

# 医療AI研究のご紹介

岡山大学大学院医歯薬総合研究科

医療AIコーディネーター

谷岡真樹

先端的医療イノベーション人材養成事業  
保健医療分野におけるAI研究開発加速に向けた  
人材養成産学協働プロジェクト

「GLOCALな医療課題解決を目指した  
最先端AI研究開発」人材育成教育拠点  
プログラムの概要

プログラム代表 豊岡 伸一

岡山大学大学院医歯薬学総合研究科 呼吸器乳腺内分泌外科 教授  
岡山大学病院 医学部長

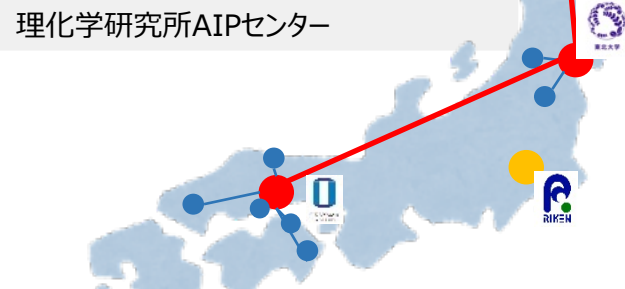
# 「GLOCALな医療課題解決を目指した最先端AI研究開発」人材育成教育拠点

## 広い裾野とトップエッジの高さを意識した教育システム



## 地方都市大学のみで構成された日本最大級AI人材育成コンソーシアム

主幹・連携校	協力校
東北大学(主)	山形大学、福島県立医科大学
北海道大学	北海道情報大学、北海道科学大学
<b>岡山大学</b>	徳島大学、香川大学、山口大学、鳥取大学、川崎医科大学



- 連携機関**
- 株式会社フィリップス・ジャパン/株式会社キカガク/株式会社エクサイザーズ/サスメド株式会社/仙台市/NPO法人メディカルイメージラボ/株式会社日立製作所/GEヘルスケア・ジャパン株式会社/富士フィルム富山化学株式会社/日本メジフィジックス株式会社/富士フィルム株式会社/キヤノンITSメディカル株式会社/株式会社ジェイマックシステム/シーモンズヘルスケア株式会社/株式会社両備システムズ/コニカミルタ株式会社/オムロンヘルスケア株式会社/テルモ株式会社/株式会社カワニホールディングス/木村情報技術株式会社/株式会社ASKプロジェクト/株式会社データック/株式会社H&H CONNECT/セルメドジャパン株式会社

## Global×Local(GLOCAL)な医療課題解決に挑む人材の育成

**GLOCALな医療課題**

例えば、フィンランド：首都ヘルシンキに医師偏在。広大な医療圏、限られた医療資源、高齢化など。国内地域医療課題は、実はWORLD-WIDEな課題

## 課題先進国日本の地方でのAI人材育成

2040年 自治体の半数が消滅の危機(特に東北は厳しい)  
2050年 現在居住しているところの20%が非居住地域  
医療へのアクセス弱者が顕在化(東北、北海道、中国地方も顕著)  
**地方大学は、医療課題の集積したショーケース**  
大企業は無いがアカデミアはある(フィンランドも)  
地域では**アカデミアが課題解決の中心に**

東北大学×北海道大学×岡山大学×協力地方大学群 + 理化学研究所 + 企業(グローバル企業含)

**= 重点6領域全てで人材育成が可能に**

- [高齢化/高齢社会]**  
医薬品開発/介護認知症
- [働き方改革/働き手不足]**  
/医師不足/医師偏在  
画像診断支援/診断・治療支援  
手術支援
- [先行き不透明社会]**  
ゲノム医療/医薬品開発

# 大学院生

## 1年目

呼吸器外科医3名

消化器内科医2名

形成外科医1名

遺伝子カウンセラー1名

## 来年入学

薬剤師2名（確定）

臨床研究コーディネータ（CRC）1名（確定）

神経内科医1名（確定）

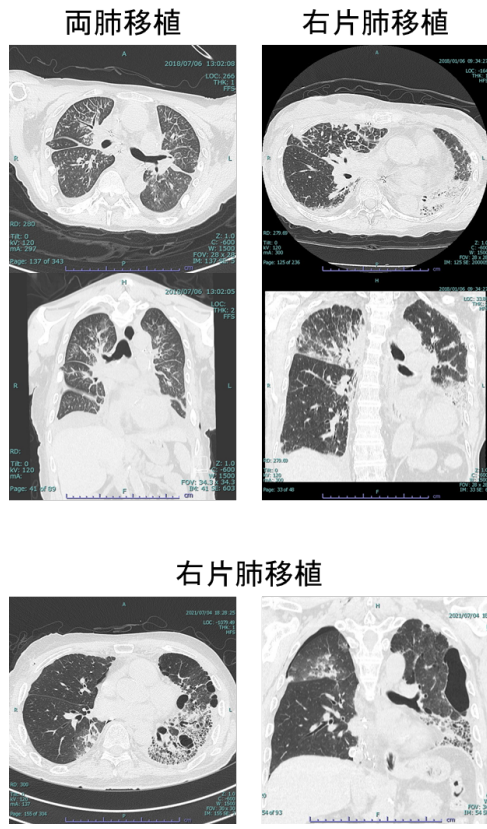
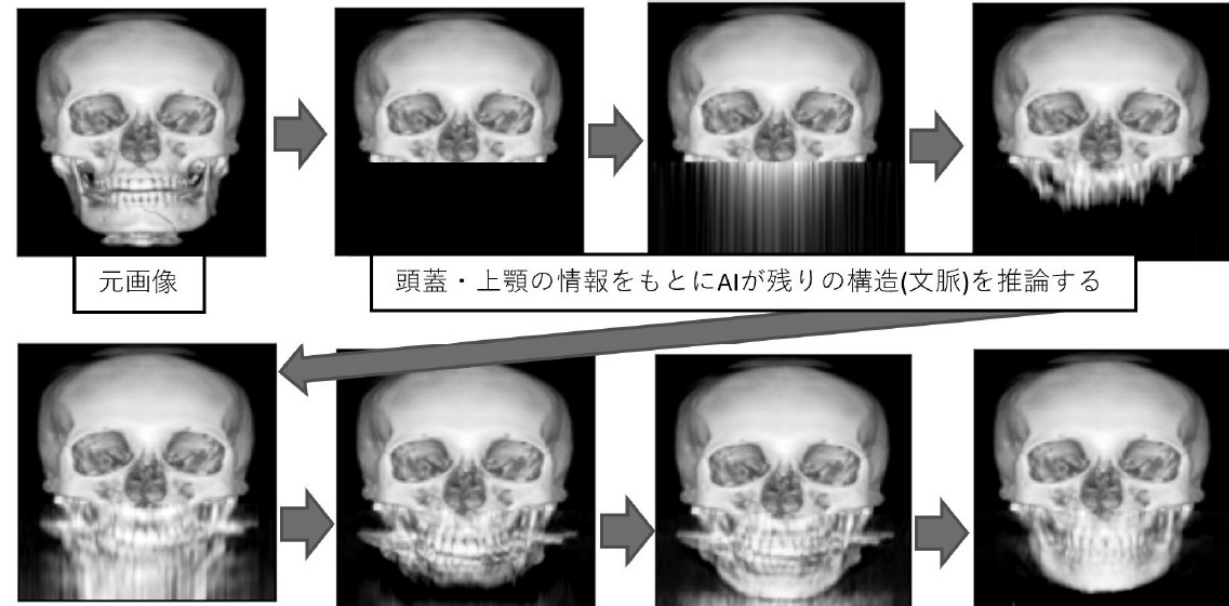
泌尿器科医1名（確定）


眼科医1名（4月よりコース変更、確定）

産科医1名

病理検査技師1名

病理医1名（4月よりコース変更、確定 血液腫瘍）

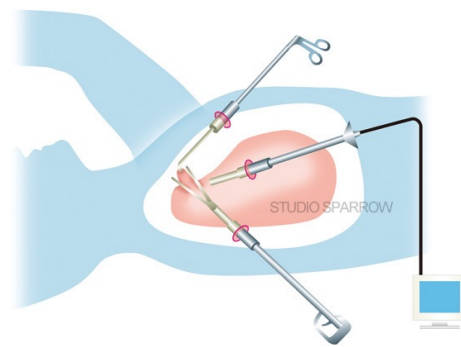


症例群	対照群
中央西日本遺伝性腫瘍コホート研究 5,000名(予定)	東北メディカル・メガバンクコホート調査 約150,000名
 ■ 基本情報 ■ 第1-2度近親者の家族歴 ■ 遺伝学的検査結果 ■ 調査票による疫学情報	 ■ 基本情報 ■ 第1度近親者の家族歴 ■ SNPアレイ情報など ■ 各種疫学情報
解析項目	解析項目

遺伝性腫瘍症候群における  
がん発症予測モデルの開発



**CQ : Can we predict pleural adhesion without observing the inside of the thoracic cavity?**



# 大学院生 来年入学

- 薬剤師（確定） ➡血液がん領域におけるドラッグ・リポジショニング研究（座間味薬剤部長）
- 薬剤師（確定） ➡抗酸化作用による抗腫瘍効果を有する既存薬の探索（座間味薬剤部長）
- 臨床研究コーディネータ（CRC）（確定） ➡肺がん40万人データを用いた抗がん剤の副作用予測（平沢臨床遺伝子教授）
- 眼科医（コース変更） ➡OCT網膜所見と視覚検査による歪視（眼科森実教授、諸岡教授）
- 病理医（コース変更） ➡GeoMxを用いたリンパ腫の局在と予後（遠西研究教授）
- 産科医 ➡産科救急搬送データ解析予定（牧助教）
- 病理検査技師1名 ➡病理HE標本によるがん細胞数の評価（病理技師井上先生）
- 神経内科医1名（確定）
- 泌尿器科医1名（確定）

# 経歴

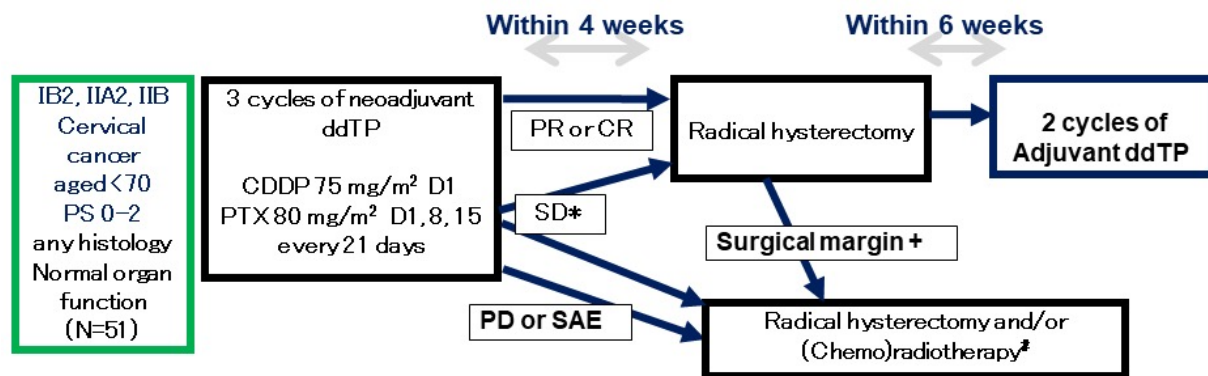
年 月	事 項
2003年 5月	京都大学医学部附属病院 研修医
2004年 11月	湘南鎌倉総合病院 総合内科医師
2006年 4月	国立がんセンター中央病院内科レジデント
2009年 4月	兵庫県立がんセンター腫瘍内科医長
2014年 4月	ノースカロライナ大学チャペルヒル校ラインバーガーがん研究所ポスドク
2018年 4月	国立がん研究センター中央病院乳腺腫瘍内科医員
2021年 10月	岡山大学大学院医歯薬総合研究科医療AIコーディネーター准教授

# 臨床試験

M Tanioka, et al. **Phase I study** of LY2181308, an antisense oligonucleotide against survivin, in patients with advanced solid tumors. *Cancer chemotherapy and pharmacology* 68 (2), 505-511, 2011

その他原著論文18-20,23-24

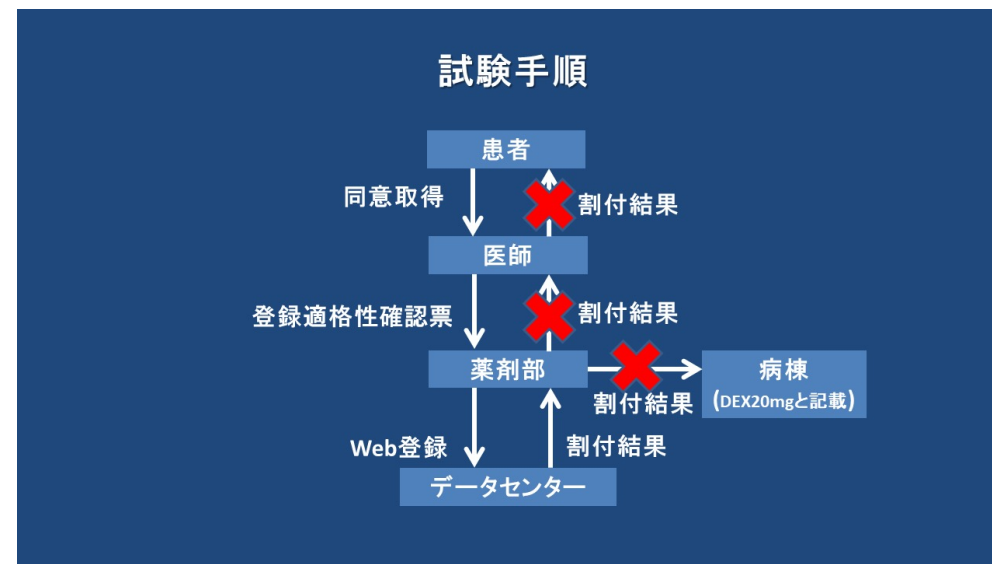
## Cisplatin with dose-dense paclitaxel for cervical cancer : a multicenter **phase II study** (SGSG013)



Primary endpoint: 2-year recurrence-free survival

Tanioka, et al. ASCO 2013 poster discussion (Abstr. 5528)  
 Yamaguchi, et al. ASCO 2014 poster highlight (Abstr. 5526)  
 Tanioka, et al. *Medical Oncology* 34 (8), 134, 2017

## Aprepitant for patients with high risk of emesis Randomized phase II Design



Tanioka M, et al. *Br J Cancer*. 2013, 859-65



# HER2陽性乳癌に対する第III相試験の包括的遺伝子解析における機械学習

## Elastic Net 解析

わずかな因子を残しほとんどの因子を切り捨てるLasso回帰  
とすべての因子をモデルに取り入れるRidge回帰の  
両方の手法を取り入れた柔軟な機械学習

[Zou, J.R.Statist.Soc.B, 2005]

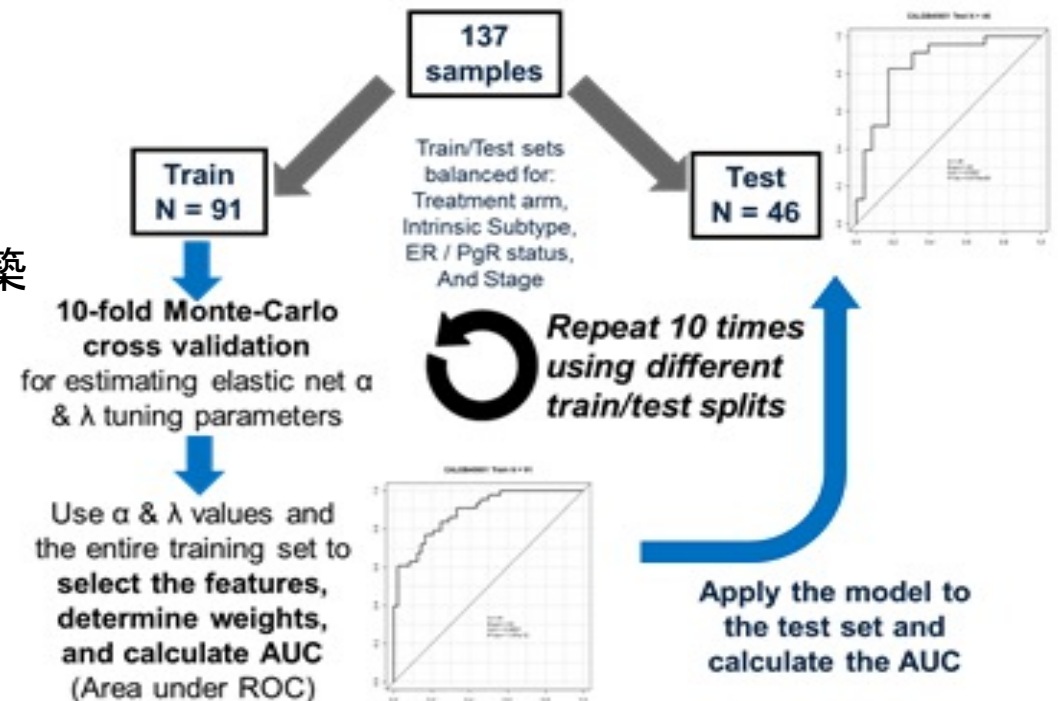
名称	正則化項	特徴
ラッソ回帰	L1ノルム	不要なパラメータ(次元・特徴量)を削ることができる
リッジ回帰	L2ノルム	過学習を抑えることができる
直線回帰	なし	過学習を起こしやすい

[<https://qiita.com/nanairoGlasses/items/57515340a1bc24ffe445>]

HER2陽性乳がんにおけるHER2抗体を含む  
術前化学療法の治療効果予測モデルを構築

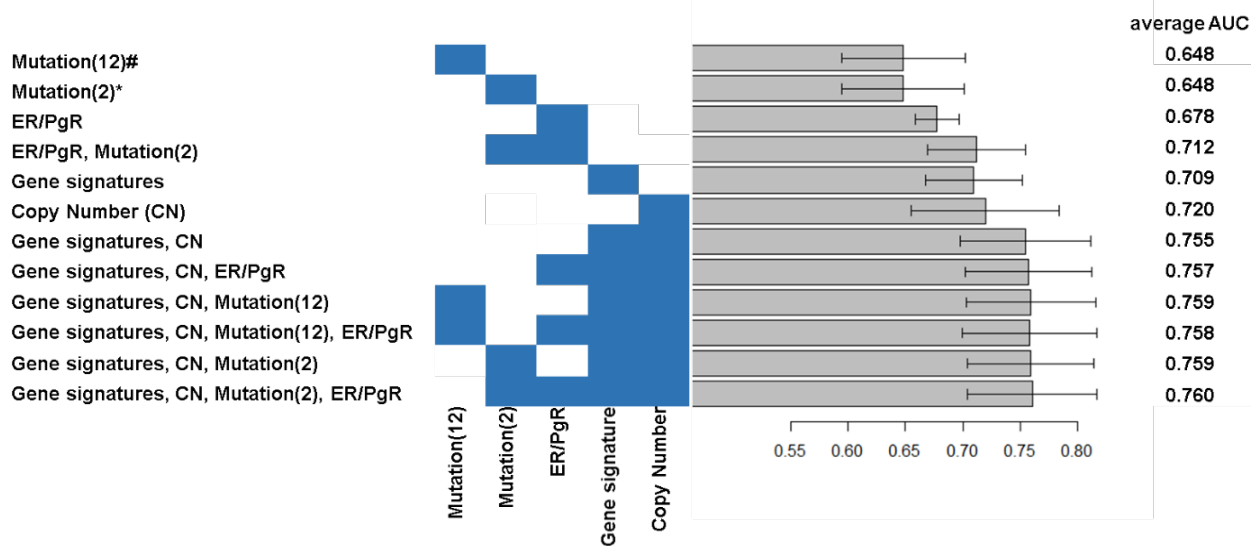
: 137例の乳がんオミクスデータ  
及び診療情報を使用

(Tanioka, *Clin Cancer Res*, 2018)

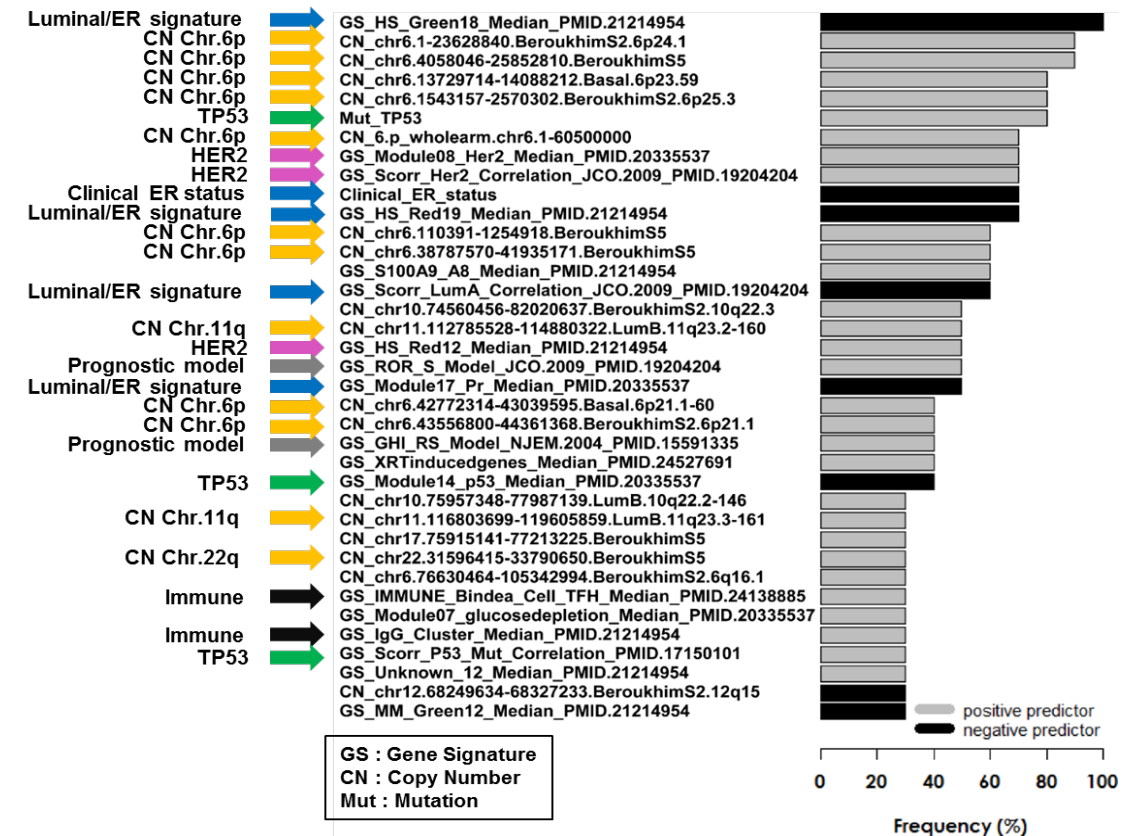


# HER2陽性乳癌に対する第III相試験の包括的遺伝子解析における機械学習

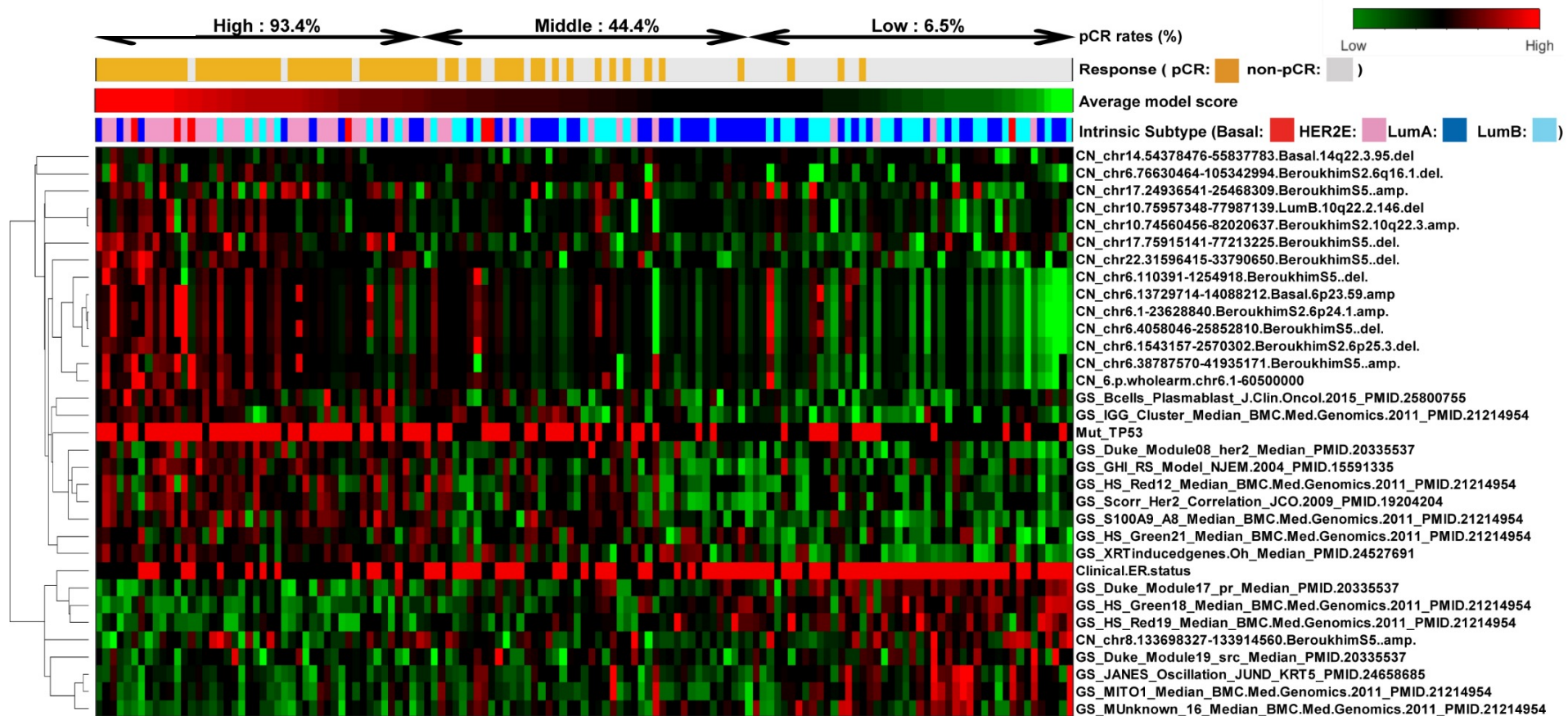
Average AUC scores for various individual data types through 10 repeated Elastic Net analyses



Elastic Net models using multidimensional data

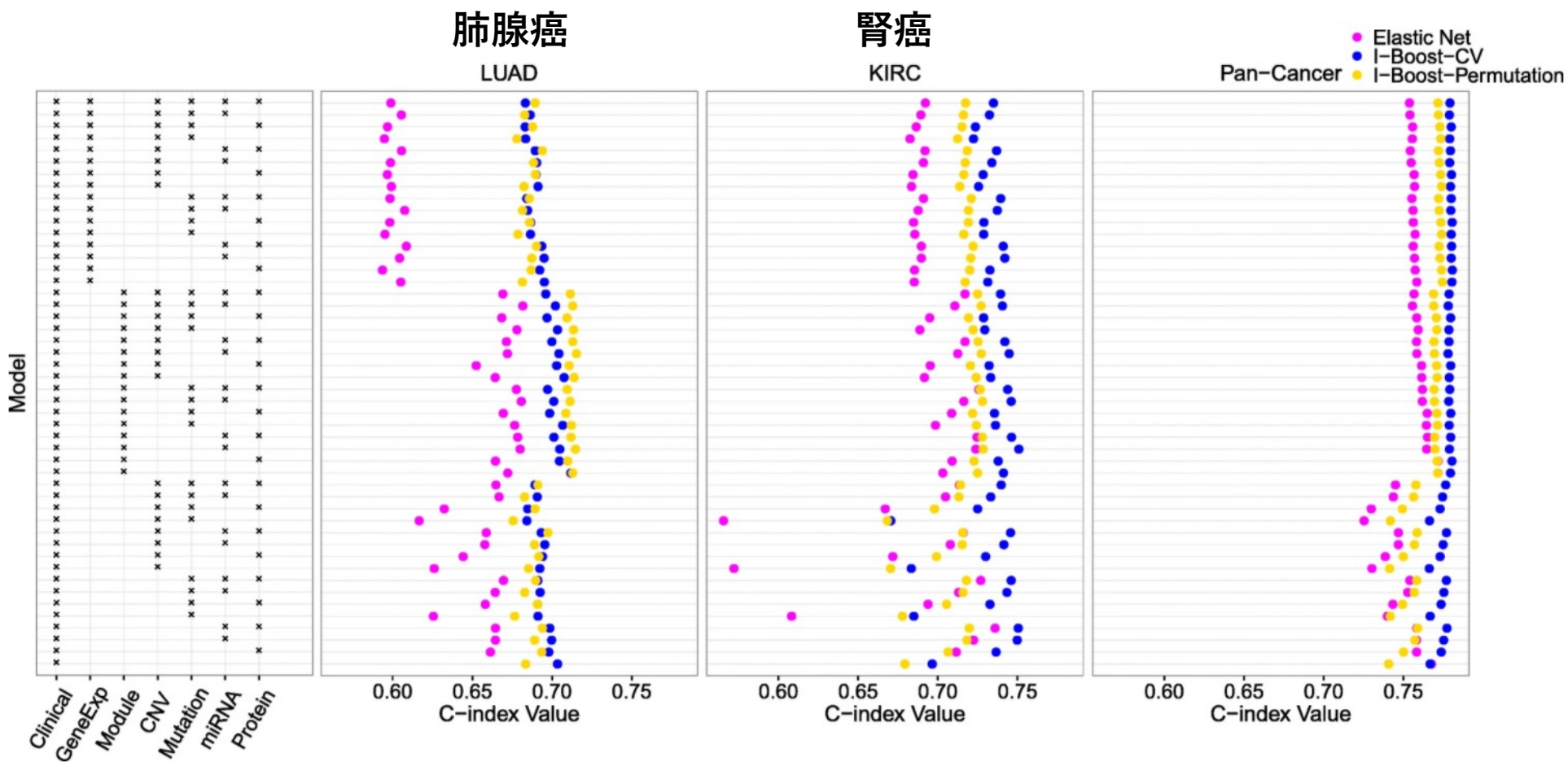


# Supervised clustering



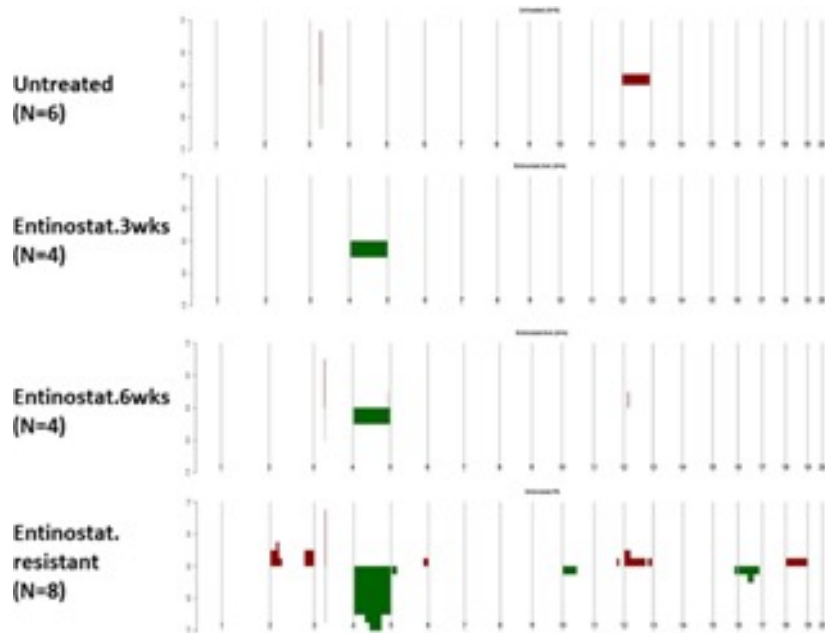
# 多層に及ぶOmicsデータをBoostingを用いてより正確に予後予測する

CV: cross validation  
C-index: prediction accuracy



# Luminal乳癌に対するHistone Deacetylase阻害薬Entinostatの耐性機序に関する順位付けアルゴリズム

ArrayCGH



DawnRank

Untreated (N=6)			Entinostat-3wks (N=4)			Entinostat-6wks (N=4)			Entinostat-resistant (N=8)		
Gene	Percent rank	Chr	Gene	Percent rank	Chr	Gene	Percent rank	Chr	Gene	Percent rank	Chr
MAX	1	12	<b>JUN</b>	<b>0.977</b>	<b>4</b>	<b>JUN</b>	<b>0.997</b>	<b>4</b>	<b>JUN</b>	<b>0.999</b>	<b>4</b>
CALM1	0.995	12	CDC42	0.975	4	CDC42	0.994	4	JAK1	0.995	4
HIF1A	0.990	12	JAK1	0.969	4	JAK1	0.992	4	CDC42	0.990	4
ACTN1	0.986	12	LCK	0.969	4	LCK	0.989	4	CDKN2A	0.989	4
FOS	0.981	12	LYN	0.965	4	LYN	0.987	4	LCK	0.987	4
HSP90AA1	0.976	12	MAP3K7	0.960	4	MAP3K7	0.984	4	TGFBR1	0.984	4
FOXA1	0.972	12	ERBB2	0.959	11	CDKN2A	0.982	4	LRP8	0.983	4
ARF6	0.967	12	CDKN2A	0.952	4	ZBTB17	0.979	4	ZBTB17	0.981	4
FBLN5	0.963	12	TGFBR1	0.950	4	TGFBR1	0.977	4	TLE1	0.980	4
NCOA1	0.958	12	RBBP4	0.948	4	RBBP4	0.974	4	LYN	0.980	4
NFKBIA	0.953	12	ZBTB17	0.944	4	LRP8	0.972	4	RBBP4	0.979	4