合には *graph descriptor* を生成し、グラフ種決定部に渡す。ただし、グラフ描画に関する要求は必ずしもユーザ質問中で明示されているとは限らないので、その場合には *ListofAspects* が空の *graph descriptor* をグラフ種決定部に渡し、そこで *Gr-Context* と *data descriptor* の特徴を用いて *graph descriptor* を適宜補完する。この補完については後述のグラフ種決定部の処理のところで説明する。

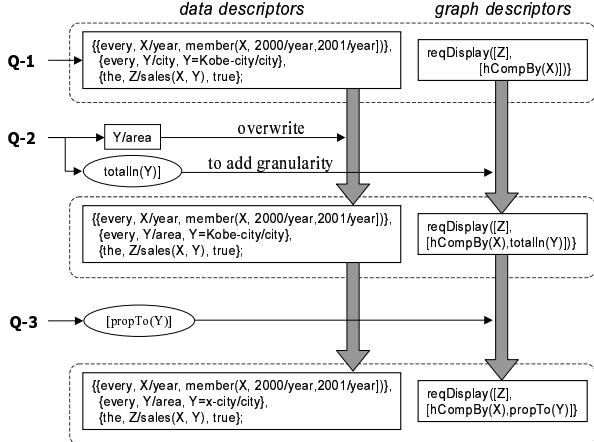


図 6: やりとりの進行に伴う形式表現の書き換え

図 6 は、質問解釈部及び後述のグラフ種決定部の処理によって、図 4 のシナリオ中のユーザ質問を反映して形式表現が書き換えていく様子を示している。

3.4 グラフ生成メカニズム

データベース検索部、グラフ種決定部、グラフ生成部の 3 つのコンポーネントは、data descriptor と graph descriptor を質問解釈部から受け取り、グラフを生成し、プレゼンテーション生成部に渡す。

データベース検索部 データベース検索部は質問解釈部が生成した data descriptor を用いてデータベースからグラフ描画に必要なデータ集合を抽出し、適切な粒度で集約してデータテーブルを生成する [20]。

グラフ種決定部 グラフ種決定部はユーザに対してどのグラフを用いて回答するかを決定する。現時点では、InTREND は 7 種類の統計グラフ（単純棒、折れ線、複合棒、積上棒、構成比率、帯、円）を取り扱うことができる。グラフ種決定部は、グラフを生成するために、描くべきグラフ種と軸の割り当てを決定する。これらは graph descriptor 中の *ListofAspects* によって規定される。

ListofAspects には、hCompBy()、changeWith() という X 軸に関する関心群と、dCompBy()、totalIn()、propTo() というグラフの奥行きともいべき隠れた軸に関する関心群からたかだかひとつずつ記述される。その関心の組み合せがグラフ種を規定する。また各関心の引数には、その関心の対象となる data descriptor 中の変数が記述される。これにより軸の割り当てが決定される。例えば graph descriptor が reqDisplay([z],[hCompBy(x), totalIn(y)]) である場合、これは data descriptor に記述されている変数 x を x 軸、変数 z を y 軸とし、変数 y の個体を積み上げるような積上棒グラフとして実現することを意味している。

特定のコンテキストの下でなされるユーザ発話を反映して、適切なグラフの実現を規定する論理形式を得るために、*Gr-Context* として保持されている前回のやり

とりの graph descriptor を、これに伴って適宜書き換える必要がある。この書き換えは、data descriptor の差分から発話パターンを特定し、それに応じた graph descriptor 書き換えルールを参照して書き換える。

例えば、範囲変更 (e.g., 「west 地区だけでいい」「98 年まで知りたい」) は data descriptor 中の独立変数の *Restriction* の部分が書き換えられたパターンである。独立変数 X に関する範囲変更の場合、*Gr-Context*を参照し、もし X が单一具体化 [16] であり、かつその範囲変更によって X の具体値が複数となる時には changeWith(X)、hCompBy(X)、dCompBy(X) をこの順序で調べ、最初に可能である関心を付与する。逆に X が单一具体化になった場合は、X についての関心を除去する。

グラフ生成部 グラフ生成部は、データベース検索部によって生成されたデータテーブルをグラフ種決定部が決定したグラフに割り当てることでグラフを生成する。

3.5 プレゼンテーション生成部: ユーザへの回答提示

プレゼンテーション生成部は、新しく描画するグラフをユーザが容易に理解できるように *Pr-Context* を考慮し、書き換え処理を行う。InTREND では、2 種類の基準に基づき *Pr-Context* を考慮したプレゼンテーションを生成する。

ひとつは、新しいグラフの視覚特徴を決定する際の基準である。これはグラフ書き換えの前後で共通する視覚特徴（色や X、Y 軸）を維持するためのものである。例えば、描画オブジェクトの色割当の際に任意の色を一貫せずに使用すると、ユーザが混乱し新しく描かれたグラフの理解が困難になるため、可能な限り同じオブジェクトは同じ色を維持するようとする。

もうひとつは、ユーザが前に描かれたグラフと新しいグラフとの対応の理解を視覚的に助ける適切なアニメーションを生成するための基準である。例えば、あるオブジェクトを異なる色で表現する必要がある場合には、色の変化を瞬時に行わず、オブジェクトの形状や位置の変化に併せて、漸時的に行うようとする。

4 コンテキスト保持機構の評価実験

本研究の目的はデータを探索的に分析する作業を支援することであるため、提案するシステムを評価するには InTREND の使用によって作業効率がどの程度向上したかを測定することが直接的な評価方法である。しかし、1 章で述べたように、探索的データ分析では明確なゴールは探索行為に沿って徐々に明らかになるものなので、ゴールを設定しその達成率や達成時間で評価するのは必ずしも適切な方法とは言えない。また“自然なやりとり”という点から見れば、この方法では探索過程におけるやりとりがより円滑に行われたかについて評価できない。そこで本稿では、このような全体論的な観点からの評価ではなく、InTREND の生成する回答（グラフ）が、そ

表 1: 実験 1 の結果

	タスク1 Gr no-Gr	タスク2 Gr no-Gr	タスク3 Gr no-Gr	タスク4 Gr no-Gr	タスク5 Gr no-Gr	タスク6 Gr no-Gr
候補1	6 x	2 x	18 x x	7 x	1	21 x
候補2	1	0	1	0	18 x	0
候補3	8 x	0	0	7 x	3	0
候補4	10	23 x	6	11	3 x	4 x
得点	8 6	23 2	18 18	7 7	18 3	21 4

の特徴であるコンテキスト保持機構によってどの程度ユーザの直観にあった回答を生成したか、グラフの理解を促進したか、という構成論的な観点からの評価を行う。この方針に基づき、本章では *Gr-context* 保持機構と *Pr-context* 保持機構について評価する。なお、*NL-context* 保持は自然言語分野に於ける従来研究の枠組を利用しているので、ここでは議論しない。

4.1 実験 1: グラフコンテキストの保持

我々はまず *Gr-Context* を考慮して生成したグラフの妥当性を評価する実験を行った。この実験ではまず、20～30代の男女 25 名の被験者を対象に以下の手順で 6 種類のタスクを行い、正解集合を作成した。(1) 各被験者に自然言語による質問 (e.g., 「2000 年から 2001 年の X 市のカフェの売上高は?」) と、その応答となるグラフ (e.g., 図 2-(a)) を提示する。(2) 次に被験者に追加質問を提示する (e.g., 「地区毎に知りたい」)。(3) 被験者に 4 つの回答候補グラフ (e.g., 図 2-(b), (d), (e), (f)) を提示し、その中から最も適切だと考えるグラフを選択してもらう。この 4 つのグラフは、表しているデータは等しいが読み取れる観点が異なっている。

このようにして得られたユーザのグラフ選好を正解集合と見なし、InTREND の回答との一致率を測る。我々は、同じタスクを *Gr-Context* を考慮してグラフを選択する InTREND と、グラフ種選択部の一部の機能を無効にして *Gr-Context* を考慮しないようにした InTREND に課した。表 1 は、各タスクに於ける 4 つの回答候補グラフに対する被験者の選好の分布と、InTREND が生成したグラフを示している。表 1 中で Gr が *Gr-Context* を考慮する InTREND の結果を、no-GR が *Gr-Context* を考慮しない InTREND の結果を各々示している。この表から *Gr-Context* を考慮するか否かにより、6 つのタスク中 5 つで選択されるグラフが異なることが分かる。

各回答候補グラフを選択した被験者数を得点と見なし、InTREND の各タスクに於ける得点と平均得点を求めたところ、*Gr-Context* を考慮した場合の平均得点が 15.83、*Gr-Context* を考慮しない場合の平均得点が 6.67 であり、*Gr-Context* を機能させた InTREND の得点が有意に高かった ($t(10)=2.551; p < 0.05$ (両側))。

表 1 は *Gr-Context* を用いた InTREND が、6 つのタスクのうち 2 つで、最も多くの被験者に選択されるグラフを生成していないことを示している。もしそれらを間違えずに、最も多くの被験者に選択されるグラフを生成した場合の平均得点は 16.83 である。このことは In-

TREND が *Gr-Context* を考慮することによって、十分に妥当なグラフを生成していることを示唆している。

4.2 実験 2: プレゼンテーションコンテキストの保持

次にプレゼンテーション生成部が *Pr-Context* を考慮して生成したアニメーションの妥当性を評価する実験を行った。この実験では、ある観点の下でグラフを描き換えた後、実験者が指示する条件を満たす描画オブジェクトの値を被験者に回答してもらう。このグラフ描き換え時に (a) 瞬時に描き換える、(b) コンテキストを考慮しないアニメーションを用いて描き換える、(c) コンテキストを考慮したアニメーションを用いて描き換える、という 3 つの描画方法を用いて被験者に提示し、描画方法の違いとタスクの正答率及び回答時間との関係を調べた。(b) のアニメーションは、描かれているグラフを考慮せずにグラフを漸進的に描画する。例えば、最初に X, Y 軸を描画し、その上に描画オブジェクトを順に配置していく方法である。また (c) のアニメーションは、例えば図 5 に示したようなものである。実験 1 とは異なる 20 代の男女 15 名の被験者を対象として、各描画方法につき 3 タスク (計 9 タスク) を課した。

実験は、(1) あるグラフを提示しグラフから読み取り可能な情報を口頭で伝えたあと、被験者に情報のある側面について注目するように指示する、(2) そのグラフを上述の 3 つの描画方法で描き換える、(3) はじめに描かれていたグラフの特徴を元に、描き換えたグラフに描かれているオブジェクトの値について尋ねる、という手順で行った。例えば、図 2-(c) に示すグラフを最初のグラフとして提示し、「このグラフは A, B, C, D という企業の売上高の割合を示しています。Y 軸はパーセントです。企業のシェアの変化に着目してください。」と口頭で伝え、被験者が確認したあと、最初のグラフを図 2-(d) のような二つ目のグラフで描き換える。この後、質問者が被験者に口頭で「1998 年から 1999 年にかけてシェアが増加した会社と、シェアの変動が少なかった会社について伺います。これらの会社の売上高の差はどのくらいですか?」と尋ねる。この問い合わせに正しく答えるためには、被験者ははじめに描かれていたグラフと書き換えたグラフの両方を対応付けて覚えておく必要がある。

我々は全被験者の正答率と、正解だった被験者の平均回答時間を観測し、提示方法の違いとそれらの関係を調査した。その結果、正答率はいずれの提示方法でもほぼ等しく、有意差はなかった。平均回答時間については、(a) が 5.43 秒、(b) が 4.86 秒、(c) が 4.20 秒で、(c) が統計的に有意に短かく ($p < 0.1$)、(b) と (c) は有意差がなかった ($p=0.343$)。また、不正解だった被験者の回答時間データを分析したところ、(b) では回答までに 40 秒以上かけて回答したにも係わらず間違えていた事例が 2 件あった。これは (a) と (c) の表示手法では見られなかった現象であり、コンテキストを考慮していないアニメーションが被験者のグラフ理解を阻害した可能性が

指摘される。更に実験後、被験者に聞き取り調査を行ったところ、7名の被験者から、「(c) の条件が最も回答しやすかった」という回答が得られた。一方で、1名の被験者から「アニメーションの存在によって混乱し回答しづらかった」という回答が得られた。これの結果は、*Pr-Context* を考慮する InTREND の描画方法がユーザの理解の助けになっていることを示唆している。

我々は更に、(b) のアニメーションがコンテキストを考慮する必要がない場面ではユーザに理解しやすい表現である事を確認するための補実験を行った。これは、上記の実験に於いて (b) が (c) に比べて劣るのは、アニメーションの質が悪いからではなくコンテキストを考慮していないからである、ということを確認するためである。

本補実験では、まず被験者にユーザ質問 (e.g., 「2000年から 2001 年の X 市のカフェの売上高は?」) を提示し、その回答となるグラフ (e.g., 図 2-(a)) を、瞬時に描く方法と、(b) のアニメーションを用いて描く方法、の 2 通りで順不同に提示し、どちらの描画方法がよりグラフを理解しやすいかを尋ねた。タスクは 5 つ用意し、提示するタスクの順序は被験者毎に変更した。

その結果、1 タスク当たり平均 3.8 名の被験者が瞬時の描き換えによる提示方法を選んだのに対して、11.2 名の被験者が (b) のアニメーションを用いた提示方法を選んだ。この結果は、コンテキストがない場合には (b) のアニメーションがグラフの理解を助けることを示唆している ($t(8) = 6.541; p < 0.001$ (両側))。

5 おわりに

本稿では、探索的データ分析に於けるユーザと計算機とのインタラクションを“自然なやりとり”として実現するための枠組を提案し、そのプロトタイプである対話的可視化システム InTREND について述べた。InTREND は(1) ユーザ質問の解釈、(2) 回答となるグラフの生成、(3) 回答の提示、というやりとりの各サイクルでコンテキストを保持することにより、ユーザのデータ分析行為を支援する。被験者実験によりコンテキストを保持してグラフを生成 / 提示することがユーザの理解の助けとなることを確認した。

参考文献

- [1] Ahlberg, C. and Wistrand, E.: IVEE: An Information Visualization and Exploration Environment, *Proc. InfoVis'95*, pp. 66–73 (1995).
- [2] Carbonell, J. G. and Hayes, P. J.: Recovery strategies for parsing extragrammatical language, *American Journal of Computational Linguistics*, **9**(3-4), pp. 123–146 (1983).
- [3] Card, S. K. et al.(eds.): *Readings in Information Visualization — Using Vision To Think —*, Morgan Kaufmann Publishers (1999).
- [4] Casner, S. M.: A Task-Analytic Approach to the Automated Design of Graphic Presentations, *ACM Trans. Graphics*, **10**(2), pp. 111–151 (1991).

- [5] Chuah, M. C. et al.: SDM: Selective Manipulation of Visualizations, *Proc. UIST'95*, pp. 61–70 (1995).
- [6] Cohen, P. R.: Natural Language Techniques for Multimodal Interaction, 信学論 D-II, Vol. J77-D-II, No. 8, pp. 1403–1416 (1994).
- [7] Fasciano, M. and Lapalme, G.: PostGraphe: A System for the Generation of Statistical Graphics and Text, *Proc. INLG'96*, pp. 51–60 (1996).
- [8] Fayyad, U. M. et al.: Knowledge Discovery and Data Mining: Towards a Unifying Framework, *Proc. KDD'96*, pp. 82–88 (1996).
- [9] Fischer, G. and Reeves, B.: Beyond Intelligent Interfaces: Exploring, Analyzing and Creating Success Models of Cooperative Problem Solving, *Applied Intelligence*, **1**, pp. 311–332 (1992).
- [10] Foltz, M. A. and Davis, R.: Query by Attention: Visually Searchable Information Maps, *Proc. IV2001*, pp. 85–93 (2001).
- [11] Grosz, B. J. et al.: TEAM: An Experiment in the Design of Transportable Natural-Language Interfaces, *Artificial Intelligence*, **32**, pp. 173–243 (1987).
- [12] Hartwig, F. and Dearing, B. E.: *Exploratory Data Analysis*, SAGE Publications (1979).
- [13] Hendrix, G. G. et al.: Developing a Natural Language Interface to Complex Data, *ACM Trans. Database*, **3**(2), pp. 105–147 (1978).
- [14] Iizuka, Y. et al.: Automatic Visualization Method for Visual Data Mining, *Proc. PAKDD-98*, pp. 173–185 (1998).
- [15] 石崎, 伝: 談話と対話, 東京大学出版会 (2001).
- [16] Kato, T. et al.: Answering it with charts — Dialogue in natural language and charts —, *Proc. COLING2002*, pp. 418–424 (2002).
- [17] Krippendorff, K.: *Content Analysis: An Introduction to Its Methodology*, SAGE Publications (1980).
- [18] Mackinlay, J.: Automating the Design of Graphical Presentations of Relational Information, *ACM Trans. Graphics*, **5**(2), pp. 110–141 (1986).
- [19] Matsushita, M. and Kato, T.: Interactive Visualization Method for Exploratory Data Analysis, *Proc. IV2001*, pp. 671–676 (2001).
- [20] 松下、米澤、加藤: 表題に基づく統計データの自動可視化手法, 情処論文誌, **43**(1), pp. 87–100 (2002).
- [21] Morohashi, M. et al.: Information Outlining — Filling the Gap between Visualization and Navigation in Digital Libraries, *Proc. IDSL'95*, pp. 151–158 (1995).
- [22] Nakakoji, K. et al.: Cognitive Effects of Animated Visualization in Exploratory Visual Data Analysis, *Proc. IV2001*, pp. 77–84 (2001).
- [23] Williams, M. D. et al.: RABBIT: Cognitive Science in Interface Design, *Proc. CogSci'82*, pp. 82–85 (1982).
- [24] Woods, W. A.: Semantics and Quantification in Natural Language Question Answering, *Advances in Computers* (Yovits, M. (ed.)), **17**, Academic Press (1978).
- [25] Yamamoto, Y. et al.: Time-ART: A Tool for Segmenting and Annotating Multimedia Data in Early Stages of Exploratory Analysis, *Proc. CHI2001*, pp. 113–114 (2001).
- [26] Yamamoto, Y. et al.: Hands-on Representations in a Two-Dimensional Space for Early Stages of Design, *Knowledge-Based Systems Journal*, **13**(6), pp. 375–384 (2000).