

ビッグデータと人工知能（AI）が拓く 医療の未来

東北大学 東北メディカル・メガバンク機構
東京医科歯科大学 医療データ科学推進室

田中 博



本日のtopics

- ビッグデータは医療に何をもたらすか
 - ゲノム・オミックス医療
 - バイオバンク
 - モバイルヘルス
- 人工知能は医療に何をもたらすか
 - 人工知能の医療応用の現状
 - 人工知能の発展と限界
- ビッグデータ・AI時代の医学・医療
 - データ駆動的医科学の到来

ビッグデータは医療に何を もたらすか

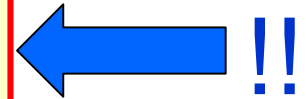
医療ビッグデータ時代の到来

- (1) 次世代シーケンサ (Clinical Sequencing)による「ゲノム/オミックス医療」における網羅的分子情報収集/蓄積
- (2) **Biobank/ゲノムコホート普及**による分子・環境情報の蓄積
- (3) **モバイルヘルス(mHealth)** によるWearable センサの連続計測による生理データの蓄積 (unobstructed monitoring)



DNA Sequencing Cost: the National Human Genome Research Institute

急激な大量データの出現
コストレス化かつ高精度化



ゲノム : 13年→1日(1/5000) 3500億→10万円(1/350万)

医療・ヘルスケアの土台を揺るがす
ビッグデータ医療時代の到来

米国のゲノム・オミックス医療の 3つの流れ



2005～ NGSの登場
(454, Solexa, SOLID)
2007/8～
シーケンス革命

ゲノム多型性の認識
.Hapmap2002開始
GWAS研究の興隆

TCGA (2006), 国際
がんコンソーシアム
ICCG(2008) の
成果2011から出現

Undiagnosed
Disease原因遺
伝子のPOC同定
MCW小児病院

薬剤代謝酵素多型性
電子カルテで警告

**裸のヒトゲノムの異常から発症する
疾患しか対象としていない!!**



Nic Volker (5 yo)



抗がん剤治療
Dana Faber

2008年

2009年

2010年

2011年

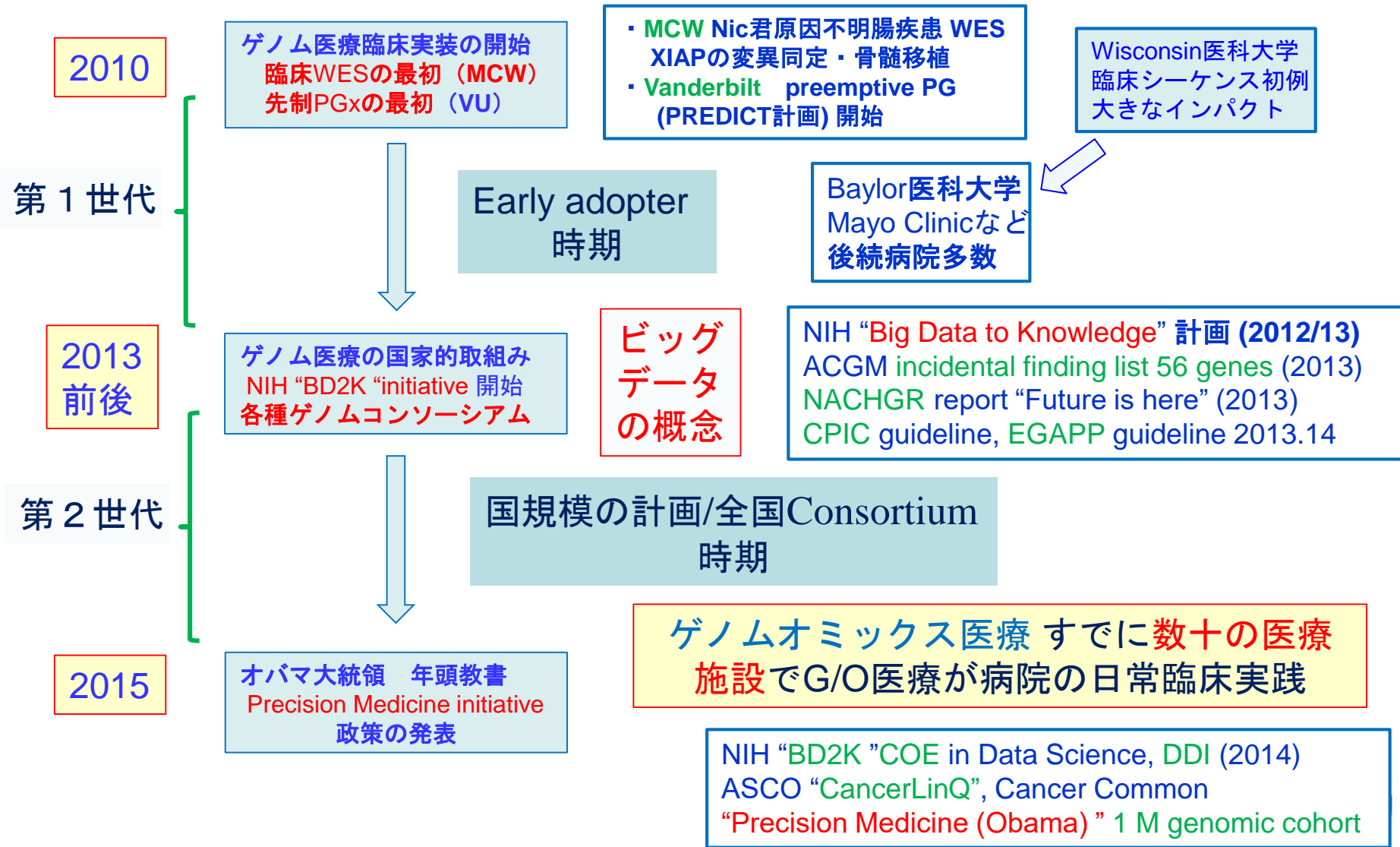
2012年

2013年

**ゲノム・オミックス医療
臨床実装(clinical implementation)**

ゲノム・オミックス医療の進展とビッグ・データ

2005~ NGS登場 (454 Life sci)
2007~ シーケンス革命



Precision Medicine Initiative

趣旨：基本は、個別化医療 Personalized Medicine の概念と変わらないが、目指していたのは診断/治療の個人化ではなく層別化であることを明確化



2015 年頭教書

概念の拡張：Personalized Medicineが標榜された時から10数年経っている

医療ビッグデータ時代の到来による個別化医療の拡張

- (1) 遺伝素因 X 環境(生活習慣)要因のスキーマ重視
SNPや変異 (Genome)だけでなく環境・生活習慣要因(Exposome) の重視、疾患発症は2つの要因の相互作用を明快に強調。電子カルテの臨床表現型 (Clinical Phenome)も疾患発症後には不可欠。3つの成因の重視
- (2) 日常生理モニタリング情報の包摂
モバイルヘルス(mHealth)・wearable sensorによる大量継続情報収集の重視
- (3) ゲノムコホート・Biobankの重視
Precision Medicineを実現する基礎として、ゲノムコホート/Biobankが必要であることを認識。Real world dataの重視

ビッグデータ医療の2つの流れ

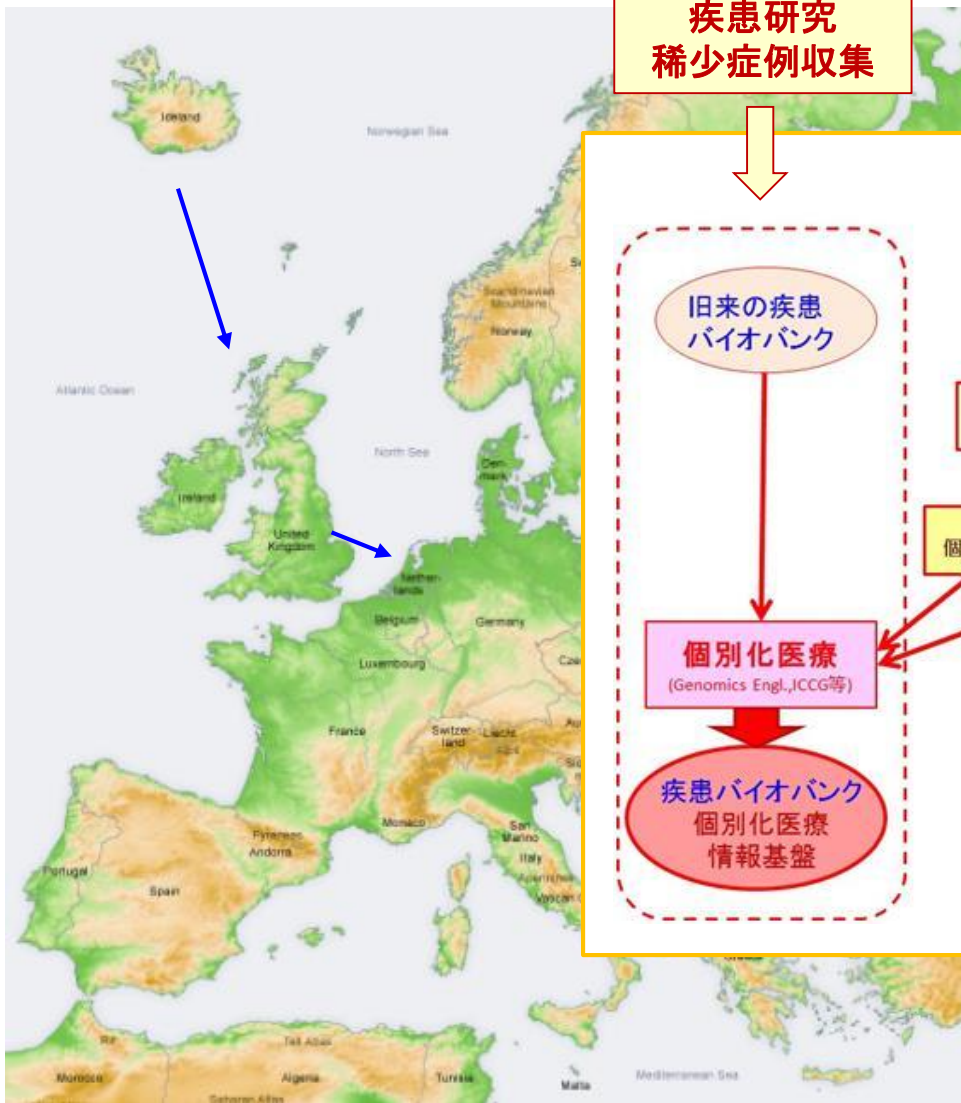
- 米国の流れ

- 次世代シーケンサの急激な発展による「シーケンス革命」からの怒濤の展開（2010から）
- 「治療医学」レベル質的向上のためにゲノム情報を取り入れた臨床実装の推進
 - 稀少疾患の原因遺伝子変異の同定
 - がんのドライバー遺伝子変異の同定と分子標的薬の選択
 - 薬剤代謝酵素の多型性の同定と個別化投与

- 欧州の流れ

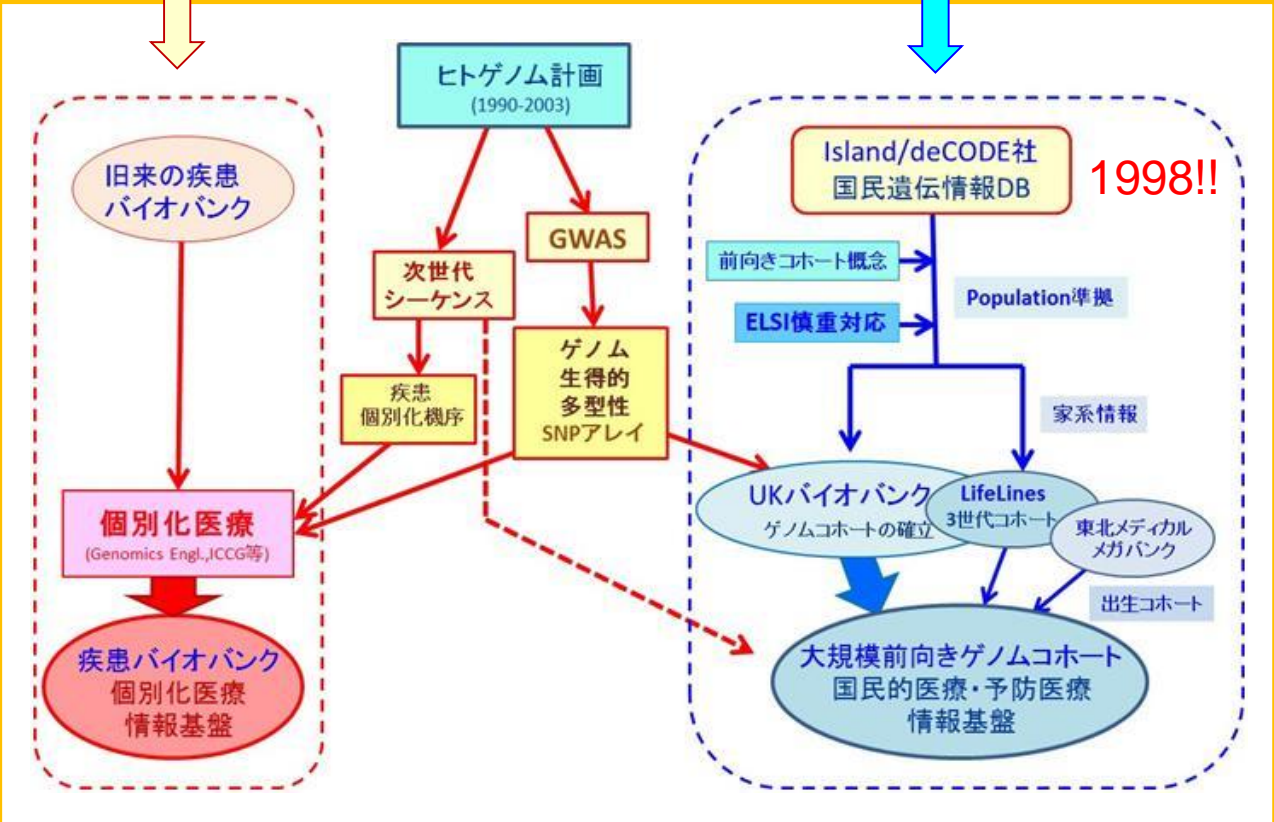
- 社会福祉国家の理念より国民医療（医療の国民レベル）の向上
- 「予防医学」レベル質的向上のためにゲノム情報を取り入れたバイオバンク推進
- 大規模前向きpopulation型バイオバンク/ゲノム・コホートの確立
 - 遺伝的素因だけでなく環境要因（生活習慣）との相相互作用を解明し、「ありふれた疾患」発症を予測し、これに基づいて個別化予防する。
 - 疾患を発症前に対応して発症を防ぐ「先制医療(preemptive medicine)」や「予測医療(predictive medicine)の実現を目的

第2の流れ 欧州のバイオバンクの普及



疾患研究
稀少症例収集

「集合的遺伝情報」による
国民レベルでの医療向上



バイオバンクの概念

- **＜集合的遺伝情報＞の価値の認識**
 - アイスランドdeCODE社
 - 「全国民の遺伝情報データベース」の概念
 - 「集合的な遺伝子情報」を用いて国民の医療の未来を拓く **1998年**
- **deCODE社の失敗からUKBiobankへ**
 - 国民の理解獲得へ（**2002年**，**倫理綱領**）
 - 「**大規模population**準拠型ゲノムコホート」の概念と多因子疾患

Biobank/ゲノムコホートへの期待

- 疾患型バイオバンク/ゲノムコホート
 - 個別化医療の層別化パターンの網羅的摘出
 - 病院ゲノム・オミックス医療DBを補う
- **Population型（健常者）コホート**
 - (1) 前向きコホートの長所により発症要因同定
疾患発症相対リスク 「個別化予防」
＝遺伝子要因 × 環境生活習慣要因
上記の**相互作用**を評価 (exposome, expotype)
 - (2) 「健康から疾患発症に至る過程」を多数収集
「**先制医療受攻状態**」 (vulnerable period)同定
⇒ 先制医療薬の開発, QOL・医療経済的にも良策
 - (3) 慢性疾患患者のコホート
⇒ 重症化・合併症のリスク因子

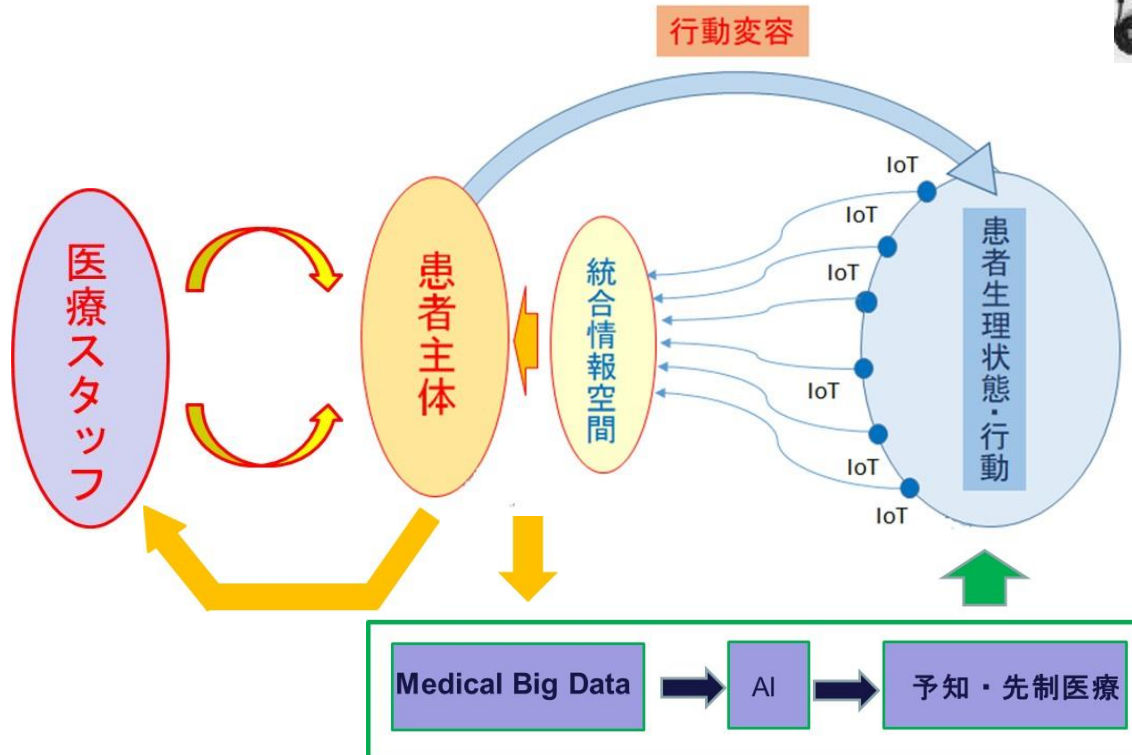
ビッグデータの第3の流れ

mHealth

ビッグデータの第3の流れ mHealth

- 源流 : Quantified Self 運動
 - “Self knowledge through self-tracking”
 - 源流は1970年代から
 - 雑誌“Wired Magazine”で提言
 - 2007; Wolf, Kelly サンフランシスコ
 - IoT (internet of things), Wearable Sensor

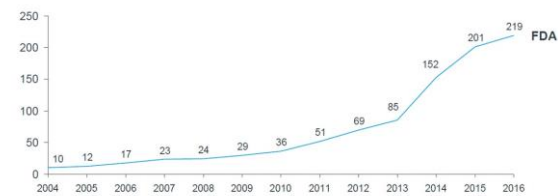
QS
Quantified Self



モバイルヘルスの治療への発展

- 生活習慣病に対する「情報による治療」=情報薬
- WellDoc 糖尿病管理システム
 - 患者にはスマートフォンにアドバイス
行動支援・服薬支援・生活支援
 - 2011年、比較試験においてHbA1cに有意差
 - FDAに薬事承認 非薬剤治療
 - 患者中心医療, Non-pharmacological Intervention

薬事承認されたデジタルヘルスアプリ数の推移
FDAで承認されたデジタルヘルスアプリの数は継続的に増加

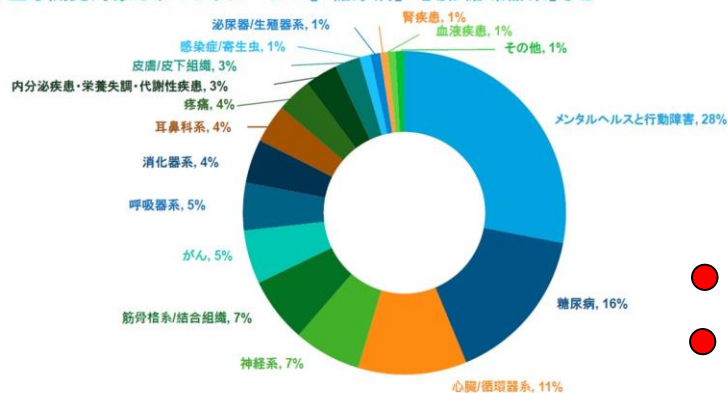


出典: The mobile medical apps example page for a list of examples FDA cleared or approved apps. 2017年1月9日閲覧

デジタル・セラピューティクス(DTx) 代表的アプリ

疾患カテゴリに属するアプリの対象疾患

アプリの主な開発対象は、「メンタルヘルス」「糖尿病」「心臓/循環器系」など

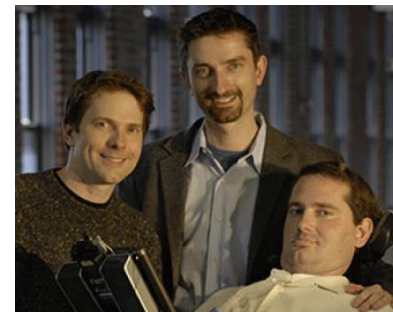


出典: 42 Matters, 2017年7月; IQVIA AppScriptデータベース, 2017年7月; IQVIA研究所, 2017年7月

DTx	開発企業	アプリ概要
 		<ul style="list-style-type: none"> 物質使用障害(アルコール、抗不安薬、カフェイン、幻覚剤、オピオイド、タバコなどの依存症)の薬物併用療法(行動療法) 統合失調症の薬物併用療法(行動療法)
		<ul style="list-style-type: none"> 不眠症の行動療法
		<ul style="list-style-type: none"> COPDの自己管理(服薬指導、服薬管理、運動啓発)
		<ul style="list-style-type: none"> 2型糖尿病の自己管理
		<ul style="list-style-type: none"> 小児ADHDに対するビデオゲーム療法
		<ul style="list-style-type: none"> インスリン製剤であるLantus(Sanofi)およびインスリンLevemir(Novo Nordisk)と連携した服薬管理・指導



患者団体SNSの興隆



- PatientLikeMe
 - 2004, Heywood 3兄弟の一人がALSに罹患したことから情報収集
 - 「体験情報共有型」患者コミュニティ
 - 現在65万人会員、2900疾患・病態、100以上論文
 - 自分と同じ病状の人をクリックすると、その人のプロフィールとともに、症状の変化、対策（処方薬、サプリメントなど）、周辺症状の変化が提示される
 - 米国の患者の1/3はPatientLikeMeを信じる
- そのほかに
 - CureTogether, e-patient.net, Breast Cancer Alliance,
 - 稀少疾患関連：Multiple Myeloma Research Foundation, RareConnectなど。疾患DB構築・研究助成（Telethon伊）
- 米国医師会：警告
 - “trust your physician, not chat room”

参加型医療の興隆

IoTによる
連続測定

健康疾病情報
自己獲得/決定

PatientLikeMe
等
患者コミュニティの発達

患者集団による
疾病情報蓄積

患者中心主義
PROの治験での評価

Intelligent healthcare
consumerの登場

参加型医療

Participatory medicine

P4医学 (Hood)の1つ
Precision医療と共に
デジタル医療の1つ

医療におけるビッグデータ

I 次世代シーケンサによるゲノム情報

- 網羅的分子情報の急速な蓄積

II 大規模バイオバンクによる情報蓄積

- ゲノム情報・環境生活関連情報

III モバイルヘルスによる生理変量

- 連続的生理モニターによる情報蓄積

新しい
タイプの
医療ビッグ
データ

IV 表現型医療情報の蓄積

- 電子化の普及による医療情報の蓄積
- RCTに変わるReal World Dataの価値

旧来のタイプの
医療データの
大容量化

新しいビッグデータは従来と どこが違うか

新しいビッグデータの本質的差異 1

データ形式

従来の医療情報(IV)の「ビッグデータ」

N -Big Data ($n \gg p$)

医療情報・疫学調査では 属性数：数10から100項目程度
それに比して、個体数は万から億単位
(個体数ビッグデータ)

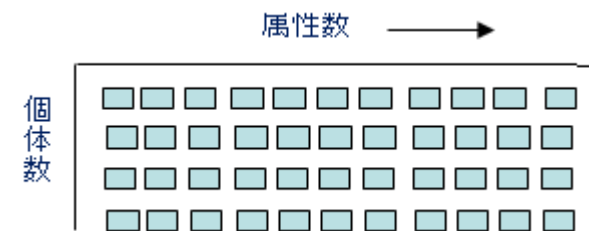
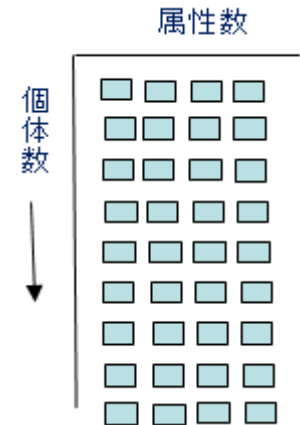
網羅的分子情報(I~III)などビッグデータ

P -Big Data ($p \gg n$)

1個体に関するデータ属性数が膨大、個体数が少数
(属性数ビッグデータ)

新NP問題！

相関行列が次元落ち
従来の統計学（多変量解析）
が適用不可



新しいデータ科学の必要性

新しいビッグデータの本質的差異 2

ビッグデータ収集の目的

従来の医療情報(IV)の「ビッグデータ」

Population medicineにおけるビッグデータ

ビッグデータ収集の目的：

個別を集めて「**集合的法則**」を見る

網羅的分子情報(I~III)などビッグデータ

ビッグデータ収集の目的：

「**個別化パターン**」を網羅的に調べる

どれだけの個別化パターンがあるか
多様性を網羅的に調べる

ビッグデータは医療パラダイムを 変革する

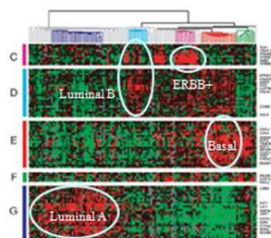
ビッグデータは 医療のパラダイムを変革する

- 医療は近年大きくパラダイム変換しつつある。
- 2000年頃から、「ビッグデータ医療」の概念出現の前に、パラダイム変換の概念として、次の2つの概念が提示されてきた

個別化医療

Personalized Medicine

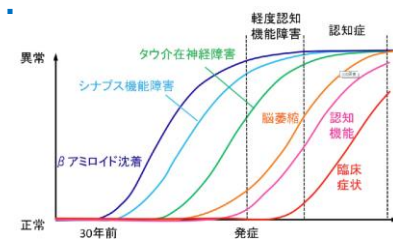
- ・ 従来のpopulation医学<One size fits for all>はもはや成り立たない
- ・ 同一の病名で括られているが、内在的亜型が多数存在
- ・ 医療の隅々に浸透するポピュレーション医学の桎梏克服



先制医療

Preemptive Medicine

“By making use of precise molecular knowledge (分子情報を使用) to detect disease before symptoms are manifest, and intervening before disease can strike.” (発症前に検出・治療)



ビッグデータ医療はパラダイム 変換を実現可能にする

ビッグデータの医療・創薬への効果(20~30年)

I ゲノム・オミックス情報

疾患成立機序の解明

II 大規模バイオバンク情報

長期生涯疾患過程の解明

III モバイルヘルス情報

短期生涯疾患過程の解明

Disease Big Data

個別化医療・先制医療

生涯医療・先制医療

Life-long Big Data

21世紀医療の長期世代交代

- 第1世代(1930~1970)

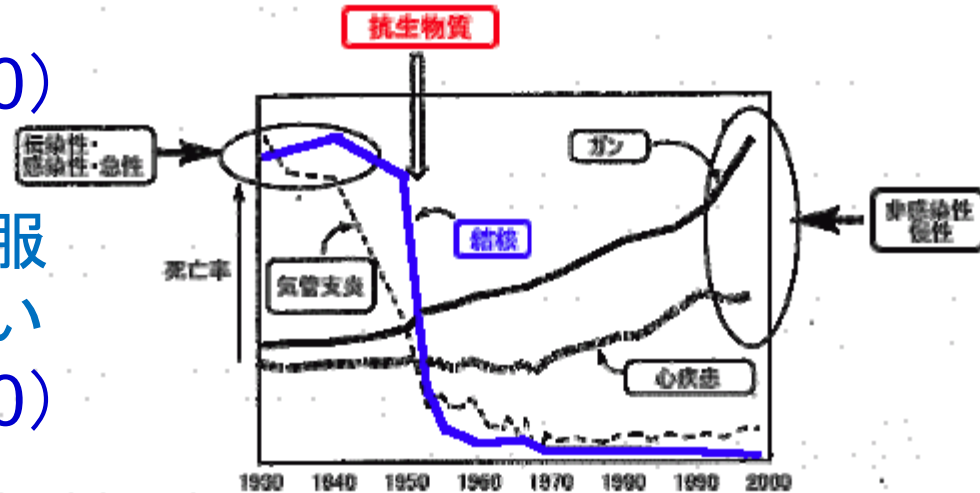
- 抗生物質の登場
- により細菌感染症の克服
- 疾病の病原菌との闘い

- 第2世代(1970~2010)

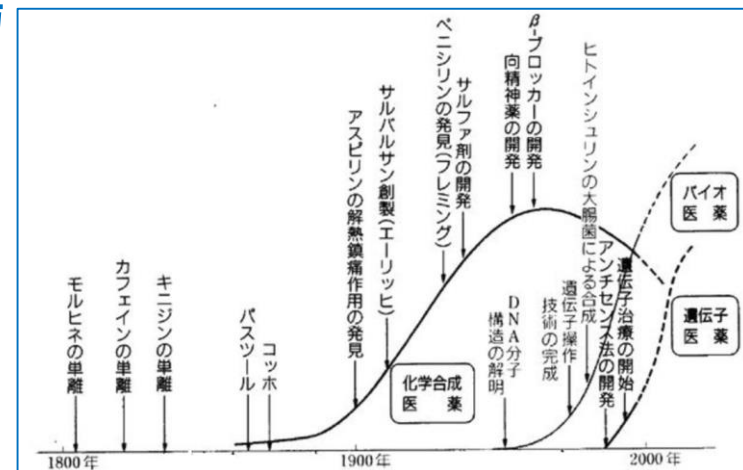
- 分子生物学の発展
- 分子的機序による疾患との闘い
- 分子標的薬・抗体医薬の登場

- 第3世代 (2010~2040)

- 網羅的分子情報・
- モバイルヘルスの発展
- ビッグデータ・AIの登場
- データ駆動型医療の登場

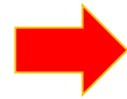


21



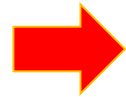
医療の長期的パラダイム変換

Hospital-centric 医療



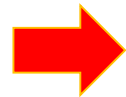
Patient-centric 医療

Population 医療



個別化医療

Reactive 医療



Proactive 医療

Occasional 医療



Life-long 医療

人工知能は医療に 何をもたらすか

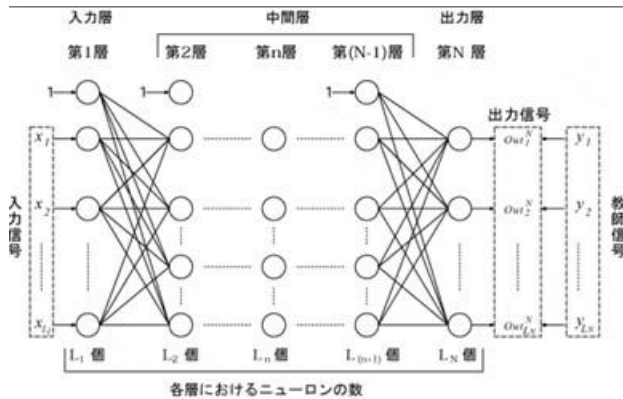
人工知能の最近の話題

- 「**アルファ碁**」 (Google DeepMindによるコンピュータ囲碁プログラム) が2016年3月に数多くの世界戦優勝経験のあるプロ棋士李世石 (Lee Sedol : 九段) に挑戦し、**4勝1敗と勝ち越した**
 - チェス : IBM 「Deep Blue」 が1997年に当時の世界champion, カスパロフ氏 (ロシア) に勝利
 - 将棋 : ボンクラーズ, 2012年米長永世棋聖に勝利
 - 「アルファ碁」にはニューラルネットワーク (Deep Learning) が使われた。**人間の知識を投入していない。**
 - **最初、棋譜に記録された熟練した棋士の手と合致する手をさすように訓練され、次に、ある程度の能力に達すると、強化学習を用いて自分自身と多数の対戦 (3000万回) を行う**ことで上達した。
- 人工知能が1000万枚の画像を与えて「猫」を認識するニューロンをできたと2012年に発表

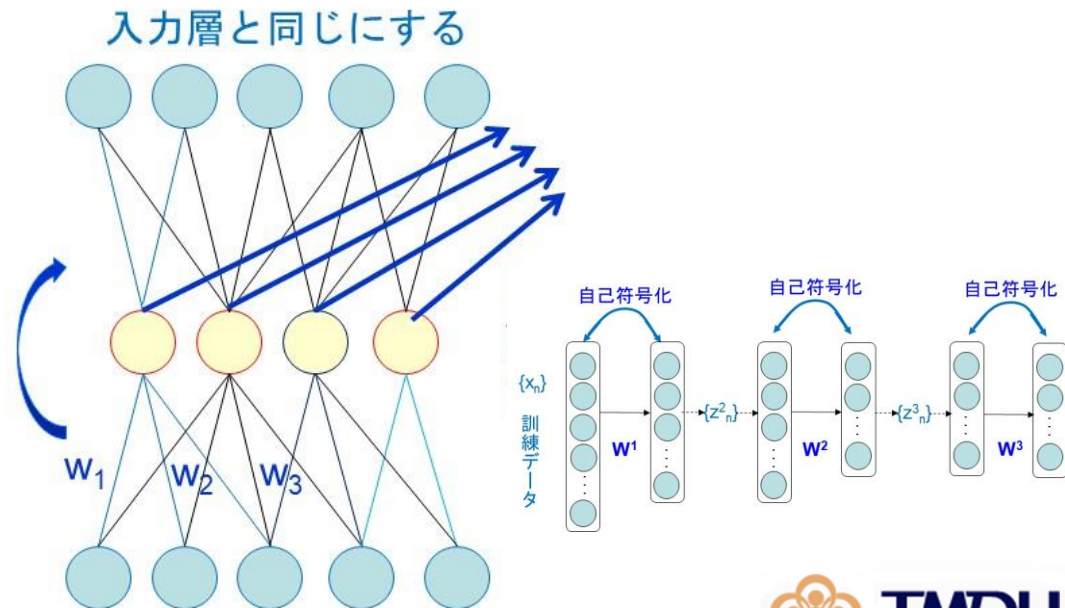
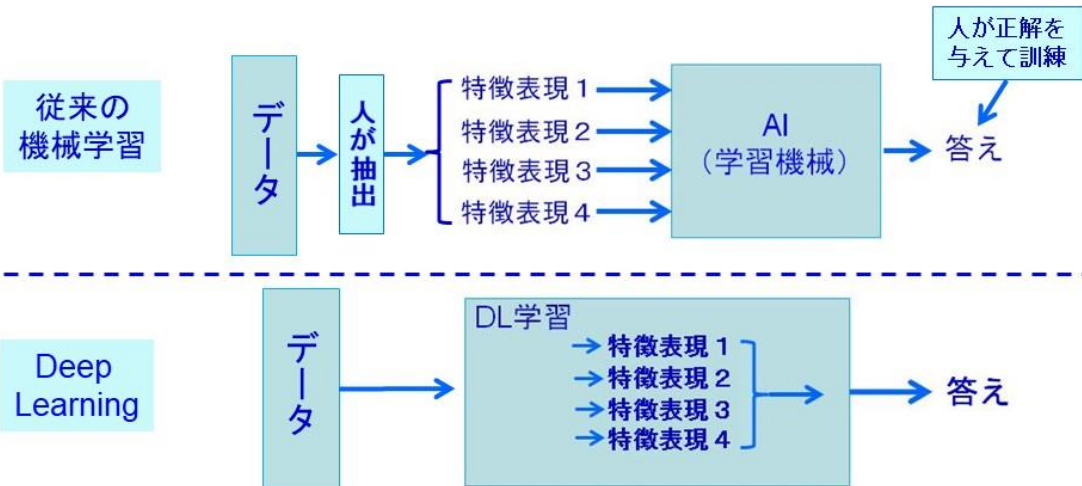
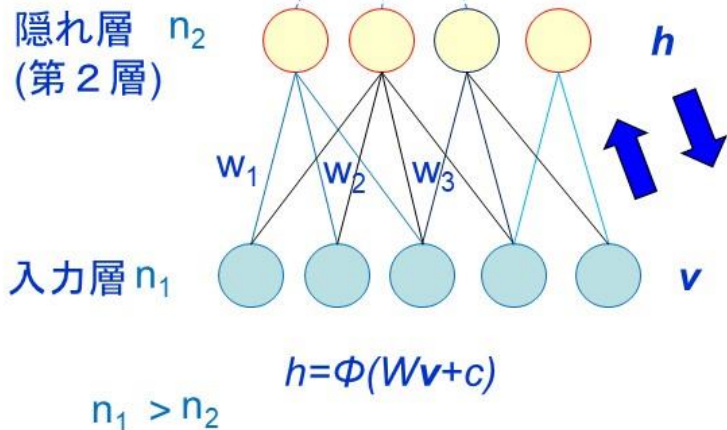


Deep Learning 人工知能革命

それまでのニューラルネットワーク

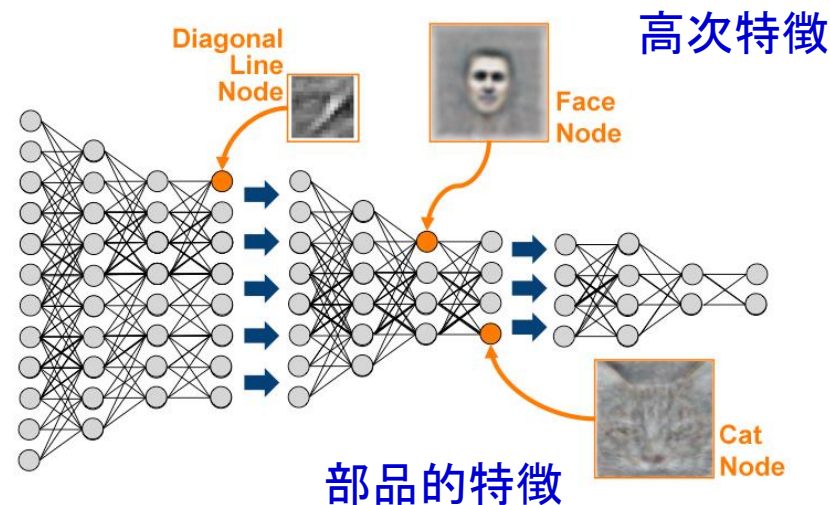


誤差を逆伝搬



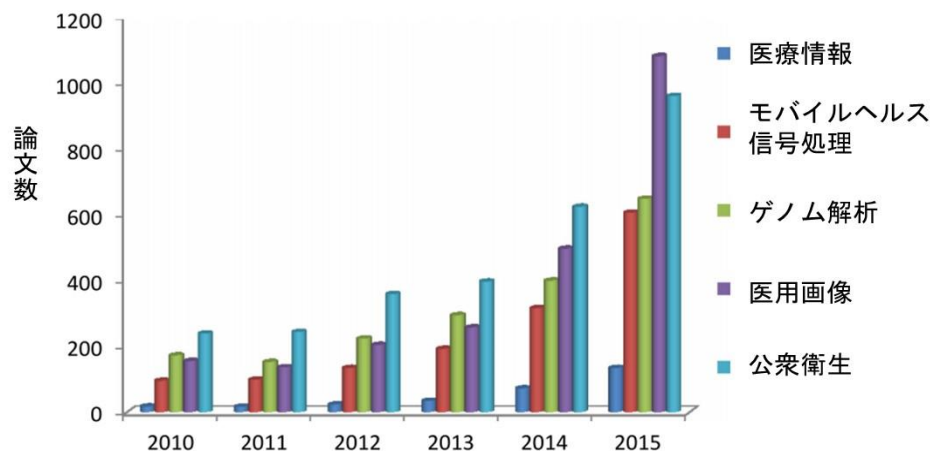
DLの革命点 Autoencode

- 各層ごとに自己符号化を行うので**何層でも組める**
 - 各層間で「自己符号化」の積上げ (autoencoder stack)
- 第一層で学習した特徴量を使って次の階層を作るので**高次の特徴量**が作られる
- 特徴的表現と概念を結びつけるため「**教師あり学習**」が最後に必要。
- 自動特徴抽出によってこれまでの学習手法の限界を克服した
 - 内在的な特徴量による構造的な理解
- 人間の「思考の枠組み」を超えた正解の低次
 - 「**アルファGo**」が定石にない手で碁の名人に勝つ



医療への深層学習のこれまでの応用

- **ゲノム・オミックス医療**
 - 遺伝子多様性、タンパク質相互作用、がんの分類
- **医用画像処理**
 - 病態部位の自動認識、セグメンテーション、異種モダリティの統合
- **モバイルヘルス・生理信号処理**
 - 運動・カロリー推測
 - 行動支援・生体信号解析
- **医療情報**
 - 電子カルテ処理
 - 病態解釈
- **公衆衛生**
 - 流行病予測
 - 疾病への社会行動予測

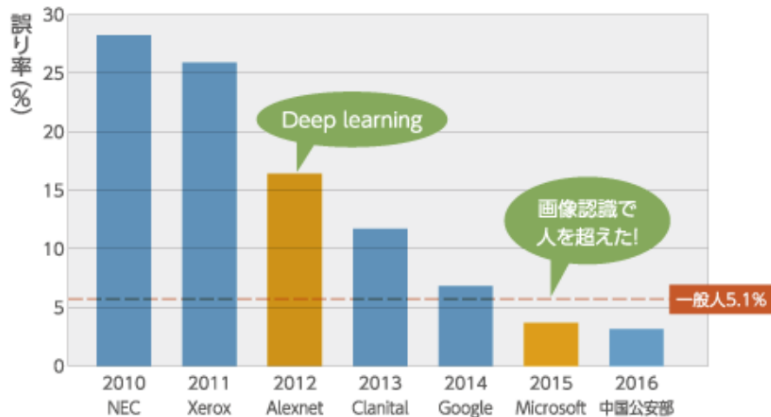


深層学習を臨床意思決定支援の使うのは本来の使用ではない

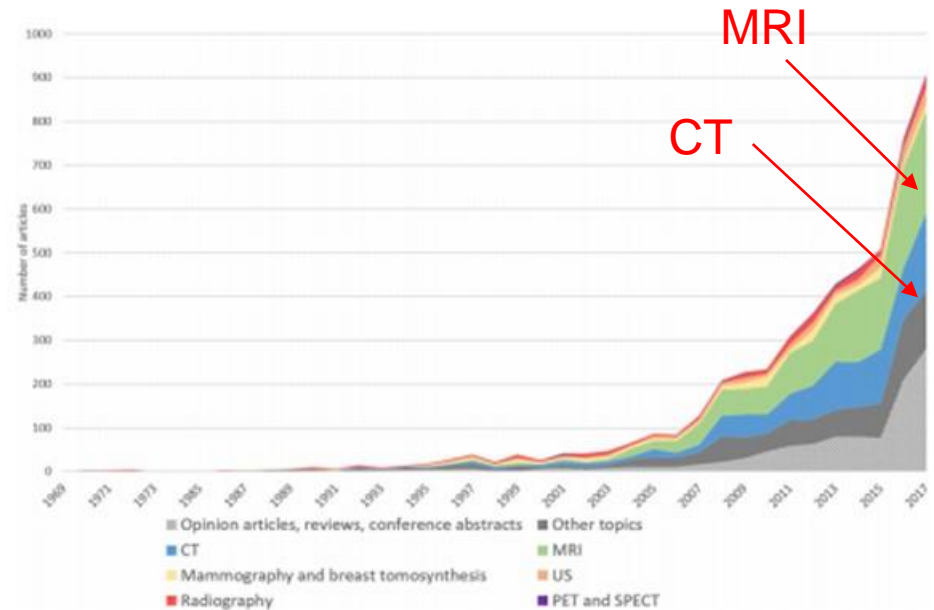
AI医療の発展

- AI画像診断の研究が急増 10年で100-150から700-800
- CT, MRI画像の解析が中心
- 脳神経領域が1/3
- 深層学習の精度が誤謬率3%以下に
- ヒトの専門家とAIの診断精度を比べる論文~100
- 米国ではいくつかはFDAが承認

ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge

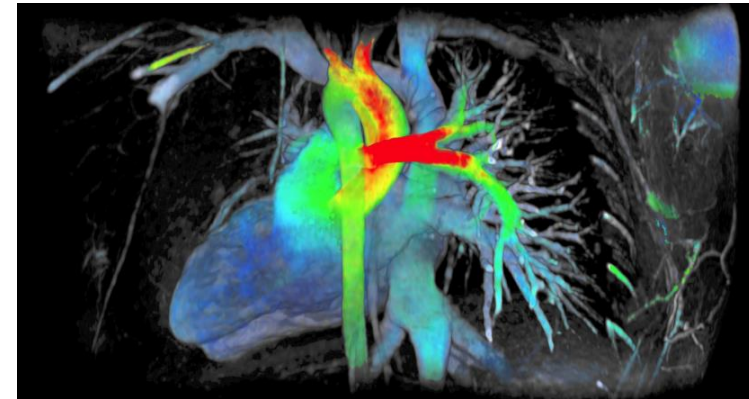


ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC)



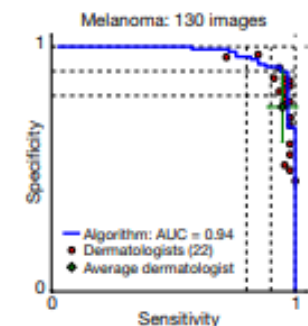
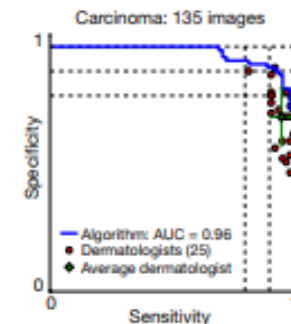
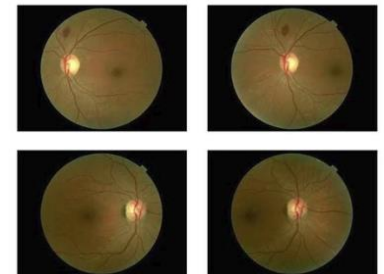
代表的な研究

- FDA認可の実用化しているシステム
- 2017, Arterys:
心臓の動的MRI画像から
排出量を算出、心房、心室などの
輪郭を15秒で抽出。60秒医師
肺がん、肝臓がんなども応用
- 2018, Viz.AI 脳卒中CT画像より
梗塞部位を認識、スマートメディア
に伝送、66分が6分、tPA 4.5時間
- 2018, IDx, 医師なしで診断。糖尿病性
網膜症、87%、そうでない90%
- 2017, スタンフォード大学 (Nature)
皮膚がん (角化細胞癌：脂漏性角化症)
メラノーマ；色素性母斑
13万画像、2000疾患で学習
色の問題は困難 (分光反射率)



IDx-DR Analysis Report

Patient ID: 2016-09-206:09:44PM
IDx Submission ID: 22-1
Exam Analysis Date: 2016-09-20
Exam Analysis Time: 6:05:11 PM
Exam Result: Moderate diabetic retinopathy detected



Peer-reviewed Comparison Between AI and Experts

Specialty	Images	Publication
Radiology/ neurology 放射線・ 脳神経	CT head, acute neurological events	Titano et al. ²⁷
	CT head for brain hemorrhage	Arbabshirani et al. ⁷⁹
	CT head for trauma	Chilamkurthy et al. ²⁰
	CXR for metastatic lung nodules	Nam et al. ⁸
	CXR for multiple findings	Singh et al. ⁷
	Mammography for breast density	Lehman et al. ²⁶
	Wrist X-ray*	Lindsey et al. ⁹
Pathology 病理学	Breast cancer	Ehteshami Bejnordi et al. ⁴¹
	Lung cancer (+ driver mutation)	Coudray et al. ³³
	Brain tumors (+ methylation)	Capper et al. ⁴⁵
	Breast cancer metastases*	Steiner et al. ³⁵
	Breast cancer metastases	Liu et al. ³⁴

Specialty	Images	Publication
Dermatology 皮膚科	Skin cancers	Esteva et al. ⁴⁷
	Melanoma	Haenssle et al. ⁴⁸
Ophthalmology 眼科	Skin lesions	Han et al. ⁴⁹
	Diabetic retinopathy	Gulshan et al. ⁵¹
	Diabetic retinopathy*	Abramoff et al. ³¹
	Diabetic retinopathy*	Kanagasingam et al. ³²
	Congenital cataracts	Long et al. ³⁸
	Retinal diseases (OCT)	De Fauw et al. ⁵⁶
	Macular degeneration	Burlina et al. ⁵²
	Retinopathy of prematurity	Brown et al. ⁶⁰
	AMD and diabetic retinopathy	Kermany et al. ⁵³
	Gastroenterology 大腸内視鏡	Polyps at colonoscopy*
Polyps at colonoscopy		Wang et al. ³⁷
Cardiology 心エコー	Echocardiography	Madani et al. ²³
	Echocardiography	Zhang et al. ²⁴

Prospective studies are denoted with an asterisk.

FDA approved AI system

Company	FDA Approval	Indication
Apple	September 2018	Atrial fibrillation detection
Aidoc	August 2018	CT brain bleed diagnosis
iCAD	August 2018	Breast density via mammography
Zebra Medical	July 2018	Coronary calcium scoring
Bay Labs	June 2018	Echocardiogram EF determination
Neural Analytics	May 2018	Device for paramedic stroke diagnosis
<u>IDx</u>	April 2018	Diabetic retinopathy diagnosis
Icometrix	April 2018	MRI brain interpretation
Imagen	March 2018	X-ray wrist fracture diagnosis
<u>Viz.ai</u>	February 2018	CT stroke diagnosis
<u>Arterys</u>	February 2018	Liver and lung cancer (MRI, CT) diagnosis
MaxQ-AI	January 2018	CT brain bleed diagnosis
Alivecor	November 2017	Atrial fibrillation detection via Apple Watch
<u>Arterys</u>	January 2017	MRI heart interpretation

AI医療の発展

- 第1段階：

医用画像などの静的構造化計測データの学習

放射線医・病理医などの医師不足を補う・支援

- 第2段階：～10年

疾患を動的状態推移と理解→予測医学

構造化動的データから疾患を動的システムと理解

- 第3段階：～20年

自然言語処理：カルテ疾患総合理解

非構造化データ, ontologyなどの整備が必要

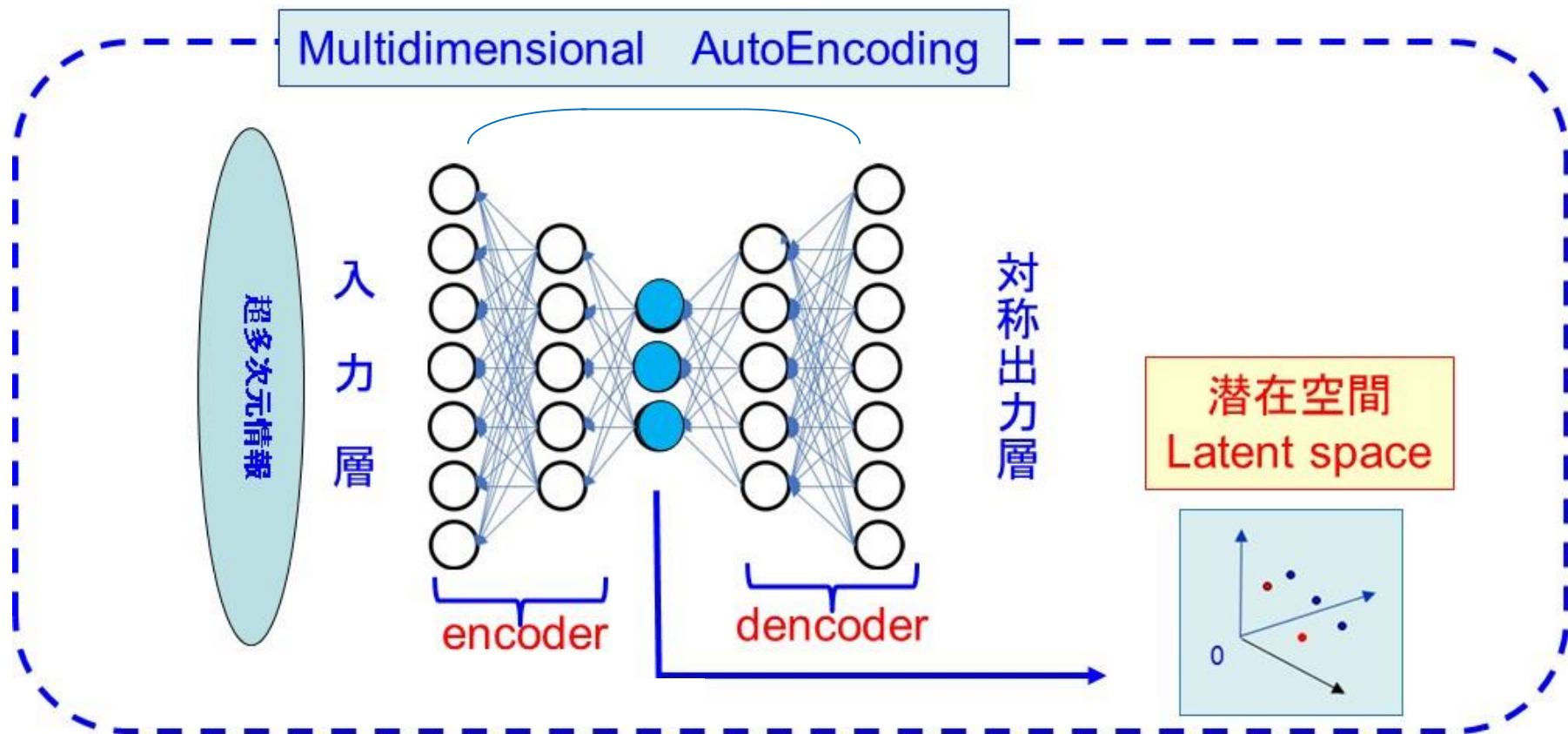
A I 医療の発展を拒む因子

- 医療の非構造化性
 - 電子カルテデータなど
- ビッグデータ収集困難性
 - 個人識別情報、プライバシーの問題
- ディープラーニングによる知識獲得の可解性（ブラックボックス問題）
 - 既存知識体系からの説明可能性
 - 革新的方法の出現を期待

ビッグデータ・人工知能時代の 医学研究

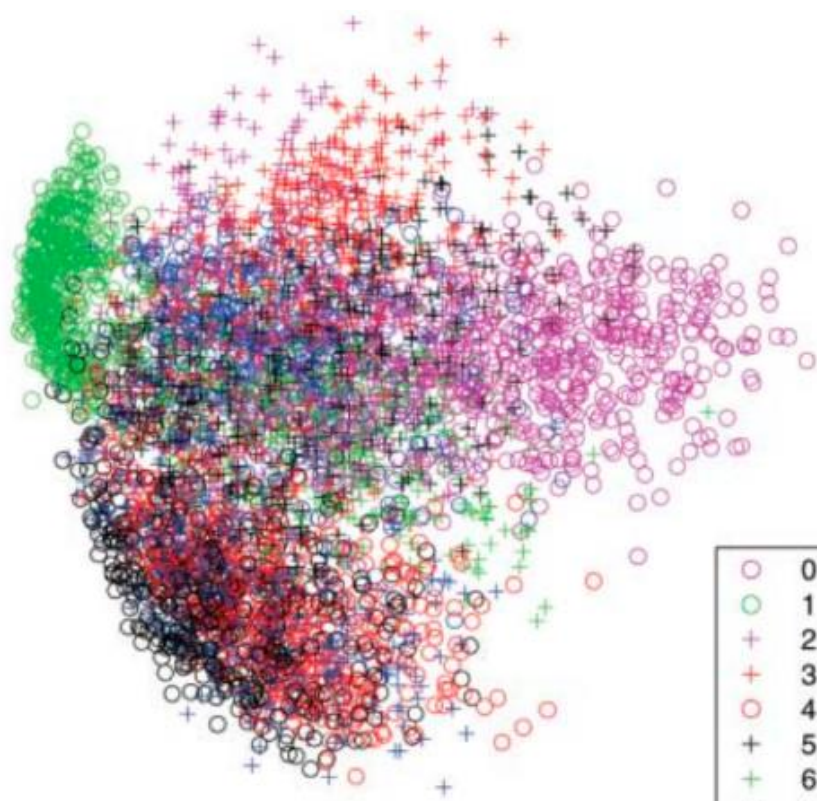
Deep Learning はビッグデータを
本質的次元に縮約し
知識の自動発見を行う

多層自己符号化による縮約

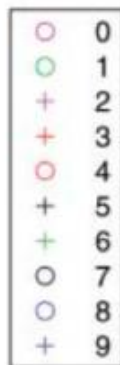
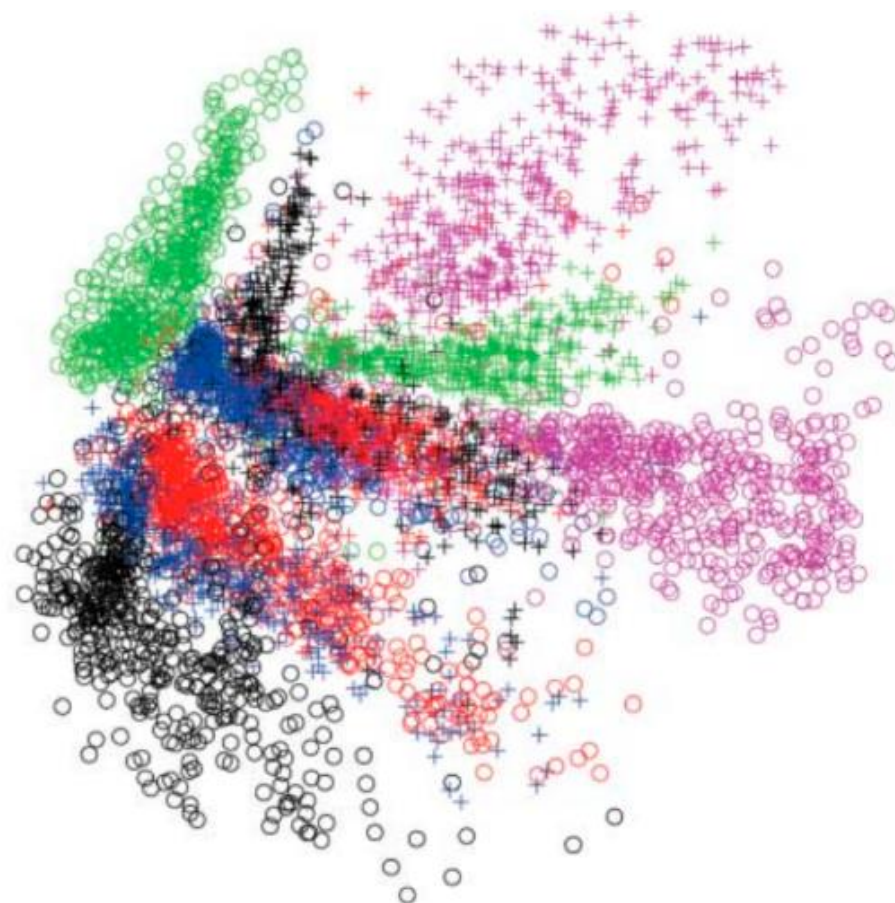


主成分との比較（文字認識）

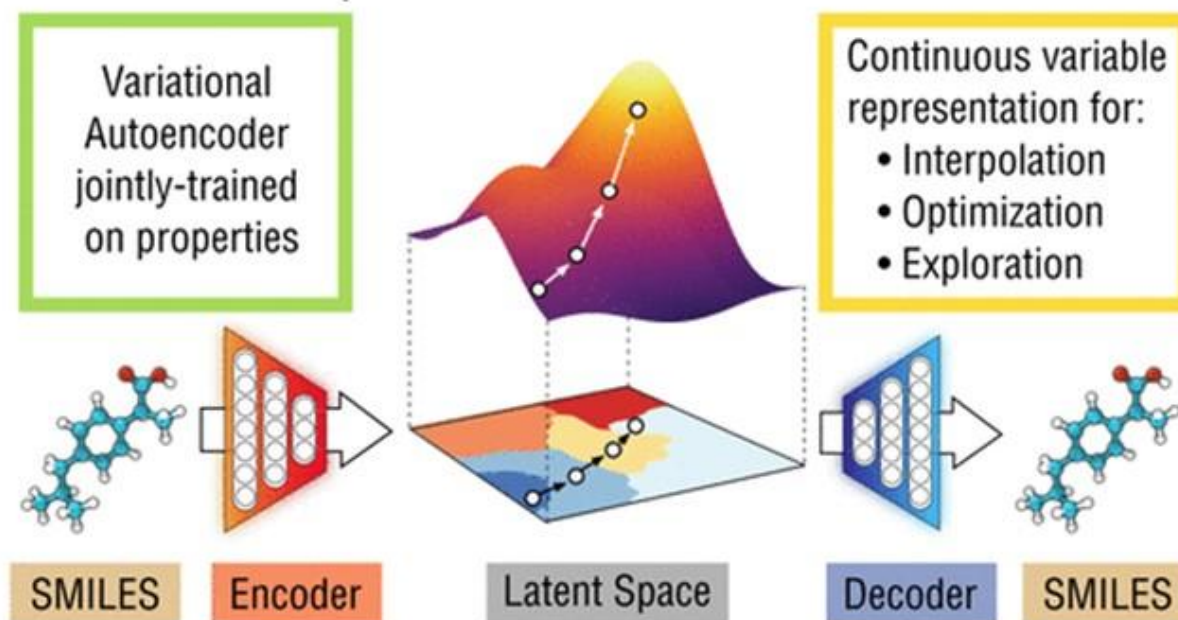
主成分分析




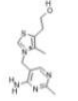
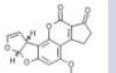
自己符号化



AI創薬 化合物の自動分子設計



smile記法

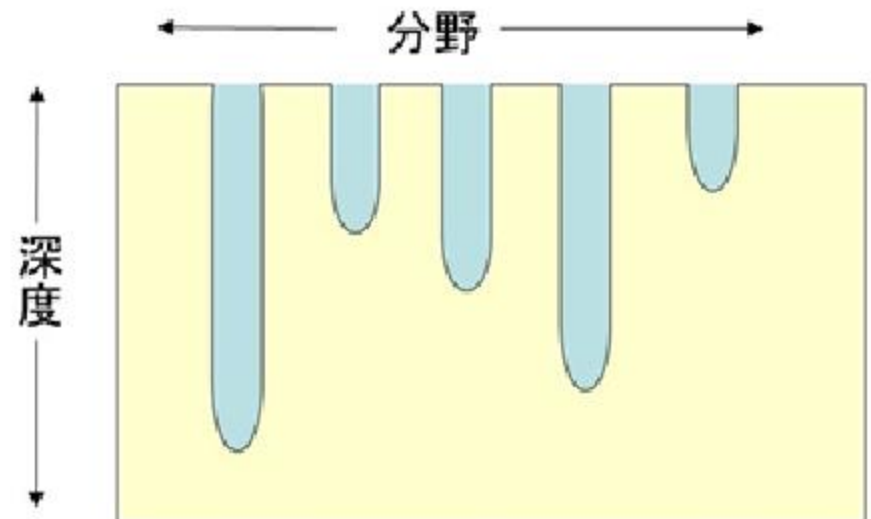
分子	構造	SMILES
窒素分子	N≡N	N#N
硫酸銅	Cu ²⁺ SO ₄ ²⁻	[Cu+2].[O-]S(=O)(=O)[O-]
エナントキシシン		CCC[C@@H](O)CC\C=C\C/C#CC#C\C=CCO
ビタミンB1		OCCc1c(C)[n+](=cs1)Cc2cnc(C)n2
アフラトキシンB1		O1C=C[C@H]([C@H]1O2)c3c2cc(OC)c4c3OC(=O)C5=C4CC(=O)5

ビッグデータ・AI時代の 医学研究

従来の医学研究：

仮説駆動的医学 (hypothesis-driven medicine)

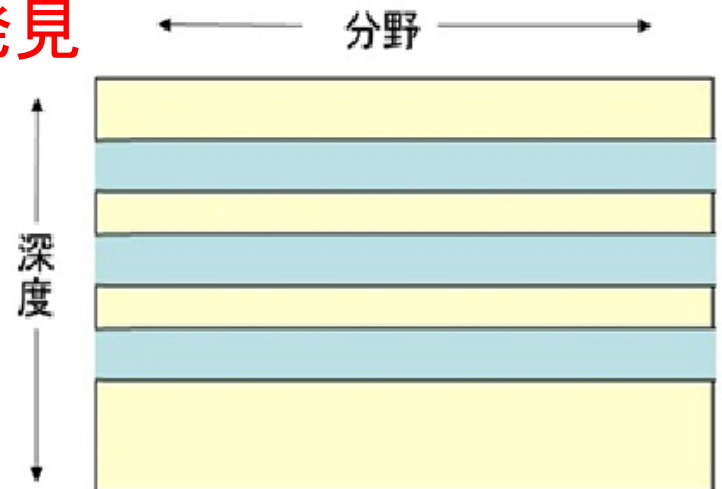
- 従前研究から前提、研究関心、医療の社会的要請
- 孤発的医学知識
 - 穴だらけ、研究深度もまちまち



ビッグデータ・AI時代の 医学研究

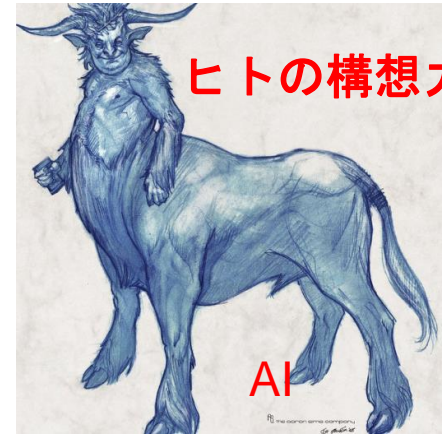
ビッグデータ医療時代の医学研究：
データ駆動的医学（data-driven medicine）

- 網羅的データに準拠した医学研究
 - 網羅性・分野横断的知識
 - 同一の深度を持つ知識
 - 人工知能による自動知識発見



今後の医学<知>の展望

- ビッグデータ・AI医療時代：〈多次元ネットワーク情報構造〉の縮約・自動知識生成
 - ビッグデータ医療への適応可能
 - ゲノム医療
 - 〈網羅的分子情報－臨床表現型〉の相関ネットワーク構造
 - バイオバンク〈遺伝素因－環境要因〉発症
- ビッグデータ・AI医療の「枠組み」実行方向は「見えてきた」



ヒトの仮説駆動的な<知>とAIのデータ駆動的な<知>との
「共創的cocreativeな<知>」が
これからの人類の未来の進むべき途の探索を可能にする

まとめ

- 医療は「ビッグデータ・AI時代」に突入した。
- 新ビッグデータ（ゲノム・オミックス情報とモバイルヘルス・生涯情報）が新しい医療（個別化医療、先制医療、生涯医療）を拓く
- 人工知能はビッグデータ時代の医師を支え、医療を補完する
- これからの医学研究はデータ駆動的方法が波及し、従来の仮説駆動法と融合する

田中 博 著

「AI創薬・ビッグデータ創薬」

薬事日報社 2017年6月23日刊行

羊土社

「よくわかるビッグデータ・AI医療」
近刊

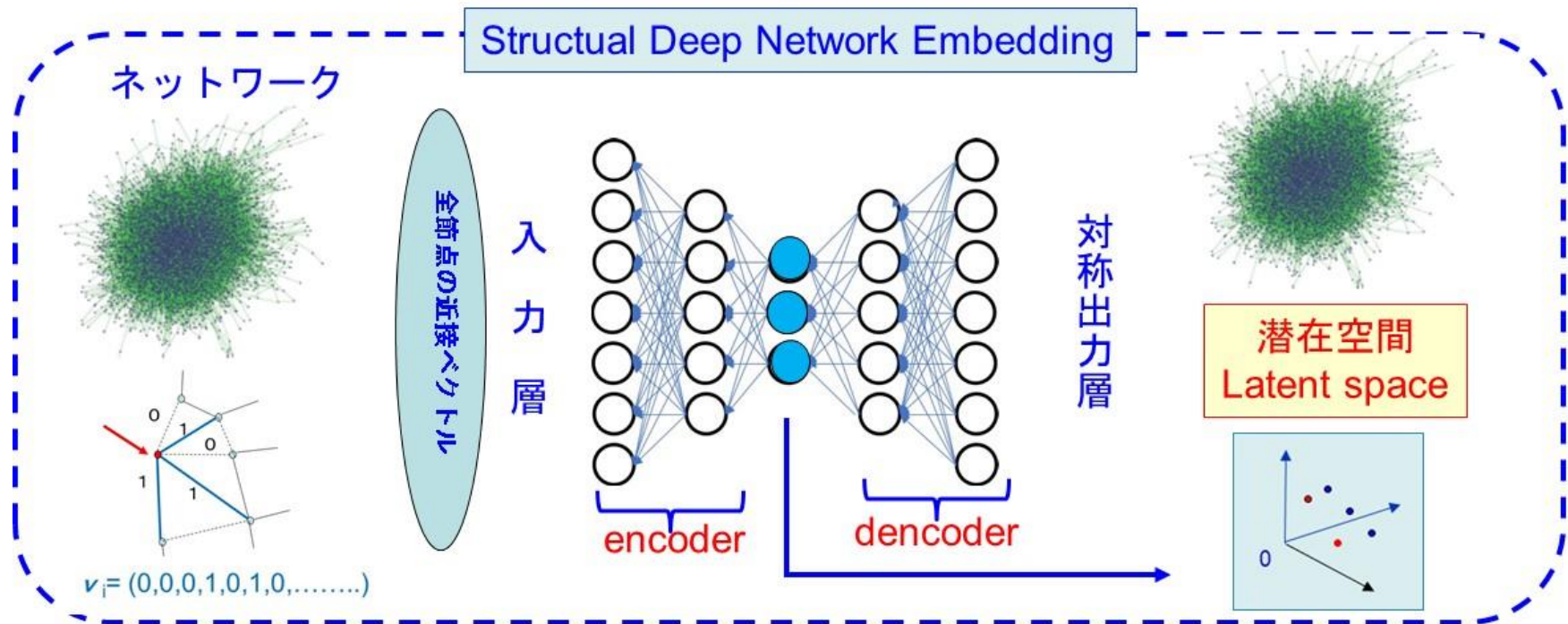
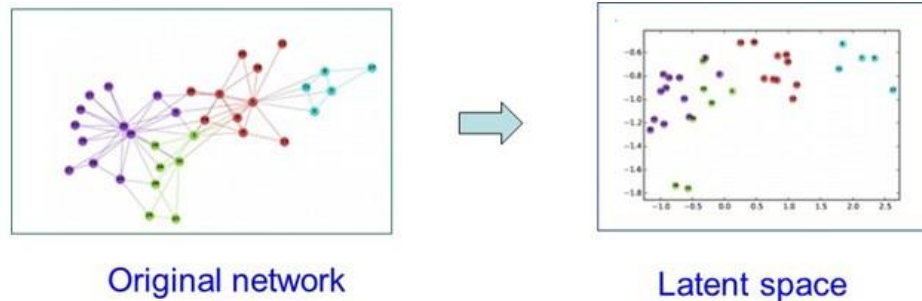


ご清聴有難うございます



Deep Learningの縮約作用

- 超多次元相関ネットワークの縮約
- ネットワーク埋め込み



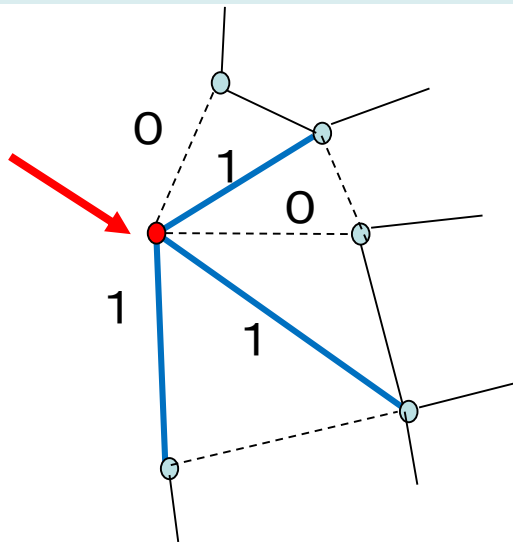
Deep Learning と SVD (singular value decomposition)の精度の違い

あるタンパク質相互作用ネットワークのノードに注目する

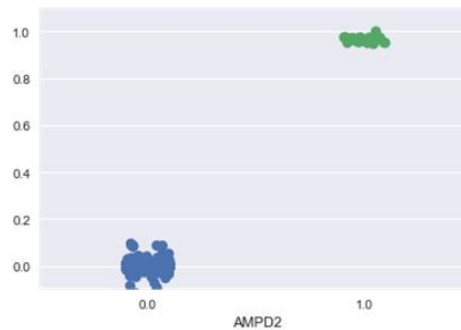
周りのノードで

結合しているノードは 1
 結合していないノードは 0
 とすると0, 1の近接ベクトルで結合を表現できる。

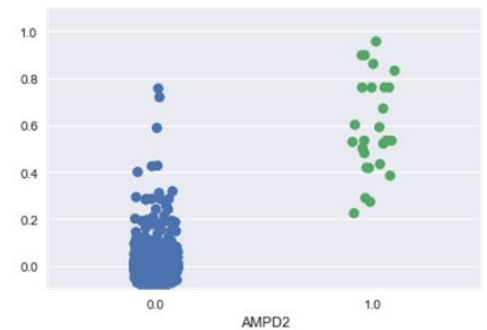
$$v_i = (0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, \dots)$$



AMPD2 (adenosine monophosphate deaminase 2)
 degree=26

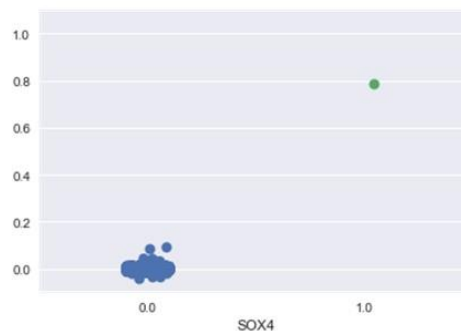


Autoencoder

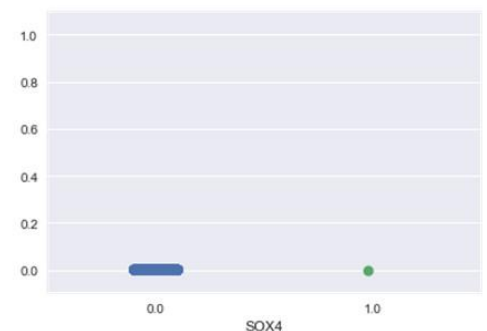


SVD

SOX4 (SRY-box 4)
 degree=1



Autoencoder



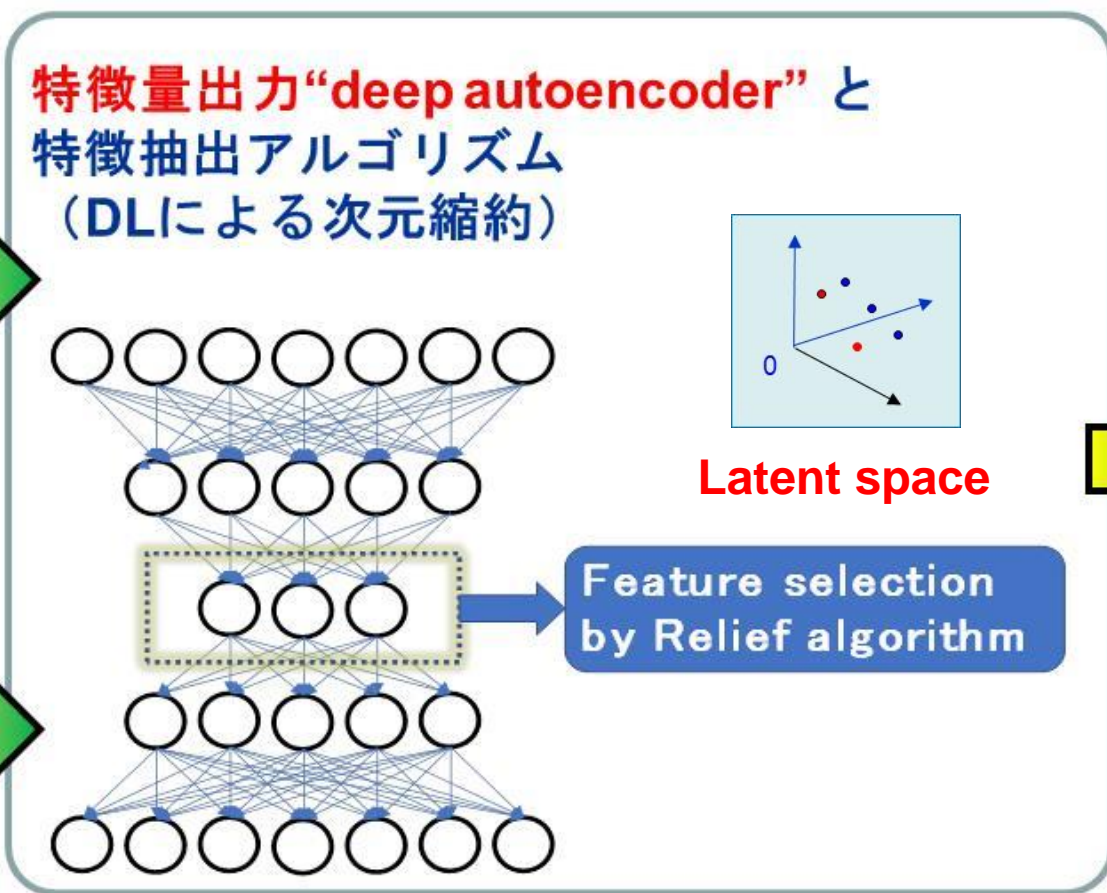
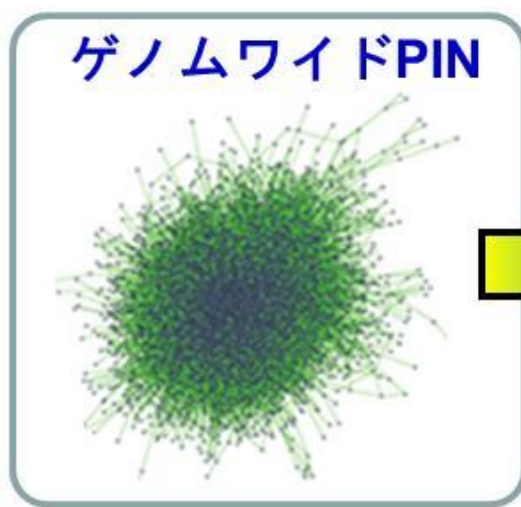
SVD

N=8,502

AI創薬 分子標的探索

入力

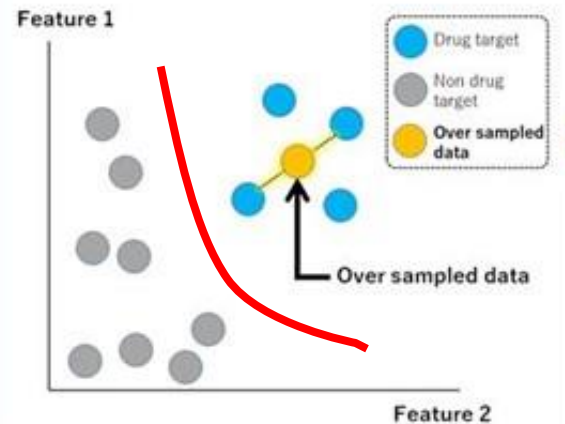
特徴量産出



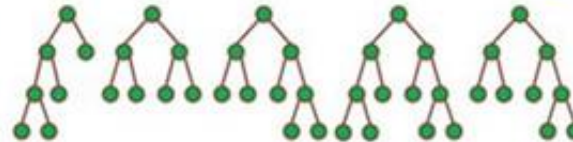
AI創薬 分子標的探索

分類モデル

2群分類と標的判定 最新のアルゴリズム



標的性判定 algorithm to build
a binary classifier



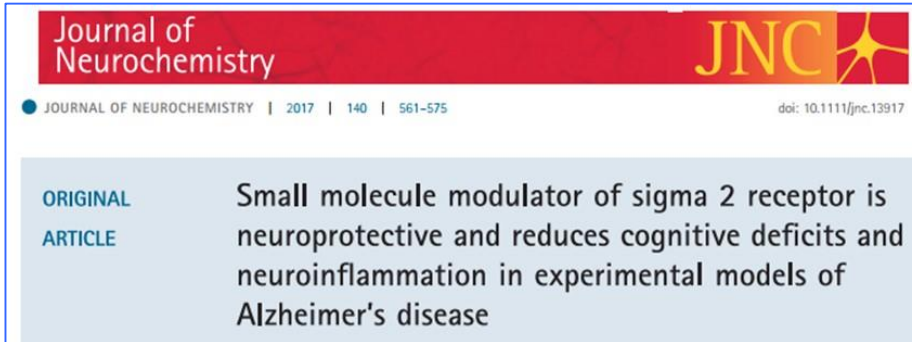
標的選定

標的性判定

遺伝子	標的確率
GRASP	0.982971
PGRMC1	0.982345
GPM6A	0.982345
NRP2	0.975194
PFKM	0.972128
DLGAP2	0.953659
CD81	0.941095
IQGAP1	0.926867
TROVE2	0.916886

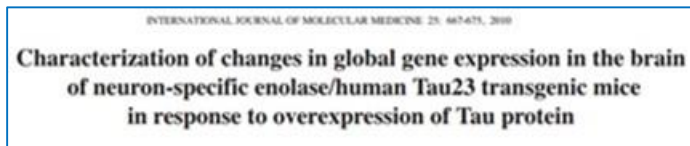
実験的研究との付合

PGCM1 : progesterone receptor membrane 1

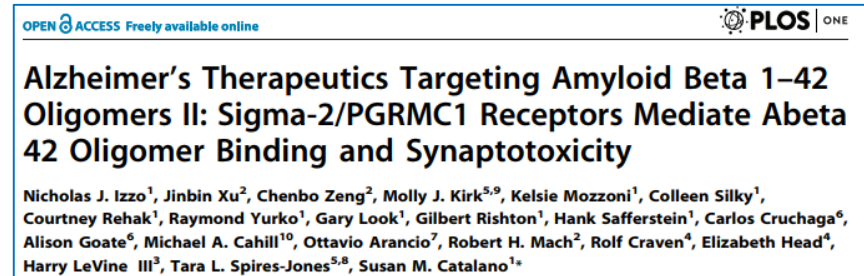
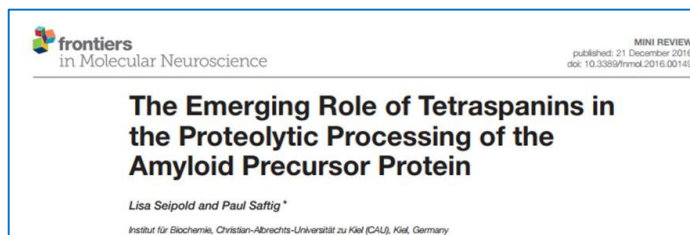


神経保護の効果 (neuroprotective) 認知不全・炎症に治療効果

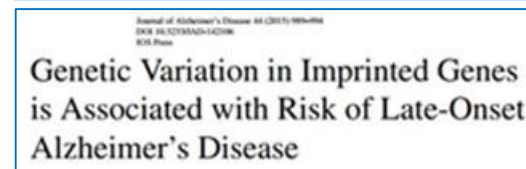
GPM6A : Glycoprotein M6A



CD81: Tetraspanins family



DLGAP2 : DLG-Associated Protein 2



PFKM: Phosphofructokinase

