

次世代電子カルテへ向けて

済生会熊本病院院長

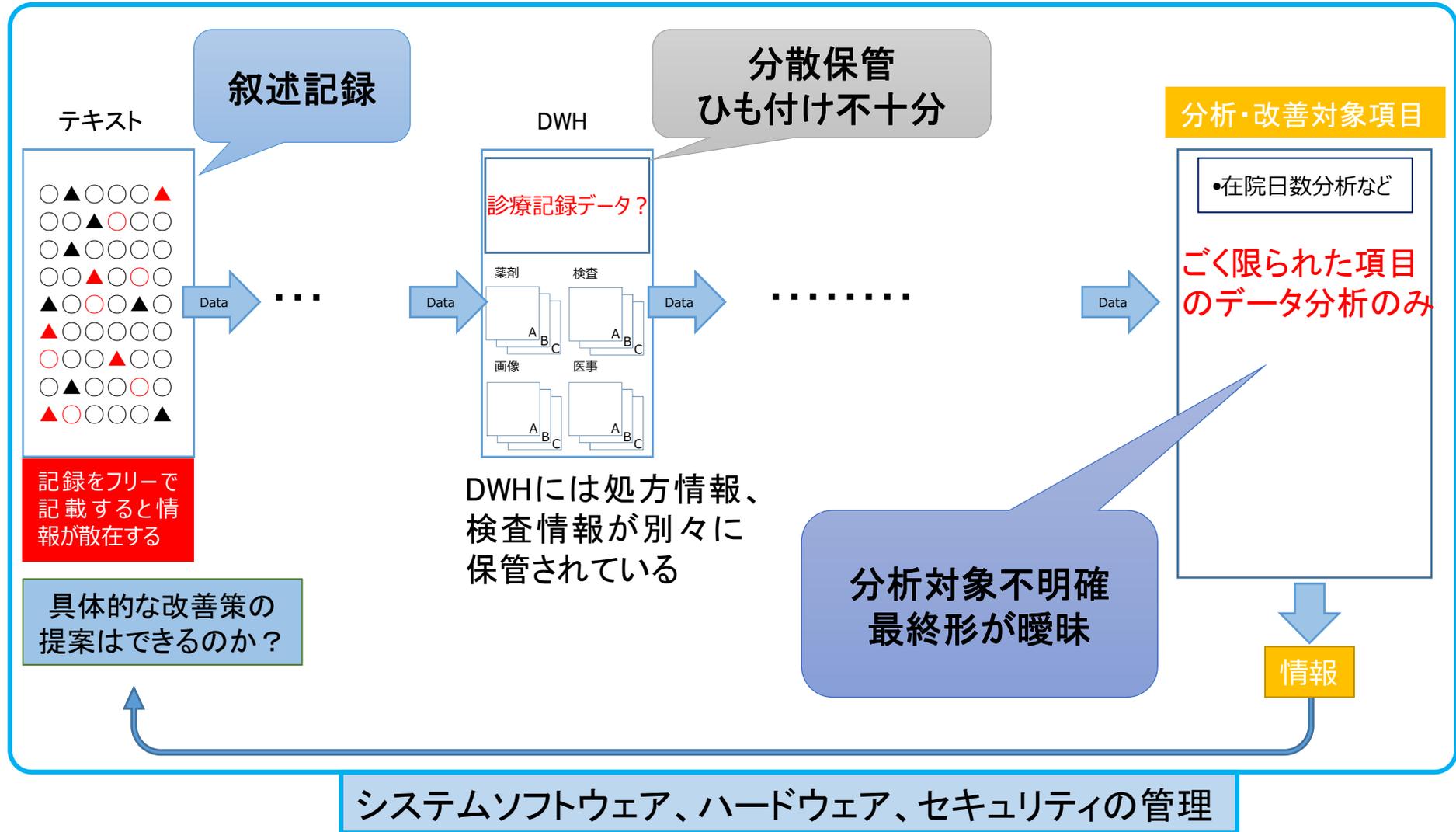
日本クリニカルパス学会理事長

副島秀久

論点

1. 現行の電子カルテは導入・維持コストが高く、データ活用や医療の質向上、効率化が困難である
2. この解決のため、構造化言語の使用と入力制御、さらに格納基準を整備したDWHを持つ次世代の電子カルテのプロトタイプNECVを開発した
3. これにより医療プロセス、コスト、アウトカムの分析と可視化が迅速かつ容易になった。今後、質管理、新薬創出、ベンチマーク、共同治療研究、副作用情報収集の効率化が可能になる
4. 将来、格納基準の規格化、マスター整備がさらに進めば記録と同時にビッグデータベースが生成され、診療支援、最適治療計画、診断支援などAI開発への展望が大きく開ける

現在の電子カルテにおける問題点



構造化言語としてのBOM(Basic Outcome Master)

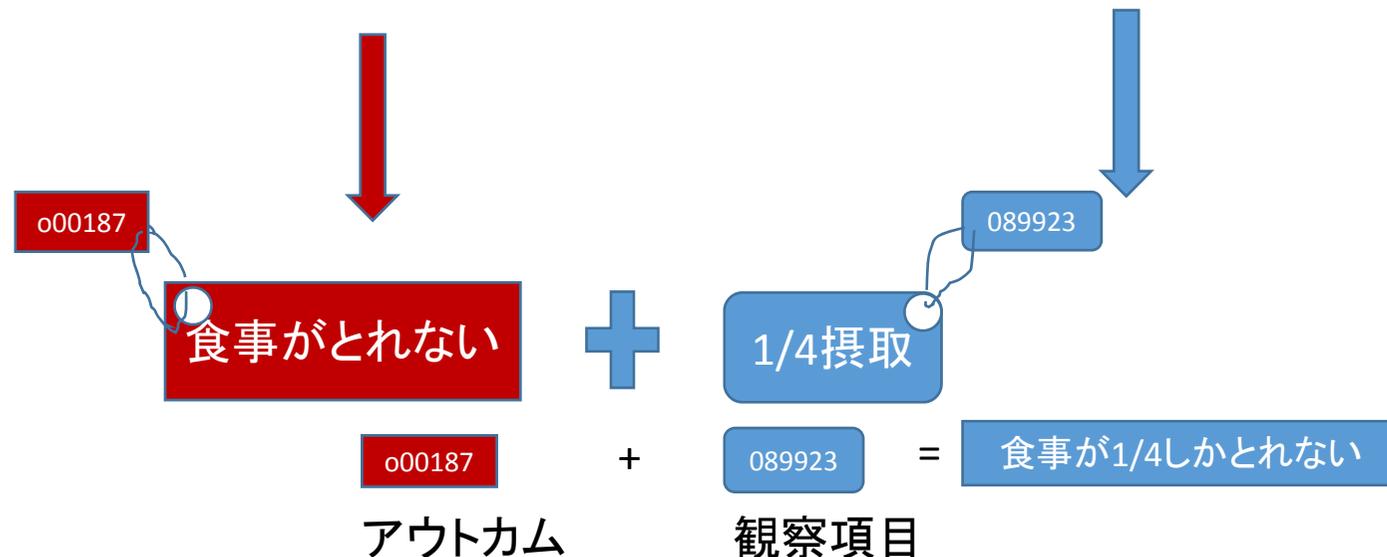
自然文から有意な情報を効率よく取り出すことは難しい



文章の内容を説明する意味情報(メタデータ)

このメタデータを記述する用語を定義する構造を構築する(構造化言語)

「数日前から食欲なく、食べたいと思わない。好きなものでも4分の1しか食べれない」

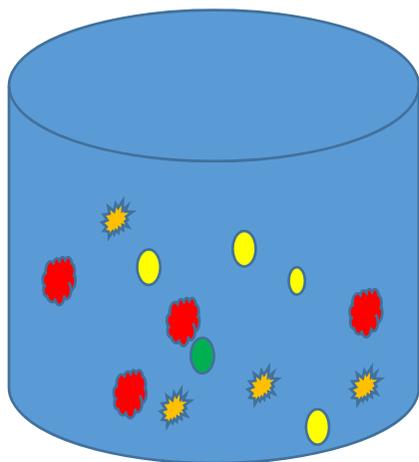


自然文の意味情報を構造化する

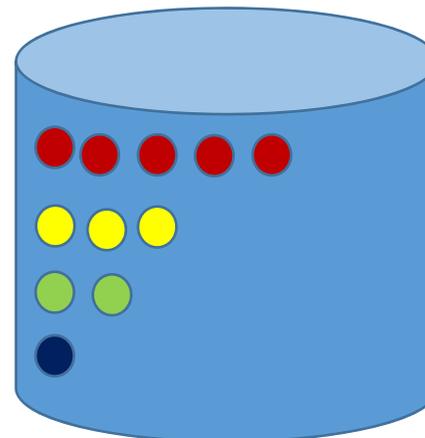
定義を記号化する

DWHの格納ルールを定める

- ビッグデータの処理が迅速化
- 電子カルテの互換性確保
- 電子的記録の継続性確保

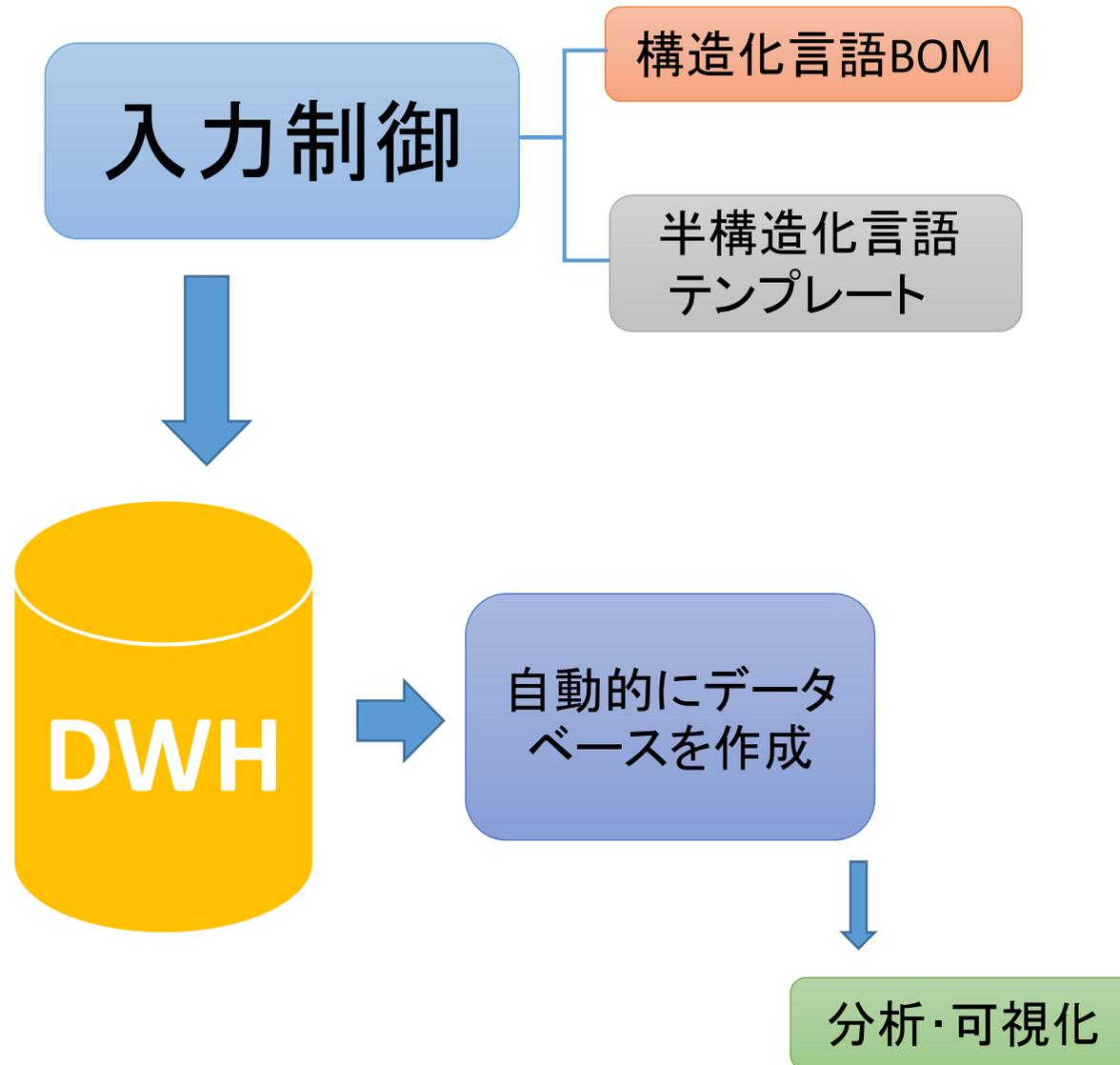


無秩序のかつ紐づけなく
存在すると分析が困難



クリーンな構造化データが
整然と格納される必要がある

電子カルテで検索・収集・判定を可能にするためには



NECVとは

(**N**ovel **E**lectronic **C**linical Pathway **V**iewer)

- 電子カルテに日々の記録を入力することで、自動
的にDBを生成する
- 一般スタッフでも電子カルテから直接、瞬時にグラ
フを見ることができる(一次利用)
- 表示されたデータはExcelやCSVで出力し、さらに
深い分析ができる(二次利用)

NECV (Novel Electronic Clinical pathway Viewer)

パス別管理一覧

パス名	件数	平均日数	平均費用	平均入院日数	平均手術日数	平均入院費用	平均手術費用	平均入院日数	平均手術日数
入院準備	11	3.0	1100	3.0	0.0	1100	0.0	3.0	0.0
入院準備	11	3.0	1100	3.0	0.0	1100	0.0	3.0	0.0
入院準備	11	3.0	1100	3.0	0.0	1100	0.0	3.0	0.0



バリエーション表示

患者別要約一覧

患者ID	患者氏名	性別	生年月日	病名	手術日	入院日	手術日	入院日	手術日
100001	田中 太郎	男	1970/01/01	胃がん	2014/05/10	2014/05/05	2014/05/10	2014/05/05	2014/05/10
100002	山田 花子	女	1965/03/15	肺癌	2014/06/01	2014/05/20	2014/06/01	2014/05/20	2014/06/01

患者ID	患者氏名	性別	生年月日	手術日	手術内容	手術日	手術内容
100001	田中 太郎	男	1970/01/01	2014/05/10	胃がん切除術	2014/05/10	胃がん切除術
100002	山田 花子	女	1965/03/15	2014/06/01	肺癌切除術	2014/06/01	肺癌切除術

患者別医療行為一覧

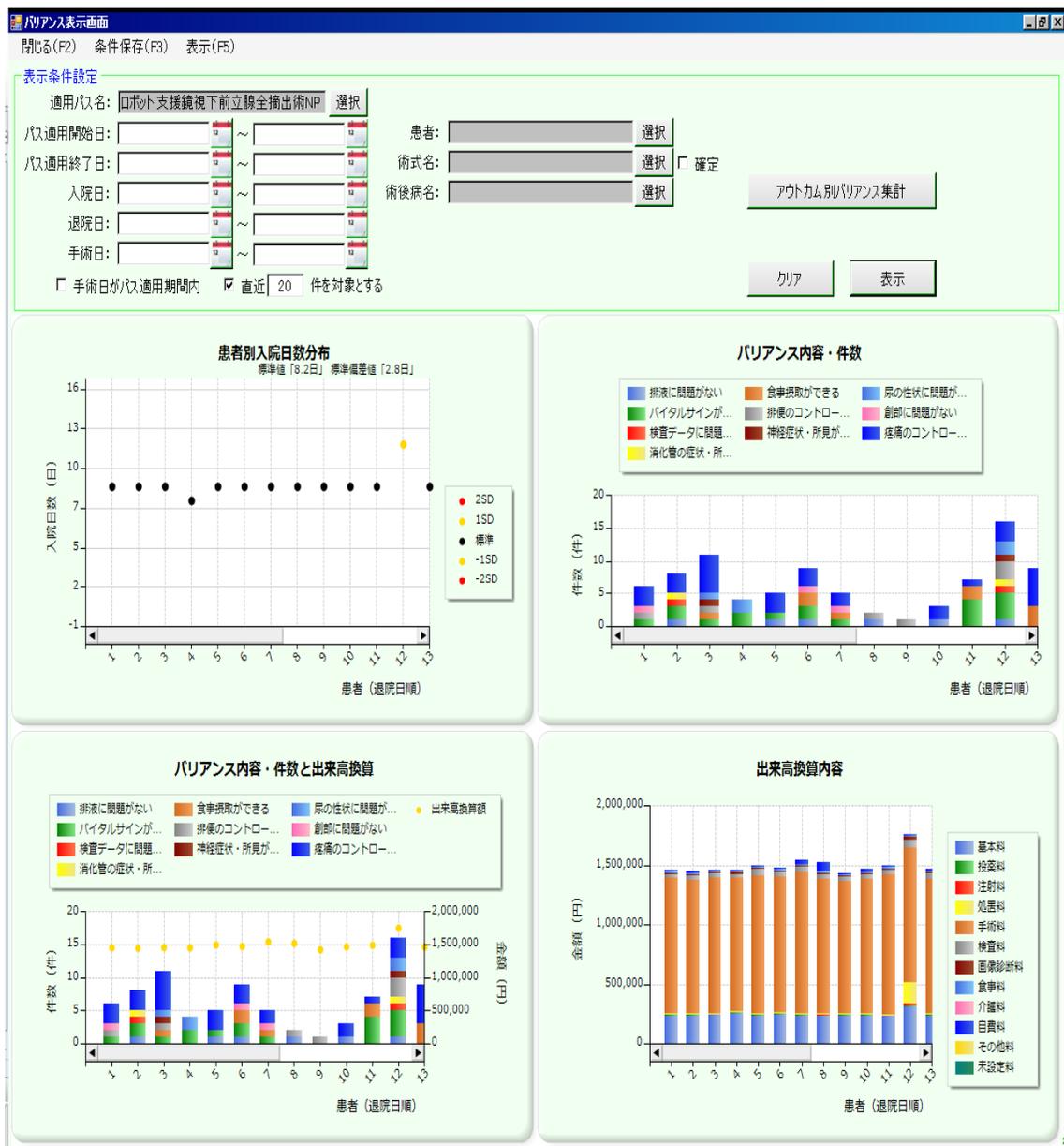
メニュー画面
ログアウト (F2)

- パス別管理一覧
- バリエーション表示
 - 患者別入院日数
 - バリエーション内容・件数
 - バリエーション内容・件数と出来高換算
 - 出来高換算内容
- 患者別要約一覧
- 患者別医療行為一覧

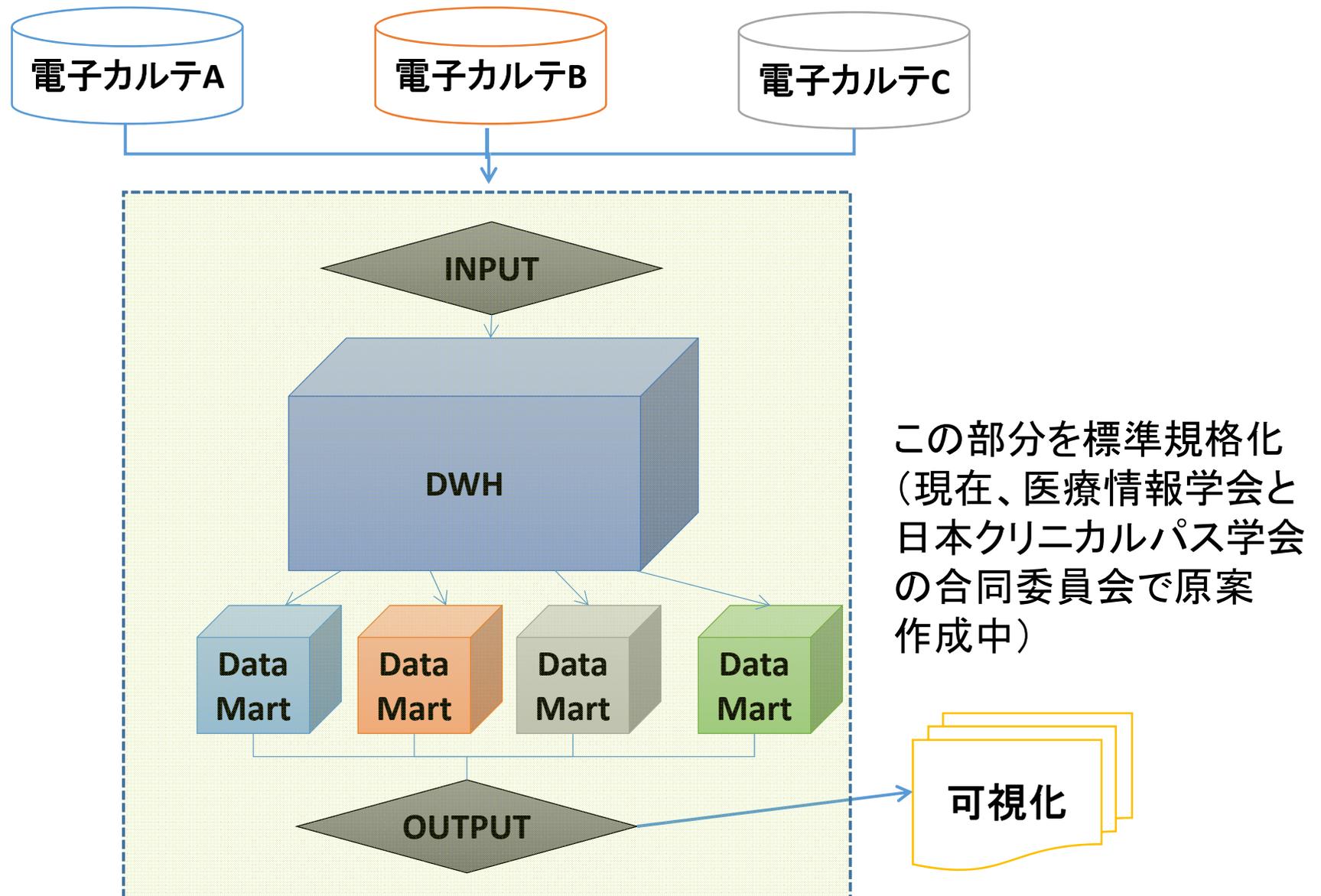
注意書き
現在、2014年05月までの医療データが確定されています。

NECV

バリエーション表示画面で、入院日数、バリエーション件数、バリエーション内容、費用とその内訳を見ることができる



これからの取り組み



標準規格を作ることで

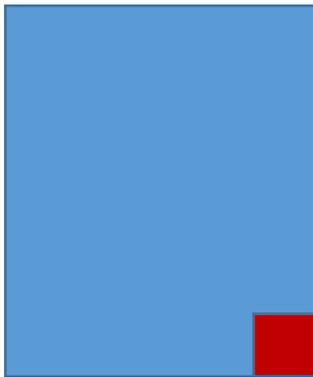
- 互換性、継続性の確保(どこの電子カルテでも共有可)
- ベンチマーキング(他施設からデータを集め分析比較)
- 大規模共同治療研究(治療研究の効率化、低コスト化)
- 副作用情報収集(迅速に収集分析し、対処が可能)
- 新薬創出(手がかりやヒントを得る)
- 患者個別の最適治療計画、最適予防計画の策定
- 医療費の適正化



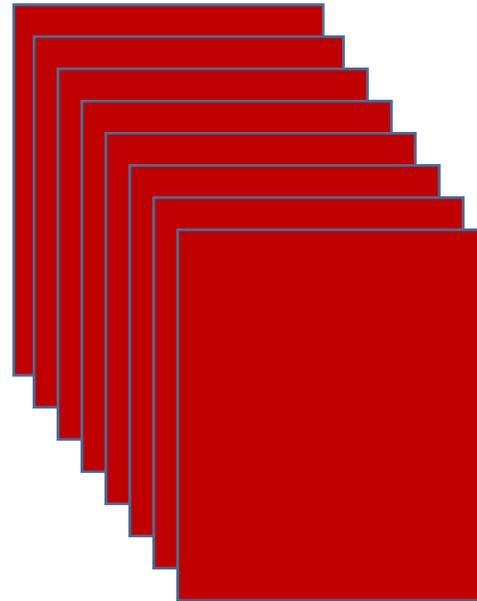
Big Dataを利用した研究の加速化、精緻化

- Volume ▪ Variety ▪ velocity

統計の意味が異なってきた



サンプルをとって全体を推測



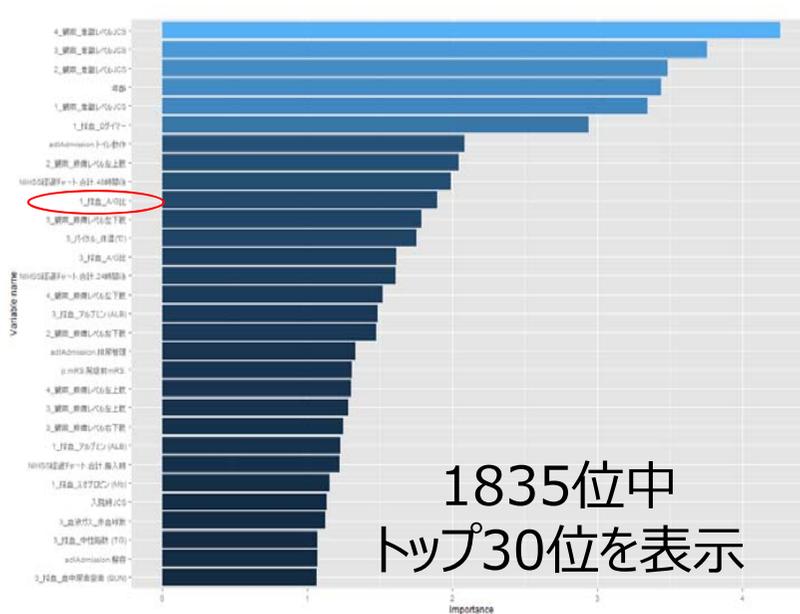
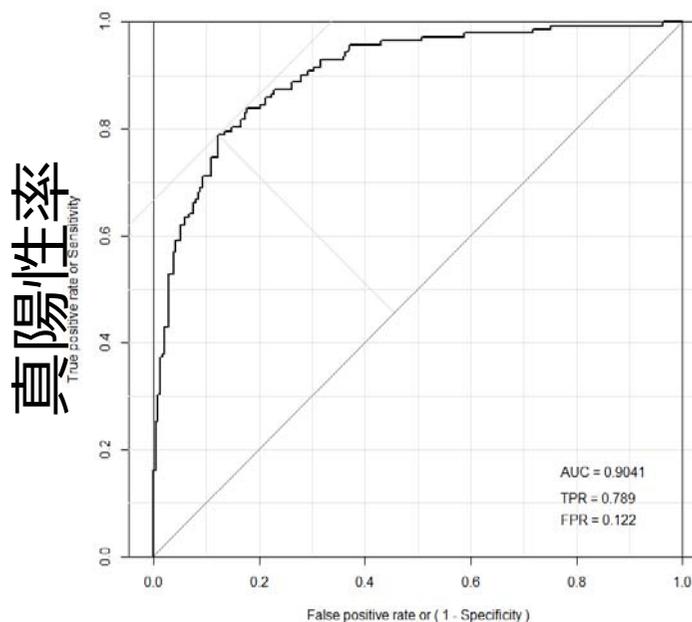
全数リアルタイム時系列調査

全数調査(地域ごと、時間ごと、イベントごと、季節ごと
施設ごと、医師ごと)

Big Data を利用したRandom forest 解析 (脳梗塞 379例: 目的変数 8日目自宅退院)

- AUC=0.90であり、
良好な予測性能

- 思いがけず、入院初日の
「A/G比」などが上位に



- JCS
- 年齢
- 血液検査
 - Dダイマー
 - A/G比
 - アルブミン
 - ミオグロビン
 - 赤血球数
 - 中性脂肪
 - 尿素窒素
- 入院時ADL
- 麻痺レベル
- NIHSS
- 体温
- 発症前mRS

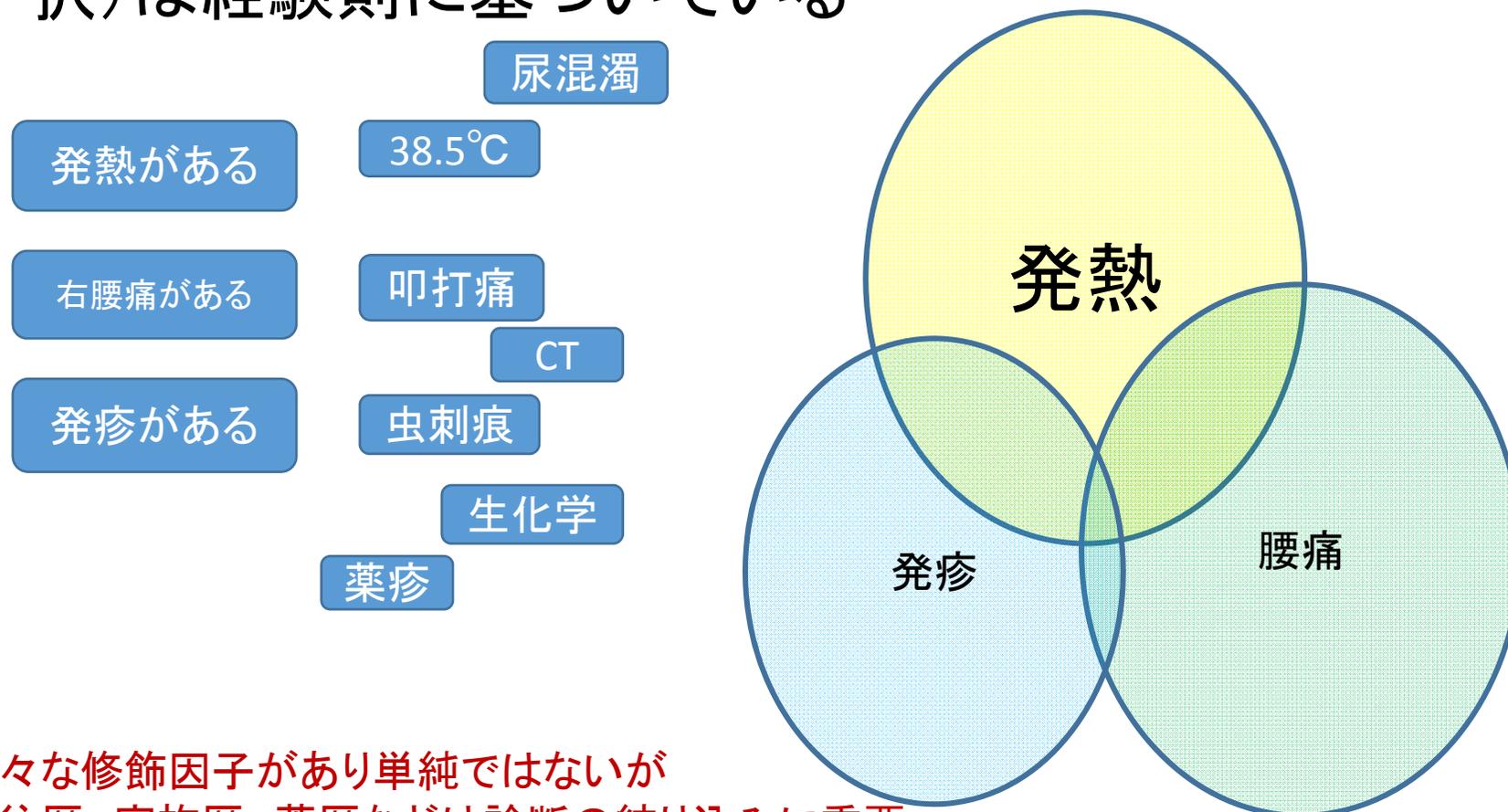
偽陽性率

小 重要度の大きさ大

こうした検査値に影響を与える薬剤を開発する

仮説推量 abductionによって診断支援、治療支援、治療確率予測が可能に

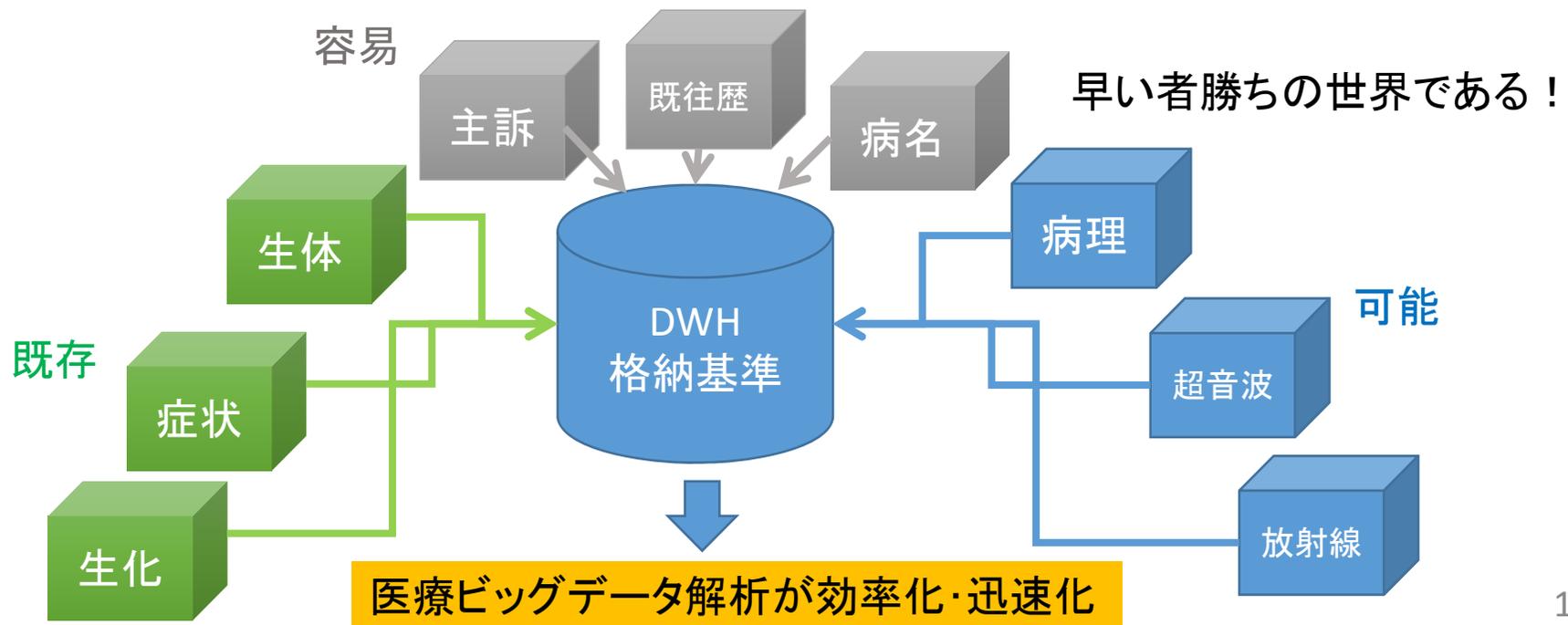
- 臨床推論；医療者の意思決定（診断や評価、選択）は経験則に基づいている



様々な修飾因子があり単純ではないが
既往歴、家族歴、薬歴などは診断の絞り込みに重要

医療のIT化をさらに進めるための方策

- **データ格納モデル**の規格化(情報学会+パス学会)
- **マスター**整備と維持管理(主訴マスター、病名マスター、既往歴マスター; 比較的安い費用で1年以内にプロトタイプ作成可能)
- レポートの**構造化**(放射線、病理、超音波; 2年ほどかかるがモデルができれば早い)
- **共通番号**の使用(保険診療と電子カルテの要件)
- マスター使用を**保険診療と電子カルテの要件**とする



データ収集・分析・可視化・AI

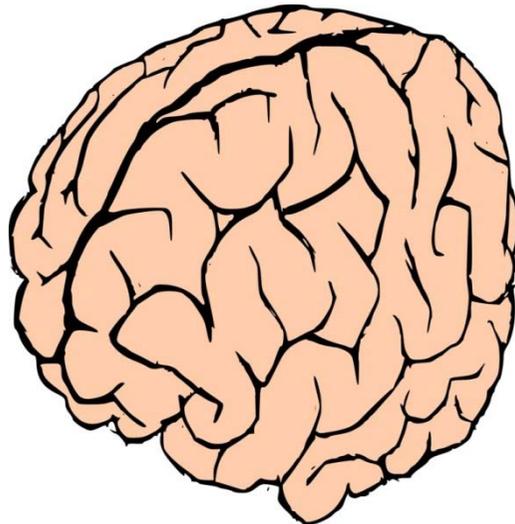
	A	B	C	D	E	F	G
1	[基本集計]				長期時系列表1 (1) 労働力人口 - 全国、月別結果		
2	[Basic Tabulation]				Historical data 1 (1) Labour force - Whole Japan, Monthly Data		
3					(千人)		
4					(In thousand persons)		
5					原数値 (2010年国勢調査基準切り替え以前の既公表値)		
6					Original series (initially released data before 2010-Census base revision)		
7							
8		年	月		両性計	男	女
9		Year and month			Both sexes	Male	Female
10							
12		平成17年	10月	Oct	6713	3300	2783
13		2005	11月	Nov	6636	3261	2736
14			12月	Dec	6586	3281	2699
15		平成18年	1月	Jan	6561	3264	2697
16		2006	2月	Feb	6549	3255	2694
17			3月	Mar	6597	3287	2710
18			4月	Apr	6652	3291	2751
19			5月	May	6725	3255	2799
20			6月	June	6717	3254	2793
21			7月	July	6688	3208	2780
22			8月	Aug	6699	3212	2788
23			9月	Sept	6711	3217	2794
24			10月	Oct	6718	3221	2797
25			11月	Nov	6669	3202	2777
26			12月	Dec	6598	3273	2725
27		平成19年	1月	Jan	6542	3261	2691
28		2007	2月	Feb	6572	3278	2694
29			3月	Mar	6632	3288	2733
30			4月	Apr	6712	3255	2788
31			5月	May	6757	3242	2814

クリーンなデータを制御された形式で記録することでデータベースができる



BIを使って可視化する

AI(人工知能)



学習

