

Conversational Case-Based Reasoning

David W. Aha, Leonard A. Breslow, Héctor Muñoz-Avila: Conversational Case-Based Reasoning, Applied Intelligence, vol.14, no.1, pp.9-32 (2001).

概要：会話型 CBR(Conversational Case-Based Reasoning: CCBR) は、はじめて商業的に広く成功した CBR の形式である。歴史的に、商用 CCBR ツールは制約された人間のユーザの対話を案内し、顧客サポートの仕事ターゲットとした。その使用は面白い応用研究の問題をたくさん導いたが、その簡素な CBR 技術の実装のために、そうしたツールは研究業界から（最近までは）無視されてきた。ここでは、事例のオーサリングの簡素化、対話の推論、インタラクティブなプランニングの 3 点について、我々の取り組みの経過を詳しく述べる。我々の CCBR ツール、NoCoDAE と HICAP において、この問題に対する我々のアプローチの評価を示す。まとめでは、評価アプローチに関する CCBR の重要な問題を集中的に取り上げ、将来の研究のために考慮すべき代替案を提案する。

キーワード：会話型 CBR, 事例ライブラリの修正, 対話の推論, プランのオーサリング, ModSAF

1 Introduction

- CBR の研究・応用 (=商用)
 - 研究：完全な問題記述の入力
 - 商用：インタラクティブにクエリ (query) を引き出す
- CCBR はユーザビリティの拡張のみ？
- 海軍のお話
 - MK41-VLS の保守作業支援 (ミサイル運搬・補完コンテナかつ発射筒)
 - Inference 社の CCBR ヘルプデスクシステム
 - 事例ライブラリの拡張が必要に → コスト大・挫折
- 実用化のための商用ツールの研究課題
 1. 事例のオーサリング：熟達化が必要な知識工学課題
 2. 対話の推論：ユーザ入力 of 動的推論手法の欠如
 3. 実用性の拡張：事例検索の制限
- CCBR ツール NaCoDAE [Breslow 1997a]
 - 事例オーサリング簡易化のための機械学習アプローチ [Aha 1997]
 - モデルに基づく推論コンポーネント・NaCoDAE クエリ検索ツールとの統合 [Aha 1998]
 - NaCoDAE のプランニング課題への拡張・HICAP [Muñoz-Avila 1999]
- 論文の構成
 - 2 節：CCBR の定義
 - 3 ~ 5 節：各アプローチと評価
 - 6 節：関連研究と将来展望

2 Conversational Case-Based Reasoning

2.1 Introduction

□ CCBR

- 研究 CBR システムへの入力
 - 完全な問題記述
 - :関係する全特徴・詳細な領域知識を要求
 - 実際のユーザは通常完全な知識を持たない
- CCBR システムへの入力
 - 短いテキスト入力で開始
 - システムとやり取りしながらクエリ構築
 - 会話中に順次事例を提示
- CCBR の源流
 - Inference 社の K-COMMERCE 製品
 - :顧客サポートツール市場で一大シェア
 - 顧客の質問から会話的に事例検索・専門知識不要

□ CCBR における事例

- 事例のオーサリング
 - 「事例オーサ」による「事例ライブラリ」の事前登録
- 一般的な事例表現
 1. 問題 $C_p = C_d + C_{qa}$
 - (a) 記述 C_d : C の問題を部分的に記述したテキスト
 - (b) 仕様 C_{qa} : 《質問, 回答》の組
 2. 解法 $C_s = \{C_{a1}, C_{a2}, \dots\}$
 - C_{ai} : C_p への応答のためのアクション (テキスト・ハイパーリンク・その他)
- インデックス (index)
 - 問題記述と仕様で構成
- 事例
 - 正事例・ C_s の C_p への適用は成功と仮定
 - 事例と類似する問題のプロトタイプ
 - 例: プリンタのトラブルシューティング
 - :ディスプレイパネル・給紙トレイ等に関する質問
 - :給紙する・詰まった紙を取り除く・サポートに電話する等のアクション

□ レビューアの私見的注

- クエリ (query)
 - 一般/データベース用語. データベース検索における検索式, ないしは検索問い合わせを記述した文字列. 手っ取り早い例は, Web の検索エンジンにおけるキーワード.
- インデックス (index)
 - 一般/ CBR 用語. 日本語に訳す場合は特徴. ある問題における重要な情報のことで, システムに蓄積される事例の問題や, システムに入力される問題の特徴付けるもの.
 - データベース検索におけるクエリは, 事例ベース検索ではインデックスに相当する, と言うことはできる. が, 一般のデータベース検索がクエリへの条件照合によって行われるのに対し, 事例ベース検索では事例と入力される問題の間で, 条件照合ではなく類似度算出を行うことで取り出すデータを定める. このため, CBR では普通, クエリという用語は使わない.
 - この論文では, システムの事例ベース検索において, ユーザが入力するデータをクエリ, システムが検索に使うデータをインデックスと呼んでいる気がする.
- 質問 (question)
 - この論文の中では, ユーザとの会話の中でシステムが出してくる質問のみを指す様子. CCBR においては, システムの質問にユーザが回答することで, クエリなりインデックスがインクリメンタルに作成される, ということか.

□ CCBR システムとユーザの会話

- ユーザによるクエリ Q の入力
 - 問題のテキスト記述 Q_d で開始
- システムによる事例検索
 - 事例の類似度ランキングの初期化: 類似度 $s(Q, C)$
 - Q_d と事例の C_d により算出
- システムによる解法の提示
 - D_s : 提示された解法 (類似度ランキングが高い事例の)
 - D_q : 提示された解法の質問 (別途ランキングを算出)
- ユーザによる選択
 - D_s 中の解法 s を選択 → 会話終了
 - D_s 中の質問 q に回答
- ユーザによる質問回答 a
 - システムは 《 q, a 》をクエリの仕様 Q_{qa} に追加
 - 類似度ランキングの再計算
- 終了
 - ユーザが満足する解法を選択
 - 解法が見つからない

- 概要
 - Figure 1. プロセスの概要
 - Figure 2. 会話アルゴリズムの概要
(ランキング計算について次節で NaCoDAE の定義を例示)

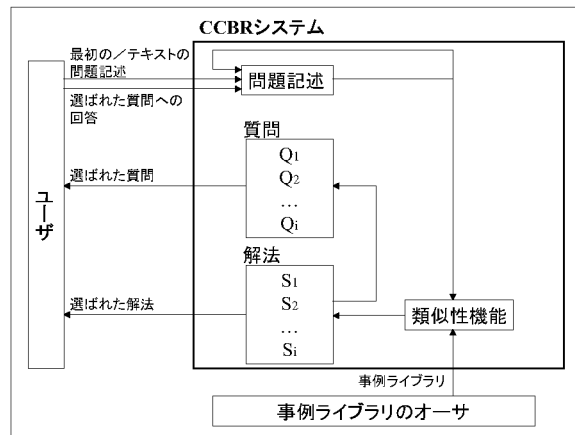


Figure 1. 一般的な CCBR の問題解決プロセス

入力:
 L : 事例ライブラリ
 k : D_s のサイズ
 n : D_q のサイズ
 $s()$: 類似度(事例ランキング)機能
 $r()$: 質問ランキング機能

会話的事例検索器($L, k, n, s(), r()$) =
 $Q_d = \text{ユーザーのテキスト}();$
 $Q_{qa} = Q_d = 0;$
 REPEAT
 $D_s = \text{事例のランク付け}(Q, L, s(), k);$
 $D_q = \text{質問のランク付け}(D_s, L, r(), n);$
 IF (ユーザーがクエリの記述を入力) THEN $Q_d = \text{ユーザーのテキスト}();$
 ELSE IF ($q_i = \text{ユーザーの選んだ質問}(D_q)$) THEN $Q_{qa} = Q_{qa} \cup \{q_i, \text{ユーザーの回答}(q_i)\};$
 UNTIL ($Q_d = \text{ユーザーの選んだ解法}(D_s)$ OR 失敗による停止)
 RETURN $Q_d;$

Figure 2. 一般的な CCBR の会話のアルゴリズム

2.2 NaCoDAE

- NaCoDAE(Navy Conversational Decision Aids Environment)
 - 事例オーサリングの簡易化, 対話推論・プランニングの拡張 (詳細は 3 ~ 5 節で)
- 構成
 - Figure 1. + 以下のツール
 - テキスト解析
 - : 名詞句の抽出 [Brill 1995]
 - : 各事例と類似度 $s(Q, C)$ 計算 → D_s を提示
 - 質問ランキング
 - : D_s の仕様中の出現頻度でランク付け
 - 事例ランキング
 - : ユーザーが回答した D_q から Q_{qa} 作成, $s(Q, C)$ を再計算

$$s(Q, C) = \frac{\text{same}(Q_{qa}, C_{qa}) - \text{diff}(Q_{qa}, C_{qa})}{|C_{qa}|} (1)$$

$\text{same}(Q_{qa}, C_{qa})$ ($\text{diff}(Q_{qa}, C_{qa})$): 共通する (異なる) 《質問, 回答》数

3 Simplifying Case Authoring

- 事例の異質性 (heterogeneous)
 - 事例は小サイズ・少ない質問での検索が可能
 - 事例のオーサリング (質問の配置) の複雑化

- 事例オーサリングのタスクの問題
 - CLIRE：事例ライブラリ修正の実装

3.1 Design Guidelines

- Inference の 46 のライブラリ構築ガイドライン（一部）
 1. 可能なら質問を使いまわす
 2. 詳しい質問の前に文脈を整頓
 3. 事例の判別ができない質問は削除
 4. 1つの質問で聞くことは1つ
 5. 似た・少数の質問を使う
- CCBP のパフォーマンスへの貢献
 - 1 → 質問の共有から類似性判別
 - 2 → 文脈 (context) 質問で事例をグループ化
 - 3 → 無駄な手間を軽減
- 問題点
 - 不明確な矛盾あり（1. 使いまわせと言うが、5. 質問を増やすなどと言う）
 - 沢山あるのでマスターが大変

3.2 Revising Conversational Case Libraries

- CLIRE の 3 段階（→ Figure 3.）
 - 第1段階：ライブラリの木構造（階層）表現の生成
 - 第2段階：ガイドラインに従った修正
 - 第3段階：修正事例の抽出

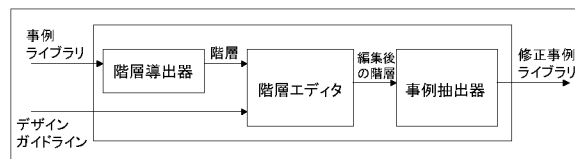
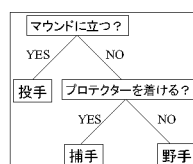


Figure 3. ライブラリ修正プロセス

- 第1段階・決定木
 - トップダウンの決定木導出アルゴリズム (TDIDT) [Quinlan 1996, Breslow 1997b]
 - 再帰的に各事例を葉に配置
- 第2段階・質問の選択
 - 各事例から木のパスにない質問を削除
- 第3段階・質問の再整列
 - 各事例に木のパスの質問を格納
 - 文脈質問：FAQ・木の上位にある質問，順番を上

□決定木

データマイニング等でよく使用される手法で，観察データにある規則性を表現できる．手っ取り早い例は，YES・NO で答えていく性格診断．各ノードが質問に相当し，リンクは質問の回答（YES・NO による二分木の他，複数回答項目や数値の場合もある），葉は最終的な答えである．



決定木の例・野球選手の種類を見分けるルール

3.3 Empirical Evaluation

- CCBR のパフォーマンス測定項目
 - 正確さ：検索された事例がユーザのクエリの答えになったか
 - 効果：事例検索までに答えた質問数（少ないほど効果的）
- 方法
 - 人間の被験者を集められません …
 - LOICV(leave-one-in cross validation)
 - :ライブラリから事例 C を選択・質問に回答
 - : D_q 中のランクが一番の質問が C_q にあれば確率 p_q で回答
 - or D_q 中のランクが一番の事例を選択して終了
- ライブラリ (→ Table 1.)
 - 印刷：Inference 製品が提供するライブラリ
 - VLS：ミサイル発射システムアシスタント
 - ACDEV：米小売チェーン Circuit City の店員支援
 - :事例多・LOVIC に使う事例を 100 個ランダム選択
- オリジナルと CLIRE による処理後の結果 (→ Table 1.)
 - 質問を 37～86%, 回答を 5～44%削減
 - 正確さがどうなったかは不明

Table 1. 実験で使用した事例ライブラリ

名前	事例		オリジナル		CLIRE 修正後	
	事例	行動	質問	回答	質問	回答
印刷	25	28	27	70	16	55
VLS	114	227	597	710	83	395
ACDEV	3334	1670	2011	28200	1266	26827

□実験

- 結果
 - $k(n)$ ：表示される $D_s(D_q)$ の数
 - $k=4$ に固定, n を変化 (k を変化させても同傾向)
 - CLIRE が正確さ・効果を増加 (→ Figure 5.)
 - 質問への回答確率 p_q を 70・80・90・100%に変化 → 確率が低いと効果も低い
⇒ CLIRE は会話を早くやめない場合に効果的
- 切除研究 (→ Table 2.)
 - CLIRE のパフォーマンスは主に質問選択から
 - 質問再整列も事例オーサリングガイドラインに従って有用

Table 2. CLIRE の切除研究結果 ($k=4, n=6, p_q=100$)

修正操作	ライブラリ					
	印刷		VLS		ACDEV	
	正確さ	効果	正確さ	効果	正確さ	効果
なし	78.8%	2.4	59.3%	4.1	80.5%	7.6
質問再整列のみ	75.6%	2.4	68.7%	5.0	83.7%	7.6
質問選択のみ	82.8%	2.0	72.5%	3.2	85.8%	7.4
両方	82.8%	1.8	72.1%	3.1	85.8%	7.4

3.4 Discussion

- 高パフォーマンスの事例ライブラリの構築
 - ガイドラインに従ったライブラリ構築の難しさ
 - 事例オーサリングの支援ソフトウェア

- 将来の研究トピック
 - 現実的な評価
 - 領域知識の組み込み
 - :形式的には無駄でも質的には重要な質問も
 - 事例のオーサリング段階
 - :CLIRE はライブラリありきの修正のみ

4 Enhancing Dialogue Inferencing

- ユーザ入力からの推論の必要性
- 印刷の事例ライブラリの例 (→ Figure 6.)
 - Q21・24 は問題記述に含まれる
 - 回答の推論の必要性 (Q21 「黒い筋」, Q24 「はい」)
 - ルールベース推論
 - 例: IF 「黒い筋」「紙」が含まれる THEN Q24 の回答は「はい」
 - 問題点: 全入力パターン・関連する質問の用意が必要, 知識獲得問題

Figure 6. CCBP の会話中の対話推論の例

ユーザの最初の問題記述: 印刷すると紙に黒い筋が出てしまう
 問題記述に対し表示されるランクの高い質問:

1. Q21: 印刷の質はどのようになっていますか?
2. Q24: 印刷の質に問題がありますか?
3. Q18: ちゃんと紙の印刷面を上にはしていますか?
4. Q25: どのようなメッセージが表示されていますか?

- NaCoDAE のモデルベースアプローチ (→ Figure 7.)
 - Parka-DB の組み込み [Hendler 1996]
 - 暗黙的ルールの自動生成

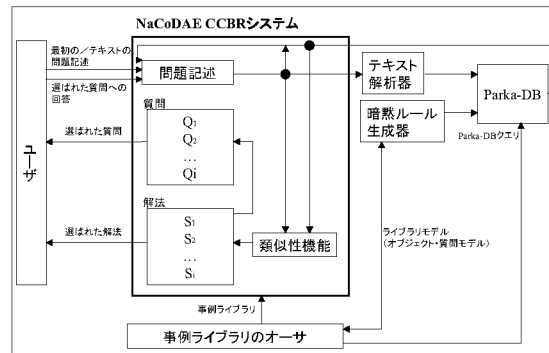


Figure 7. CCBP の会話における対話推論のためのモデルベース支援

4.1 Model-Based Dialogue Inferencing

- 事例のオーサからの知識抽出
 - オブジェクトモデル (領域オブジェクトの関係)
 - 質問モデル (質問とオブジェクトの関係)
 - 意味ネットワーク表現
 - モデルから暗黙的ルール生成器がルール生成
 - Parka-DB が回答検索
- ライブラリモデルのエディタ (未実装)
 - オブジェクト抽出と関係付け
 - 例: 「プリンタは自己テストを印刷できますか?」 → 「自己テスト」「プリンタ」, 印刷と関係付け (→ Figure 8. オブジェクトモデルの例, Figure 9. 質問モデルの例)

- 連鎖ルールの抽出
 - 質問モデルの 2 ルールの解釈
(例：Q21 の回答から Q24 の回答が抽出可能)
 - サブグラフのマッチング (→ Figure 10.)
(例：《Q21, 黒い筋》→ 《Q24, はい》, 《Q21, かすれ》と類似)

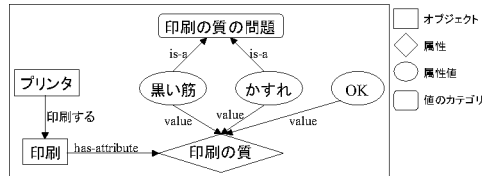


Figure 8. プリンタのトラブルシューティング用ライブラリのオブジェクトモデルの一部

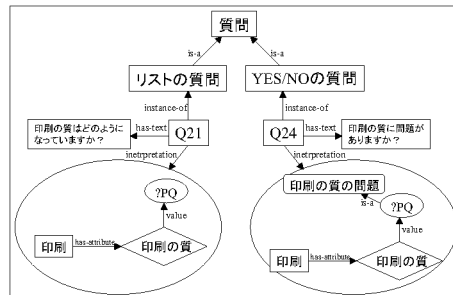


Figure 9. プリンタのトラブルシューティング用ライブラリの質問モデルの一部

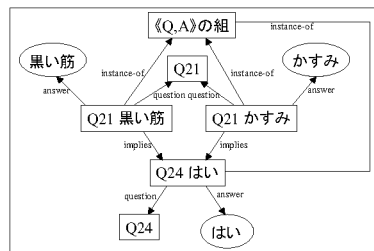


Figure 10. プリンタのトラブルシューティング用ライブラリの 2 つの暗黙ルールの連鎖

4.2 Evaluation

- 対話推論による効果 (回答する質問数を減らす)
- 印刷の事例ライブラリを使用
 - 63 のテキストからモデル構築・43 の連鎖ルール抽出
- LOICV による実験
 - $s=4, q=6$ (前節の k, n ?)
 - テキスト：テキスト記述に適用
 - 連鎖：質問回答に適用
- 結果 (→ Table 3.4.)
 - 印刷は問題が小さいため効果低
 - ACDEV で効果確認
 - 別のライブラリ (Xerox 社から頂戴) でも類似結果

Table 3. ACDEV のライブラリ時の対話推論の切除研究結果

使用ルール	正確さ	効果	推論数	
			テキスト	連鎖
なし	95%	2.78	-	-
テキスト	96%	2.48	0.29	-
連鎖	94%	2.40	-	0.35
両方	96%	2.20	0.27	0.36

Table 4. ACDEV のライブラリ時の対話推論の切除研究結果

使用ルール	正確さ	効果	推論数	
			テキスト	連鎖
なし	86%	7.72	-	-
テキスト	91%	7.46	0.57	-
連鎖	87%	5.58	-	1.94
両方	88%	5.37	0.68	2.05

4.3 Discussion

- モデルベースアプローチ
 - テキスト：質問と問題記述に共通要素がある時に効果的
 - 連鎖：事例のデータが多く、質問間に関係がある時に効果的
 - 知識の補完と正確さが重要
 - :連鎖ルールを半分削除したらパフォーマンス減
 - :ノイズルールを加えたら 15%減（何が何に対して？）

5 Conversational Case-Based Planning

- CCBP の統合タスク（計画・デザイン）への適用
- HICAP
 - NaCoDAE の拡張・計画課題への適用

5.1 Plan Authoring Task

- NEO への適用
 - Non-combatant Evacuation Operations：非戦闘員の後送
 - 多要素（軍事物資・気象予測等）を考慮する複雑な課題
 - 軍事ドクトリン
 - :戦略・作戦計画のフレームワークを規定
 - :戦術上の問題には触れず
 - 過去の経験を活用
- NEO 計画オーサリング支援の要件
 - ドクトリン主導
 - インタラクティブ
 - 事例利用の提供
 - 簿記

5.2 HICAP:An Interactive Case-Based Planner

□構成

- HTE [Muñoz-Avila 1988]
 - タスク分割エディタ
 - ドクトリンの編集・戦術行動における作戦タスクの選択（戦略レベルは政治判断が絡むので対象外）

- NaCoCAE/HTN (→ Figure 13.)
 - 階層タスクネットワーク (HTN) による NaCoDAE の拡張版
 - ユーザの HTE での作業支援

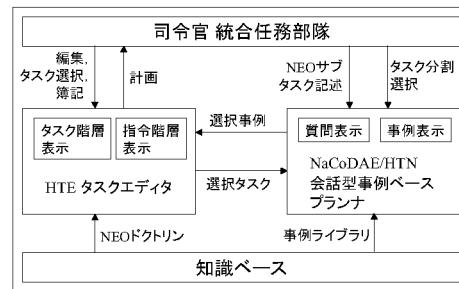


Figure 13. HICAP のアーキテクチャ

□問題表現

- HTN によるプラン表現 [Erol 1994]
 - HTN : タスクと順序付け関係の集合
 $N = \langle \{T_1, \dots, T_m\}, \prec \rangle \ (m \geq 0)$
 関係 $\prec : T_i \prec T_j \ (i \neq j)$, タスク間の制限を仮表現
- 問題解決の実行
 - タスクのサブタスク分割手法の適用により実行
 - 手法
 $M = \langle l, T, N, P \rangle$
 l : ラベル, T : タスク, N : HTN, $P = \langle p_1, \dots, p_k \rangle$: 適用の予条件
 P が満足 $\rightarrow M$ を T に適用 $\rightarrow N$ が生成
- タスクのタイプ
 1. 分割不可能タスク
: 戦術行動・ネットワークの葉に相当
 2. 唯一分割可能タスク
: ドクトリンに規定・無条件 ($P=0$)
 3. 複数分割可能タスク
: 問題解決文脈に従って複数通りに分割可能

□概要

- 入出力
 - 入力 : ドクトリンを記述した HTN, 命令階層の HTN, サブタスクの事例集合
 - 出力 : 葉に戦術行動を持つ HTN
- HTE
 - 計画・タスクの管理
 - 簿記ツール, タスク階層 HTN・命令階層・タスク割当・タスクの順序付けの表示
 - 用途
 1. HTN とリンクの閲覧・編集
 2. 細分割するタスク選択
 3. タスクへの兵員の割当
 4. タスク完了状態の記録
- 知識ベース
 - NEO ドクトリンの知識を HTN として抽出
: 200 以上のタスクと順序付け関係
 - NEO の作戦に使用される JTF 命令階層
 - 各タスクに関する JTF
- Figure 14. HTE のスクリーンショット
 - 左 : ドクトリンに従ったタスク (表示順に実行)
 - 右 : 関係する JTF

□事例

- 解法
 - 複数分割タスク
- 仕様 (《 q, a 》) の組・質問に相当
 - 事例を適用するための予条件
- 事例の種類
 - SOP(Standard Operational Procedures) 事例：作戦マニュアルの標準作戦手続き
 - NEO 事例：過去の NEO で行われたタスク分割
- 事例利用の概要
 - ユーザはタスク T を解く／分割するために HTE を使用
 - NaCoDAE/HTN はユーザと会話・ T を分割可能な事例を提示
 - 予条件が満たされれば事例を T の分割に適用
 - 適用事例がなければ条件を再ランク付けして表示
- 例
 - 標準手続き：軍備に先立ち大使館に避難民を集めるよう国務省に要求
 - 条件が満たせなかった事例：JTF を East Exit で展開・Sharp Edge の避難民を数箇所に集中後、護送隊を組織

□ NaCoDAE/HTN の使用

- 作戦レベルタスクの改良作業
- NaCoDAE との相違点
 1. 会話の最初の頃に獲得した計画シナリオ情報は事例の類似度計算に利用可能
 2. ユーザが選択する解法はタスク分割に適用 (解法は行動系列ではない)
 3. SOP 事例の使用には完全な条件充足が必要
(過去の NEO 事例は全条件を満たさずとも・ユーザの回答が事例と異なっても使用可能)

□つまり …

- HICAP
 - HTE と NaCoDAE/HTN を統合したツール
 - ドクトリンと事例に従って計画を作成
- 5.1 節で述べた要件の満足

5.3 HICAP Example

- NEO の計画
 - トップレベルのタスク (必要なら修正・割当) から開始
 - タスクの選択・拡張
(→ Figure 14. 処理中間段階・タスク「避難民集合エリアと避難民管理センターサイトを選択」)
- 例：避難民の集合エリア
 - SOP では大使館を指示・不可能な場合もあり
 - ユーザは NaCoDAE/HTN と会話 (→ Figure 15. 左)
 - 質問「大使館と避難民の間に敵がいますか？」, 回答「不明」
→ (Figure 15. 左) 2 番目の事例と完全にマッチ・事例のランキングを修正 (Figure 15. 左)
 - このタスクを 2 つのサブタスクに分割 (→ Figure 16.)
 1. UAV (無人航空機) を送る → 分割不可能・戦術行動に相当
 2. 敵は現在のものか決める → NaCoDAE/HTN と会話
 - ユーザが「UAV の敵検出手法」を選択 → 敵処理サブタスクが HTN に追加 (→ Figure 17.)
 - このタスクを分割 → 対話 → 質問「敵軍は …」, 回答「はい」 → 避難民を数箇所に → …

5.4 Evaluation

- NEO タスクの計画
 - 軍事シミュレータ + HICAP
 - 2人の研究者が一方の操作を担当
- 評価方法- HICAP ユーザは敵軍に関する予備知識なしで操作
 - 3種類の選択手法と比較
 - :ランダム選択・ヒューリスティック選択・過去のNEOで頻出のものの選択

□ ModSAF シミュレータ

- MCSF (Marine 社の SAF) を使用- ModSAF (Modular Semi-Automated Forces) の一種? 軍事シナリオシミュレータ
 - MCSF の米大使館のシミュレーション (→ Figure 18.)
 - 単純な NEO をシミュレート可能

□ 実験方法

- NEO サブタスクの生成
 - 64人の避難民を(非居住地域等から)大使館に移動させる方法
 - 避難民は森林で覆われた未開発地域の通過が必要
 - 4通りの解法計画:
 - 1.8 台の装甲トラックで避難民を陸送
 - 2.8 台の装甲トラックを 8 台の戦車で護送して避難民を陸送
 - 3.8 台のヘリコプターで避難民を空送
 - 4.8 台のヘリコプターを 8 台の攻撃ヘリで護送して避難民を空送
 - 2種類の敵軍
 - :2つの歩兵チーム
 - :対戦車ミサイル・対空ミサイルのいずれか一方を所持
 - 4通りの計画 × 2種類の敵軍 × 各 10 回実行 = 80 回のシミュレーション

□ 結果

- 評価基準
 - (1) 避難民の死傷者, (2) 友軍の死傷者, (3) 敵軍の死傷者
- MCSF の結果 (→ Table 5.)
- HICAP の結果
 - シナリオ 1: 計画 4 を選択 (敵の対戦車ミサイルに対し空送/護送)
 - シナリオ 2: 計画 2 を選択 (敵の対空ミサイルに対し陸送/護送)
- HICAP と 3 種類の選択手法の比較
 - 常に最良 (→ Figure 19.)

Table 5. MCSF の 80 回のシミュレーションによる死傷者 (平均と標準偏差) の概要

戦術計画	シナリオ 1						シナリオ 2					
	避難民		友軍		敵軍		避難民		友軍		敵軍	
陸送	6.4	5.1	0.8	0.6	5.5	1.3	0	0	0	0	0.8	
陸送/護送	3.2	10.1	7.4	1.5	6.5	1.8	0	0	0	0	0.6	
空送	56.0	9.2	7.0	1.2	0		64.0	0.0	8.0	0.0	0	
空送/護送	0		0.8	1.5	8.0	0.0	20.0	18.6	18.6	6.3	5.7 2.9	

5.5 Discussion

- HICAP は階層タスクの作成を支援
- 初めてインタラクティブな計画作成に CBR のタスクガイドラインを統合
- 現在も拡張・他ツールと統合中

6 Related and Future Research

6.1 Interactive CBR

- 商用 CCBR システムの成功
 - Inference 社に続く類似システムの多発
 - 3つの研究グループによるこのトピック (interactive?) の追求
- [Shimazu 1994,2001]
 - 複合インタフェースによる事例検索・複数階層による事例インデキシング・エントロピーによる質問ランキング
 - 計画タスクへの適用
- FindMe システム [Burke 1997,1999]
 - 最高ランクの解法・事例のみに焦点
 - ユーザへの質問の別解要求による検索
- Yang らの CASEADVISOR
 - 会話型事例ベースのメンテナンス [Racine 1997]
 - 質問重み付け学習アルゴリズム [Zhang 1998]
 - 等々, 著者らが将来使いたいものが
- インタラクティブ CBR の代替形式
 - ユーザに決定木で質問提案・ユーザ主導ではない
 - INRECA[Manago 1993], NODAL_{CBR}[Smyth 1994], CS-IBL[Tan 1990]

6.2 Case Library Authoring

- 事例オーサリングの自動化研究は少ない
 - [Heider 1997, Kitano 1993, Ku 1996] 等
- 著者らとの相違点
 - 事例は同性体 (同じ質問を持つ) と仮定
 - ユーザ主導ではない

6.3 Model-Based CBR

- モデルベース CBR フレームワークの長い歴史
 - CADET[Navinchandra 1991], CARMA[Hastings 1995] 等
 - CCBR ではモデルベースアプローチの採用はないっぽい

6.4 Crisis Response Planning

- CBR(Case-Based Planning)
 - 広範な研究領域
- NEO の知的ツールは他にない
 - HICAP が先駆

7 Conclusions

- 著者らの会話型 CBR の研究を概説
- NaCoDAE
 - CLIRE: 事例ライブラリ修正
 - Parka-DB: 会話検索の効果向上
- HICAP
- CCBR 研究はポピュラーになりつつある
 - 実用性が示された・簡易である
- 他手法との統合への興味