

THE USEFULNESS OF USING GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN HEALTHCARE ORGANIZATIONS

Ivelina Simeonova, PhD Student

Department of Management and Social Activities

University of Ruse "Angel Kanchev"

Phone: +359 883747475

E-mail: isimeonova@uni-ruse.bg

Abstract: *The paper concerns the utility of using generative artificial intelligence in the field of medicine, specifically in health care settings, looking at how quasi-experimental approaches account for case-cause connection in health systems and healthcare analysis. Quasi-experimental studies provide significant chances to enlarge and improve the evidence for causal effects. First, they have the potential to generate causal evidence when randomised controlled trials are not possible. Second, they most often produce causal proofs with a high degree of external reliability. Third, they prevent the threats to internal validity that occur when participants in so-called „Non-blinded experiments" (e.g., in transgenic studies with different phenotypes) modify their behaviour in responding to the experimental task by copying any intervention or relative the control group. Fourth, it is a fact that they are appropriate for use both as evidence of generating long-term financial outcomes in health care and as evidence of adverse economic and social consequences. And fifth, they produce a faster result and frequently at a lower cost.*

Keywords: Healthcare facilities, generative AI, quasi-experimental design

JEL Codes: L10, L11

ВЪВЕДЕНИЕ

Целта на разработката е да се установи полезността от използването на генеративния изкуствен интелект (*Generative AI*) в здравните заведения, проследявайки как квази-експерименталните проучвания (КЕП) установяват причинно-следствени връзки в подобни изследвания в следните направления по класификацията на Т. Bärnighausen и кол.⁶, а именно:

- *на първо място*, дали КЕП генерират по-бърз резултат на по-ниска цена в сравнение с по-често използваните рандомизирани проучвания;
- *второ*, при КЕП съществува ли възможност да се създадат причинно-следствени доказателства, тъй като при рандомизираните контролирани проучвания това е недопустим подход;
- *на трето място*, причинно-следствените доказателства произтекли от КЕП дали са с висока степен на външна валидност;
- *четвърто*, следва ли да се приеме, че КЕП преодоляват заплахите на вътрешното валидиране, които възникват, след като участниците в т. нар. „сляпо проучване“ променят поведението си в отговор на експерименталното задание чрез копиране, на която и да е намеса или спрямо контролната група;
- *пето*, фактически как е подкрепена дилемата, дали КЕП са целесъобразни за използване като доказателства за генериране на дългосрочни финансови резултати в здравеопазването, или като такива с неблагоприятни икономически и социални последици. (Bärnighausen, T. at all, pp 2, 2017)

В изложението ще бъде направена логическа демонстрация на това, как някои изводи следват от определени предпоставки, като се започне с дефиниране на резултати от различни видове научни изследвания в медицината, базирани върху приложението на *Generative AI* и прякото му влияние върху медицинските, икономическите и социалните последици за обществото.

⁶ Bärnighausen, T., P. Tugwell, JA Røttingen, I. Shemilt (2017) Journal of Clinical Epidemiology, Quasi-experimental study designs series, doi: 10.1016/j.jclinepi.2017.03.012, 1 pp.

Накрая, при тълкуване на ползите от неговата употреба в разглежданите здравни области, ще се потърси отговор на въпроса дали *AI* би бил лукративен и ефикасен и какво е неговото бъдещо поле за положително приложение в медицинските организации.

ИЗЛОЖЕНИЕ

Характерът на симптоматиката при диагностициране на психическото и физическото здраве, винаги е бил предизвикателство за медицината. Вече има доказателства, че *AI* въвежда ново ниво на прецизиране и обективност на пациентските информационни бази данни, недостижимо до днес. Например, алгоритмите за дигитално обучение, ученето чрез мега обширни бази от данни, вече разкриват корелации и модели, които биха убегнали на физически практикуващите лице в лице медици и коучове. От друга страна, чрез интегриране на *AI* инструменти с клинични практики, дигитални лекарски диагнози и доставянето на здравни услуги може да се прецизира определянето на дадено заболяване въз основа на проведени изследвания и обстоен преглед, като се гарантира, че пациентите биха получили най-подходящите планове за лечение. Това, от една страна повишава ефективността на интервенциите, като същевременно минимизира рисковете, свързани с погрешна диагноза и предава по-обстоятелствена преценка на пациентското състояние, същността и възможностите за лечение.

D. Poole and all (1998) още в края на 20 век прогнозира, че *Generative AI* ще играе все по-важна роля в „...създаване на интелигентни агенти (програми или устройства)“⁷ в медицината и здравеопазването.

По тематиката работят още Peter Lee, Carey Goldberg и Isaac Kohane⁸ и резултатите от изследванията им са публикувани в книгата *The AI Revolution in Medicine: GPT-4 and Beyond*. В практикоприложната част на изследването на тримата автори участва и Bill Gates (Former CEO of Microsoft), като негово е обобщението: „Развитието на *AI* е толкова фундаментално, колкото и създаването на персоналния компютър. Това ще промени начина, по който хората работят, учат и общуват – и ще трансформира здравеопазването. Но трябва да се управлява внимателно, за да се гарантира, че ползите от него надвишават рисковете. Окуражен съм да видя това ранно изследване на възможностите и отговорностите на *AI* в медицината.“

Безспорен факт е, че *AI* продължава да се развива и разгръща обхвата си в различни приложения като автономно шофиране, големи бази данни, разпознаване на образи, интелигентно търсене, разбиране на изображения, автоматично програмиране, роботика, общество. Инструментите на изкуствения интелект включват главно изкуствени невронни мрежи (ANN), генетичен алгоритъм (GA), поддържаща векторна машина (SVM), подпомагане да се подобри разбирането по основни и специализирани теми (ICA) и други (Bärnighausen, T. at all, pp 2 2017)⁹.

В Таблица 1 са систематизирани известни техники на изкуствения интелект, развити във времето, класифицирани според техните компоненти, както и кратко описание на приложенията им. Всички тези инструменти на *AI* могат да бъдат комбинирани с експериментален дизайн, за да се повиши прецизността на прогнозирането на оптималното решение в съответната област. Такъв пример в здравеопазването би могло да бъде имплементиране на *AI*, осъществено посредством машинно обучение (machine learning - ML) или дълбочинно обучение (deep learning - DL) в автоматизирани алгоритми за откриване на диабетна ретинопатия (diabetic retinopathy - DR) (O. Nanegrungsunk and all, 2022)¹⁰. Тази забележителна технология демонстрира висока диагностична производителност, по-ниска цена и по-кратко време за прецизиране на диагностичното състояние в редица проучвания, както T. Bärnighausen пише в своята статия „Серия от проекти на квази-експериментални проучвания — документ 4: употреби и стойност“ през 2017 г.

Таблица 1. Категоризиране на *AI* техники в зависимост от функционалността им

⁷ Poole, D., A. Mackworth & R. Goebel (1998). *Computational Intelligence: A Logical Approach*, Publisher: Oxford University Press, ISBN: 978-0-19-510270-3, 68 pp.

⁸ Lee, P., G. Carey, K., Isaac (2023). *The AI Revolution in Medicine: GPT-4 and Beyond*, Publisher Pearson; Paperback, 2 pp., ISBN 978-0138200138. Best Sellers Rank: #8 in Medical Informatics (Books), #18 in Family Practice Medicine.

⁹ Bärnighausen, T., P. Tugwell, JA Röttingen, I. Shemilt (2017) *Journal of Clinical Epidemiology*, Quasi-experimental study designs series, 1 pp.

¹⁰ Nanegrungsunk, O., P. Ruamviboonsuk, A. Grzybowski (2022) *Prospective studies on artificial intelligence (AI)-based diabetic retinopathy screening*. Ann Transl Med 2022;10(24):1297. doi: 10.21037/atm-2022-71, 2 pp.

Категория	Компонент/Техника	Описание	Приложение
Машинно обучение (ML)	Изкуствени невронни мрежи (ANN)	Изчислителни модели, вдъхновени от човешкия мозък, състоящи се от слоеве от взаимосвързани елементи.	Разпознаване на изображения, обработка на естествен език (NLP), Обработка на реч
	Поддържащи векторни машини (SVM)	Модели за контролирано обучение, които намират най-добрата равнина (подпространство с едно измерение по-малко от входното пространство) за класификация или регресия.	Лицево разпознаване, анализ на текст
	Схема на решенията (Decision Trees)	Структури за вземане на решения чрез йерархична класификация.	Медицински диагнози, анализ на риск
	Случайна гора на решенията (Random Forest)	Дървовидни модели, използвани за вземане на решения и класификация.	Откриване на измами, прогнози за акции
	k-най-близки съседи (k-NN)	Класификационен метод, базиран на разстоянието до най-близките точки.	Системи за препоръки, разпознаване на образи
Оптимизационни техники (Optimization Techniques)	Генетични алгоритми (GA)	Search-based optimization technique inspired by natural selection and genetics.	Scheduling, Neural network training
	Оптимизация на рояк частици (PSO)	Техника за оптимизиране, базирана на поведението на множество (напр. птици или риби).	Оптимизация на функциите, управление на работи
	Имитация на закаляване (Simulated Annealing)	Вероятностна техника за апроксимиране на глобалния оптимум на дадена функция.	Дизайн на схеми, графици
	Градиентен спуск (Gradient Descent)	Алгоритъм за минимизиране на функции, често използван в машинно обучение.	Обучение на дълбоки мрежи, регресионни модели
Намаляване на размерността (Dimensionality Reduction)	Независим компонентен анализ (ICA)	Техника за разделяне на многовариантен сигнал на допълнителни, независими компоненти.	Обработка на сигнали, анализ на изображения
	Главен компонентен анализ (PCA)	Метод за идентифициране на най-важните характеристики на данните.	Визуализация, компресия на данни
Вероятностни модели (Probabilistic Models)	Байесови мрежи (Bayesian Networks)	Графични модели за представяне на вероятностни зависимости.	Диагностика, анализ на риск
	Модели на Марков (Markov Models)	Прогнозиране на бъдещи състояния на базата на текущото състояние.	Разпознаване на реч, прогноза на времето
Подсилващо обучение (RL)	Q-обучение (Q-Learning)	Алгоритъм за вземане на решения в динамична среда.	Игри с Изкуствен Интелект, роботика
	Дълбоки Q-мрежи (DQN)	Разширение на Q-обучението с дълбоки невронни мрежи.	Автономни превозни средства, видео игри
Обработка на данни (Data Preprocessing)	Клъстерни алгоритми (Clustering Algorithms)	Методи за групиране на данни без надзор.	Сегментиране на клиенти, откриване на аномалии
	Инженеринг на бъдещето (Feature Engineering)	Подготовка и трансформация на данни за по-добра ефективност на моделите.	Всички приложения на машинното обучение
Обработка на естествен език (Natural Language Processing)	Word Embeddings (e.g., Word2Vec)	Методи за преобразуване на думи в числови вектори.	Чатботове, превод на текст.
Хибридни техники (Hybrid Techniques)	Невро-неясни системи (Neuro-Fuzzy Systems)	Комбинация от невронни мрежи и неясна логика за адаптивно обучение.	Контролни системи, прогнозиране.
	Еволюционни невронни мрежи (Evolutionary neural networks)	Невронни мрежи, оптимизирани чрез еволюционни алгоритми.	Сложни оптимизационни задачи

Източник: автора

Въпреки, че сравнението между тези видове квази-проучвания (Bärnighausen, T, Tugwell, P, Röttingen, JA, Shemilt, I (2017) Journal of Clinical Epidemiology, Quasi-experimental study designs series, pp 11) е трудно поради разликите в AI алгоритмите, квази-експерименталният дизайн на изследването и първичните резултати, в това число емпиричните данни насочват към подобни положителни насоки на AI като ценен инструмент за широкомащабен скрининг на DR, който при други обстоятелства извън ресурса на високите технологии би бил изключително скъпоструващ и продължителен¹¹. Това е една от хипотезите, изведени в началото на изложението, която може да бъде подкрепена с резултатите от широкомащабния скрининг на DR извършен от J. Scheetz et al. (2016), което потвърждава, че **на първо място** КЕП генерират по-бърз резултат на по-ниска цена в сравнение с по-често използвания рандомизиран преглед при diabetic retinopathy - DR¹².

Сред изследователските екипи широко приложение намира контролно изпитване RCT (Random Control Test). В най-опростен вид това е проучване, при което пациентите се разделят на две отделни групи на произволен принцип (от английски *random* - произволен, случаен). Когато не може да се извърши рандомизирано контролно изпитване RCT, следващият най-добър източник на доказателства често са добре проектирани квази-експерименти (QE) с помощта на Quasi-networks. По този начин, когато изследователите искат да проучат ефектите от интервенции, които не са били наблюдавани с помощта на RCT, те могат да разчитат на синтез чрез QE. Първият проблем, с който обаче извършващите експеримента ще се сблъскат, е какво се има предвид под „QE.“ Предложени са много различни рамки за определяне и дефиниране на QE проекти. Например, основната работа на QE е да се етикетират различни дизайни (напр. времеви редове, прекъсване на регресия) просто като квази-експериментални планове. От друга страна, прави се разлика между различни категории квази-експерименти въз основа на това дали дизайните могат да контролират всички или само някои ненаблюдавани затрудняващи фактори.

AI и възможността за причинно-следствени доказателства в изследванията

Независимо от дефиницията на QE, използвана за конкретен систематичен преглед, квази-експериментите са контролирани изследвания, които се опитват да установят причинно-следствена връзка, която подчертава **втората тяхна силна страна**. По този начин QE и експериментите споделят наличието на интервенции, които предхождат измерването на резултата(ите). Тук се фокусираме върху дизайни на QE, които включват контролни групи, поради което някои въпроси, специфични за дизайните, като прекъсване на регресията и времеви серии (напр. честотна лента, брой наблюдения) не винаги биват обхванати в проучването. Например, клиничните изследвания, паралелните изследователски проучвания и клиничните изпитвания са сходни медицински термини, които се използват при описването в протоколи на експериментални изпълнения с различен брой фази на преминаване. Проучването, или *изпитването* на медицински език, има за цел да отговори на конкретни въпроси, касаещи потенциална нова терапия без да елиминира съществуващите приложения на вече прилагана терапия, употребена като “извън предписанието”. Именно *употреба извън предписание* акцентира върху въпроси като безопасност и ефикасност на изследвания медикамент и по-точно неговото действие, странични ефекти и токсичност¹³.

Квази-експерименталните проучвания често предоставят доказателства с висока степен на външна валидност, защото се провеждат в реални условия и използват реално съществуващи групи, вместо изцяло контролирани в лабораторни условия. Това означава, че резултатите им

¹¹ Gulshan V, L. Peng, M. Coram, et al. (2016) Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs. JAMA 2016; 316:2402-10. 3 pp.

¹² Scheetz J, D. Koca, M. McGuinness et al. (2021) Real-world artificial intelligence-based opportunistic screening for diabetic retinopathy in endocrinology and indigenous healthcare settings in Australia. Sci Rep 2021; 11:15808, 9 pp.

¹³ Dililal, C., B.L. Davis, C. Chakraborty (2021) Generative Design Methodology for Internet of Medical Things (IoMT)-based Wearable Biomedical Devices. In Proceedings of the 2021 3rd International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA), Ankara, Turkey, 11–13 June 2021; IEEE: Piscataway, NJ, USA, 5 pp.

могат да бъдат приложени към по-широки популации без ограничения. Изкуственият интелект борава отлично с диагностични данни използвайки квази-експерименталния подход. Проучванията, които се базират на ретроспективни данни, се прилагат, за да се проучат и дешифрират ситуации, които вече са се случили. Така например, предсърдното мъждене често е безсимптомно и поради това не се открива, но се свързва с инсулт, сърдечна недостатъчност и смърт. Генеративният изкуствения интелект използван в дешифриране на аритмии разчита този сигнал и сигнализира с препоръки и медицински съвети за овладяване на прединфарктни състояния¹⁴.

Степен на външна валидност на причинно-следствените доказателства, подкрепени с AI

За да умеем да тълкуваме правилно употребата на изкуствения интелект в здравната система, ние трябва да разбираме в детайли методите, с които тя борава. Клиничните изследвания са само една малка част от тази хуманна наука за диагностициране, лечение и предотвратяване на болести, което е всъщност определението за медицина. Тя би могла да се разгърне също така в широкомащабен скрининг и да генерира медицински и научни хипотези¹⁵.

Съществуващите методи за скрининг изискват продължително наблюдение и са ограничени от високата цена и ниската възвръщаемост. Зачи и Атия (MS), заедно с екип от учени към Катедра по сърдечно-съдова медицина, Mayo Clinic, Рочестър, Минесота, САЩ¹⁶ разработват електрокардиограф (ЕКГ) с активиран изкуствен интелект (AI), използвайки конволюционна невронна мрежа за откриване на електрокардиографския подпис на гореспоменатото вече предсърдно мъждене, присъстващо по време на нормален синусов ритъм, използвайки стандартни 10-секундни, 12-отвеждащи ЕКГ. Това без съмнение етино средство на място за идентифициране на пациенти с предсърдно мъждене с помощта на изкуствения интелект днес намира широка употреба в съвременните електронни приложения от 5-то поколение. Всички тези резултати са доказателствени примери за висока степен на външно валидиране – **довод номер 3** защо използваме точно КЕП, за да установим полезен ли е GAI за медицински експериментални проучвания.¹⁷

AI и вътрешното валидиране при слепи проучвания

Квази-експерименталните проучвания в медицината са полезни за преодоляване на определени заплахи към вътрешната валидност, включително ефекта на очакването и поведенческите промени в отговор на участието в дадено проучване (напр. ефекта на Хоторн или имитация на интервенция от контролната група¹⁸). Пример е въздействието на обучението за хигиена на ръцете върху разпространението на болнични инфекции: едно болнично отделение може да е подложено на програма за обучение за правилна хигиена на ръцете, докато друго – да действа като контролна група. Изследователите сравняват честотата на инфекциите в двата панела. Как се преодоляват заплахите за вътрешната валидност? Чрез мониторинг в реална среда: медицинският персонал не знае, че са наблюдавани за ефект от обучението, което ограничава промените в поведението, дължащи се на експерименталното

¹⁴ Saleem SM, LR Pasquale, PA Sidoti et al. (2020) *Virtual Ophthalmology: Telemedicine in a COVID-19 Era*. Am J Ophthalmol 2020; 216:237-42.

¹⁵ Ruamviboonsuk P, R. Tiwari, R. Sayres et al. (2022) *Real-time diabetic retinopathy screening by deep learning in a multisite national screening programme: a prospective interventional cohort study*. Lancet Digit Health 2022; 4: e235-44. (2) Li JO, Liu H, Ting DSJ, et al. (2021) *Digital technology, tele-medicine and artificial intelligence in ophthalmology: A global perspective*. Prog Retin Eye Res 2021; 82:100900.

¹⁶ Gertz, Morie A., Mayo Clinic (2022) KDIGO Controversies in Onconeurology Conference. *Kidney Disease in Hematologic Malignancies and Cancer Burden After Kidney Transplantation*

¹⁷ Smith, D. (2023) *AI in Healthcare: Revolutionizing Medicine*, ISBN 979-8851665431, 57 pp.

¹⁸ McCahey R, J. Warner, S. Iliffe, R. van Haselen, M. Griffin, P. Fisher (2007) *The Hawthorne Effect: a randomised, controlled trial* // BMC Med Res Methodol 7. DOI:10.1186/1471-2288-7-30. pp. 30.

задание ("ефект на наблюдаваното лице"¹⁹). Естественото разделение на отделенията предотвратява възможността членовете на контролната група да копират поведението на експерименталната (т.е. да се повлияят от интервенцията). Резултатът е, че квази-експериментът поддържа висока вътрешна валидност, защото елиминира влиянието на очакванията и поведенческите промени, характерни за *слепите* клинични проучвания. Примерът на практика е в подкрепа на **нашия аргумент номер 4**.

AI – генериране на дългосрочни финансови резултати vs. неблагоприятни икономически и социални последици

Вече изложихме факта, че квази-експерименталните проучвания са целесъобразни за използване, както като доказателства за генериране на дългосрочни финансови резултати в здравеопазването, така и като такива с неблагоприятни икономически и социални последици – **петата опорна точка** от въведението. Ще обърнем внимание на няколко съществени примера²⁰. Холандският медицински технологичен гигант Philips разработи *GAI* приложения, за да подобри своите PACS (Picture Archiving and Communication System) възможности за обработка на изображения и диагностика и да опрости клиничните работни процеси. Друг стартъп в Азия, Say Heart, базиран в Малайзия и Сингапур, посредством похватите на *GAI* стартира нов алгоритъм през август 2023 г., който може безпроблемно да превежда медицински жаргон, здравни доклади и сложни изображения във визуално, лесно достъпно съдържание. Нещо повече, Riken, изследователски институт в Япония, основан през 1917 г., е започнал осемгодишна научна програма (2023–2031), за да генерира медицински хипотези свързани с *AI*, който се учи от статии и изображения²¹.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предоставянето на грижи не бива да се отлага, когато здравето ни е на карта. Загубата на време означава пропуснати възможности за ранна диагностика и намеса, което потенциално води до по-лоши здравни резултати и увеличени разходи за здравеопазване в дългосрочен план. Доказано е, че икономическите и социалните щети от забавената грижа са огромни. Пациентите са изложени на риск, когато се очаква клиницистите да поемат задачи извън обхвата на своята роля поради недостиг на персонал. По-скоро е заложено качеството на грижите. И тук има място за *GAI*. Навременният достъп до грижи е крайъгълен камък на една добре функционираща здравна система. Дългото време на чакане и недостигът на персонал обаче правят все по-трудно хората да получат необходимите грижи, когато имат нужда. Откриваме този натиск върху достъпа до грижи не само в отдалечени и селски региони, но дори и в градовете. Може ли *AI* да запълни празнините?

Освен поради страх от неизвестното, *GAI* навярно още дълго време ще бъде заобиколен от крайните практики, чиито доводи и притеснения са липса на доверие, достоверност, клинична безопасност и надеждност, поверителност, авторски права и собственост, както и възможността да се използва технологията за създаване на по-приятелски управлявани от *AI* разговорни потребителски интерфейси за здравни приложения.

Всичко това ще се урегулира в недалечно бъдеще, тъй като вече са налице повечето закони, политически решения и регулаторни рамки, свързани с използването на генеративен изкуствен интелект. Твърдението на Lee, Goldberg и Kohane, че *AI* ще играе все по-важна роля в медицината и здравеопазването, докато в същото време се развива и става по-добре приспособим и адаптивен към уникалните настройки и изисквания на медицинската област се

¹⁹ Jason S Carroll, Laura M Padilla-Walker and others (2009). *Generation XXX: Pornography acceptance and use among emerging adults*. Journal of adolescent research, Vol. 23, Issue 1, pp. 6-30, Publisher: Sage Publications

²⁰ Simeonova, I., D. Antonova, (2024). Generative artificial intelligence and educational effects for digital doctors. Paper presented at the Second national scientific-practical conference digital transformation of education - issues and solutions, 25th-26th April 2024, Ruse, 2 pp.

²¹ Wade, S.B. (2023). *Transforming Healthcare: Harnessing the Power of Artificial Intelligence for Enhanced Patient Care*: AI leads to accuracy and precision, minimizing discrepancies and improving patient outcomes. ISBN 979-8865843863, 73 pp.

потвърждава ежедневно. През следващите години ще видим въвеждането на нови модели, специално детайлно обучени с помощта на корпуси от качествени медицински текстове, базирани на доказателства, които обхващат достатъчно различни клинични области на специализация. Тези модели скоро ще бъдат от голяма полза за здравните специалисти и техните пациенти. Вместо AI да замени хората, и по-точно клиницистите, то *клиницисти, използващи AI*, ще заменят *клиницисти, които не използват AI*.

REFERENCES

- OpenAI. ChatGPT Plugins (23 March 2023). Available online: <https://openai.com/blog/chatgpt-plugins> (accessed on 11 November 2024)
- New ChatGPT, TechNews.bg, 09/04/2023 09:03, (accessed on 14- November 2024)
- Poole, D., A. Mackworth & R. Goebel (1998). Computational Intelligence: A Logical Poole, D., A. Mackworth & R. Goebel (1998). Computational Intelligence: A Logical Approach, Publisher: Oxford University Press, ISBN: 978-0-19-510270-3, 68 pp.
- Lee, P., G. Carey, K., Isaac (2023). The AI Revolution in Medicine: GPT-4 and Beyond, Publisher Pearson; Paperback, 2 pp., ISBN 978-0138200138. Best Sellers Rank: #8 in Medical Informatics (Books), #18 in Family Practice Medicine.
- Bärnighausen, T., P. Tugwell, JA Røttingen, I. Shemilt (2017) Journal of Clinical Epidemiology, Quasi-experimental study designs series, doi: 10.1016/j.jclinepi.2017.03.012, 1 pp.
- Nanegrungsunk, O, P. Ruamviboonsuk, A. Grzybowski (2022) Prospective studies on artificial intelligence (AI)-based diabetic retinopathy screening. Ann Transl Med 2022;10(24):1297. doi:10.21037/atm-2022-71, 2 pp.
- Gulshan V, L. Peng, M. Coram et al. (2016) Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs. JAMA 2016; 316:2402-10. doi: 10.1001/jama.2016.17216 3 pp.
- Scheetz J, D. Koca, M. McGuinness et al. (2021) Real-world artificial intelligence-based opportunistic screening for diabetic retinopathy in endocrinology and indigenous healthcare settings in Australia. Sci Rep 2021; 11:15808, 9 pp.
- Dilibal, C., B.L. Davis, C. Chakraborty (2021) Generative Design Methodology for Internet of Medical Things (IoMT)-based Wearable Biomedical Devices. In Proceedings of the 2021 3rd International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA), Ankara, Turkey, 11–13 June 2021; IEEE: Piscataway, NJ, USA, 5 pp.
- Saleem SM, LR Pasquale, PA Sidoti et al. (2020) Virtual Ophthalmology: Telemedicine in a COVID-19 Era. Am J Ophthalmol 2020; 216:237-42.
- Ruamviboonsuk P, R. Tiwari, R. Sayres et al. (2022) Real-time diabetic retinopathy screening by deep learning in a multisite national screening programme: a prospective interventional cohort study. Lancet Digit Health 2022; 4: e235-44. (2) Li JO, Liu H, Ting DSJ, et al. (2021) Digital technology, tele-medicine and artificial intelligence in ophthalmology: A global perspective. Prog Retin Eye Res 2021; 82:100900.
- Gertz, Morie A., Mayo Clinic (2022) KDIGO Controversies in Onconeurology Conference. Kidney Disease in Hematologic Malignancies and Cancer Burden After Kidney Transplantation
- Smith, D. (2023) AI in Healthcare: Revolutionizing Medicine, ISBN 979-8851665431, 57 pp.
- McCarney R, J. Warner, S. Iliffe, R. van Haselen, M. Griffin, P. Fisher (2007) The Hawthorne Effect: a randomised, controlled trial // BMC Med Res Methodol 7. DOI:10.1186/1471-2288-7-30. pp. 30.
- Jason S Carroll, M. Laura, Padilla-Walker and others (2009). Generation XXX: Pornography acceptance and use among emerging adults. Journal of adolescent research, Vol. 23, Issue 1, pp. 6-30, Publisher: Sage Publications
- Wade, S.B. (2023). Transforming Healthcare: Harnessing the Power of Artificial Intelligence for Enhanced Patient Care: AI leads to accuracy and precision, minimizing discrepancies and improving patient outcomes. ISBN 979-8865843863, 73 pp.