Nursing Data Science
สิ่งที่พยาบาลควรรู้เรื่องข้อมูล

ผศ.ดร.อานนท์ ศักดิ์วรวิชญ์
อาจารย์ประจำสาขาวิชาวิทยาการประกันภัยและการบริหารความเสี่ยง
คณะสถิติประยุกต์ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์

- พยาบาลไทยทำอะไรบ้าง?
- ข้อมูลคือกำเนิดแห่งวิชาชีพพยาบาล!!!
- Data Science
- วิทยาการข้อมูลในฐานะศาสตร์พระราชา
- Big Data
- Nursing Data Science
- Electronic medical record!!!
- หุ่นยนต์พยาบาล เมื่อประชากรสูงอายุพยาบาลก็แก่มาก!!!!
- Simulator for nursing education
- Big data and personalized healthcare and nursing

พยาบาลไทย ทำอะไรได้บ้าง?

The Relationship between Nurse Work Schedules, Sleep Duration, and Drowsy Driving

Linda D. Scott, PhD, RN[1]; Wei-Ting Hwang, PhD[2]; Ann E. Rogers, PhD, RN, FAAN[3]; Tami Nysse, MSN, RN[4]; Grace E. Dean, PhD, RN[5]; David F. Dinges, PhD[3]

[1]Kirkhof College of Nursing, Grand Valley State University, Grand Rapids, MI; [2]Department of Biostatistics and Epidemiology, Center for Clinical Epidemiology and Biostatistics and [3]Center for Sleep and Respiratory Neurobiology School of Medicine, University of Pennsylvania, Philadelphia; [4]Spectrum Health, Grand Rapids, MI; [5]University of Buffalo, Buffalo, NY

Study Objectives: Recent studies have shown that extended shifts worked by hospital staff nurses are associated with significantly higher risk of errors, yet little information is available about the ability to remain alert during the nurses' commutes following the completion of an extended work shift. The purpose of this study is to describe the prevalence of drowsy driving episodes and the relationship between drowsy driving and nurse work hours, alertness on duty, working at night, and sleep duration.

Participants: Data were collected from 2 national random samples of registered nurses (n = 895).

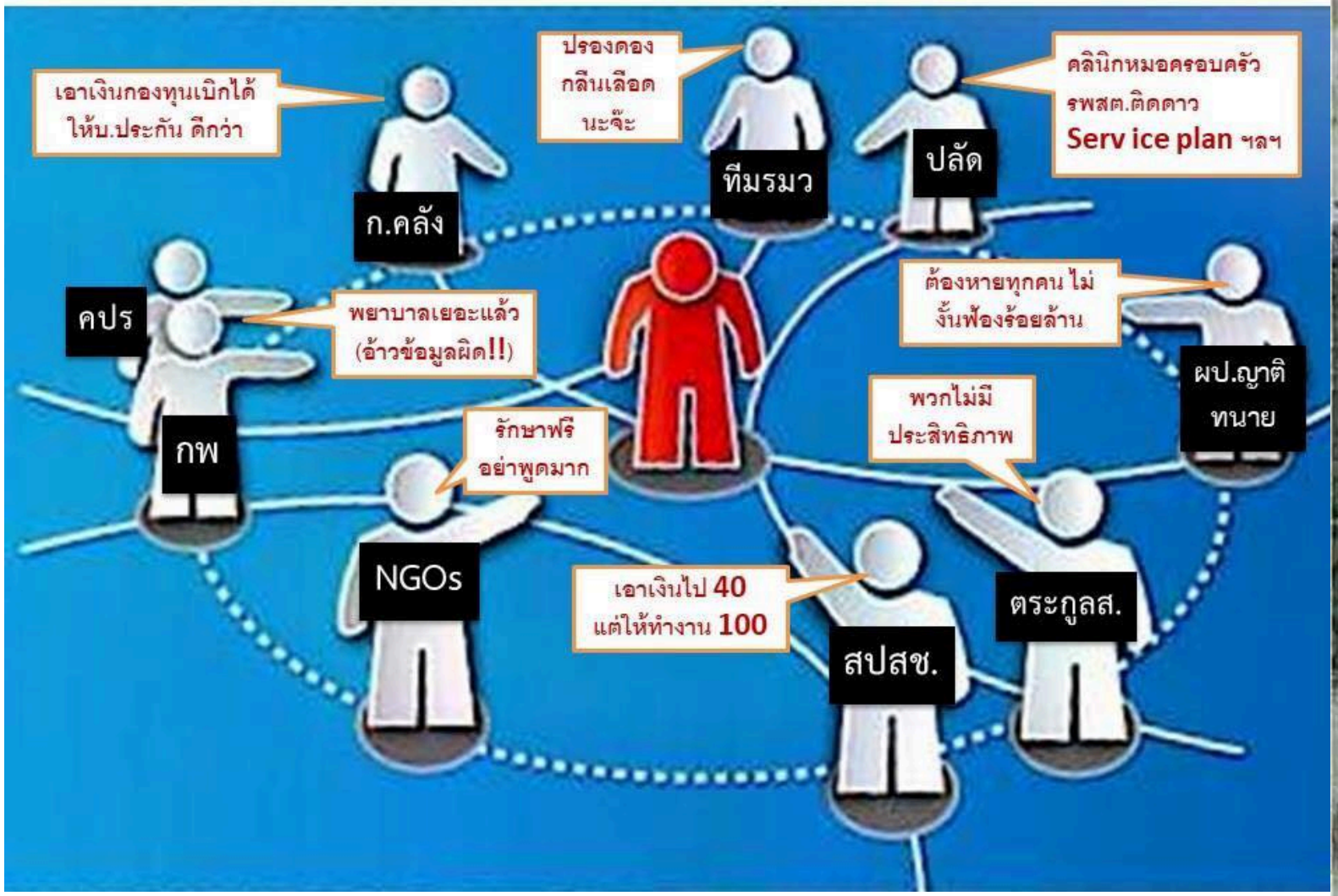
Measurements and Results: Full-time hospital staff nurses (n = 895) completed logbooks on a daily basis for 4 weeks providing information concerning work hours, sleep duration, drowsy and sleep episodes at work, and drowsy driving occurrences. Almost 600 of the nurses (596/895) reported at least 1 episode of drowsy driving, and 30 nurses reported experiencing drowsy driving following every shift worked. Shorter sleep durations, working at night, and difficulties remaining awake at work significantly increased the likelihood of drowsy driving episodes.

Conclusions: Given the large numbers of nurses who reported struggling to stay awake when driving home from work and the frequency with which nurses reported drowsy driving, greater attention should be paid to increasing nurse awareness of the risks and to implementing strategies to prevent drowsy driving episodes to ensure public safety. Without mitigation, fatigued nurses will continue to put the public and themselves at risk.

Keywords: Nurse work schedules, sleep duration, drowsy driving, motor vehicle crashes, staff nurse work hours

Citation: Scott LD; Hwang WT; Rogers AE; Nysse T; Dean GE; Dinges DF. The relationship between nurse work schedules, sleep duration, and drowsy driving. *SLEEP* 2007;30(12):1801-1807.

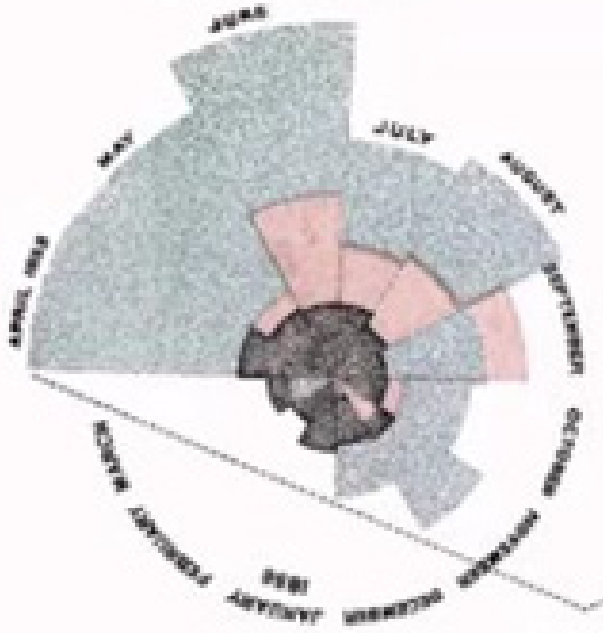
กระทรวงสาธารณสุข M.O.N.G. (ม่อง) 4.0



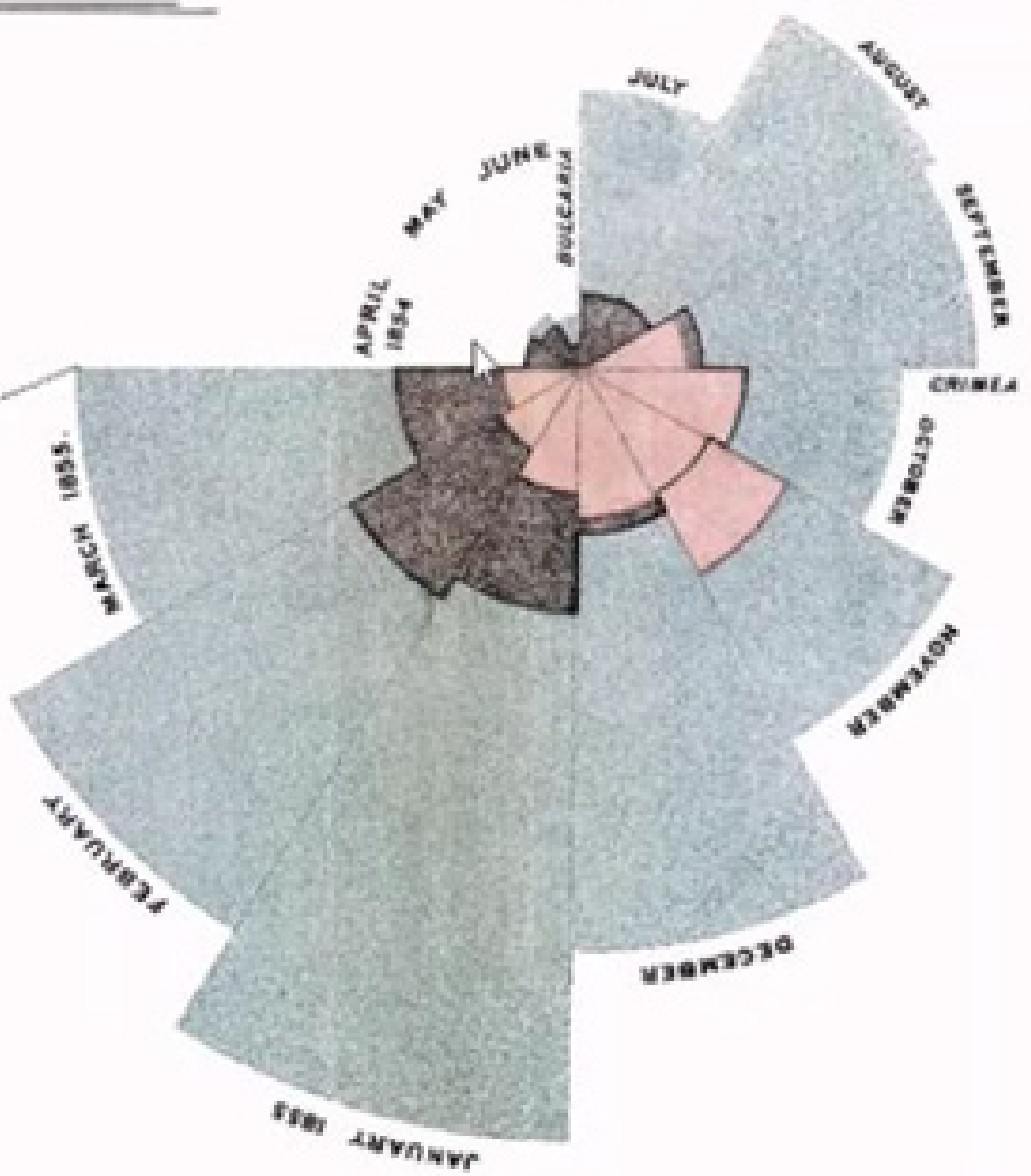
ข้อมูลคือกำเนิดแห่งวิชาชีพพยาบาล!!!

DIAGRAM of the CAUSES of MORTALITY IN THE ARMY IN THE EAST.

2.
APRIL 1855 to MARCH 1856.



1.
APRIL 1854 to MARCH 1855.



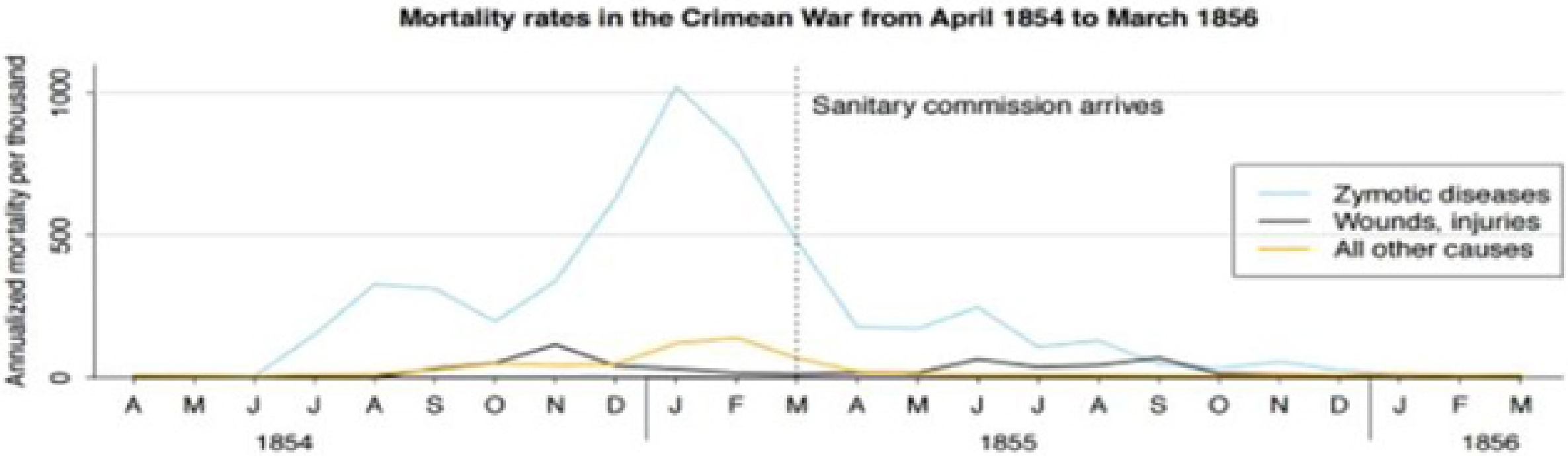
The Areas of the blue, red, & black wedges are each measured from the centre as the common vertex.

The blue wedges measured from the centre of the circle represent area for area the deaths from Preventible or Mitigable Zymotic diseases, the red wedges measured from the centre the deaths from wounds, & the black wedges measured from the centre the deaths from all other causes.

The black line across the red triangle in Nov.r 1854 marks the boundary of the deaths from all other causes during the month.

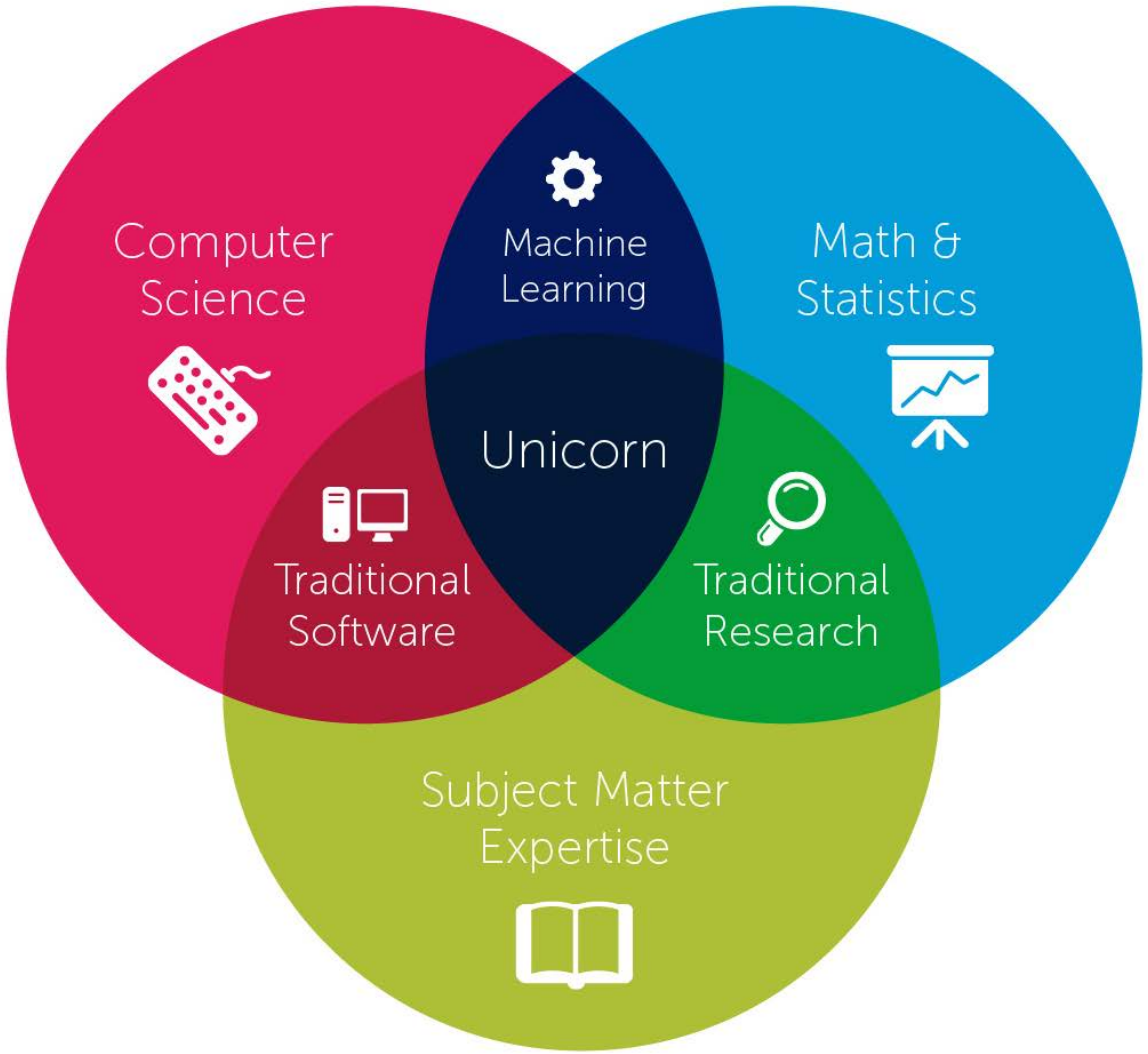
In October 1854, & April 1855, the black area coincides with the red, in January & February 1856, the blue coincides with the black.

The entire areas may be compared by following the blue, the red & the black lines enclosing them.


Mortality rates in the Crimean War from April 1854 to March 1856
Annualized mortality per thousand
0
500
1000
Sanitary commission arrives
Zymotic diseases
Wounds, injuries
All other causes
A M J J A S O N D J F M A M J J A S O N D J F M
1854
1855
1856

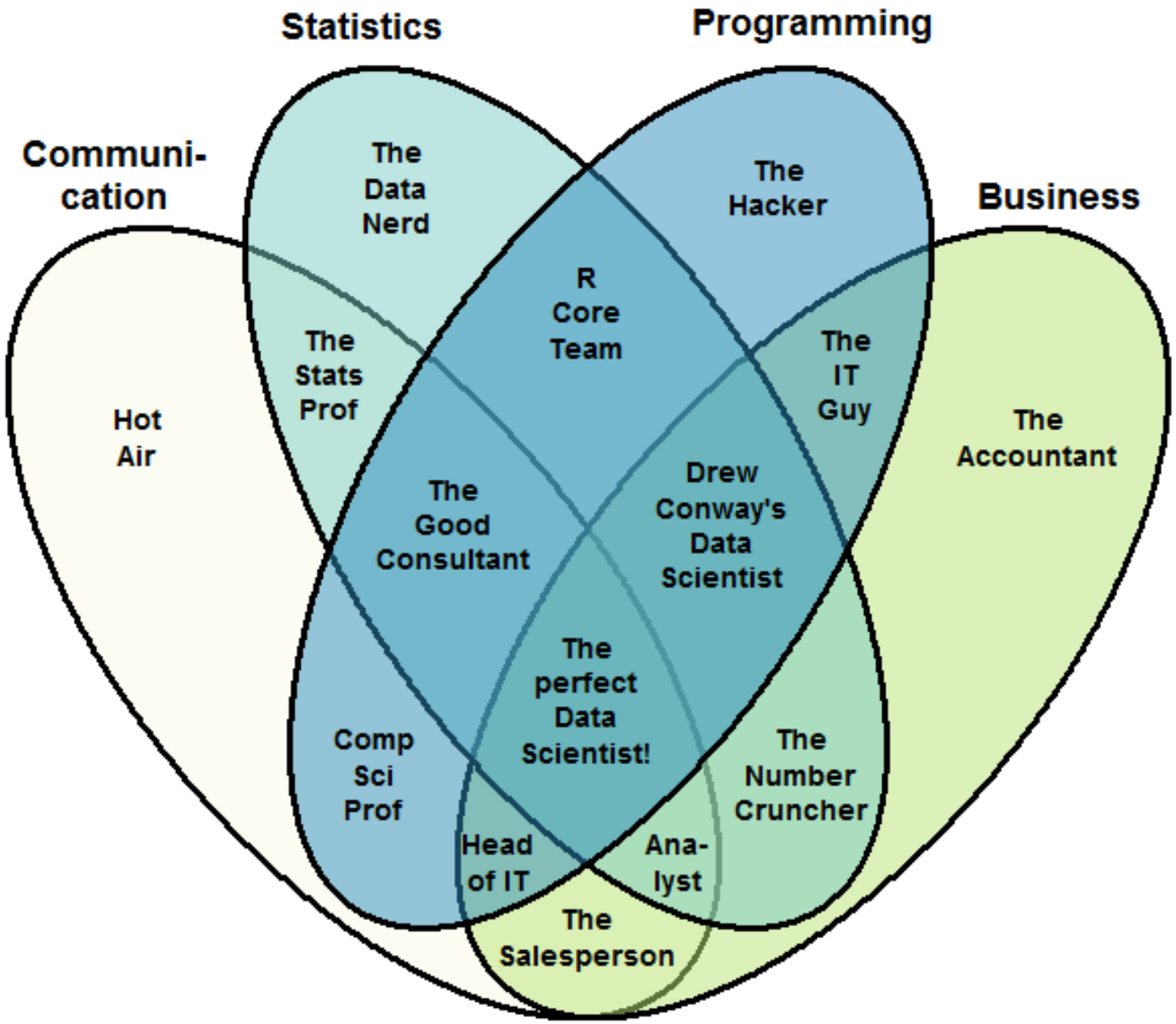
Data Science

Data Science

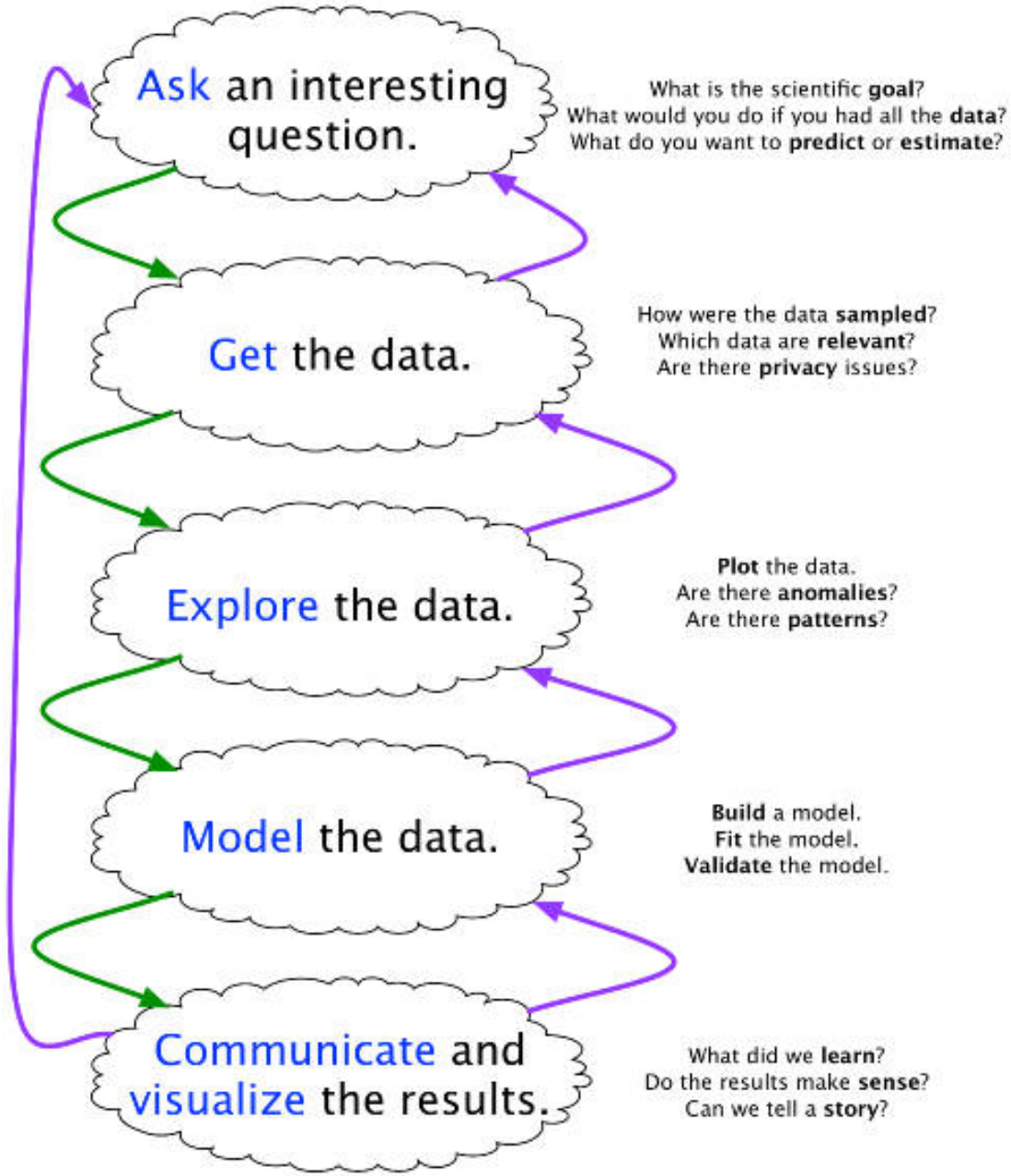


Copyright © 2014 by Steven Geringer Raleigh, NC.
Permission is granted to use, distribute, or modify this image,
provided that this copyright notice remains intact.

The Data Scientist Venn Diagram



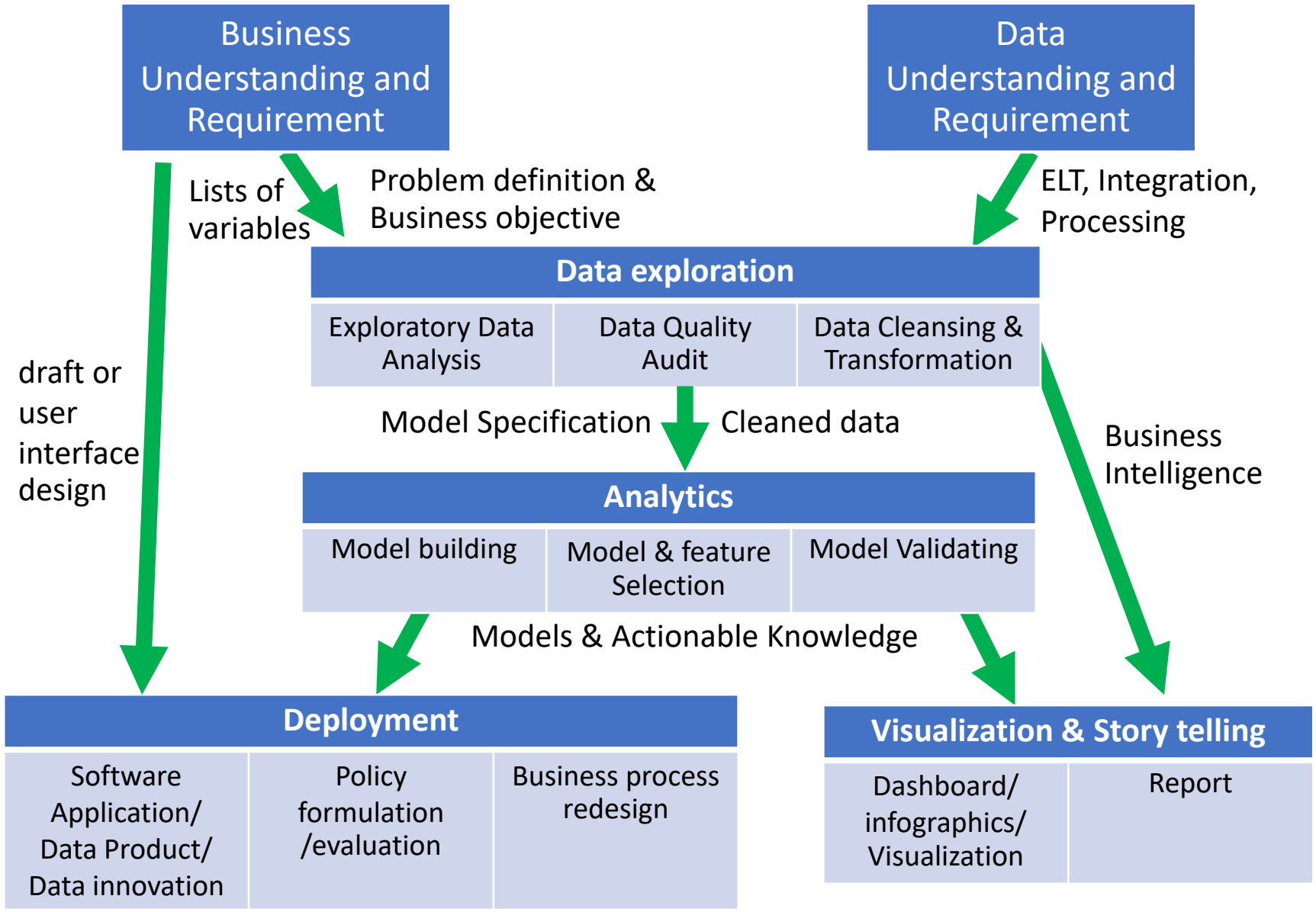
The Data Science Process



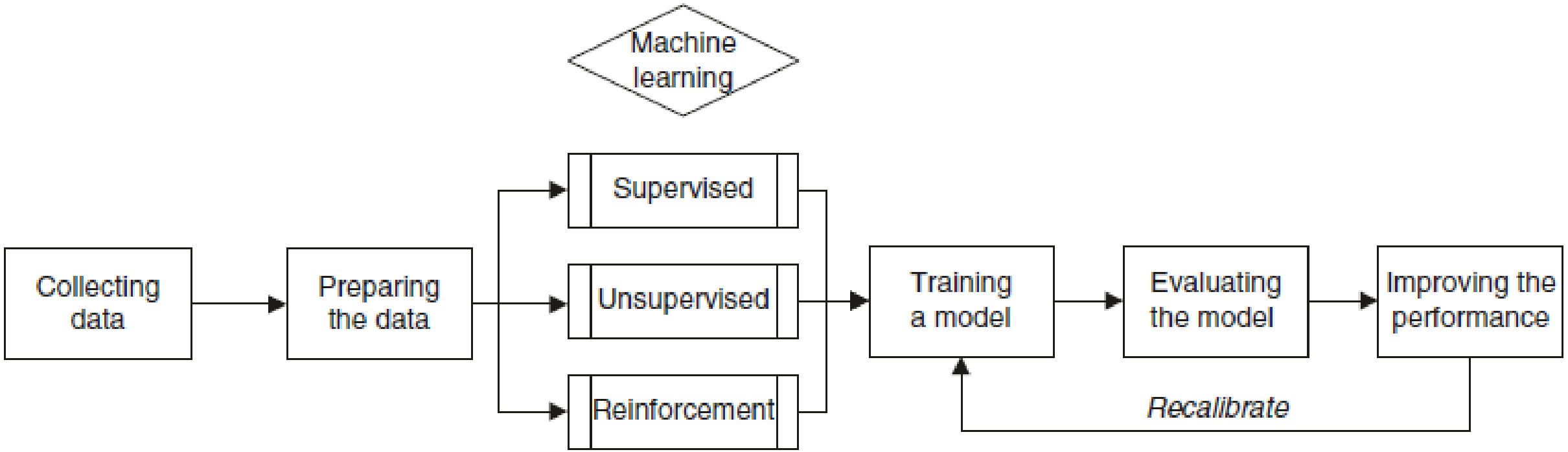
Joe Blitzstein and Hanspeter Pfister, created for the Harvard data science course http://cs109.org/.

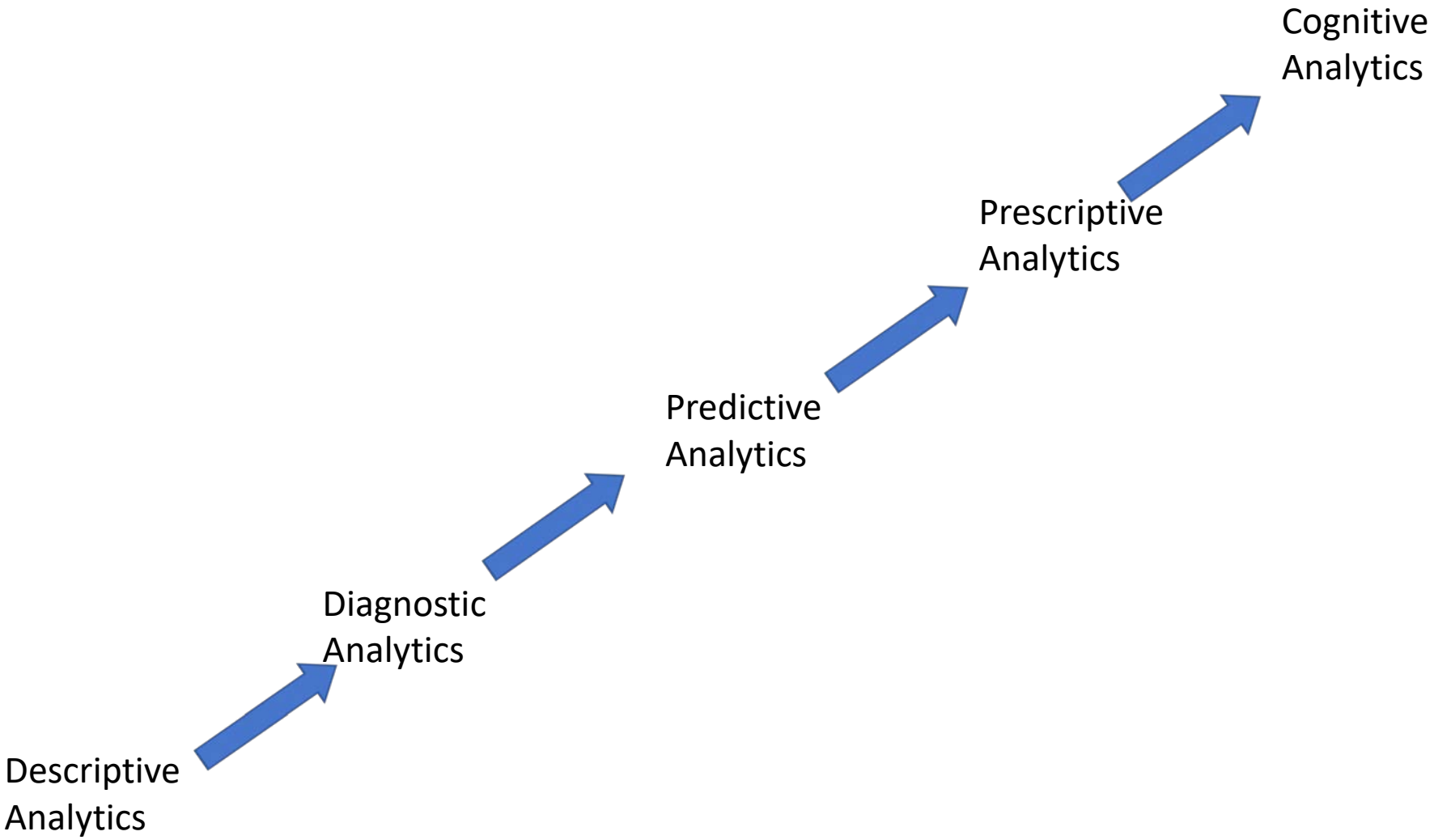
Data Science Process

Competitive Advantage, Sustainability, Integrity & Transparency, Security, Societal Well-Being

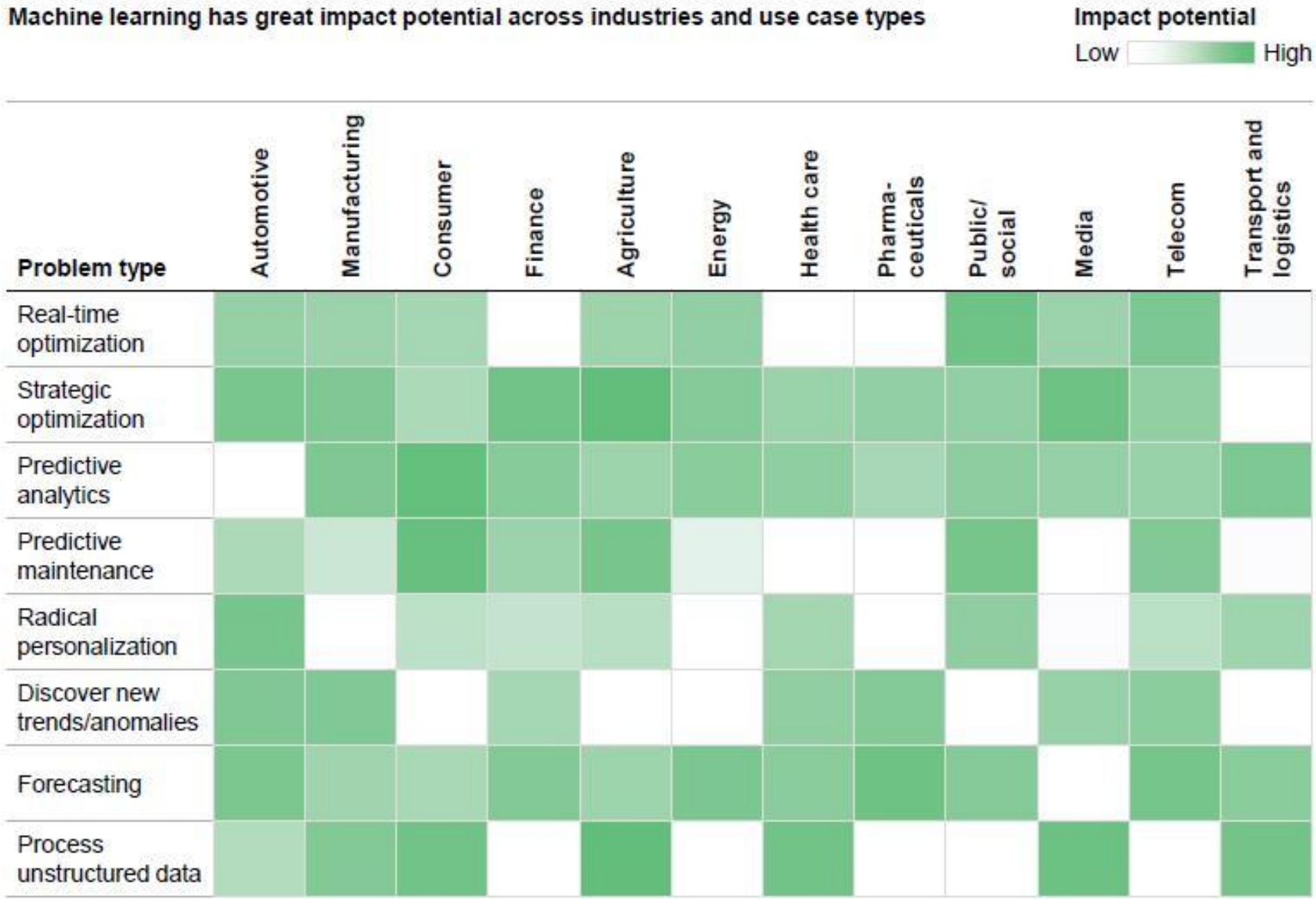


ANALYZE
INTERPRETATION
CLARITY
DATA LITERACY
STORY TELLING
NARRATE
DESIGN


Machine learning
Collecting data
Preparing the data
Supervised
Unsupervised
Reinforcement
Training a model
Evaluating the model
Improving the performance
Recalibrate


Descriptive Analytics
Diagnostic Analytics
Predictive Analytics
Prescriptive Analytics
Cognitive Analytics

Machine learning has great impact potential across industries and use case types



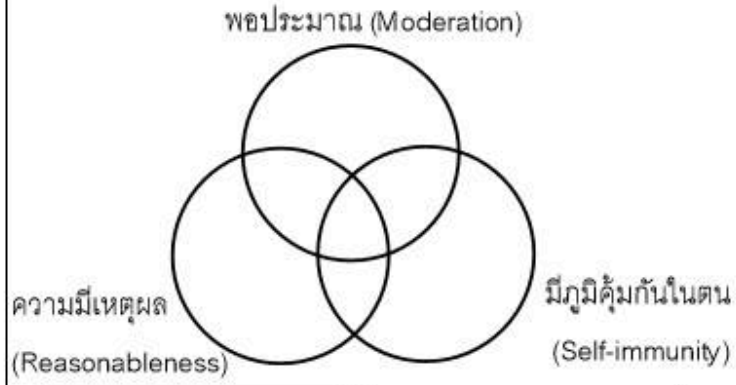
SOURCE: McKinsey Global Institute analysis

วิทยาการข้อมูลในฐานะศาสตร์พระราชา

ศาสตร์พระราชา

ปรัชญาในฐานะหลักการนำทาง
(Philosophy as guiding principles)

ทางสายกลาง (The middle path)



ฐานความรู้ (Knowledge condition)	ฐานคุณธรรม (Moral condition)

ปรัชญาเศรษฐกิจพอเพียง
(Sufficiency Economy Philosophy)

การพัฒนาอย่างยั่งยืน (Sustainable Development)

ครองแผ่นดินโดยธรรมเพื่อประโยชน์สุขแห่งมหาชนชาวสยาม

(Reign in righteousness for the well-being of Thai citizens)

พออยู่พอกิน (Living in contentment) รู้รักสามัคคี (Living in harmony and unity)

ผลลัพธ์
(Ends)

โครงการพระราชดำริกว่าสี่พันโครงการ	เกษตรทฤษฎีใหม่ แกล้งดิน
สถานีวิทยุ อ.ส. ถนนวงแหวน	แก้มลิง ฝนหลวง หญ้าแฝก
สะพานพระราม 8 ถนนรัชดาภิเษก	กังหันน้ำชัยพัฒนา
ทางด่วนลอยฟ้าถนนบรมราชชนนี	ไม้สามอย่างประโยชน์สี่อย่าง
ฟอนท์ไทยจิตรลดา เสาอากาศสุรี ฯลฯ	เขื่อนป่าสักชลสิทธิ์ ฯลฯ
ทำให้ด้วยความรัก	ความปรารถนาดี ด้วยใจ

ประยุกต์ใช้อย่างยืดหยุ่น ไม่ยึดติดตำรา ปรับตามบุคคล สถาพพื้นที่ สถานการณ์

Flexibly apply. Do not adhere to text book. Adapt to individual, geography, and contingency.

บทประยุกต์
(Applications)

เข้าใจ (Understanding)	เข้าถึง (Connecting)	พัฒนา (Development)
-ข้อมูลเชิงประจักษ์ (Empirical data)	-ระเบิดจากข้างใน	-เริ่มต้นด้วยตนเอง
-ข้อมูลที่มีอยู่แล้ว (Existing data)	(Inside-out blasting)	(Self-initiated)
-วิเคราะและวิจัย	-เข้าใจกลุ่มเป้าหมาย	-พึ่งพาตนเองได้
(Analytics and Research)	(Understand target)	(Self-reliance)
-ทดลองจนได้ผลจริง	-สร้างปัญญา (Educate)	-ต้นแบบเผยแพร่ความรู้
(Experiment till actionable results)		(Prototype and role model)

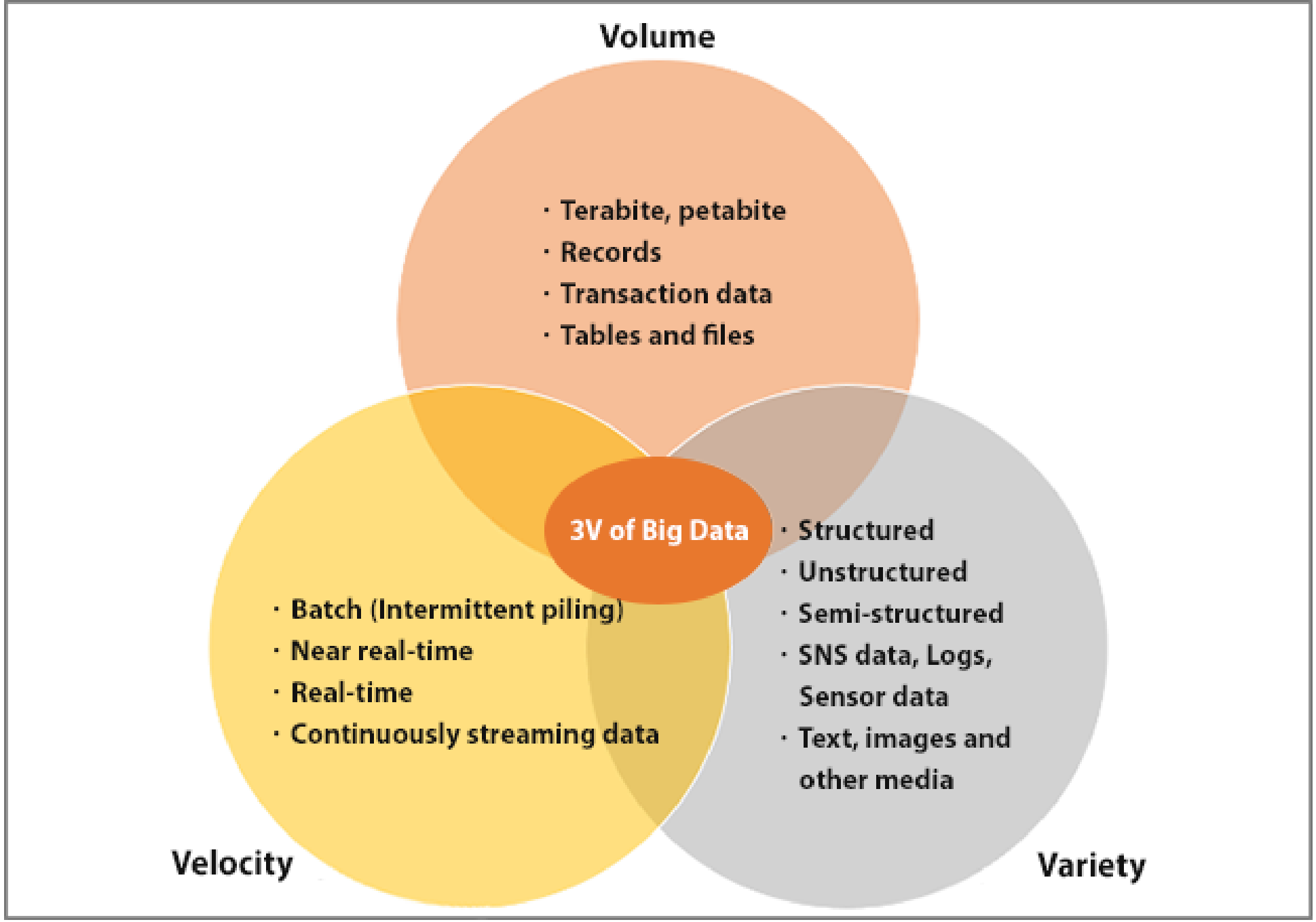
วิธีการ
(Means)

คน วัตถุ สังคม สิ่งแวดล้อม วัฒนธรรม

ดร. อานนท์ ศักดิ์วรวิชญ์ วาดรูป/สรุป

HBR.ORG
Harvard Business Review
OCTOBER 2012
46 The Big Idea
The True Measures Of Success
Michael J. Mauboussin
84 International Business
10 Rules for Managing Global Innovation
Keeley Wilson and Yves L. Doz
93 Leadership
What Ever Happened To Accountability?
Thomas E. Ricks
GETTING CONTROL OF
BIG DATA
How vast new streams of information are changing the art of management
PAGE 59

ข้อมูลใหญ่


Volume
· Terabite, petabite
· Records
· Transaction data
· Tables and files
3V of Big Data
· Structured
· Unstructured
· Semi-structured
· SNS data, Logs, Sensor data
· Text, images and other media
· Batch (Intermittent piling)
· Near real-time
· Real-time
· Continuously streaming data
Velocity
Variety

VELOCITY
Different types and forms of data, including large amounts of unstructured data
VALUE
Level of quality, accuracy and uncertainty of data and data sources
VOLUME
Speed at which data are generated and analyzed
VARIETY
Potential of big data for socio-economic development
VERACITY
Vast amounts of data generated through large-scale datafication and digitization of information

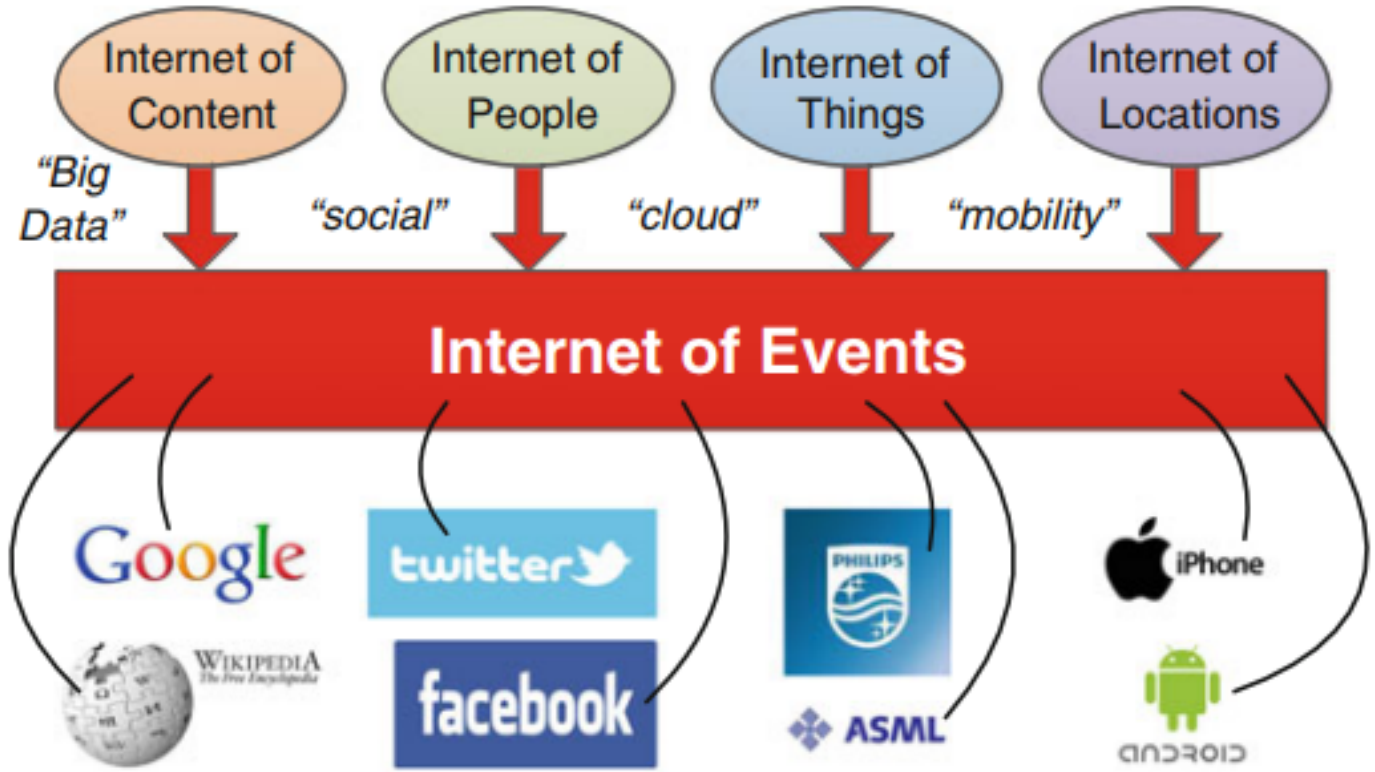
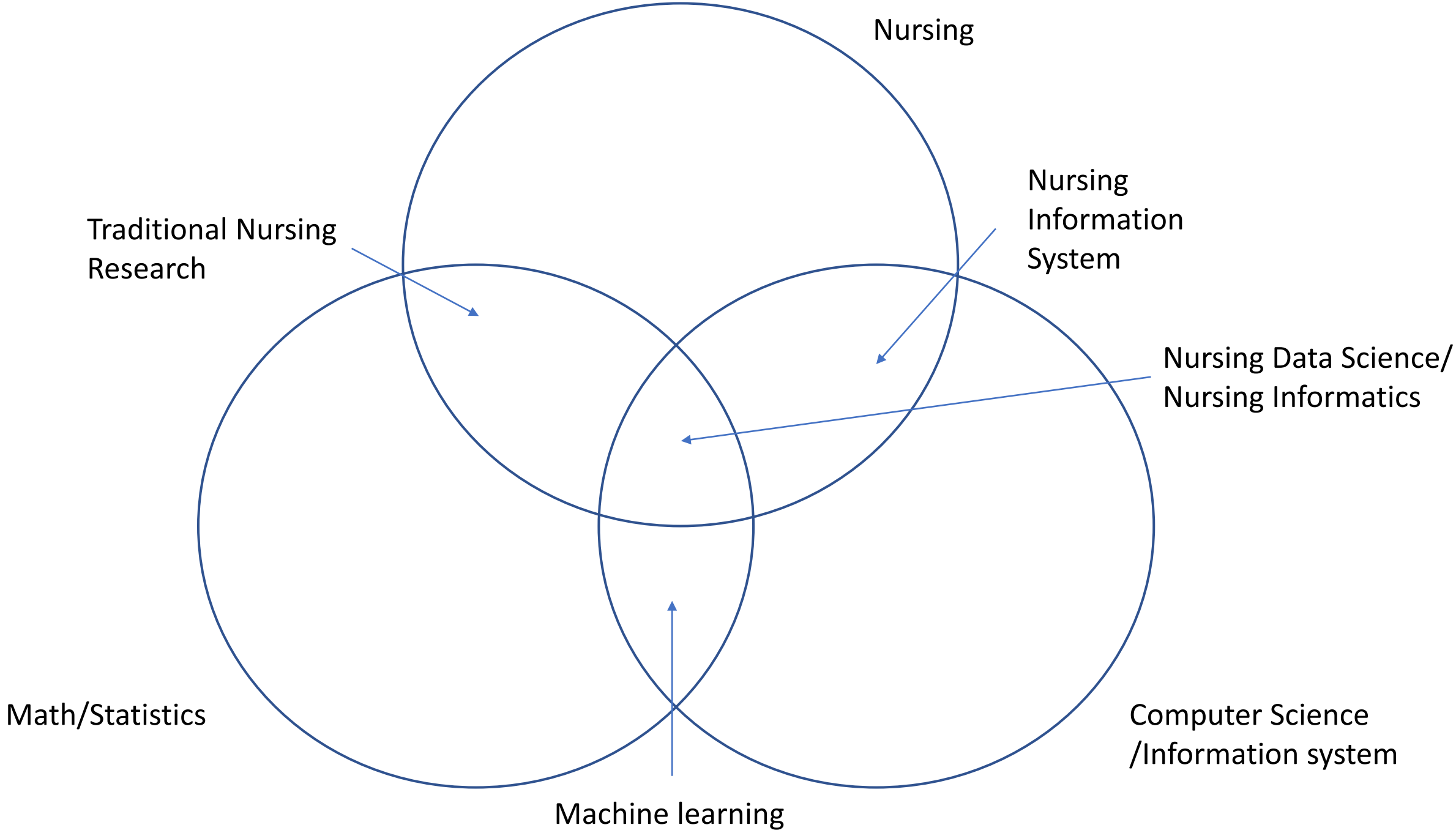
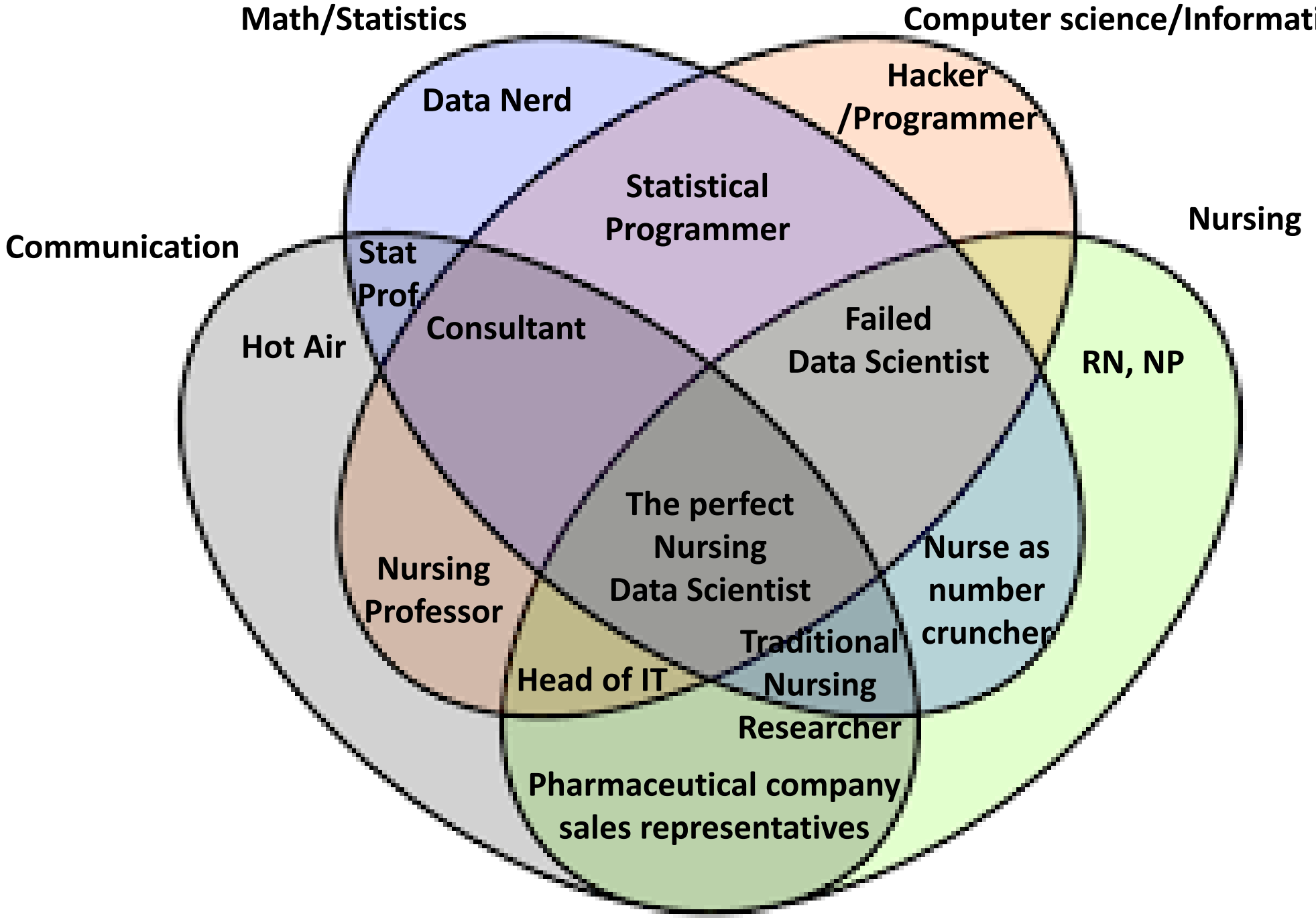


Fig. 1 The Internet of Events (IoE) is based on the Internet of Content (IoC), the Internet of People (IoP), the Internet of Things (IoT), and the Internet of Locations (IoL)

Nursing Data Science


Nursing
Traditional Nursing Research
Nursing Information System
Nursing Data Science/ Nursing Informatics
Math/Statistics
Computer Science /Information system
Machine learning


Math/Statistics
Computer science/Information System
Communication
Nursing
Data Nerd
Hacker /Programmer
Statistical Programmer
Stat Prof
Consultant
Hot Air
Failed Data Scientist
RN, NP
The perfect Nursing Data Scientist
Nursing Professor
Nurse as number cruncher
Traditional Nursing Researcher
Head of IT
Pharmaceutical company sales representatives

COLUMBIA UNIVERSITY
Data Science Institute

SEARCH

DATA SCIENCE INDUSTRY | RESEARCH | EVENTS | ENTREPRENEURSHIP | PEOPLE | CONNECT

SCHOOL OF NURSING

Suzanne R. Bakken

Health Analytics

School of Nursing
Alumni Professor
Biomedical Informatics
Professor
sbh22@columbia.edu
Website

Elaine L. Larson

Health Analytics

School of Nursing
Associate Dean of Research
ell23@columbia.edu
Website

Jacqueline A. Merrill

Health Analytics

School of Nursing
Associate Professor
jam119@columbia.edu
Website

CONTACT US

For all Industry Affiliates Program inquiries, please contact the Data Science Institute at Columbia University.

Data Science Institute
212-854-5660
datascience@columbia.edu

DATASCIENCE.COLUMBIA.EDU

2019 Nursing Knowledge: Big Data Science Conference

Center for Adolescent Nursing

Center for Aging Science & Care Innovation

Center for Child and Family Health Promotion Research

Center for Children with Special Health Care Needs

Center for Nursing Informatics

- About the Center
- Members
- Center Projects
- Learning Opportunities
- News & Events

Pre-conference: June 5, 2019

Conference: June 6 – 7, 2019

Registration coming in January, 2019

- Join nationally recognized leaders for the seventh-annual Big Data Conference in Minneapolis.
- Engage in advancing a national action plan to ensure that nursing data are captured and available in sharable, comparable formats for clinicians, administrators, researchers, policy makers and others to improve health outcomes.
- Learn about the accomplishments of the work groups, their importance to your work and how to build on these in the future.

Tweet to #NursingandBigData

2018 Workgroups

2018 Conference

2018 Proceedings

Photo gallery

PROJECT 1: COMMON DATA ELEMENTS

The Center for Data Science is developing systems and tools to support collaborative nursing research across academic and practice settings. The data repository will enable researchers to share and compare nursing research insights and evidence that could be used to prevent, diagnose, treat and evaluate the health of individuals, families, communities and populations.

Learn More

PROJECT 2: ELECTRONIC HEALTH RECORDS

Nursing data elements within the Electronic Medical Record (EMR) have the potential to enhance clinical care and research. Researchers in the Center for Data Science are developing the tools and infrastructure that will enable insights from electronic health records to be efficiently leveraged for use in translational research and establishing a health trajectory across a patient's life course.

Learn More

PROJECT 3: MOBILE HEALTH

Emerging technologies such as virtual and augmented reality, mobile and telehealth health applications, sensors, medical devices, and remote patient monitoring tools are transforming patient care. Researchers at the Center for Data Science are developing new tools to support nursing research, education and practice that will enable better disease prevention, patient self-management, and treatment adherence.

Learn More

join THE CONVERSATION »

EMORY | NELL HODGSON WOODRUFF SCHOOL OF NURSING

1520 Clifton Road NE
Atlanta, Georgia 30322 USA
404.727.7980
nursingquestions@emory.edu

Equal Opportunity Policy »

BEST GRAD SCHOOLS U.S.News NURSING MASTER'S DEGREE 2019

NLN CENTER of EXCELLENCE in NURSING EDUCATION 2015 - 2019

JOURNAL OF NURSING SCHOLARSHIP

PROFESSION AND SOCIETY

Nursing Needs Big Data and Big Data Needs Nursing

Patricia Flatley Brennan, RN, PhD, FAAN, FACMI[1] & Suzanne Bakken, RN, PhD, FAAN, FACMI[2]

1 *Beta Eta at large*, Lillian S. Moehlman-Bascom Professor of Nursing and Industrial Engineering, University of Wisconsin-Madison, Madison, WI, USA
2 *Alpha Eta*, The Alumni Professor of Nursing an Professor of Biomedical Informatics, Columbia University, New York, NY, USA

Key words
Big data, clinical information, data science

Correspondence
Dr. Patricia Flatley Brennan, University of Wisconsin-Madison – Living Environments Laboratory, 330 N. Orchard St., Madison, WI 53715. E-mail: pbrennan@discovery.wisc.edu

Accepted: June 19, 2015

doi: 10.1111/jnu.12159

Abstract

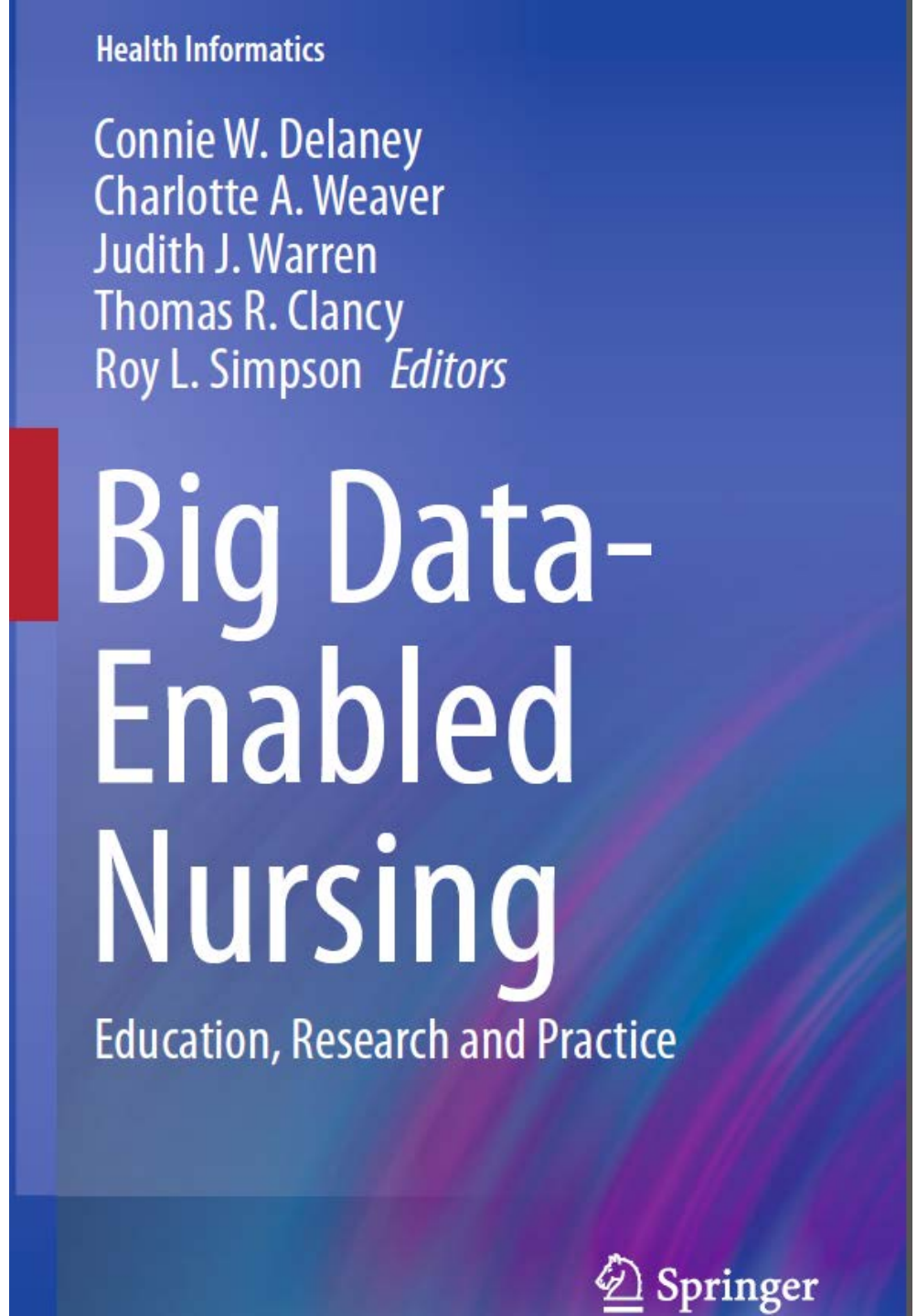
Purpose: Contemporary big data initiatives in health care will benefit from greater integration with nursing science and nursing practice; in turn, nursing science and nursing practice has much to gain from the data science initiatives. Big data arises secondary to scholarly inquiry (e.g., -omics) and everyday observations like cardiac flow sensors or Twitter feeds. Data science methods that are emerging ensure that these data be leveraged to improve patient care.
Organizing Construct: Big data encompasses data that exceed human comprehension, that exist at a volume unmanageable by standard computer systems, that arrive at a velocity not under the control of the investigator and

Table 1. Roles of Data Intensive Nurses in Practice and Nurse Researchers

	Data-intensive nurses in practice		Data-intensive nurse researchers	
	Bachelor's in nursing	Advanced practice nurse	Data-intensive nursing PhD	Nurse data scientist
Training	BS/BA/BSN with courses in data science in the context of evidence-based nursing practice	DNP with courses in data science methods	PhD in nursing; minor, concentration in or post-doc in data science	PhD in methodological specialty; minor, concentration in or post-doc in nursing
Roles	Nursing expert in interprofessional teams Critical assessment and application of findings generated through data science methods	Clinical expert in interdisciplinary teams Evaluator and user of findings generated through data science methods	Lead a program of research supported by data science methods	Lead program of research in data science informed by discipline
Activities	Implement data policies Contribute to knowledge development from the bedside Contribute to devising pathways of informed practice	Oversee and implement data policies Initiate knowledge development from the bedside Devise pathways of informed practice	Conduct inquiry into basic nurse phenomena supported by data science methods	Generate new methods informed by the discipline's phenomena of concern and knowledge building traditions

Clinical Resources

- Johns Hopkins Data Scientist Toolbox – This free on-line course will help you identify and classify data science problems. It is the first course in the Data Science Specialization: https://www.coursera.org/course/datascitoolbox
- ChartBuilder is an online chart making tool. You can enter your data manually and the program will organize it into rows and columns and create charts on the fly: http://quartz.github.io/Chartbuilder/
- Nursing Knowledge 2015 – This site is the hub of the University of Minnesota School of Nursing's annual big data conference. It includes case studies and reports from the meeting: http://www.nursing.umn.edu/about/calendar-of-events/2015-events/nursing-kno–wledge-2015-big-data-science-conference/index.htm


Health Informatics
Connie W. Delaney
Charlotte A. Weaver
Judith J. Warren
Thomas R. Clancy
Roy L. Simpson Editors
Big Data-Enabled Nursing
Education, Research and Practice
Springer

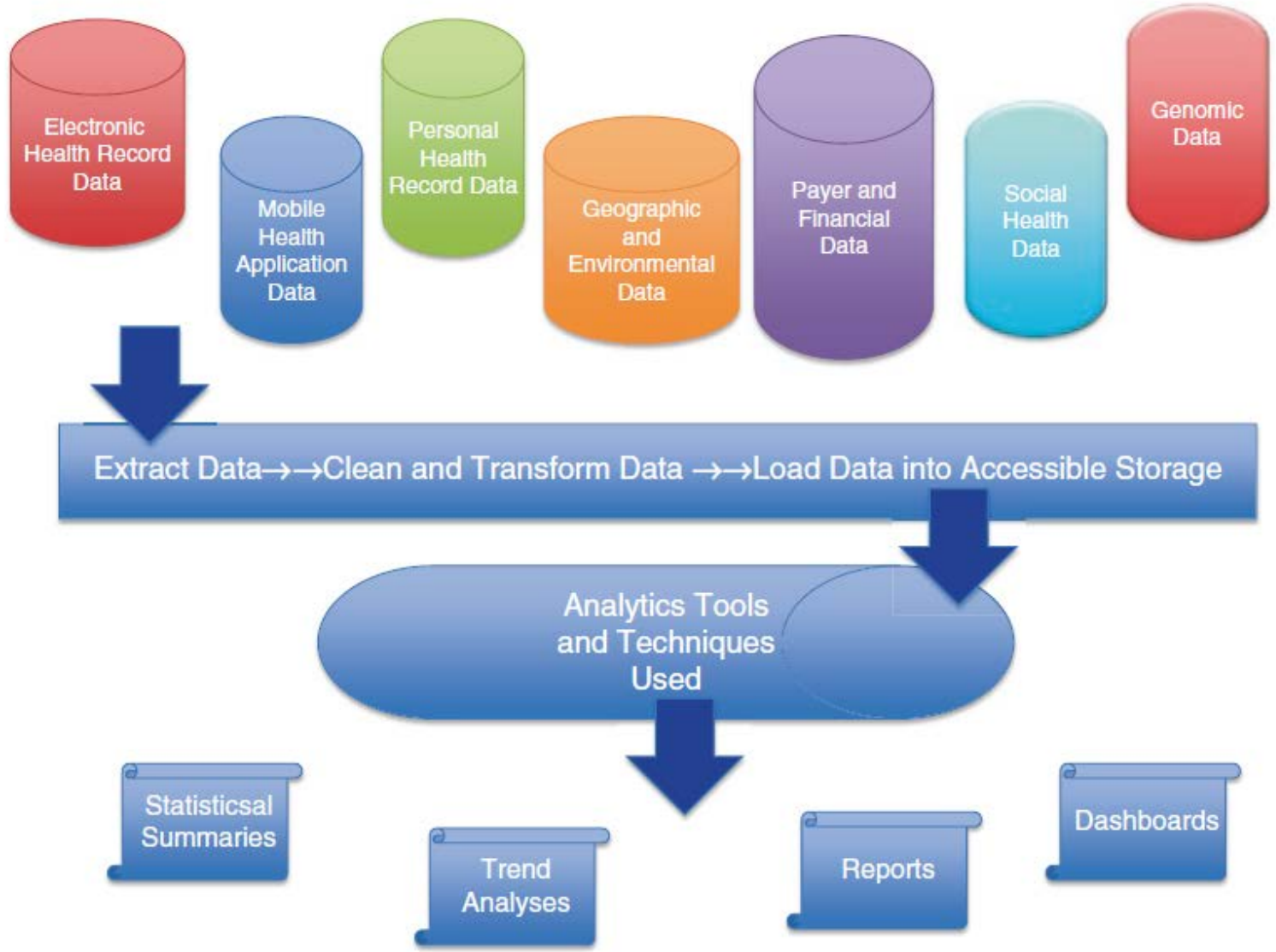


Fig. 2.1 Data from multiple sources will need to be extracted from the original database, examined for use, transformed, loaded into another database, and then extracted to create reports, dashboards, and visual graphics for analysis and pattern recognition

Chapter 2
Big Data in Healthcare: A Wide Look at a Broad Subject

Marisa L. Wilson, Charlotte A. Weaver, Paula M. Procter, and Murielle S. Beene

Table 4.1 Emerging roles and the technology that enables them

Emerging role	Technology enabler	Examples	Function
Care coordination	Implanted technology	Insulin pumps, automatic defibrillators, pacemakers	Complex physiological monitoring and medication administration
	Wearable Technology	Activity, sleep, diet monitors (fitbit®, Nike® Fuel®, Garmin®), emergency alerts (Life Alert®)	Quantified self-movement (exercise, sleep and nutrition monitoring)
	Home monitoring devices	Smart scales, refrigerator monitors, fall carpets, security systems, activity motion detectors, cameras, thermostat monitors, smoke and CO_2 alarms (Nest®)	Internet of Things to monitor patients at risk in their homes (For example: seniors)
	Population Management software	Data aggregation, risk stratification and segmentation of patients with specific disease conditions (diabetes, asthma, heart failure, and other)	Decision support to manage factors that impact a specific patient population's clinical and financial outcomes (access, compliance, lifestyle and other)

Health coach	Patient portals, personal health records and patient engagement software	Email consultation, out-of-hospital care pathways, on-line support groups, test result tracking (lab tests), medication reconciliation, just-in-time education	Motivate patient engagement through on-line communication, reminders, information sharing, health education and incentive programs
	Social media	On-line support groups for specific disease conditions from Alzheimer's to weight loss	Provide emotional support, self and family disease management, and education through on-line communities
Telehealth facilitator	Telehealth equipment, software and networks	Virtual office visits (Virtuwell®, Zipnosis®), Virtual ICUs, remote telehealth assessments	Provide remote assessment and monitoring of patients using telehealth equipment
Nurse data scientist	Large-scale data repositories, parallel computer processing, distributed databases	Knowledge engineering through statistical modeling, data munging and ingestion, natural language processing (NLP), machine learning, visualization and other big data science approaches	Create knowledge value from large-scale data repositories that can be translated into improved care and treatment of patients

Emerging role	Technology enabler	Examples	Function
Nurse entrepreneur	The open source movement (software, manufacturing), crowd sourcing and funding leading to the democratization of designing and manufacturing new products and services	Innovation labs, innovation ecosystems and the Maker movement. Early adopters include Amazon®, Quirky®, Kickstarter® and other companies	Improve the care and treatment of patients through the rapid creation of new products, software applications and services

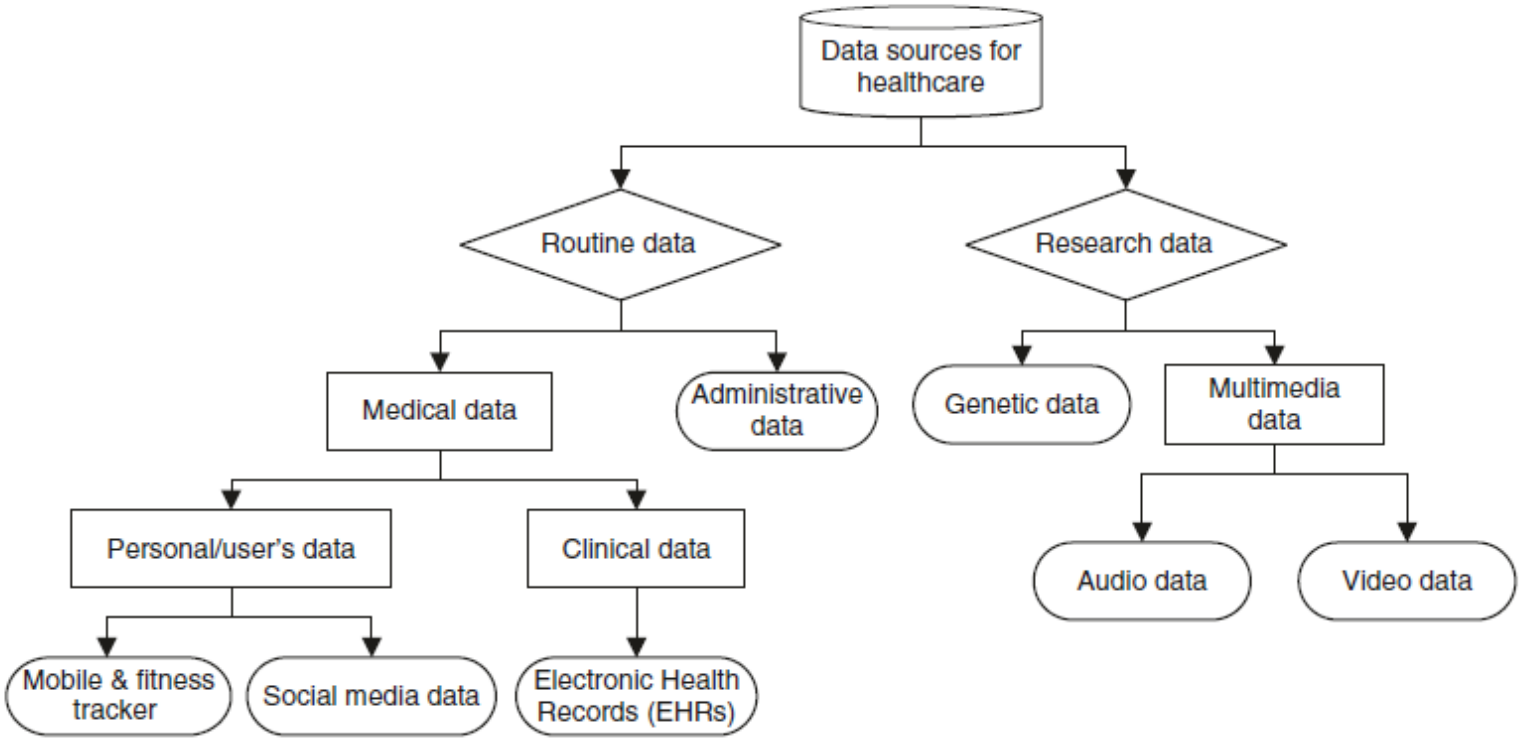


Fig. 5.2 Different types of data sources possible for the healthcare environment

Electronic medical record!!!

Handy patients enterprise edition

File Edit View Help

David (8 month and 10 day
John (2 years and 3 month)

Mother: Teacher
Father: Financial advisor
Parents: Maried

Last Anderson P

First David Boy

Birth 5 January 2009

Age: 8 month and 10 days

Patient nb: 3

Appointments

Forms
- Meeting (Doctor)
- Full status (Doctor)
- Assistant
- Billing
- Reports
- Statistics

Sheets
- O: Neurologic
- O: Vascular
- O: Cardiac
- O: Respiratory
- O: Abdomen
- Exams
- Radiology
- Summary
- Patient documents
- Letter

SOAP | Sum. | T
R-V | T, P, PC
Admission | Agenda

Meetings

2 month checkup	5 Mar 09	2m.0d
1 month checkup	5 Feb 09	1m.0d
Respiration problem	22 Jan 09	17d
10 days chekup	13 Jan 09	8d
Control for return at home	9 Jan 09	4d
Birth	5 Jan 09	0d

Diagnosis
- General
- My Diagnosis
- Social

New documents
- Abdomen palpat - 15 Sep 2009
- Cardiac auscul - 15 Sep 2009

To Do
- Send checkup

Assist: 1 Doc: 0

Notes
Father ask many questions, add 10 minutes to consultation

M V Current doctor Dr Herman

Menu 1 Menu 2 Menu 3 Search

Digestive

Thursday, 22 Jan 2009

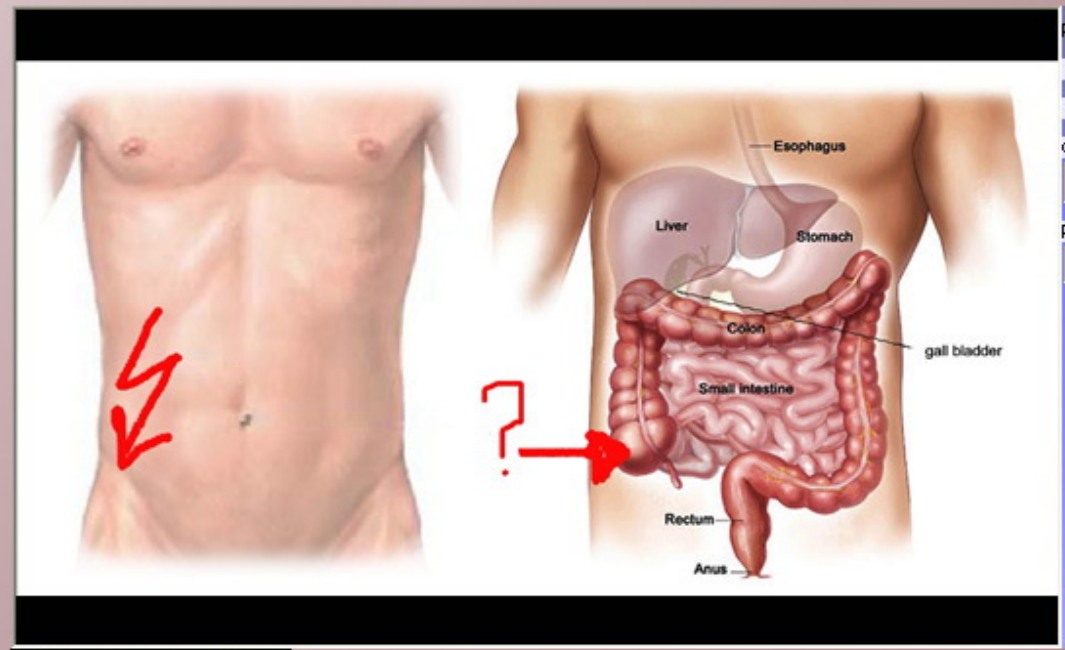
Digestive inspection
Normal

Liver
No hepatomegaly.

Digestive auscultation
Normal abdomen noises

Rectal

Digestive palpation
Little pain on the right lower area



Page 1/1
Draw
Mark
Color
Pen 8

Documents manager

Previous page Next page

The Internet of Things for Basic Nursing Care – A Scoping Review

Article *in* International Journal of Nursing Studies · February 2017

DOI: 10.1016/j.ijnurstu.2017.01.009

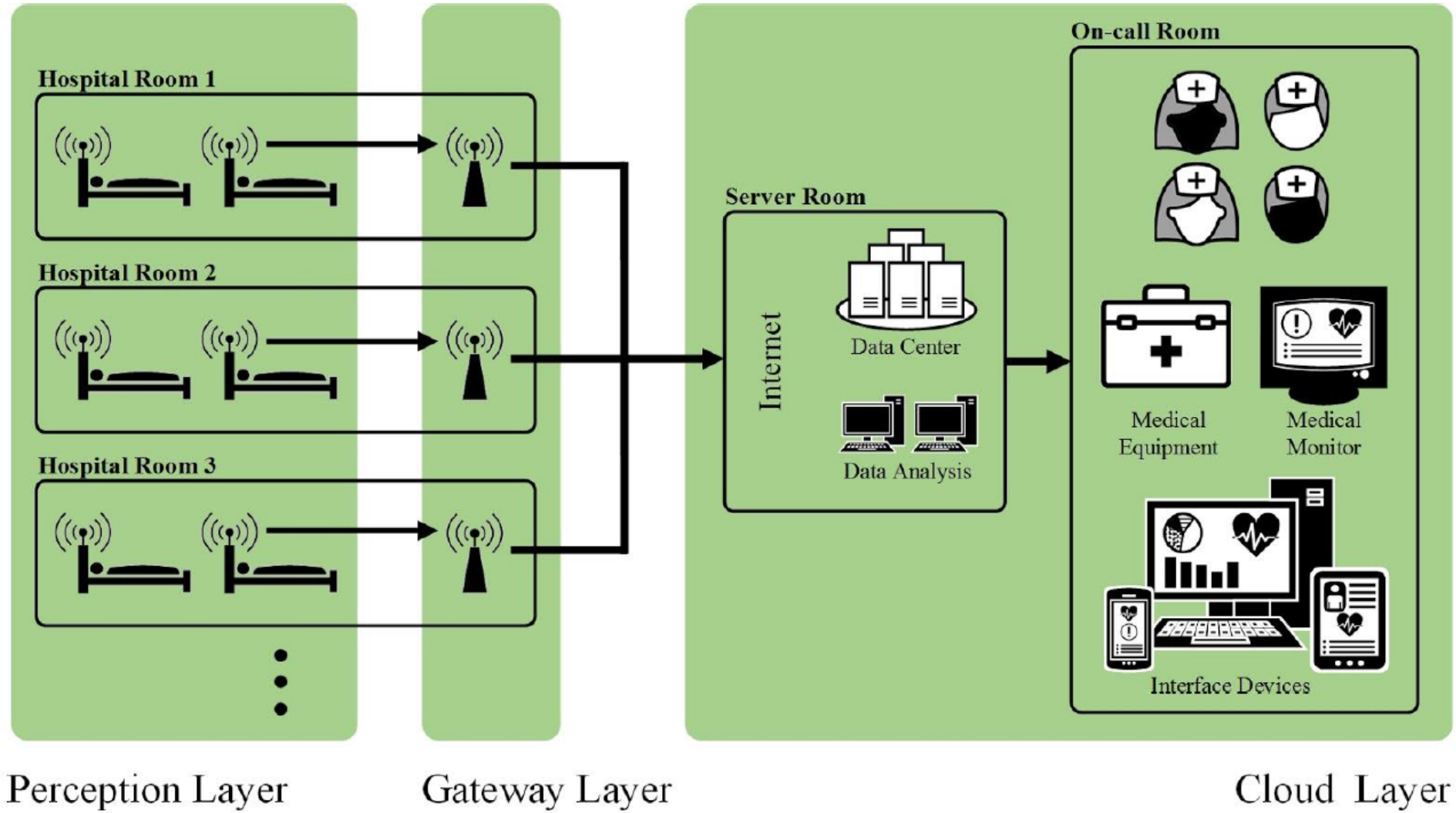
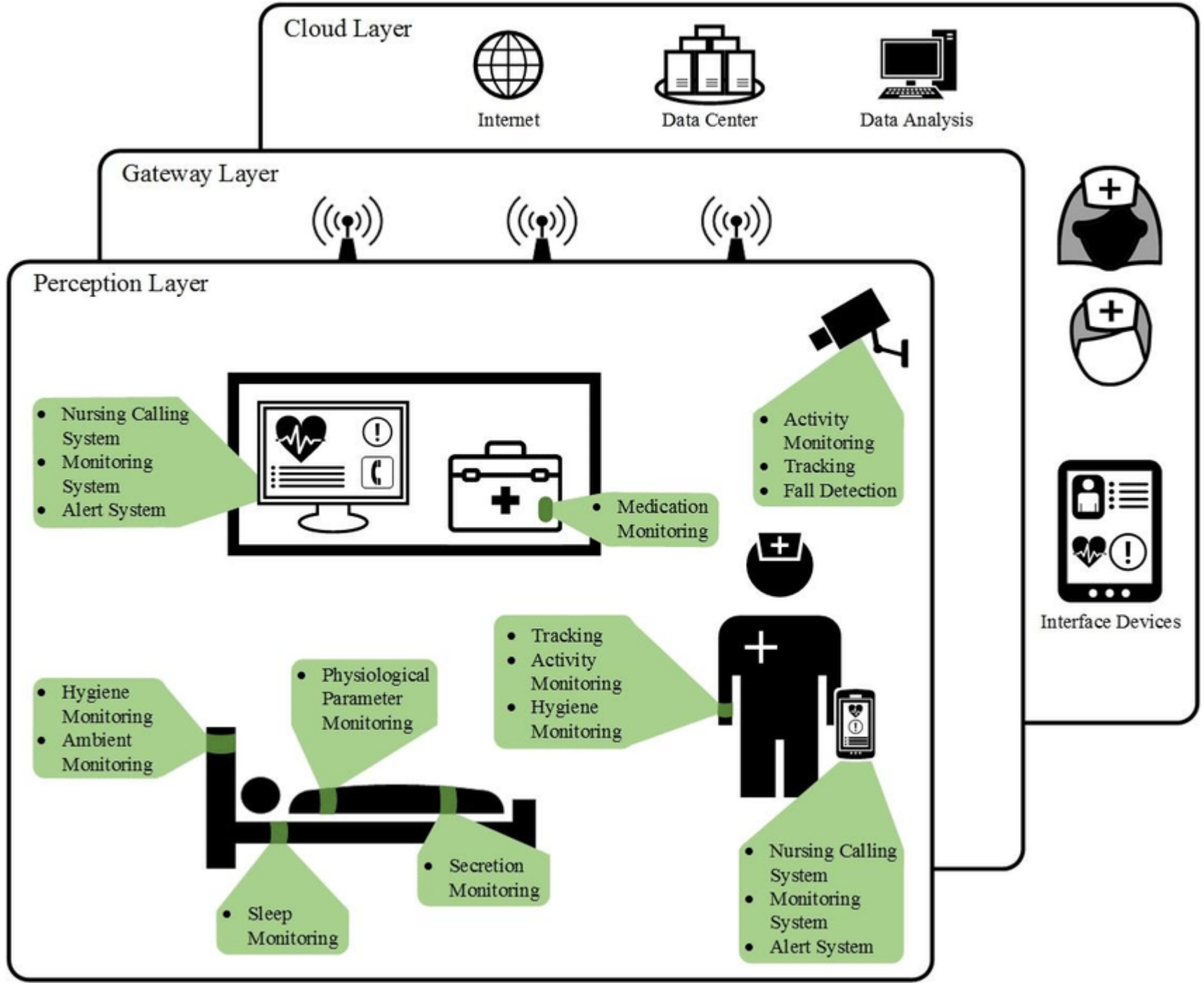


Figure 1: The architecture of Internet of Things based healthcare systems in a hospital


Cloud Layer
Internet
Data Center
Data Analysis
Gateway Layer
Perception Layer
Nursing Calling System
Monitoring System
Alert System
Medication Monitoring
Activity Monitoring
Tracking
Fall Detection
Interface Devices
Tracking
Activity Monitoring
Hygiene Monitoring
Physiological Parameter Monitoring
Hygiene Monitoring
Ambient Monitoring
Secretion Monitoring
Sleep Monitoring
Nursing Calling System
Monitoring System
Alert System

‹ Previous Next ›

NLP: Tapping Into EHR Text Fields

Electronic health records (EHRs) are digitizing valuable medical data on a massive scale. However, up to 70% of meaningful information for medical registries, outcomes researchers, and clinicians is held within practitioner notes. These free text fields are unstructured, so there is little to no standardization of the content, format, or quality of these notes. Consequently, transforming these free text fields into useful, quantified data remains a difficult problem.

Natural language processing (NLP) offers a computational means to synthesize this text. From a high level, NLP here involves feeding an algorithm large amounts of EHR notes from which it "learns" a set of rules to identify what is meaningful. These rules take the form of probabilistic and statistical functions. Lin et al. (2013) offers a simple example: an NLP-based algorithm should determine that "hypertension" and "elevated blood pressure" refer to the same concept. It

Alerts | Author Instructions | Submit | About

JAMIA

Journal of the American Medical Informatics Association

J Am Med Inform Assoc. 2011 Sep-Oct; 18(5): 539.

doi: 10.1136/amiajnl-2011-000501

PMCID: PMC3168331

PMID: 21846784

Realizing the full potential of electronic health records: the role of natural language processing

Lucila Ohno-Machado, Editor-in-chief

‣ Article notes ‣ Copyright and License information Disclaimer

J Am Med Infor

KEY FEATURES

- Electronic keyless entry system
- 5 Drawer sizes that can be mixed and matched to individual unit and nurse preferences
- Accurate battery display
- Electronic lift with height adjustment memory settings
- On-board calculator
- Communication tools: receive messages and send service requests
- N-Sight fleet management for remote asset management

BEST SUITED FOR

Initiatives

- Bedside Documentation
- CPOE / Physician Rounds

Units/Functions

- Med/Surg Department
- Emergency Dept
- Ambulatory/Outpatient Areas
- ICU
- Patient Registration

National Health Data Clearing House????

-Fragmented and Data Silo

-รพ สต ต้องเข้าไปนำเข้าระบบมากว่า 43 ระบบ

-รหัสยา TMT, 24 หลัก, รหัสของแต่ละโรงพยาบาล

Generic name, Brand name

-ส่งข้อมูลแลกเงิน

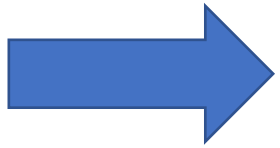
-ใส่โรคเยอะๆ ให้ได้ RW มากๆ จะได้เงินจาก DRG มากๆ

-หมดแรงจะลงข้อมูล สลบเหมือด

-พลาดมา ถูกฟ้อง ไม่มีข้อมูลช่วยยืนยันตัวเองว่าทำอย่างถูกต้อง

-หมอไม่ยอมอ่านข้อมูลที่บันทึก ไม่สนใจ

- ข้อมูลกระจาย สูญหาย หาไม่เจอ เชื่อมโยงไม่ได้ ผิดพลาด
- ดึงข้อมูลมา R2R ไม่ได้
- แลกเปลี่ยนข้อมูลไม่ได้
- ไม่ได้วิเคราะห์ข้อมูล
- ไม่มี nursing intelligence system



-Integrated and connected

-ระบบลงข้อมูลน้อยที่สุด ไม่มีการต้องลงข้อมูลซ้ำ

-รหัสยาเดียวกันทั้งประเทศ

-ส่งข้อมูลตามความเป็นจริง ได้เงินตามที่ทำจริง

-ใช้ IoTs, Scanner, NLP และทุกสิ่งอย่างที่ลดภาระงานของพยาบาลในการลงข้อมูล

-มีบันทึกยืนยัน มีวีดีโอบันทึก มีหลักฐานไว้ต่อสู้คดี

-หมออ่านข้อมูลที่มี warning ต่างๆ มี dashboard ของคนไข้แต่ละคน

-ข้อมูลเชื่อมโยง ไม่สูญหาย โยงด้วย รหัสประชาชน 13 หลัก?

-ดึงข้อมูลมา R2R ได้ง่ายมาก

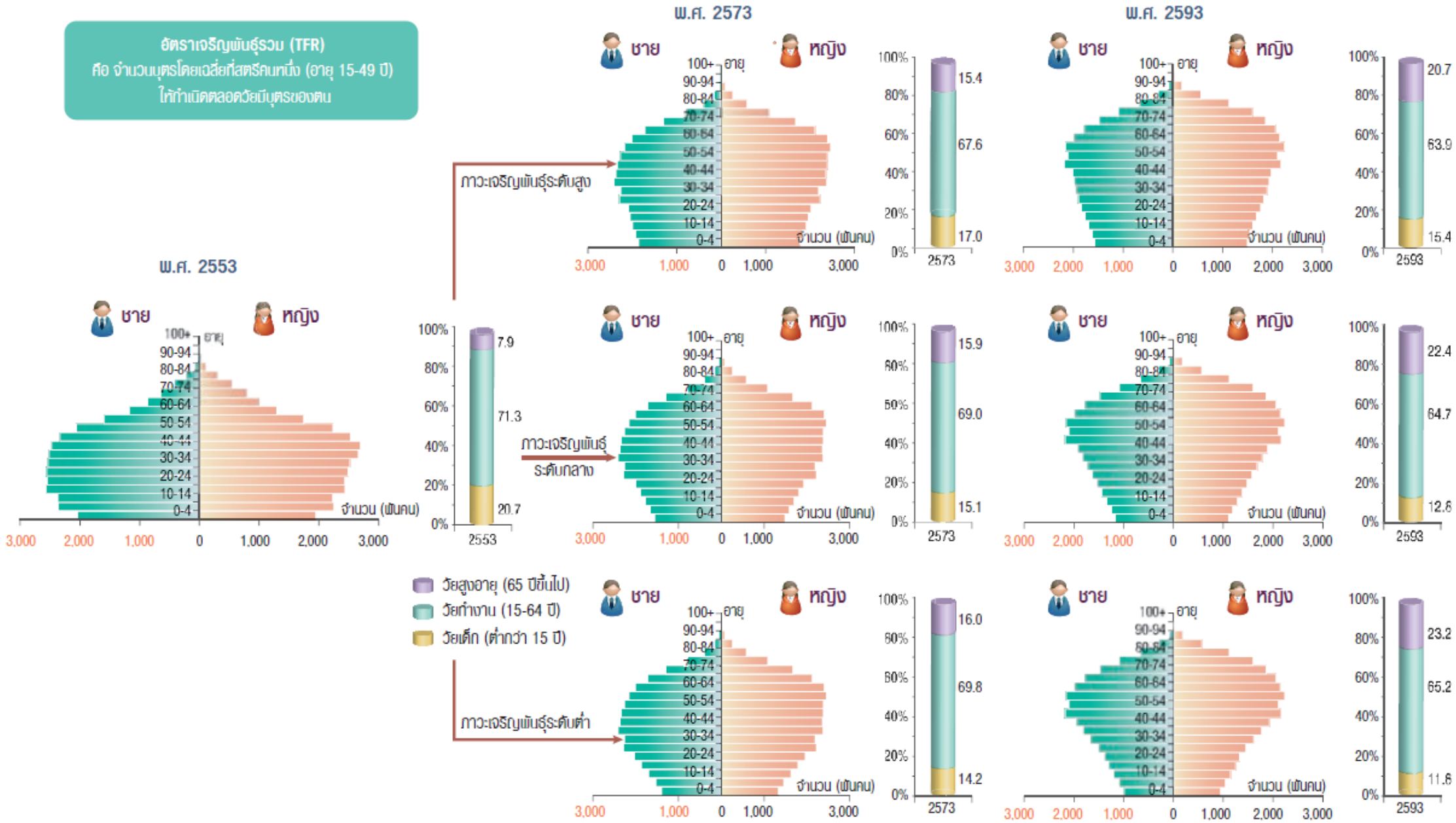
-นำข้อมูลมาวิเคราะห์เป็น ขอตำแหน่ง ทำชำนาญการ บั้งโต มี career path

-มี nursing intelligence system ช่วยในการบริหารงานโรงพยาบาล ลดต้นทุน มีประสิทธิภาพ patient safety

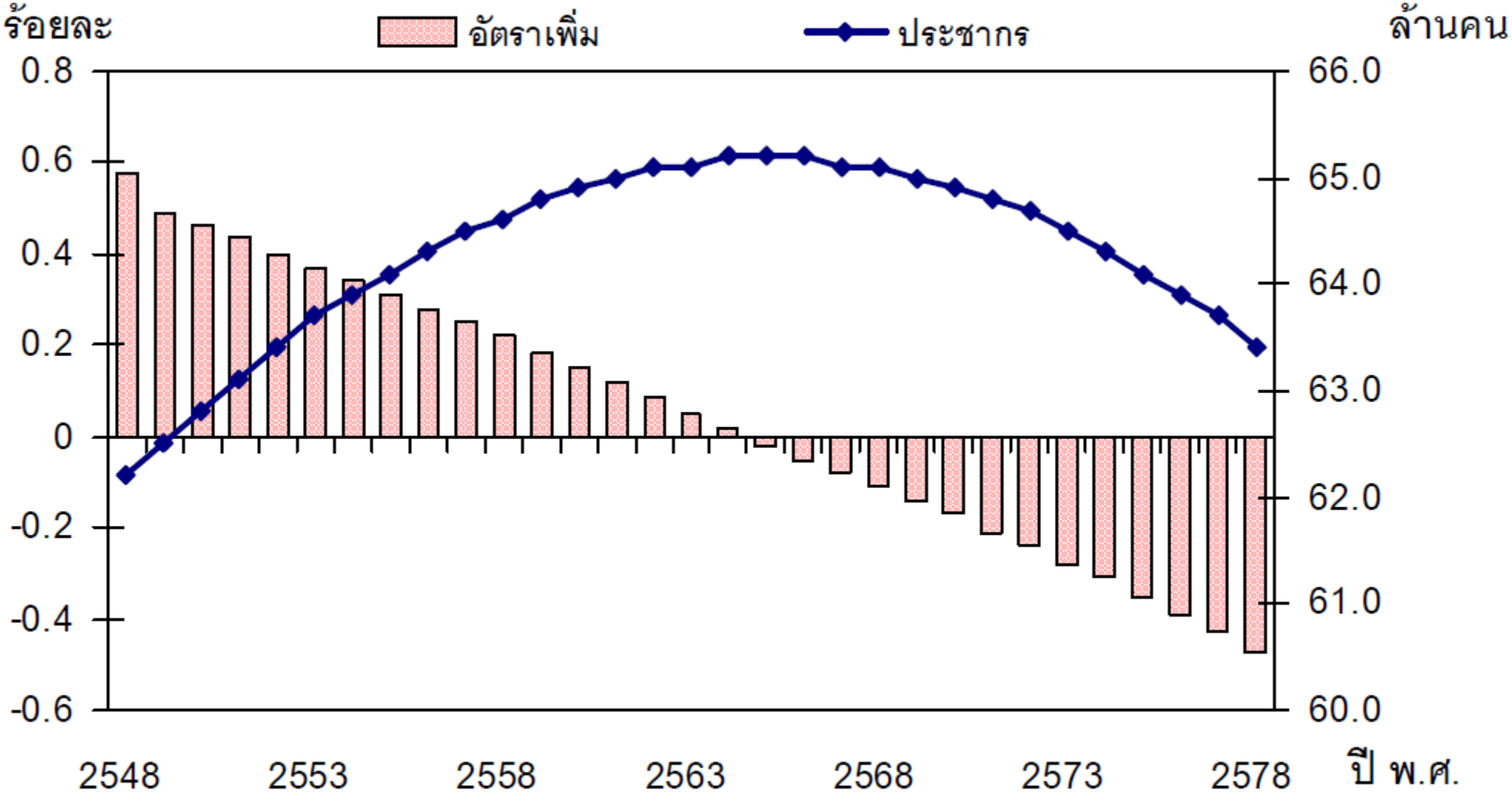
หุ่นยนต์พยาบาล เมื่อประชากรสูงอายุ พยาบาลก็แก่มาก!!!!

พีระมิดประชากรไทยในอีก 40 ปีข้างหน้าตามข้อสมมุติภาวะเจริญพันธุ์ระดับต่างๆ และร้อยละของประชากรจำแนกตามวัย (กลุ่มอายุหลัก) พ.ศ. 2553 2573 และ 2593

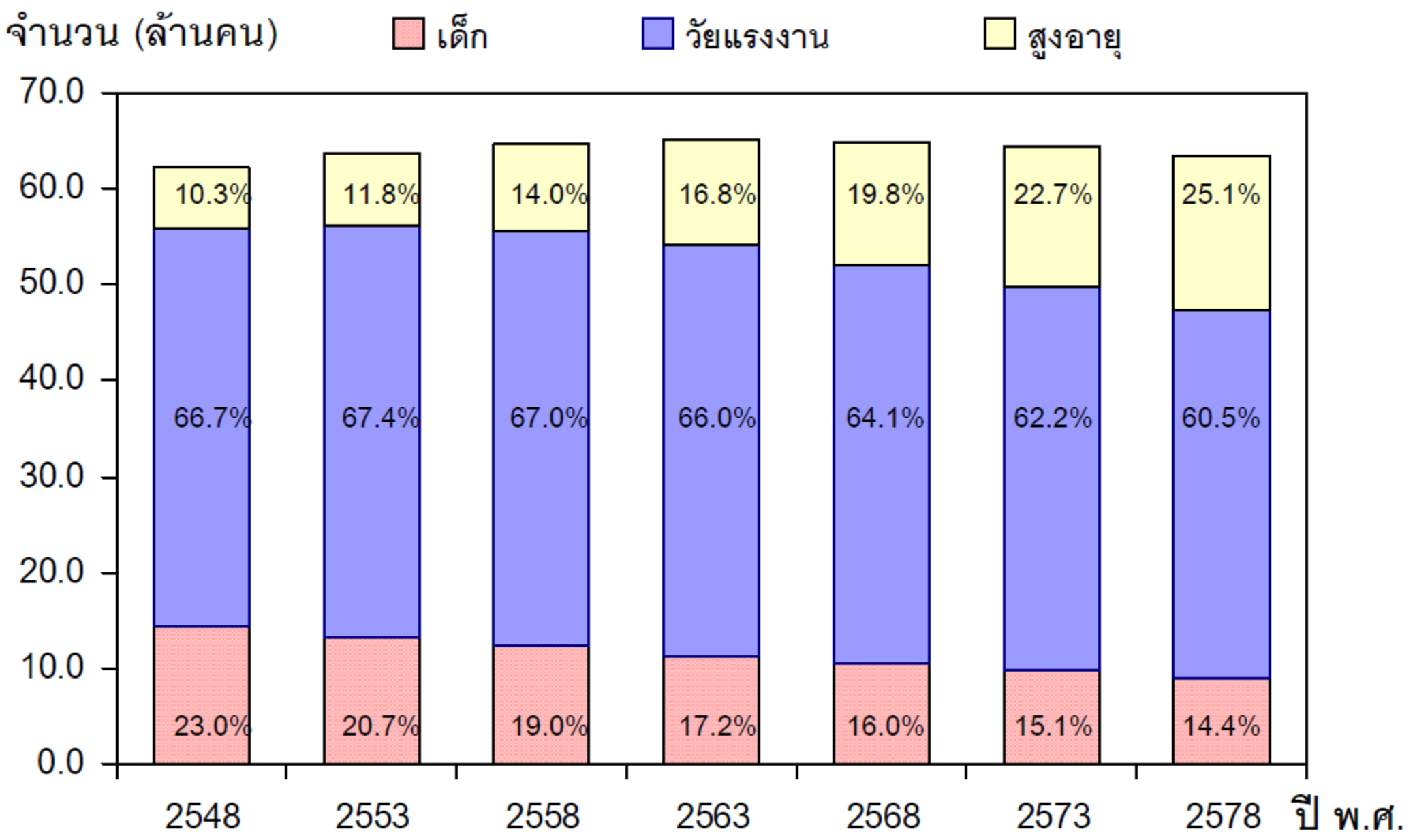
อัตราเจริญพันธุ์รวม (TFR)
คือ จำนวนบุตรโดยเฉลี่ยที่สตรีคนหนึ่ง (อายุ 15-49 ปี) ให้กำเนิดตลอดวัยมีบุตรของตน



การฉายภาพประชากร (Demographic projection) และสังคมผู้สูงอายุ



รูป 1 อัตราเพิ่มและจำนวนประชากร, พ.ศ. 2548 – 2578

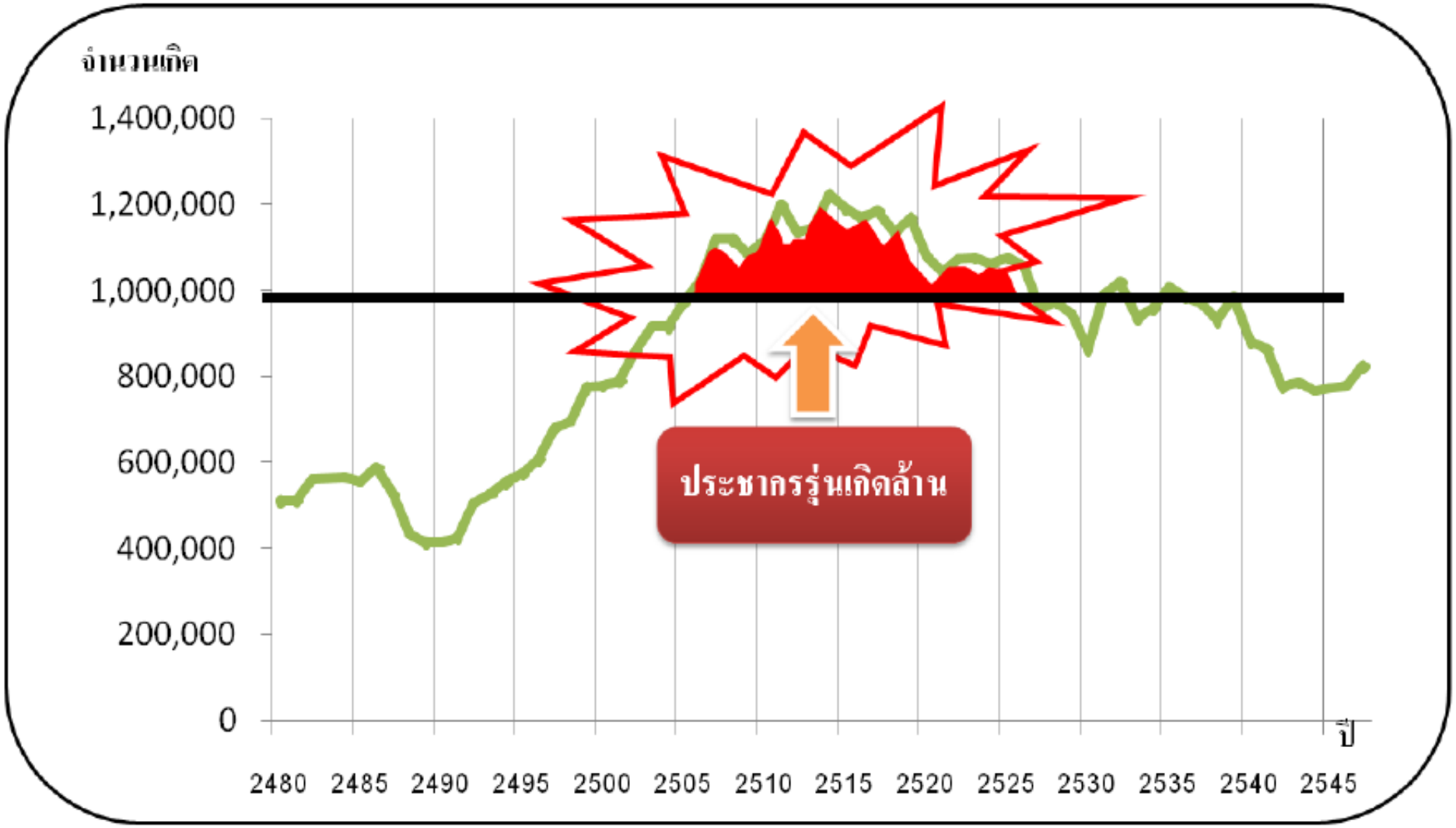


- เด็ก-อายุ<15 ปี สูงอายุ-อายุ>60 ปี

จังหวัดที่มีดัชนีการสูงวัยน้อยที่สุด 10 อันดับแรก พ.ศ.2557 Top 10 provinces with youngest index of aging, 2014			จังหวัดที่มีดัชนีการสูงวัยมากที่สุด 10 อันดับแรก พ.ศ.2557 Top 10 provinces with highest index of aging, 2014		
อันดับ Rank	จังหวัด province	ดัชนีการสูงวัย Index of aging	อันดับ Rank	จังหวัด province	ดัชนีการสูงวัย Index of aging
1	นราธิวาส Narathiwat	40.2	1	ลำปาง Lampang	143.5
2	ยะลา Yala	40.4	2	ลำพูน Lamphun	143.3
3	ปัตตานี Pattani	44.3	3	แพร่ Phrae	140.0
4	สตูล Satun	45.7	4	สมุทรสงคราม Samut songkhram	133.7
5	กระบี่ Krabi	47.4	5	สิงห์บุรี Singburi	128.4
6	ภูเก็ต Phuket	49.2	6	ชัยนาท Chainat	124.3
7	ระนอง Ranong	51.5	7	อุตรดิตถ์ Uttaradit	121.1
8	แม่ฮ่องสอน Maehongson	55.0	8	พะเยา Phayao	120.1
9	ระยอง Ranong	55.7	9	อ่างทอง Angthong	113.5
10	ตาก Tak	57.5	10	นครสวรรค์ Nakhonsawan	112.7

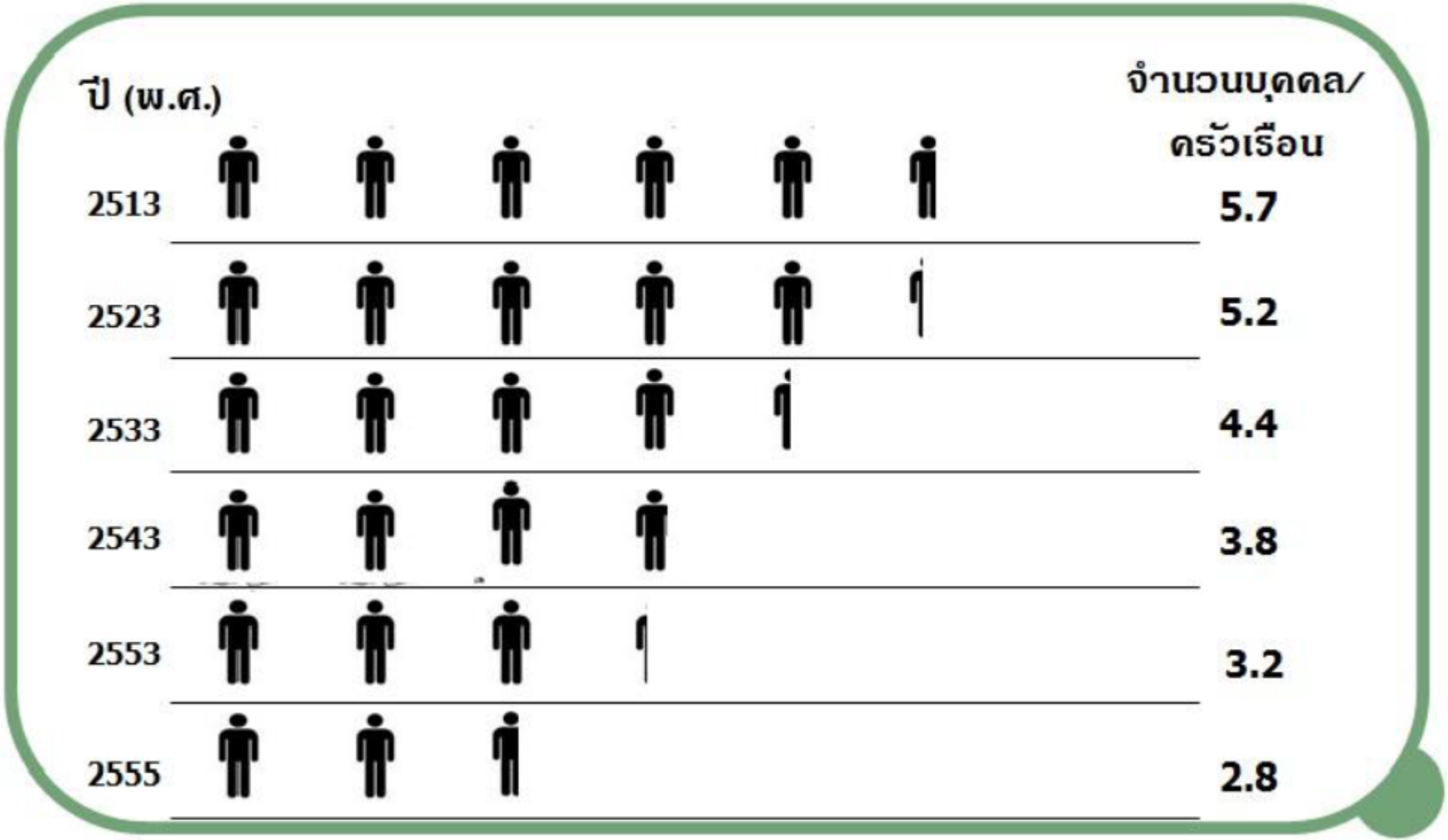
คำนวณจาก: สำนักคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ. (2555). ผลการคาดประมาณประชากรไทย พ.ศ. *2553-2583.*

ประชากรรุ่นเกิดล้าน พ.ศ.2506 - 2526



ที่มา: ปราโมทย์ ประสาทกุล และ ปัทมา ว่าพัฒนวงศ์ "สถานการณ์ประชากรของประเทศไทย พ.ศ. 2548" ใน กฤตยา อาชวนิจกุล และ ปราโมทย์ ประสาทกุล (บรรณาธิการ). **ประชากรและสังคม 2548**.

ในอนาคต ผู้สูงอายุจะอยู่ในครัวเรือนที่มีขนาดเล็กลง



แหล่งที่มา: กรมการปกครอง, กระทรวงมหาดไทย และ สำมะโนประชากรและเคหะ, สำนักงานสถิติแห่งชาติ

จำนวนประชากรสูงอายุที่ไม่สามารถช่วยเหลือตนเองได้

พ.ศ.2553-2583

ภาวะทุพพลภาพ =ไม่สามารถช่วยเหลือตนเองได้ในการประกอบกิจวัตรประจำวันด้วยตนเอง
ได้แก่ กินอาหาร อาบน้ำ แต่งตัว ถ่าย และเคลื่อนไหวไปมาภายในบ้าน

จำนวน X 1,000

เพศ	2553	2563	2573	2583
ชาย	113.8	163.3	217.7	268.4
หญิง	180.5	261.9	364.3	471.2
รวม	294.2	425.2	582.0	739.6

ที่มา: จำนวนประชากรได้จากการฉายภาพประชากรของสำนักงานคณะกรรมการพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ (2556) อัตราความชุกของผู้ช่วยตัวเองไม่ได้ คำนวณจากข้อมูลการสำรวจสภาวะสุขภาพอนามัยของประชาชนไทยโดยการตรวจร่างกาย ครั้งที่ 3 พ.ศ.2546-2547

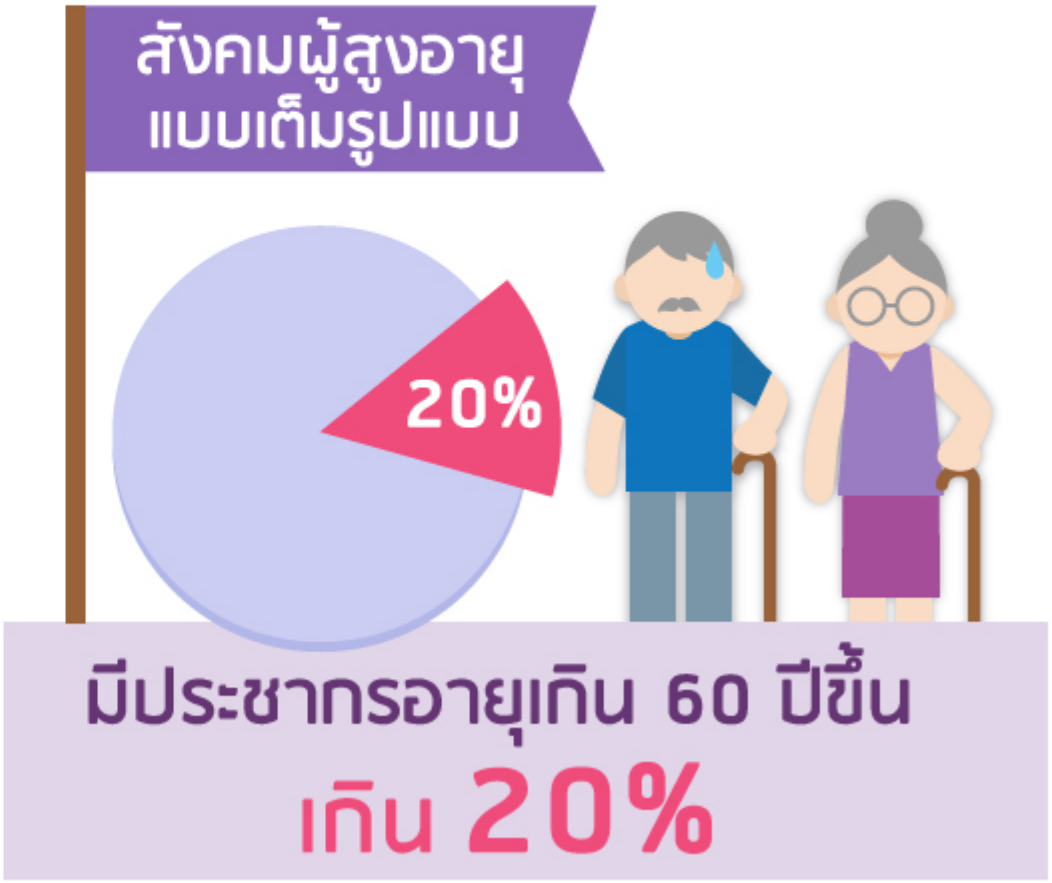
อายุคาดเฉลี่ยที่ปราศภาวะทุพพลภาพ 2547

อายุคาดเฉลี่ยที่ปราศภาวะทุพพลภาพ คือจำนวนปีที่คาดว่าบุคคลจะมีชีวิตอยู่โดยปราศจากภาวะทุพพลภาพ ซึ่งพิจารณาจากความสามารถช่วยตัวเองได้ในการประกอบกิจวัตรประจำวัน ได้แก่ การกินอาหาร แต่งตัว อาบน้ำ ถ่าย และเคลื่อนไปมาได้ภายในบ้าน

ชาย	อายุคาดเฉลี่ย	อายุคาดเฉลี่ยปราศทุพพลภาพ	ค่าแตกต่าง
e_{60}	18.5	17.6	0.9
e_{65}	15.1	14.2	0.9
e_{70}	11.9	11.0	0.9
e_{75}	9.4	8.6	0.8
e_{80}	7.6	6.6	1.0
หญิง	**อายุคาดเฉลี่ย**	**อายุคาดเฉลี่ยปราศทุพพลภาพ**	**ค่าแตกต่าง**
e_{60}	21.5	19.9	1.6
e_{65}	17.8	16.2	1.6
e_{70}	14.2	12.6	1.6
e_{75}	11.3	9.8	1.5
e_{80}	8.5	7.0	1.5

Source: Jiawiwatkul, U., Aekplakorn, W., Vapattanawong, P., Prasartkul, P., and Porapakkham, Y., Changes in Active Life Expectancy Among Older Thais: Results From the 1997 and 2004 National Health Examination Surveys. Asia-Pacific Journal of Public Health. 2011; 1-8.
Data source: National Health Examination Surveys 1997, 2004

อะไรคือสังคมผู้สูงอายุ?

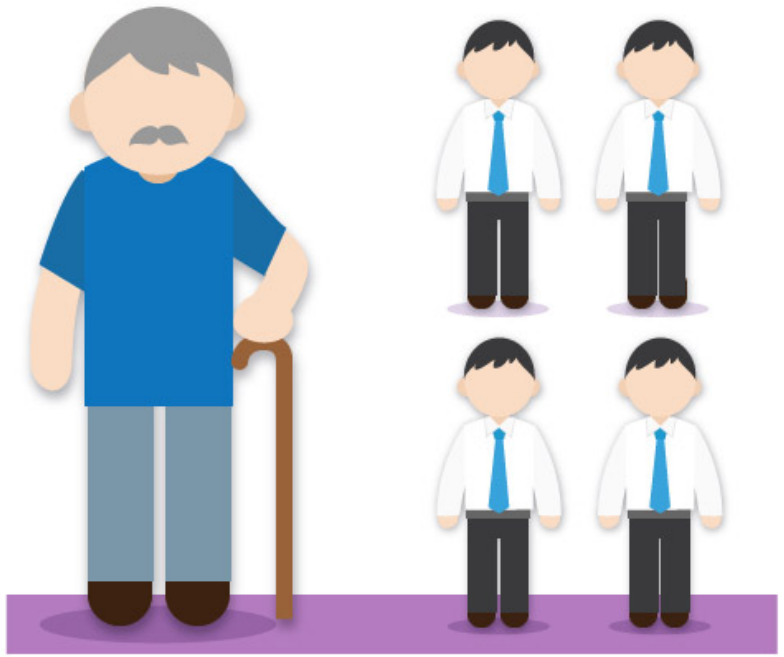


http://www.scb.co.th/line/tip/money-plan.html

สังคมผู้สูงอายุของไทย

ปี 2558

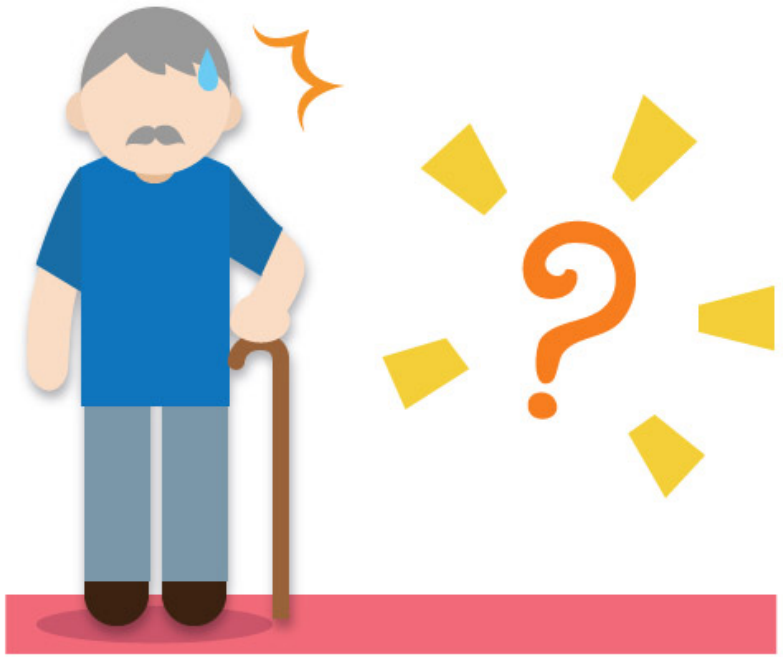
เราเข้าสู่สังคมผู้สูงอายุแล้ว



ผู้สูงอายุ 1 คน : คนวัยทำงาน 4 คน

ปี 2564

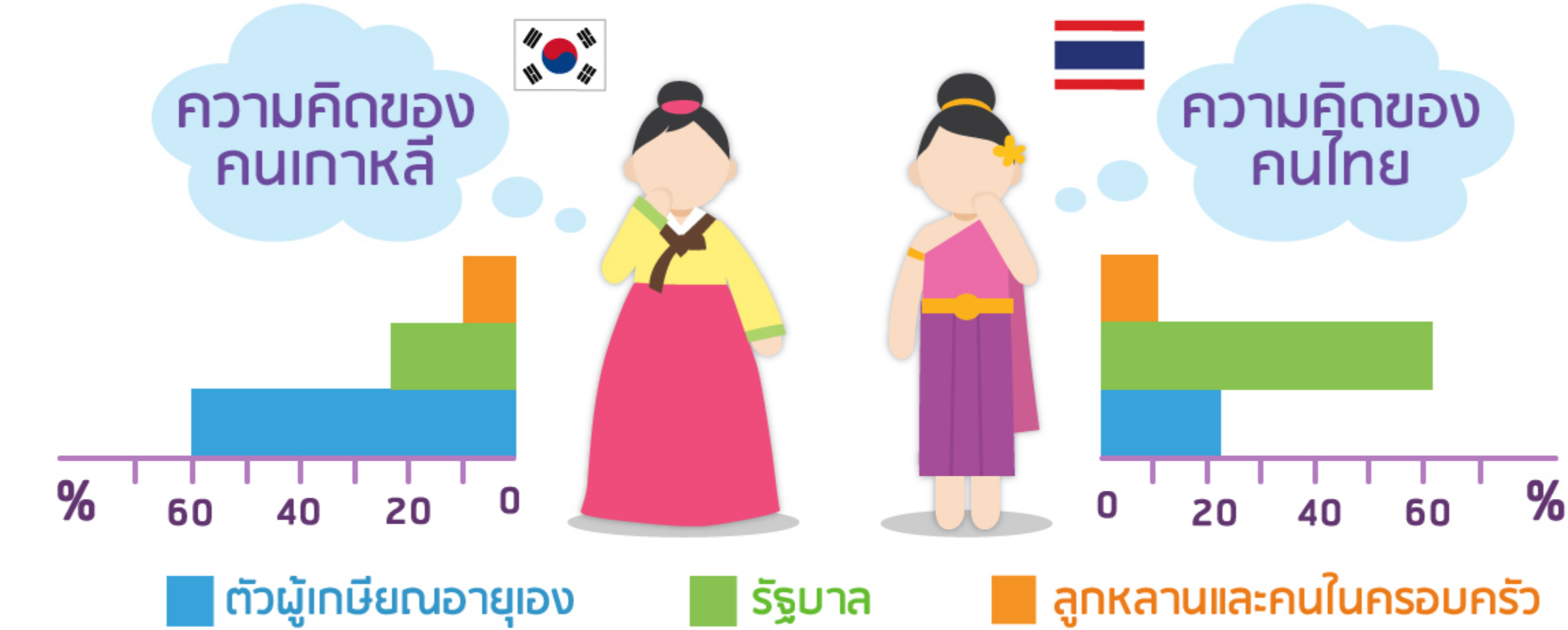
เราจะเข้าสู่สังคมผู้สูงอายุเต็มรูปแบบ



ผู้สูงอายุ ≥ คนวัยทำงาน

http://www.scb.co.th/line/tip/money-plan.html

คุณคิดว่าใครต้องเป็นผู้รับผิดชอบหลังเกษียณ



http://www.scb.co.th/line/tip/money-plan.html

"Live Long and Prosper: Aging in East Asia and Pacific" ของธนาคารโลก หรือ "เวิลด์แบงก์" ได้มีการสำรวจว่า ‘คุณคิดว่าใครต้องเป็นผู้รับผิดชอบค่าใช้จ่ายหลังเกษียณอายุสำหรับผู้ที่เกษียณอายุแล้ว?’

จากการสำรวจพบว่า ในประเทศที่พัฒนาแล้ว เช่น เกาหลีใต้ ไต้หวัน และสิงคโปร์ เกินกว่าครึ่งตอบว่าคนที่ต้องรับผิดชอบค่าใช้จ่ายหลังเกษียณอายุ ก็คือตัวผู้เกษียณอายุเอง ในขณะที่ประเทศที่กำลังพัฒนา เช่น จีน อินโดนีเซีย ฟิลิปปินส์ เวียดนาม และไทย เกินกว่าครึ่งตอบว่าคนที่ต้องรับผิดชอบค่าใช้จ่ายหลังเกษียณอายุ คือรัฐบาล นั่นก็แปลว่าคนส่วนใหญ่ยังหวังพึ่งพิงสวัสดิการจากรัฐจริงๆ เมื่อคิดแต่จะหวังพึ่งพิงคนอื่น ก็เลยทำให้ไม่คิดที่จะวางแผนเกษียณอายุไว้แต่เนิ่นๆ นั่นเอง http://www.scb.co.th/line/tip/money-plan.html

ดร.กฤษดา แสวงดี หัวหน้าโครงการ TNCs กล่าวว่า จากการเก็บข้อมูลพยาบาลวิชาชีพ ทั่วประเทศ กลุ่มตัวอย่าง 18,765 คน มีปัญหาความเครียดจากการทำงานสูงถึงร้อยละ 45.5 เนื่องจากลักษณะการทำงานในลักษณะเวรผลัด ต่อเนื่องเป็นเวลานานมากกว่า 12 ชั่วโมงต่อวัน โดย 1 ใน 3 มีปัญหาเรื่องการนอนไม่หลับ และพบว่าร้อยละ 8-10 เคยใช้ยานอนหลับ ซึ่งมีผลกระทบต่อการให้การดูแลรักษาผู้ป่วย และยังมีความเครียดจากการทำงานหนัก มีความสัมพันธ์กับการบาดเจ็บจากการทำงาน อาทิ ถูกเข็มฉีดยา ของมีคม โรคกล้ามเนื้อ กระดูกและข้อ เป็นต้น

ร้อยละ 48.3 มีปัญหาเกี่ยวกับกล้ามเนื้อ กระดูก และข้อ เช่น ปวดหลัง นอกจากนี้ ยังเป็นโรคไขมันในเลือดสูง ความดันสูง ติดเชื้อไวรัสตับอักเสบ วัณโรคและโรคปอด และในปี 2557 มีพยาบาลเสียชีวิต 1,305 ราย ร้อยละ 39.2 ของพยาบาลที่เสียชีวิต มาจากมะเร็ง แบ่งเป็นมะเร็งเต้านม ร้อยละ 22.9 และมะเร็งรังไข่ มดลูก ปากมดลูก เยื่อบุโพรงมดลูก ร้อยละ 18.4 ซึ่งนอกจากความเสี่ยงของ การเกิดโรคต่างๆ ทางด้านร่างกายแล้ว พยาบาลยังมีปัญหาด้านจิตใจด้วย โดยพยาบาลมากกว่าครึ่งระบุว่า ตนเองไม่สุขสบายจากอาการปวด และร้อยละ 38.3 ยอมรับว่า ตนเองวิตกกังวล และมีภาวะ ซึมเศร้า" ดร.กฤษดากล่าว

หัวหน้าโครงการ TNCs กล่าวอีกว่า ดัชนีคุณภาพชีวิตด้านสุขภาพของพยาบาล อยู่ในระดับต่ำกว่าผู้หญิงที่ประกอบอาชีพ อื่นๆ พบว่า พยาบาลไทยอยู่ในระดับ 0.75 ซึ่งต่ำกว่าผู้หญิงไทยที่ประกอบอาชีพอื่นๆ ที่มีดัชนีอยู่ที่ 0.95 รวมถึงต่ำกว่าในประเทศอังกฤษที่อยู่ที่ 0.85 และประเทศสวีเดน ที่อยู่ที่ 0.83 พยาบาลอายุน้อยมีคุณภาพชีวิตสุขภาพต่ำกว่าระดับอาวุโส ซึ่งสัมพันธ์กับความมั่นคงในการทำงาน ส่งผลให้ลาออกหรือเปลี่ยนอาชีพ เฉลี่ยอายุการทำงานในวิชาชีพเพียง 22.5 ปี

นอกจากนี้ ในรอบ 1 ปีที่ผ่านมา พยาบาลไทยประมาณ 1 ใน 5 เคยประสบความรุนแรงจากการทำงาน และตั้งใจที่จะออกจากงานภายใน 1-2 ปี หรือมากกว่า 2 ปี มากกว่าพยาบาลที่ไม่เคยประสบความรุนแรงจากการทำงาน

Disney
BIG HERO 6
DEC 4
FROM THE CREATORS
OF WRECK-IT RALPH
AND FROZEN

LIFE
ALERT
CAUTION
SAFETY GLASSES
MUST BE WORN
AT ALL TIMES
FLAMMABLE
GAS

1. ระบบแขนกล เสริฟอาหาร, หยิบสิ่งของ รวมถึงไหว้และโบกมือ

2. สามารถทำการโทรออก บันทึกรายชื่อผู้ที่ต้องการติดต่อ

3. DinsowSpond เรียกให้โทรกลับเพื่อเรียกแพทย์หรือลูกหลาน

4. Real Time monitoring เชื่อมต่อกับ Smart-phone, NB ผ่าน internet

5. ติดตั้งอุปกรณ์เช็ค Vital signs วัดไข้ ตรวจลมหายใจ ความชื้น เฝ้าดูการหลับ ตรวจจุดกดทับ และวัดคลื่นหัวใจ

ROBOTICS IN NURSING

Registered nurses (RNs) and nurse practitioners (NPs) are accustomed to emerging technology making an impact on their work environments and day-to-day duties. While these advances in equipment and technology bring many positive changes, some trends, such as robotics, are feared because of the possibility that they will take jobs away from nurses. However, the opportunities for nurses and robots to work together and the innate skills and characteristics of humans make RNs and NPs irreplaceable.

Overview of Robotics in the Healthcare Industry

The healthcare robotics market is estimated to grow to

$2.8 BILLION in revenue by 2021.

The applications in healthcare seem endless.

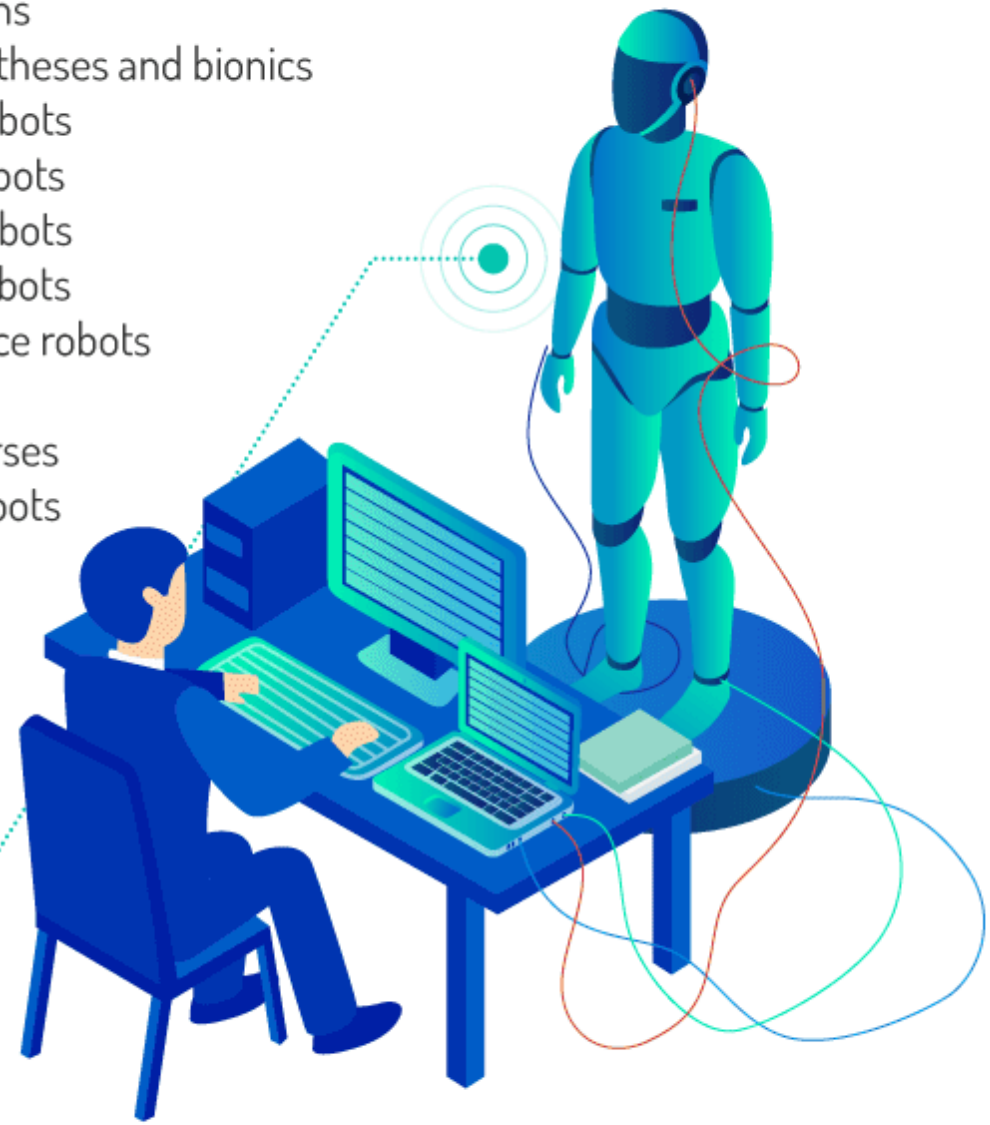
THE HEALTHCARE ROBOTICS MARKET INCLUDES:

- Surgical robots
- Rehabilitation robots
- Hospital robots

- Surgical robot training
- Exoskeletons

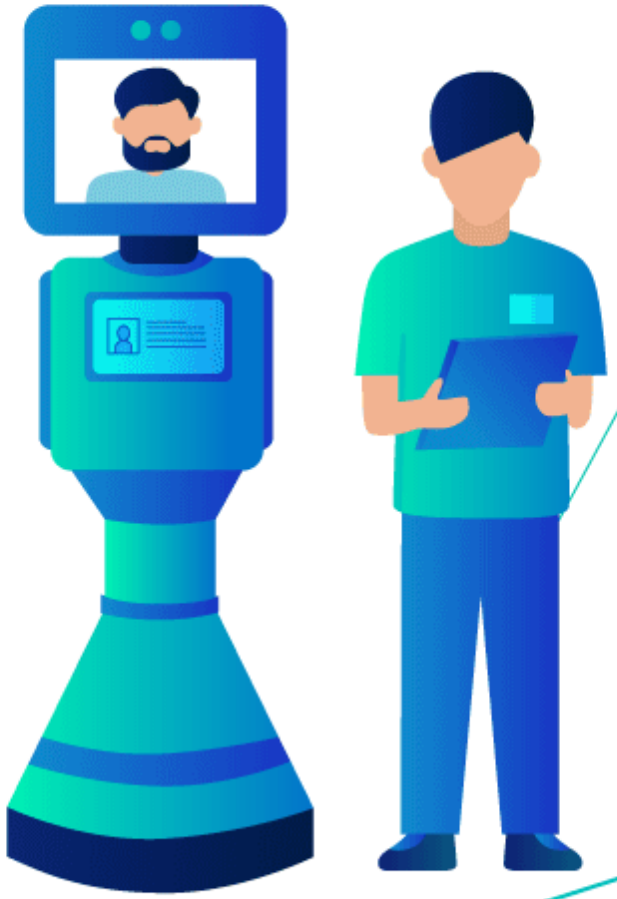
MORE DETAILED SEGMENTATION OF ROBOTICS APPLICATIONS IN HEALTHCARE INCLUDES:

- Surgical robot training
- Exoskeletons
- Smart prostheses and bionics
- Assistive robots
- Therapy robots
- Cleaning robots
- Logistics robots
- Telepresence robots
- Pill robots
- Robotic nurses
- Surgical robots



TECHNOLOGIES ENABLING HEALTHCARE ROBOTICS:

- Gesture control
- Machine vision
- Speech/voice recognition
- Tactile sensors



BENEFITS OF ROBOTS IN HEALTHCARE:

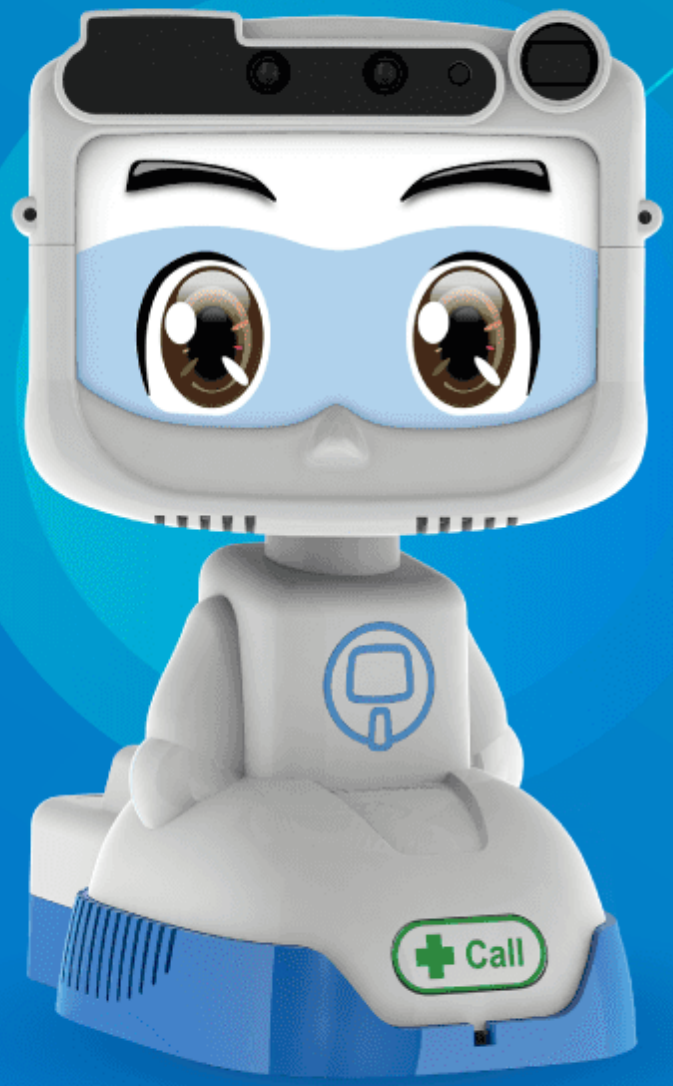
- Save costs
- Reduce waste
- Improve patient care

Provide sophisticated levels of measurability and traceability

FAMOUS NURSE ROBOTS

Robotics in healthcare is well past the early developmental stage, and robot nurses have become well known for their contributions in the healthcare setting.

horses have become well known for their contributions in the healthcare setting.



ROBOT DINSOW

APPLICATION TODAY:

» Used by hospitals in Thailand and Japan for patient care

SKILLS:

» Monitors elderly by video and sets up video chat with their relatives
» Alerts caregivers of patient activity by phone
» Provides reminders for medication and exercise
» Exercises alongside the elderly
» Provides entertainment with karaoke and games

ROBOT PARO

APPLICATION TODAY:

» Used in hospitals and extended-care facilities all over the world

» SKILLS:

» Stimulates interaction between patients and caregivers
» Imitates the voice of a baby harp seal to help relax patients
» Is able to adapt behavior to each patient

» BENEFITS:

» Reduce patient stress
» Improve patients' relaxation and motivation
» Improve patients' socialization with each other and with caregivers

FIVE TYPES OF SENSORS:

» Light, audio, temperature, posture, and tactile

ROBOT PEPPER

ROBOT PEPPER

APPLICATION TODAY:

» Works at reception area of two Belgian hospitals greeting people
» Guides patients to the proper department

SKILLS:

» Recognizes 20 languages and can identify gender
» Identifies joy, sadness, anger and surprise
» Interprets non-verbal language, such as the tilt of the head, a frown, a smile and tone of voice

VISION:

» Two high-resolution cameras and a 3D camera
» Shape recognition software processes captured images

MOVEMENT:

» 20 engines and three multi-directional wheels enable the robot to move at a maximum speed of 3 km/h

Establishing a Middle Ground

Rather than pitting robots against humans, individuals should consider the opportunities created by robots in healthcare and the reasons why robots can never completely replace human nurses.

WHY HUMAN NURSES ARE IRREPLACEABLE

COMMON SENSE

Robots rely on programming and lack the common sense reasoning ability

For example: If a person is considering tipping over a cup, they don't need exact specifications, such as the shape of the cup, the physical properties of the contents of the cup, or the motion the cup will be exposed to, in order to make a decision.

EMPATHY

Robots require programming to understand emotions and exhibit a response

For example: Pepper the robot may have been programmed to respond with emotions but still is not capable of fully understanding human emotions.

physical properties of the contents of the cup, or the motion the cup will be exposed to, in order to make a decision.

For example: Pepper the robot may have been programmed to respond with emotions but still is not capable of fully understanding human emotions.

CREATIVITY

Artificial intelligence (AI) can mimic a famous artist's style but is not capable of creating art that will resonate with humans

For example: Algorithms can be created to produce sequences of paintings, but it is much more difficult to teach AI how to recognize the difference between emotionally powerful art and lackluster creations.

ETHICAL DECISION MAKING

When faced with novel circumstances, robots may waste time making a decision that could potentially affect a patient's life

For example: An experiment tested a robot's ability to protect other robots (called human proxies) from entering a danger zone on a table game. In 14 out of 33 trials, the robot wasted time making a decision, which resulted in both human proxies falling into the hole.

HOW NURSE ROBOTS OFFER A HELPING HAND

REPETITIVE TASKS

» Nurse robots can take over tasks such as

TRAINING

» Robots can help train staff. For example, a robot patient could simulate the behavior of patient's limbs for patient-transfer training.

EDUCATION

OFFER A HELPING HAND

REPETITIVE TASKS

» Nurse robots can take over tasks such as retrieving medical supplies, delivering food and medication, and transferring or moving patients.

» Robots can help train staff. For example, a robot patient could simulate the behavior of patient's limbs for patient-transfer training.

EDUCATION

» At Duquesne, students can interact with DUSTIN, short for **Duquesne** University Simulating Telepresence in Nursing.

» According to Joe Seidel, the director of technology in the School of Nursing, students "can connect to him through an iPad or iPhone app or any computer. Once connected, they can use DUSTIN to see, hear, speak, and communicate with anyone in the room. DUSTIN's screen displays a live video feed of the person at a distance, so it feels like he or she is part of the team."

» Duquesne is the second nursing school in the US to have a nurse robot.

HOW NURSE ROBOTS CREATE AND EXPAND CAREER OPPORTUNITIES

ROBOTIC COORDINATOR

As robots continue to become more common in healthcare, the need for individuals to oversee the duties of robots will create a new job opportunity.

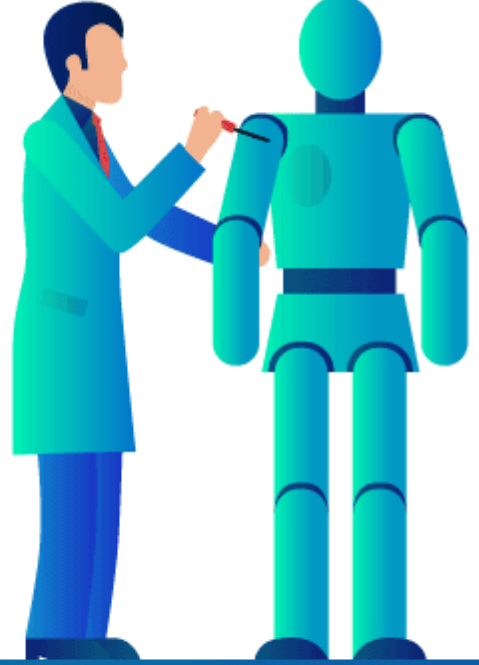
ROBOTIC TELEMEDICINE

Patients living in rural areas or those in urgent need of a specialist can receive a diagnosis and treatment plan through a robot that can be remotely controlled using a desktop, laptop, or mobile device. Nurses will play a vital role in assisting robots and remote healthcare practitioners.

RESEARCH

Since nurses are well aware of the needs in the healthcare environment, they can participate in the technological advancement of developing robots.

CONCLUSION:



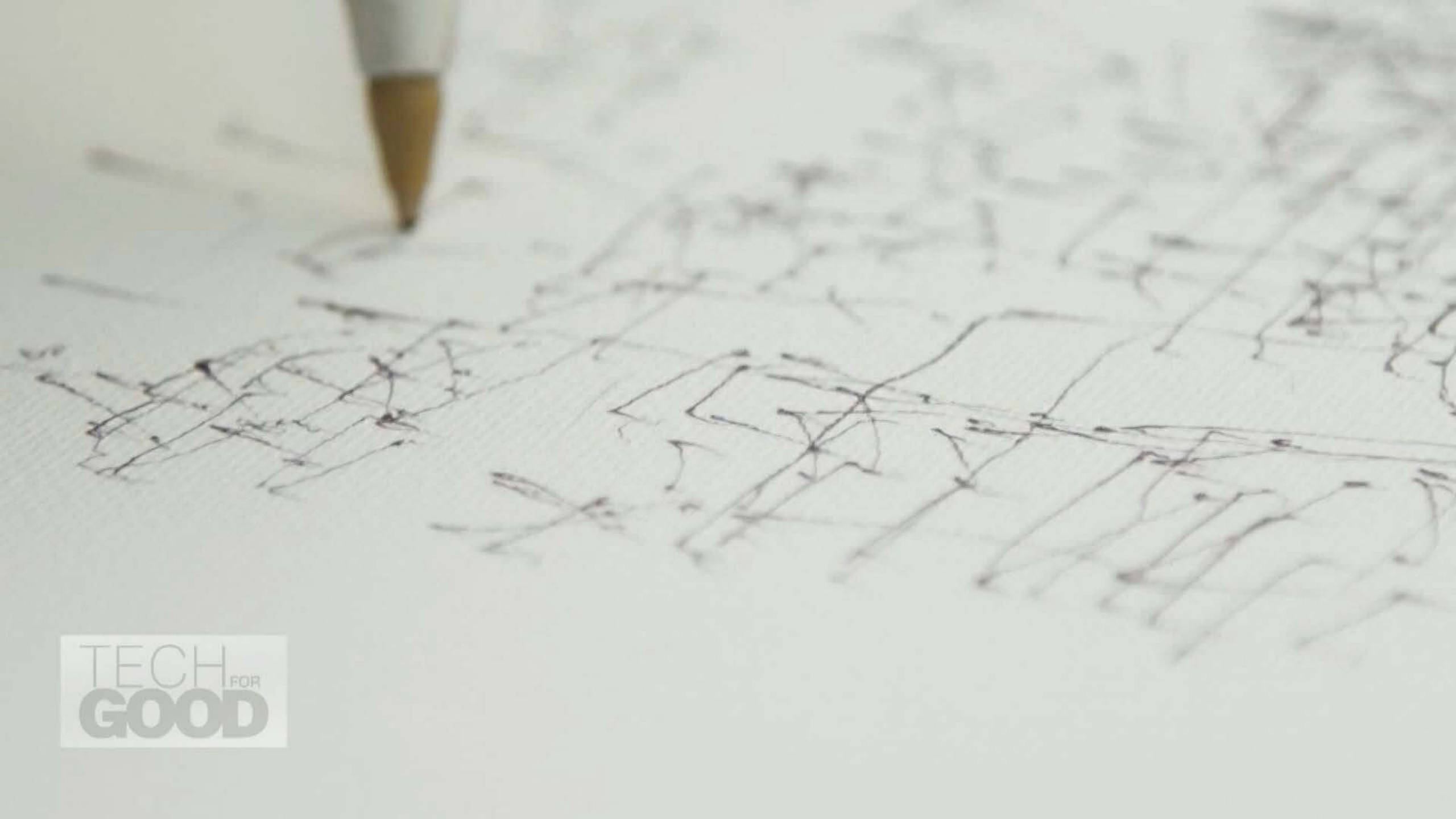
CONCLUSION:

No doubt healthcare today is an exciting, rapidly evolving industry. Technology companies have noticed the needs in the healthcare setting and are continuing to develop and advance technologies that will benefit both the patient and the healthcare professional. Students entering the field will face challenges and opportunities in adopting and adapting to new technologies and shifting responsibilities as a result.

onlinenursing.duq.edu/masters-nursing-education

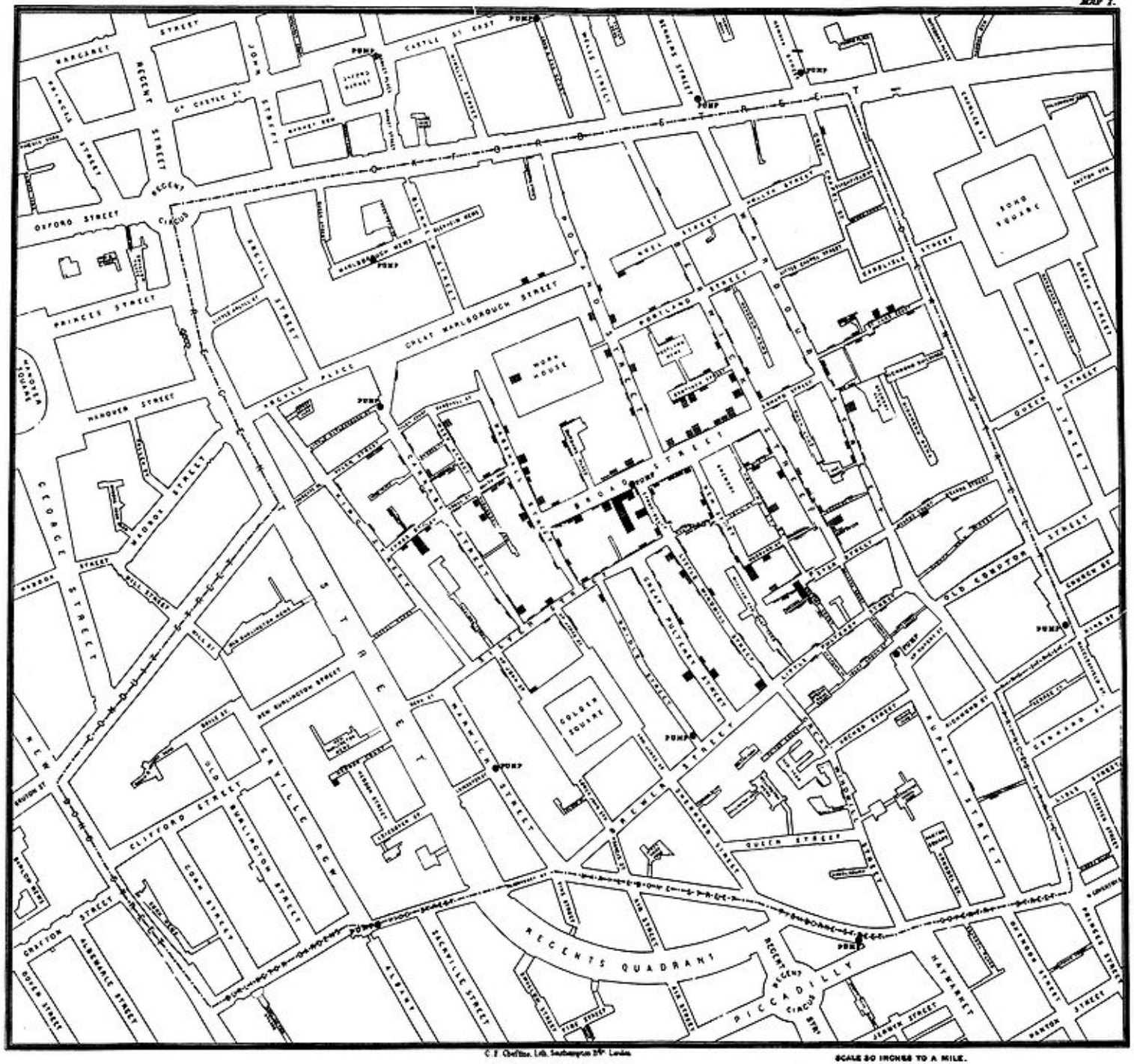
DUQUESNE UNIVERSITY
School of Nursing

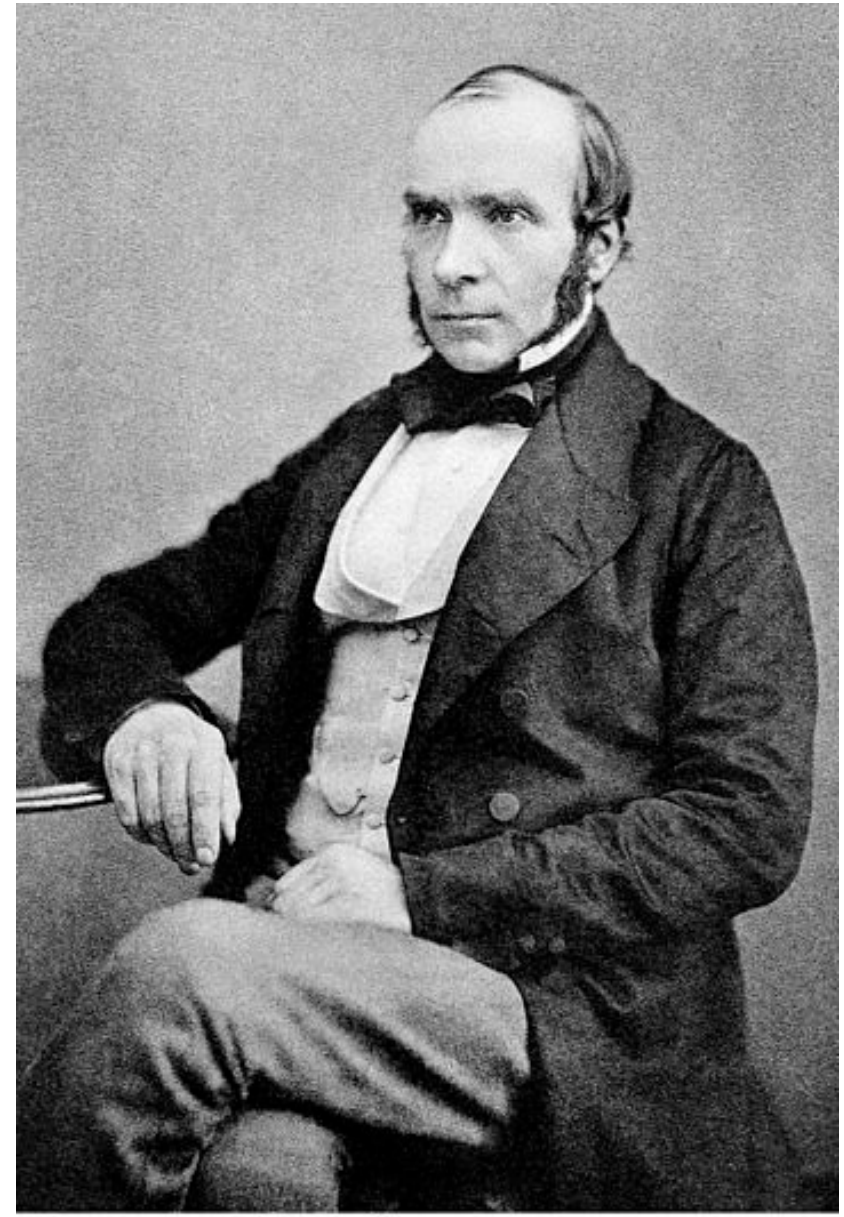
SOURCES:
https://globenewswire.com/news-release/2017/02/01/912865/0/en/Global-2-8-Billion-Healthcare-Robotics-Market-Analysis-and-Forecasts-2016-2021.html
https://www.robotics.org/content-detail.cfm/Industrial-Robotics-Industry-Insights/Robots-and-Healthcare-Saving-Lives-Together/content_id/5819
http://www.businessinsider.com/things-humans-can-do-better-than-machines-2015-10
http://www.dailymail.co.uk/sciencetech/article-3641468/Pepper-robot-finds-job-healthcare-friendly-droid-trialled-two-hospitals-Belgium.html
https://www.ald.softbankrobotics.com/en/robots/pepper/find-out-more-about-pepper
http://www.parorobots.com/
https://www.reuters.com/article/us-thailand-ageing/firms-in-aging-thailand-bet-on-demand-surge-for-robots-and-diapers-idUSKCN10Q284
https://theconversation.com/nurses-of-the-future-must-embrace-high-tech-86042
https://ieeexplore.ieee.org/document/7542122/
https://www.smithsonianmag.com/innovation/doctors-can-use-robotic-telemedicine-to-assess-coma-patients-180962145/
http://www.duq.edu/assets/Documents/nursing/about/_pdf/Nursing%202017%20Magazine.pdf


TECH FOR GOOD

Simulator for nursing education

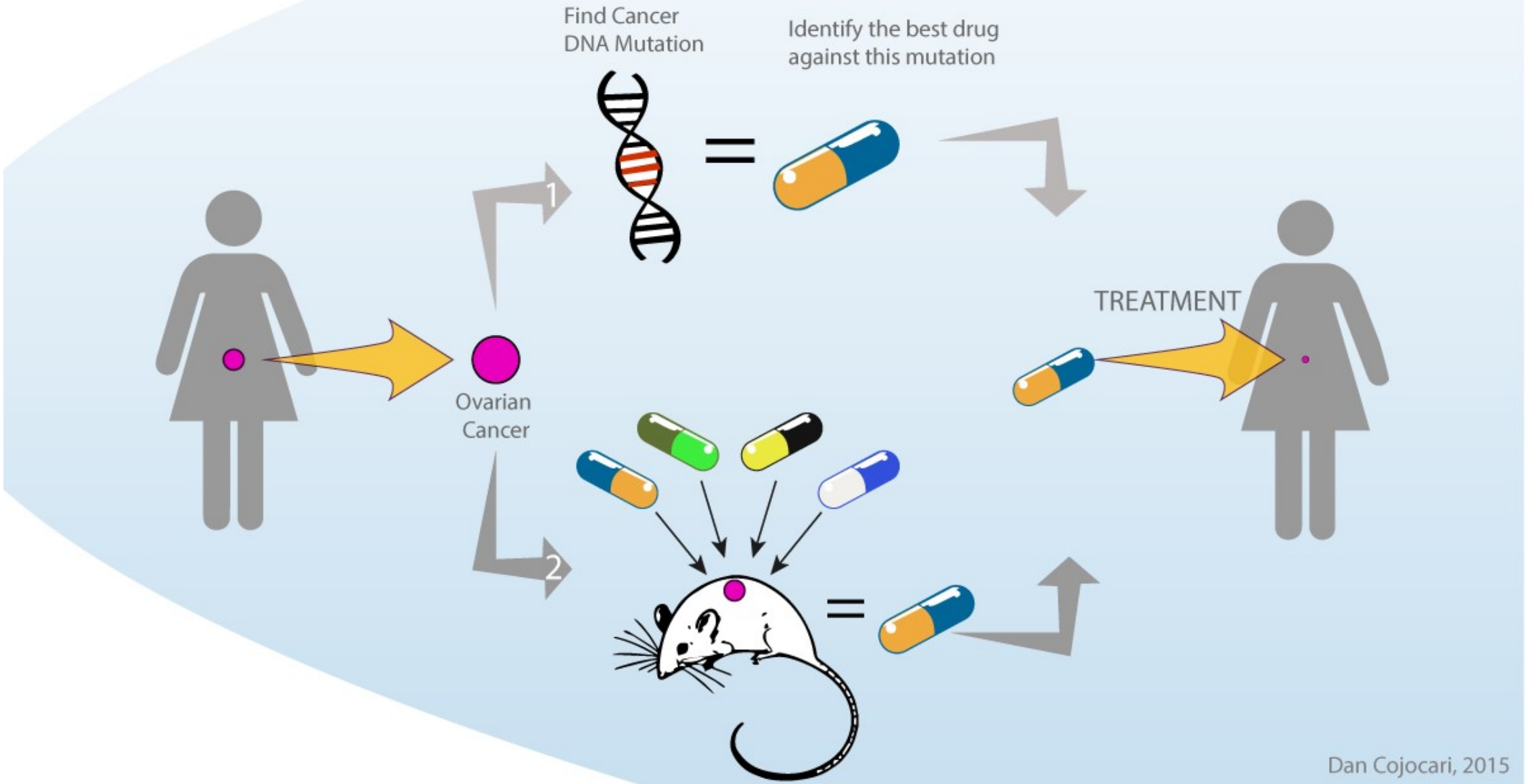
Big data and personalized healthcare and nursing


REGENT STREET
OXFORD STREET
PRINCES STREET
GREAT MARLBOROUGH STREET
BROAD STREET
GOLDEN SQUARE
SOHO SQUARE
OLD COMPTON
GEORGE STREET
CLIFFORD STREET
REGENTS QUADRANT
PICCADILLY
HAYMARKET
WORK HOUSE
SCALE 80 INCHES TO A MILE.



John Snow

PERSONALIZED CANCER MEDICINE



nature International weekly journal of science

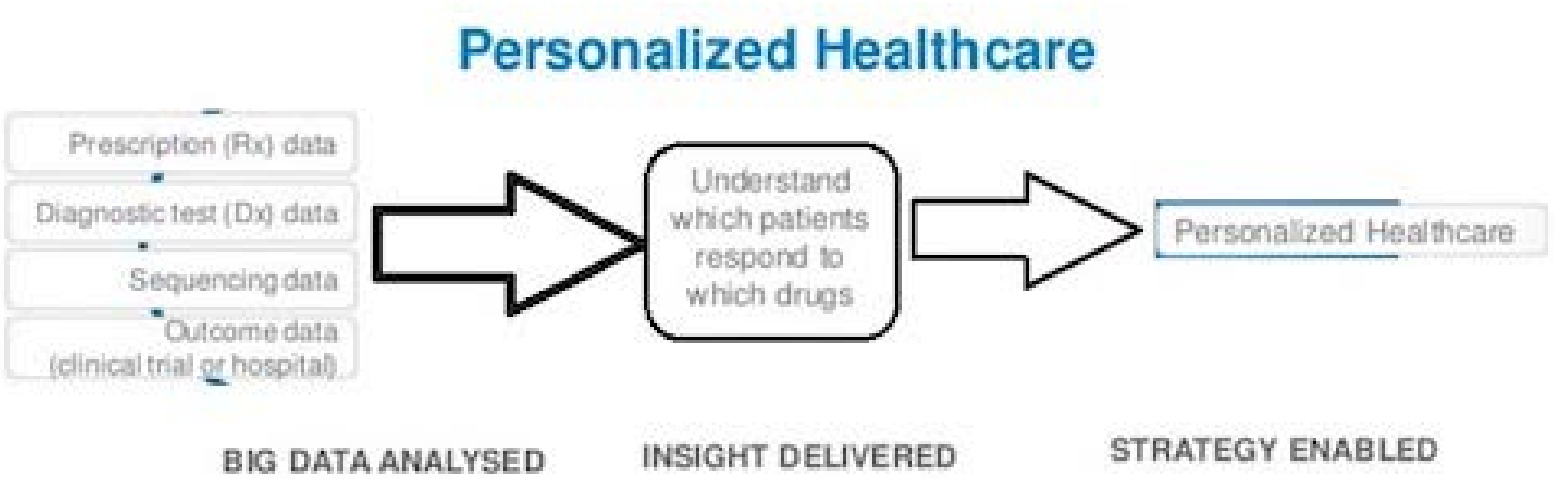
NATURE | COMMENT

Personalized medicine: Time for one-person trials

Nicholas J. Schork

29 April 2015

Precision medicine requires a different type of clinical trial that focuses on individual, not average, responses to therapy, says Nicholas J. Schork.



PLOS ONE

RESEARCH ARTICLE

Can machine-learning improve cardiovascular risk prediction using routine clinical data?

Stephen F. Weng[1,2☯*], **Jenna Reps**[3,4☯], **Joe Kai**[1,2‡], **Jonathan M. Garibaldi**[3,4‡], **Nadeem Qureshi**[1,2‡]

1 NIHR School for Primary Care Research, University of Nottingham, Nottingham, United Kingdom, **2** Division of Primary Care, School of Medicine, University of Nottingham, Nottingham, United Kingdom, **3** Advanced Data Analysis Centre, University of Nottingham, Nottingham, United Kingdom, **4** School of Computer Science, University of Nottingham, Nottingham, United Kingdom

☯ These authors contributed equally to this work.
‡ These authors also contributed equally to this work.
* stephen.weng@nottingham.ac.uk

Check for updates

OPEN ACCESS

Citation: Weng SF, Reps J, Kai J, Garibaldi JM, Qureshi N (2017) Can machine-learning improve cardiovascular risk prediction using routine clinical data? PLoS ONE 12(4): e0174944. https://doi.org/

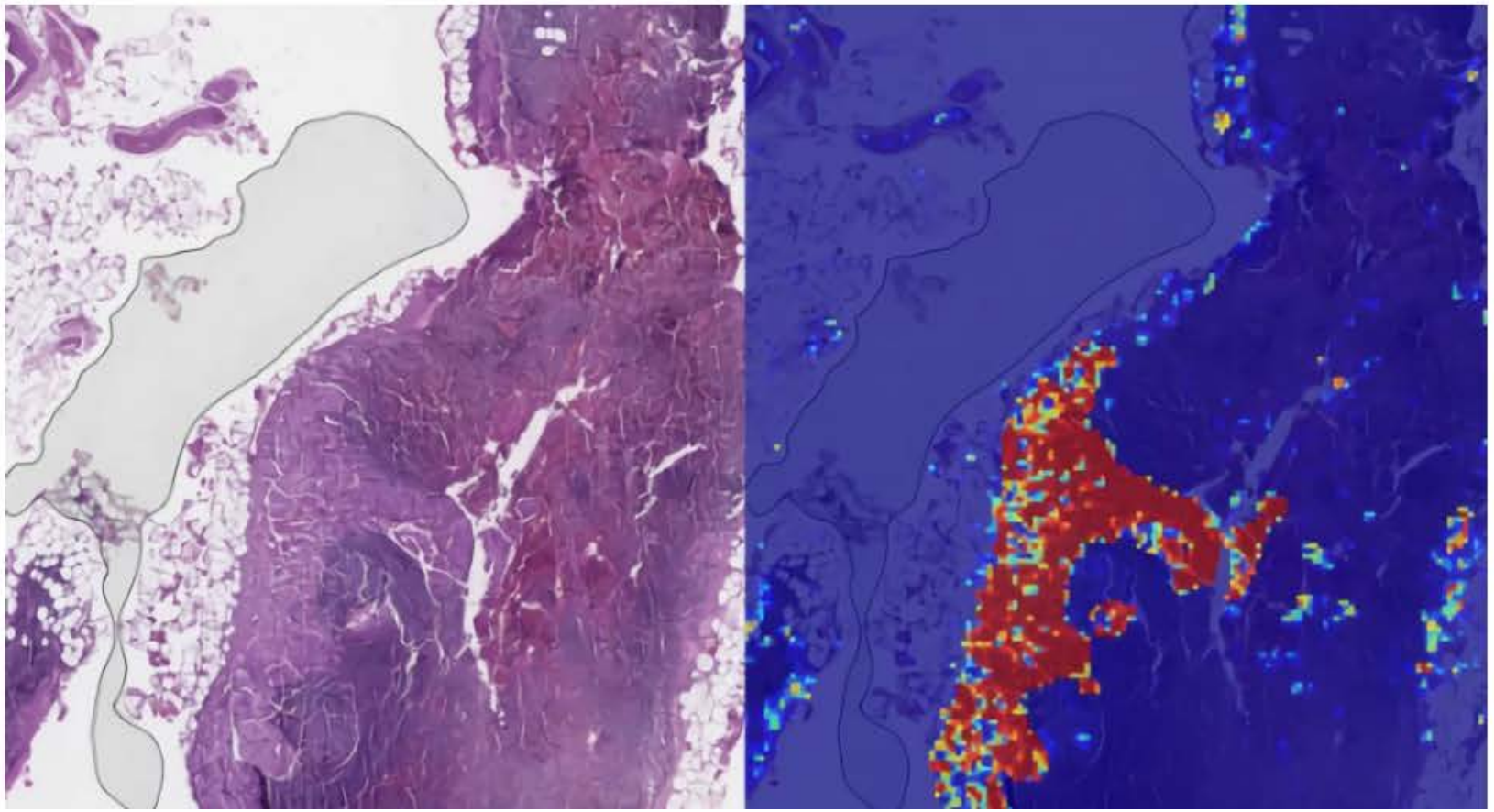
Abstract

Background

Current approaches to predict cardiovascular risk fail to identify many people who would benefit from preventive treatment, while others receive unnecessary intervention. Machine-learning offers opportunity to improve accuracy by exploiting complex interactions between risk factors. We assessed whether machine-learning can improve cardiovascular risk prediction.

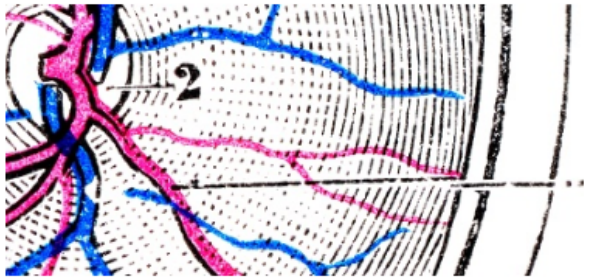
Google AI claims 99% accuracy in metastatic breast cancer detection

KYLE WIGGERS @KYLE_L_WIGGERS OCTOBER 12, 2018 9:00 AM



MOST READ

Facebook Messenger now has me
threads



Diabetic Retinopathy Detection

Identify signs of diabetic retinopathy in eye images

$100,000 · 661 teams · 4 years ago

Overview

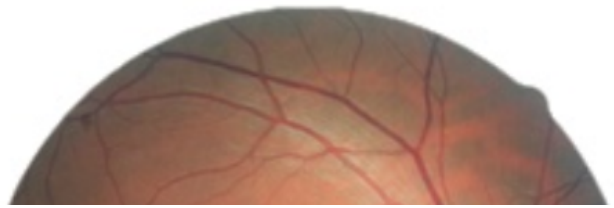
Description

Evaluation

Prizes

Timeline

Diabetic retinopathy is the leading cause of blindness in the working-age population of the developed world. It is estimated to affect over 93 million people.



The US Center for Disease Control and Prevention estimates that 29.1 million people in the US have diabetes and the World Health Organization estimates that 347 million people have the disease worldwide. Diabetic Retinopathy (DR) is an eye disease

https://www.bbc.com/news/health-21945812

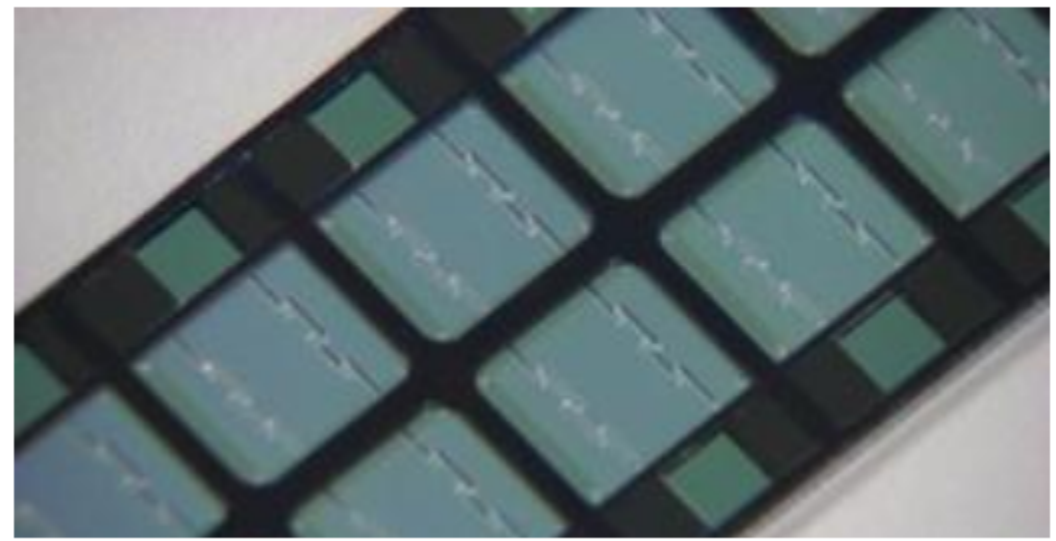
DNA test reveals 80 markers for inherited cancer risk

By Fergus Walsh
Medical correspondent

27 March 2013

Share

More than 80 genetic markers that can increase the risk of developing breast, prostate or ovarian cancer have been found in the largest study of its kind.



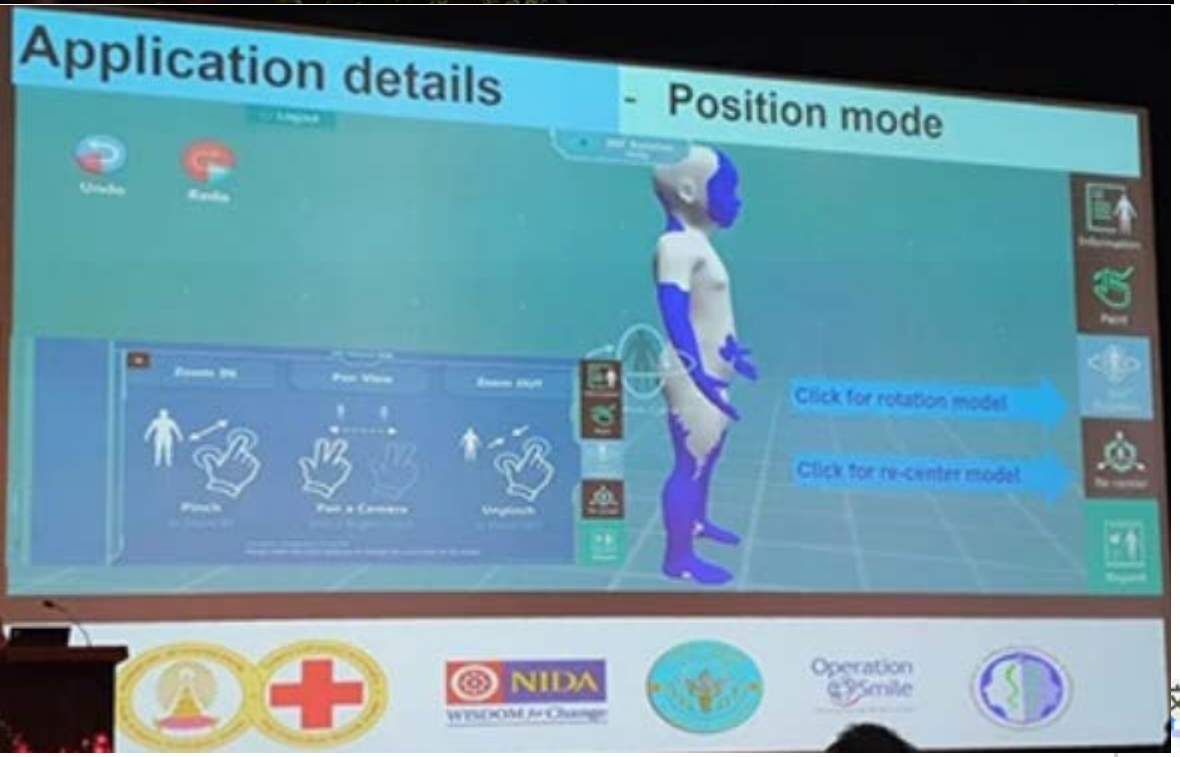
The DNA of 200,000 people - half of

Cardiologs raises $6.5M for AI-powered ECG analysis

By **Jonah Comstock** | October 05, 2017

SHARE Share 217

Paris-based **Cardiologs** has raised $6.5 million to support its AI-powered algorithm for ECG analysis. The round was led by a syndicate of investors including Idinvest, ISAI, Kurma Partners, and Partech Ventures, with additional participation from Bpifrance seed fund.



3D Ped Burn Resuscitation (Early Access)

NIDA3D Medical

Everyone

This app is in development. It may be unstable.

This app is compatible with all of your devices.

Add to Wishlist

Install

Translate the description into English (United States) using Google Translate?

Translate

Q&A

Thank you!