

# An effective metacognitive strategy: learning by doing and explaining with a computer-based Cognitive Tutor

Vincent A.W.M.M. Aleven, Kenneth R. Koedinger

## 1 Introduction

### 教育における問題とゴール

- 教育場面における生徒の理解の浅さの問題：テストをパスするには十分な知識  
対象領域の深い理解につながらない、よく知らない領域への適用（転移）が難しい。  
転移の欠如：“inert knowledge”（不活性な知識）
- 学習の浅さ：様々な教育、領域で発生
  - 物理：ありがちな誤解が多く発生  
質量と重さの混乱，速度と加速度  
Novice は表面的な特徴で，Expert は解決方法のタイプで物理の問題を分類 (Chi et al., 1981)
  - プログラミング言語：言語が提供する関数の使用  
生徒は状況と使う関数の組合せだけを覚える。
  - 幾何学：表面的な視覚的な特徴への依存  
生徒は，定理で証明できなくても，図の中で角度が同じように見えるという事実に頼ってしまう。  
Fig. 1 のような複雑な問題の場合には対応できない。
- 教育研究の長年にわたるゴール：生徒の浅い学習を回避，理解を伴った学習の支援  
実際の教育場面において，どうすればこのゴールを達成できるのだろうか？

### メタ認知：自己説明

- 多くの研究者：知識の構成を促進するメタ認知的なプロセスに注目  
学生がメタ認知的なプロセスを自己省察するのに役立つ様々な教育プログラムが生み出されている。  
教育場面での効果が示されている。
- 教育場面での研究からより広い応用：先生の負担が大きいため難しい  
幾何学の領域：コンピュータが非常に効果的  
先生が教育場面での利用を極端に困難に感じている。  
例外もあるが，実際に広く使われている教育プログラムは少ない。
- 本研究の立場：メタ認知が生徒のよりよい理解のためのキ である。  
この研究で焦点を当てるメタ認知方略：自己説明 (self-explanation)
- 自己説明に関する研究の知見：自己説明の効果を主張  
生徒自身が教育資料や自分の問題解決のステップを説明するとき，より多くを学習する。  
生徒は，説明を受け取るよりも与えるときの方が，より多くを学習する。
- 自己説明に関する研究の課題
  - 自己説明を含む教育支援と含まない教育支援での比較が行われていない。
  - 自己説明を支援するのに最も効果的な教育方法が明らかではない。

- 生徒の自己説明の力における個人差の問題をクリアできていない。  
効果的な説明は prompting(促し) によって引き出すことができる。  
1 人の教師が各生徒を促すことは時間的に不可能, 全ての生徒に効果的ではない。  
自己説明は一人の教育を一部含んだ教育プログラムを通して促進することができる。  
簡単に教育場面に適用できるのかが明確でない。

本研究では、「どのようなコンピュータに基づいた教育が、自己説明に役立つのか?」を検討する。  
高校の幾何学のカリキュラムに Cognitive Tutor Geometry を取り入れ、自己説明への効果を評価

### 教育プログラム：Cognitive Tutor

- Cognitive Tutor：教授と問題解決の実践を含んだ知的教育ソフト
  - learning by doing を指導するための個人的な支援を提供する。
  - 教師は多くの助けを必要としている生徒の手助けに時間をかけられるようになる。
  - 幾何学とプログラミング, 代数 と代数 を開発。
  - 多くの研究で効果が確認されている。  
伝統的な数学の授業と比較して生徒の数学の学力が上がった。  
生徒のモチベーションの増加につながり、クラスの文化を一変させるほどである。
  - Algebra は 700 の学校で、幾何学は 100 の学校で使われている。
- Cognitive Tutor の問題点：本研究で改善を目指す。
  - (1) 最適な人間の個人指導ほど効果的ではない。  
個人教師 > 伝統的な教室教育 (SD=0.4), 熟達した個人教師 > 伝統的な教室教育 (見積：SD=2)  
Cognitive Tutors > 伝統的な教室での教育 (SD=1), Cognitive Tutors > 自己学習 (SD=1.75)  
標準的な個人教師 < Cognitive Tutors < 熟達した個人教師
  - (2) 浅い学習の問題に対処できていない。  
自己説明支援を含まない Geometry Cognitive Tutor の実験：  
問題の答えは導けるが、定理や定義を使ってその理由を説明できない。  
浅いヒューリスティックは獲得しているが、視覚的な知識を明示的に表現できない。(Fig. 1)

### Research Question

RQ1 自己説明を最も効果的に支援するにはどのようにすればよいのか?

RQ2 システムは、どのような形式で生徒に彼らの説明を提示させればよいのか?

本研究では、比較的シンプルな形式による効果を検証する。

RQ3 生徒が説明を試みたとき、システムはどのような手助けやフィードバックを提供すればよいのか?

### 説明に対するフィードバックの重要性

- 説明に関するフィードバックの効果：多くの認知科学の研究で一貫して支持されている。
- 説明を促すが、フィードバックはしない tutor のバージョンを使った研究  
生徒はほとんど説明を行わず、またよい説明はほとんどなかった。

## 自己説明のコンピュータ教育支援の効果

- Contani and VanLehn(2000) の SE-COACH : 物理の領域で生徒が解決した事例の説明を支援
- Renkl : 生徒のリクエストが提示される “教育的説明” で自己説明を補う教育システム

自己説明の異なる支援のレベルの比較に焦点を当てたシステムの評価

自己説明の支援が典型的な教育よりも効果があるということを証明していない。

## 自己説明によって獲得される知識

- これまでの研究の焦点 : 自己説明がどのように宣言的知識の構築を導くのか？  
主要なメカニズムは、ギャップの識別とその補充である。
- Case et al. : 数学的な理解は、生徒が視覚的・図形的な直感と形式的な知識が統合した内的な概念構造を生成したときに発展する。  
ハイブリッドな学習プロセスに対してどのように自己説明を教えればよいのか？
- 熟達化との関連
  - チェスや電気回路、幾何学などの領域 : 視覚的パターンやチャンクの知識は熟達化の特徴
  - Koedinger and Anderson(1990) : 幾何学における熟達化の認知モデル  
diagram configuration schema : 視覚的なパターンと幾何学の性質や制約に関する形式的な知識を結合させる概念構造  
モデルを使って専門家が幾何学の定理を証明する時の推論の飛躍を説明
- 教育や自己説明は視覚的な情報と言語的な宣言的知識を統合するのにどのように役立つのか？  
生徒の経験に基づく学習 : 事例の類推を通して獲得した知覚的なパターンの獲得  
生徒の明示的な発話による学習 : 言語的な宣言的知識の獲得

仮説 : 自己説明は生徒が不活性な言語的知識を問題解決で使われた知覚パターンと結びつけるのに役立つ。  
post-test のパフォーマンスにおける様々なタイプの知識の役割を説明する数学的なモデルによる検証

## 2 Supporting self-explanation in a Cognitive Tutor: learning by doing and explaining

### ACT-R

- Cognitive Tutor : ACT-R の理論に基づいている。
- ACT-R : 他の認知の理論と同じように宣言的知識と手続き的知識を区別
  - 手続き的知識 : 認識できない暗黙的な知識  
目的に応じて実行可能な知識, ACT-R の枠組みでは, プロダクションルールで表現
  - 宣言的知識 : 視覚的・言語的な形式で認識できる明示的な知識  
直接実行できないが, 一般的な解釈の手続きによって特定のゴールに適用できる。  
視覚的知識と言語的知識を含み, 知覚や教育, リーディングを通して獲得される。  
ACT-R の枠組みでは, チャンクで表現
- Tutor : プロダクションルールで構成された認知モデルで生徒の能力や方略を表現  
model tracing : tutor は認知モデルを使って生徒の問題解決パフォーマンスを分析  
knowledge tracing : tutor は model tracing の分析を使って生徒の認知モデルを更新

## Geometry Cognitive Tutor(Fig. 2)

- 対象範囲：高校の幾何学のコース全て  
National Council of Teachers of Mathematics(NCTM) のガイドラインにそって開発
- コースの構成：40 %が問題解決，その他レクチャー，議論，グループ活動
- カリキュラムの構成：ピタゴラスの定理, 角度, 相似三角形, 円, 四角形
- 課題：現実世界の文脈を含む ( Fig. 2 の左上：内角の理論 )

## Geometry Cognitive Tutor の追加機能

- 自己説明を支援する機能を追加：learning by doing + explaining  
生徒に問題の解決と全てのステップを正しく説明することを要求
- 説明の入力：explanation by reference  
問題解決の原理の名前をタイプする。( “Triangle Sum” )
- 説明を促進させる方法：幾何学に関する知識の用語解説を提供 ( Fig. 2 の真中 )  
生徒は説明を自分でタイピングするか，用語解説から選択することで説明を入力
- 説明の他に生徒の解決に対するフィードバックの機能を提供
- tutor は，生徒が学習した各スキルを把握  
スキルメーターウィンドウ：学習したスキルを表示 ( Fig. 2 の左下 )  
カリキュラムの終了条件：全スキルの習得レベルを 95 %以上にする .

## Example

- Fig. 2：生徒が tutor を使って作業をした実際のログ
  - 生徒は用語解説を使って問題解決ステップを説明している .
  - 生徒は問題から抽出された手がかり ( 問題文中の用語 parallel ) として用語解説を検索  
用語解説：各ルールとその例を図で説明
  - 生徒は平行線を扱う 4 つのルールのうち 3 つを閲覧 ( Fig. 2 の真中 )  
生徒は正しい理由を選択 ( alternate interior angles )
- 生徒は計画通りに答えを得られたにも関わらず用語解説を参考にした .  
生徒は浅いヒューリスティックの適用によって答えを発見した可能性
- 用語解説の使用：生徒の視覚的・言語的な幾何学の知識の改良や統合を促進
- 1 人で説明を完成できない時：ヒントを出すことができる .  
tutor のヒント：知識検索の一般的な方略の提示  
「もし何かわからないことがあったら，用語解説のような利用可能なリソースを使いましょう。」
- 複数のレベルのヒント：生徒はヒントのレベルを制御できる .  
Table 1：Fig. 2 の次のステップ ( ARN が 44.1 なのかを説明する ) のヒント  
初期のヒント：用語解説から適切なヒントを検索するよう提案  
より詳細なヒント：適切なルールの記述とどのように適用するのかを要約

### 3 Experiment 1: evaluation of a Cognitive Tutor that supports self-explanation

#### 実験の目的

- Cognitive Tutor を使った自己説明の支援が生徒により深い学習をもたらすかどうかを確かめる .  
Geometry Tutor の 2 つのバージョン ( 自己説明の支援あり・なし ) で作業した生徒の学習結果を比較

#### 3.1 Participants

- 実験はピッツバーグに近い郊外の高校で行われた .  
10 年生 (15-16 歳) の 41 名の生徒が Cognitive Tutor Geometry コースに参加
- 生徒は事前調査の結果によって説明条件と問題解決条件にバランスよく割り当てられた .  
事前の調査 : 実験の前に行われたクイズ , テスト , 宿題の成績
- 分析対象 : 41 名の生徒のうち最後まで終えた 24 名 ( 問題解決条件 13 名と説明条件 11 名 )

#### 3.2 Pretest and post-test

- pretest と post-test : 生徒の幾何学の課題の解決能力と幾何学の定理や定義の理解能力を測定  
6 つのテストを作り , テストの難易度のカウンターバランスをとるために生徒にランダムに割り当てた .  
30 から 31 のテスト要素 ( regular test item と transfer test item )
- regular test item : tutor で生徒が解決するステップに類似したもの .
  - Answer item : 与えられた図の分からない角度を求める .
  - Reason item : 幾何学の定理を使って答えが正しい理由を述べる .  
生徒は幾何学の定理や定義が書かれた reason sheet を参照できる .  
正しい説明の基準 : 生徒が正しい定理の名前か記述を使って正しい理由を説明できたかどうか .
- transfer test item : 生徒がコースの間に直面しないタイプの問題
  - 分からない値を見つけるのに十分な情報があるかどうかを判断する .  
もし十分情報があると答えた場合は , さらに値の計算 , 説明の記述が求められた .Answer and Reason item ( それぞれ 12 ~ 14 items ) : 十分な情報を持ち値が計算できる課題  
Not Enough Info item ( 5 ~ 7 items ) : 情報が不十分で計算できない課題
  - transfer test item : tutor で学習した能力がなじみのない課題にどの程度転移するかの尺度

#### 3.3 Procedure

- 実験 : 通常の幾何学の授業で行われた .  
授業は角度の幾何学的な特性を扱う角度の単元に焦点をあてていた .
- 生徒は角度の単元の前に pretest を , tutor の作業を終えた後で post-test を受けた .  
tutor での作業は自分のペースで行うので , tutor の単元の開始時間や , 終了時間は異なる .
- 単元の終了条件 : tutor の習得レベルの基準を満たす .
  - (1) 角の単元の 3 つのセクションで要求された課題を解決する .
  - (2) 求められる能力を習得するまで生徒の認知モデルに応じて tutor が選択した課題を解決する .
- 2 つの条件の生徒 : 異なるバージョンの tutor を使用  
説明条件 : 正しい解決のステップ + 問題解決のステップの説明が求められた .  
問題解決条件 : 正しい解決のステップだけが求められた .

### 3.4 Results

- 結果の分析：2 × 2 × 3 の ANOVA  
被験者間要因：テストのスコア (説明条件・問題解決条件)  
被験者内要因：テストの時間 (pretest・post-test), item の種類 (Answer・Reason・Not Enough Info)
- テストのスコアに主効果 ( $F(1,22) = 20.96, p < .0001$ )  
生徒のテストのスコアは pretest から post-test にかけて増加 (Fig. 3)
- 条件とテストのスコア間に交互作用 ( $F(1,22) = 10.3, p < .005$ )  
説明条件は問題解決条件よりも著しく向上 (Fig. 3)
- 条件と item の種類間の二次の交互作用, 条件とテスト時間と item の種類間の三次の交互作用はなし  
説明条件の生徒は問題解決条件の生徒よりも 3 つの全ての item で均等に向上 (Fig. 3)
- tutor での作業時間：説明条件 > 問題解決条件, 統計的な差はなし ( $F(1,22) = 0.101, p < .33$ )  
説明条件は問題解決のステップを説明するので, 問題解決条件より多く時間がかかった .
- tutor が提示した問題数：説明条件 < 問題解決条件, 統計的な傾向あり ( $F(1,22) = 3.06, p < .1$ )
- 実験を終えた生徒の事前調査：説明条件 > 問題解決条件, 統計的な差はなし ( $F(1,22) = 1.38, p < .25$ )

### 3.5 Discussion

- 実験 1 の結果：生徒が問題解決のステップを説明することにはかなりの学習効果がある .
- 説明の学習：答えの生成と答えを導く十分な情報があるかを判断する課題の両方に転移する .  
learning by doing を指導する間の自己説明がよりよい理解を導くことを強力に示唆
- 実験 1 の問題点：他の解釈の可能性を除外しきれていない .  
説明条件の生徒は tutor を使用した時間がわずかに長いため, パフォーマンスが向上した .  
説明条件の生徒は事前スコアの平均がわずかに高いため, パフォーマンスが向上した .

## 4 Experiment 2: evaluation of a Cognitive Tutor that supports self-explanation, controlling time on task

### 実験 2 の目的

実験 1 の問題点を改良して 2 つの条件間を比較し, 自己説明を支援する Cognitive Tutor の効果を検証  
作業の終了条件として習得レベルではなく時間制限を使用

#### 4.1 Participants

- 実験 2：実験 1 と同じ高校の Cognitive Tutor Geometry コースに参加した 53 名の生徒
- 説明条件の 19 名の生徒と問題解決条件の 22 名の生徒が実験を終えた .

#### 4.2 Pretest and post-test

実験 1 と同様

### 4.3 Procedure

- 全ての生徒が実験 1 と同様の 4 つの活動を実施
- 実験 1 との違い：tutor を終える基準  
実験 2 では tutor を時間制限の 7 時間使用：実験 1 の説明条件の生徒が tutor で作業した時間の平均
- 生徒が適度に進んだことを確かめるために、単元の中のセクションにも時間制限を設けた。  
生徒は時間制限に達する（セクション 1：2 時間 20 分，セクション 2：2 時間半）か，セクションの全ての能力の習得レベルに到達したとき先に進んだ。
- tutor が生徒に割り当てる課題  
実験 1 と同じように，生徒の認知モデルに基づく能力の評価によって異なる。

### 4.4 Results

#### 結果の分析

- tutor で作業した課題数：説明条件は問題解決条件の半分の課題数 ( $F(1,39) = 27.2, p < .0001$ )
- 結果の分析：2 × 2 × 3 の ANOVA  
被験者間要因：テストのスコア（説明条件・問題解決条件）  
被験者内要因：テストの時間（pre・post），item の種類（Answer・Reason・Not Enough Info）
- テストのスコアに主効果 ( $F(1,39) = 69.4, p < .0001$ )  
実験 1 と同様の結果（Fig. 4）
- 条件とテストのスコア間の交互作用：傾向あり ( $F(1,39) = 3.83, p < .06$ )  
説明条件は問題解決条件よりも多くを学習した。（Fig. 4）

#### 直行比較による分析

- 2 × 2 × 3 の交互作用 ( $F(2,78) = 3.15, p < .05$ )：2 つの直行計画による比較
- 交互作用の効果の基準：学習の増幅率 = (post-test score - pretest score) / (1 - pretest score)  
説明条件の効果は浅い知識に依存する Answer item よりも深い理解に依存する Reason and Not Enough Info item) により多く見られるだろう。
- 比較結果 1：Answer item と Reason and Not Enough item に差があった。（ $F(1,37) = 7.76, p < .01$ ）  
条件間の増幅率：Reason and Not Enough item の方が差が大きい。説明条件 > 問題解決条件（Fig. 4）
- 比較結果 2：Reason item と Not Enough item に差はなかった（ $F(1,37) = 0.65, p > .4$ ）
- 説明条件は問題解決条件と較べて深い理解が求められる item においてより多く学習した。  
NCTM のガイドライン：数学的なコミュニケーションが数学教育の重要な目的であると強調

#### deep learning の分析

- deep learning の問題に関する検討：post-test の Answer item を 2 つのタイプに分類  
Easier-to-Guess item：求めるべき値が，1 回のステップで得られる問題  
Harder-to-Guess item：求めるべき値が，複数回のステップで得られる問題

- 条件間で 2 つの item のスコアを比較 (Fig. 5)  
Harder-to-Guess item : 説明条件 > 問題解決条件  
Easier-to-Guess item : 説明条件 < 問題解決条件  
統計的な差はなかった ( $F(1,39) = 1.72, p < .20$ )
- 各生徒のケアレスミス以外のエラーの割合について  $2 \times 2$  の ANOVA  
被験者間要因 : 条件 (説明条件・問題解決条件)  
被験者内要因 : guessability (Easier-to-Guess item・Harder-to-Guess item)  
guessability の主効果 ( $F(1,16) = 5.94, p < .05$ )  
条件の効果に傾向差 ( $F(1,16) = 4.44, p < .06$ )  
説明条件の生徒はケアレスミスが多く、問題解決条件の生徒は間違いが多い傾向にある。  
説明条件の生徒は難しい課題に成功し、間違った結論に飛躍せず自分の知識で十分考える傾向にある。

## 5 Comparison of training data between the conditions

なぜ説明条件の生徒はより多く理解できたのか?: 実験 2 の生徒の tutor での活動ログを分析

5.1 で条件間の学習率を比較, 5.2 で生徒の用語解説の使用を分析

### 5.1 Comparison of learning rates

- 自己説明は問題解決能力の学習を加速させる。  
説明条件の生徒が tutor で解決した課題数 : 問題解決条件の生徒の半分  
説明条件の生徒は post-test の Answer item においてわずかに成績が良かった。(Fig. 4)
- 仮説 : 説明条件での問題解決能力のより早い学習は成功率のより早い上昇によって示される。  
成功率 : 各ステップのパフォーマンスで比較  
1 ステップ : tutor の answer sheet に入力した数字や説明  
正しいステップ : エラーやヒントの使用が無いステップ
- 比較結果 : グループ間の成功率に差はなかった。(Table 2)  
最初の 237 の問題解決ステップでの成功率 : 両方の条件ともに 51 %  
問題解決条件は残りのステップで 62 %に向上  
tutor のデータは説明による問題解決能力の学習率の増加を確認できなかった。
- 問題解決条件の生徒 : 学習時の Answer item > post-test  
説明条件の生徒はコンピュータで学習した能力を, 異なる環境に転移できた。

### 5.2 Comparison of Glossary use

- 条件間の用語解説の利用パターンの違い : post-test の結果の違いに関連するのか?
- 用語解説を閲覧するプロセス : 問題解決の原理に関する言語的・視覚的な宣言的知識の向上  
問題解決の原理を解釈し, 例を学習し, 問題解決の原理が課題に適用可能かどうか推論する。
- 用語解説の利用パターンの予測  
- 数字を答えるステップ : どちらのグループも課題解決時に用語解説を使用する。

- 説明条件における説明のステップでの予測：説明を選ぶために用語解説を頻繁に使用する。  
数字を答えるステップでの用語解説の使用を促進：説明条件の生徒 > 問題解決条件の生徒

- 用語解説の使用頻度

Glossary used：少なくとも1つの用語解説の item を調べたステップの割合

Used deliberately：少なくとも1つの用語解説の item を1秒程度調べたステップの割合

- 分析結果 (Table 3)

数字を答えるステップでの用語解説の利用率：どの条件も低い

数字を答えるステップでは、生徒は用語解説をそれほど使用しなかった。

説明のステップでの用語解説の利用率：ステップの半数以上で用語解説を使用

- 数字を答えるステップで用語解説の使用が低い理由

用語解説を利用するのに必要なメタ認知的な能力や数学的な読解能力の不足

用語解説のような情報源の使い方の学習を支援する機能の追加

## 6 A mathematical model of acquired knowledge constituents

- この研究の主要な発見：自己説明は獲得された知識の性質を変える効果をもつ。  
獲得された知識の性質の変化についてより多く理解したい。
- 自己説明が言語的な知識と視覚的な知識を統合するのに役立つかどうかを検証  
内的な知識の数学的モデルを作成し、post-test のパフォーマンスのパターンに対応させる。

### モデルの構成

(1) post-test のパフォーマンスの4つの尺度に相当する従属変数

変数 E：数字を答える item における Easier-to-Guess item のスコア

変数 H：数字を答える item における Harder-to-Guess item のスコア

変数 R：Reason item のスコア

変数 N：Not-Enough-Info item のスコア

(2) post-test での知識の構成要素の強度の違いを捉える3つの独立変数

生徒の post-test のパフォーマンス：3つのタイプの知識が混合した結果であると仮定

- 宣言的知識 ( $d$ )：問題解決の原理における視覚的知識と言語的知識を統合する知識  
統合された知識：diagram configuration schema で表現できる。  
diagram configuration schema  
視覚的なイメージを言語的な性質に関連付ける。(二等辺三角形の形と性質を関連付ける)  
スキーマの適用に必要な情報を含む。(2辺の長さ or 二角の大きさが等しい)
- 手続き的知識：課題の遂行には利用できるが省察には利用できない。  
正しい手続き的知識 ( $p$ )：数値的な答えの生成に有効  
浅はかな手続き的知識 ( $s$ )：誤った手続き的知識  
一般的過ぎるもしくは間違った文脈に当てはめたヒューリスティック

(3) 従属変数と独立変数を関連付ける4つの方程式 (Table 4)

宣言的知識：4つの item すべてに有効

正しい手続き的知識：数値的な答えを見つけるのに有効

浅はかな手続き的知識：Easier-to-Guess item には有効、Not Enough Info item には障害

## 6.1 Numeric, Easier-to-Guess items

- Numeric item
  - 関連する宣言的知識 ( $d$ ) と適切な解釈の手続きの使用
  - 手続き的な問題解決の知識 ( $p$ ) の使用
- Easier-to-Guess item
  - 浅はかな手続き的知識 ( $s$ ) の使用でも成功する可能性

## 6.2 Numeric, Harder-to-Guess items

Harder-to-Guess item : 浅はかな手続き的知識 ( $s$ ) はパフォーマンスに影響しない .

## 6.3 Not Enough Info items

Not Enough Info item : 利用できる情報では値が特定できないことを認識

- 宣言的知識による解決方法 : 幾何学的な制約を宣言的に符号化するプロセス
  - (1) 問題から視覚的・言語的情報を抽出
  - (2) 抽出した情報を手がかりに記憶から関連する diagram configuration schema を検索
  - (3) 検索されたスキーマがどれも適用できないことを確認
- 宣言的知識を使わない解決方法
  - (1) 正しい手続き的知識を使って課題の解決を試みる .
  - (2) 答えを見つけるのに失敗する .
  - (3) 十分な情報がなかったと結論付ける .

## 6.4 Reason items

- 宣言的知識の利用
  - (1) 問題から視覚的・言語的情報を抽出
  - (2) 抽出した情報を手がかりに記憶から関連する diagram configuration schema を検索
  - (3) 検索されたスキーマがどれも適用できないことを確認
    - 手続き的な知識は言語化できないので利用できない .
- 生徒が宣言的な知識なしで正しい説明を得られるチャンス : 25 %
  - キーワードや視覚的な手がかりによって答えとなる理由のセットを約 4 つに絞ることができる .

### モデルの質的な解釈

- モデルを実験 2 の post-test の結果に合わせるために Generalized Reduce Gradient method を使用
  - 独立変数の値を発見 (Table 5)
- モデルの適合度 : post-test の観測値と予測値の相関を分析 (Table 6)
  - 2 つの条件の post-test のパフォーマンスの平均との相関 :  $r = 0.995$
  - 各生徒のパフォーマンスとの相関 :  $r = 0.49$
  - モデルの役割 : 2 つの条件間の post-test の異なるパターンの質的な解釈

- 説明条件：視覚と言語が統合した宣言的知識 (高い  $d$  値) の獲得  
Reason, Not Enough Info, Harder-to-item をうまく解決できた。
- 問題解決条件：正しい手続き的知識  $p$  と浅はかな手続き的知識  $s$  の獲得  
強力な手続き的知識を持っていたので Easir-to-Guess item をうまく解決できた。
- モデルの質的分析：条件間の統計的な差を説明するための内的な知識の構成要素を解明  
Reason and Not Enough Info item：説明条件 > 問題解決条件  
説明条件において多く獲得された宣言的な知識の役割が大きい。  
Answer item (Easir と Harder の両方を含む)：説明条件 = 問題解決条件  
問題解決条件において多く獲得された正しい手続き的知識の役割が大きい。  
Harder-to-Guess と Easir-to-Guess 間の交互作用：Harder-to-Guess では説 > 問, Easir-to-Guess では説 < 問  
問題解決条件において獲得された浅はかな手続き的知識が Easir-to-Guess item の役割が大きい。

## 7 Discussion

### 7.1 Learning process

- 自己説明が知識獲得に違いをもたらしたことをどのように説明するのか？  
VanLehn et al.(1992)：自己説明が知識のギャップの発見，修正を導き宣言的知識の獲得を促進  
この研究では視覚的・言語的な学習のモードの役割を強調
- 自己説明：言語的な宣言的知識の強化と視覚的・言語的な宣言的知識のよりよい統合を促進
- 言語的な宣言的知識の強化：生徒の事例に基づいた推論に向かう傾向を補う。  
推論モードと言語的な学習モードの組み合わせの効果  
事例とルールに基づいた教育がどちらか一方だけの教育より効果がある。(Hollyoak et al., 1986)
- 視覚的・言語的な宣言的知識のよりよい統合
  - 浅はかな視覚的な推論や暗黙的な手続き的知識への依存を減らす。  
幾何学の問題解決における浅はかな学習や理解  
特定の視覚的なパターンにとらわれ，誤った文脈のプロダクションルールを獲得
  - 様々な研究結果との一致  
視覚と言語 “dual code” な記憶の発達研究  
知覚的なチャンクと専門用語を区別する熟達化の研究  
視覚的な直感とより形式的な言語的知識の結合を支援する教育的な介入に関する研究

### 7.2 Effect of providing feedback on self-explanations

- 説明のフィードバックやその他の機能を含む教育支援システム：自己説明を支援  
過去の研究：自己説明は説明に対するフィードバックがなくても生徒の学習を支援する。  
本研究において説明のフィードバックや他の機能がどのくらい重要だったのか？
- フィードバックの重要性を示す証拠

- 説明に関するフィードバック機能：説明の正誤のフィードバック，正しい説明の要求  
1 回目に説明を正しく入力できたステップの割合：55 %  
tutor のフィードバックやヒントが生徒の説明の 45 % を正確にするのに貢献
- 数字の答えに関するフィードバック機能  
正しい数字の答えを知っていることは明らかに答えの説明に関する制約を提供
- 自己説明の正確さと質：認知科学の多くの研究者が説明の質の問題を指摘  
誤った自己説明も効果的に成りうる。(Chi, 2000)  
自己説明の能力に依存している。  
説明能力が低い場合は説明に関するフィードバックが非常に重要  
SE-COACH(Conati & VanLehn, 2000) と一致
- フィードバックが説明の質を高める。  
自分自身の言葉で説明するように促す tutor を使った研究  
フィードバックなしでは，生徒はこれらの促しを無視し，質の高い説明をほとんどしなかった。

### 7.3 Effect of explaining steps by reference

- 本研究での生徒の説明：問題解決に含まれる原理の参照  
自己説明に関する他の研究：対照的に生徒は彼ら自身の言葉で説明
- 本研究の最も驚くべき結果：非常に単純なフォーマットが学習にポジティブな効果  
tutor を使ったとき，生徒が自分の言葉で説明するとより多く学習するのだろうか？
- 生徒自身の言葉による説明：非常に多くの効果  
tutor は原理の参照ではなくより完全な説明を求めることができる。  
生徒に問題解決の原理に対する関心を向け，彼らの知識のギャップを発見させることができる。  
tutor は生徒の思考に関する多くの情報を獲得し，新しい知識の構築を対象とした支援ができる。
- 生徒が自分自身の言葉で説明することがよりよい学習を導くのか？  
自然言語処理能力を追加した Geometry Cognitive Tutor の開発

## 8 Conclusion

近年の研究では，自己説明が効果的なメタ認知的方略であるということが示されているが，この知見を現実の教育場で生徒の学習を改善するためにどのように応用できるだろうか？ 自己説明が生徒の学習に影響することを強調する教育的対応とはどのようなものなのだろうか？ 我々は，Cognitive Tutor を使って，教育場で自己説明を効果的にすることができるかどうかを検討した。Cognitive Tutor とは，知的な教育ソフトであり，learning by doing をガイドする。2 つの教室での実験で，Cognitive Tutor を伴って問題解決を行っている間自分たちのステップを説明した生徒は，説明をしなかった生徒よりも多く理解できたことが明らかになった。自分たちの解決のステップをよりよく説明した生徒は，転移課題でもより成功した。我々は，これらの結果を次のように解釈した。説明に従事することによって，生徒はよりよく統合された視覚や言語の宣言的知識と，そしてより少ない浅はかな手続き的知識を獲得した。我々の研究は，教育場での使用に適應する非常にシンプルなコンピュータに基づくアプローチで自己説明の効果を得られることを示している。