

厚生労働行政推進調査事業補助金

政策科学総合研究事業（政策科学推進研究事業）

診療現場の実態に即した医療ビッグデータ（NDB等）を利活用できる人材育成促進に資
するための研究

ビッグデータ研究実践能力およびデータハンドリング技術養成プログラムの実践

研究代表者 康永秀生 東京大学大学院医学系研究科臨床疫学・経済学 教授

研究要旨： NDB・DPC 等の大規模データ解析に精通した研究者を育成することは急務である。令和4年度研究では、令和3年度に開発したコンテンツ（NDBのeラーニング型教育コンテンツやオンデマンド型教育用ビデオコンテンツから構成される20コンテンツ）を用いた人材育成プログラムを実践した。医療従事者のみならず多くの職種から1158人が参加登録し、のべ7411人から受講後アンケートの回答を得た。理解度・満足度ともに概ね高い結果となった。NDB、DPCなどの大規模データベースを用いた研究を引き続き実施し、2022年は英文原著論文が117編出版された。

日常臨床のクリニカル・クエスチョンをデータベース活用により解明する研究実践能力を持つ研究者を多数育成し、データハンドリング技術と臨床研究実践能力の両方に長けた人材も多数育成することにより、わが国の大規模データベース研究の進歩を加速できる。

A. 研究目的

近年、保健医療介護のリアルワールドデータを収集した大規模データベース研究が拡大している。平成23年からNDBデータの第三者提供が開始され、提供件数は年々増加している。NDBと介護DBとの連結した「医療・介護データ等の解析基盤（HIC）」の運用が予定されており、さらに今後NDBはDPCデータベースと連結も予定されており、保健医療介護データベ

ス研究の素地は整いつつある。

一方で、データベース研究に精通した研究者は非常に限られている。保健医療介護の実態を理解し、なおかつデータ解析に精通した研究者を育成することは喫緊の課題である。そのために、臨床医学・疫学・統計学の知識に加えて、データベースに関連する知識や技能の教育が必須である。

また、令和2年度には国内3カ所のNDBオ

ンサイトリサーチセンターが一般開放されたものの、コロナ禍において稼働は制限されたままである。同センターの運用方法については前例がなく、各センターが模索している状態にある。

研究代表者らは、平成29-30年度および平成31-令和2年度厚生労働科学研究において、保健医療介護データベース研究者を育成する短期的な教育プログラムを開発した。これらを用いて、2019年と2020年にNDB・DPCデータベース研究人材育成<短期集中セミナー>を実践し、参加者によるプログラム評価も実施した。また、大規模データベース研究を行い、2019年に約50編、2020年に約70編、2021年に約100編の英文原著論文を出版した。

本研究では、上記研究をさらに発展させ、令和3年度は先行研究にて開発された人材育成プログラムを改良し、NDBのeLearningプログラムを開発した。さらに、オンサイトリサーチセンター利用者の増加を想定し、その運用方法を具体化した。

令和4年度は、令和3年度に開発したプログラムを用いた人材育成を実践するとともに、オンサイトリサーチセンターの利用を推進するとともに、大規模データベース研究を継続的に実践した。

本研究は、わが国の大規模データベース研究において不足している「人材育成」を最重視し、大規模データベース研究のための種々の技術を一般化し体系的なプログラムを構築した上で、それらを多数の研究者

等に利活用してもらえるように社会実装を試みる点が、既存研究にない独創的な点である。

B. 研究方法

◆研究計画を遂行するための研究体制

先行の研究班のもとに、大規模データベース利活用のための若手研究者コンソーシアムを立ち上げた。疫学・統計学・医療情報学等の社会医学系研究者に加えて、臨床医学、健康科学・看護学などの若手研究者も多数参画した。研究班メンバーが若手研究者を直接指導し、そこで日夜培われ開発される個別技術（データハンドリング技術、観察研究における統計解析技術など）を体系化・一般化し、既存の知識と合わせた、種々のビッグデータに応用可能な教育プログラムを開発した。

研究代表者はこれまで多くの臨床家との共同研究を行っており、研究協力者として総勢約200名の臨床家を動員し、ビッグデータからエビデンスを産み出す恒常的なサイクルを回し、英文原著論文を量産する体制を築いている。

1. 令和3年度に開発したプログラムを用いた人材育成の実践

先行研究において、ビッグデータ研究実践能力養成プログラムおよびビッグデータハンドリング技術養成プログラムを開発した。前者は、日常臨床から臨床的・クエスチョンを紡ぎ出し、検証可能な

リサーチ・クエスチョンに構造化し、既存のビッグデータを用いてリサーチ・クエスチョンを解き明かす臨床研究・疫学研究・ヘルスサービスリサーチの実践能力を養成するプログラムである。後者は、テラバイト級のデータベースから個別の研究目的に沿うデータセットを抽出するデータハンドリング技術、膨大なテキストデータを含む大規模かつ複雑な構造のデータを研究用の扱いやすいデータベースに再構築するなどのデータベースマネジメント技術を養成するプログラムである。上記について、現下のコロナ禍の状況においても教育実践が可能となるように、令和3年度にオンラインによるプログラムに改良し、令和4年度にプログラムを実践した。

具体的には、「NDB・DPC データベース研究人材育成 Webinar」を2023年1月10日(火)～1月20日(金)に開催した。Webによる動画配信(講義とeLearning)の形式とした。申請者に事前に登録してもらったアドレスに動画のURLを送信し、オンデマンドで視聴してもらった。配信期間中は全ての講義をいつでも視聴することを可能とした。

主催は厚生労働省科学研究・保健医療介護ビッグデータ人材育成研究班(研究代表者:東京大学 康永秀生)とし、日本臨床疫学会が共催となった。事前登録制であり、無料とした。

Webinar の概要と詳細については別紙1・

2を参照。

【本 Webinar の特徴】

- ・保健医療介護ビッグデータ研究で実績のある講師陣による講義・演習を受けることができる
- ・短期集中で大規模データベース研究の計画立案から統計解析まで学習できる

【受講対象】

保健医療介護ビッグデータ研究に興味のある方。

- ・医療・介護従事者
 - ・大学関係者
 - ・各種研究機関に勤務する研究者
 - ・企業に所属する者
 - ・医療政策の担当者
- など

【コンテンツ】

1. NDB・DPC 等の公的データベースの動向
2. NDB ガイドラインの理解度テスト
3. SQL 入門
4. SQL を用いたレセプトデータのハンドリング
5. NDB を用いた研究
6. DPC データを用いた研究 1
7. DPC データを用いた研究 2
8. DeSC データを用いた研究
9. JMDC データを用いた研究
10. 傾向スコア
11. 高次元傾向スコア
12. 操作変数法

- 13. 不連続回帰デザイン・差の差分析
- 14. 時間依存性交絡と周辺構造モデル
- 15. 生存時間分析における競合リスクモデル
- 16. 欠測データの取り扱いと多重代入法
- 17. マルチレベル分析
- 18. 自己対照ケースシリーズ
- 19. 機械学習
- 20. データベースにおけるバリデーション研究

【アンケートによる評価】

各講義の後に無記名アンケートを実施した。各講義のアンケートに回答すると、各講義資料の pdf がダウンロード可能になる、というインセンティブを与えた。

Q1. 本講義の難易度はいかがでしたか？
(入力必須)

- とてもわかりやすい
- わかりやすい
- どちらともいえない
- わかりにくい
- とてもわかりにくい

Q2. 本講義の進行速度はいかがでしたか？
(入力必須)

- とても速い
- 速い
- ちょうどよい
- 遅い
- とても遅い

Q3. 本講義の満足度はいかがでしたか？
(入力必須)

- とても満足
- 満足
- どちらともいえない
- 不満
- とても不満

Q4. 本講義で学べて良かったことを教えてください
(入力必須、自由記載)

Q5. 本講義で疑問に感じたこと、不明点を教えてください
(入力必須、自由記載)

2. 大規模データベース研究の実践

本プログラム受講者をはじめ、多施設から多くの研究者と共同研究体制を構築し、NDB, DPC 等のデータベースを用いた臨床研究、疫学研究、医療経済・政策研究、ヘルスサービスリサーチを実践し、原著論文出版、学会発表を実践した。

C. 研究結果

1. 令和3年度に開発したプログラムを用いた人材育成の実践

コンテンツ 1-20 の具体的な内容は巻末資料に提示する。

期間中、参加登録者は 1,158 名であった。内訳は、医療従事者 717 人 (医師 411 人、薬剤師 87 人、看護師 60 人、歯科医師 10 人、その他コメディカル 149 人)、製薬会社

187人、医療機器メーカー10人、保険会社6人、コンサルティング会社13人、医療IT企業26人、生物統計家6人、データサイエンティスト48人、診療情報管理士3人、審査支払機関5人、CRO18人、学生54人、教員18人、研究員21人、その他26人であった。

アンケート回答はのべ7411人から得た。受講した一人当たり平均のアンケート回答回数は6.4回であった。

各コンテンツ（講義番号1-20）に対するQ1,Q2,Q3に対する回答結果の分布をそれぞれ図1,2,3に示す。

Q1.本講義の難易度について、「とてもわかりやすい」と「わかりやすい」を合計した割合は、講義番号3,5,6,7,8,9,10,16,17,18,20は90%を超え、講義番号1,4,11,12,13,14,15,19は80%を超えていたのに対し、講義番号2は49%と低かった。

Q2.本講義の進行速度について、いずれの講義番号も「ちょうどよい」が80%を超えていた。

Q3.本講義の満足度について、「とても満足」と「満足」を合計した割合は、課題番号1,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,20は90%を超え、講義番号15,19は80%を超えていたのに対し、講義番号2は59%と低かった。

なお、参加者の属性に関わらず、これらの傾向は一定であった。

Q4.「本講義で学べて良かったこと」（入力必須、自由記載）の結果の抜粋を表1に示

す。

Q5.「本講義で疑問に感じたこと、不明点」（入力必須、自由記載）結果の抜粋を表2に示す。

2. 大規模データベース研究の実践

116編の英文原著論文を出版した。その一覧は下記の「G.研究発表」に示す。

D. 考察

1. 令和3年度に開発したプログラムを用いた人材育成の実践

対面型およびオンライン教育プログラムを改良し、コロナ禍においても双方向型の教育が可能なオンラインプログラムを実践運用した。

参加登録者は千人を超え、そのうち医療従事者が約62%であり、製薬会社・医療機器メーカーなど一般企業の従事者は21%であった。その他、生物統計家・データサイエンティスト等が約6%、学生が約5%であり、参加者の所属は多岐にわたった。

各コンテンツ（講義番号1-20）に対する講義の難易度について、「とてもわかりやすい」と「わかりやすい」を合計した割合は、ほぼすべて80%を超えており、概ね良好であった。講義の進行速度について、いずれの課題番号も「ちょうどよい」が80%を超えていた。講義の満足度について、「とても満足」と「満足」を合計した割合は、ほぼ80%を超えていた。

課題番号2は他と異なり、設問に回答していく形であり、正誤を確認した後に解説を

加えるという形式であるため、受講者が難しさを感じたかもしれない。

Q4. 「本講義で学べて良かったこと」において、非常に多くのコメントを受け取った。内容はほぼ本講義に対する肯定的なものである。Q5. 「本講義で疑問に感じたこと、不明点」に関するコメントは、Q4 に比べて圧倒的に低く、内容的には本講義で紹介されなかった内容の追加を求める声が圧倒的に多かった。コメントを参考に今後のコンテンツの改良を行う予定である。

2. 大規模データベース研究の実践

上記1を通じて、大規模データベース研究の実践をさらに進めた。2019年の約50編、2020年の約70編、2021年の約100編にひきつづき、2022年には117編の原著論文を出版した。コンスタントに増加しており、本研究の人材育成プログラムの効果を示唆するものである。

E. 結論

本研究は、厚生労働省が進める NDB 等データベースの高度利活用に直接反映される研究である。NDB ばかりでなく、あらゆる保健・医療・介護ビッグデータに対応できる人材育成を図ることにより、ビッグデータのデータハンドリング、データベースマネジメント等に関する総合的な技術を持つ人材を多数育成してきた。

近年、保健医療介護データベースのインフラ整備が進められている。それらのイ

ンフラを活用できる人材の育成にさらに貢献し、今後整備される種々の統合データベースの稼働の際には全省的な政策課題に関する研究・知見の提供にも貢献できる。さらに、日常臨床のクリニカル・クエスチョンをデータベース活用により解明する研究実践能力を持つ研究者を多数育成し、データハンドリング技術と臨床研究実践能力の両方に長けた人材も多数育成することにより、わが国の大規模データベース研究の進歩を加速できる。わが国の大規模データベース研究の技術水準を世界トップレベルに向上させ、わが国発のエビデンスを量産できることが期待される。

F. 健康危険情報

なし

G. 研究発表

論文発表

1. Abe H, Sumitani M, Matsui H, Inoue R, Fushimi K, Uchida K, Yasunaga H. Use of naldemedine is associated with reduced incidence of hyperactive delirium in cancer patients with opioid-induced constipation: a nationwide retrospective cohort study in Japan. *Pharmacotherapy*. 2022;42(3):241-249.
2. Abe H, Sumitani M, Matsui H, Inoue R, Konishi M, Fushimi K, Uchida K, Yasunaga H. Gabapentinoid use is associated with reduced occurrence of hyperactive delirium in older cancer patients undergoing chemotherapy: a nationwide retrospective cohort study in Japan. *Anesthesia & Analgesia*. 2022;135(2):362-369.
3. Aso S, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H. Effect of Dobutamine on Patients with Septic Shock: A Retrospective Nationwide Study. *Annals of Clinical Epidemiology*. 2022;4(2): 41-48.
4. Awano N, Jo T, Izumo T, Inomata M, Morita K, Matsui H, Fushimi K, Urushiyama H, Nagase T, Yasunaga H. Recombinant human soluble thrombomodulin for acute exacerbation of idiopathic pulmonary fibrosis: A nationwide observational study. *Journal of Intensive Care*. 2022;10(1):14.

5. Chinen T, Sasabuchi Y, Matsui H, Yamaguchi H, Yasunaga H. Oxaliplatin- versus cisplatin-based regimens for elderly individuals with advanced gastric cancer: A retrospective cohort study. *BMC Cancer*. 2022;22(1):460.
6. Fujita A, Hashimoto Y, Matsui H, Yasunaga H, Aihara M. Recent trends in glaucoma surgery: a nationwide database study in Japan, 2011–2019. *Japanese Journal of Ophthalmology*. 2022;66(2):183-192.
7. Fujita A, Hashimoto Y, Okada A, Obata R, Aihara M, Matsui H, Yasunaga H. Association Between Proteinuria and Retinal Vein Occlusion in Individuals with Preserved Renal Function: A Retrospective Cohort Study. *Acta Ophthalmologica*. 2022;100(7):e1510-e1517
8. Fukui R, Kaneko H, Okada A, Yano Y, Itoh H, Matsuoka S, Morita K, Kiriyama H, Kamon T, Fujiu K, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Nakamura S, Nishiyama A, Node K, Yokoo T, Nangaku M, Yasunaga H, Komuro I. Semiquantitative assessed proteinuria and risk of heart failure: Analysis of a nationwide epidemiological database. *Nephrology Dialysis Transplantation*. 2022;37(9):1691-1699.
9. Furuya H, Nakajima M, Ikeda K, Nakamura K, Ohbe H, Aso S, Kumazawa R, Iwamoto T, Iwata A, Furuta S, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H, Nakajima H. Prognosis and treatment of myositis-associated severe interstitial lung disease. *Arthritis Care & Research*. 2022;74(3):478-483.
10. Fuseda Y, Michihata N, Kumazawa R, Fushimi K, Yasunaga H. Annual Trend in Lumbar Puncture for Infants Younger Than 3 Months Hospitalized with Suspected Serious Bacterial Infection: A Nationwide Inpatient Database Study. *Pediatric Infectious Disease Journal*. 2022;41(8):631-635.
11. Hamada S, Nakajima M, Kaszynski RH, Otaka S, Goto H, Matui H, Fushimi K, Yamaguchi Y, Yasunaga H. Association between adjunct clindamycin and in-hospital mortality in patients with necrotizing soft tissue infection due to group A Streptococcus: A nationwide cohort study. *European Journal of Clinical Microbiology & Infectious Diseases*. 2022;41(2):263-270.
12. Hashimoto Y, Kaneko H, Okada A, Matsui H, Yasunaga H, Aihara M, Obata R. Association between retinal vein occlusion and Life's Simple 7 cardiovascular health metrics: A large claims database study. *Ophthalmology Retina*. 2022;6(8):684-692.
13. Hashimoto Y, Matsui H, Michihata N, Ishimaru M, Yasunaga H, Aihara M, Kaburaki T. Incidence of sympathetic ophthalmia after inciting events: a national database study in Japan. *Ophthalmology*. 2022;129(3):344-352.
14. Hashimoto Y, Michihata N, Yamana H, Shigemi D, Morita K, Matsui H, Yasunaga H, Aihara M. Safety of topical ophthalmic antibiotics in pregnant women with hordeola, chalazia, blepharitis, or bacterial conjunctivitis: propensity score analyses. *EYE*. 2022 ;36(5):1066-1073.
15. Hashimoto Y, Yamana H, Michihata N, Shigemi D, Ishimaru M, Matsui H, Yasunaga H, Aihara M. Eye drops for dry eye disease during pregnancy and adverse neonatal outcomes: high-dimensional propensity score analyses. *Ophthalmic Epidemiology*. 2022;29(4):384-393.
16. Hirano T, Nakajima M, Ohbe H, Kaszynski RH, Iwasaki Y, Arakawa Y, Sasabuchi Y, Fushimi K, Matsui H, Yasunaga H. Corticosteroid use with extracorporeal cardiopulmonary resuscitation for out-of-hospital cardiac arrest: A nationwide observational study. *Resuscitation Plus*. 2022;12:100308.
17. Hirano Y, Kaneko H, Konishi T, Itoh H, Matsuda S, Kawakubo H, Uda K, Matsui H, Fushimi K, Daiko H, Itano O, Yasunaga H, Kitagawa Y. Short-Term Outcomes of Epidural Analgesia in Minimally Invasive Esophagectomy for Esophageal Cancer: Nationwide Inpatient Data Study in Japan. *Annals of Surgical Oncology*. 2022;29(13):8225-8234.
18. Hirose N, Morita K, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H. Association between nurse aide staffing and patient mortality after major cancer surgeries in acute care settings: A retrospective cohort study using a national inpatient database. *Nursing and Health Sciences*. 2022;24(1):283-292.
19. Hirose N, Morita K, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H. Dose-response association between nurse staffing and patient outcomes following major cancer surgeries using a nationwide inpatient database in Japan. *Journal of Clinical Nursing*. 2022;31(17-18):2562-2573.
20. Honda A, Michihata N, Iizuka Y, Uda K, Morita K, Mieda T, Takasawa E, Ishiwata S, Tajika T, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H, Chikuda H. Risk factors for severe lower extremity ischemia following venoarterial extracorporeal membrane oxygenation: An analysis using a nationwide inpatient database. *Trauma Surgery & Acute Care Open*. 2022;7:e000776.
21. Hosoi T, Yamana H, Tamiya H, Matsui H, Fushimi K, Akishita M, Yasunaga H, Ogawa S. Association between comprehensive geriatric assessment and polypharmacy at discharge in patients with ischaemic stroke: a nationwide retrospective cohort study. *eClinicalMedicine*. 2022;50:101528.
22. Inooka Y, Yamana H, Shinoda Y, Inokuchi H, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H, Haga N. Predictive factors for oral intake recovery after acute stroke: analysis of a Japanese nationwide inpatient database. *Dysphagia* 2022;37(6):1623-1632.
23. Ishimaru M, Ono S, Morita K, Matsui H, Hagiwara Y, Yasunaga H. Prevalence, incidence rate and risk factors of medication-related osteonecrosis of the jaw (MRONJ) in patients with osteoporosis and cancer: a nationwide population-based study in Japan. *Journal of Oral and Maxillofacial Surgery*. 2022;80(4):714-727.
24. Ishimaru T, Fujiogi M, Michihata N, Konishi T, Morita K, Matsui H, Uda K, Fushimi K, Kawashima H, Fujishiro J, Yasunaga H. Perioperative Outcomes of Laparoscopically

- Assisted Anorectoplasty versus Conventional Procedures for Anorectal Malformation: A Retrospective Nationwide Database Study. *Pediatric Surgery International*. 2022;38(12):1785-1791.
25. Itoh H, Kaneko H, Okada A, Suzuki Y, Fujii K, Matsuoka S, Michihata N, Jo T, Nakanishi K, Takeda N, Morita H, Node K, Di Tullio MR, Homma S, Yasunaga H, Komuro I. Age-Specific Relation of Cardiovascular Health Metrics With Incident Cardiovascular Disease. *American Journal of Cardiology*. 2022;177:34-39.
 26. Iwasaki Y, Ohbe H, Shigemi D, Fushimi K, Yasunaga H. Effect of antithrombin III among patients with disseminated intravascular coagulation in obstetrics: a nationwide observational study in Japan. *BJOG: An International Journal of Obstetrics and Gynaecology*. 2022;129(5):805-811.
 27. Kamijo K, Nakajima M, Shigemi D, Kaszynski RH, Ohbe H, Goto T, Sasabuchi Y, Fushimi K, Matsui H, Yasunaga H. Resuscitative endovascular balloon occlusion of the aorta for life-threatening postpartum hemorrhage: A nationwide observational study in Japan. *The Journal of Trauma and Acute Care Surgery*. 2022;93(3):418-423.
 28. Kamon T, Kaneko H, Itoh H, Okada A, Matsuoka S, Kiriyama H, Fujii K, Morita K, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Nakamura S, Node K, Yasunaga H, Komuro I. Sex difference in the association between lipid profile and incident cardiovascular disease among young adults. *Journal of Atherosclerosis and Thrombosis*. 2022;29(10):1475-1486.
 29. Kaneko H, Suzuki Y, Ueno K, Okada A, Fujii K, Matsuoka S, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Kamiya K, Node K, Yasunaga H, Komuro I. Association of Life's Simple 7 with incident cardiovascular disease in 53,974 patients with cancer. *European Journal of Preventive Cardiology*. 2022;29(18):2324-2332.
 30. Kaneko H, Yano Y, Lee HH, Lee H, Okada A, Itoh H, Morita K, Fukui A, Fujii K, Suzuki Y, Matsuoka S, Nakamura S, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Yokoo T, Nishiyama A, Node K, Viera AJ, Muntner P, Oparil S, Kim HC, Yasunaga H, Komuro I. Medication-Naïve Blood Pressure and Incident Cancers: Analysis of Two Nationwide Population-Based Databases. *American Journal of Hypertension*. 2022;35(8):731-739.
 31. Kaneko H, Yano Y, Suzuki Y, Okada A, Itoh H, Matsuoka S, Fujii K, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Node K, Viera AJ, Lima JAC, Oparil S, Lam CSP, Carey RM, Yasunaga H, Komuro I. Reduction in blood pressure for elevated blood pressure/ stage 1 hypertension according to the ACC/AHA guideline and cardiovascular outcomes. *European Journal of Preventive Cardiology*. 2022;29(14):1921-1929.
 32. Karakawa R, Konishi T, Yoshimatsu H, Fuse Y, Hashimoto Y, Matsui H, Fushimi K, Yano T, Yasunaga H. Comparison of short-term outcomes between pedicled- and free-flap autologous breast reconstruction. *Breast Cancer*. 2022;29(6):1067-1075.
 33. Kodama S, Jo T, Yasunaga H, Michihata N, Matsui H, Kumazawa R, Shirota Y, Fushimi K, Toda T, Hamada M. Outcomes of gastrointestinal cancer surgeries in Parkinson's disease patients: a nationwide study. *Parkinsonism and Related Disorders*. 2022;96:45-49.
 34. Konishi T, Fujiogi M, Michihata N, Kumazawa R, Ohbe H, Matsui H, Fushimi K, Ogita M, Tanabe M, Seto Y, Yasunaga H. Interstitial lung disorders following postoperative radiotherapy with concurrent or sequential hormonal therapy for breast cancer: a nationwide database study in Japan. *Breast Cancer*. 2022;29(4):688-697.
 35. Konishi T, Fujiogi M, Michihata N, Matsui H, Tanabe M, Seto Y, Yasunaga H. Association between body mass index and incidence of breast cancer in premenopausal women: A Japanese nationwide database study. *Breast Cancer Research and Treatment*. 2022;194(2):315-325.
 36. Konishi T, Fujiogi M, Michihata N, Morita K, Matsui H, Fushimi K, Tanabe M, Seto Y, Yasunaga H. Association of operative day of the week with length of stay and total hospitalization costs in patients with partial mastectomy: a nationwide database study in Japan. *JMA Journal*. 2022;5(3):319-327.
 37. Konishi T, Fujiogi M, Michihata N, Ohbe H, Matsui H, Fushimi K, Tanabe M, Seto Y, Yasunaga H. Cost-effectiveness analysis of trastuzumab monotherapy versus adjuvant chemotherapy plus trastuzumab in elderly patients with HER2-positive early breast cancer. *Japanese Journal of Clinical Oncology*. 2022;52(10):1115-1123.
 38. Konishi T, Fujiogi M, Sato A, Michihata N, Kumazawa R, Matsui H, Fushimi K, Tanabe M, Seto Y, Yasunaga H. Short-term outcomes following breast cancer surgery with and without neoadjuvant chemotherapy: a nationwide administrative database study in Japan. *Annals of Surgical Oncology*. 2022;29(5):3000-3010.
 39. Konishi T, Fujiogi M, Shigemi D, Matsui H, Fushimi K, Tanabe M, Seto Y, Yasunaga H. Risk factors for postoperative bleeding following breast cancer surgery: a nationwide database study of 477,108 cases in Japan. *World Journal of Surgery*. 2022;46(12):3062-3071.
 40. Konishi T, Fujiogi M, Shigemi D, Nishioka K, Matsui H, Fushimi K, Tanabe M, Seto Y, Yasunaga H. Surgical and obstetric outcomes of breast cancer surgery during pregnancy: A nationwide database study in Japan. *Breast Cancer Research and Treatment*. 2022;195(3):289-299.
 41. Konishi T, Goto T, Fujiogi M, Michihata N, Kumazawa R, Matsui H, Fushimi K, Tanabe M, Seto Y, Yasunaga H. New machine learning scoring system for predicting postoperative mortality in gastroduodenal ulcer perforation: A study using a Japanese nationwide inpatient database. *Surgery*. 2022;171(4):1036-1042.

42. Konishi T, Sakata A, Inokuchi H, Kumazawa R, Matsui H, Fushimi K, Tanabe M, Seto Y, Yasunaga H. Treatments and outcomes of adult parapharyngeal and retropharyngeal abscess: 1,882 cases from a Japanese nationwide database. *American Journal of Otolaryngology*. 2022;44(2):103770.
43. Konishi T, Takamoto T, Fujiogi M, Hashimoto Y, Matsui H, Fushimi K, Tanabe M, Seto Y, Yasunaga H. Laparoscopic versus open distal pancreatectomy with or without splenectomy: A propensity score analysis in Japan. *International Journal of Surgery*. 2022;104:106765.
44. Konishi T, Yoshimoto T, Fujiogi M, Yamana H, Tanabe M, Seto Y, Yasunaga H. Validity of operative information in Japanese administrative data: a chart review-based analysis of 1221 cases at a single institution. *Surgery Today*. 2022;52(10):1484-1490.
45. Kumazawa R, Jo T, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H. Direct oral anticoagulants versus warfarin for secondary prevention of cerebral infarction and bleeding in older adults with atrial fibrillation. *Journal of the American Geriatrics Society*. 2022;70(7):2029-2039.
46. Kurakawa KI, Okada A, Bessho K, Jo T, Ono S, Michihata N, Kumazawa R, Matsui H, Fushimi K, Yamaguchi S, Yamauchi T, Nangaku M, Kadowaki T, Yasunaga H. Major complications after percutaneous biopsy of native or transplanted liver in pediatric patients: A nationwide inpatient database study in Japan. *BMC Gastroenterology*. 2022;22(1):395.
47. Kutsuna S, Ohbe H, Matsui H, Yasunaga H. Effectiveness of fluoroquinolone antimicrobials in addition to tetracyclines for Japanese Spotted Fever: A retrospective analysis using a national inpatient database. *International Journal of Infectious Diseases*. 2022;123:70-75.
48. Kutsuna S, Ohbe H, Matsui H, Yasunaga H. Delayed Tetracycline Initiation Increases Mortality Risk in Patients With Japanese Spotted Fever: Retrospective Analysis Using a National Inpatient Database. *Open Forum Infectious Diseases*. 2022;9(11):ofac573.
49. Matsuda K, Jo T, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H, Sugimoto K. Institutional factors associated with early mortality of newly diagnosed acute promyelocytic leukemia. *Blood Cancer Journal*. 2022;12(12):167.
50. Matsuda K, Jo T, Shimura A, Honda A, Taoka K, Masamoto Y, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H, Kurokawa M. Risk of febrile neutropenia in very elderly patients aged ≥ 80 years receiving their first cycle of R-CHOP regimen: a nationwide real-world study in Japan. *British Journal of Haematology*. 2022;197(3):e37-e41.
51. Matsui H, Yamana H, Fushimi K, Yasunaga H. Development of deep learning models for predicting in-hospital mortality using an administrative claims database. *JMIR Medical Informatics*. 2022;10(2):e27936.
52. Matsuoka S, Kaneko H, Kamon T, Suzuki Y, Yano Y, Okada A, Itoh H, Morita K, Fukui A, Fujiu K, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Nakamura S, Yokoo T, Nishiyama A, Node K, Yasunaga H, Komuro I. Incorporation of Retinal Arteriosclerosis into Risk Stratification of Blood Pressure Category According to the 2017 ACC/AHA Blood Pressure Guideline. *Journal of Atherosclerosis and Thrombosis*. 2022;29(10):1487-1498.
53. Matsuoka S, Kaneko H, Okada A, Fukui A, Yano Y, Itoh H, Morita K, Fujiu K, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Yamaguchi S, Nakamura S, Nishiyama A, Yokoo T, Node K, Yamauchi T, Nangaku M, Yasunaga H, Komuro I. Association between Proteinuria and Incident Colorectal Cancer: Analysis of a Nationwide Population-Based Database. *BMJ Open*. 2022;12(4):e056250.
54. Matsuoka S, Kaneko H, Okada A, Itoh H, Suzuki Y, Fujiu K, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Nakamura S, Node K, Yasunaga H, Komuro I. Association of retinal atherosclerosis assessed using Keith-Wagener-Barker system with incident heart failure and other atherosclerotic cardiovascular disease: Analysis of 319,501 individuals from the general population. *Atherosclerosis*. 2022;348:68-74.
55. Matsuoka S, Kaneko H, Okada A, Morita K, Itoh H, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Fujiu K, Nakamura S, Node K, Yasunaga H, Komuro I. Age Modified Relationship between Modifiable Risk Factors and the Risk of Atrial Fibrillation. *Circulation: Arrhythmia and Electrophysiology*. 2022;15(1):e010409.
56. Michihata N, Shigemi D, Yamana H, Matsui H, Jo T, Yasunaga H. Safety of Japanese Herbal Kampo Medicines for the Treatment of Depression During Pregnancy. *International Journal of Gynecology and Obstetrics*. 2022 159(3):865-869.
57. Michihata N, Suzuki T, Honda A, Oka I, Yoshikawa T, Saito K, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H. Clinical features of Kawasaki disease with atlantoaxial rotatory fixation. *Pediatric Infectious Disease Journal*. 2022;41(8):626-630.
58. Michihata N, Suzuki T, Yoshikawa T, Saito K, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H. Association between intravenous immunoglobulin dose and outcomes in patients with acute Kawasaki disease. *European Journal of Pediatrics*. 2022;181(10):3607-3615.
59. Miyachi H, Konishi T, Kumazawa R, Matsui H, Shimizu S, Fushimi K, Matsui H, Yasunaga H. Treatments and outcomes of generalized pustular psoriasis: a cohort of 1516 patients in a nationwide inpatient database in Japan. *Journal of the American Academy of Dermatology*. 2022;86(6):1266-1274.
60. Miyachi H, Konishi T, Shigemi D, Matsui H, Shimizu S, Fushimi K, Matsue H, Yasunaga H. Association between psoriasis and short-term outcomes of acute myocardial infarction: a matched-pair cohort study using a nationwide inpatient database in Japan. *JAAD International*. 2022;8:21-30.

61. Miyakawa T, Michihata N, Morita K, Matsui H, Honda M, Yasunaga H. Ambient temperature and hospital admissions for acute cholecystitis: A nationwide inpatient database study in Japan. *HPB*. 2022;24(3):398-403.
62. Miyamoto Y, Iwagami M, Aso S, Uda K, Fushimi K, Hamasaki Y, Nangaku M, Yasunaga H, Doi K. Postoperative outcomes of cancer surgery in patients with and without kidney failure with dialysis therapy: A matched-pair cohort study. *Clinical Kidney Journal* 2022;15(6):1137-1143.
63. Miyamoto Y, Matsuyama T, Goto T, Ohbe H, Kitamura T, Yasunaga H, Ohta B. Association between age and neurological outcomes in out-of-hospital cardiac arrest patients resuscitated with extracorporeal cardiopulmonary resuscitation: a nationwide multicentre observational study. *European Heart Journal: Acute Cardiovascular Care*. 2022;11(1):35-42.
64. Mizuno S, Ono S, Takano A, Yasunaga H, Iwase H. Dental characteristics associated with methamphetamine use: Analysis using forensic autopsy data. *BMC Oral Health*. 2022;22(1):141.
65. Nagata S, Ohbe H, Jo T, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H. Glucocorticoids and rates of biphasic reactions in patients with adrenaline-treated anaphylaxis: A propensity score matching analysis. *International Archives of Allergy and Immunology*. 2022;183(9):939-945.
66. Nishimoto Y, Ohbe H, Matsui H, Nakajima M, Sasabuchi Y, Goto T, Morita K, Fushimi K, Sato Y, Yasunaga H. Predictive ability of the sequential organ failure assessment score for in-hospital mortality in patients with cardiac critical illness: a nationwide observational study. *EJH Acute Cardiovascular Care*. 2022;11(4):312-321.
67. Ogasawara H, Obe H, Yasunaga H. Oral food challenge management in Japan: A retrospective analysis of health insurance claims data. *Clinical & Experimental Allergy*. 2022;52(7):898-900.
68. Ogawa Y, Yamana H, Noda T, Kishimoto M, Yoshihara S, Kanaoka K, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H, Kawaguchi M, Imamura T. Severe complications after general anesthesia versus sedation during pediatric diagnostic cardiac catheterization for ventricular septal defect. *Journal of Clinical Medicine*. 2022;11(17):5165.
69. Ohbe H, Goto T, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H. Associations of government-issued ICU admission criteria with clinical practices, outcomes, and ICU bed occupancy. *Annals of the American Thoracic Society*. 2022;19(6):1013-1021.
70. Ohbe H, Goto T, Nakamura K, Matsui H, Yasunaga H. Development and validation of early prediction models for new-onset functional impairment at hospital discharge of ICU admission. *Intensive Care Medicine*. 2022;48(6):679-689.
71. Ohbe H, Matsui H, Kumazawa R, Yasunaga H. Intensive care unit versus high dependency care unit admission after emergency surgery: a nationwide in-patient registry study. *British Journal of Anaesthesia*. 2022;129(4):527-535.
72. Ohbe H, Matsui H, Kumazawa R, Yasunaga H. Postoperative intensive care unit admission following major elective surgery: a nationwide inpatient database study. *European Journal of Anaesthesiology*. 2022;39(5):436-444.
73. Ohbe H, Matsui H, Yasunaga H. ICU versus high-dependency care unit for patients with acute myocardial infarction: a nationwide propensity score-matched cohort study. *Critical Care Medicine*. 2022;50(6):977-985.
74. Ohbe H, Sasabuchi Y, Kumazawa R, Matsui H, Yasunaga H. Intensive care unit occupancy in Japan, 2015–2018: a nationwide inpatient database study. *Journal of Epidemiology*. 2022;32(12):535-542.
75. Ohbe H, Sasabuchi Y, Matsui H, Yasunaga H. Impact of the COVID-19 pandemic on critical care utilization in Japan: a nationwide inpatient database study. *Journal of Intensive Care*. 2022;10(1):51.
76. Ohbe H, Tagami T, Ogura T, Matsui H, Yasunaga H. Low-flow duration and outcomes of extracorporeal cardiopulmonary resuscitation in adults with in-hospital cardiac arrest: a nationwide inpatient database study. *Critical Care Medicine*. 2022;50(12):1768-1777.
77. Ohbe H, Tagami T, Uda K, Matsui H, Yasunaga H. Incidence and outcomes of in-hospital cardiac arrest in Japan 2011–2017: a nationwide inpatient database study. *Journal of Intensive Care*. 2022;10(1):10.
78. Ohisa K, Yamana H, Morita K, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H. Association between subcutaneous steroid injection for extravasation of vesicant anticancer drugs and skin ulcers requiring surgery. *European Journal of Oncology Nursing*. 2022;58:102119.
79. Okada A, Hashimoto Y, Goto T, Yamaguchi S, Ono S, Ikeda Kurakawa K, Nangaku M, Yamauchi T, Yasunaga H, Kadowaki T. A machine learning-based predictive model to identify patients who failed to attend a follow-up visit for diabetes care after recommendations from a national screening program. *Diabetes Care*. 2022;45(6):1346-1354.
80. Okada A, Yamana H, Yamaguchi S, Kurakawa K, Michihata N, Matsui H, Fushimi K, Nangaku M, Yamauchi T, Yasunaga H, Kadowaki T. Effect of branched-chain amino acid infusion on in-hospital mortality of patients with hepatic encephalopathy and endstage kidney disease: a retrospective cohort study using a national inpatient database. *Journal of Renal Nutrition*. 2022;32(4):432-440.
81. Okada A, Yasunaga H. Prevalence of non-communicable diseases in Japan using a newly developed administrative claims database covering young, middle-aged, and elderly people. *JMA Journal*. 2022;5(2):190-198.
82. Okubo Y, Nishi A, Uda K, Miyairi I, Michihata N, Kumazawa R, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H. Financial Incentives for Infection Prevention and Antimicrobial Stewardship to Reduce Antibiotic Use: A Japan's Nationwide Observational Study. *Journal of Hospital Infection*. 2022;131:89-98.

83. Ono S, Ishimaru M, Yokota I, Konishi T, Okada A, Ono Y, Matsui H, Itai S, Yonenaga K, Tonosaki K, Watanabe R, Hoshi K, Yasunaga H. Risk of post-extraction bleeding with direct oral anticoagulant compared with warfarin: Retrospective cohort study using large scale claims data in Japan. *Thrombosis Research*. 2022;222:24-30.
84. Sakamoto T, Fujiogi M, Ishimaru M, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H. Comparison of postoperative infection after emergency inguinal hernia surgery with enterectomy between mesh repair and non-mesh repair: a national database analysis. *Hernia*. 2022;26(1):217-223.
85. Sato M, Yamana H, Ono S, Ishimaru M, Matsui H, Yasunaga H. Trends in prophylactic antibiotic use for tooth extraction from 2015 to 2018 in Japan: an analysis using a health insurance claims database. *Journal of Infection and Chemotherapy*. 2022;28(4):504-509.
86. Shibahashi K, Konishi T, Ohbe H, Yasunaga H. Cost-effectiveness analysis of termination-of-resuscitation rules for patients with out-of-hospital cardiac arrest. *Resuscitation*. 2022;180:45-51.
87. Shibahashi K, Ohbe H, Yasunaga H. Association between intensive care unit admission practices and outcomes in patients with isolated traumatic subarachnoid hemorrhage: A nationwide inpatient database analysis in Japan. *Neurocritical Care*. 2022;37(2):497-505.
88. Shibahashi K, Ohbe H, Yasunaga H. Urban-rural inequalities in care and outcomes of severe traumatic brain injury: A nationwide inpatient database analysis in Japan. *World Neurosurgery*. 2022;163:e628-e634.
89. Shibahashi K, Ohbe H, Yasunaga H. Adjuvant oral tranexamic acid and reoperation after burr-hole surgery in patients with chronic subdural hematoma: Propensity score-matched analysis using a nationwide inpatient database. *Journal of Neurosurgery*. 2022;138(2):430-436.
90. Shigemi D, Tabuchi T, Okawa S, Yasunaga H. Association between health literacy and COVID-19 prevention behaviors among pregnant and postpartum women. *The Journal of Maternal-Fetal & Neonatal Medicine*. 2022;35(25):9971-9977.
91. Sugawara C, Yamana H, Sasagawa E, Yonezawa K, Hikita N, Morita K, Matsui H, Yasunaga H, Haruna M. Factors associated with surgical treatment in postpartum women with mastitis or breast abscess: A retrospective cohort study. *Breastfeeding Medicine*. 2022;17(3):233-238.
92. Sugihara T, Kamei J, Yasunaga H, Sasabuchi Y, Fujimura T. Prescription of Choreito, a Japanese Kampo medicine, with antimicrobials for treatment of acute cystitis: a retrospective cohort study. *Antibiotics*. 2022;11:1840.
93. Suzuki J, Sasabuchi Y, Hatakeyama S, Matsui H, Sasahara T, Morisawa Y, Yamada T, Fushimi K, Yasunaga H. Additional effect of azithromycin over β -lactam alone for severe community-acquired pneumonia-associated acute respiratory distress syndrome: a retrospective cohort study. *Pneumonia*. 2022 ;14(1):1.
94. Suzuki T, Michihata N, Yoshikawa T, Saito K, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H. Low- versus high-concentration intravenous immunoglobulin for children with Kawasaki disease in the acute phase. *International Journal of Rheumatic Diseases*. 2022;25(5):576-583.
95. Suzuki Y, Kaneko H, Okada A, Itoh H, Fujiu K, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Yamaguchi S, Kamiya K, Matsunaga A, Ako J, Node K, Yamauchi T, Nangaku M, Yasunaga H, Komuro I. Impact of Glucose Tolerance on Incident Proteinuria in Prediabetes: Analysis of a Nationwide Population-Based Dataset. *American Journal of Nephrology*. 2022;53(4):307-315.
96. Suzuki Y, Kaneko H, Okada A, Itoh H, Fujiu K, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Yamaguchi S, Yano Y, Kamiya K, Matsunaga A, Ako J, Fukui A, Yokoo T, Nishiyama A, Node K, Yamauchi T, Nangaku M, Yasunaga H, Komuro I. Risk for Proteinuria in Newly Defined Hypertensive People Based on the 2017 American College of Cardiology/American Heart Association Blood Pressure Guideline. *American Journal of Cardiology*. 2022;168:83-89.
97. Suzuki Y, Kaneko H, Okada A, Itoh H, Matsuoka S, Fujiu K, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Kamiya K, Matsunaga A, Ako J, Node K, Yasunaga H, Komuro I. Comparison of cardiovascular outcomes between SGLT2 inhibitors in diabetes mellitus. *Cardiovascular Diabetology*. 2022;21(1):67.
98. Suzuki Y, Kaneko H, Okada A, Itoh H, Morita K, Fujiu K, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Yamaguchi S, Kamiya K, Matsunaga A, Ako J, Fukui A, Nishiyama A, Yokoo T, Node K, Yamauchi T, Nangaku M, Yasunaga H, Komuro I. Change in Cardiovascular Health Metrics and Risk for Proteinuria Development: Analysis of a Nationwide Population-Based Database. *American Journal of Nephrology*. 2022;53(2-3):240-248.
99. Suzuki Y, Kaneko H, Okada A, Matsuoka S, Itoh H, Fujiu K, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Yamaguchi S, Node K, Yamauchi T, Yasunaga H, Komuro I. Prediabetes in Young Adults and Its Association with Cardiovascular Health Metrics in the Progression to Diabetes. *Journal of Clinical Endocrinology & Metabolism*. 2022;107(7):1843-1853.
100. Suzuki Y, Kaneko H, Okada A, Nangaku M, Yasunaga H, Komuro I. Kidney outcomes in patients with diabetes mellitus did not differ between individual sodium-glucose cotransporter-2 inhibitors. *Kidney International*. 2022;102(5):1147-1153.
101. Suzuki Y, Kaneko H, Yano Y, Okada A, Itoh H, Matsuoka S, Fujiu K, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Kamiya K, Matsunaga A, Ako J, Node K, Yasunaga H, Komuro I. Glycemic status and the association of change in blood pressure with incident cardiovascular disease. *American Heart Journal*. 2022;254:48-56.
102. Suzuki Y, Kaneko H, Yano Y, Okada A, Itoh H,

- Matsuoka S, Fujiu K, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Matsunaga A, Node K, McEvoy JW, Lam CSP, Oparil S, Yasunaga H, Komuro I. Association of Cardiovascular Health Metrics with Risk of Transition to Hypertension in Non-Hypertensive Young Adults. *American Journal of Hypertension*. 2022;35(10):858-866.
103. Suzuki Y, Kaneko H, Yano Y, Okada A, Itoh H, Matsuoka S, Fujiu K, Yamaguchi S, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Node K, Kim HC, Viera AJ, Oparil S, Yasunaga H, Komuro I. Age-Dependent Relationship of Hypertension Subtypes with Incident Heart Failure. *JAHA*. 2022;11(9):e025406.
104. Suzuki Y, Kaneko H, Yano Y, Okada A, Itoh H, Ueno K, Matsuoka S, Fujiu K, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Yokota I, Node K, Yasunaga H, Komuro I. Dose-dependent relationship of blood pressure and glycemic status with risk of aortic dissection and aneurysm. *European Journal of Preventive Cardiology*. 2022;29(18):2338-2346.
105. Tagami T, Yamakawa K, Endo A, Hayakawa M, Ogura T, Hirayama A, Yasunaga H. Japanese Multicenter Research of COVID-19 by Assembling Real-world Data: A Study Protocol. *Annals of Clinical Epidemiology*. 2022;4(3): 92-100.
106. Taguchi R, Shigemi D, Yasunaga H. Trends in antihypertensive prescription for pregnant women with hypertension and their peripartum outcomes before and after label and guideline revisions in Japan. *Hypertension Research*. 2022;45(11):1823-1831.
107. Tahara S, Hattori Y, Aso S, Uda K, Kumazawa R, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H, Morita A. Trends in Surgical Procedures for Spontaneous Intracerebral Hemorrhage in Japan. *Journal of Stroke and Cerebrovascular Diseases*. 2022;31(9):106664.
108. Ueno K, Kamiya K, Kaneko H, Okada A, Itoh H, Fujiu K, Takeda N, Morita H, Michihata N, Jo T, Yasunaga H, Komuro I. Acute-phase initiation of cardiac rehabilitation for improvement in activities of daily living in patients hospitalized for acute heart failure. *Journal of Cardiovascular Development and Disease*. 2022;9(4):97.
109. Ueno K, Kaneko H, Kamiya K, Itoh H, Okada A, Suzuki Y, Matsuoka S, Fujiu K, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Ako J, Node K, Yamauchi T, Yasunaga H, Komuro I. Relationship of normal-weight central obesity with the risk for heart failure and atrial fibrillation: Analysis of a nationwide health check-up and claims database. *European Heart Journal Open*. 2022;2(3):oeac026.
110. Ueno K, Kaneko H, Kamiya K, Itoh H, Okada A, Suzuki Y, Matsuoka S, Fujiu K, Michihata N, Jo T, Takeda N, Morita H, Ako J, Yasunaga H, Komuro I. Clinical utility of simple subjective gait speed for the risk stratification of heart failure in a primary prevention setting. *Scientific Reports*. 2022;12(1):11641.
111. Urushiyama H, Jo T, Hasegawa W, Yokoyama A, Ando T, Sakamoto Y, Kumazawa R, Uda K, Michihata N, Awano N, Hiroki M, Fushimi K, Yasunaga H, Nagase T. Effect of nintedanib on acute exacerbations of fibrosing interstitial lung diseases: A national database study in Japan. *ERJ Open Research*. 2022;8(4):00209-2022.
112. Wada Y, Takahashi H, Matsui H, Yasunaga H, Fujiwara H, Sasabuchi Y. Adhesion barriers and intraperitoneal or uterine infections after cesarean section: A retrospective cohort study. *Surgery*. 2022;172(6):1722-1727.
113. Yamana H, Sasabuchi Y, Matsui H, Michihata N, Jo T, Yasunaga H. Maoto plus neuraminidase inhibitor versus neuraminidase inhibitor alone for reducing hospitalisation in older adults with seasonal influenza. *Annals of Clinical Epidemiology*. 2022;4:120-128
114. Yamana H, Tsuchiya A, Horiguchi H, Morita S, Kuroki T, Nakai K, Nishimura H, Jo T, Fushimi K, Yasunaga H. Validity of a model using routinely collected data for identifying infections following gastric, colorectal, and liver cancer surgeries. *Pharmacoepidemiology and Drug Safety*. 2022;31(4):452-460.
115. Yamazaki R, Ohbe H, Matsuda Y, Kito S, Shigeta M, Morita K, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H. Early electroconvulsive therapy in patients with bipolar depression: a propensity score-matched analysis using a nationwide inpatient database. *Journal of Affective Disorders*. 2022;312:245-251.
116. Zhang L, Michihata N, Matsui H, Fushimi K, Yasunaga H, Tsuda Y, Tanaka S, Kobayashi H. Preoperative Arterial Embolization and Wound Complications After Resection of Malignant Bone Tumor in the Pelvis: A Nationwide Database Study. *Japanese Journal of Clinical Oncology*. 2022;52(10):1176-1182.

H. 知的財産権の出願・登録状況

なし

図1. Q1.本講義の難易度

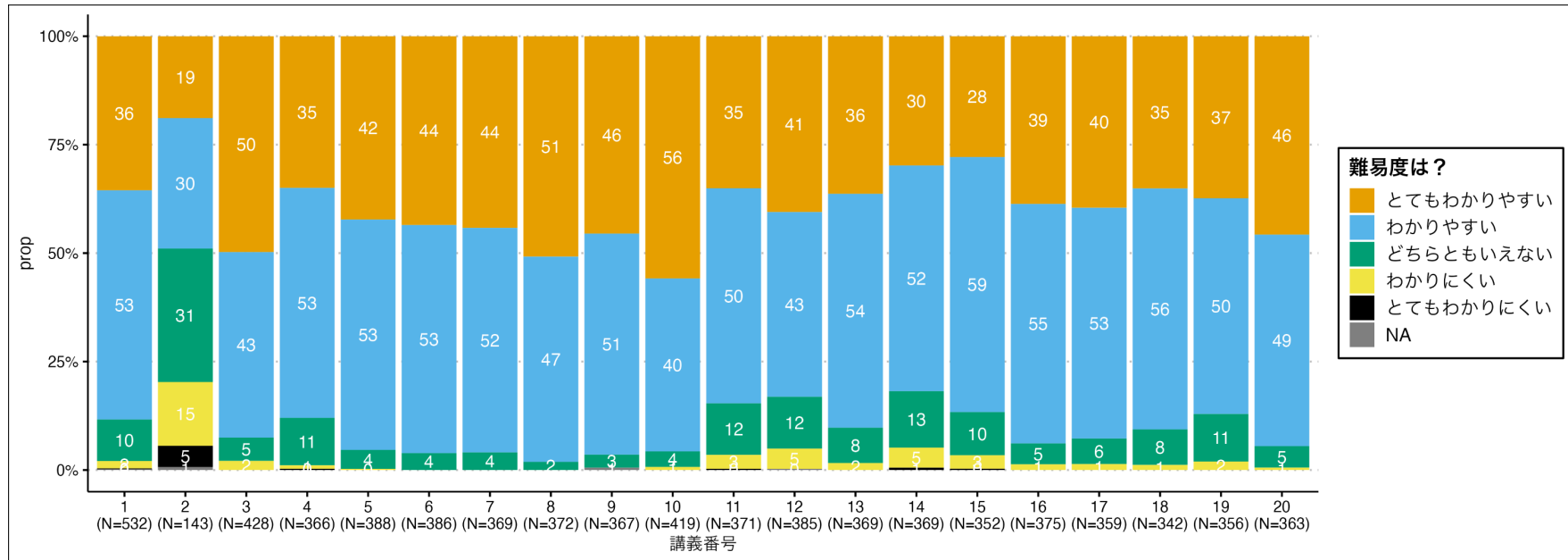
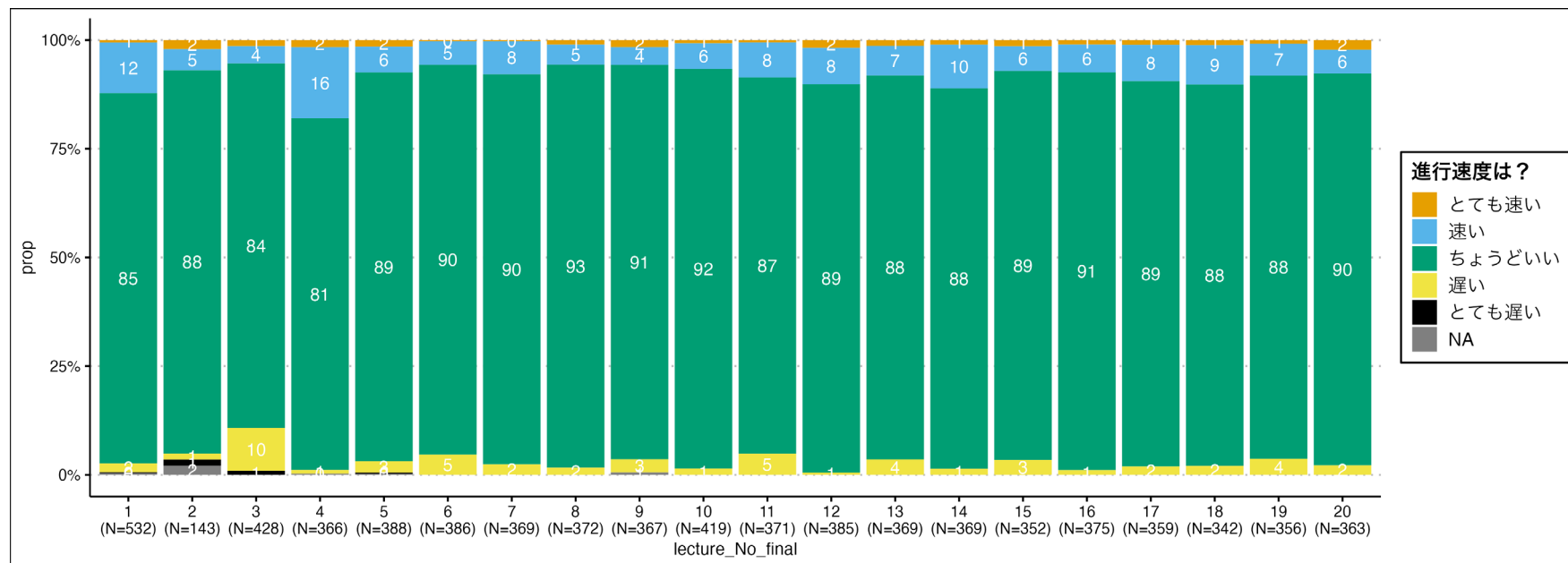


図 2. Q2. 本講義の進行速度



Q3. 本講義の満足度

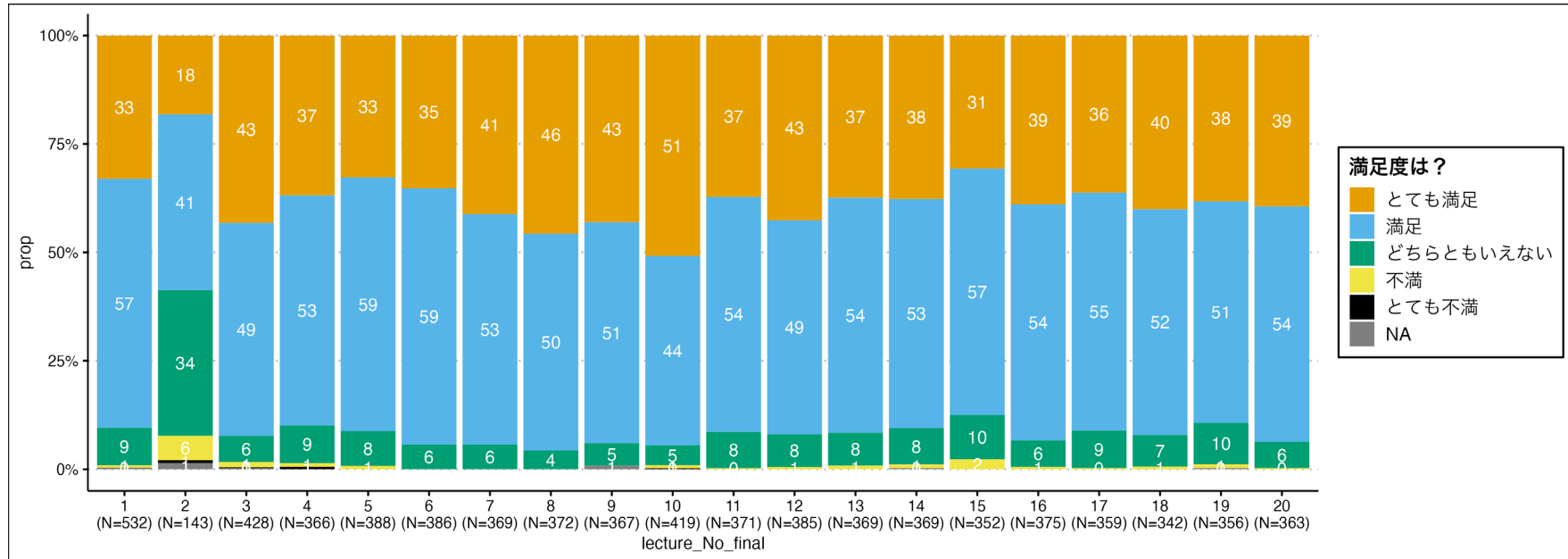


表 1. Q4.本講義で学べて良かったこと（自由記載）（抜粋）

講義番号	Q4
1	(長大な内容である)NDB ガイドラインの内容について、わかり易く説明していただき、理解できた。
1	・ NDB, DPC データ, 介護 DB の特徴が分かりやすく整理されていた ・ 格納されているデータの連結方法が分かりやすかった。
1	・ 各データベースの特徴及び共通の特徴 ・ 解析をする際の物理的、技術的安全管理措置の厳密さ ・ 不適切利用の内容及び責任の重大さ ・ 将来の各 DB の動向
1	DB について整理され、それぞれの特徴を分かりやすくお伝えいただいた。また、各手続きなどにも触れられていてよかった。
1	DB にどのような情報がどのように格納・連結されるのかを学ぶことができたため良かった。
1	DB のそれぞれの特徴が簡潔に述べられており、分かりやすかった。
1	DB の概観を理解できた
1	DB の概要を網羅的に知ることができた。
1	DB の今後の方向性について
1	DB の種類、いつから収集されているのか、どのような流れで情報が格納されているのかなど基本的なことを分かりやすく説明されており、勉強になった。
1	DB の特徴と利用の概要と課題の一部を理解できました。
1	DB の連結についての概要がわかりました。
1	DB 毎の違いがわかりやすかったです
1	DB 利用の流れや今後の展望がわかりやすかったです
1	DB 利用方法について知ることができてよかった。
1	DPC が取得される仕組みは知らなかったので、勉強になりました。
1	DPC データについての概要が理解できた。
1	DPC データの第三者提供について知ることができた。経時的な個人追跡が可能というのがこれまでの DPC データの弱点をうまくカバーしている印象です。また介護保険のデータで社会経済情報が得られるようになったのも注目すべきことだと感じました。
1	DPC データの動向が知れた
1	DPC データベースに関する話は初めてお聞きしました。勉強になりました。
1	DPC データベース以外のデータベースの概要について学ぶことができた
1	DPC データを利用した研究
1	Health Interagency Cloud が開発され Big data が利用できることは素晴らしい。
1	ID5 が追加されたこと。
1	ID5 など DB の改善により、DB は今後さらに使用しやすいものとなるのは必須で、DB の構造を理解するためにもどのように整備されて行って完成したものなのか知れてよかった
1	ID5 について知らなかったので、ためになりました。
1	ID5 の導入は 2022 年 4 月からだが、2020 年 10 月まで遡っていることを知りませんでした。
1	ID のリンク方法
1	ID の種類がよくわかりました。
1	ID の連結について理解できた。

1	ID 等についての具体的な構造
1	LIFE を初めて知ったのでよかった
1	LIFE 情報とは何なのか。
1	NBD,DPC の詳細な説明や規定などが知れてよかったです。
1	NBD、DPC、介護 DB の違い
1	NBD のしくみ、基本的な項目や利用可能な事項について
1	NDB, DPC データベースに関する使用方法
1	NDB, DPC データベースの仕組み
1	NDB, レセプト以外の DB について詳細が学べたのでよかった。
1	NDB,DPC にはどのような情報が掲載されるのか、特徴などを説明されていて、具体的なイメージがわいた。
1	NDB、DPC DB 等の格納データ、格納されるまでの流れについて学べたことです。
1	NDB、DPC、介護 DB などの特徴や使用上の注意点を知らなくて良かった。
1	NDB、DPC がどのような内容を根拠としたデータベースかについて理解できた
1	NDB、DPC だけでなく、様々な公的 DB の内容を網羅的に勉強できたこと。
1	NDB、DPC などの基本が学べてよかった。
1	NDB、DPC などの公的データベースに格納されているデータ内容について、概要を理解できました。
1	NDB、DPC などの公的データベースに関する最近、今後の動向について学ぶことができました。
1	NDB、DPC などの公的データベースに関する最近の動向や今後の DB の発展を知ることができてよかったです。
1	NDB/DPC などのデータベースの実情が理解できた。
1	NDB/DPC 等、どの様にして連結させるべきかなど扱い方のイメージができました。
1	NDB・DPC・介護 DB の共通の特徴や差異について体系的に学ぶことができ理解を整理できました。
1	NDB・DPC・介護 DB 利用の手続きについて
1	NDB・DPC データの構造と動向がよく理解できました。 また、データのセキュリティ対策が徹底されていることも知ることができました。
1	NDB・DPC データベースのデータ、データ登録までのフロー、注意点について理解の整理をすることができた。
1	NDB・DPC データ利用における手続き、違い、今後の展望について理解することができました。
1	NDB・DPC などの公的データベースの基本と最新の動向について知ることができてよかった。
1	NDB および介護 DB のデータ収集の流れは大変分かり易いものでした。また、今後の公的データベースの活用ならびに利用環境のクラウド化について大変参考になりました。ありがとうございました。
1	NDB が第三者提供されることがわかった。
1	NDB だけでなく、他の公的データベースについての情報と、今後の方向性がしれたのでよかったです。
1	NDB データベースの実践的な利用のみでなく基礎的な事象を学べた。

1	NDB データ使用の申請の仕方がわかった
1	NDB と DBC だけでなく難病データベースとの比較もわかりやすかった
1	NDB などの公的データの使用に関して、現状と今後について分かりやすく説明頂き、非常に勉強になりました。
1	NDB において所得階層情報が含まれているのは知らなかったのが勉強になりました。うまく活用して解析できないか検討してみたいと思いました。
1	NDB において被保険者番号の履歴の古いものを匿名化して追跡可能としていることなど
1	NDB についての見識が深まった。 他の公的 DB については存在自体を知らなかったものもあり、関心を持つきっかけとなった。
1	NDB に格納されているデータについての解説がとても分かりやすかった。
1	NDB に含まれるコンテンツ、利活用時の注意点などを幅広く網羅されていて、勉強になりました。
1	NDB の各 ID 体系がどういうものがあるのかや、他の DB とどう結合できるのか、といった周辺知識が得られてよかった
1	NDB の匿名化 ID の種類や連結可能な DB について学習ができました。複数の公的データが連結されることで医療・介護分野におけるデータ活用の将来性を感じました。
1	NDB の特性などを概観することができた 介護、DPC の状況がよく分かった また、データの概要や収集・提供の流れがよく分かった。 今後、連結を予定している DB の種類がよく分かった また、それぞれを連結するための ID がよく分かった 審査の観点がよく分かった
1	NDB の民間事業者への提供が法的に可能になっていることや、DPC や介護 DB との連結の状況を知ることができて良かったです。
1	NDB は全国の医療施設のレセプトを集計したデータベース DPC は対象病院のみ、データ構造が複雑ではない。
1	NDB や DPCDB など各データベースの概要および連結申出ができるものもあること。今後の動向。
1	NDB や DPC データの歴史や特徴の概要をお聞きすることができ、大変勉強になりました。
1	NDB や DPC について初めて学んだため、それぞれがどのようなものかを理解することができ良かった。
1	NDB 他 DPC などの第三者提供のデータベースの概要をまとめていただき、その違いを学ぶことができた。また ID4 や ID5 などのデータベースの連結に用いる KEY 項目についても、用語としては理解していたが、その内訳はきちんと理解できていなかったのが、今回の講義で学ぶことができたのは良かったです
1	こういった研究に関して学ぶことのできる場が限られているため非常に勉強になりました。
1	このようなまとまった情報というのはあまり目にする機会がなかったので、現在利用可能な DB のオーバービューを知ることができて、とても参考になりました。
1	この講義で紹介されたデータを東京や京都以外のものが使用するのはかなり難しそうだ、ということ。
1	そもそも NDB というものの詳細が分かっていなかったため、概略がわかった。
1	そもそも公的データベースの種類について理解していなかったのが、そこからわかってよかった
1	それぞれの DB のについての個々と共通の特徴について知ることができた。また、そのデータの格納と連結、今後の動向についても学ぶことができた。
1	それぞれの DB の特徴、相違点、今後の連結予定も含めてまとめられていた点

1	それぞれの DB の特徴がよくわかった
1	データ利用申請の流れや、審査で特にみられる点等をご教授いただき大変ありがたく存じます。
1	どのようなデータベースがあるのか、大まかな概要が理解できた。 データベースに格納される情報や、それぞれの ID の定義などが何となく分かった。
1	どのようなデータベースが整備されていて、そのデータベースがいつごろから開発されてきたのかが明確になって いてよかった。
1	どのような公的データベースがあるのか、具体的にどのようなデータが提供できるのかの概要がわかった。
1	ブラックボックス化しやすい審査でのポイントを明示して頂けているので参考になりました。
1	まだ敷居が高そうということがわかりました。民間の DB の方しかアクセスいづらいのではと思いました
1	医療介護データの解析基盤の構築準備がなされていることを初めて知ったので、今後 NDB データの利活用の円滑 化が進められていることを知って勉強になりました。
1	介護データベースオープンデータが公開されていることや LIFE の存在を初めて知りました。2 年前にも本 Webinar を受講しましたが、こういった情報は日々アップデートする必要があることを痛感しました。
1	介護レセプトと LIFE の関係が分かってよかったです。
1	各 DB の概要が理解できた
1	各 DB の特徴があいまいだったことが、明確になった。
1	各公的データベースの概要と連結、セキュリティに関する要件などについて知り、実際に研究を行う際にどのよう に利用するのかイメージすることができました。
1	各種 DB に関して概要が整理されており理解しやすかった
1	各種 DB の全体的な概要や複数年にまたがるデータを利用したい時の注意点について知ることができた。今後利用 できる DB が増えることや、被保険者番号が変わった場合でもと違うできる仕組みが出来ていることが知れてよか った。
1	現在公的データを解析ベースに乗せるために整理しているので、提供データや追跡・連結に関するお話が聞けて業 務に活かせたらと思った。
1	個票により DPC でも追跡可能になること 第 3 社提供されるデータベースの種別がしれた データの利用には NDB 同様にわりと高いハードルが必要であること
1	公的なデータベースの全般的な事項をすることができて良かった。 公的なデータベースが連結できるような動向を知ることができ、今後の進展に期待したい。
1	厚生労働省が第三者提供する公的 DB の概要が把握できたこと、今後の動向について情報が得られたこと
1	刻々と状況が変化していく中で、最新の動向を知ることが出来たこと、特に利用可能な公的データベースの状況を 網羅的に把握することが出来たので大変有益でした。有り難うございました。
1	次年度より、介護/LIFE と NDB/DPC を連結した研究を考えているので、十分な理解やイメージには至っていま せんが、とても参考になりました。
1	実際の NDB・DPC の取り扱いやデータの内容の概要、今後の変更点などがわかりやすかつかめた。
1	手数料、公益性の担保など、具体的なハードルについて知れたことが良かったです。また、LIFE のデータ利用に についても学ぶことが出来た点がよかったです。
1	情報の流れや ID の紐付けなどがわかりやすく解説されていてとても参考になった。クラウド対応したらこうい った DB をぜひ利用してみたいと思った。
1	日々チェックしているレセプトがどのように活用されているかわかった。NDB データベースが現在も改善、他の データベースとの更なる連結を目指していることがわかった。

1	日本の公的データベースを使用するにあたっての厳しい制限や利用規定について、（文書で読み取れる内容以上に）詳しく知ることができた。
1	費用面がわかったことがよかった。
1	未来軸での展望も含め、各公的データベースのまとめを学ぶことができ有用な情報でした。
1	民間活用も含めてカバーしていただいて大変ありがたかったです。最近の動向がよくわかりました。
1	予防接種や感染症 DB などとの連結により、ワクチン接種による経済的効果など、今後の研究の可能性が広がることが予想され、今後の展望に期待を持つことができた。
1	様々な DB があるなかでそれぞれの対象や取り出し方を具体的に開けて今後の研究をすすめるうえで参考になった。
1	様々な HP、会議体資料に散在している基礎知識が集約されていて、知識の確認に大変役に立ちました。
1	利用可能なデータベースが丁寧にまとめられており、研究課題の検討に資する動画であった。今後の動向までカバーしている点が特によかったです。
1	利用可能な公的データベースについて知ることができた。探索的利用環境を使ってみたいです。
1	連結用 ID について 具体的な審査ポイントについて 今後の連結予定について
2	NDB ガイドラインを読むきっかけを作ったこと
2	1 回目の講義で行ったことがよく復習できた
2	NDB ガイドラインをこの機会に読み込むことができました。
2	NDB ガイドラインの概要を学べた
2	NDB ガイドラインの詳細、申請方法
2	NDB ガイドラインの内容を網羅していたこと 申請する際に知っておくべき内容が確認できたこと
2	NDB ガイドラインを読むのは初めてでしたが、テスト問題に回答することによって自分の理解の甘い部分を明確でき、再度学習を行うことで理解を深めることもできて大変勉強になりました。
2	NDB データを今後利用する場合に必要な知識をテストを通じて学べたこと
2	NDB データ利用申請を実際に行う際にはかなり細かい事柄まできちんと理解していないといけないことがよくわかりました。現時点では申請予定はありませんが、将来的に申請する場合にはその時点の最新のガイドラインを熟読してから手続きしなければならないと思いました。
2	NDB のガイドラインやマニュアルなどをしっかり読み込む良い機会になった。
2	NDB の申請等、把握すべき事項を確認することができた。
2	NDB の本来の目的を含め、根拠となる法や、具体的に利用する際に必要なルールを知ることができてよかった。
2	NDB を利用する上での実際がわかりました。
2	ガイドライン読むのが大変です
2	ガイドライン内容
2	ルールに関する詳細を整理できた。
2	一問一答形式で理解しやすかった。
2	回答のフィードバックがあったこと

2	具体的に申請する流れをよりよく理解することができました。
2	厚労省作成の資料が多数あるためいずれの資料がより参考資料として適当にご教示いただけますと幸いです。
2	講義を拝聴しているよりこのような形式の方が、理解が深まると感じました。
2	私は理解できていないと言うことが認識できた
2	手続きなどについて学ぶことができて良かったです。
2	詳細事項の確認となった
2	申請方法の具体的な流れの理解が高まりました。
2	成果物の公表の認識が不十分でした。(原則として、公表される研究の成果物において患者等の数が10未満になる集計単位が含まれていないことや、年齢区分が、5歳毎にグルーピングして集計されていることというガイドラインを把握できておりませんでした)
2	適度に難しかったので。理解の薬だった
2	難しかったので、調べながら勉強になった点は良かったです。
2	非常に難しかったです。知らないことが多かったのでフィードバックで勉強しました。
2	聞きなれない言葉が多く、難しかったですが、回答を表示頂けた事で、勉強になりました。
2	問題を通して調べてみる機会となったことは良いと思った。
2	問題形式により、自身の理解度を図ることができた
3	<ul style="list-style-type: none"> ・SQLの意義、重要性について ・基本的なSQLの使用方法について(基本構文、条件や並べ替えの書き方、集計値記述、変数作成、日付関数、データ結合)
3	DBとSQLに限らず、複数のテーブルに出力されるデータの事前処理に応用できる内容だった。
3	distinctの理解が深まりました。
3	hugeデータの解析に当たっての流れ、考え方が理解できた。
3	NDBデータを扱う上での、特に結合時のSQLの使い方が非常にわかりやすく、参考になりました。
3	Posgresqlは過去に使ったことがあり、自院の電カルデータの抽出のために、SQLを書くことがあります。データのハンドリングと確認には、Filemakerを使って概要をつかむ方が楽なので、SQLを各頻度は稀なので、忘れかけていた構文の想起ができました。
3	Rしか使ったことがなく不安でしたが、丁寧な説明でとてもよくわかりました。
3	Rなどの統計ソフトの場合・・・といった形での比較が説明に補足されていたのでとてもSQLについてわかりやすかったです。
3	Rを使っておりましたが、SQLを使うことにより処理が早くすすむのではないかと思います。食わず嫌いでしたが、利用を検討したいと思います
3	SASのsql procedureしか使ったことがないのですが概ね同じであることが理解できました。
3	SELECTの活用方法が理解できた。
3	SELECT文を用いることで、要約統計量を算出することができる。
3	SQLの操作方法については知識があったが、実際の流れでSQLコードを学べるのは良かった。次の講義も楽しみ。
3	SQLを学んだのが10年以上前だったので基礎を思い出せた。
3	SQL、非常に難しかったですが、講師の先生のお話が随所にわかりやすく工夫して下さったと思います。統計ソフト、使えないことは初めて知りました。

3	SQLserver の文法は知らなかったので勉強になりました。
3	SQL でできること具体例をしめしてくださり、わかりやすかったです。
3	SQL でどんなことができるのか、基本的なことがわかりました。
3	SQL でのデータ結合の概略について理解できた
3	SQL での具体例を知ることができよかったです。
3	SQL で用いる構文例
3	SQL というものがどういうものであるのかが、全くわからない状態でした。講義後は何となくどういうものであるのかが、ある程度はイメージできるようになりました。機会があれば、SQL に触れてみたいと考えています。
3	SQL とはなにか？ とういときに役立つか？ リレーショナルデータベースとは何か？ とわかりやすく説明いただいた。
3	SQL について、基礎的な内容から学ぶことができた
3	SQL について、やってみたいと思えた。
3	SQL について、初心者にもわかりやすく、どういうものか学べた。具体的な方法について学べて良かった。
3	SQL については全くの初めてですが全体的なイメージがもてました。資料が手元にないとわからないので準備した上で再度視聴いたします。
3	SQL についてほぼ知識がない状態であったが、触りの部分だけでも理解できてよかった。
3	SQL についてまったく何も知らなかったので、基礎を大変わかりやすく説明頂けてよかった
3	SQL について全く理解していなかったので、大変勉強になりました。クエリの書き方まで丁寧に教えてくださり分かりやすかったです、実際にやってみようと思います。
3	SQL について知識が全くなかったのですが、非常にわかりやすかったです。
3	SQL について非常に分かりやすく、実践的な物を講義頂き、勉強になりました。
3	SQL について復習できた
3	SQL のメリットや既存の R などで処理するデータとの違いなどがわかっていなかったが、理解がすすんだ
3	SQL の基礎について具体的事例に即して解説されており、素晴らしいと感じました。
3	SQL の基本がよくわかりました。加えて、統計ソフトではどのように言語化されるか、研究に使う時にはどのような点に困るかなどを教えていただけたので、すぐに使えそうと感じました。
3	SQL の基本について、ビッグデータで研究する前提での知識が身につけられてよかった。
3	SQL の基本に加えて、DeSC などの構造についてもおおまかに知ることができて良かった。
3	SQL の基本を分かりやすく丁寧にご教示いただき、理解できていなかった点も含めて復習になりました。
3	SQL の基本的な使い方を具体例を活用して教えていただいたので大変わかりやすかったです。
3	SQL の基本的な部分を知ることができました。SQL を利用することの利点もわかりました。
3	SQL の重要性について理解できました。非エンジニアのため具体的なクエリの説明は難しく感じました。
3	SQL の必要性について理解できた。結合されるキーを意識してクエリを作るの部分が知りたいことだったのでよかった。
3	SQL の必要性や基本構文を学べて良かった。メリットが分かったのでモチベーションにもなる。

3	SQL の文法はある程度理解していたが、認識していなかった方法も出てきてありがたかった
3	SQL は使った事がなく、非常に怖いイメージがありましたが、少し払拭され、自分でもいじってみようと言う前向きな気持ちになりました。
3	SQL は使用したことがなかったのですが、実例を交えてご説明いただけたので理解しやすかったです。
3	SQL は触りしかやったことがなかったのですが、丁寧な説明で分かりやすかった
3	SQL は便利そうだが統計ソフトで間に合うのでは？という印象でこれまで後回しにしていました。本講義で SQL の使いどころがよくわかったので、今後 SQL の勉強も始めてみようと思います。
3	SQL を作ったことはないですが、今後作る上でこれをみながらやればできそうと思いました。とっつきやすくしていただきありがとうございます。
3	SQL を使いたいと思っていたので基本的な部分を整理できました。とても丁寧に説明されていて初学者にもよく理解できました。
3	SQL を使う意義が分かった。ぜひ一度使用してみようと思う。
3	SQL を使ったことがないのですが、比較的簡単な部分をわかりやすく学べました。R の構文も併記してあり助かります。
3	SQL を使っていたけれど、なぜ SQL の処理が速いかなどはわかっていなかったのが、勉強になりました。
3	SQL 概論、SQL 入門（基本構文、条件や並び替えの記載実例、集計値の実例、変数作成の実例、テーブルの結合）を幅広く紹介いただき非常に参考になりました。
3	SQL 言語の実践的な使い方を学ぶことができて良かった。
3	SQL 初級者であったが、概要を理解することができ有意義であった。
3	この種のご講義を拝聴する機会はありませんためとても有益でした。
3	これから SQL を扱う予定でしたので、丁寧かつわかりやすく非常に参考になりました。統計ソフトとの変数も合わせて掲載していただいたのでより理解しやすかったです。再度スライドを参照しながら自分の手でやりたいと思います。
3	スライドでクエリと結果の両方が示されており、どのような命令文でどのような処理がされるか一目でわかるのが良かった。
3	テーブル結合の 丁寧な例がわかりやすかったです。Distinct の使い方を駆使して導きたいものを淘汰したいとも思います・
3	テーブル結合の注意点と解決方法について学べて良かったです。
3	テキストを読むだけでは理解できなかった SQL 文の作り方について、よく理解できました。試してみようと思えました。
3	なかなか学ぶ機会がなかった SQL 入門としてとてもわかりやすかった。
3	ビッグデータを扱う上での障壁と、それを攻略するための方法を概観できた。
3	まず SQL が何かという点と、その作成・使用内容について理解できた
3	まずビッグデータ活用のおいて、なぜ SQL なのか、その理由がよくわかりました。また基本の関数をビッグデータを例にしながら学べたのはとても良い機会であった。
3	ミスが発生しやすいテーブル結合の部分で、概念図とクエリ情報が1枚になっており理解しやすかった
3	リレーショナルデータベースの仕組みがよくわかりました。
3	リレーションズを用いて RDB の解説がされていてよかった。
3	レセプトデータのデータ構造 SQL を用いたデータ結合の実際

3	医療者に向けた SQL の資料などはあまりないと思うのでとても勉強になりました
3	基本的な SQL 構文と細かい注意点が分かり、さらに STATA や R の場合のコマンドもあった点が良かったです。また、要約量計算ができることも分かりました。
3	記号のうちかたなど基礎的なことも丁寧に教えてくれたこと。テーブルの結合方法。
3	具体的なデータを表示していただいたので、クエリと実際のデータの動きを視覚的に理解できた
3	具体的にデータを示して説明いただいたため、使い方を明確に理解することができた。また、R のコードも合わせて説明いただいたため、R ユーザーとしてはとても有り難かった。
3	具体例ありイメージが付きやすかったです。 基本的にテーブル結合ばかり使用していたので、他の SQL も積極的に使用していきたいと思いました。
3	具体例が多くてよかったです。 JOIN のテーブルの図が分かりやすかったです。
3	敬遠していた SQL の概略を学ぶことができました。ハードルが少し下がりました。ありがとうございました。
3	結合で左外部結合以外を忘れがちなので、整理してご説明いただき、記憶しやすく大変助かりました。
3	見よう見まねでやっていた SQL 操作の意味がいろいろわかりました。
3	後半の結合の細かい内容が助かりました。
3	実際に SQL を使う上で、問題になることがポイントを押さえて説明があり、大変ためになりました。
3	設定の仕方を丁寧に説明していただき、今度 SQL 使用するときの参考にしようと思いました。
3	早速トライしてみます。
3	大規模データでの SQL の扱いが勉強になりました。
3	定期的なまとめや、Stata のコマンドなどでの同様の例も含めていただき大変わかりやすかったです。丁寧なご説明感謝です。
3	定期的なまとめスライドを入れてくださり、とても分かりやすかったです。
3	統計ソフトだけでは不十分な場合が多いこと。(解析する前にデータセット作成に使える必要性が高い所)
3	統計ソフトをもちいてデータの抽出や結合を行っていたが、SQL を使った方が効率的かつ早いことが分かった。 基本的な構文やそれによる結果が端的に分かりやすくまとまっていた。
3	入門編としての説明が大変わかりやすかったです。データの切り出しに苦勞しており、医療データポイントを絞って説明いただいたことで、一度試してみたいと思います。
3	非情報系の方に向けてわかりやすくまとめられていたとおもいます
3	普段から R を使用しているのですが、SQL も文法に気をつければ対応できそうなことがわかりました。
4	DPC データの構造が非常に複雑なため、演習を通じて体系的に集計方法を学ぶことでできて良かった。
4	NDB からの目的データの抽出、特に ID の追跡について具体的な方法を学べることができた。
4	NDB が複雑だと聞いたことがあったが、どう複雑なのかよく理解できた。
4	NDB データに触れる機会がないので、構造理解が進みました。
4	NDB データに対する SQL の活用の仕方を学べて良かった。
4	NDB データのハンドリングについて必要な知識を学ぶことができた

4	NDB データのハンドリングに必要な SQL の知識が少し理解できた
4	NDB データの構造について理解が深まった。データ利用についてもイメージができた。
4	NDB データの構造の概要を学ぶことが出来ました
4	NDB データの構造やハンドリング方法はとても複雑であることをよくわかりました。
4	NDB データの構造やレコード別の分類の方法等を具体的に教えていただき大変勉強になりました。SQL のクエリについても提示していただき、データ抽出のイメージがより明確になりました。演習のページも構築していただき、実際に手を動かしながら学ぶことができました。
4	NDB データの構造をイメージすることができた。また SQL の実践を理解することができた。
4	NDB データ構造と、実際のハンズオンでやってみることができたのがとてもよかったです。難易度が非常に高く理解できないことが多かったのですが、講義はとても分かりやすく、資料も充実していてとてもよかったです。
4	NDB について理解を深めることができました。実際にデータを見せながらご説明くださったので、理解しやすかったです。
4	NDB のハンドリングに必要な SQL が演習付きで学べたこと
4	NDB の構造について、参照すべき資料を交えて進めていただいた点
4	NDB の成り立ち、構造、利活用事例や ID 構造と縦断データ等、あまり NDB を使用したことがないものにとっては非常に参考になりました。演習問題が多くありましたので、実際に試すことができ良かったです。
4	NDB を使った経験がなかったため、データの構造を始め、実際のデータハンドリングの手順の概要を説明いただきとても有益でした。
4	NDB を用いた研究で実際に使用するデータシートの数がどの程度あるのかを把握できた。
4	NDB 分析のための DB 構築を行う参考になりました
4	postgresql について知ることができてよかった
4	SQL だけでなく正規化された商用データベースの前のレセプトの構造やマスタについてもご紹介いただき大変勉強になりました。
4	SQL については全く触ったことが無かったため、データハンドリングの流れが分かった。実習については自分の理解がついていかなかった
4	SQL に触れることができる環境を実際にオープンソースで提示して頂けるのはとてもありがたかったです。
4	SQL を使用した NDB のハンドリング方法を充実した演習で手を動かすことで学ぶことができました。今後困った際にも参考にさせていただきます。
4	ウェビナー用にページを設けていただいて自分の手元で操作できた点。
4	ウェブサイト が洗練されてとても楽しく講義を受けることができました。演習問題も今後の研究の基礎となりとてもありがたいです。
4	エクセルで表示した時に隠れていたセルが見えたこと。 SQL の演習とデータセットの例示の説明が具体的だったことがよかった。 厚労省のデータ構造の開示がわかりやすいという説明も良かった。
4	オンサイトリサーチセンターでは PostgeSQL が入っていること。
4	クエリの発行方法およびレセプトデータの取り扱いで多用するテクニック・頻発する状況を知ることができ、勉強になりました。
4	これまで自分なりの勉強でデータ処理していましたので、ハンドリングの流れを体系的に学べとても良かったです。演習もありがたいです。
4	データの見方について知りたいことを調べるのにどこをしらべればいいのかわからなかったが、それが明確になって良かったです。

4	データベース形式について詳しく解説していただき、助かりました。ありがとうございました。
4	ハンズオン形式の講義、とても勉強になりました。初めてレセプトデータに触ったので非常に難しく、混乱も多かったのですが、利用への1歩目を踏み出せたと思います。もっと触ってみます。
4	レセプトデータのCSVファイルについて詳しく解説されていたことが良かったです。
4	レセプトデータの実際の様子を今まで見たことがなかったため、勉強になりました。一方で研究に利用できるような状態に変換することが非常に重要だと改めて実感しました。
4	演習形式で実施環境まで準備してくださっていて、手を動かしながら実施できたのでSQLの理解が深まりました。
4	演習問題と演習環境が用意されていたため、実際に自分でコードを書きながら理解を深めることができました。また、NDBデータのハンドリングイメージを掴むことができました。
4	過去に自院のレセプトデータについて、厚労省公開の資料を参考に解析していた経験があったので、一般的な手法の理解がすすんだこと、手順が誤っていないことの確認ができたことが良かった。
4	各種レセプト構造を掘り下げ、実際のデータハンドリングまでわかりやすかったです。
4	自身のSQLに関する理解が不足している点を再確認できました。期間内に動画を見直したいと思います。
4	実際にサンプルデータを用いて実践できたのがよかったです。
4	実際にレセプトがどう表示されるか見せていただき、手順も手取り足取りでみせていただきわかりやすかったです。演習環境を準備していただきありがとうございました。
4	実際のNDBデータ（サンプルデータ）を用いて構造を説明していただけたので、理解しやすかった。
4	実際の演習があったのが良かったです。また、NDBデータの構想を理解することができたのも大変参考になりました。
4	匿名化ID1と2の違いと追跡方法を学ぶことができてよかった。実際のレセプトデータのみながらの授業でわかりやすかったです。
4	難易度は高いですが、実際に使うときにまた復習できそうです
4	別添8 申出依頼テンプレート（抽出）にNDBの列名が隠されているのは知らなかったもので、分かってよかった。
5	<ul style="list-style-type: none"> ・先行NDB研究レビューの要約を見ることでこれらのデータベースを活用した研究の動向を把握することができた。 ・実際に行われた研究を見ることで、研究の具体的なイメージを持つことができた。 ・
5	<ol style="list-style-type: none"> 1. 検索エンジンごとの検索用語を示していただいたので、論文レビューの参考になりました。 2. NDB研究のトレンドを把握できました。
5	DBの概要、研究の流れについて知ることができた。
5	DBを用いた研究の具体例が分かってよかった。分析疫学研究が多いと思っていたので、記述疫学研究が多くて驚いた。
5	DB研究のレビューは見たことがなかったので非常に良かった
5	DPCデータを用いた研究の具体的な紹介があり、どのような研究がなされているかのアイデアが得られた
5	DPCを用いた研究が増加しており、国民全体をカバーできることが参考になりました。
5	NBD,DBCデータを利用した論文投稿が盛んになっており、先行研究の内容を例にデータベースの活用によって明らかになったことを知れて良かったです。

5	NDB、DPC データなどを用いた研究に関して詳しく学ぶことができました。感謝申し上げます。
5	NDB、DPC データなどを用いた研究の近年の動向を知ることができた。
5	NDB、NDB オープンデータ研究論文数の推移をお示しいただいたこと
5	NDB データで Target trial emulation がされたというのは知りませんでした。読んでみたいと思います。
5	NDB データに関する研究で診療科ごとの件数を学べたこと。広い知識も必要だが、NDB 研究をするうえで疾患を絞り込むときに今回教えてもらった診療科数を用いて考えたい（今年一年のうちでは）
5	NDB データの限界がよくわかりました。
5	NDB データの弱点について触れていること
5	NDB データの利活用事例が学べ、視点が広がりました。
5	NDB データベースの強みや様々な研究の実例を知ることができ、学びが多かったです。
5	NDB データを用いた研究について、近年の動向を知ることができました。実際の先行研究について、ご教示いただくことでより具体的に理解できました。
5	NDB データを用いた先行研究をご紹介いただき、NDB がどういった研究に向いているか理解できました。
5	NDB データを用いた先行研究をしれてよかった
5	NDB データを用いた臨床研究の具体例をご教示いただき、使用に関してイメージが湧いた。NDB に歯科のデータが多数含まれている点が印象に残った。
5	NDB データを利用した研究ができるようになることを目標にしているのので、講義内容すべてが大変参考になりました。
5	NDB データを利用した研究をしたいと考えており、その準備に必要な基礎的知識を得ることができたこと。
5	NDB の強みとして歯科の検診データが含まれるという点がよく理解できた。
5	NDB の傾向がよくわかった。また診療科毎により研究されていない診療科があったというのは大変興味深かった
5	NDB をはじめとした代表的な RWD を用いた DB 研究の近年の状況や具体的な研究例等を知ることができた
5	NDB を使うにはハードルを高く感じていたので、改めてデータの概要を学ぶことができた
5	NDB を使用した研究の現状が分かりやすくまとめて頂いて、先行研究の理解につながりました
5	NDB を用いた研究の動向や、研究の例についてもご紹介していただき、NDB でどのような研究が行えそうかというイメージを持つことができました。
5	NDB を利用した研究に興味があったので、具体例をしめしていただけてとても勉強になりました。
5	NDB 関連の研究を網羅的に調査されており、今後の研究立案の際に非常に役立ちそうな内容で、勉強になりました。
5	NDB 研究で実際にどのようなことが行われているのか、リアルワールドデータを用いた研究がどの程度行われているのかわかってよかった。
5	NDB 研究のレビューは実はそれほど多く行われていない 調整結果における研究分野について、内科の DB が一番使われている DB によって、記述研究や生活習慣病研究など得意とする分野が異なる
5	PubMed 等での先行研究の調査により、毎年 NDB 等のデータベース研究が増加していることは理解していたが、該当する論文数が 1000 報を超えていることには驚きました。ありがとうございました。

5	データベースを活用した研究は増加傾向であること、 limitation もあることがよく理解できた。
5	どのような NDB 研究があるのか学ぶことができ良かった。データベースにより診療科ごとの研究割合が異なる点も初めて知ることができ勉強になった。
5	近年リアルワールドデータの研究が増えてきているのがはっきりと分かり有益な情報でした。
5	研究内容や見たいアウトカムによって、DB 選択が重要であること。 実際の先行研究について limitation も含めて解説いただき非常にわかりやすかった
5	後ろ向き研究においてエビデンスをどのように創出するかが分かった
5	国内での RWD 研究の動向が聞けた
5	参考書やネットで自己学習している中で解決できなかったことが分かりました。
5	資料がシンプルでわかりやすかったです。
5	歯科と医科のデータを連携した研究が興味深かった
5	歯科について触れてくれる機会があまりないので良かったです。
5	先行研究によりどのような PECO に落とし込めばいいのかイメージができました
5	先行研究の具体例が今後の研究テーマを考えるにあたってよかったです。
5	他データベースと比較した NDB の利用状況や研究事例を把握できて勉強になりました。
5	多くの国民をカバーしているため、どんな疾患でもある程度妥当性を持たせられる強みがあるということを知ることができた。
5	日本国内の医療受給者の動向を 98% 把握できる database は 価値があると思います。今後の活用が期待されます。
5	文献の検索式も提示してくださったのが、実際に自分で検索する際にも参考になるのでありがたかったです。
6	1つの研究について限界も含めて丁寧に説明いただいたので、今後研究を実施する際に参考になりました。
6	DB 活用方法
6	DPC データではどんなことがわかるのか、また、DPC データ研究の強みを理解することができた。
6	DPC データで出来る事、限界などがわかりやすかった。
6	DPC データについて、その活用法や活用事例について理解できました。
6	DPC データについては知らないことが多く、非常に理解の助けとなりました。
6	DPC データについて知識がほとんど無かったので、基礎的知識を得ることができてよかった。 恥ずかしながら、NDB から提供される「DPC」との区別について分かっていなかったもので、理解できてよかった。
6	DPC データの概要(どんなデータが格納されているか、その特徴) DB 研究では様々なバックグラウンドを持った方々と協業できること 研究事例(具体的解析手法、薬剤性肺障害の高い療法の特定) 研究の限界(交互作用、交絡の影響の可能性)
6	DPC データの基礎から説明していただき、実際の研究結果も示していただけたので、DPC データ研究についての理解を深めることができました。
6	DPC データの基礎的な内容や得られるデータ内容が分かり、研究計画のイメージが行いやすい内容でした。また、前向き研究の難しいケースなどを知ることができてよかったです。
6	DPC データの研究について、その研究限界含めて、示して頂いたので、大変分かりやすい内容でした。
6	DPC データの研究の方法論が分かりやすくまとまっていた。

6	DPC データの研究計画書作成について学ぶ機会はなかったのでここで学ぶことができて良かったです。
6	DPC データの構造、含まれる情報、方法論、抽出方法、利点と限界に関して詳しく学びました。感謝申し上げます。
6	DPC データの構造の詳細を知ることができました。 事例紹介も、どのような研究をどのように行ったかが分かりやすかったです。
6	DPC データベースに含まれている項目や、それを用いた研究の具体例についてもご教授いただき大変勉強になりました。
6	DPC データベースの説明、DPC データベースに適している研究、DPC データベース研究の限界等、非常に幅広く講義が行われた非常に現状になりました。 特に、多職種が研究に参加可能ということで、研究への意欲も上がってきました。 実際の実例の説明もあり、研究の実例、限界も非常に分かりやすかった
6	DPC データベースの長所を生かした研究の例がわかりやすかった
6	DPC データベースの利点欠点と研究事例を教えていただいてわかりやすかったです
6	DPC データベースを活用した研究で、詳細な解析も可能であることがわかりました。ありがとうございました。
6	DPC データを使うためにどのような項目があり、研究への活用を知ることができた点。
6	DPC データを使う研究の発想の部分、どのデータがある、ないなど。
6	DPC データを用いた研究がかなり具体的に示していただき、これまで以上にこれらの研究がどのようなものであるかのイメージができました。
6	DPC データを利用した研究の方法論について学べたのはよかった
6	DPC データを利用した研究計画書、データ抽出依頼書の作成方法
6	DPC データを利用する際は未測定の変数や患者が病院を変えると追跡ができないといった限界があることがわかったので良かったです。
6	DPC データ研究と NDB の違いはがわかりやすかったです
6	DPC データ研究について事例を交えて紹介いただきありがとうございました。適したテーマなどわかりやすかったです。
6	DPC の構造、具体的に含まれているデータや、DPC データを用いて行える研究について学べた。
6	DPC を活用した研究を実施する際に注意すべきことが良くまとまっており、わかりやすかったです。
6	DPC を利用した研究に興味があったので、具体例が知れて大変勉強になりました。
6	DPC 研究で case control study できること
6	DPC 研究について
6	DPC 研究の魅力的な点とそれを具体的にどのようなテーマで実施されたのかが明瞭に理解できた。
6	DPC 導入の影響評価に係る調査を改めて見直そうというきっかけになりました。
6	ILD の定義について
6	Limitation が明示されていて良かったです
6	一般的な DPC データベース研究対象の向き不向き、限界に関することと具体的研究事例
6	基本的な DPC データの情報から、研究の例を詳細にご説明いただきとてもありがたかったです。どのようなテーマが適しているか、制限があるかなどの例もとても有用な情報だと思いました。また必ず見返すスライドの一つになると思います。

6	講義内容すべてがとても参考になりました。計画書や依頼書の作成方法まで含まれ、感激いたしました。
6	実際の解析事例を紹介していただき、DPC をデータベースでどのような研究が可能であるか具体的なイメージを持てました。
6	実際の臨床に即した研究で興味深かった。たしかに実体験的にも EGFR 受容体拮抗薬は薬剤性肺障害おきやすいな、という印象でしたので、腑に落ちた感じがします。
6	初学者ですが NDB や民間 DB とはデータがかなり異なる印象を受けました。より治療に近いデータが利用できるのかと思いました。またデータの t 取り扱いや解析手法なども参考になりました
6	商用だけでなく、厚生労働省から個票データが提供されている点を知り、勉強になりました。
6	前向き研究がむずかしい研究で、DPC データ利用ができる事がわかって良かった。また、前向き研究の代わりにできる点が学べて良かった。
6	全て。DPC のことがいろいろわかってよかった。
6	対象とする薬剤の選択方法を具体的に説明されていてよかったと思いました。
6	丁寧な処理によって扱いの難しい薬剤性肺障害も研究が可能であることを学ぶことができよかったです。
6	発想が豊かになるほど今後 DPC データは活用される可能性を秘めていることが分かりました。
6	病院を変えると追跡できないこと。
6	有害事象の発生リスクに関する研究にも DPC データベースが利用できることや、実際にどのように利用して研究されるかを知ることができてよかったです。
6	利用実績の多い DPC データベースの概要、実際の研究内容とデータ特性上の限界について学べてよかった
7	DPC が急性期疾患の解析に向いていること
7	DPC データがどのような研究へ発展しているのかがわかりました
7	DPC データから明らかにできる RQ が幅広いことが理解できました。
7	DPC データが救急や外科領域以外で、医療の質評価や政策評価に活用できる点を理解できました。
7	DPC データが向いている研究デザインなどについて学ぶことができよかったです。
7	DPC データに適した研究領域（救急・外科急性期）と実例を見れたこと。
7	DPC データの強みや具体的な事例でどのような調整を行っているのかなどの実例を見ることができ良かった
7	DPC データの利点（大規模、母集団代表制）や欠点（病院を変えると追跡できない、検査結果はなく）、適した研究等に関して説明があり、実際の研究の紹介があり、イメージをすることができた。
7	DPC データはどのような研究に適しているか、実際にどういう研究が可能かという点について大変勉強となりました。
7	DPC データベースのハンドリングについて学ぶことができた。
7	DPC データベースの活用
7	DPC データベースを用いた研究の長所や、限界への対処について具体的な研究をもとにご教授いただき大変勉強になりました。
7	DPC データベースを用いた研究例とその中での注意点などを具体的に学ぶことができました。
7	DPC データを用いた記述疫学研究の実例は大変勉強になりました。論文も拝読させて頂きたいと思います。
7	DPC データを用いた研究が臨床疫学の研究分類においてどの研究に向いているのか、理解できた

7	DPC データを用いた研究について、筆者の立場から手法や limitation について解説があったこと
7	DPC データを用いた研究の具体例を知れて、大変参考になりました。医療政策に影響を与えうるようなデータもあり、大変興味深かったです。
7	DPC データを用いた研究の利点欠点を学べたこと。DPC データを用いた研究について先行研究の解説を通じて方法論を学べたこと
7	DPC データを用いた研究は、全体像を把握するのに有用性が高いことを理解しました。救急、急性期研究例が興味深かったです。
7	DPC データを用いた研究例を複数例知れたことと、各研究でどのような Limitation が発生するかが大変参考になりました。
7	DPC データを用いた実際の研究、その結果について日本語で学ぶことができた
7	DPC データを用いた実際の先行研究例を通じて、DPC データの特徴や可能性について理解が深まった。
7	DPC データを用いた例を通してさまざまな解析手法や制限に対する対策を学べた
7	DPC データを用いて具体的にどのような研究が行われているのか、また限界についてわかりやすかった。
7	DPC は急性疾患の研究に向いている ICU の稼働率という概念を Primary Endpoint に設定し、ICU 患者を特定可能、米国とその大小の比較 分割時系列デザインにより、傾きの評価を行う(上昇傾向かどうか) 真の統合失調症の道程のため、抗精神疾患薬を投与している患者に絞る 多変量解析において p 値を用いずに、ASD を使用すること(n が多いと p 値では統計的有意差が出やすくなるため)
7	DPC を用いた救急・外科領域の研究事例の概要を学ぶことができた。
7	limitation に対して、様々な手法を適用して、多角的に検討されている点が勉強になりました。
7	Limitation への対処の説明が実際のわかりやすかったです。
7	p 値と ASD の使い分け DPC データの研究の具体例
7	Restricted cubic splines が学べたのがよかった。
7	さまざまな研究について解析法やその意味もふくめて解説されていてよかった。
7	さまざまな手法と組み合わせてデータを処理する必要があることがわかってよかったです。
7	データベースの利点や欠点だけでなく、どのような解析や工夫をしているかがわかってよかったです。
7	医療政策への利用についても利用できるとわかり、とてもよかった
7	課題に対して具体的にどのような手法を用いて対応したか、また結果の解釈を丁寧にご説明いただき大変実用的な講義でした。ご紹介いただいた手法は知らないものが多く (RCS 分析、マルチレベル分析など)、これから学んでいこうと思いました。
7	感度分析のガイダンスを知ることができた
7	希少疾患に DPC 解析を用いるのが有用だとわかりました
7	救急・集中治療医学分野の例を学べた点。後半では、マルチレベル分析を併用して結果を比較する点が参考になりました
7	救急や外科領域での DPC データ研究について知ることができた点。
7	救急領域で DB 研究は強いなと感じました
7	救急領域と外科領域の具体的な研究を簡潔に分かりやすく説明していただきました。

7	救急領域や、外科領域といった短期的アウトカムをみるのに、DPC データの使用が適していることが分かった。
7	具体的な研究事例に加えて、各研究の Limitation や信頼性を改善するための工夫についてもご紹介いただいております、研究を進めるうえで大変参考になりました。
7	具体的な研究事例を基にどのような解析を行い、どのようなグラフを作成していたのかが良くわかった。参考にしたい。
7	具体的な事例を通して DPC 研究の強みや解析法を理解することができました。自分で RQ を考える上でとても役に立つと思います。
7	後半では吹き出しにどうしたら精度が上がるのか等が補足されており、該当箇所の理解が進みました
7	交絡に対しさまざまな方法で対処することを学んだ
7	交絡因子を取り除くための手法が大変工夫されているなと思いました。
7	治療効果のみではなく、政策評価や費用対効果の視点からの事例
7	実際の事例、特にどのような感度分析が実施されているのかについて、興味深く拝聴しました。
7	実際の臨床現場のクリニカルクエスチョンから DPC データを用いた研究を行っていて、モチベーションと参考になった。 入院データを活かした論点なのがよかった。
7	実際の論文から、DPC データから示される数値を論文の表やテーブルにどのように示すのかという点と、それらの理解について学ぶことができた
7	重み付けやマッチングの様々な方法を知ることができたため。
7	色々な解析手法や、代替変数を用いることがわかって良かった。
7	第一線で活躍している研究者の DPC 研究の実例をまなぶことができた点
7	入手不能な因子について、代替変数での評価や疫学的手法での対処方法が参考になりました。
7	配慮すべき注意点とそれへの対処法、頑健性を高めるための疫学的手法の具体例を知ることができた
7	病名と処方との組み合わせで対象者の像を同定する点 紹介研究内の感度分析手法
7	複数の研究を提示していただけたので、実際の研究に DPC を利用するイメージができた。特に政策評価に利用しやすいという点はとても納得できた。
7	分割時系列デザインについて
7	豊富な具体例で、DPC データの使い方について理解を深めることができました。
7	明日からできそうな研究例で参考になった。
7	臨床に則した研究内容であり、とても勉強になりました。
8	DeSC のデータを使ったことがなかったので、概要やどのような研究で適用可能かを学ぶことができた点
8	<ul style="list-style-type: none"> ・ DeSC データの構造 ・ NDC と比較した、DeSC データの利便性 ・ 高齢者を含む研究での優位性
8	<ul style="list-style-type: none"> ・ DeSC データベースの概要 ・ NDB との比較や保険者別での実際のデータ
8	DaSC データは馴染みが薄かったので学べてよかった
8	DeCS-DB は初見だったので概要を知れてよかった
8	DeSC DB の利活用に関して、認識を深めることができました。

8	DeSC-DB の概要と保険者別の代表性をしれました
8	DeSC が他データベースや日本人全体の母集団と比較してどのような特徴を持っているのか、研究で用いる場合に配慮すべき点について学べた。
8	DeSC が母集団をある程度反映しているということがわかった。
8	DeSC データがどのようなもので、どういった研究ができるかを学べてよかった。
8	DeSC データが全年齢をカバーしているのはとても良さそう。
8	DeSC データと NDB データにおける有病割合の比較
8	Desc データというものをはじめて知りました。1000 万人を超えるデータが取得可能で非常に驚きました。
8	DeSC データについてはほとんど知らなかったため、概要を知ることができ非常に参考になりました。
8	DeSC データについては知らないことが多かったので、どのようなデータベースなのか、知ることができて良かったです。
8	DeSC データについてほとんど知らなかったので興味深い講義であった。
8	DeSC データについて初めて学ぶことができ、今後の活用可能性について考えることができた。
8	DeSC データについて知らなかったなので、その概要がわかりました。ありがとうございます。
8	DeSC データの構造等、基礎的な部分から御説明いただくことが出来、研究の具体的な手法や利点について理解が深まりました。
8	DeSC データの詳細を初めて学びました。DeSC データの代表性なども論文として公表していただき大変勉強になります。
8	DeSC データの特性や構造、研究の具体的について知ることができた。保険毎の比較ができること、全年齢対象の母集団性が確保できることを知り、行政の立場から活用したいと感じた。
8	DeSC データの特徴がよく理解できた 他のデータベースとの比較が参考になった
8	DeSC データの特徴と母集団代表性について大変勉強になりました。
8	DeSC データの特徴について調査をもとに説明いただき理解できました。
8	DeSC データの特徴や研究の実例を知ることができて良かった。
8	DeSC データの内容を知りたかったので非常に役に立った
8	DeSc データは、今回の webinar で初めて知りました。大変勉強になりました。
8	DeSC データベースが NDB とどう違うのかがわかった。
8	DeSC データベースについて、本データベースを用いる利点を学べてよかった。
8	DeSC データベースについてこれまで全く知らなかったなので、概要を学ぶことができた
8	DeSC データベースについての研究などが学べて良かった
8	DeSC データベースについてもともとあまりよく知らなかったなので、 大変貴重な機会となりありがたかったです。
8	DeSC データベースについて学べて良かった。特に、初学者としては、データベースごとの違い等がよくわからなかったなので、比較がわかりやすかった。 NDB データ活用のハードルが高いため、まず DeSC データベースを用いた研究を行うのもよい、という事を学べて良かった。
8	DeSC データベースについて初めて知りました。勉強になりました。
8	DeSC データベースについて説明や事例を紹介してもらった

8	DeSC データベースについて全く知らなかったため、NDB 以外のデータベースについて知ることができて良かった
8	DeSC データベースについて聞くのは初めてだったので、その内容や利用法について知ることができた。
8	DeSC データベースに含まれる患者年齢が、日本人の年齢層をある程度反映していることが分かりました。市販データベースとして選択肢が増えたと思います。ありがとうございました。
8	DeSC データベースの詳細がわかり大変興味深かったです。講義の中でも説明がありましたが、NDB のハードルの高さがあることを考慮すると、選定する DB の一つとして考慮していきたいと考えております。
8	DeSC データベースの特徴について、既報論文も引用して紹介していただき大変参考になりました。今後 DeSC データベースを用いた解析を検討しているので、紹介された論文についてもさらに勉強してみようと思います。
8	DeSC データベースの母集団代表性について知りたいと思っていましたので、大変興味深く拝聴しました。
8	DeSC データベースの利点・限界を学ぶことが出来たこと。データベースの母集団代表性研究も非常に勉強になりました。
8	DeSC データベースの利用経験がなく、データベースの特徴を理解することができました
8	DeSC データベースはそもそも知らなかったので勉強になった。
8	DeSC データベースは小児から後期高齢者までの全年齢層をカバーしている事。RWD の利点、欠点。
8	DeSC データベースは全く知らなかったもので、勉強になりました。NDB と大きな差はないこと、保険者ごとの傾向の違いは大変興味深いです。
8	DeSC データベースを使い始めたところだったので、記述統計がとても参考になりました
8	DeSC データベースを用いた研究について、実例を用いてわかりやすく理解できました。
8	Desc データベースを用いた研究の代表例を紹介頂きました。NDB と違い、高齢者のデータが含まれているのは大きなメリットであると感じました
8	DeSC データベース自体を知らなかったもので、利用できるデータベースのひとつとして、参考になりました。
8	DeSC データをあまり知らなかったもので、概要からお話いただけて大変参考になりました。
8	DeSC データを用いた研究についての基本的なところから学ぶことができて良かったです。
8	DeSC では全年齢層がカバー出来ているとのことで、非常に魅力的だと感じました。
8	Desc と NDB との網羅性、アクセスの違いが明解に解説され、役立つ内容でした。
8	DeSC のデータベースの特徴を分かりやすくご説明頂き、大変勉強になりました。特に、各保険者の集団の特徴については、今後の研究立案の際に役立てたいと思います。
8	desc のデータベースを用いて研究を始める所でした。とても参考になりました。査読のディフェンスにも役立つ情報がたくさんあり、よかったです。
8	DeSC の名称は知っていましたが、含まれているデータの種別や年齢分布等が理解出来ました。国勢調査との比較は参考になりました。
8	DeSC の有用性がわかりました、高齢者を含む研究に有用と思いました
8	DeSC は新規のデータベースと思いますが、JMDC などの伝統的なデータベースとの違いがわかりやすくまとまっていると感じました。
8	DeSC を用いた研究事例はあまり詳しくみたことがなかったので分かりやすく解説いただけて有難かったです。

8	DeSC 内で、健保と国保を比較した内容は面白いと思いました。 また、ハードルが高い NDB を扱う前に、まずは DeSC から手を付けるという選択肢があるという事も知れて良かったと思います。
8	JMA Journal の結果の一部は臨床疫学会の DeSC さんブースでもお伺いできましたが、詳しい結果を康永先生からご説明いただけて学びになりました。
8	NDB しか知らなかったのですが、DeSC も知ることができました。
8	NDB データとの違いなども取り上げていただけたのがよかった
8	NDB データベースを用いたことのないものにとって、DeSC データベースが選択肢となりうることを知ることができて良かったです。
8	NDB には含まれない被保険者台帳データの存在を学ぶことができ、勉強になりました。
8	NDB 以外のデータベースの活用例が知れて良かったです。
8	RWD が隆盛するであろう理由や DeSC について学べた点
8	RWD データが今後も多く使用される理由(RCT の限界) RWD の利点・欠点 DeSC データの特徴(NDB との違い、母集団代表性) 健保と国保で各疾患の有病率が異なること
8	RWD を活用した研究が今後増えること。 妥当性、信頼性の高い研究を行うためには DB の利点、欠点を把握することが重要であるということ。
8	このデータベースそのものを知らなかったのですが、概要やできることが理解できてよかった
8	これまで DeSC データベースの詳細を知らなかったのですが、その特徴を理解することができました。
8	これまであまり DeSC データベースに関して情報収集する機会がなかったのですが概要や研究事例を知ることができて良かった
8	データベース間での有病割合などの比較が、興味深かったです。
8	なぜ DeSC データベースが重要なのか、NDB と比較して何が違うのかといった前提条件が非常に丁寧に説明頂いているので以降の理解が進みました。
8	リアルワールドデータの現状と DeSC データの概要について、実際の研究事例を含めて、とても勉強になりました。
8	記述研究の方法やその重要性が理解できました。 DeSC 自体を知らなかったのですが、有用な DB と認知することができました
8	高齢者の研究に興味を持っているので、DeSC データベースが使えることがわかったのがよかった。
8	国保、健保、後期高齢者での各疾患の有病率の相違を知ることができました。
8	国保・後期高齢者のデータを用いて健保での解析と比べてどのような違いが実際出てくるのか（特に高血圧の例）は興味深かったです。
8	今まであまり知らなかった DeSC のデータベースについて、構造や事例を知ることができて良かったです。
8	今回のウェビナー全体を視聴する前は、DeSC データというものさえ知らなかったが、その基本的な内容を理解することができた。
8	使ったことがないデータベースだったので、説明が丁寧でとてもわかりやすかったのがよかったです。
8	初めて DeSC データについて学びました。気になっていた母集団代表性をはじめ、網羅的に扱っていただき理解が深まりました。
8	商用データベースでも NDB を用いた研究と近いものができることがわかりました。NDB よりも利用しやすい点はとても魅力ですし、まずはこれでスキルを身に着けるということも納得できました。

8	先行研究事例がわかりやすかったです。 また、DeSC データの特徴が整理されていて理解が進みました。
8	全年齢層、後期高齢者まで追うことができる DeSC の革新性がよく理解できた。
8	保険者種類別の有病率に差があり、データベース選択時には注意が必要であることを学べてよかったです。
8	母集団の比較、健保と国保の比較が興味深かったです。直結するには至りませんが、自身の研究アイデアの参考になりました。
8	本データベースの特徴や、本データベースの利用が適した事例をご紹介いただきとても有益でした。
8	民間企業でも利用しやすい、NDB の代替となる DB の紹介はありがたい
8	様々なデータ解析で国民全体の政策、結果の有用性を見ることが大切だと改めて思いました。
8	論文で DeSC データの母集団代表性を示して下さったことで、今後 DeSC データを使った研究がしやすくなりました。感謝申し上げます。
9	<ul style="list-style-type: none"> ・JMDC データの構造や他のデータベースと比較した優位性と限界 ・身体疾患を対象とした JMDC データを用いた先行研究事例
9	<ul style="list-style-type: none"> ・JMDC の存在と DB の特徴(利点、限界) ・処方・処置・手術の保険点数データの活用例について ・若年成人、小児を対象とする研究が強みである一方で、高齢者を対象とする研究には不向きである。 ・どの DB にも言えることであるが、データハンドリングは重要である点
9	2 つ目の研究紹介は、JMDC データの強み(若めの母集団 n 数が多い)をイメージできる内容だったので良かった
9	DB の特徴として数は多いが、全年代をカバーしているのではないということがわかり、DB の特徴がわかりました
9	JMDC に含まれるデータやその特色、強みと弱みなどが、実際の研究事例をとおして勉強できました。
9	JMDA データを活用した研究において、解析上注意すべき点、利点欠点について具体的に説明がありよく理解できました。
9	JMDC データの pit fall
9	JMDC (健保データ) の特徴と弱点に分かってよかった。
9	JMDC データについて利点と限界が学べてよかった。 背景や JMDC データを使う理由も説明してもらえてよかった。
9	JMDC データの概要 (含まれる情報、特徴、限界) 先行研究、研究の利点と限界等に関して、研究事例の紹介があり、とてもイメージがしやすかったです。
9	JMDC データの研究利用について JMDC 側ではなく利用者側の視点で知ることができて良かった。
9	JMDC データの構造、含まれる情報、具体的な研究内容を提示して頂いたお陰で、研究の利点と限界を理解することができました。
9	JMDC データの構造、含まれる情報について、また、それを用いた先行研究について学ぶことができました。利点のみならず、限界について理解することが出来て良かったです。
9	JMDC データの構造、含まれる情報を理解できた
9	JMDC データの有用性。検診データとの連結により、腎機能低下や高血圧の程度によって発症する疾患リスクがわかること。大変参考になりました。ありがとうございました。
9	JMDC データの利点と限界について整理することができました。リスク調整のスライドについて、各項目とそれの対応策をご教示いただき大変勉強になりました。
9	JMDC データベースの得意なところ、他のデータベースとの違いについて簡潔にまとめていただきわかりやすかったです。また、それらの特徴を活かした研究を紹介していただくことで、より具体的なイメージを捉えることができました。

9	JMDC データベースの特徴とその事例がわかりましたので、活用する際の参考になると思いました。
9	JMDC データベース研究で high impact journal を目指せる研究ができることがわかりました。
9	JMDC データをあまり知らなかったので、その構造や含まれる情報を理解し、先行研究を学ぶことで、どういった研究に向いているのか理解できたのが良かったです。
9	JMDC データを扱っている職員がいるので、どのようなデータを扱っているのか理解が進みました。
9	JMDC データを研究で用いる際の利点や欠点が具体例を交えて紹介して下さったので理解が深まった。
9	JMDC の活用例をお示しいただいたことで、JMDC に向いている研究とその限界がより深く学べました。また純粋に、2つの研究の内容がとても興味深かったです。特に young adult の研究はまさに自分の世代なので、自分のリスク因子を減らせるよう日常生活を見直したいと感じました。ご講義、ありがとうございました。
9	JMDC の基本的情報や利点・欠点、解析の実際などがよくわかりました。また解析例をお示し頂き、具体的なイメージがわかりました。
9	JMDC を使って Top journal へ掲載されている点について、大変素晴らしいと思いました。改めて論文を読んでみたいと思います。
9	NDB よりもアクセスしやすい JMDC の DB 使用の実例について示していただきながら解説いただいたので、非常にわかりやすかった。 Young Adult 世代に強みという視点はなかったので非常に参考になった。
9	なかなか聞きたくても身近で研究を行っている人が居ないので、内容を知ることができて今後の参考になりました。
9	ビックデータ解析が実際の臨床エビデンスを証明する例に興味深くおもしろかったです。
9	リスク調整（対応策）、交絡因子の調整、ドロップアウトの対応がとても参考になりました
9	リスク調整の対応策が示されており良かった JMDC データの特徴と限界が理解できた
9	リスク調整の対応策の具体例があり大変参考になりました。
9	レセプトデータの有効活用、薬剤疫学研究の具体例が提示され、深く理解することができました。
9	レセ病名やピンポイントで目的の項目がなかった際の対策に関してとても参考になりました。
9	一番、興味を持ち使用してみたいデータベースであった
9	家族 ID であったり、JMDC データの有するデータの内容 JMDC データの利点と限界
9	過去に企業で JMDC データを用いた研究をしたが、こうした内容を事前知っておくべきであった。基礎的内容が理解できました。
9	生活習慣病の予防など伝えたい message がはっきりしている場合、たくさんの RQ が浮かぶことを実感しました
9	特定検診に関する研究を行いたいならば、JMDC データを使用する選択肢があること。 JMDC データの利点と欠点を学べたこと。 先行研究を通して研究手法を学べたこと。
10	・傾向スコア、傾向スコアマッチングの概念、利点、推定・確認の方法、 ・他の分析手法同様、事前の綿密な計画、測定している変数の確認等が重要であるということ。(交絡因子)
10	ASD とか C スコアなど馴染みがなかったですがマッチングの流れや方法がわかり勉強になりました。
10	ATE,ATT どちらも確認できることやしようする際の注意点について理解できた。未測定交絡を高次元傾向スコアでどのように調整できるか他の動画で確認しておきたい。

10	ATT, ATE まで触れられており、わかりやすく解説いただき、理解を深めることができました。
10	ATT や ATE など馴染みがない分野でしたが、初歩的な理解はできたと思う
10	C 統計量など傾向スコアの算出時のチェック項目に関する理解が深まった。
10	PS について研究で使用しているので、マッチングや重み付けの研究における立ち位置が分かってよかった。
10	PS マッチング、逆確率による重み付け、使用する上での注意点についてわかりやすかった。
10	PS マッチングしても患者背景にばらつきがあったりする経験もあり、改めて整理することが出来ました。
10	PS マッチングの method の記載の仕方が丁寧に説明して頂けてわかりやすかったです。
10	オーバーラップ重みづけについて、よく理解していなかったので勉強になりました。
10	オーバーラップ重みづけは初めて知ることができました
10	かんたんな例を示して、傾向スコアの意味をわかりやすく説明していただき、理解しやすかった。注意点もよかった。
10	これまでに傾向スコアを用いた統計解析を行った経験がないためとても勉強になりました。ありがとうございました。
10	すぐに活用できるようなわかりやすい説明でしたありがとうございます。
10	データベース研究における傾向スコアについて活用について具体的に理解を深めることができた。
10	どういう場合に使用する手法なのか 傾向スコアの確認など論文を読む上でも有益な情報
10	バランスが取れなかった場合や傾向スコアの解析が不適切だった場合の対処法などが、実際に研究を行う視点でご説明いただけた点が良かったです。
10	マッチングと逆確率重みづけの使い分けが理解できた。 それぞれの手法は独立していて、どちらを事前を選ぶのかと思っていたが、マッチングの状況に応じて適切な方を選択する、というイメージを持つようになった。
10	ロジスティック回帰との違い。c 統計量による傾向スコアの確認
10	解析を取り入れたかったけれども、これまでなかなか方法を知っている人が周りにいなかったこともあり、手が出せなかったのが、とても参考になった。
10	解析手順の理由が、丁寧に述べてあり、とても分かりやすい講義でした。手順の意味が具体的であり、回答を導きだすための考察過程がいかに重要であるかを理解しました。
10	各値の重要性について丁寧な説明があり、なぜ論文に記載する必要があるのかよく分かったこと。
10	基本的なことに加えて、「何を見たいのか？」という観点で研究テーマや手法を選ぶべきであることを改めて復習することができ、良い気付きになりました。
10	近年多くの論文で見られる傾向スコアについて、改めて傾向スコアの使用方法を理解することができてよかったです。
10	傾向スコアについて非常に理解しやすく、また、注意点等も理解できましたので大変勉強になりました。
10	傾向スコアについて勉強した中で一番わかりやすい説明でした。すごかったです!!!
10	傾向スコアに関して、細かい丁寧な講義で、さらに具体的な研究内容を提示して頂いたお陰で、よく理解することができました。
10	傾向スコアに関してわかりやすく説明いただき理解しやすかった。注意点についても理解が進んだ。
10	傾向スコアに関して学ぶことができました。これまで傾向スコアや逆数重みづけなど論文を読んでいて目にする が、正確には理解できていないものについて、学ぶことができて貴重な経験になりました。

10	傾向スコアの目的から注意点・実施方法までを知ることができた。実際の論文でどのように傾向スコアを実施しているかの例示など具体例があったので、すごくわかりやすかった。
10	傾向スコアの利点だけでなく、注意点まで合わせて教えていただけたのが良かったです。特に解析対象の評価可否については疑問に思っていた部分なので対処法までご紹介いただき助かりました。
10	傾向スコアは、わかりそうでわからない分野でした。数式を使わず具体例を示した説明でよかったですと思いました。
10	傾向スコアは何となくの理解だったのが、理解が深まりました。治療を受ける確率という点の理解が深まった。
10	傾向スコアは前々から聞いたことがありましたが、具体的な内容について学ぶ機会がなかったので、今回具体的な例も示して教えていただけてよかったです。
10	傾向スコアマッチング、重み付けについて、例示のおかげで理解が進んだ。論文中の記載例を示して頂けたのが、参考になった。
10	傾向スコアマッチングを行う上でのバランスのとり方、変数選択について学ぶことができました。
10	傾向スコアや傾向スコアを用いた分析の基礎について、とても勉強になりました。また、傾向スコアマッチング・逆確率による重みづけについて、先行研究もご紹介いただき、注意点や用途など、具体的でとても勉強になりました。
10	傾向スコアを用いた解析は一度学んだことがありましたが、あらためてPS マッチングとIPWの推定している効果の違い等、理解を深めることができました。
10	傾向スコアを用いた論文をきちんと理解することが出来ずモヤモヤしていたが、わかりやすくまとめてあり非常に勉強になった。
10	傾向スコアを利用するときの注意点についてよく理解できました。論文での記載例もわかりやすかったです。
10	傾向スコアを利用する時の解析の流れや注意点が非常にわかりやすく、使用できない場合の代替手法の候補も明示され勉強になった。
10	傾向スコア分析について、基礎から重みづけなどを学べたこと。特に逆確率による重みづけはよくわかっていなかったもので、大変勉強になりました。
10	傾向スコア分析の基礎から丁寧にご教授いただき、傾向スコア分析の勉強する上でのハードルが下がりました。傾向スコア分析を用いた先行研究のご紹介のスライドでは、方法、結果などの各パートを詳細にご説明いただき大変ありがたかったです。どこに着目して論文を読めばよいかという点も学ぶことができましたし、研究を進める上でのポイントが大変わかりやすかったです。誠にありがとうございます。
10	傾向スコア分析の基礎に関して、私自身のもやもや感をすっきりさせていただき有難うございました。全体的に、幅広く説明いただきましたので、とても参考になりました。
10	今までの傾向スコア分析の中で一番分かり易かったです。具体的な手法から限界、感度分析まで触れてもらったのが特によかったです。
10	今まで見た傾向スコアの解説の中でもとてもわかりやすかったです。
10	最近傍マッチングのキャリパーの決め方は知りませんでした。
10	最後の「傾向スコア解析の対象」のスライドが、日頃から疑問に思っていたところなので特に勉強になりました。
10	使用方法や概念だけでなく、制限事項等も知ることができ、非常に実用的な内容を学ぶことができたと感じた。
10	事後の事象を傾向スコアに含めてはいけないことを理解できました。
10	治療選択より後に起きるものは投入しないことを、あまり意識できていませんでした。
10	初級者のため、傾向スコアの使い方について順序だてて説明させていただき大変分かりやすい動画でした。実際の手順や、傾向スコアの適応が適さない場合、IPTW やオーバーラップとの考え方の違い等、これまで漠然と疑問に感じていた点を整理いただいております、何度も見返したいと思います。

11	hdPS についてはきちんと学んだことがなかったため、全体像を掴むことができ大変有用だった。
11	HdPS の適用場面やチェックリストについて学ぶことができたのは、非常に有意義であった。
11	hdPS を使う場面が具体的に想像できたこと。
11	High dimensional の PS マッチングについて恥ずかしながら初めて聞きました、理解が深まりました。
11	PS が普及している昨今でも、なかなか高次元 PS を学ぶ機会はないため、大変良い機会であった。
11	PS は知っていたものの、hd-PS は初めて聞いた言葉だったので知れてよかった。
11	このような解析があるのは初めて知った。リハビリテーションの分野ではあまり馴染みがなかった。
11	このような方法があるということを知らなかった
11	コンセプトについて、冒頭のフレイルの例はとても直感的に理解できました。また利点、限界点のサマリが大変分かりやすかったです。
11	スコア作成について、表の活用や説明部分を赤字にするなど対応されているので、何を説明したいのかが分かりやすかったです。
11	チェックリストやガイドツールなども紹介されており、勉強になりました。
11	はじめて高次元傾向スコアを知った
11	はじめて知る概念だったが理解しやすかった
11	やり方がいまいちわからなかった高次元傾向スコアのやり方をわかりやすく学べたこと
11	一般的な PSM しか考慮していなかったため高次元 PSM が学べてよかった
11	一般的な傾向スコアと高次元傾向スコアのちがいをあまり理解していなかったため、チェックリスト等のガイダンスがあったのがよかった
11	気になっていた hdPS について実際に利用して研究されている先生に講義をいただけて勉強になりました。
11	傾向スコアの応用方法について理解することができ またその利点についても理解できた。
11	傾向スコアの拡張の話は聞いたことがなかったので良かったです
11	健診データを高次元傾向スコアの算出に用いていない点、納得感があると共に事例として勉強になりました。
11	高次元傾向スコアに関して、詳細かつ丁寧な講義で、さらに具体的な研究内容を提示して頂いたお陰で、よく理解することができました。感謝申し上げます。
11	高次元傾向スコアに関して、体系的に学べる機会がなかったため、非常にわかりやすかったです。
11	高次元傾向スコアのメリット(特に、変数選択を自動選択してくれることと、データを余すこと使えること)
11	高次元傾向スコアの基本や高次元傾向スコアの利点及び高次元傾向スコア分析を用いた先行研究についての紹介があり参考になりました。以前に実施した研究に関して理解できるようになりました。
11	高次元傾向スコアの限界：中間因子の選択など疑問に感じましたが、動画中に解説があり理解できました。
11	高次元傾向スコアの未測定交絡を間接的に評価できるものと初めて知ることができ、大変参考になりました。
11	高次元傾向スコアの有効性、限界、社会経済学要因の情報が未測定であることなど。
11	高次元傾向スコアの理解ができていなかったのですが、機械的に行う方法だと言うことと、その限界について。高次元傾向スコアのチェックリストのご紹介もありがとうございます。

11	高次元傾向スコアをプロトコールにどのように落とし込むのか解説がありとても良かったです。
11	高次元傾向スコアを始めて知り、今後データベース研究で使用できるよう理解を深めていきたい。
11	高次元傾向スコアを推定する上での細かい計算方法が丁寧に説明されており、詳細を知ることが出来た点が非常に良かった。
11	高次元傾向スコア分析を用いるためのチェックリストをご紹介いただき大変勉強になりました。また、石丸先生が実施された研究の中で、特定検診の受診状況など欠測値が多い変数が、高次元傾向スコアで調整したあと群間で揃ったということがわかり、高次元傾向スコアを使用する意義をより明確にイメージできました。
11	高次元傾向初めて知りました。 ところどころ初めて聞く言葉がありました。 後で調べてみたいと思います。
11	中級者向けで難しい内容だろうが、初心者でもなんとかついていける程度にわかりやすく工夫してくださっていて助かった。
11	難しい分野であるが、実際の大規模データに当てはめた実例は大変ありがたいです。大規模データでRCT類似手法として今後身に着けていきたいです。
11	普段気軽に学べない内容を効率的に学べた。
11	本にも詳しく書いていないことが非常にわかりやすく解説されていてよかった
11	未測定交絡に対する対処方法を知ることができた。
11	未測定交絡の間接的調整 高次元傾向スコアの作成や評価
11	未測定交絡の調整ができる点や変数選択の恣意性の減少などが魅力的に感じた
12	・変数操作法が論文においてどのように使われるのか等、実務に寄せた内容も学ぶことができた点が非常に良かった。
12	3つの前提条件についてのご説明が分かりやすかったです。
12	CACEの計算式についても、分解して丁寧に説明してくださったので、よく理解できました
12	CACEの説明が数式込みでなされたので理解が深まりました。
12	DB研究における操作変数法について理解することができた。
12	Monotonicityに関する詳しい解説
12	Unmeasured confounders と操作変数法について学ぶことができた。
12	Unmeasured confounders の対処が可能である操作変数法の基礎理論
12	これまでよく理解できていなかった操作変数の仮定における単調性の必要性について特によくわかりました。また、適切な操作変数を用いない場合にどのような影響が出るのかについてもよくわかりました。
12	やや理解が追いつかない部分もあったが、操作変数法の概要を学ぶことが出来て勉強になった。
12	仮定、なぜバイアスが大きくなるのか、なにの効果を見ているのか、解析手法として取り上げる場合の注意点を網羅的に提示してくださった点
12	検証できる仮定と臨床的直感が大事になる仮定、それぞれが及ぼすバイアスなどがわかりやすく説明してもらえて良かったです。
12	事例の紹介を通して、操作変数法を適用する際の注意点や、仮定からの逸脱を評価した結果の示し方について学べたのが良かったです。
12	実際に過去の研究を紹介いただいた点：自分で遡及して読みに行くことができる。
12	実際の研究を組み立てるにあたって、どのような仮説と結果を想定すればよいかについての重要な内容を学ぶことができた

12	実際操作変数法がどのような時に用いられるか、また”操作変数”自体がどのような物を用いるべきかイメージする事が出来ました。
12	初学者でもわかりやすい資料がいままであまりなかったので非常に勉強になりました。
12	書籍で学習した際にわかりづらかった操作変数法についてわかりやすく学習できた
12	詳細を理解することは難しかったですが、論文を読む際に視界が深まったように感じます、あり
12	図が直感的でわかりやすかった
12	図と説明が非常にわかりやすかった
12	数式も詳しく説明して頂き、非常に理解しやすかったです。
12	数式を用いてさらに説明を口頭で追加していらしたので、注意しながら学ぶことができました
12	選択する変数が仮定を満たすかどうかをどのように判別すべきか、とても難しいと考えていましたが、感度解析として傾向スコア分析と併用されることが多い点など、先行研究の事例に沿って利用していくのが現実的であると理解することができました。
12	前提条件について理解できた。また、限界については十分理解できておらず、具体的に説明していただき、学べてよかった。
12	操作変数が RCT のくじ引きの役割を果たす という例えが分かりやすかった。 証明できない仮定を置いている点についても分かりやすかった。
12	操作変数という概念が図や実例を交えてわかりやすかった。
12	操作変数法が対処できる具体例として 実際の医療現場、住んでいる環境を加味した研究がとても興味深かったです。
12	操作変数法の仮定などをていねいに説明いただいて、理解が深まりました。また、推定方法の種類などもまとめていただき、勉強になりました。
12	操作変数法の手法と未測定の変数因子の調整ができること、操作変数を見つけるむずかしさや限界が多いことを学べてよかったです。
12	操作変数法の前提条件やそれを解説した論文についてもご紹介いただき大変勉強になります。万能な解析手法があるわけではなく、それぞれの解析手法の利点と欠点を整理することが重要であると学びました。
12	操作変数法の内容解説に留まらず、操作変数法の限界に触れており、理解が深まりました。
12	操作変数法は理解しにくいと思っていたので、わかりやすく解説してもらい助かりました
12	非常にスライドが見やすく、説明も分かりやすかったです。4つの仮定も、詳しく説明して下さりありがとうございました。
13	<ul style="list-style-type: none"> ・不連続回帰デザインが、治療の判断に使用される連続する変数に、閾値がある場合に（検査値により治療が変わる場合や政策等で時期により治療方針が変化した場合の検証に）適用されること ・差の差分分析は、介入群と対象群における経時変化の差を取ることで、介入の影響を検証する手法であること
13	GPSP 省令下で行われるリスク最小化策の効果測定で使えるようなデザインだと思いました。
13	regression discontinuity という考え方を初めて知り、血圧 1mmHg の差が RCT のコイントスと同じような使われ方をするという考え方に興味を持ちました。 限界の外的妥当性について重要だと思いました。
13	Sharp RD と Fuzzy RD の違い
13	これまで使用したことのない手法ではありますが、手法への興味がわきました。今後の選択肢の一つにします。
13	データベース研究において、医療政策の介入効果を調べる方法の一つとして、適した分析方法であることがよくわかりました

13	どちらのデザインも初めて聞くデザインでした。 前後比較は、問題が多いことが多いのでいいデザインを紹介していただきよかったですと思いました。
13	回帰不連続デザインと差の差分分析の表面的なことは知っていましたが、各仮定と先行研究を学ぶことができました。
13	回帰不連続デザインによって、ランダム割り付けに近い状況を作り出す事ができ、アウトカムを比較できる事がわかった。
13	回帰分析について理解を深められ、また新たなことを学ぶことができたのが良かったです。
13	経時変化を評価するセクションでは、段階的に変化する概念図を使用されておりイメージが非常に理解しやすかったです
13	最近の日本からの研究事例をお示しただけなので、各デザインにおける仮定が満たされているかどうかについて、感覚を持ちながらさらに勉強していきたいと思います。非常にわかりやすい誤解左折をありがとうございます。
13	少しトリッキーな両手法ですが、具体例を示していただくことでどのような研究テーマに使うことができるのかイメージを掴むことができました。
13	年度等で前後比較をする場合にどのような解析が適切か悩んでいましたので、具体的な研究例とともにご教授いただき大変勉強になりました。
13	不連続回帰デザイン、差の差分分析がどのような臨床疑問の検証に適しているのかを活用例を示してご説明いただき、わかりやすかったです。
13	不連続回帰デザイン・差の差分分析について、手法、留意点はもちろんのこと、どのような臨床研究に適しているかについて理解ができました。違うすぎるのもの
13	不連続回帰デザイン・差の差分分析の基礎的知識のみならず、リサーチクエスト・クリニカルクエストに即してどのような研究デザインを選択するかの概要が理解できた。
13	不連続回帰デザイン分析および差の差分分析の手法・研究デザイン・先行研究について学ぶことができた。これまでの経験の中であまり聞く機会のなかった研究手法であったため、今回の研修で学ぶことが多かったです。今後は自習して更なる理解を深めることをしていきたいと考えております
13	理論的な面だけでなく、実際の論文での例を多く紹介してもらえたため、理解が難しい内容ではあったが、分析の意味する内容を多少なりとも学ぶことができた気がする
13	両デザイン共にあまりなじみがなかったのでその概要、仮定、先行研究について学べてよかった。
13	閾値の近傍でアウトカムの変化を比較する。 導入の前後比較には経時変化の効果が含まれている。経時変化の差を取る。
14	DAG を使った説明が大変わかりやすかったです。
14	DB 研究における時間依存性交絡と周辺構造モデルの活用について知ることができた。
14	MSM-IPTW の考え方についてわかった。DAG がわかりやすかった。
14	いかにバイアスを調整することが大切か学びました。神のみが知るという実際の治療研究を回避する研究方法を学びました。
14	とても難解そうなことを噛み砕いて時間依存性交絡などについて解説して頂けたこと。
14	なかなか教科書にないところでしたのでよく学びました
14	以前、別の論文を読んでいる時に、時間依存性交絡のことが気になったものがありました。当時はそれを時間依存性交絡ということを知りませんでした。今回学べてすっかり理解できました。ありがとうございます。
14	疫学的な暴露のほとんどは時間依存性の交絡の可能性が高いことがわかり、その交絡を調整して解析する周辺構造モデルの端緒を理解できた点
14	過調整バイアスについて
14	時間依然性交絡の話や時間性交絡の問題点の一連の講義をあまりきいたことがありませんので、非常に参考になりました。

14	時間依存性の共変量の取り扱いをどうするか、悩んでいたところだったため、わかりやすく教えていただき、大変勉強になりました。
14	時間依存性の治療や交絡の概念から基礎部分に加え、先行研究についても学ぶことができました。
14	時間依存性の治療や交絡の概念について初めて学ぶことができました。モデルの基礎を見直して研究に役立てられるように見直しを繰り返します。
14	時間依存性交絡と周辺構造モデルに関して、詳細かつ丁寧な講義で、さらに具体的な研究内容を提示して頂いたお陰で、よく理解することができました。 感謝申し上げます。
14	時間依存性交絡について、実際に研究で使うまでにはもう少し理解を深めないといけないと感じておりますが、まずは基本的な理論を理解することができたので良かったです。
14	時間依存性交絡の DAG での表現がとても分かりやすかったです。confounder にも mediator にも collider にもなり得ることが分かりました。時間依存性治療のパターンを明確に定めること=consistency という仮定ということも分かりました。
14	治療薬の変遷で前時点での検査値や治療が時間依存性交絡として次の治療に影響与えるとして対応が必要になったケースがあり、理解が深まりました
14	実際の論文を例に時間依存性の項目をどう処理しているのかについて学ぶことができた
14	周辺構造モデルについて簡単に勉強することができた。時間依存性交絡の概要についてわかった。
15	CIF と部分分布ハザードが混合してしまうのでわかりやすかったです。
15	KM を引くことはよくあり、競合リスクを考慮することの重要性が改めて整理できました。
15	カプランマイヤーの原理と、競合リスクモデルの説明がわかりやすかった。
15	カプランマイヤーやログランク検定など臨床研究で用いていたものを基礎から学び直せて良かった。
15	シェーンフィールド残差の解釈
15	それぞれのモデルについて、先行研究を用いて具体的に説明していただいて大変わかりやすかった
15	過大評価、過小評価の議論が参考になった。
15	競合リスクの概念について理解できた。また、生存時間分析については知っていたが、競合リスクを考慮した生存時間分析の手法については知らなかったため、とても勉強になった。
15	競合リスクを考慮した解析の必要性が想定される研究を計画していたため、わかりやすく参考になった。
15	具体的に対応プログラムも紹介されていてわかりやすかったです。
15	原因別ハザード比と部分分布ハザード比の違いがよく分かりました。
15	使い分けや論文の提示があったため、理解しやすかったです。
15	生存時間分析において競合リスクが存在する場合、どのような分析手法があるか学ぶことができてよかった
15	生存時間分析についてわかったつもりでいたが、まだまだ理解が甘かったことがわかった。競合リスクモデルについてもよく理解できた。
15	専門書を読んでも苦戦していたので、モデルの概要、仮定、解釈が学べてよかったです。
15	打ち切りの種類についてわかりやすく整理されており、理解が深まりました。ほかの解析方法との意味合いの違いやどのようなバイアスが発生するかについて、例をあげていただきよくわかりました。
15	特に、どの統計ソフトで行える解析かがわかりやすく分類しており、ありがたかった。
15	比例ハザード性、競合バイアス、打ち切りのバイアスについて、理解ができていなかったことに気づきました。

15	例題を示した説明で分かりやすかったです。 参考書籍や文献は、最後にまとめられていてよかったですと思いました。
16	LOCF 法、多重代入法のアルゴリズム
16	MAR、多重代入法についてよくわかりました
16	MCAR, MAR, MNAR の分類の説明や単一代入法の具体的な内容が簡潔でわかりやすかった
16	MCAR, MAR, 対処法(hot-deck 法・cold-deck 法、回帰代入法、LOCF 法、FCS 法)
16	MNAR, MAR など混合してしまうので、それぞれに対する対処もセットで学ぶことができました。
16	Rubin's rule について具体例を交えた解説がわかりやすかった。
16	なぜ多重代入法が推奨されるのか、多重代入法のしくみについてよく理解できました。
16	メーカー側で臨床試験の実施に携わっていたが、こうした学術的な理解により更に欠測や多重代入法について基礎的な理解を深めることができた。
16	各種代入法のメリット・デメリットが学べてよかった。また、実例を踏まえた説明もわかりやすかった。
16	欠測が起こるメカニズムから、その対処方法まで丁寧にご教授いただき大変勉強になりました。また、論文の方法で多重代入法に関する記述例を紹介していただき大変ありがたいです。
16	欠測が起こるメカニズムから MI まで体系的に学べる機会は多くないため、大変理解しやすかった。
16	欠測値があった場合にどのように対応すべきか、具体的にわかりやすく説明されていてとても勉強になりました。
16	欠損データの扱いは難しいと感じていたので、この講義で実例を見ながら学べて非常に役に立った。アウトカム変数の欠損にも使えるというのは、この講義で初めて知った。
16	欠損値はこれまで分析対象から除外する方法を多くのケースで採用していたが、値を推定し、代入することで対応することができることを今回の講義で学ぶことができました。
16	欠損値は欠損値が存在する限り行われる議論なのではないかと考えています。自分自身では lightgbm や misforest による補完などを使用し対応したことがありました。このような大規模な臨床研究においてどのように対応するかそのことについてしれたのはとても勉強になりました
16	欠損値補完は Database 研究に必要な操作であるため、色々な手法を知ることができた
16	推奨されていない補完方法についても理由付きで解説されていた点が良かったです。
16	多重代入法において、各データセットの分散平均より各データセット間の分散が小さい場合には、代入データセットを増やしても精度が上昇しないことが理解できた
16	代入値算出の理論の詳細まで理解に至っていませんが、欠測メカニズムを特定できない状況では、多重代入法の適応が一番無難であることを認識することができました。
16	代入法が非常によくわかりました。いろいろと複雑に思っていたものが整理されました。ありがとうございました。
16	同種の講義では欠損値のメカニズムの分類を教えて対処法の時間があまり取られないというものが結構多いとおもっています。この講義ではそれらを分かりやすくまとめた後に、実際の対処法について時間を割いて解説いただいているのがとても素晴らしく感じました。ありがとうございます。
16	様々な欠損データの処理方法について、利点も含めて説明されており、しっかりとこの内容について知識を得ることができた
17	”階層構造を考慮しないとサンプルをコピーしているかのような解析になってしまう”という点、このテーマの考え方の重要性をよく理解できました。
17	DB 研究におけるマルチレベル分析の活用を知ることができた。
17	データの階層構造をなぜ考慮する必要があるか、具体例をまじえてご教授いただき大変わかりやすかったです。

17	データの階層構造を意識しながらデータ分析を行うことが必要であること、分析するにはマルチレベル分析を用いることを学ぶことができた。
17	マルチレベルモデルにおける切片項（あるいは傾き項）の意味合いについて理解が深まりました。
17	マルチレベルモデルの種類について、整理していただいて勉強になりました。
17	マルチレベル分析が必要になるデザインは多いと思いますが、体系的に学んだことがなかったので、初心者向けかつ網羅的に構成して頂き勉強になりました。
17	マルチレベル分析と混合効果モデルなどの言葉の整理ができた
17	マルチレベル分析の基礎の概要から統計モデルの基本的な内容、実際の研究紹介をしていただき、わかりやすかった。
17	マルチレベル分析をどのような目的で使用するのか、という点を明確にすることができ勉強になりました。
17	階層を考慮した/しない分析を示していただいたことで、分析結果のピットフォールやアルファエラーの増大などがよりイメージしやすかった。また、マルチレベル分析の各種方法が分かりやすく説明されておりよかった。
17	階層を考慮しないと結果が全く変わってしまうことがあることを学べたのが良かった。
17	階層構造について基礎から説明していただき、マルチレベル分析を用いる例を具体的に説明していただいたのでとても理解が深まりました
17	本で読んだり、ネットで調べたりしても、いまいちしくりきいていなかったもので、講義形式を聞いてよかった
17	用語に混乱していたので整理できました。階層構造の解釈が確認できました。
18	SCCS が何なのかという基礎から、その研究の生まれた過程、論文での事例について順序立てて説明されており、学びやすかった
18	SCCS が既存の研究方法と比べて優れている点とそうでない点について、具体例を通して解説していただいたのがわかりやすかったです。また、SCCS を使うための必要条件とその判断方法についても具体的に示していただき、参考になりました。
18	SCCS が必要となるシナリオの説明と導入の背景からしてよかった。教科書的に聞いたことがあってもよく理解できていなかった為、理解が深まった。
18	SCCS が有用な場合の具体例を学ぶことができよかったです。
18	SCCS で risk period が indefinite とすると検出力が下がる、という点、気づきがありました。またよくある質問について触れていただいたのは非常に有用でした。
18	SCCS では時間非依存性交絡因子がキャンセルされること、これまでの研究デザインと併用することで研究の質を高められること。
18	SCCS について体系だった理解が深まり、よかったです。SCCS を使いたいと考えるモチベーションの部分から説明いただき、納得しました。
18	SCCS の応用について利点と注意点 コホートと SCCS の点推定値の乖離についての意味 実際に解析を行う際の参考文献
18	SCCS はなじみがなかったので、基本について学べて良かったです。
18	SCCS は疫学をやる上で必要知識ですので、ここでしっかりと学べて良かったです。
18	SCCS を用いた具体的な研究をもとに解説していただき大変勉強になりました。また、ある解析手法を用いたいというモチベーションで研究を行うのではなく、自身のリサーチクエスチョンに適した手法を用いるという重要な点を改めて認識することができました。
18	SCCS 自体初めてでしたので概要に触れることができ勉強になりました。
18	どのようなリサーチクエスチョンが向いているか、データベース研究での強みを生かせることがよくわかり、また R でのコマンド例なども提示頂き、よかったです

18	プログラムサンプルがあり大変参考になりました
18	まだあまりなじみがないデザインなので、基本的な理解を得ることができてよかったです。
18	ワクチンに関する研究でこの手法のことが気になっていたため、大変参考になりました。
18	最後によくある質問について触れていただき、自分も同じような疑問を持っていたのでとても良かったです
18	最後の SCCS についての質問とその回答が、今後実際に研究を行う際に役立つと思う。
18	参考になるホームページや教科書の紹介がありよかったですと思いました。
18	自己対照ケースシリーズの基礎を知ることができてよかった。統計ソフトのコマンドのおすすめもあり、その点についてもよかった
18	自己対照ケースシリーズについて、論文で読んでもいまいち理解できていなかったが、とても分かりやすくてよかった。
18	自己対照ケースシリーズについてあまり知らなかったため解析手法の新たな選択肢を学べて良かった
18	自己対照ケースシリーズの利点と欠点が整理されていたため実際に自分が活用する場面をイメージしながら聞くことができた。
19	・機械学習、ディープラーニング、AI 等の概念が自分の中で混乱していましたが、本講義を聴くことにより少し整理することができた。
19	DB 研究における機械学習の活用について知ることができ、今後業務での活用に取り組んでいきたい。
19	Lasso 回帰、XGBoost について言葉は知っていたが、仕組みがわかっていなかったので勉強になった。
19	lasso 回帰などの解説を丁寧にしていただいたので、ハードルが下がった点が良かったです。論文を見てみたいと思いました。
19	あまり慣れ親しんだことがなく苦手意識があった機械学習について、用いられる方法・用語を分かりやすく解説いただき理解が深まりました。
19	かみ砕いて Lasso 回帰や決定木、ランダムフォレスト、XGboost について説明いただいたので、よく理解できました。
19	クロスバリデーションや K-fold 法が、モデル作成用データ内での話だということが学べてよかった。今まで勘違いしていた。
19	とりくみづらい内容だったので、押えておくべきポイントを概観できて、たいへん有用でした。先行研究を踏まえると、今後予後予測スコアに関する研究がすすむのではないかと感じました。
19	ハイパーパラメータの論理的な選び方
19	バギングと勾配ブースティングの違いが分かりやすく、大変勉強になりました。
19	ブラックボックスだった機械学習のメソッドの書かれていない部分が理解できてよかったです
19	まさに対象者にぴったり合致する立場だったので、どの内容も大変参考になりました。これで導入本での学習にも進めそうです。特に予測と推論の目的によって手段である機械学習の使い方が変わってくところや各種機械学習手法の導入的な説明がとてもわかりやすかったです。
19	医療分野での機械学習の利用例を知ることができて勉強になりました。
19	一番興味のある内容で、講義もとても面白かったです。
19	機械学習が医療データに対してどのように使用されているかの例を論文を通じて学ぶことができてよかった
19	機械学習について初学者でありついていけるか心配でしたが、基礎的な部分もご教授いただき、機械学習を学ぶハードルが少し下がったように思います。
19	機械学習のハードルが高く感じられ敬遠していたのですが、本講義のおかげで基礎が理解できました。

19	機械学習の概念についての理解が不十分でしたので、理解を深めるとも貴重な機会となりました。
19	機械学習の基本的概念はもともと理解があったが、データベース研究に適用するためにどのようなことをしているのか、基礎的理解を得ることができた。
19	機械学習の有用性を学びました。正確な法則性を見つけることが可能性をもっと広げることを知りました。
19	機械学習や深層学習など、いくつか資料にあたり、概要は理解しておりましたが、商業的なものや、診断などに用いるもの、といった AI はイメージできるものの、研究への活用のイメージがなく、活用にむけた理解がえられていませんでしたが、そのあたりの理解が進んだように思います
19	機械学習を用いた研究を開始していますが、研究活動における具体例を学習することができ、非常に勉強になりました。また、ISE で λ を決定する方法は知らなかったもので、自分の研究活動にも活用していきたいと思います。
19	機械学習自体の内容を身近なテーマ（臨床疫学）を通じて学ぶことができた点が非常に良かった。
19	数式と文字のバランスがちょうどよく、導入する上で XGBOOST や決定木に関する概要を学ぶことができた。
19	普段 AI/機械学習/deep learning 等や、Lasso/リッジ回帰等の様々な用語を耳にする事がありますが、非常にわかりやすく違い等も含め説明して下さい、理解できました。
20	DB のバリデーション研究の重要性や方法を学ぶことができた。
20	DPC データを用いる場合に ER 受診を対象にすると、既往歴など情報が欠損しやすい
20	RWD におけるバリデーション研究の必要性、重要性
20	これならば、大変だけど自施設でも可能かと感じた。
20	データの妥当性がわからないと、真の結果とは異なる結果が導かれる可能性があることがよく分かった。
20	データベース研究とは聞いたことある程度でしたが、基礎から実際の研究まで丁寧に解説いただきありがとうございます。
20	データベース研究を行っていく上でのバリデーションの必要性についてよくわかりました。特に、妥当性の低さを示すための引用にも用いられていることは初めて知りました。
20	バリデーション研究に非常に興味がありましたので、バリデーションとは何か、バリデーションの研究の種類（目的、方法）なぜ必要なのか、研究の活用例、バリデーション研究の現状等を幅広くごせつめいただき非常に参考になりました。
20	バリデーション研究のノウハウについてよくわかった
20	バリデーション研究の概要と課題について、学ぶことができた。個人情報の観点から現資料に戻って確認を行うことは色々壁があることを改めて実感することができました。
20	バリデーション研究の重要性ならびに大変さがわかりました。感謝申し上げます。バリデーション研究を行われた先生を尊敬しております。
20	バリデーション研究の方法とその重要性が理解できた点。トラブルなど実際に研究を行う中での課題が丁寧に説明されていました。
20	バリデーション研究の方法についてまなべた。
20	バリデーション研究の方法について学べて、とても良かったです。
20	バリデーション研究の方法や課題に加え、やってみる中での具体的な大変だったことの話がとても参考になりました。
20	バリデーション研究をどうしていいかわからなかったもので、その方法を学べたことが良かったです。
20	山名先生のバリデーション研究に救われている研究者がたくさんいます。先生のバリデーション研究に対するありのままの感想を聞くことができて、興味深かったです。

表 2. Q5. 本講義で疑問に感じたこと、不明点（自由記載）（抜粋）

講義番号	Q5
1	「今後追加される」と説明のあったデータの追加がいつ完了するのか知りたい
1	「難病・小児慢性特定疾患 DB」の民間事業者への提供は今後検討されないのか気になりました。
1	・格納されているデータの形式、連結方法や追跡方法が実際に自分がどのように行うかのイメージをするのは難しかったです。
1	・今後の流れとして、複数の DB が独立して作成され(て研究者自身が結合す)るのか、あるいは 1 つの大きな DB を作成するのか、いずれでしょうか。 ・时期的に新しいデータが多い印象です。全体的に 2010 年以前のデータは今後も入手が難しいのでしょうか。
1	1 個人についてどのようなアウトカムがどの程度の期間で追跡可能か例を挙げていただければより良い。
1	CRO などの企業は、公的データベースをどれくらい現状利用可能であるのか、今後変わっていくのかなどが気になりました。
1	Data linkage 機能がより洗練されていくことを希望します。急患、救急車の活用 Data.
1	DB 利用に掛かる費用について、もう少し具体的な例を聞きたかった。
1	DPC の個票データを申請してみたいと感じました。NDB などとの連結申し出を行わない場合の Pitfall について、知りたいと思いました。
1	HIC は具体的にどれくらいの期間で施行的利用され、いつ頃から本格利用されるのを知りたかったです。
1	ID1-5 に関しての具体例など詳細がもう少し知りたかった
1	ID4, ID5 などを使うと、その精確性はどのくらいでしょうか？
1	ID については技術的に難しいと感じました。
1	ID の連結が大変そうな印象を持ちました。また、データ構造が複雑とのことでしたが、データ構造を変更したり、データクリーニングを自ら行うことになるかと思いますが、その際の留意事項等について、知りたいと思いました。
1	LIFE についてももう少し詳しくお聞きしたいと思いました。
1	NDB データベース利用が年 50 件ほどであるということについて、今後の利用拡大に向けた国の取り組みはいかがでしょうか。NDB 申請から利用までに時間を要することは以前より問題となっていたかと思われます。
1	NDB における「慎重な審査」に関する具体的な事例をお伺いしたかったです。
1	NDB のオンサイトセンターで使用できる統計ソフトの中に SAS が含まれていないのはなぜでしょうか
1	NDB の使用までに時間を要する理由
1	NDB の担当はかなり少ないと思います。今後検討いただける事項が多いために感じますが、HIC の本格運用時期の目安が分かると嬉しいです。
1	NDB は利用のハードルが高いと聞いたことがあるが、今後どのように改善されるのかが気になりました
1	NDB を個人で利用する割合が増えているのかお聞きしたい
1	NDB を使用した経験はないのですが、今後、人口動態調査票に基づく死亡情報が収載されるというのは非常に有益だと思います。これらの情報が十分に集積されて妥当な研究を実施できるようになるのは、まだ数年先という理解で宜しいでしょうか。
1	NDB 使用にかかる審査について、手続きの具体的な流れについてご教示いただきましたら幸いです。
1	NDB 利用における課題や現在の取り組みについて、スライドにて図示があると、より理解が進むと感じました。

1	NDV データベースを利用するにあたり各施設で具体的にどのような苦勞があるのか、可能であれば知れると、より現実味が湧いたと思います。
1	オンサイトセンターで SAS は使用できないのでしょうか。SAS のインストール媒体をオンサイトセンターに持参する等。
1	オンサイトリサーチセンターの利用について興味があるので、もう少し詳細に聞きたかった。
1	クラウド環境での利用におけるセキュリティ
1	クリニカルクエストに応じてどのように使用するデータベースを決定するのがよいか。
1	それぞれの DB を購入し使用する団体の種別や目的が気になった
1	データの具体的なかたちがイメージできないため、ダミーデータでもよいのでお示しいただきましたら幸いです。
1	データベースごとの、データ提供までの期間はどの程度かが気になった。
1	データベースにアクセスするためのハードルがあり、なかなか臨床等をしながらでは難しく、臨床疫学者との連携が必要と感じた。
1	データベースに入力する項目が今後さらに増えていくことが予想されるが、それに伴い、現場の医師の負担が増えることが懸念される。この懸念点に関しても並行してなにか制度が進んでいるのか、疑問に感じた。
1	データを取る際の具体的な金額
1	データ抽出や連結の複雑なところや限界がわかったが、逆にどのようなデータなら抽出可能で、どのような事ができるのかが、まだイメージしにくかった。
1	データ分析用のデータ取得には、まだハードルが高いと思った
1	データ利用申請を行う上での落とし穴や対処法などを可能な範囲で知りたいと思います。
1	なぜ企業での利用が増えづらいのか
1	マイナンバーカードとの関連性について知りたかった。
1	もっと手軽にデータベースが利用できるように法整備が進めばいいのと思います。
1	違反事項に関し、実際の過去の事例（どんな不備があり、どんな罰則になったか）を教えていただければ幸いです。
1	医療介護データ等の解析基盤について、いつ頃運用開始になるのかももう少し具体的に知りたかったです
1	一つの研究で複数の DB を利用する（利用することを検討している）場合、それぞれの DB の特徴や注意点があれば、比較しやすいと思いました。
1	介護 DB の ID は医療系 DB の ID（2020 年 10 月時点の被保険者番号）と同一なのでしょうか マイナンバーの利活用について構想や計画はあるのでしょうか
1	各 DB から抽出できる項目（変数）の粒度。例えば、介護 DB であれば、サービスの種類、利用回数や日数、利用開始日など、どこまで可能なか等。
1	各 DB について、具体的なデータテーブルについてもう少し説明して下さると理解しやすかった気がする。
1	各 DB の将来的な発展をもう少し知りたい。
1	各データベースについて、マスタはどのような種類のものが提供されているか。
1	感染症 DB の内容は感染症法の発生届に準じたのでしょうか。
1	含まれている内容、含まれない内容の具体例をもう少し教えていただきたかったです。
1	企業が公的データベースを利用する際の留意点が知りたかった。
1	現実的に、申請、審査から利用までに大変な時間がかかる上、連結する DB 毎に申請、審査が必要となると、時間付きの研究費を用いた研究では利用できないように感じています。統合運用に向けた法整備が望まれます。

1	公的データベースを扱うためには、想像以上に制約があると感じました。利用者はどの様にしてこのハードルを乗り越えているのかも知りたいところです。
1	公的データ使用のハードルがどの程度高いものか、具体的な例があるとよいと思った。
1	講義のスコープとは異なると思いますが、相当の公益性、という条件について、利用が進むためには具体的な要件が示されていくことが望ましいと考えた。
1	今後、他のデータベースとのリンケージ時期
1	今後の他の DB との連結予定について、大体いつ頃を目指しているのか
1	今後の動向がメインであり、定義書も公開くださっていますが、各データベースの限界もぜひ教えていただけますと幸いです。特に DPC データは年度ごとに入力割合や入カルールも変更になる場合があると認識しています。
1	今後解析基盤が整備される予定ということであるが、例えば、利用申請などの手続きについては、どのくらいのハードルがあるものか。
1	使ってみたいと思えるほど敷居が低くはなかったです。
1	私共製薬メーカーがいつか使えるようにはなるのでしょうか。
1	次世代 DB との連結で期待している事、ビジョンについて知りたかったです。
1	将来的な個人番号との連結について
1	申し出がされて提供までに時間がかかる理由をもっと具体的に知りたかった。 (申請時の注意点やよくある指摘事項など)
1	申請から入手までの期間や利用費等の具体的な情報
1	第三者提供の機関/企業の内訳やテーマの実際の動向はどんな傾向にあるのか
1	転記情報について、人口動態調査票との連携について、2023 年以前は連結できるのか、よくわからなかった
1	難病・小児慢性疾患も民間活用への制限が解除されるような動向はありますでしょうか。
1	民間における利用において「公益性がある」と判断された研究の例などが知りたい
1	利用に際し、専門委員会で承諾されなかった場合、拒否された理由は通知されるのか、再申請は可能かについて疑問に感じました。
2	NDB ガイドラインの内容は、Open NDB でも、特に、結果の公表や集計方法に関して、反映させる必要があるのか
2	データ提供まで 300 日かかるとのことですが、その理由や、短縮するにはどうすればいいかを知りたかったです。
2	最新のガイドラインのリンクを提示していただけるとありがたかったです。
2	参考にすべき NDB ガイドラインがどこにあるかがわかりにくかった。 URL があると良かった。
2	自力で解答にたどり着けない項目も多かったので、できれば動画での講義→e-learning でのテストという流れだと吸収しやすい気がした。
2	提供申出の承諾後から NDB データが提供されるまでかなりの期間かかるが、その理由は何であるのか疑問に感じた。
2	利用申請に時間がかかるのは、リソースの問題になるのでしょうか。あるいは、確認事項が多いことが原因になるのでしょうか
3	「SELECT 文③：条件」というタイトルのスライドの右下図は年齢の列も表示されているが、ID と性別だけ表示されるのか、それとも WHERE を入れると年齢も表示されてしまうのか、わからなかった。
3	ID に基づくリレーショナルデータベース構造の具体図が、全ての項目に ID が記載されており少し難しかったです。

3	INNERJOIN と OUTERJOIN (LEFT/RIGHT/FULL)の説明をされていた、空集合の図ですが、LEFT と RIGHT の図が私の認識と異なっていました。
3	LEFT JOIN, RIGHT JOIN の説明のベン図が間違っているように思います。 共通項の ID の部分も含まれるはずですが。
3	MySQL や PostgreSQL などの中で、医療データベース研究に用いるにはどれがいいのか。
3	Null を 0 にした際に、0 歳の患者が対象となる場合不都合があるのか少し気になりました。
3	PC の性能によるとは思いますが、どれくらいの n 数の研究から SQL を使い始めたほうがいいでしょうか？
3	SELECT DISTINCT [ID]を実行すると、抽出されるのが[ID]の列だけになってしまいます。ID の重複を除いた上で、他の必要な列も抽出する方法が知りたいです。
3	SQLserver のインストール、設定、NDB データを取り込むテーブル作成の部分
3	SQL の利点について、データ処理量の話はあったと思います。最終的には python との連携も視野に入ってくると思いますので、そこに向けた注意点などあればより解説して頂けたらと感じました。
3	SQL は、条件に合ったデータを集計するのに使用するのわかりました。 実際の研究に使用する場合どのように使用すればよいのか？ 例を示して、いただければもっとよかったですと思いました。
3	SQL をさらに学ぶ際、おすすめの書籍などがあれば教えて頂きたい。
3	SQL をどのようにダウンロードして立ち上げて動かすかが知りたいです(MAC)。
3	SQL 上だと何かエラーが生じている時に気付く術はあるのかどうか少し気になりました。また、論文中に SAS や R を用いた点はよく記載されていますが、SQL を使っている点は触れられていないのがほとんどのように思います。基本は前処理としてのみ使用する SQL については記載不要ということで良いか気になりました。
3	結合時にデータ量が膨大になるのを防ぐために、複数の変数を一致させて結合を行うことを一つの解決策として、示されていました。複数の変数を一致させて結合する際に起きうる問題点について、さらに詳しく知ることができればよかったですと感じました。
4	NDB の構造の excel で、再表示すると隠れた table 名が出てくることを初めて知りました。このことは、NDB の HP のどこかに書いてあるのでしょうか。
4	SQL でデータ整理を行い、その後他のツールで解析を進めていくことになるかと思います。SQL で整理したデータはどのような形でエクスポートされるのでしょうか。また、R 等でもデータの結合など様々データ処理を行うことができるとは思いますが、どこまで SQL でデータ処理を行うものなのでしょうか。
4	SQL のおすすめテキストや Web ページ等もご紹介いただけるとよかったです。SQL は情報があふれすぎて逆に迷子になりがちなので、入門者向け、レファレンス用などに分けてご紹介いただけるとたいへん助かると思います。
4	スタイルガイドなどの説明があった方が良いように思いました。 クエリを書く環境構築についても使いやすいツールなどの説明があると助かるかと思いました (VScode etc.)。 (いずれも説明を見逃していたらご容赦ください)
4	演習問題が盛りだくさんで 焦りました。講義演習の予測完了時間を示して頂けると 自分がどの位置にいるのか目安になるとは思います、もしくは、予測時間に合わせて問題を解く時間の予定が組めそうです。
4	有料でもいいのでぜひレセプトハンドリングについて e-learning 講座を開催してほしいです。
5	・先行 NDB 研究レビューにて、臨床医学、薬理学の分野について件数の記載がありましたが、データとして活用できるにもかかわらず活用が不足している分野はどこなのか疑問に感じました。社会医学、理学療法や看護といった臨床医学以外の分野の活用はなかったのでしょうか。 ・抽出対象とした NDB、NDB Open Data、JMDC、DPC の違いについてより具体的に知りたいと思いました。 ・研究紹介にありました口腔ケアの論文について、周術期口腔機能管理料のデータ格納の状況について関心を抱きました。
5	NDB での死亡情報は 100%捕捉できているわけではないと聞いたことがありますが、NDB 先行研究①の死亡の定義方法が気になりました。

5	NDBにおける病名の精度について（例 肺炎など）。
5	NDBの研究分野において精神科が2位だったので、その研究詳細を知りたかった。
5	NDBを用いた研究を行うにあたって、かかった費用と時間を具体的に知りたいと思いました。
5	どのような研究デザインは不向きなのかという limitation について少し知りたかった
5	なぜ NDB が他 DB より論文数が少ないのかを検討すべきだと思いました。
5	リアルワールドデータでの研究は増加傾向にあるが、一方で研究が進んでいない分野もあるとの事ですが、その具体的な要因は当該分野での研究者が少ない事が要因でしょうか？
5	リアルワールドデータ研究のレビューにおいて、各データベースについて、研究分野別の件数のほか、疾患領域別の件数も教えていただきたいです（考察で少し述べられていましたが）。また、研究紹介については、解析手法のリミテーションなども気になったので、論文を拝読したいと思います。
5	一人の研究者だけで NDB 研究に取り組むのは難しそうで、こういったチーム（人的体制）で臨むのが効率的かなど
5	研究が盛んな領域と盛んでない領域の違いは何でしょうか。データベースのリミテーションに依存するのでしょうか。
5	研究分野で活用が盛んでない部分はデータ内容による要因なのか、その分野ではデータベースの活用よりも基礎研究のような実験が主なのかが疑問に感じました。
5	今後のセキュリティ等の制約の変更などにより NDB の研究にどれぐらいの影響が出てくるか、増加に影響するかどうかも知りたいと思います。
5	論文数が増えていることはわかりましたが、その質（例えば IF）については言及されなかったので、疑問に思いました。
6	1:4 の症例対照マッチングについて、対照を何度も繰り返し使用可能な場合についてもう少し解説してほしいです。
6	DPC データベースから薬剤の処方情報を取得することはできませんが、服薬コンプライアンスについては把握できないと思われます。薬剤の効果について解析する際、コンプライアンスが考慮できない点はどのようにケアするのでしょうか。（limitation として考えるのみなのでしょうか）
6	研究の限界以外の困難な点や他にどんな研究に応用ができるか結果からこういった意思決定をされているのか
6	研究を実施するための幅広い分野の人材確保にあたっての課題などはないのか（必要な人材が思うように集められる/参加・協力してもらえるのか）
6	公的な DPC データと商用の DPC データでできることや結果の解釈に違いはあるか気になりました。
6	講義内でも限界点として説明がございましたが、別病院で受診された場合は別症例として区別されることは同一症例が複数カウントされることになり、こういった同一症例の重複がどの程度発生しているかは評価可能なのでしょうか。
7	DPC データには外来データも含まれていると思いますが、外来データを利用した研究はおこなわれない、または研究には不向きということでしょうか？
7	DPC で入院費用がわかるとのことですが、それは包括ではなくて全てに使用した医療費、ということになりますでしょうか。
7	Exposure や Outcome の定義、背景因子の選択理由、欠損値の扱いに関してより詳細な解説が欲しかった。結論に影響を及ぼしうる Limitation があっても研究成果の論文化は可能だということがわかりましたが、これらの研究成果は臨床的意義はどのように評価されているのでしょうか？臨床現場や政策の意思決定の根拠とされるようになるのでしょうか？
7	PS マッチングにおいて、1:4 や 1:2 などの使い分けは、研究デザインとして決めたのか、実際にマッチングする例が少なかったからなのか、知りたい

7	具体的な研究内容の紹介に出てくる研究の限界で、不足している情報(統合失調症の乳がん手術の研究の場合、統合失調症の重症度や、術前化学療法)がどの程度その研究の分析に影響してくるのかを事前にどう考慮すべきなのかが難しいと感じました。
7	信頼性を高めたり、限界に対して考察を得るために様々な方法を適用されたかと思いますが、査読対応ではどのような対応が生じたか興味を持ちました。このような様々なアプローチを適用できる引き出しを持つことの重要性を認識しました。
7	統計的な有意と臨床的な意味についてより具体的に伺いたいです
8	DeSC データにかかる費用がどれくらいかに興味があります
8	DeSC データの入手手続き、コスト等
8	DeSC データベースと国民健康栄養調査との有病率を用いた比較において、どの程度の差であれば、許容範囲であるのか、もう少し詳しく知ることができれば嬉しかったです。
8	DeSC データベースは今後どの程度の規模の症例数になる見込みでしょうか。
8	DPC データと DeSC データはどのような研究で使い分けるのか？
8	JMDC と同じように台帳情報はあるのでしょうか。
8	NDB と DeSC を比較した場合のメリット、デメリットをもう少し知りたかったです。
8	NDB の利用ハードルが非常に高い現状で DeSC は次善策として非常に魅力的だと思いましたが、n 数以外にはほかにどのような欠点、弱点があるのかをもう少し知りたかったです。
8	NDB 利用のハードルがたかく、DeSC で傾向をつかむような利用のされ方が今後増えていくのでしょうか？
8	後期高齢者へ移行する年齢帯においては、フォローアップができなくなるように思われます (ID のリンケージはできないため、後期高齢者医療保険で見ているレセプトは初発診断ではない可能性が高いように思います)。そのあたり、高齢者を対象とした研究をしたい際にどのように考え、扱うべきか疑問でした。
9	DeSC データを用いた研究セッションを見た後にこのセッションを見たため、前半パートや、研究紹介 1、3 など、DeSC データでも同様の内容や結果が言える(のではないか)と思う点が多々合った。JMDC データを選択したからこそできた(分かった)研究、のような内容が知りたかった。
9	JMDC データの実際取り扱い時の注意点、データクリーニング時の pit fall など practical な部分も教えて頂ければよりよかったです。
9	JMDC データ利用に不向きなものについての内容があったが、実際にやろうとしたが、やってみたら出来なかった (適さなかった) 研究などがあれば知りたいと思いました。
9	JMDC は比較的大企業の健保を組み入れているという事で、SES の高い集団という selection bias と傷病名の妥当性についての欠点を研究時にどのように考慮すべきか、妥当な結果が得られないかもしれないという疑問が浮かんだ。
9	データを申請する際にある程度リサーチクエスチョンが成立しているかとは思っていますが、実際にデータを受け取ってみると立案時には予期しないことなども生じうると思います。どのように対応されていますか？
9	家族 ID が入手できる点について、どのような研究に生かせるのか知りたい
9	各データベースの特徴をお聞きすると、各データベースの特徴を意識しながら、研究に最も適したデータベースをいかに選定するのか、何を重視してデータベース選定をするのか等のデータベース選定の重要性を感じました。
9	保険から逸脱しない限り追跡可能なのに、観察機関が短いという限界について疑問に感じました。
10	「PS を用いる際に、過剰適合や多重共線性を考慮しなくてよい」「傾向スコアの算出に用いなかった別の交絡因子でさらに調整する方法は適切でない」とご説明がありましたが、その理由についての解説、もしくは文献の紹介があれば、より深い学習につながったと思います。
10	・逆確率重み付けとオーバーラップの使い分けはどのようにするのでしょうか。 ・ATE と ATT の用語の違いはわかりましたが、結果の解釈でどのように異なるのかが知りたいです。

10	ATE と ATT の違いをもう少し説明していただきたかったです
10	overlap による重み付け、感度分析についてももう少し詳細な説明が欲しかった。
10	PSM 後に SD0.1 以上になり、その後に工夫して揃えたケーススタディが知りたい
10	スライド 26 の重みづけの話とセットでロバスト分散の話も入れて欲しいと思いました。
10	データベースで重要な背景因子が収集できない場合、どのような対処が可能でしょうか。
10	どうして逆確率やオーバーラップ重み付けを行うのか、"逆確率"や"オーバーラップ"で重み付ける意義のようなところがわからなかったです。
10	なぜ、標準偏差×0.2 が閾値として用いられることが多いのでしょうか？
10	傾向スコアとロジスティック回帰のどちらを選択するか迷った際の判断基準などあるのでしょうか？
10	傾向スコアによる調整前の分布の評価のために C 統計量を測定することを推奨していますが、一方で本法の使用を推奨されない、不要であるという意見も聞いたことがあります。査読などでこれが求められることは多いのでしょうか？
10	抽出方法で、復元と非復元方法を選択する際には、どのような点で違いがあるのでしょうか？（講義では 1 対多数の場合などは復元を利用している例を挙げていただいていた）
10	二群のバランスをとるのに難渋する経験があるのですが、どうしても SD が 0.1 を上回る（例えば 0.2 など）際には、それでよしとするのか、なんとしてでも 0.1 を下回るように工夫するのでしょうか。
10	論文や発表で示す際の注意点に関する質問です。マッチング後に群間のバランスを整える際、二乗項やカテゴリ変数に変えても良いとありましたが、それらを選んだ理由やバランスが取れるまでの過程は示すべきでしょうか？
11	「高次元傾向スコアのコンセプト」未測定交絡を間接的に調整することと、高次元傾向スコアの分析方法が結びつかなかった。今回ご紹介いただいたような統計的変数選択をすることで、本当に未測定交絡の間接的に調整につながるのか、未測定交絡因子と測定できる因子の関連に関する情報は反映しなくていいのか、がわからなかった
11	hdPS の算出アルゴリズムもさまざまな提唱があるとのことで、なかなかお手軽に手を出せなさそうな手法である印象を持っていました。自身の臨床疑問を解決するための研究としてどこまでマッチし得るものか、計画がとても重要だと感じます。引き続き勉強させていただきます。ありがとうございました。
11	hd-PS を行うに統計ソフトは何がおすすめでしょうか
11	あまり先行研究が多くはない理由は何なのでしょう
11	感度分析として高次元傾向スコアを用いた解析する、というケースが多いのか、はじめから高次元傾向スコアのみを用いた解析をするのか、教えていただきたかったです。
11	欠点に計算リソースが必要という点もあるように感じました。
11	高次元傾向スコアの場合も、マッチングや重みづけ後に SMD など用いてバランスを確認するのか？
11	高次元傾向スコアの場合も傾向スコアと同様に C 統計量が 0.6-0.9 の間の値でないと適切ではない理解で間違いないか疑問に感じております。
11	先行研究②で推定に用いていない変数についてもバランスが取れていたが、この現象はいつでも起こるものなのか、この研究ではたまたまなったのか、これは毎回確認した方がよいことなのかということが疑問に感じました。
11	予め投入すべき変数がいくつか挙げられていましたが、それらが選択された理由（年齢などは言わずもがなだと思います）を知りたかったです。
11	臨床的に意味のない変数が含まれたときに、入れる場合と入れない場合などの、感度分析を行ったりするものなのでしょうか？

12	2 SLS で C (背景因子) が①式と③式の両方で用いられる理由が理解できませんでした 2 SRI で予測値そのものではなく、予測値の残差を用いる理由が理解できませんでした。
12	CACE の解釈 (何の効果をみているのか) が難しいと思いました。
12	NDB や商用データベースで操作変数となるようなデータがあるのでしょうか。またバイアスの問題もあり利用は難しいように思いました。またどの程度論文で使用されているのでしょうか
12	propensity score analysis と結果が乖離した場合、どちらがよりバイアスが少ないのかを判断することは難しいように思いますが、そうすると、propensity score analysis と結果が同様だった時のみ報告されるというバイアスにつながるように思いました。
12	この手法では、操作変数として何をを用いるかが非常に重要と思います。適切な操作変数を見るけるために、どのような対処をされているのでしょうか。
12	傾向スコア分析と操作変数法を用いた分析を併用する場合、どちらを主解析にしたらいですか？
12	最後のいくつかの実例において、各操作変数が本当に「アウトカムと直接関連していないか」「アウトカムと共通原因をもたないか」の仮定を満たしているか怪しいと思いました。どの程度まで受け入れられるのか、定量的な評価は難しいと思いますが、なにか指標やガイドラインのようなものがあればご紹介いただければさらによかったです。
12	商用化されたデータベースを用いた研究の場合、操作変数を見つけることが困難で、操作変数法を適用するのは難しいのでしょうか。
12	操作変数をどのように見つけるのか。難しいなかでどのように行っているのか興味を持ちました。
13	Fuzzy RD と Sharp RD をどこで区別してよいのか、十分に理解できませんでした。 もう少し、それぞれに合致する具体例をご説明いただければ嬉しかったです。
13	ガイドラインの改訂によるアウトカムへの効果を見る場合、不連続回帰と差の差分析どちらがよいのでしょうか
13	この分析方法を利用した CQ を探すことも難しいと感じた。
13	どの程度の時系列でトレンドを確認した場合、並行トレンドが仮定できたといえるのでしょうか。
13	仮定を満たしているか確認が難しいとのことですが、不適切な解析を行った具体例などがあればわかりやすいと思いました。
13	前提となる仮定を満たしているかの検証を具体的にどうしていくべきか、また論文にする際にどこまでそれについて詳細を記述すべきか、についてもさらにお聞きできたらうれしく思いました。
13	前提条件、仮定が当てはまりづらい場合にどこまでこの分析が使えるのか。
13	適応するケースがまだ腹落ちできていない
13	臨床的な研究の具体例も挙げていただけると今後の研究に活かせるため助かります
14	exchangability などは勉強が必要だと感じた
14	HIV 研究の紹介において調整後ハザード比が後の RCT で正しいことが証明されたとのことがありました。 その文献番号も紹介していただけるともっとよかったですと思いました。
14	weight 作成時の P0, P1,....を実際どうやって求めるのかわかりませんでした。
14	どこまで時間依存性を考慮するか
14	観察研究の中では同じタイミングで来院や検査や行われるわけではないので、時間依存性交絡の欠損も多いかと思えます。そういった場合はどのように取り扱うのが普通なのでしょうか。一般的に行われる代入法で適切な結果が得られるものなのでしょうか。
14	逆確率重みづけ法によって作成された重みの分布は、どのような分布であれば良いのか、Truncate が必要になる場合はどんな分布であるのかが不明だったため、具体的なグラフなどがあるとありがたいです。
14	欠測がある場合に MICE で補完しつつ、MSM-IPW を適用することは可能ですか？

14	合流点層別バイアスが生じる、という点が理解できなかった。CD4 数 1 は CD4 数 0 と Zidovudine 0 の Collider であるが、死亡には直接関係していないのに、なぜバイアスになるのかが理解できなかった。
14	周辺構造モデルのステップは理解できたが、どのような計算をしているかがなかなかイメージできなかった。
15	composite outcome にして通常のハザード解析をするのと、結果の解釈がどう変わるのか
15	競合リスクに対する対処法で、統計的に対処するのと、複合エンドポイントにするのでは、どのような使い分け、選択をすればいいのか。
15	競合リスクモデルの際にハザード比の推定の方法の選択について復習を繰り返したいと感じました。
15	原因別ハザードと部分分布ハザードの違いがわかりにくかった。
15	死亡が追跡中に発生するがん領域の安全性評価で製薬後 DB 調査を行う場合、死亡は打ち切りではなく、競合リスクとして扱うべきでしょうか。死亡による打ち切りが特段他の打ち切りとリスクが変わらない場合はバイアスなしと想定して、シンプルに打ち切りとしてハンドリングすればいいのでしょうか。ご紹介いただいた成書で詳細を確認しておきたいと思えます。ご説明ありがとうございます。
16	・ 血圧のみが欠損の場合はイメージがわかりましたが、血圧、腹囲、ヘモグロビン A1c のように複数の欠損がある場合、それぞれに対して 20 セット以上のデータセットを作成するのでしょうか？ (A さんは血圧のみ、B さんは血圧と腹囲、C さんは 3 つとも、の場合) ・ 欠損値の取り扱い、解析方法は、研究デザイン立案時に決めておくべきでしょうか？
16	・ 多重代入法で使用するデータセット数はどのように決定するのでしょうか。 ・ データを解析する際、様々な変数で欠測が発生すると思いますが、そのすべてをこの多重代入法で保管するという理解で合っていますでしょうか。
16	hot-deck 法が可能な状況であれば cold-deck 法を用いる必要はないということで良いのか疑問に感じております。
16	Imputation は何%以上の欠損があるとやったほうが良いということはあるのでしょうか。また解釈として差があったものが Imputation で差がなくなるのは欠損の影響はありそうだとありますが、差がなかったものが差がでてしまうと解釈が難しいように思えますがいかがでしょうか。
16	LOCF は不適切な代入法なのか、議論がもう少しあると良かった
16	PS を求めるために使用する変数において欠損値があった場合はどうすればよいでしょうか。
16	Rubin's rule のところがもう一つ理解ができなかったです。
16	多重代入法でデータセットをいくつ作成するのがよいのかよくわからなかった
16	代入のメカニズムとして 3 つあるとの事で、今回は FCS 法を主に紹介して頂きましたが、どのような時に FCS 法を用いるのが良いか、もう少しゆっくり説明頂けるとありがたかったです。
16	単一代入法が推奨されないとのことですが、眼科の抗 VEGF 薬の RCT で LOCF 法が用いられる場合が多いのは何故か疑問に感じました。
16	日本の DPC data を使うとき、特に様式 1 は欠測データがよく起こりますが、今までの事例ではよく多重代入法を使いましたでしょうか？
16	補助変数を見つけるのが大変そうですが、臨床的感覚で判断できるものなのでしょうか。
17	どういったときに、マルチレベル分析を考慮したほうがいいのか、考える指針があるとよい（講義の中で言われていて、聞き逃していたらすみません）。病院や最初の障害の程度が違うなどはとても想像がつくのですが。
17	どのような研究が適しているのか、はたまた例が Multilevel を考慮しないとどうなったのかが知りたかったです
17	マルチレベルを用いた研究の例ではランダム切片モデルのみの紹介だったため、ランダム切片・傾きモデルの例やその使い分けについて疑問に思った。
17	ランダム切片モデル、ランダム傾きモデル、ランダム切片・傾きモデルはそれぞれどのように選択すれば良いのでしょうか。
17	一般化推定方程式との使い分けについてもう少し理解を深めたかったです。

17	社会疫学の利用例も紹介していただけるとよかった
18	・ Risk period の設定の基準は？（研究者の判断？） ・ 残差交絡
18	・ 適切なリスクピリオドの設定方法。一旦、「因果関係なし」という結果が出ても、リスクピリオドを変更したら「因果関係あり」となったりすることはないのでしょうか？ ・ コホート研究と SCCS の結果が食い違った先行研究事例でコホート研究に問題があった（残差交絡が起きていた）可能性があると考えられていましたが、逆に SCCS に問題があったとされたケースは無いのでしょうか？
18	4つの必要条件それぞれを満たさない場合に起こりうる問題点
18	Exposureにより Risk period の設定方法が難しいと思いました。また、絶対リスクが分からないことだけがデメリットなのか、気になりました。4つの assumptions を満たさないといけないことが厳しいので、コホート研究の方がよく用いられるのでしょうか。
18	コホート研究と SCCS を用いた研究を両方行った場合、評価指標が異なる可能性があると思いました。例えば、コホート研究はハザード比、SCCS は発現率比、このような場合、結果が逆転していないかを確認するといった理解でよろしいでしょうか（点推定値や信頼区間の値自体に比較可能性がないと考えてよろしいでしょうか）。
19	Lasso と XGBoost で両方とも高い予測精度と判断された場合の結論づけが難しいと思いました。少ない変数で予測できる Lasso が実装には適していると結論づけるか、今回のデータセットでは違いが無かったが、より多様なデータの場合 XGBoost の方が予測性能が良い可能性があるとするのか、実装で使用するべきモデルの選択についてはまだよく分かっておりません。
19	Lasso 回帰の λ の設定方法についてもう 1 歩ご説明いただけると助かります。
19	Lasso 回帰のキーワードは理解できたが、Lasso 回帰自体が何なのかは分からなかった。
19	xgboost hyperparameter の設定を知りたかったです。
19	ブートストラップ法と K-fold 法の使い分けについて
19	モデル作成用データと検証用データの比率はどのようにして決めるのでしょうか。
19	ランダムフォレストは何組作ればよいのか。
19	ロジスティック回帰の式は、 $\text{logit}(y)=\ln(y/(1-y))=X\beta$ でしょうか
19	過学習との境目はどのように判断するのでしょうか
19	作成した予測モデルでその後事業につながった例など具体的な活用方法が気になった
19	正則化やハイパーパラメータが意味するところがイメージしにくかった。Lasso 回帰、Ridge 回帰、Elastic net がどのように使い分けられるのか疑問に思った。
19	良好な予測能を示したモデルについて、臨床現場等で実際に使用するまでのハードルはどのようなものがあるのでしょうか？
20	DB は匿名化されていることや、独立した 2 人でカルテレ뷰を行うとすれば、制約の大きい環境の中でどのように実現にもっていくかが問題のように思いました
20	DB 研究を行う際は必ずバリデーション研究を合わせ行わないといけないのか、バリデーション研究にどの程度汎用性があり、既存のバリデーション研究を活用することがどの程度現実的なのか、疑問に思いました。
20	DPC レセプトではない情報のバリデーションがどのように行われるか。どこまで行えるか。
20	PPV もしくは NPV どちらを優先すべきか、指針などがあればお教えいただきたいです。
20	validation 研究における妥当性の指標は感度特異度一択という感じなのでしょうか。
20	validation 研究を行った時に苦労した点で、再度病院を訪れられない点を挙げていたが、具体的にどのような理由で再度病院を訪れたいと思ったのか。カルテレ뷰が、予定の数よりも少なかったためか。

20	カルテレレビューまでできない時に、先行研究との比較で許容される条件
20	カルテレレビューをする人によって、かなり効率も変わるし、クオリティがバラつく事があるのではないかと疑問に感じた。
20	カルテ上に病名が出現して、それが間違いなこともあったりするのでしょうか？
20	バリデーション研究、特に、傷病名等に関しては、難病や難病指定に関するものを実施してしまうと、患者様への迷惑や難病指定を取るために、医師側の過大申告等も懸念され、対象とする研究を良く考慮しないと難しいと思っております。
20	バリデーション研究がその対象となったデータベースからの外挿可能性に乏しい、という議論があるのかなと思いました。
20	バリデーション研究が実施されていないDBの利用方法が分からなくなった
20	バリデーション研究について正しい共通認識をより多くの人が持てばより研究が進むこともあると感じましたが何か取り組みなどあるのでしょうか
20	バリデーション研究にはお金がかかりそうですが、研究費はどこから獲得することが多いのでしょうか。
20	バリデーション研究の実施は大変なことを再認識できました。一方で、先人の取り組んだ貴重な研究結果を共有いただくような取り組み（バリデーションが取れたアウトカムのレポジトリ）等があれば、ご教示いただけたら幸いです。
20	バリデーション研究の重要性について、まだまだ周囲の関係者の理解が得られにくいので、引き続きこのようなセミナーをはじめ啓発・教育が必要のように思っております。
20	バリデーション研究は評価されにくい分野であることは理解できました。それゆえに、どうしたら評価されやすくなるのかについて、より深ぼりして頂けたらよかったですと感じます
20	バリデーション研究を行わなくてもDB研究はできてしまうため、（Limitationに明記されていたとしても）信頼性の低い論文が量産されてしまうのが現状のように感じました。 製薬メーカーのように、データの所有者ではない組織ではバリデーション研究を実施するのはさらに困難です。どうすればよいのでしょうか？
20	医師間の診断のばらつきの影響はあるのでしょうか。また、影響がある場合、影響度が大きい対象疾患はどの領域でしょうか。
20	一施設だと入力における考え方の違いからバイアスが大きいと思いますが何施設くらいあれば十分でしょうか
20	一般的に感度・特異度がどの程度なら査読者から許容されるか、目安があれば教えて欲しい。
20	感度、特異度、陽性的中率、陰性的中率。例えば陽性的中率だけしか示していないバリデーション研究もあり、こういった場合にどの指標で妥当性を示すべきか
20	感度、特異度、陽性的中率、陰性的中率がどの程度であれば適切か、こういった影響があるか。問題となる事例はほかにどのようなものがあるか。
20	感度・特異度が分からないデータベースは活用しない方がいいのか。
20	現在は、山名先生のように、研究者が苦勞してバリデーション研究を行うケースが多いと思いますが、提供するデータベースの会社が実施すべきではないかと考えています。 また、研究者が3Kで苦勞しながら、バリデーション研究を行う事を考えると、評価指標のような著作権制度を導入してもいいのではないかと考えています。
20	講義中紹介されていたように、バリデーションの重要性は高いものの、実施はハードルが高い状況かと思えます。一方で、今後NDB等を活用していくためにはバリデーション研究の推進が欠かせないと思うのですが、公的な研究実施計画等あるのでしょうか
20	国を挙げてバリエーション研究を行い、色々な人が活用できる仕組みがあれば詳しく知りたいと思いました。
20	次世代医療基盤法、医療DXの進展により、バリデーション研究はより容易になり、多くの研究が行われるようになるのでしょうか。

20	製販後 DB 研究実施のために、企業が積極的に実施しようと考えるとなかなか難しい面もあるのかと感じました。
20	先行研究の事例の通り、必ずしもバリデーション研究で得られた結果がちっとも valid ではなく、結局は結果の解釈は実臨床での揺らぎと判断されることが多いと思う。
20	全世界ではどれくらいの研究があるのか（日本がどれだけ遅れているのか、その原因はなにか）というところを知りたいです。
20	多施設でバリデーション研究を行う際に、NHO のデータベースのような大規模な匿名化前のデータにもアクセスできるような立場でなくては実施は難しいように思えました。ご紹介いただいた形以外で多施設のバリデーション研究を実施した実例があればご教示いただけますと幸いです。
20	倫理委員会や電子カルテ委員会の説得が最大の壁のようにも感じており、申請書類にどう書くかでちょうど悩んでおります。

別紙1 Webinar 概要

NDB・DPC データベース研究人材育成 Webinar のご案内

～保健医療介護のデータベース研究に必要な知識と技能を学びませんか？～

◆開催概要

名称	NDB・DPC データベース研究人材育成 Webinar
配信期間	2023年1月10日(火)～1月20日(金)
形式	Webによる動画配信(講義とeLearning) ※事前に登録していただいたアドレスに動画のURLをお送りします ※配信期間中は全ての講義をいつでも視聴することが可能です
主催・共催	主催：厚生労働省科学研究・保健医療介護ビッグデータ人材育成研究班 (研究代表者：東京大学 康永秀生) 共催：日本臨床疫学会
申し込み期間	2022年12月12日(月)正午～2023年1月9日(月)
料金	無料(事前登録制)

◆受講申し込み

[\[申し込みボタン\]](#)

(※2022年12月12日(月)正午からお申込みいただけます)

◆セミナー概要

近年、NDB・DPCなどの保健医療ビッグデータや介護ビッグデータを用いた大規模データベース研究が拡大しています。これらの研究をさらに発展させるためには、臨床医学・疫学・統計学の知識に加えて、データベースに関連する知識や技能に精通した人材の育成が必須です。本セミナーでは、保健

医療介護ビッグデータ研究に興味のある方々を対象とし、各種大規模データベースの概要や研究計画の立案、統計解析についてオンラインでの学習機会を提供します。

◆本セミナーの特徴

- ・保健医療介護ビッグデータ研究で実績のある講師陣による講義・演習を受けけることができる
- ・短期集中で大規模データベース研究の計画立案から統計解析まで学習できる

◆受講対象

保健医療介護ビッグデータ研究に興味のある方。

- ・医療・介護従事者
- ・大学関係者
- ・各種研究機関に勤務する研究者
- ・企業に所属する者
- ・医療政策の担当者

など

◆オンラインコンテンツの概要

	講義内容	講師
1	NDB・DPC等の公的データベースの動向	牧戸香詠子
2	NDBガイドラインの理解度テスト	康永秀生、橋本洋平
3	SQL入門	岡田啓
4	SQLを用いたレセプトデータのハンドリング	松居宏樹
5	NDBを用いた研究	佐藤壮
6	DPCデータを用いた研究1	城大祐
7	DPCデータを用いた研究2	大邊寛幸・小西孝明
8	DeSCデータを用いた研究	康永秀生
9	JMDCデータを用いた研究	金子英弘
10	傾向スコア	小西孝明
11	高次元傾向スコア	石丸美穂
12	操作変数法	大野幸子
13	不連続回帰デザイン・差の差分析	山名隼人
14	時間依存性交絡と周辺構造モデル	大邊寛幸
15	生存時間分析における競合リスクモデル	道端伸明
16	欠測データの取り扱いと多重代入法	麻生将太郎
17	マルチレベル分析	笹渕裕介
18	自己対照ケースシリーズ	橋本洋平
19	機械学習	岡田啓
20	データベースにおけるバリデーション研究	山名隼人

※それぞれ 40-50 分

※各プログラムの詳細は[こちら](#)に掲載。

◆アンケートのお願い

今回はオンライン講義の形式であるため、参加登録された場合には全ての講

義を配信期間中何度でも受講することができます。

各講義の後に無記名アンケートを実施いたします。アンケートは事務局でデータ処理し、セミナーの向上に利用されます。アンケートにお答えいただくと講義資料の pdf がダウンロード可能になります。

◆お問い合わせ

NDB・DPC データベース研究人材育成 Webinar 事務局

東京大学大学院医学系研究科公共健康医学専攻 臨床疫学・経済学分野

113-0033 東京都文京区本郷 7-3-1 東京大学医学部 2 号館本館 3 階

clinepi_adm★www.heer.m.u-tokyo.ac.jp (※ 送信時は★を半角アットマークに変更して下さい)

【ご注意ください】

本件について、日本臨床疫学会にはお問合せしないでください。お問い合わせはすべて、上記の NDB・DPC データベース研究人材育成 Webinar 事務局までお願いいたします。

別紙2 Webinar 詳細

NDB・DPC データベース研究人材育成 Webinar

期間： 2023年1月10日（火）～ 1月20日（金）

形式： Webによる動画配信

共催： 日本臨床疫学会

<お願い>

各講義の後に無記名アンケートを実施いたします。

アンケートにお答えいただくと講義資料の pdf がダウンロード可能になります。

0 1	NDB・DPC 等の公的データベースの動向
	<講師> 東京大学大学院医学系研究科 臨床疫学・経済学 牧戸香詠子
	<目標> NDB、DPC などの公的データベースに関する最近の動向を理解する。 公的データベースの連結に関する今後の動向を理解する。
	<想定する対象者> NDB、DPC などの公的データベースの利用を検討している、あるいは着手している方々

0 2	NDB ガイドラインの理解度テスト(eLearning)
	<講師> 東京大学大学院医学系研究科 臨床疫学・経済学

	<p>教授 康永秀生 特任研究員 橋本洋平</p>
	<p><目標> NDB ガイドラインの詳細について、eLearning による設問に解答しながら学ぶ。 NDB データの申請方法について理解する。</p>
	<p><想定する対象者> NDB の利用を検討している方々</p>

	<p>SQL 入門</p>
	<p><講師> 東京大学大学院医学系研究科 糖尿病・生活習慣予防講座 特任講師 岡田啓</p>
0 3	<p><目標> データベースの制御言語である SQL の基礎を理解する。</p>
	<p><想定する対象者> レセプトデータなどのビックデータのハンドリングを検討している方々</p>

	<p>SQL を用いたレセプトデータのハンドリング</p>
	<p><講師> 東京大学大学院医学系研究科 臨床疫学・経済学 助教 松居宏樹</p>
0 4	<p><目標> NDB データに含まれる情報を理解する。 NDB データの構造を理解する。 NDB データのハンドリングに必要な SQL の知識を身に着ける。</p>
	<p><想定する対象者> NDB データの利用を検討している、あるいは着手している方々</p>

05	NDB を用いた研究
	<講師> 東京大学大学院医学系研究科 臨床疫学・経済学 佐藤壮
	<目標> NDB、DPC データなどを用いた研究の近年の動向を理解する。 NDB データを用いた先行研究について学ぶ。 NDB データを用いた研究の利点と限界を理解する。
	<想定する対象者> NDB データの利用を検討している、あるいはその研究に着手している方々

06	DPC データを用いた研究1
	<講師> 東京大学大学院医学系研究科 ヘルスサービスリサーチ講座 特任准教授 城大祐
	<目標> DPC データの構造、含まれる情報を理解する。 DPC データを利用した研究の方法論を理解する。 DPC データを利用した研究計画書、データ抽出依頼書の作成方法を理解する。 DPC データを用いた研究の利点と限界を理解する。
	<想定する対象者> DPC データの利用を検討している、あるいはその研究に着手している方々

07	DPC データを用いた研究2
	<講師> 東京大学大学院医学系研究科 臨床疫学・経済学 大邊寛幸、小西孝明
	<目標> DPC データを用いた先行研究について学ぶ。 DPC データを用いた研究の利点と限界を理解する。
	<想定する対象者> DPC データの利用を検討している、あるいはその研究に着手している方々

08	DeSC データを用いた研究
	<講師> 東京大学大学院医学系研究科 臨床疫学・経済学 教授 康永秀生
	<目標> DeSC データの構造、含まれる情報を理解する。 DeSC データを用いた先行研究について学ぶ。 DeSC データを用いた研究の利点と限界を理解する。
	<想定する対象者> DeSC データの利用を検討している、あるいはその研究に着手している方々

09	JMDC データを用いた研究
	<講師> 東京大学大学院医学系研究科 先進循環器病学講座 特任講師 金子英弘
	<目標> JMDC データの構造、含まれる情報を理解する。 JMDC データを用いた先行研究について学ぶ。 JMDC データを用いた研究の利点と限界を理解する。
	<想定する対象者> JMDC データの利用を検討している、あるいはその研究に着手している方々

10	傾向スコア
	<講師> 東京大学大学院医学系研究科 臨床疫学・経済学 小西孝明
	<目標> 傾向スコア分析の基礎を理解する。 傾向スコアマッチング・逆確率による重みづけについて学ぶ。 傾向スコア分析を用いた先行研究について学ぶ。
	<想定する対象者>

	臨床研究・疫学研究の初級者以上
--	-----------------

11	高次元傾向スコア(High dimensional propensity score: hdPS)
	<講師>東京医科歯科大学健康推進歯学分野 プロジェクト助教 石丸美穂
	<目標> 傾向スコアを大規模データの性質に合わせて拡張した高次元傾向スコアの基礎を理解する。 高次元傾向スコアの利点を理解する。 高次元傾向スコア分析を用いた先行研究について学ぶ。
	<想定する対象者> 臨床研究・疫学研究の中級者以上

12	操作変数法
	<講師>東京大学大学院医学系研究科 イートロス医学講座 特任講師 大野幸子
	<目標> Unmeasured confounders の対処が可能である操作変数法の基礎理論を理解する。 操作変数法の3つの前提条件を説明できるようになる。 操作変数法を用いた先行研究について学ぶ。
	<想定する対象者> 臨床研究・疫学研究の初級者以上

13	不連続回帰デザイン・差の差分析
	<講師>東京大学大学院 医学系研究科 ヘルスサービスリサーチ講座 特任助教 山名隼人
	<目標> 不連続回帰デザイン・差の差分析の基礎を理解する。

	それぞれの手法がどんな臨床疑問に適した研究デザインなのかを説明できる。 不連続回帰デザイン・差の差分析を用いた先行研究について学ぶ。
	<想定する対象者> 臨床研究・疫学研究の中級者以上

	時間依存性交絡と周辺構造モデル
	<講師> 東京大学大学院医学系研究科 臨床疫学・経済学 大邊寛幸
1 4	<目標> 時間依存性の治療や交絡の概念を理解する。 時間依存性交絡と周辺構造モデルの基礎を理解する。 時間依存性交絡と周辺構造モデルを用いた先行研究について学ぶ。
	<想定する対象者> 臨床研究・疫学研究の中級者以上

	生存時間分析における競合リスクモデル
	<講師> 東京大学大学院医学系研究科 ヘルスサービスリサーチ講座 特任助教 道端伸明
1 5	<目標> 競合リスクとは何かを理解する。 生存時間分析における競合リスクモデルの基礎を理解する。 生存時間分析における競合リスクモデルを用いた先行研究について学ぶ。
	<想定する対象者> 臨床研究・疫学研究の初級者以上

	欠測データの取り扱いと多重代入法
1 6	<講師> 東京大学大学院医学系研究科 生物統計情報学 特任助教 麻生将太郎
	<目標>

	<p>欠測が起こるメカニズムを理解する。</p> <p>欠測データの取り扱いと多重代入法の基礎を理解する。</p> <p>多重代入法を用いた先行研究について学ぶ。</p>
	<p><想定する対象者></p> <p>臨床研究・疫学研究の初級者以上</p>

17	マルチレベル分析
	<p><講師>自治医科大学 データサイエンスセンター</p> <p>講師 笹渕裕介</p>
	<p><目標></p> <p>データの階層構造を考慮したマルチレベル分析の基礎を理解する。</p> <p>マルチレベル分析を用いた先行研究について学ぶ。</p>
	<p><想定する対象者></p> <p>臨床研究・疫学研究の初級者以上</p>

18	自己対照ケースシリーズ(Self-controlled case series: SCCS)
	<p><講師>東京大学大学院医学系研究科 臨床疫学・経済学</p> <p>特任研究員 橋本洋平</p>
	<p><目標></p> <p>自己対照ケースシリーズの基礎を理解する。</p> <p>自己対照ケースシリーズの利点と欠点を説明できる。</p> <p>自己対照ケースシリーズを用いた先行研究について学ぶ。</p>
	<p><想定する対象者></p> <p>臨床研究・疫学研究の中級者以上</p>

19	機械学習
	<講師> 東京大学大学院医学系研究科 糖尿病・生活習慣病予防講座 特任講師 岡田啓
	<目標> 機械学習を用いたデータベース研究の基礎を理解する。 機械学習を用いた先行研究について学ぶ。
	<想定する対象者> 臨床研究・疫学研究の中級者以上

20	データベースにおけるバリデーション研究
	<講師> 東京大学大学院医学系研究科 ヘルスサービスリサーチ講座 特任助教 山名隼人
	<目標> データベースの妥当性の検証を行うバリデーション研究の重要性について理解する。 バリデーション研究の方法を学ぶ。 既存のバリデーション研究について学ぶ。
	<想定する対象者> 臨床研究・疫学研究の初級者以上