

Symbolizing Quantity

Praveen K. Paritosh

In Proceedings of the 26th Annual Conference of Cognitive Science Society, 2004, Chicago.

Abstract

量(Quantities)は、あらゆる場面で用いられ、我々が世界を理解するために重要な一部である。エンジンの馬力、サイズ、走行距離、自動車の価格など、様々な量について私たちは会話をを行っている。

この論文では、それらの表現を生成する、認知的な量および法則の象徴的表現(symbolic representations)を提案する。言語学と心理学の分野から証拠を集めた結果、その表象は2種類に分けることが出来ると主張する。

・ Dimensional representations

「大きい」や「小さい」など、量の変化を意味するもの

・ Structural representations

「沸点」や「貧困線」など、質の変化を意味するもの

そこで、パイロット実験を行った結果、Dimensional な区別に関して、人々に共通する特徴が存在することが示唆された。

また最後に、我々は計算モデル CARVE について述べる。これは、事例を入力されることにより、量の区別を行うことを自ら学習するシステムである。

1 Introduction

量に関する私たちの知識は、非常に様々なものがある。

例えば、

- ・カナダはアメリカより「大きい」
- ・バスケットボール選手は通常背が「高い」
- ・水の沸点は摂氏 100 度である

そのような知識の重要な部分は、量がとることができる値の空間の象徴化(symbolization)であると考えられる。象徴化によって、私たちは量に関する識別を行うことが出来るようになったり、間隔やある値に名前を付けることが出来たりする。

(例)「背が高い」と「背が低い」の識別や、上流階級、中流階級、下流階級などの名前付け

言語学や心理学、定性推論の分野から量に関わる研究は行われてきた。

2 Experiment

私たちはある量的なものに対して、それらが大きいか小さいか、もしくは中間であるだろうといった評価を行う。その評価は人々の間でどれほど一致しているのかを確かめるためにパイロット実験を行った。

また、人々が、同じような評価を行うのであれば、「大きい」や「小さい」といった境界をどこに引くのかに関する洞察を獲得することも目的としていた。

Method

ノースウェスタン大学の大学院生 19 名が参加した。

実験は 2 つの課題（国の大きさ評価課題と国名当て課題）から構成されており、大きさ評価課題、国名当て課題の順に行われた。

1. 国の大きさ評価課題

この課題では、参加者にアフリカの国々のアウトラインのみが書かれた地図が渡された。国ごとにそれぞれ 1 から 54 までの番号が付けられ、また地図の下には 54 までの番号が付いた解答欄が用意された。参加者たちは、それぞれの国について、与えられた地図上での国のサイズが大中小(LARGE、MEDIUM、SMALL)のうちどれだと思うかについて答えるよう求められた。

2. 国名当て課題

上の課題が終わったら、もう 1 枚同じ地図が手渡され、それぞれの国の名前は何であることを答える課題を行った。

Results and Discussion

参加者間には、意味のある一致があることが確認された。

まず、国名当て課題において正しく答えられた国は非常に少なかった(54 カ国のうち平均は 6 問正解、sd = 6.5)。

これは、国の大きさ判断について、参加者の事前知識が関係しておらず、配られた地図に基づいてのみ評価が行われたということの意味する。

それぞれの国について、参加者間でどの程度大きさ判断が一致しているかを調べるため、一番多く答えられた大きさが何であり、その割合が何%であったのか調べた。

(例えば、セーシェルは SMALL、アルジェリアは LARGE と答えた割合が 100%であり、ケニアは MEDIUM と答えた割合が 79%であった)

結果は Figure 1 に示す。

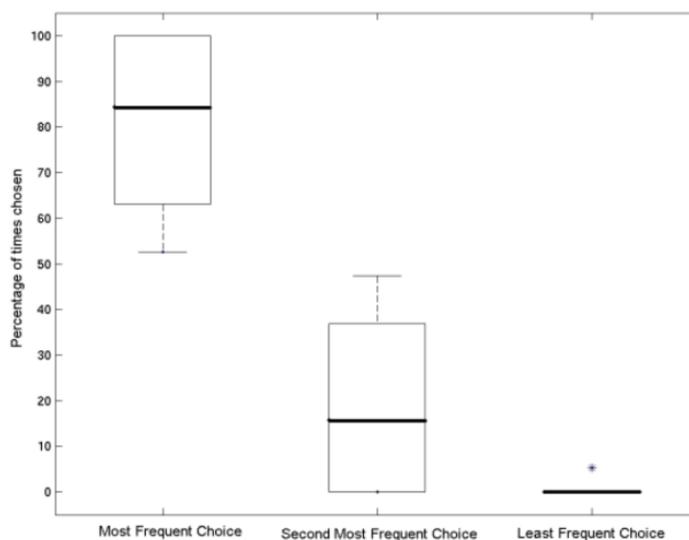


Figure 1. Agreement across subjects on their most frequent choice. The most frequent choice is 81.2%, significantly higher than the second and third chosen size labels.

Figure 1

Figure 1 は、ある国において大きさを評価したときに、
1 番多い頻度で選ばれた選択肢(大きめの国について「大きい」と答えるなど)と、
2 番目に多く選ばれた選択肢(大きめの国について「中間」と答えるなど)と、
最も選ばれなかった選択肢(大きめの国について「小さい」と答えるなど)が、
それぞれどのくらい選ばれたのかを示したものである。

Result

最も多く選ばれた大きさが全体の 81.2%、次に多く選ばれた大きさは全体の 18.5%、
最も選ばれなかった大きさは全体の 0.3%であった。

最も多く選ばれた大きさを選んだ割合と、次に多く選ばれた大きさを選んだ割合は、統計的に有意な差が確認された ($t(53) = 12.92, p < 0.01$)。

参加者はこの課題を行う際、対象をクラスター化する手法を用いていると考えられる。彼らは「大きい」もしくは「小さい」のどちらかを選び、明らかに同じと思われるカテゴリーの国々を選んでいく(「大きい」なら、大きい国から順に)。そして、反対の端からも順に国々を区分し始め、最後に中間を考えるであろう。

3 Representation

量の表象によって、私たちは区別を行うことが可能になる。数によって非常に多くのことが可能になるし、さまざまな分類も行うことが出来るようになる。

表象は何もないところからは生まれず、制約の中で生まれるものである。そこには、reasoning constraints と ecological constraints があり、実在の証拠や議論に基づいて、これらの制約からの表象を提案する。

●Reasoning Constraints

量に関わる 3 種類の推論は、以下の通りである。ただしこれらは完全に別々の推論というわけではない。分類は比較を含むこともあるし、評価は分類の中で使用される場合もある。

1. Comparison:

これは、量的なスケールで 2 つの値を比較することである。例えば、「ジョンはクリスより背が高いか」といったものが挙げられる。

2. Classification:

これは、量的なある値が、特定の値よりと同じかどうか、または多いか少ないかについて判断を下すことである。例としては、「その水は沸騰しているか」などがある。

3. Estimation:

これは、特定の量に対して、数的な値を推測することである。例えば、「彼はどれくらい背が高いか」や、「あなたの自動車の走行距離は何マイルか」といったものである。

●Ecological constraints

1. Distributional representations

多くの量は、範囲(最大から最少)を持っており、ある値がどのくらい発生しやすいかという分布がある。例えば、成人男性の身長が 4 フィートから 10 フィートであるとするならば、5 フィートから 6.5 フィート付近の人が一番多そうである。標準だけでなく、低い、中間、高いといったことについても話すことができる。

2. Structural representations

量というのは、あるシステムや関係性の中では他の量によって規定されたり、制限を受けたりする。例えば、エンジンの増強は、馬力の上昇や排気量の増加につながったり、RPM の減少につながったりする。

<Proposed Representation>

我々が提案する表象は次の2つである。

・ Dimensional representations

「大きい」や「小さい」など、量的な変化についての識別情報から生じるシンボル

・ Structural representations

「沸点」や「貧困線」など、質的な変化を意味するシンボル

因果関係など、複数の面におけるオブジェクト間の関係性の変化を表す

これらの分割は、標準点を中心とした間隔として明示されるかもしれないし、あるいは推移を分割する境界線によって明示されるかもしれない。

それでは次に、Dimensional representations について、より詳細に見ていく。例えば、Large といった規模を表す形容詞は文脈に依存してしまう。そこで、先程の実験の文脈、つまりアフリカの国々の大きさについてであると考慮するならば、次のように表すことができる。

(isa Algeria (HighValueContextualizedFn Area AfricanCountries))

High/Medium/LowValueContextualizedFn は、量と文脈の2つの点について記述しており、オブジェクトの集合を返すものである。したがって、HighValueContextualizedFn は大きいアフリカの国の集合を表している。また、「isa」は、アルジェリアはその集合の一例である、ということを示す。

4 Computational Modeling

我々は現在、Dimensional Partitioning と Structural partitioning の両方を生成する計算機モデル CARVE を開発している。この論文を書いている現在、CARVE は部分的にのみ動作する。CARVE に必要な入力、数についての事実を表す先例(examples)のセットである。

その中でも「国」は、非常に多くの量的パラメータが存在するため、CARVE のテストにはちょうど良いドメインである。その「国」についての事例集は、Cyc knowledge base というデータベースから抽出したものから構成された。また、他にも人口やリテラシー等といった特徴については the CIA Factbook knowledge base [Frank et al, 1998]から追加的に抽出した。カテゴリごとに、平均 108 個の事例が用意された。

システムの概要は Figure 2 に示す通りである。

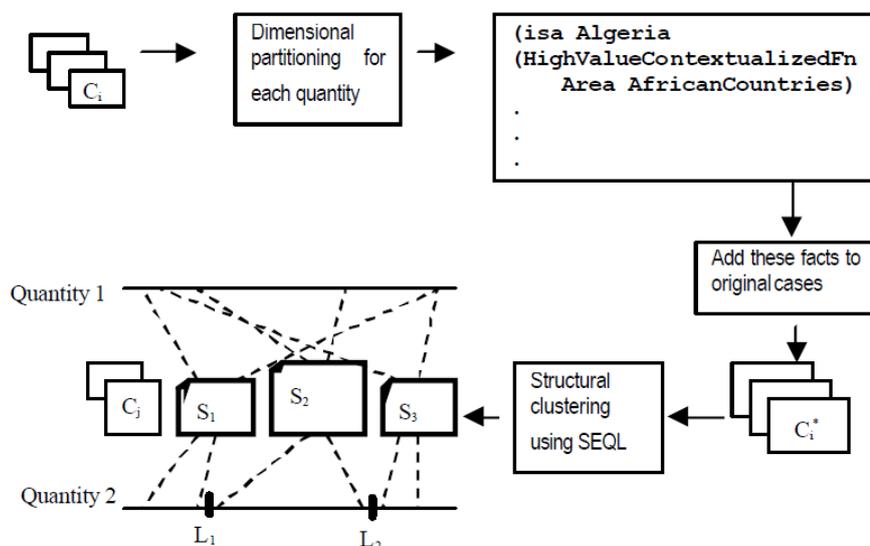


Figure 2. A schematic overview of how CARVE computes dimensional and structural partitions.

Dimensional Partitioning

CARVE は事例集のセットを入力としている。それぞれの量に対し、我々はすべての数値的な値を抽出している。値が与えられると、Dimensional Partitioning を生成するために、ここでは low、medium、high の 3 つの区域を見つけることが必要となる。その仕切りは、k - means 法というクラスタリングのアルゴリズムによって生成される。

アルゴリズムによって事例が分類され、Dimensional Partitioning が生成することができたら、High/Medium/LowContextualizedValueFn といった情報を事例に付け加える。これは後のステップで用いる

今回、そのアルゴリズムをパイロット実験で人間が行った課題に適用した。CARVE による大きさ判別は、平均して 74% 参加者のものと一致することが確認できた。参加者がどんなヒューリスティックを使用していたかなどについては、さらなる実践的なデータが必要である。

Structural partitioning

SEQL[Skorstad et al, 1988; Kuehne et al, 2000]は、複数の事例をその重複度合に基づいて一般化を行うためのフレームワークを提供する。Structural partitioning を生成することのゴールは、構造的なクラスター(例えば、途上国と先進国など)を発見することである。このクラスターは、様々な量の次元に関わってくるものである。SEQL への入力として、先程の Dimensional Partitioning で情報を追加された事例集を用いる。

事例集を入力された SEQL は Figure 2 のように一般化された事例 S1、S2、S3 を出力する。このとき、S1、S2、S3 に当てはまらなかった一部の事例はそのまま残される。

次に、Quantity1 と Quantity2 について考えていく。Quantity1 については、S1 や S2、S3 の量が互いに重なりあっており、各クラスターの特徴と Quantity1 の関係は確認できなかった。一方、Quantity2 については、S1、S2、S3 の重なる部分がなく、それぞれの範囲の境界線に L1、L2 をマークすることができる。これにより、例えば Quantity2 におけるある値が L1 より小さいということが分かると、その事例についての特徴をある程度絞ることが可能になる。量的な値を知るだけでなく、因果関係などについても知ることができる。

CARVE におけるこのアルゴリズムは実行可能にはなったが、十分な事例が不足しており、現在はまだ興味深い Structural partitions を発見できていない。Structural partitions は私たちの事例に対する深い理解を反映しているものである。科学の分野では、相転移や構造の分類などは容易に解明されていない。今後知識を増やし、より良い Structural partitions を発見していきたい。

5 Conclusions and Future Work

認知的・言語的観点からの証拠と、reasoning constraints と ecological constraints についての議論より、我々は量に関する象徴的表象を提案した。パイロット実験では、参加者同士が非常に近い Dimensional Partitioning を行ったことを確認した。そして、これらの表象を自動的に生成する計算機モデルの提案も行った。

現在、すべての事例が CARVE に入力として与えられた。これを拡張していくために重要なことは、このシステムのさらなる構築と、表象についての改善であろう。さらに、私たちはより良い事例集を作っていく、CARVE の試験を行うことが必要だと考える。