

# Mock community と日本人腸内細菌叢データを用いた

メタプロテオーム解析手法の評価

Evaluation of Metaproteomic Analysis Methods Using Mock Community and Japanese Gut Microbiota Data

福本亮太1,2,小寺義男1,河野信2

1.北里大学理学部, 2.北里大学未来工学部

## 1 研究背景

メタプロテオーム解析は、微生物群集の機能的多様性と動態を理解するための手法 である。従来のプロテオーム解析は単一種の生物を対象にするが、メタプロテオーム 解析は土壌や水、腸内フローラなど複数の微生物が混在する環境試料を対象とする。 これにより、環境中の微生物の活動や相互作用を包括的に解析でき、エコシステムの 健康状態や変化、病気のメカニズムなどの理解が進む。環境保全、医学、バイオテク ノロジーなど多岐にわたる分野で応用が期待されている。

しかし、膨大な量のデータの解析によるデータの複雑性やその解析に対する解釈の 困難さがメタプロテオーム解析を実行する上で障壁となっている。

# 研究目的

本研究ではmock communityデータを使用し、人工的なコミュニティ内に含まれる 生物種と、プロテオーム解析結果により同定された生物種を比較することで、メタプ ロテオームの解析方法を検討する。また、この解析手法を基に日本人の腸内細菌プロ テオームデータを用いて、被験者の分類を行う。

# 3 研究方法・結果

#### ① Mock communityを用いたデータ解析

28~32種類の細菌、古細菌、真核生物、バクテリオファージが含まれる人工コ ミュニティのデータ(PXD006118)を利用した。本実験では、解析ソフトとして MetaLab MAGを、リファレンスデータベースとしてMGnify human gut v2.0を用い て、全スペクトル数とスペクトルの同定率、ペプチド、タンパク質の同定数、さら に人工的に混合した生物種数と同定された生物種数の違いを解析した。また、COG を用いてタンパク質の機能について解析した。

表1 各mock communityデータの解析結果

			,				
sample	配合した生物種	MS.MS	MS.MS.Identified	同定率	peptide同定数	protein同定数	class同定数
community1	28	578002	67948	11.76	17281	4356	18
community2	28	557921	66974	12.00	18920	4651	24
community3	28	564968	49475	8.76	14653	3939	19
community4	28	559316	50207	8.98	14295	3745	18
community5	28	577123	87036	15.08	22163	5172	27
community6	28	556677	96088	17.26	30183	6634	23
community7	28	554350	73551	13.27	23715	5650	20
community8	28	546424	76780	14.05	22776	5309	24
community9	32	525443	107306	20.42	27871	5629	19
community10	32	567609	105214	18.54	33106	6199	18
community11	32	543125	92847	17.09	27105	5417	17
community12	32	538024	102773	19.10	27988	5373	18
					•		01,100,00

Salmonella enterica (24.0%)

腸内細菌科のグラム陰性 桿菌であり、食中毒の原 因となる病原菌の一種。

表2 community1に含まれる28生物種

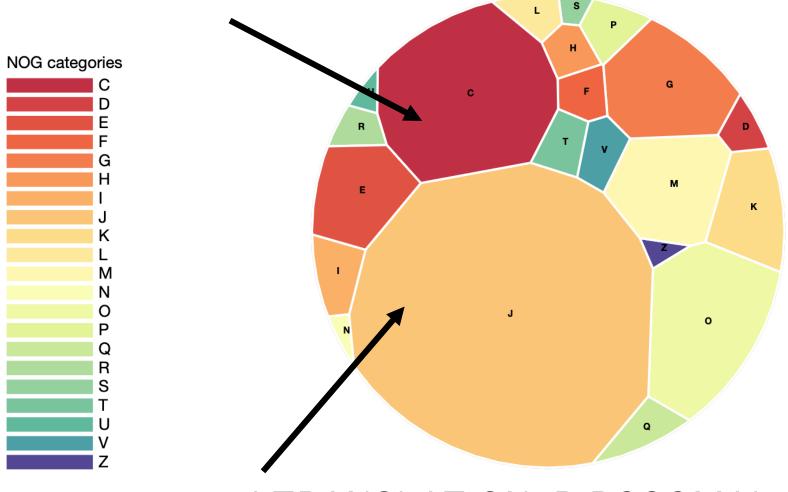
Pseudomonas denitrificans ATCC 13867 Bacillus subtilis 168 Paracoccus denitrificans ATCC 17741 Roseobacter sp. AK199 Pseudomonas pseudoalcaligenes KF707 Chromobacterium violaceum CV026 Agrobacterium tumefaciens NTL4 Stenotrophomonas maltophilia SeITE02 Cupriavidus metalliredcens CH34; (DSM 2839; LMG 1195; CIP 107179) Pseudomonas fluorescens ATCC 13525 Burkholderia xenovorans LB400 Staphylococcus aureus subsp. aureus Rosenbach, Smith [NCTC 10399], ATCC 13709 Staphylococcus aureus subsp. aureus Rosenbach, Seattle 1945, ATCC 25923 Alteromonas macleodii ATCC 27126

Salmonella enterica typhimurium LT2 with Flac+ Plasmid, SA2197 Escherichia coli K12 with Flac+ Plasmid Salmonella enterica typhimurium LT2 Salmonella enterica typhimurium LT2-H88, Rough mutant of LT2 Thermus Thermophilus HB27 Chlamydomonas reinhardtii Phage M13 Phage F2 Phage P22 (HT105) Phage F0 Phage ES18 (H1) Rhizobium leguminosarum bv. viciae 3841

Pseudomonas\_B luteola (13.4%) グラム陰性の非発酵性好気性桿菌で、 土壌、水、植物など多様な環境に広 く存在する細菌。

図1 community1 の生物種同定結果

#### C:ENERGY PRODUCTION AND CONVERSION



J:TRANSLATION, RIBOSOMAL STRUCTURE AND BIOGENESIS

図2 community1 のタンパク質の機能分類

#### ②日本人腸内細菌叢を用いたデータ解析

日本人の腸内細菌叢のデータはPXD010754を使用し、mock communityと同じ方 法で解析を行った。本実験では50人分のデータを5人づつまとめて解析を行い、全ス ペクトル数とスペクトルの同定率、ペプチド、タンパク質の同定数や同定された生 物種について解析した。

また、解析により得られた生物種をphylumレベルでクラスタリング解析を行った。

表3 各日本人腸内細菌叢データの解析結果

sample	MS.MS	MS.MS.Identified	同定率	peptide同定数	protein同定数
no.1-5	893233	203251	22.75	104291	14207
no.6-10	907341	211834	23.35	96672	48129
no.11-15	880007	143752	16.34	77375	11620
no.16-20	881666	206869	23.46	86732	12189
no.21-25	867091	60705	7.00	19170	5017
no.26-30	869013	131247	15.10	46481	10195
no.31-35	674704	39019	5.78	16283	4045
no.36-40	690983	57170	8.27	20594	5175
no.41-45	852065	58614	6.88	22664	5548
no.46-50	842137	52963	6.29	21488	5471

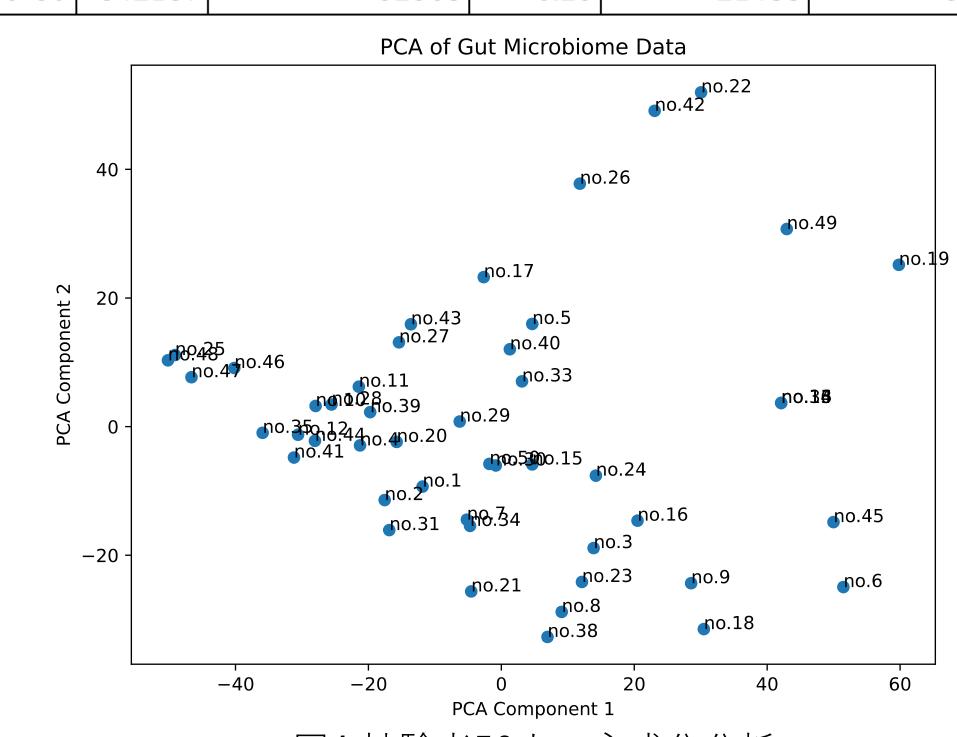
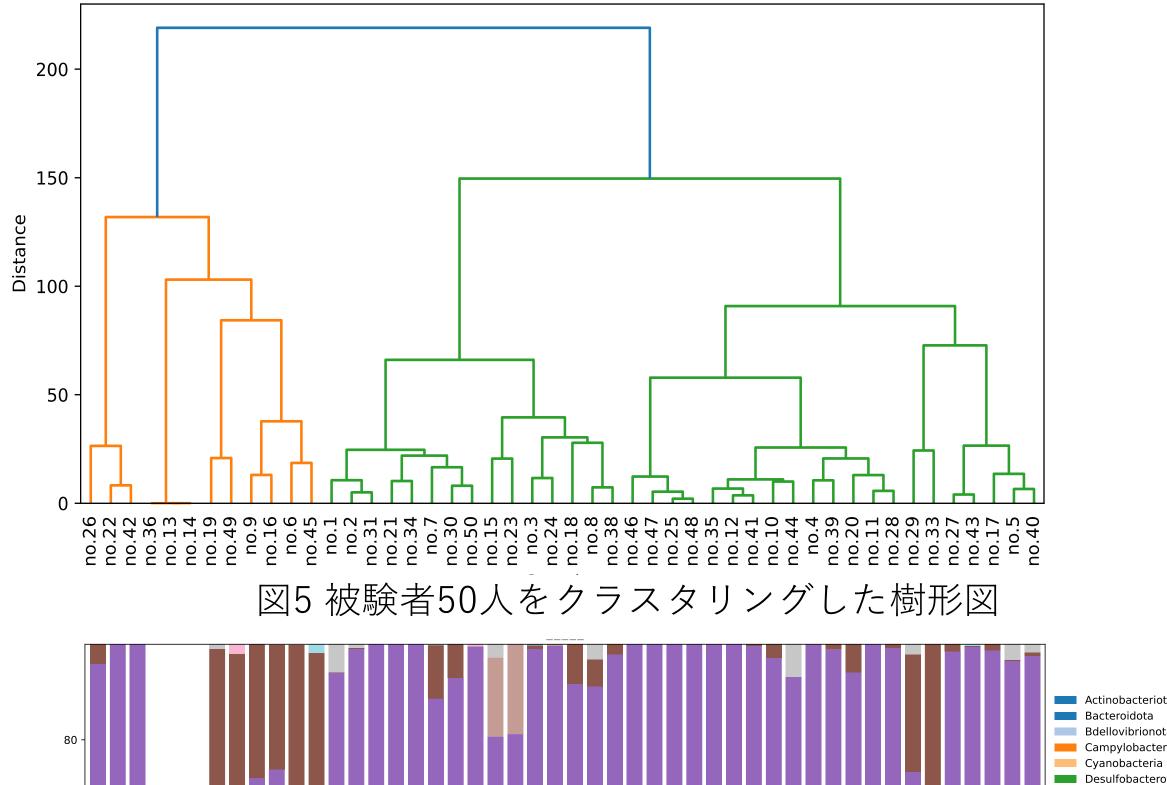
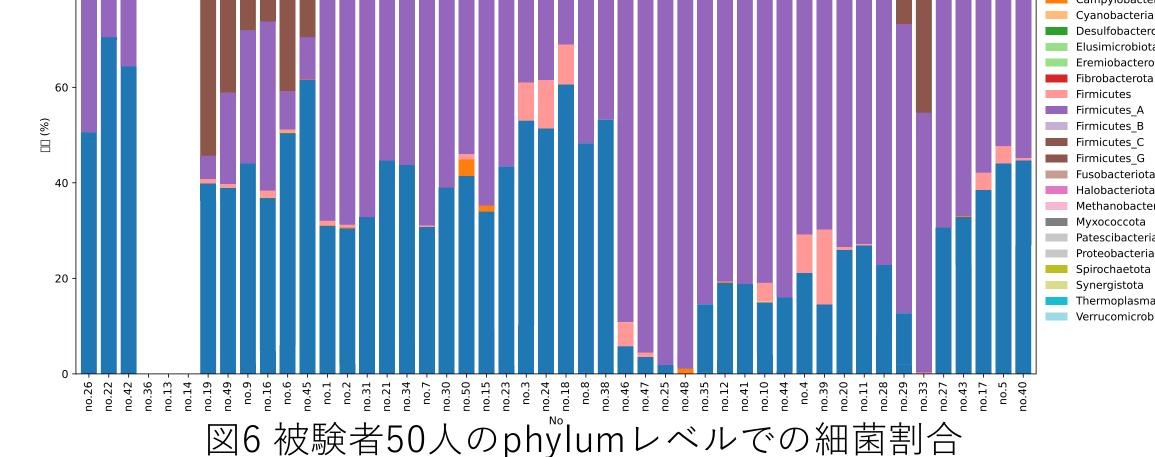


図4 被験者50人の主成分分析

Dendrogram of Gut Microbiome Data





### 考察•展望

- ・Mock communityを用いたデータ解析では同定率が約10弱~20%ほどであったが、 実際に混合した Salmonella enterica や Pseudomonas などを同定できていた。 また、classレベルでの生物種の同定数は混合生物種数とほぼ同等であったため、 classレベルで見るのが良いと考えられる。
- ・日本人の腸内細菌プロテオームデータでは同定率が約5~20%強であった。同定さ れた細菌の割合を基に50人分のデータをクラスタリングして、被験者をグループ 分けすることができた。今後は、健康状態との対応付けを行う予定である。
- ・今回はリファレンスデータベースとして、欧米人が中心の MGnify を利用した。 これの代わりに日本人の腸内細菌メタゲノムをベースとする microbiome datahub を利用することで、解析の精度がさらに高まるものと予測できる。さら に、より高精度にメタゲノム解析が可能なロングリードシーケンサを利用したリ ファレンスデータベースを使うことで、解析の精度がさらに高まるものと期待さ れる。