Building and Leading Data-Driven Organization Part 2

นายแพทย์ ภัทรวินซ์ อัตตะสาระ
ผู้อำนวยการ สำนักดิจิทัลการแพทย์
กรมการแพทย์

HEALTHCARE 1.0 - HEALTHCARE 5.0

- Traditional care
- Manual record-keeping
- Face-to-face interactions

HEALTHCARE 1.0

1970–1990

- Introduction of electronic health records (EHRs)
- Early digitalization
- Basic monitorization devices

HEALTHCARE 2.0

1991–2005

- Advanced EHRs,
- Telehealth expansion

HEALTHCARE 3.0

2006–2015

- Comprehensive digitization
- Smart health systems with IoT, AI, big data analytics for personalized care.

HEALTHCARE 4.0

2016–2019

- Focus on personalization
- Patient-centered services
- Iinclusivity and proactive health management with cutting-edge technology
- Human-centered model

HEALTHCARE 5.0

2020–present

time

5

การคัดกรองเบาหวานเข้าจอตาด้วยปัญญาประดิษฐ์

ที่มาและความสำคัญ

อนาคตประชากรจะเป็นเบาหวานเพิ่มขึ้น
และเพิ่มภาระค่าใช้จ่ายทางสาธารณสุข

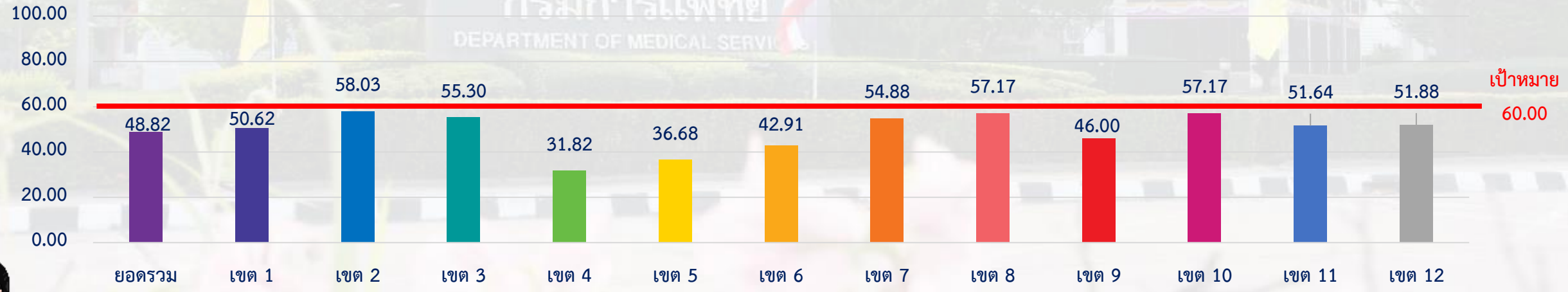
2

1

ภาวะเบาหวานเข้าจอตา เป็นสาเหตุของ
ภาวะตาบอดในประชากร วัยทำงาน

3

มีการอบรมบุคลากรเพื่อคัดกรอง
เบาหวานเข้าจอตาที่เสี่ยงต่อตาบอด



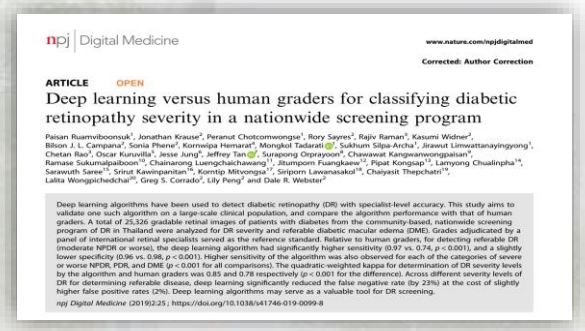
ความร่วมมือระหว่าง Google กับ กรมการแพทย์ โดย โรงพยาบาลราชวิถี

นายแพทย์ไพศาล ร่วมวิบูลย์สุข
รางวัล Sasakawa Health Prize
องค์การอนามัยโลก

ผลการวิจัยการใช้ปัญญาประดิษฐ์คัดกรองเบาหวานเข้าจอตา

กรมการแพทย์ "ทำดีที่สุดเพื่อทุกชีวิต"

วารสาร Nature NPI Digital Medicine 2019



npj | Digital Medicine

www.nature.com/npjdigitalmed

Corrected: Author Correction

ARTICLE OPEN

Deep learning versus human graders for classifying diabetic retinopathy severity in a nationwide screening program

Paisan Ruamviboonsuk[1], Jonathan Krause[2], Peranut Chotcomwongse[1], Rory Sayres[2], Rajiv Raman[3], Kasumi Widner[2], Bilson J. L. Campana[2], Sonia Phene[2], Kornwipa Hemarat[4], Mongkol Tadarati[5], Sukhum Silpa-Archa[1], Jirawut Limwattanayingyong[1], Chetan Rao[6], Oscar Kuruvilla[6], Jesse Jung[6], Jeffrey Tan[6], Surapong Orprayoon[6], Chawawat Kangwanwongpaisan[6], Ramase Sukumalpaiboon[10], Chainarong Luengchaichawang[11], Jitumporn Fuangkaew[12], Pipat Kongsap[13], Lamyong Chuailinpha[14], Sarawuth Saree[15], Sirirut Kawinpanitan[16], Komtip Mitvongsa[17], Siriporn Lawanasakol[18], Chaiyasit Thepchatri[19], Lalita Wongpichedchai[20], Greg S. Corrado[2], Lily Peng[2] and Dale R. Webster[2]

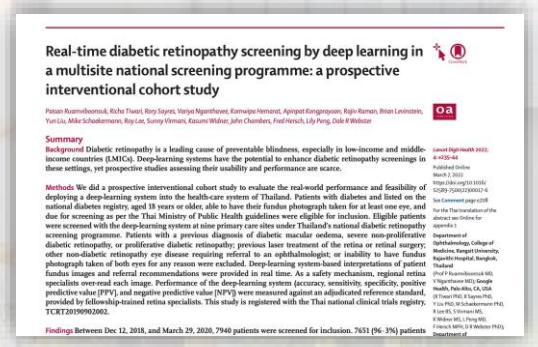
Deep learning algorithms have been used to detect diabetic retinopathy (DR) with specialist-level accuracy. This study aims to validate one such algorithm on a large-scale clinical population, and compare the algorithm performance with that of human graders. A total of 25,326 gradable retinal images of patients with diabetes from the community-based, nationwide screening program of DR in Thailand were analyzed for DR severity and referable diabetic macular edema (DME). Grades adjudicated by a panel of international retinal specialists served as the reference standard. Relative to human graders, for detecting referable DR (moderate NPDR or worse), the deep learning algorithm had significantly higher sensitivity (0.97 vs. 0.74, $p < 0.001$), and a slightly lower specificity (0.96 vs. 0.98, $p < 0.001$). Higher sensitivity of the algorithm was also observed for each of the categories of severe or worse NPDR, PDR, and DME ($p < 0.001$ for all comparisons). The quadratic-weighted kappa for determination of DR severity levels by the algorithm and human graders was 0.85 and 0.78 respectively ($p < 0.001$ for the difference). Across different severity levels of DR for determining referable disease, deep learning significantly reduced the false negative rate (by 23%) at the cost of slightly higher false positive rates (2%). Deep learning algorithms may serve as a valuable tool for DR screening.

npj Digital Medicine (2019)2:25 ; https://doi.org/10.1038/s41746-019-0099-8

การวิจัยแบบย้อนหลัง

ใช้ภาพจอตาของผู้ป่วยที่เป็นเบาหวาน
ใน 13 เขตสุขภาพทั่วประเทศ
จำนวนกว่า 25,000 ภาพ
มาวิเคราะห์ประสิทธิผลของปัญญาประดิษฐ์

วารสาร Lancet Digital Health 2022



Real-time diabetic retinopathy screening by deep learning in a multisite national screening programme: a prospective interventional cohort study

Paisan Ruamviboonsuk, Richa Tiwari, Rory Sayres, Variya Nganthavee, Kornwipa Hemarat, Apinpat Kongprayoon, Rajiv Raman, Brian Levinstein, Yun Liu, Mike Schaekermann, Roy Lee, Sunny Virmani, Kasumi Widner, John Chambers, Fred Hersch, Lily Peng, Dale R Webster

Summary

Background Diabetic retinopathy is a leading cause of preventable blindness, especially in low-income and middle-income countries (LMICs). Deep-learning systems have the potential to enhance diabetic retinopathy screenings in these settings, yet prospective studies assessing their usability and performance are scarce.

Methods We did a prospective interventional cohort study to evaluate the real-world performance and feasibility of deploying a deep-learning system into the health-care system of Thailand. Patients with diabetes and listed on the national diabetes registry, aged 18 years or older, able to have their fundus photograph taken for at least one eye, and due for screening as per the Thai Ministry of Public Health guidelines were eligible for inclusion. Eligible patients were screened with the deep-learning system at nine primary care sites under Thailand's national diabetic retinopathy screening programme. Patients with a previous diagnosis of diabetic macular oedema, severe non-proliferative diabetic retinopathy, or proliferative diabetic retinopathy; previous laser treatment of the retina or retinal surgery; other non-diabetic retinopathy eye disease requiring referral to an ophthalmologist; or inability to have fundus photograph taken of both eyes for any reason were excluded. Deep-learning system-based interpretations of patient fundus images and referral recommendations were provided in real time. As a safety mechanism, regional retina specialists over-read each image. Performance of the deep-learning system (accuracy, sensitivity, specificity, positive predictive value [PPV], and negative predictive value [NPV]) were measured against an adjudicated reference standard, provided by fellowship-trained retina specialists. This study is registered with the Thai national clinical trials registry, TCTR20190902002.

Findings Between Dec 12, 2018, and March 29, 2020, 7940 patients were screened for inclusion. 7651 (96·3%) patients

การวิจัยแบบไปข้างหน้า

ผู้ป่วยเบาหวานมากกว่า 7,900 คน ได้รับการคัดกรองเบาหวาน
เข้าจอตาด้วยปัญญาประดิษฐ์ ที่ศูนย์คัดกรองปฐมภูมิ 9 แห่ง
ทราบผลการคัดกรองและคำแนะนาการส่งต่อทันที
แบบ Real-Time ในคลินิกคัดกรอง

วารสาร Ophthalmology and Therapy 2023

Ophthalmol Ther (2023) 12:1339–1357
https://doi.org/10.1007/s40123-023-00688-y

ORIGINAL RESEARCH

Cost-Utility Analysis of Deep Learning and Trained Human Graders for Diabetic Retinopathy Screening in a Nationwide Program

Attasit Srisubat · Kankamon Kittrongsiri · Sermsiri Sangroongruangsri · Chalida Khemvaranan · Jacqueline Baras Shreibati · Jack Ching · John Hernandez · Richa Tiwari · Fred Hersch · Yun Liu · Prut Hanutsaha · Varis Ruamviboonsuk · Saowalak Turongkaravee · Rajiv Raman · Paisan Ruamviboonsuk

Received: December 30, 2022 / Accepted: February 10, 2023 / Published online: February 25, 2023
© The Author(s) 2023

การวิจัยเศรษฐศาสตร์สาธารณสุข

หากคิดค่าอ่านภาพจอตา
โดยบุคลากรที่รับการอบรมที่ 67 บาทต่อผู้ป่วยหนึ่งราย
และค่าอ่านภาพด้วยปัญญาประดิษฐ์ที่ 32 บาทต่อราย
จะเห็นว่าปัญญาประดิษฐ์มีความคุ้มค่ากว่าในมุมมองด้านสังคม
เพราะลดจำนวนผู้ป่วยตาบอดได้มากกว่า

ความไว (Sensitivity)		ความเฉพาะเจาะจง (Specificity)	
บุคลากร	ปัญญาประดิษฐ์	บุคลากร	ปัญญาประดิษฐ์
74%	97%	98%	96%

ความไว (Sensitivity)		ความเฉพาะเจาะจง (Specificity)	
หมอจอตาในเขต	ปัญญาประดิษฐ์	หมอจอตาในเขต	ปัญญาประดิษฐ์
85%	91%	96%	95%

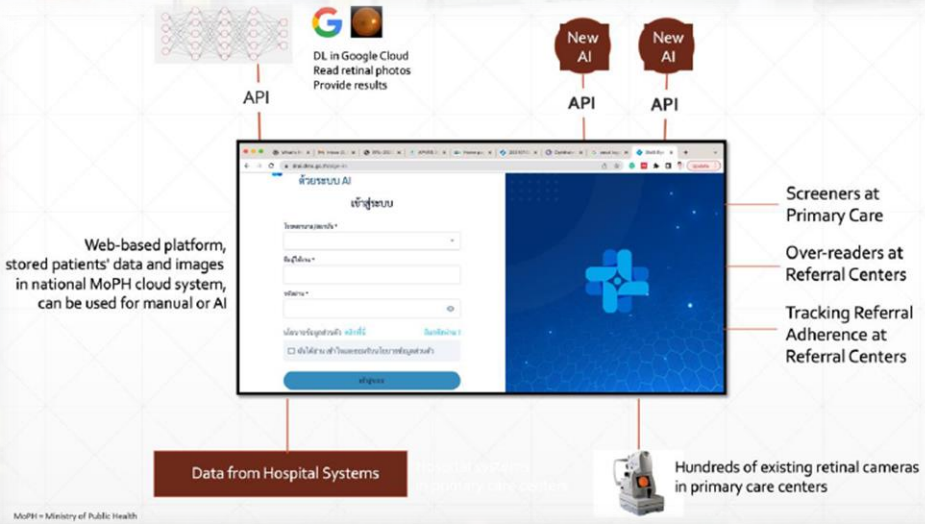
ผลลัพธ์การดำเนินงาน

1 ผู้ป่วยเบาหวานเข้าถึงบริการ ได้รับการส่งต่อเพิ่มขึ้นหนึ่งเท่าตัว (6% กรณีใช้ AI เทียบกับ 3% กรณีการคัดกรองด้วยบุคลากร)

2 ลดภาระงาน และเพิ่มความมั่นใจ ในการอ่านภาพร่วมกับ AI ของบุคลากร

3 รับมอบลิขสิทธิ์การใช้ AI เบาหวานเข้าจอตา จาก Google Health

4 ขยายผลการใช้ AI เบาหวานเข้าจอตาให้ครอบคลุมยิ่งขึ้น และคัดกรองโรคจอตาอื่น

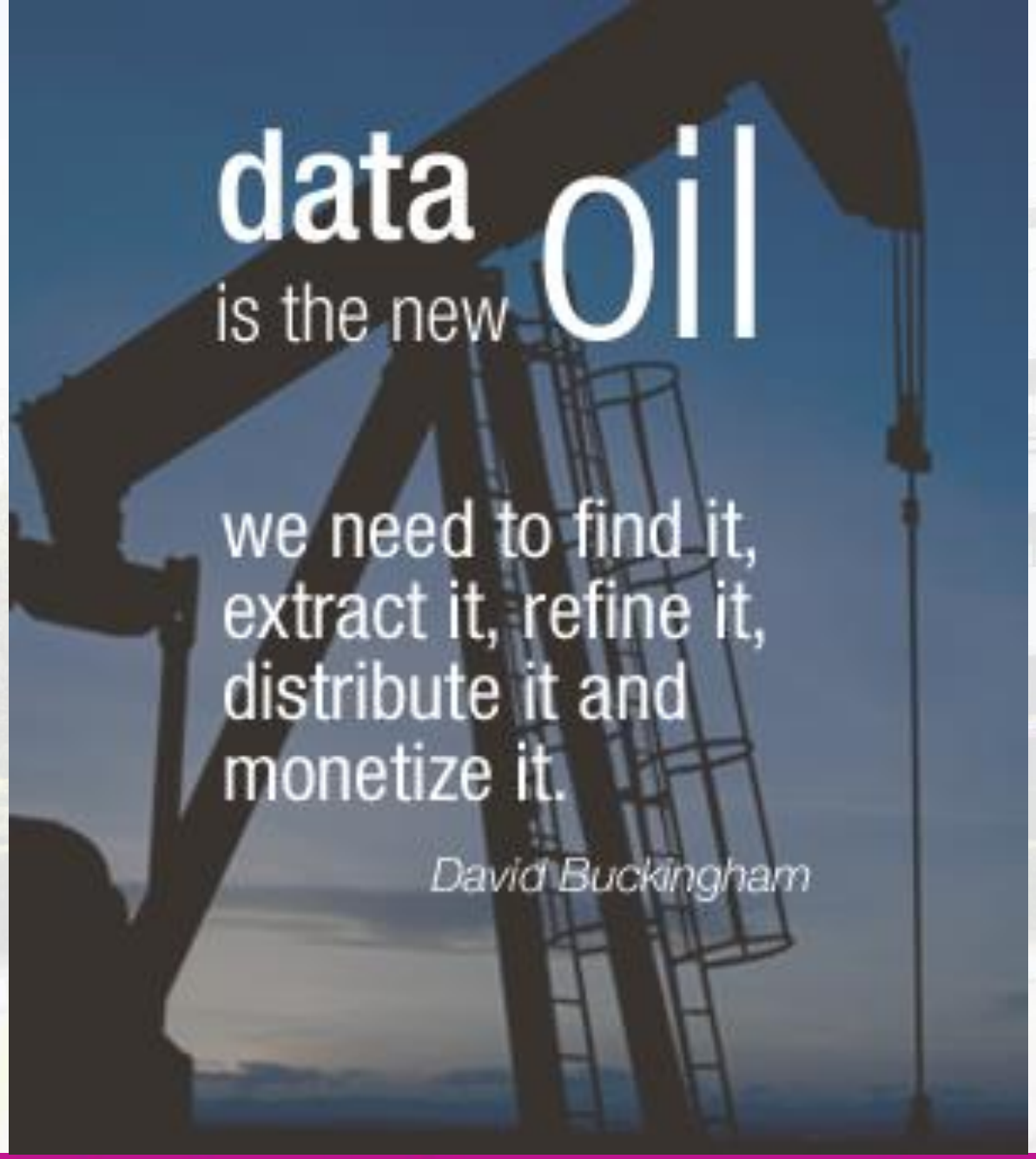


5 เพิ่ม AI สำหรับคัดกรองโรคทางกายด้วยภาพจอตา เช่น chronic kidney disease, cardiovascular disease

6 ปรับปรุงระบบภาพจอตาที่ใช้คัดกรองทั่วประเทศ เพื่อความปลอดภัยของข้อมูลและการเชื่อมกับ AI ที่สมบูรณ์ยิ่งขึ้น

7 สามารถใช้ Digital Platform ร่วมกับ AI คัดกรอง และติดตามการส่งต่อ

8 สามารถทยอยเชื่อมระบบกับกล้องจอตาทั่วประเทศ ให้ใช้ AI ได้ และเชื่อมระบบ HIS


data
is the new oil
we need to find it,
extract it, refine it,
distribute it and
monetize it.
David Buckingham

แพลตฟอร์มบริหารจัดการข้อมูลเปิดด้านการแพทย์

เครือข่าย "Medical AI Consortium" (ตั้งต้น)
กรมการแพทย์ - คณะแพทยศาสตร์โรงพยาบาลรามาธิบดี - เนคเทค สวทช.
Consortium เป็น คกก. Data Governance

ผู้ที่สนใจอื่นๆ เช่น
AI developer, Data scientist

การจัดฝึกอบรม เช่น กลุ่ม Super AI Engineer
กลุ่มเป้าหมายอื่นๆ (นิสิต/นักศึกษา/นักวิจัย/บุคลากรหน่วยงาน/ประชาชนทั่วไป)

Data Dam

(1-3)

กรมการแพทย์
Chest X-ray (509,795)
ภาพถ่ายตา (11,569)
Mammogram (3,415)

รามาธิบดี
MRI มะเร็งต่อมลูกหมาก (500,000)
CT,CTA,MRI โรคหลอดเลือดสมอง (35,500)
CT,MRI มะเร็งศีรษะและลำคอ (20,000)
BMD,VFA กระดูกพรุน (10,000)
Chest X-ray (4,700)
Mammogram (4,000)

(มอ.)
Mammogram (20,000)

จุฬาฯ
Ultrasound (5,000)

Private & Anonymized Data

(3)
Data Processing

(1-3)
Public Data

(1-3)
Conditional shared data

AI HRD (2-3)

(1-3)
AI Modeling
เช่น
ภาวะเบาหวานเข้าจอตา
มะเร็งปอด
มะเร็งเต้านม

LANTA Super computer (ThaiSC)

AI Service Platform
อื่น ๆ

National (1) AI Service Platform (GDCC)
-ระบบหลัก

เครื่องแม่ข่าย พร้อมระบบ Hypervisor (กรมการแพทย์)
-ระบบสำรอง

Data Stream #1 (1) กรมการแพทย์
Data Stream #2 (2) รามาธิบดี
Data Stream #3 (3) นักวิจัย จุฬาฯ
Data Stream #4 (3) นักวิจัย(มอ)
Data Stream #n (3) อื่นๆ

Private cloud

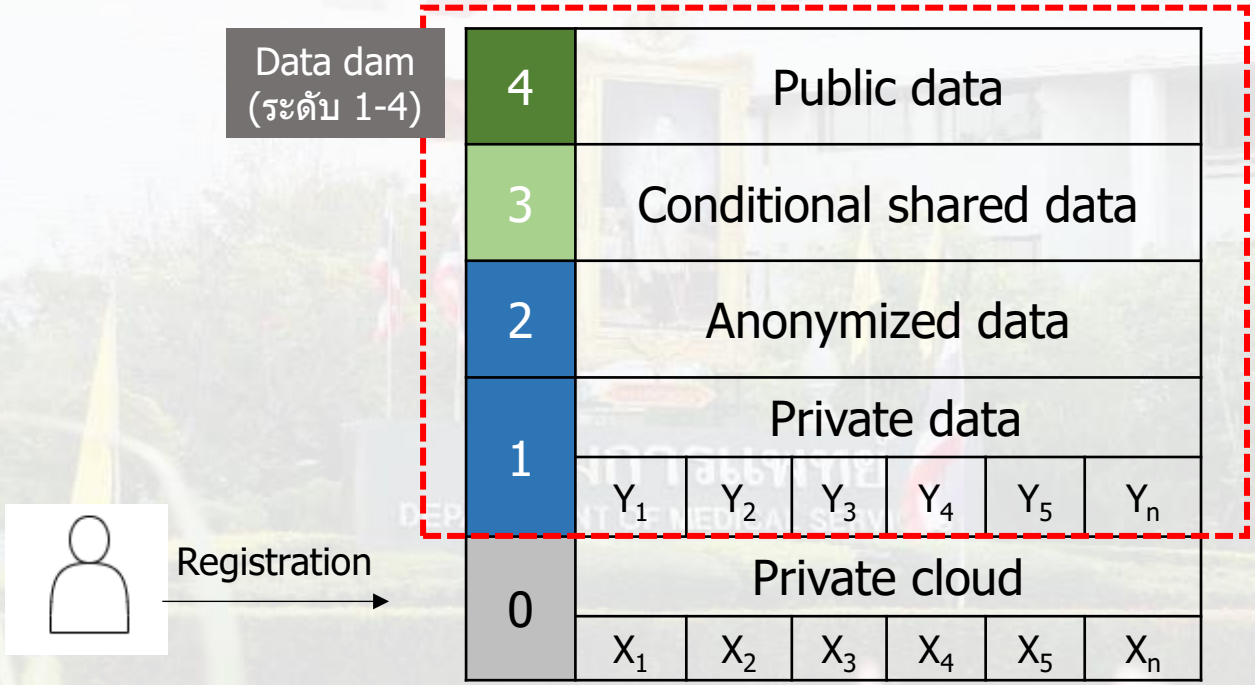
User Data

หมายเหตุ (1) = โครงการ กรมการแพทย์ (2) = โครงการ คณะแพทยศาสตร์ รพ.รามาธิบดี (3) = โครงการ เนคเทค สวทช.

82 ปี กรมการแพทย์ ทำดีที่สุดเพื่อทุกชีวิต (Do our best for all)
กรมการแพทย์
Department of Medical Services

(ร่าง)แพลตฟอร์มบริหารจัดการข้อมูลเปิดด้านการแพทย์ ชุดโครงการ Medical AI consortium

ประเภทของข้อมูล สามารถแบ่งออกตามการเข้าถึง ได้เป็น 4 ระดับ คือ



คำอธิบาย Public data — เป็นชุดข้อมูลที่เข้าถึงได้แบบสาธารณะ ที่เผยแพร่ภายใต้เงื่อนไขของ consortium

Conditional shared data — เป็นชุดข้อมูลที่แชร์ให้กับผู้อยู่นอกกลุ่มสมาชิก consortium ที่ได้รับอนุญาต ภายใต้เงื่อนไขของ consortium

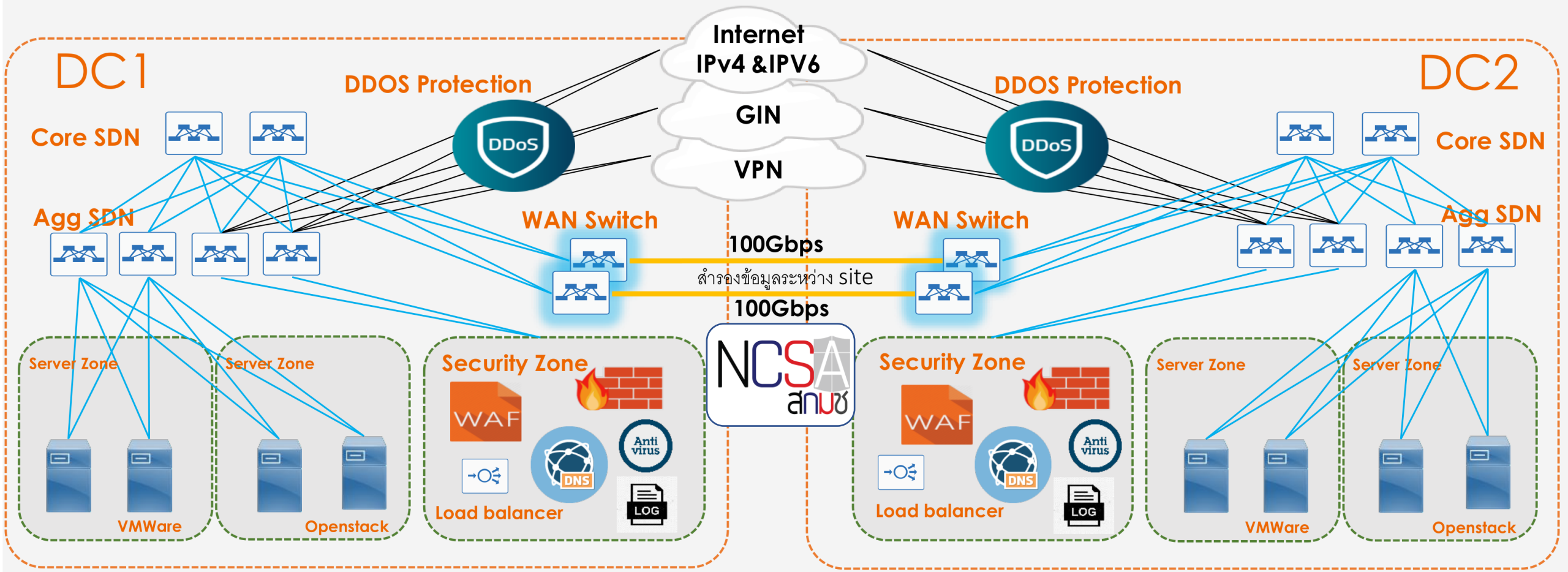
Anonymized data — ข้อมูลที่ถูก anonymize ที่แชร์เฉพาะในกลุ่มสมาชิกของ consortium ภายใต้เงื่อนไขของ consortium

Private data — Y_n เป็นชุดข้อมูลที่เจ้าของข้อมูลสามารถเข้าถึงได้เท่านั้น (อยู่ในพื้นที่จัดเก็บข้อมูลของ Data Dam)

Private cloud — X_n เป็นพื้นที่จัดเก็บข้อมูลแบบ Virtual Machine (VM) ของแต่ละหน่วยงานที่เป็นสมาชิกใน consortium (อยู่นอกพื้นที่จัดเก็บข้อมูลของ Data Dam)

อัตตะสาระ

GOVERNMENT DATA CENTER AND CLOUD SERVICE



Two Datacenter ISO-27001 อุปกรณ์ Security มี 2 ชั้น คือ Firewall และ NSX

ปัจจุบันมีการ Back up Snapshot วันละ 1 ครั้ง และเก็บทั้งหมด 7 Version

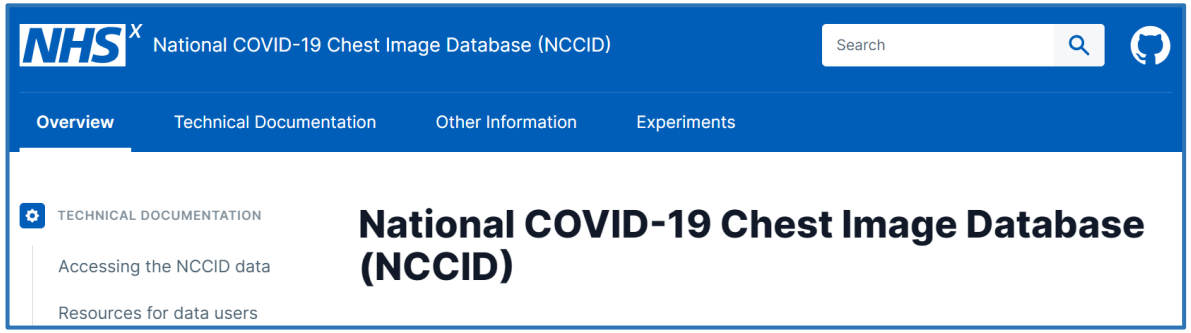
Network Data Encryption = No one on the internet can find the content of the communication

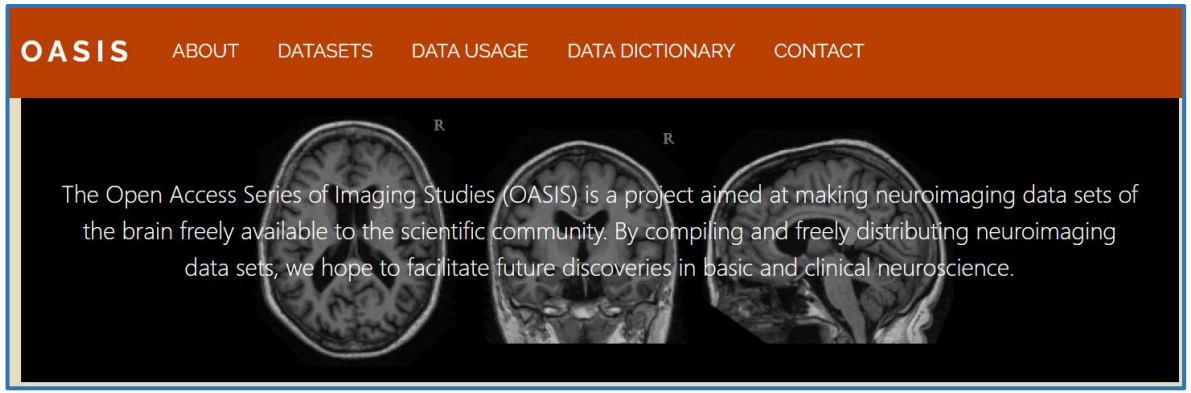
ระบบสารสนเทศเป็นโครงสร้างพื้นฐานที่สำคัญ รองรับการดำเนินงานทุกด้าน ต้องดำเนินงานให้เป็นไปตาม

พระราชบัญญัติว่าด้วยการรักษาความมั่นคงปลอดภัยไซเบอร์

พระราชบัญญัติคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล

ตัวอย่างเว็บไซต์แบ่งปันภาพถ่ายการแพทย์สำหรับเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ หรือ AI





เว็บไซต์แบ่งปันภาพถ่ายการแพทย์สำหรับ AI	ปริมาณข้อมูล	ขอบเขตของโรค
The Cancer Imaging Archive (TCIA)	> 30 ล้านภาพ	โรคมะเร็ง 21 ชนิด
National COVID-19 Chest Imaging Database (NCCID)	> 55,000 imaging studies	COVID-19
Open Access Series of Imaging Studies (OASIS)	> 3,000 ผู้ป่วย	โรคอัลไซเมอร์
Medical Imaging and Data Resource Center (MIDRC)	> 150,000 imaging studies	COVID-19

MIDRC
MEDICAL IMAGING AND DATA RESOURCE CENTER.
ANNOTATIONS
Multiple types of data annotations are available in the data portal and searchable with the data explorer as well as through custom Jupyter notebooks.

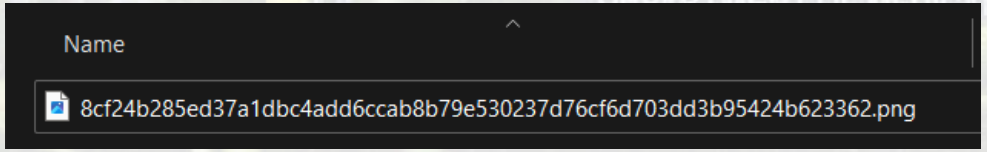
แผนการดำเนินการ : 1.3 Data anonymization

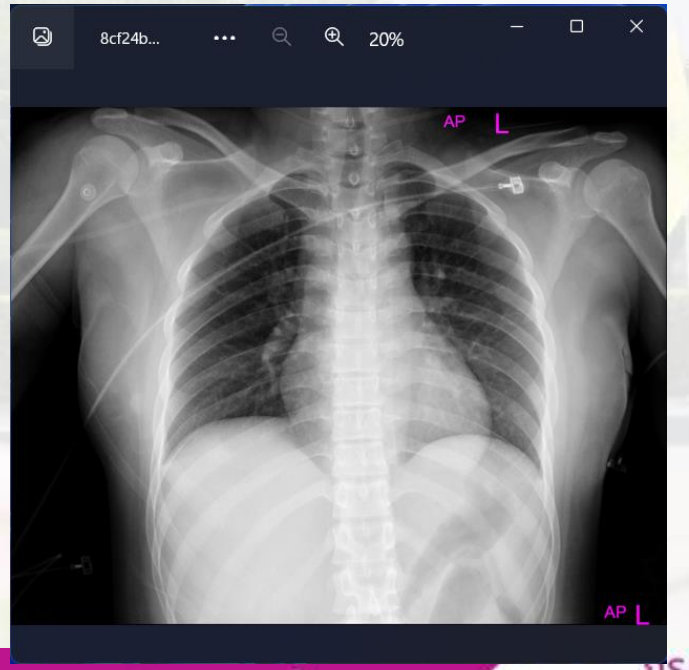
ความก้าวหน้า (เดือนที่ 1-6)

Hashing key

การเชื่อมโยงข้อมูลรูปภาพกับข้อมูลทางคลินิกที่สำคัญ SHA-256 (Secure Hash Algorithm 256-bit) จะทำโดย Key ที่ได้จาก hashing algorithm ข้อมูล Hospital Number (HN) และ accession number ซึ่ง key นี้ จะถูกเก็บแยกออกจาก imaging database และกำหนดให้หัวหน้าโครงการเป็นผู้เข้าถึงข้อมูลได้เท่านั้น

- 8cf24b285ed37a1dbc4add6ccab8b79e53023 7d76cf6d703dd3b95424b623362.png

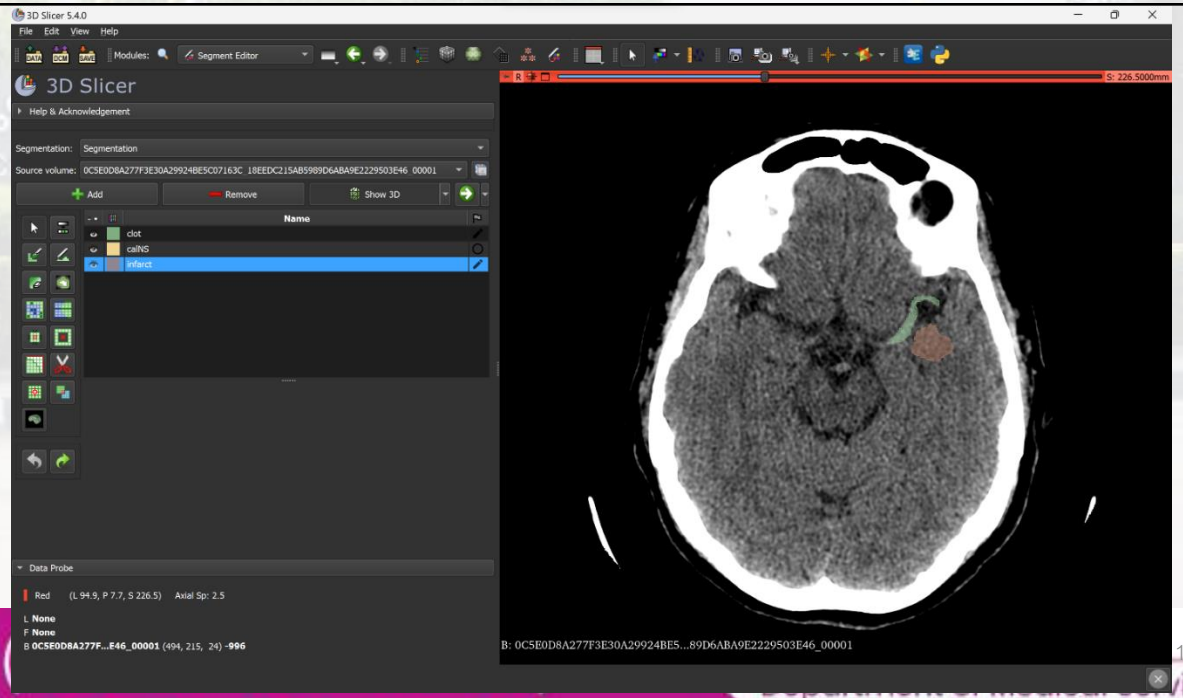




ความก้าวหน้าการดำเนินงานปีที่ 1 (ต่อ)

แผนการดำเนินการ รายกิจกรรม	ความก้าวหน้า (เดือนที่ 1-6)
2. จัดทำ Data standard	แต่ละโครงการวิจัยย่อย กำหนด Data Standard โดยพิจารณา Identify Anatomy, Pathology และ Abnormality ที่ต้องการ record ให้สอดคล้องกับ **Standard lexicon** ต่าง ๆ เช่น RadLex (RSNA), ICD ร่วมกับการจัดทำตาม The Observational Medical Outcomes Partnership (**OMOP**) Common Data Model (CDM)
3. ร่วมออกแบบ Annotation tools สำหรับ Labelling	- ร่วมพัฒนา Annotation tools ร่วมกับ สวทช. - Annotation software: 3D-slicer

"ตัวอย่างโครงการ Stroke AI ที่ annotation โดยใช้ 3D-slicer"



ประกาศแผนการดำเนินงานต่อสาธารณชน

ผ่านแถลงข่าว และการลงนาม MOU เรื่อง การวิจัยพัฒนาชุดข้อมูลและนวัตกรรม เพื่อต่อยอดการใช้ประโยชน์ด้านปัญญา ประดิษฐ์ทางการแพทย์ ระหว่าง สวทช. - กรมการแพทย์ - คณะแพทยศาสตร์โรงพยาบาลรามาธิบดี วันที่ 28 สิงหาคม 2566

งานแถลงข่าว "1 ปี แผนปฏิบัติการปัญญาประดิษฐ์ประเทศไทย และก้าวสำคัญในการขับเคลื่อน Medical AI" และพิธีลงนามบันทึกข้อตกลงความร่วมมือด้านการวิจัยและพัฒนา เรื่อง "การวิจัยพัฒนาชุดข้อมูลและนวัตกรรมเพื่อต่อยอดการใช้ประโยชน์ด้านปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์" ณ ห้องแถลงข่าว อาคารพระจอมเกล้า กระทรวงการ อว.

การเสวนา "ทิศทางการขับเคลื่อนการวิจัยพัฒนาชุดข้อมูลและนวัตกรรม เพื่อต่อยอดการใช้ประโยชน์ด้านปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์" วิทยากร 4 ท่าน 1) ศ. ดร.สมปอง คล้ายหนองสรวง บพค. 2) นพ.ภัทรวินซ์ อัตตะสาระ กรมการแพทย์ 3) รศ. นพ.สิทธิ์ พงษ์กิจการุณ คณะแพทยศาสตร์โรงพยาบาลรามาธิบดี และ 4) ดร.ชัย วุฒิวิวัฒน์ชัย เนคเทค สวทช.

ภาพรวมการใช้งานแพลตฟอร์มบริหารจัดการข้อมูลเปิดด้านการแพทย์ (Medical AI Data Platform)

ภาคีเครือข่ายปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์ (Medical AI Consortium)

Share

ckan
Open-D
BigStream Real-time Data Platform
NOMADML

Med AI Data Platform

RadiiView

Annotate

แพทย์/ รังสีแพทย์ (Doctors/ Radiologists)

Create AI Model

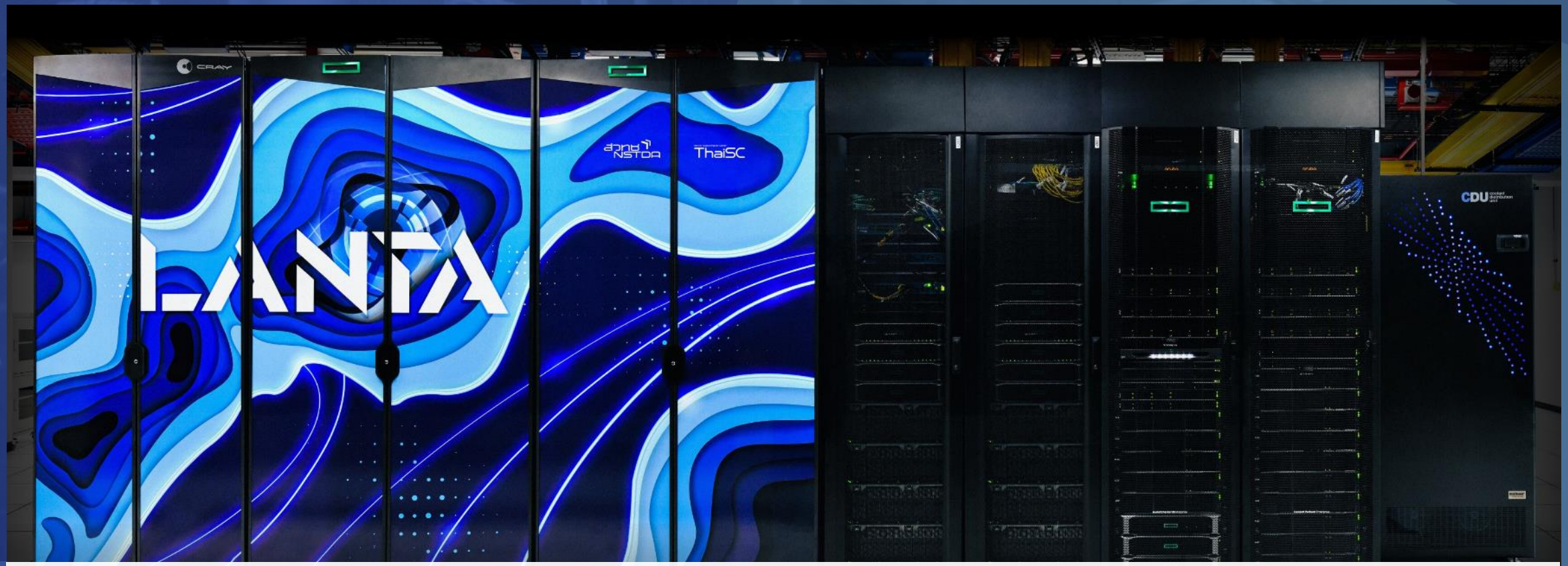
วิศวกรปัญญาประดิษฐ์ (AI Engineers)

Deploy

Use

โปรแกรมประยุกต์ด้านการแพทย์ (Medical Applications)

AI FOR THAI
แพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์สัญชาติไทย



*Peak performance at 8.15 PFLOPS

TOP 500 The List.

Rank 70th (Nov 2022)
Rank 79th (Jun 2023)
Rank 94th (Nov 2023)
Rank 116th (Jun 2024)

THE GREEN 500

Rank 24th (Nov 2022)
Rank 28th (Jun 2023)
Rank 30th (Nov 2023)
Rank 43rd (Jun 2024)

- 346 nodes Heterogeneous HPE Cray EX cluster
  - 176 GPU nodes with 704 NVIDIA A100 GPUs
  - 160 CPU nodes with 20,480 CPU-cores
  - 10 High-memory nodes, each contains 4TB of memory
- 10 PB of high-performance parallel storage
- High-performance interconnect using 200 Gbps

โจทย์การจำแนกโรคทางตาจากภาพถ่ายเรตินา

ชุดข้อมูลภาพถ่ายเรตินาที่ปกติ (Normal) มีภาวะเบาหวานขึ้นจอตา (Diabetic Retinopathy) มีภาวะต้อกระจก (Cataract) หรือมีภาวะต้อหิน (Glaucoma)
Eye Disease Classification

จำนวนประเภท: 4
จำนวนภาพ: 2,495

Normal | Diabetic Retinopathy | Cataract | Glaucoma

Dataset Source: https://www.kaggle.com/datasets/gunavenkatdoddi/eye-diseases-classification

ความแม่นยำสูงสุดโดยเฉลี่ยของโมเดลที่เทรนด้วย NomadML-Auto ภายใน 5 trials

90.81%

โจทย์การคัดกรองโรคจากภาพ Chest X-ray

ชุดข้อมูลภาพ Chest X-ray ประกอบด้วย ปกติ (Normal) วัณโรค (Tuberculosis) โรคปอดอักเสบ (Pneumonia) พังผืดที่ปอด (Fibrosis) หรือ ติดเชื้อโควิด (Covid)

จำนวนประเภท: 5
จำนวนภาพ: 5,959 (train) 853 (test)

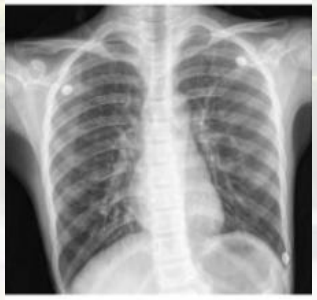
ความแม่นยำสูงสุดโดยเฉลี่ยของโมเดลที่เทรนด้วย NomadML-Auto ภายใน 20 trials

94.14%

Normal

Tuberculosis

Pneumonia



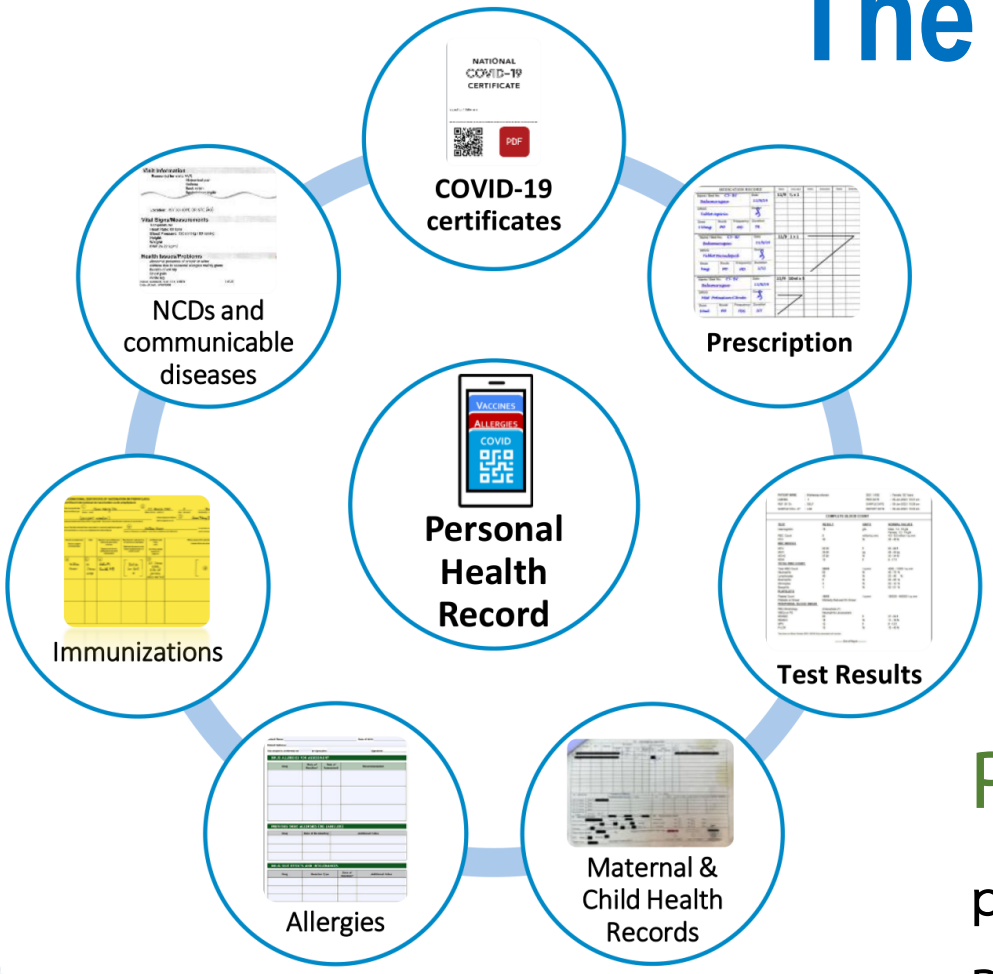
Fibrosis

Covid

Dataset Source: https://universe.roboflow.com/sejong-university-84lqr/test-1p9jo

To achieve person-centered health systems and future pandemic resilience, there is a need to strengthen access to **personal health records.** One way to do this is through a **digital format.**

The Global Strategy on Digital Health 2020-2025



Digital personal health record is a record of health information in a structured digital format held by the individual for a set of defined use cases[1]

Personal Health Record

powerful tools for

Personal Based Medical Services

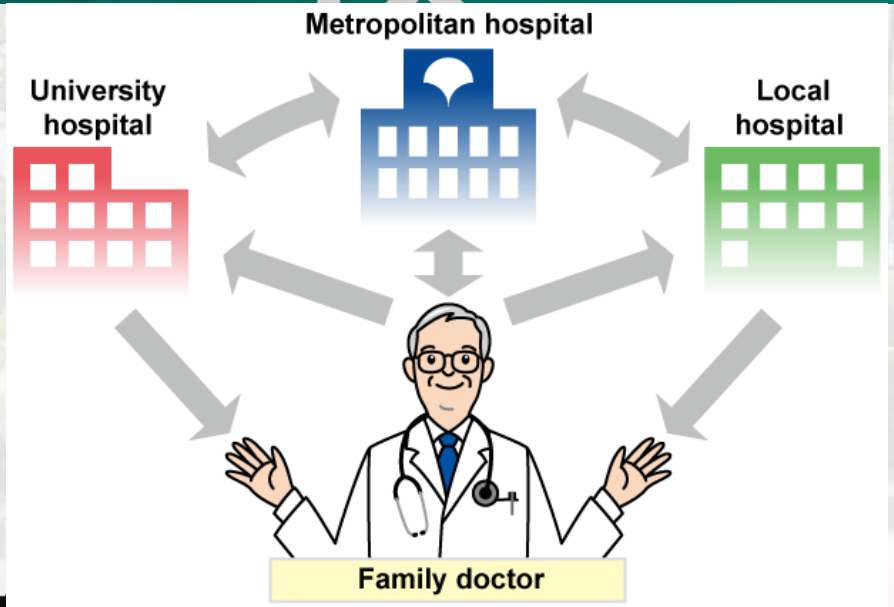
World Health Organization

[1] Provisional definition

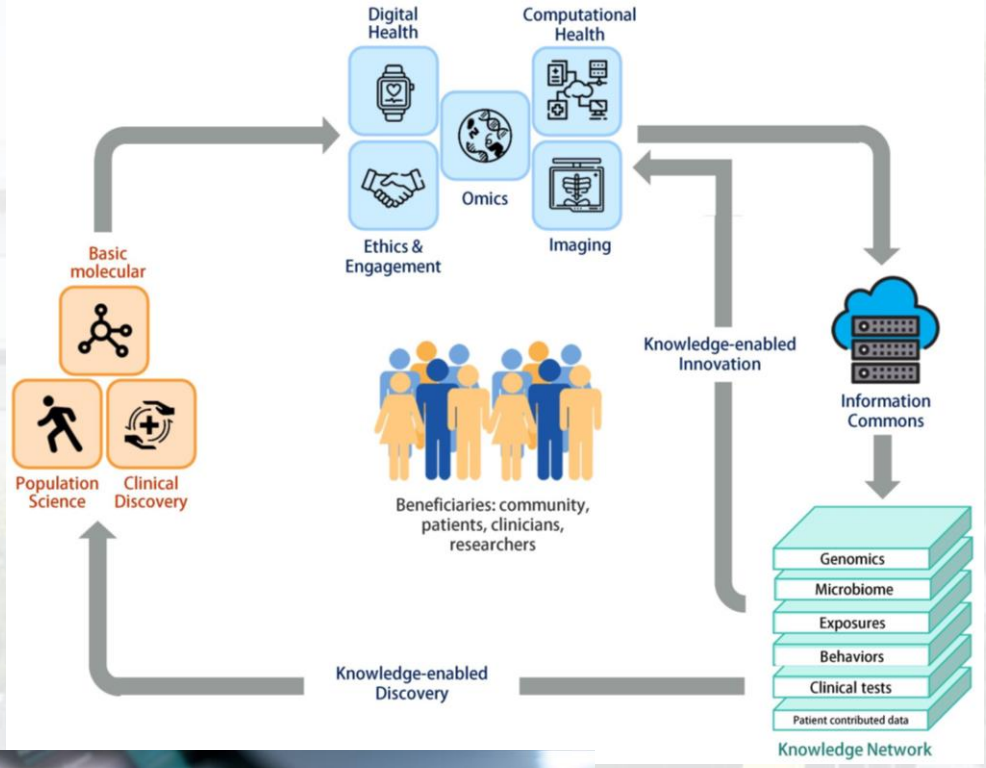
3 ผลักดันการบริการทางการแพทย์ และสาธารณสุขสู่ยุคดิจิทัล

กระทรวงสาธารณสุข
Ministry of Public Health

- ใช้การแพทย์ทางไกล ลดการเดินทาง ลดค่าใช้จ่ายประชาชน
- พัฒนาระบบข้อมูลสุขภาพ
- พัฒนานวัตกรรมการแพทย์



The Elements of Precision Medicine



Big Data Analysis

Referral Health Data

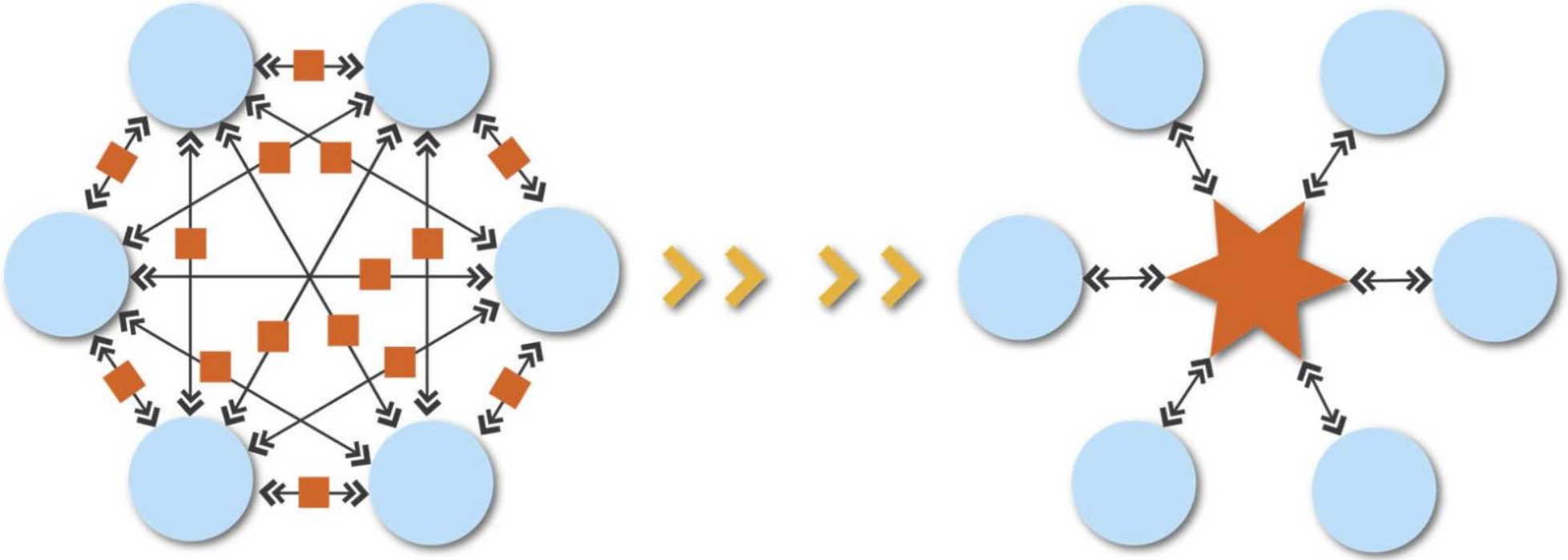
First MOU Heath Data exchange DMS and Bangkok Metropolis

National Health Information Platform

Why Standard is needed?

The number of interfaces = $\frac{N^2 - N}{2}$

Linking 6 nodes ->15 interfaces, Linking 100 nodes -> 4,950 interfaces.



การแลกเปลี่ยนข้อมูลสุขภาพด้วย

Health Information Standard

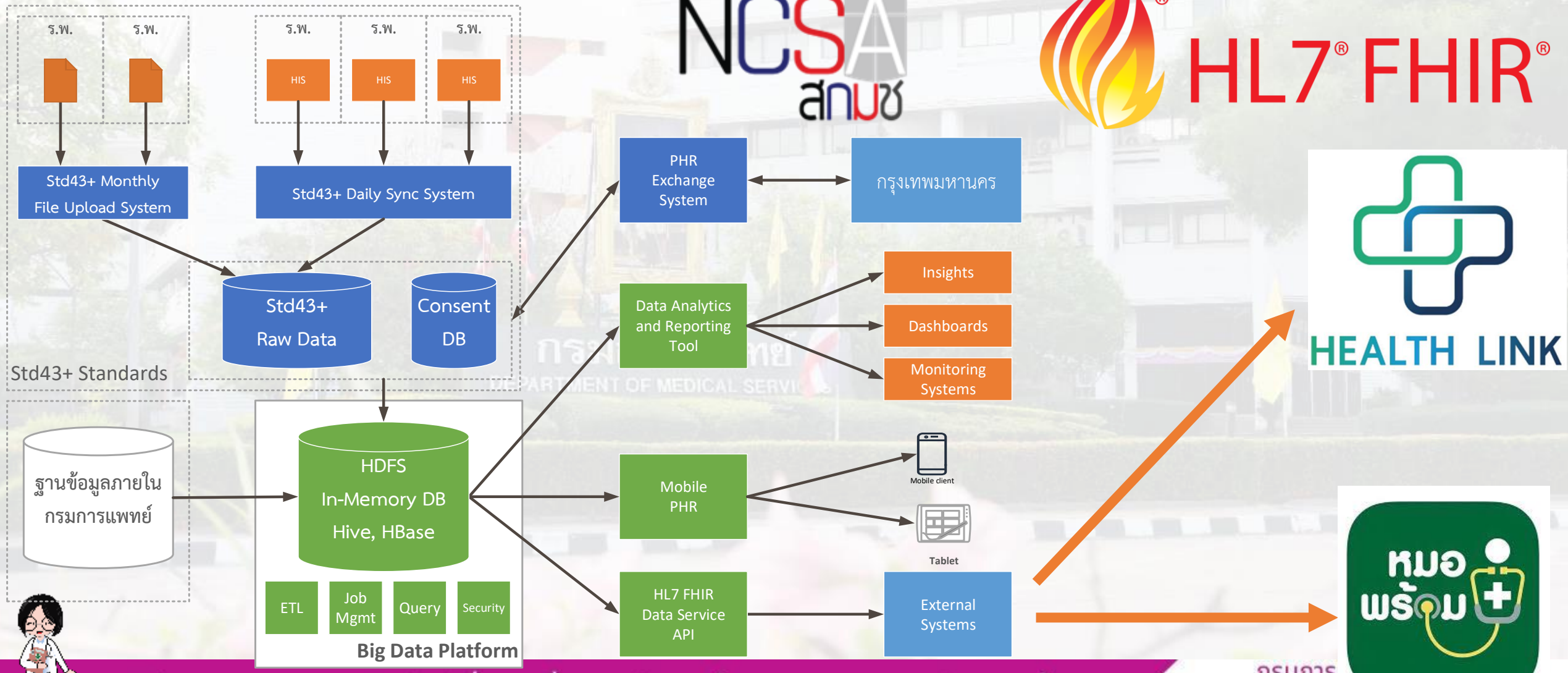
Level of Interoperability & Standards

Process/Service	Clinical Practice Guideline, Similar Claim Rules (DRG), HIPAA rules
Semantic	Health ID, ICD 10, Drug Code (TMT), LOINC, SNOMED-CT etc.
Syntactic	• HL7 V2 ,HL7 CDA, DICOM etc.
Structure	• Standards Dataset : Discharge Summary, Prescription etc.
Technical	• Oauth2, JSON, XML, PKI, SSL , Web Service (API) etc.

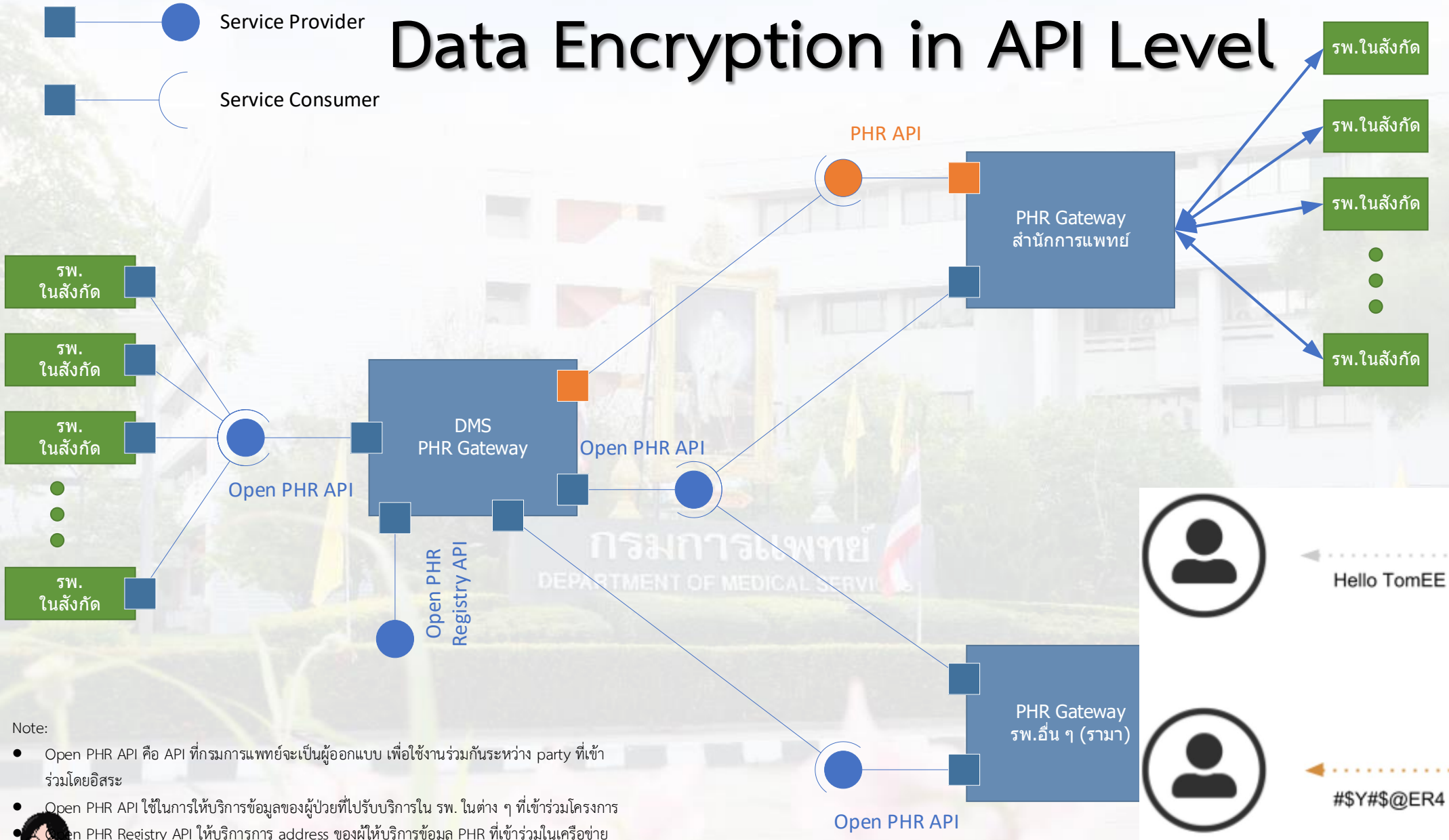
HL7 FHIR

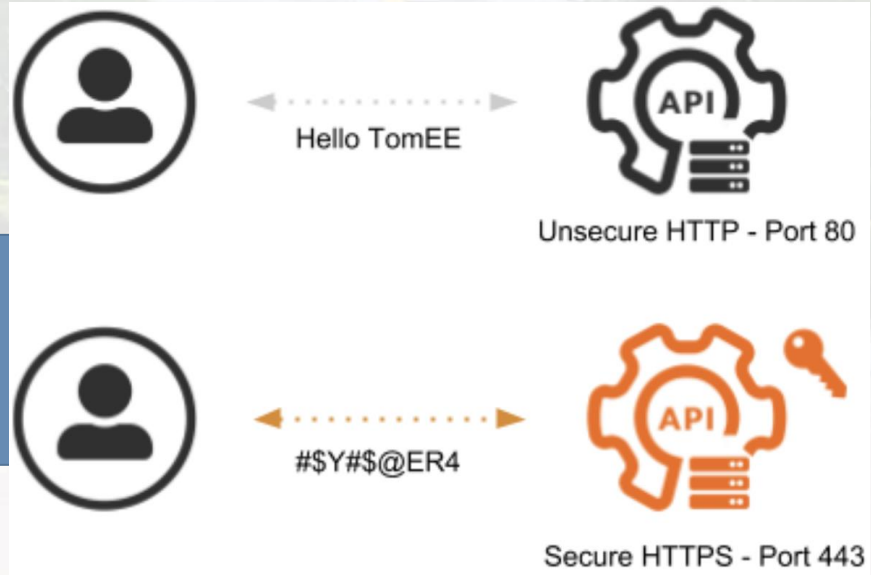
Fast Health Interoperability Resources

โรงพยาบาลในกรมการแพทย์ 30 โรง สามารถแลกเปลี่ยนข้อมูลผ่าน ระบบ DMS Big Data



Data Encryption in API Level





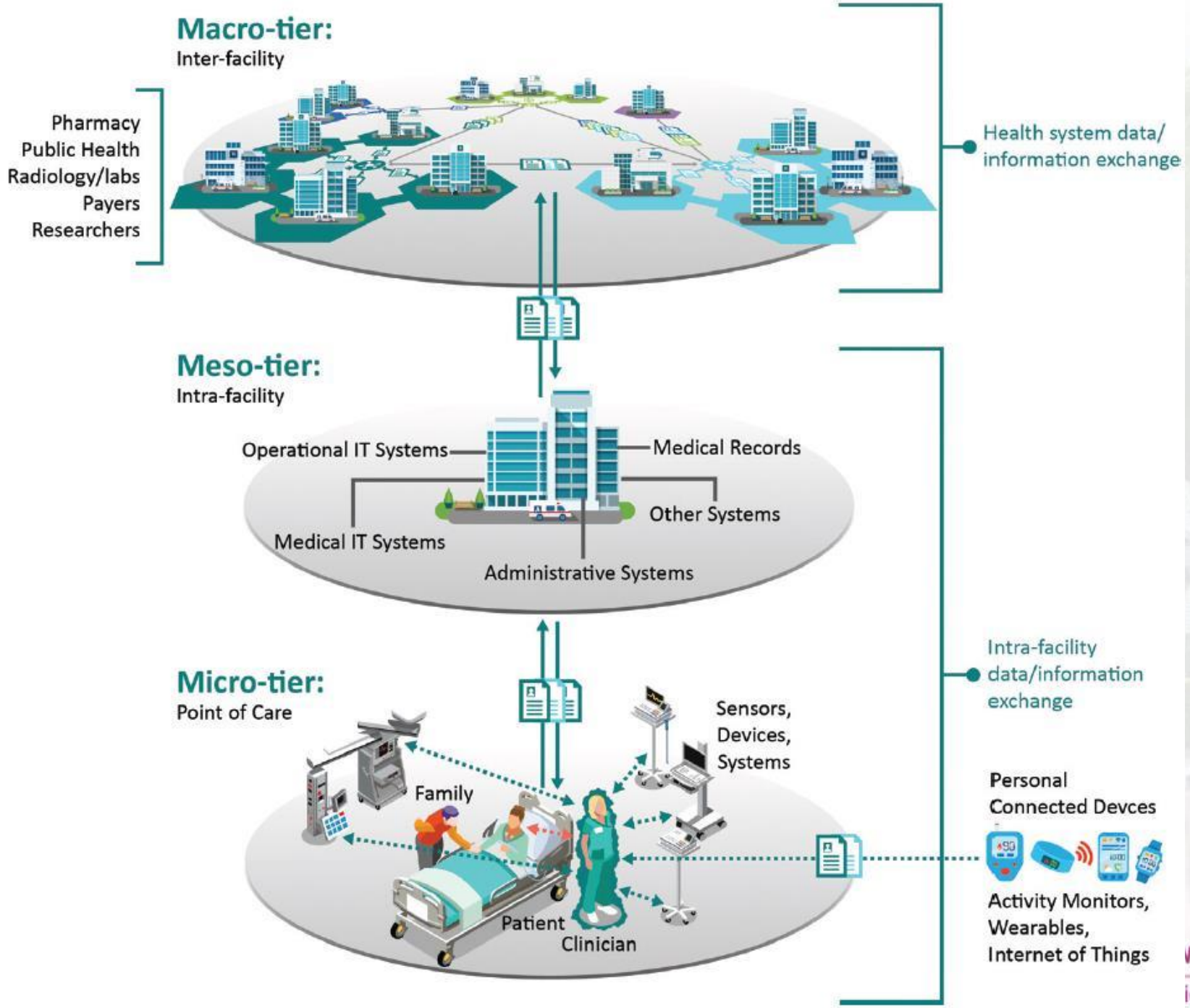
Note:

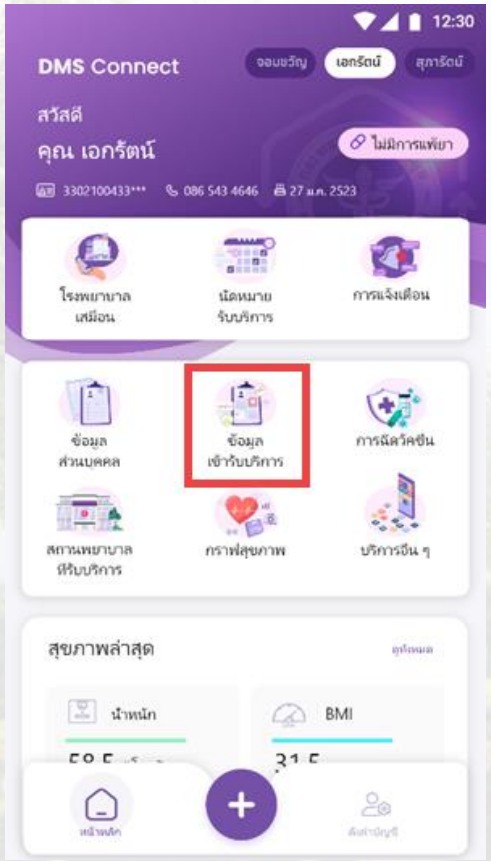
- Open PHR API คือ API ที่กรมการแพทย์จะเป็นผู้ออกแบบ เพื่อใช้งานร่วมกันระหว่าง party ที่เข้าร่วมโดยอิสระ
- Open PHR API ใช้ในการให้บริการข้อมูลของผู้ป่วยที่ไปรับบริการใน รพ. ในต่าง ๆ ที่เข้าร่วมโครงการ
- Open PHR Registry API ให้บริการการ address ของผู้ให้บริการข้อมูล PHR ที่เข้าร่วมในเครือข่าย Open PHR

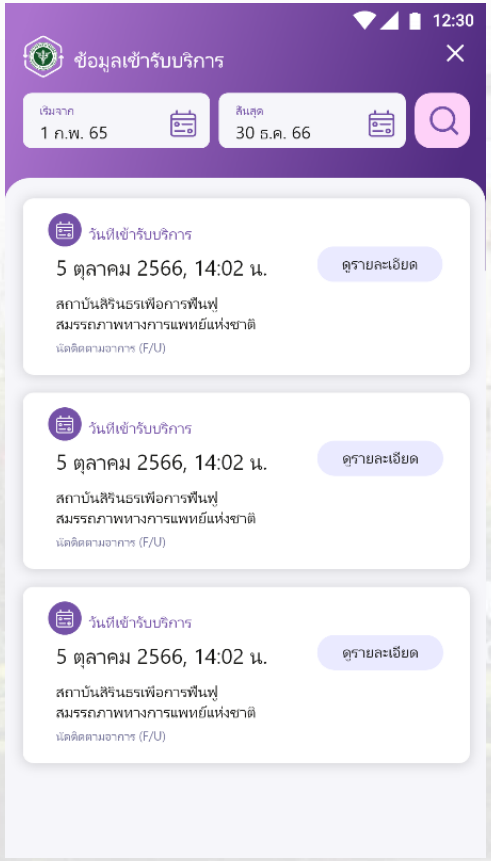
DMS 43 แฟ้ม+ v3.0 ใช้ในการเชื่อมโยงและแลกเปลี่ยนข้อมูลด้านการแพทย์

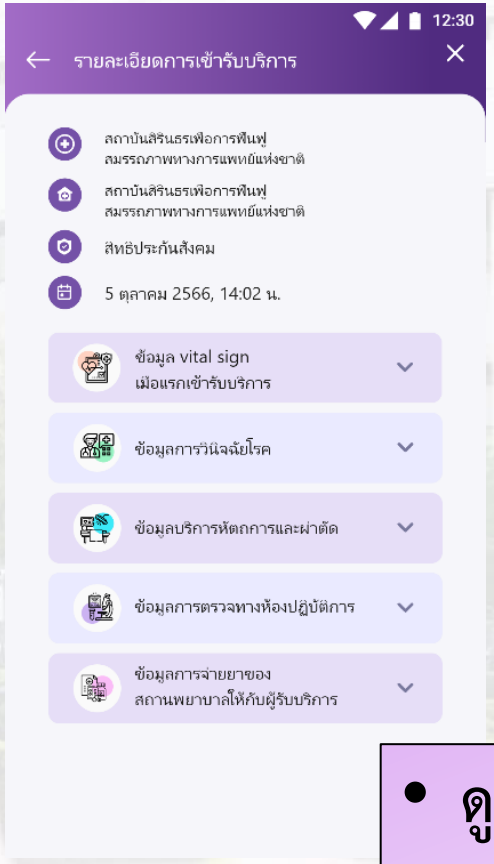
ชื่อแฟ้ม	ข้อมูลที่จัดเก็บ	ส่วนเพิ่มเติมของกรมการแพทย์
PERSON	ข้อมูลทั่วไปของประชาชน	ชื่อนามสกุล ภาษาอังกฤษ
ADDRESS	ข้อมูลที่อยู่ของผู้มารับบริการ	-
CARD	สิทธิประกันสุขภาพ	-
PROVIDER	ข้อมูลผู้ให้บริการบุคลากรทางการแพทย์	ข้อมูลผู้ให้บริการ เป็นภาษาอังกฤษ
DRUGALLERGY	การแพ้ยา	-
SERVICE	ประวัติการมารับบริการ	น้ำหนัก, ส่วนสูงแรกรับ
DIAGNOSIS_OPD	การวินิจฉัยโรคของผู้ป่วยนอก	การวินิจฉัยโรค, รหัส SNOMED-CT
DRUG_OPD	การจ่ายยาสำหรับผู้ป่วยนอก	รหัสยาของสถานพยาบาล ,รหัสยาTMT
PROCEDURE_OPD	การให้บริการหัตถการผู้ป่วยนอก	การทำหัตถการ,รหัส SNOMET-CT
CHARGE_OPD	ค่าใช้จ่ายของผู้ป่วยนอก	การทำหัตถการ,รหัส SNOMET-CT

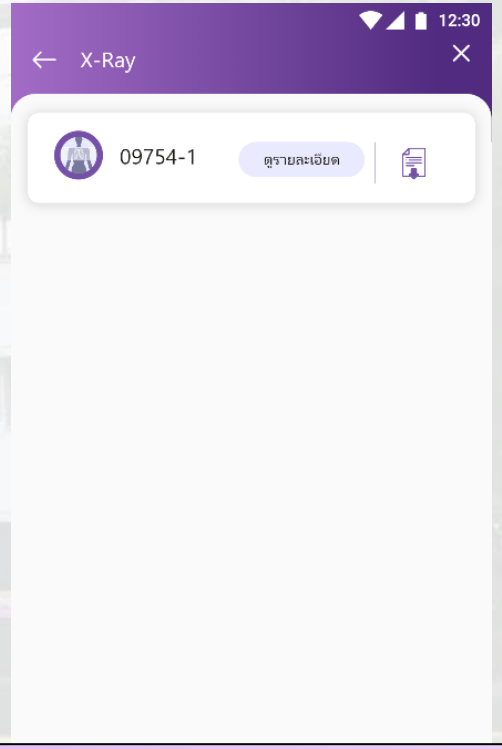
ชื่อแฟ้ม	ข้อมูลที่จัดเก็บ	ส่วนเพิ่มเติมของกรมการแพทย์
LABFU	การตรวจทางห้องปฏิบัติการของผู้ป่วยทุกราย	รายละเอียดของการตรวจวัด
ADMISSION	ประวัติการรับผู้ป่วยไว้รักษาในโรงพยาบาล	-
DIAGNOSIS_IPD	การวินิจฉัยโรคของผู้ป่วยใน	การวินิจฉัยโรค,รหัส SNOMED-CT
DRUG_IPD	การจ่ายยาสำหรับผู้ป่วยใน	รหัสยาTMT ,วิธีการจ่ายยา
PROCEDURE_IPD	การให้บริการหัตถการผู้ป่วยใน	หัตถการ,รหัส SNOMET-CT
APPOINTMENT	การนัดมารับบริการครั้งต่อไป	ประเภทการนัด
EPI	การให้บริการวัคซีนกับผู้ที่มารับบริการ	รายละเอียดวัคซีน
REFER_HISTORY	ประวัติการส่งต่อผู้ป่วย	-
PERSON_CONTACT	บุคคลอ้างอิง สำหรับติดต่อผู้ป่วย	-
PERSON_DRUG	ข้อมูลยาประจำตัว	-
CHARGE_IPD	ค่าใช้จ่ายของผู้ป่วยใน	-


Macro-tier:
Inter-facility
Pharmacy
Public Health
Radiology/labs
Payers
Researchers
Health system data/
information exchange
Meso-tier:
Intra-facility
Operational IT Systems
Medical Records
Other Systems
Medical IT Systems
Administrative Systems
Intra-facility
data/information
exchange
Micro-tier:
Point of Care
Sensors,
Devices,
Systems
Family
Patient
Clinician
Personal
Connected Devces
Activity Monitors,
Wearables,
Internet of Things

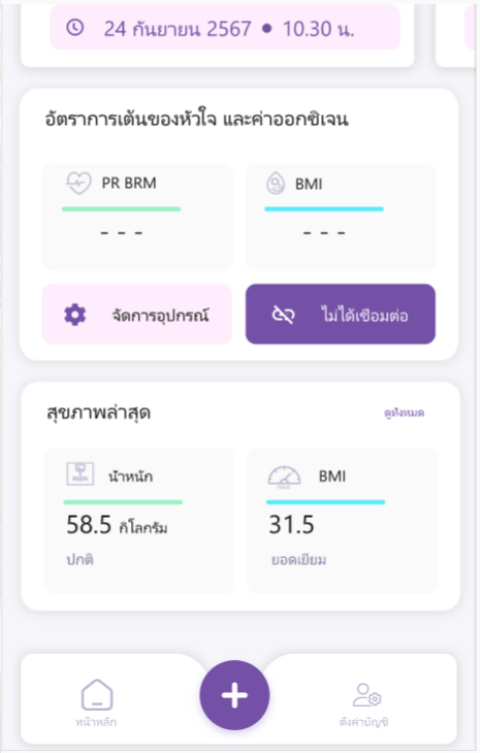


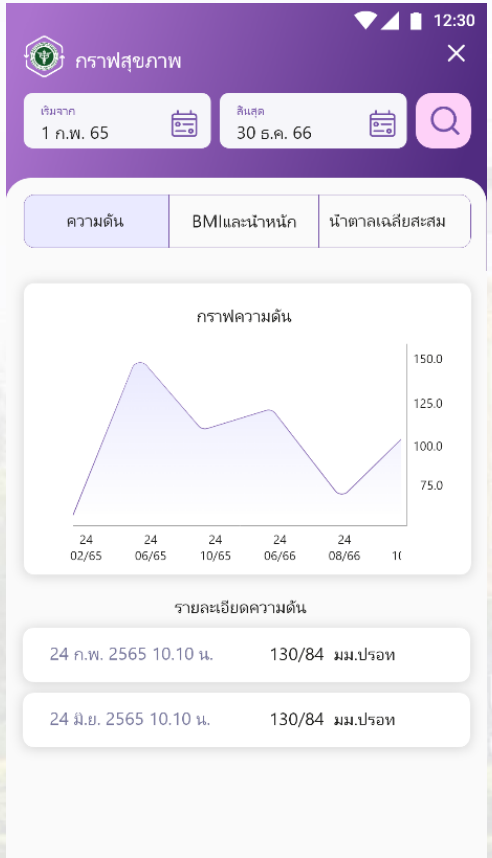


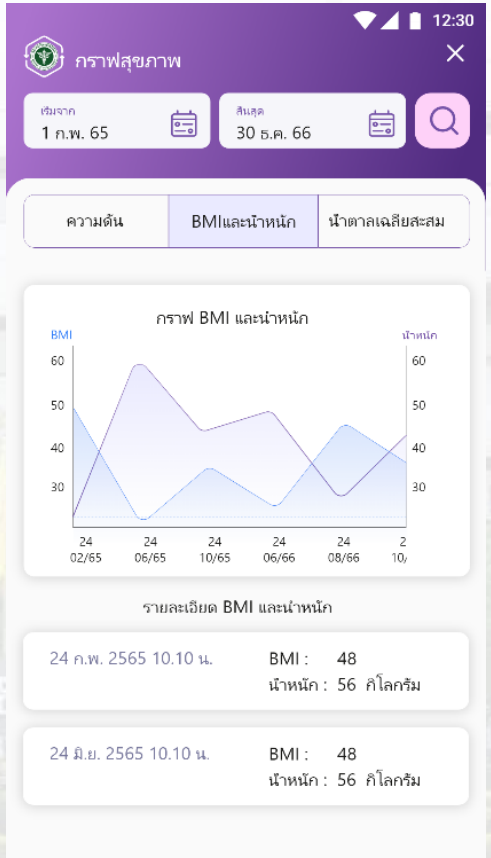


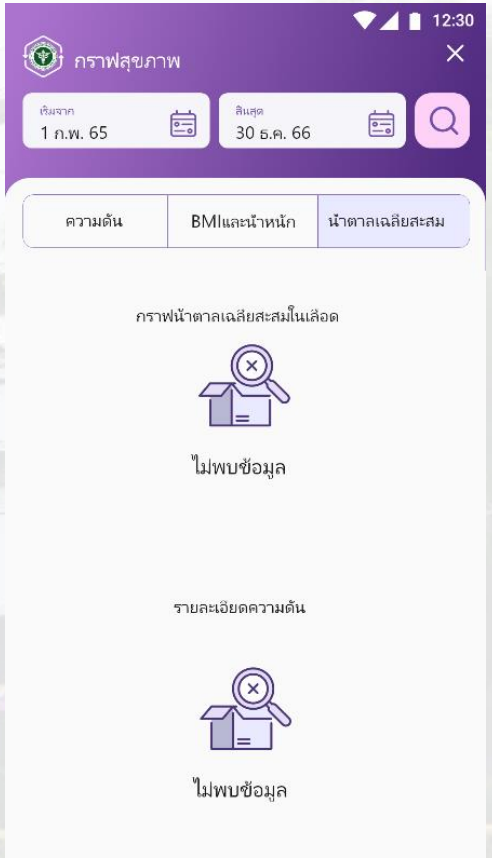


- ดูข้อมูลเข้ารับบริการ
- รายละเอียดการเข้ารับบริการ
- ข้อมูลการเข้ารับบริการ X-Ray

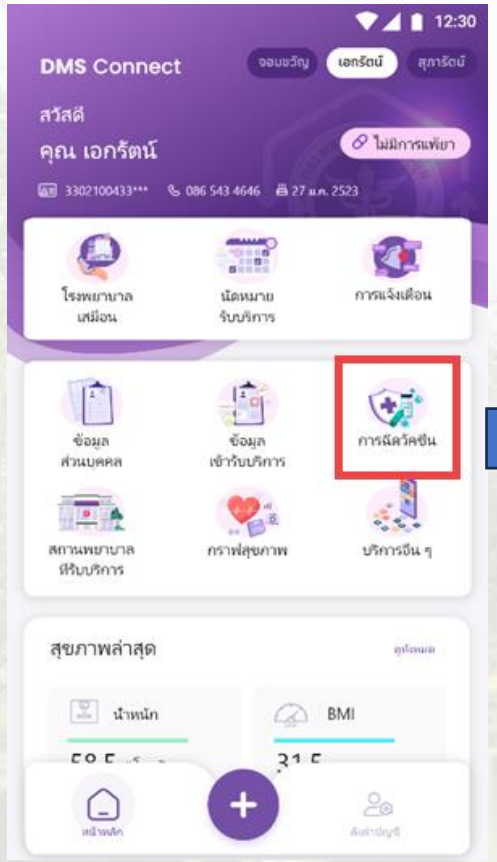


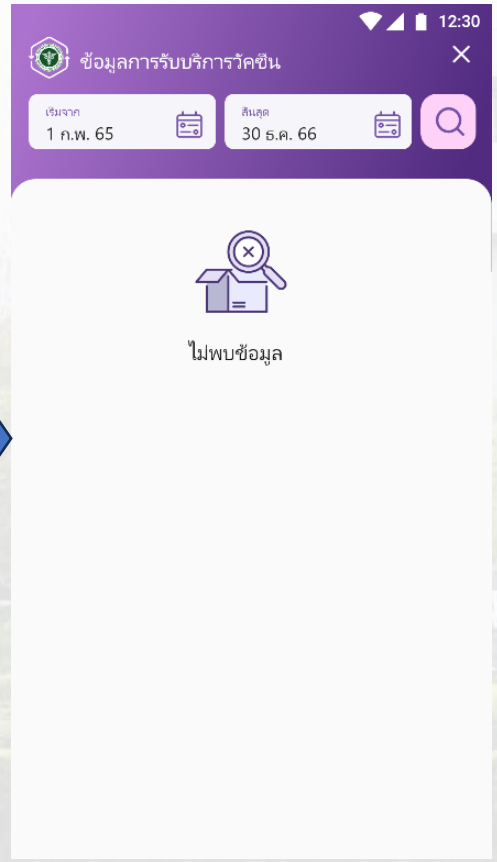


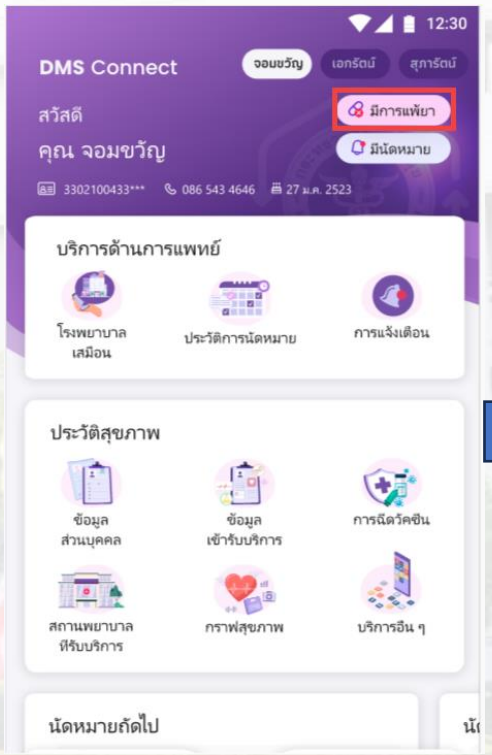


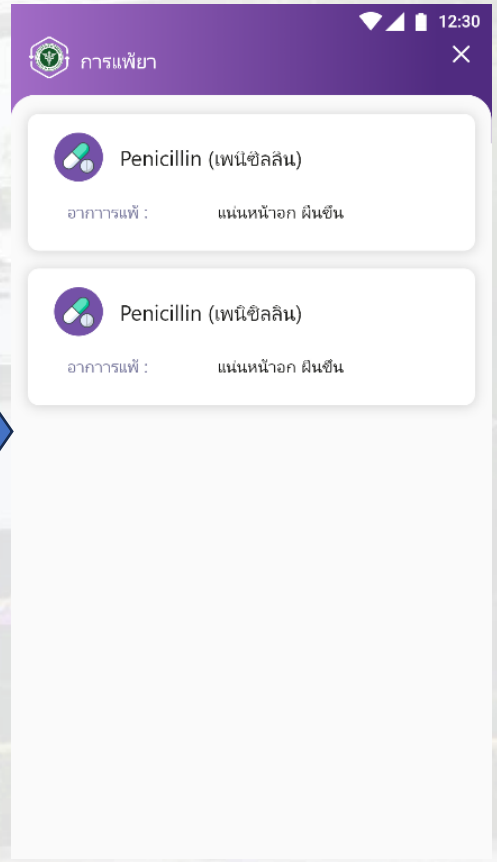


- เชื่อมต่ออุปกรณ์ ดูข้อมูลกราฟสุขภาพ ความดัน BMI และน้ำหนัก น้ำตาลเฉลี่ยสะสม









- ข้อมูลการรับบริการวัคซีน

- ข้อมูลการแพ้ยา

ประวัติการรักษา

ตรวจ :

27 มี.ค. 2564 07:03 น.

คลินิก : คลินิกตรวจค้นหาความเสี่ยงโรคมะเร็ง B4 (นอกเวลา)
สิทธิการรักษา : ตรวจสุขภาพชาย > 40
แพทย์ผู้ตรวจ : นพ.วีร์ ฉายากุล
น้ำหนัก (กก.) : 80.0
ส่วนสูง (ซม.) : 184.0
ดัชนีมวลกาย (BMI) : 23.63
ความดัน (mm Hg) : 127/68
อุณหภูมิ (C) : 36.0
อัตราการเต้นหัวใจ : 95
การหายใจ : 20
อาการนำ : ตรวจสุขภาพค้นหาความเสี่ยงโรคมะเร็ง(มีนัดล่วงหน้า)
เวลานัด : 27 มี.ค. 2564 10:03 น.
เวลาซักประวัติ : 27 มี.ค. 2564 07:03 น.
เวลาจำหน่าย : 27 มี.ค. 2564 09:03 น.
นัดหมายส่งผล : General medical examination
คำแนะนำหลังตรวจ :

ประวัติการใช้ยา

8 พ.ค. 2563 11:05 น.

ชื่อยา : AMOXYCILLIN 500 MG
จำนวนที่รับ : 20 capsule
วิธีใช้ยา : รับประทาน ครั้งละ 2 แคปซูล วันละ 2 ครั้ง หลังอาหาร เช้า เย็น
คำแนะนำ: รับประทานยาติดต่อกันจนยาหมด
สรรพคุณ: ยาฆ่าเชื้อ
ข้อควรระวัง : -

แพทย์ที่สั่ง : นพ.เอกภพ แสงอริยวนิช
คลินิกที่สั่ง : คลินิกหู คอ จมูก C8

8 พ.ค. 2563 11:05 น.

ระบบการจัดการข้อร้องเรียนและความพึงพอใจ

VOC

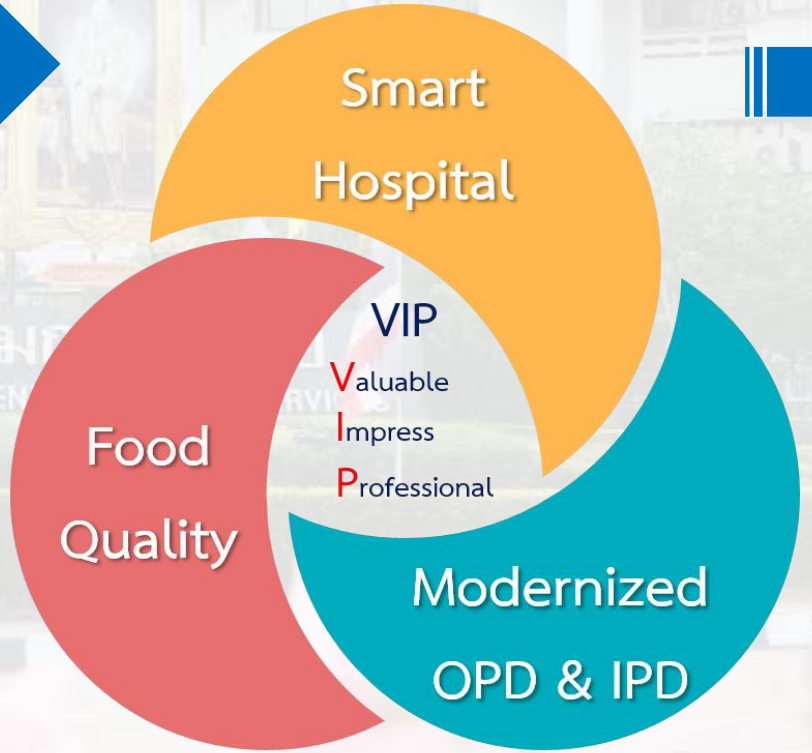
ข้อร้องเรียน

1. คุณภาพการให้บริการ
2. การบริหารงานทั่วไป

ความไม่พึงพอใจ

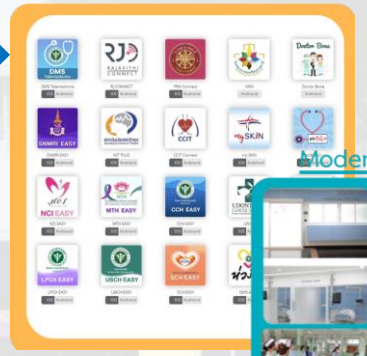
1. สถานที่บริการไม่เพียงพอต่อความต้องการ
2. ป้ายบอกทางในแต่ละจุดไม่ชัดเจน
3. ระยะเวลารอคอยนาน

Re-Process



Result

Smart Hospital



Modernize OPD & IPD

Food Quality

Patients' Pain Point

พื้นที่ทุรกันดาร & ห่างไกลจากสถานพยาบาล

Digital Disruption : Smart Hospital

สำนักดิจิทัลการแพทย์
DIGITAL MEDICAL BUREAU

ความสำเร็จ มั่นคง ยั่งยืน

-พรบ. ข้อมูลสุขภาพส่วนบุคคล,

-กำหนดแนวทางยืนยันตัวตน,เชื่อมข้อมูลสุขภาพ

Hospital Information system

Electronic Medical Record

แพทย์ส่งการรักษาผ่านระบบดิจิทัล

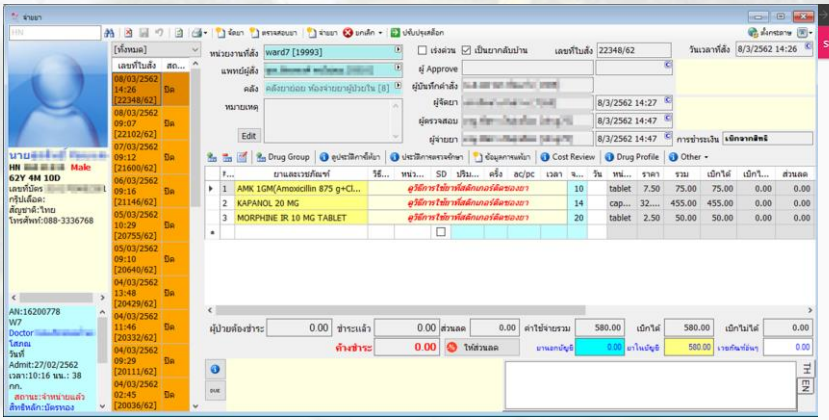
e-Consent Application

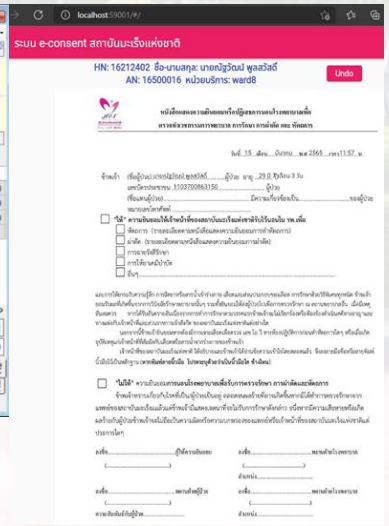
Patient Contact Center

ลงทะเบียนผู้ป่วย Online

EASY Mobile App

Smart Appointment Smart Queue





STAGE	HIMSS Analytics EMRAM EMR Adoption Model Cumulative Capabilities
7	Complete EMR: external HIE, data analytics, governance, disaster recovery, privacy and security
6	Technology enabled medication, blood products, and human milk administration; risk reporting
5	Physician documentation using structured templates; full CDS; intrusion/device protection
4	CPOE; CDS (clinical protocols); Nursing and allied health documentation; basic business continuity
3	Nursing and allied health documentation; eMAR; role-based security
2	CDR; Internal interoperability; basic security
1	Ancillaries - Lab, Rad, Pharmacy, PACS for DICOM & Non-DICOM - All Installed
0	All Three Ancillaries Not Installed

DMS Telemedicine Mobile Application

DMS Telemedicine

Google Play | App Store | HUAWEI

- รพ.สังกัดกรมการแพทย์ทุกแห่งมีระบบ Telemedicine, 64 : 11,474 65 : 74,647 visit
- ให้บริการแก่หน่วยบริการที่สนใจเข้าร่วม

- มีระบบยืนยันตัวบุคคลที่ได้มาตรฐาน
- มี e-Consent ก่อนการใช้งาน & คำแนะนำการลงนามให้ความยินยอม
- มีระบบบันทึก VDO ระหว่างให้บริการ Telemedicine
- Tele-Consult & Tele-Refer
- Multi Lingual Application (อังกฤษ จีน เขมร พม่า มลายู)

- มีระบบให้คำแนะนำการใช้ยาโดยเภสัชกร (Telepharmacy) & ส่งยาทางไปรษณีย์
- มีระบบคัดกรองผู้ป่วย NCD
- ให้คำแนะนำกลุ่มที่ควรพบแพทย์ผ่าน Chat
- คืน Personal Health Record (PHR) ได้

ประชาชนได้รับ

- ❖ เพิ่มการเข้าถึงบริการ ลดความเหลื่อมล้ำ
- ❖ ลดการแออัดใน รพ.
- ❖ ลดค่าใช้จ่าย/เวลาในการเดินทาง
- ❖ ได้รับการดูแลรักษาต่อเนื่อง
- ❖ รับยาและวัสดุทางการแพทย์ผ่านไปรษณีย์ และตรวจสอบขั้นตอนการส่งได้ตลอดเวลา

สรุปการเบิกจ่ายบัตรทองและประกันสังคมของผู้ป่วยโรงพยาบาลศรีนครินทร์ ระหว่างเดือนตุลาคม 2566-กรกฎาคม 2567

สิทธิการรักษา	ค่าใช้จ่ายส่งเบิก	ค่าตอบแทนที่ได้รับ	ขาดทุน	คิดเป็นร้อยละ
บัตรทอง รพ.ศรี ผู้ป่วยนอกและใน	91,803,489.50	40,947,241.99	-50,856,247.51	55.40
บัตรทอง ส่งต่อผู้ป่วยนอก	363,632,814.75	269,272,191.38	-94,360,623.37	25.95
บัตรทอง ส่งต่อผู้ป่วยใน	902,389,508.29	533,747,172.29	-368,642,336.00	40.85
ประกันสังคมผู้ป่วยนอกและใน	93,106,479.50	42,705,818.66	-50,400,660.84	54.41
สรุปขาดทุนรวมบัตรทองและประกันสังคม	1,450,932,290	886,672,422	-564,259,866	38.89

ระบบงานภายใน

DMS ERP

ระบบการบริหารคลังพัสดุ
Inventory Management

ระบบการควบคุมและติดตาม
การใช้จ่ายงบประมาณ
Budget Control
and Monitoring

ระบบการจ่ายเงินและบัญชีเจ้าหนี้
Account Payable

ระบบทะเบียนและ
บัญชีสินทรัพย์/ครุภัณฑ์
Fixed Asset Management

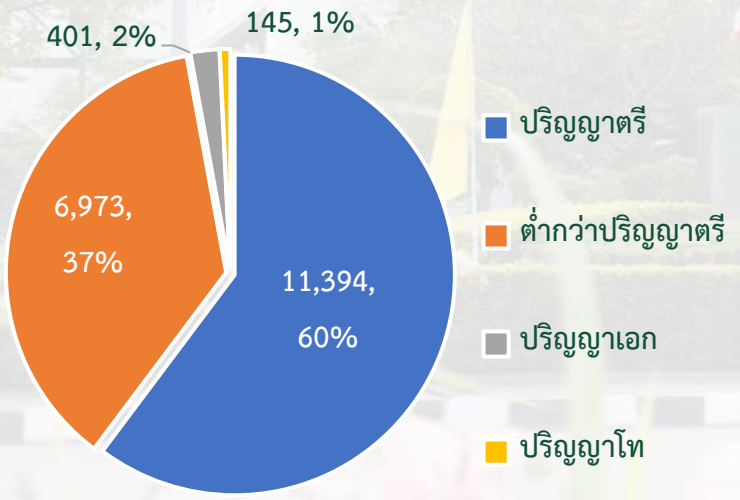
ระบบบัญชีแยกประเภท
General Ledger

ระบบการจัดซื้อจัดจ้าง
Procurement Management

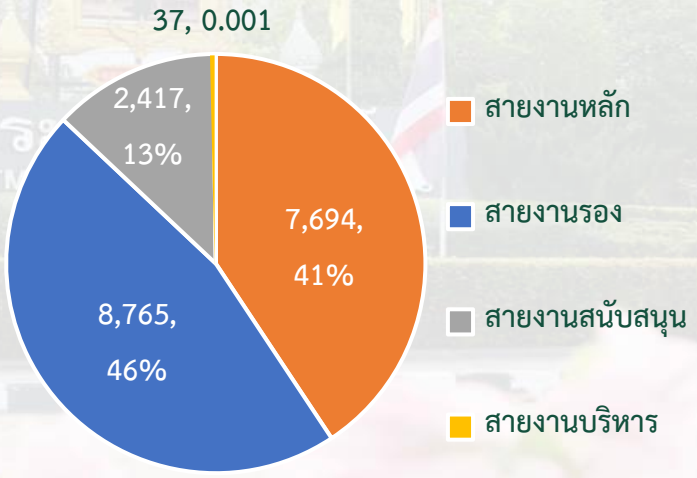
บุคลากร

บุคลากรกรมการแพทย์รวมทั้งสิ้นจำนวน 18,913 คน

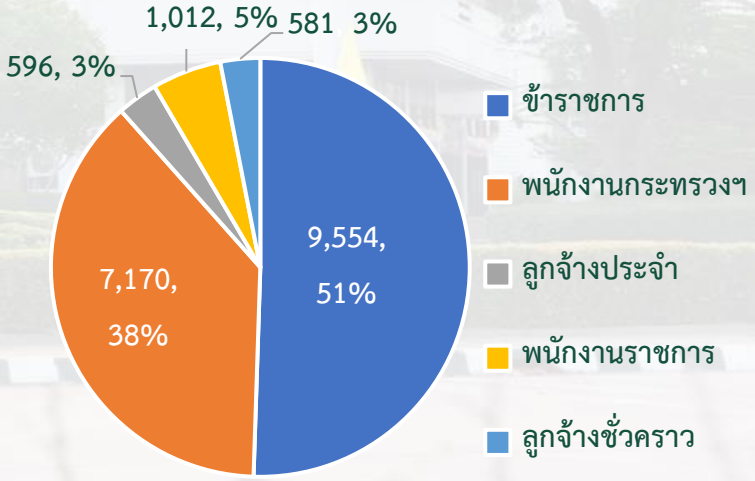
จำแนกตามระดับการศึกษา



จำแนกตามสายงาน



จำแนกตามประเภทการจ้าง



ข้อมูล ณ วันที่ 12 มิถุนายน 2567