

Сучасні можливості цифрової панкреатології

А. А. Литвин

AI Medica Hospital Center, Денпасар, Індонезія

Ключові слова: цифрова панкреатологія, рапсгеомікс, штучний інтелект, машинне навчання, прогнозування та діагностика захворювань підшлункової залози

Актуальність

На сьогодні вибуховий розвиток отримують цифрові технології в медицині [41]. Цифрова медицина — це не лише штучний інтелект (ШІ) та робототехніка. Топ-10 проривних цифрових рішень у медичній сфері вважаються: біосенсори, електронні медичні записи, телемедицина, інтерфейси «мозок — комп'ютер», програми mHealth, роботизована хірургія, асистивні технології, аналіз медичних зображень, системи підтримки прийняття клінічних рішень, інтернет медичних речей [32, 41, 43].

Використання цифрових технологій швидко зростає у всіх медичних спеціальностях [21], зокрема й у панкреатології [4, 5, 14]. До того ж, перспективним напрямом розвитку охорони здоров'я є персоналізована медицина, яка потребує інтеграції та аналізу величезної кількості даних про пацієнтів для реалізації індивідуального підходу. Такі розділи персоналізованої медицини, як Pathomics, Radiomics і Genomics, вже набули практичного застосування [16, 28]. У панкреатології можливе виділення терміна Pancreomics, у якому сконцентровані персоналізовані рекомендації щодо діагностики та лікування захворювань підшлункової залози шляхом аналізу даних за допомогою методів машинного навчання, щоб використати потенціал цих даних за аналогією з іншими «-omics».

Рапсгеомікс можна визначити як сукупність кількісних цифрових характеристик, що автоматично отримуються в процесі діагностики та лікування захворювань підшлункової залози. Міждисциплінарна команда може використовувати потенційні джерела цифрових даних, такі як результати клініко-лабораторних досліджень, цифровий моніторинг основних показників життєдіяльності, цифрові дані спеціальних методів дослідження (ультразвукове дослідження (УЗД), ендоскопічне УЗД (ЕУЗД), комп'ютерна томографія (КТ), магнітно-резонансна томографія (МРТ), позитронно-емісійна КТ (ПЕТ-КТ) та ін.), ендоскопічні відео, показники різних медичних пристроїв та інструментів. Рапсгеомікс може бути перспективною концепцією для аналізу та прогнозування перебігу захворювань підшлункової залози в сучасну цифрову епоху. Персоналізовані

лікувально-діагностичні рекомендації вже застосовувалися з підходами геноміки, епігеноміки, транскриптоміки та мікробіоміки у біології (пухлинній) [16, 28], а також радіоміки у клінічній медицині [38, 44].

Метою цієї статті був короткий огляд сучасних можливостей цифрової медицини для діагностики та лікування різних захворювань підшлункової залози.

Огляд досліджень у галузі цифрової панкреатології наведений у табл. 1 і включає останні результати застосування панкреоміки в діагностиці та лікуванні гострого панкреатиту (ГП) та хронічного панкреатиту (ХП), кістозних неоплазій підшлункової залози (КНПЗ), протокової аденокарциноми підшлункової залози — раку підшлункової залози (РПЗ) та нейроендокринних пухлин підшлункової залози (НЕППЗ).

Таблиця 1. Включені до огляду дослідження

Перший автор (рік)	Призначення моделі	Тип моделі	Форма введення
B. Andersson et al. (2011) [1]	Прогноз тяжкості ГП	ML	Клінічні та біохімічні особливості
C. V. Pearce et al. (2006) [35]	Прогноз тяжкості ГП	ML	Клінічні та біохімічні особливості
J. Zhu et al. (2015) [49]	Диференціація аутоімунного ХП	ML	Радіомні ознаки (ЕУЗД)
R. Mashayekhi et al. (2020) [30]	Диференціація функціонального болю в животі, ХП та рецидивуючого ГП	ML	Радіомні ознаки (КТ)
Y. Fei et al. (2018) [10]	Прогноз ускладнень при ГП	ML	Клінічні та біохімічні особливості
Y. Fei et al. (2017) [11]	Прогноз ускладнень при ГП	ML	Клінічні та біохімічні особливості

Перший автор (рік)	Призначення моделі	Тип моделі	Форма введення
Q. Qiu et al. (2019) [37]	Прогноз ускладнень при ГП	ML	Клінічні та біохімічні особливості
W. D. Hong et al. (2013) [17]	Прогноз ускладнень при ГП	ML	Клінічні та біохімічні особливості
Q. Qiu et al. (2019) [36]	Прогноз ускладнень при ГП	ML	Клінічні та біохімічні особливості
R. Mofidi et al. (2007) [31]	Виявлення тяжкого ГП	ML	Клінічні та біохімічні особливості
K. I. Halonen et al. (2003) [15]	Прогноз смертності при ГП	ML	Клінічні та біохімічні особливості
M. T. Keogan et al. (2002) [18]	Прогнозування результату ГП	ML	Клінічні та біохімічні особливості
K. Dmitriev et al. (2017) [9]	Класифікація КНПЗ	1. ML 2. DL	1. Радіомні ознаки (КТ). 2. КТ-зображення
H. Li et al. (2018) [25]	Класифікація КНПЗ	DL	КТ-зображення
R. Wei et al. (2019) [45]	Діагностика КНПЗ	ML	Клінічні та радіомні ознаки (КТ)
J. Yang et al. (2019) [47]	Класифікація КНПЗ	ML	Радіомні ознаки (КТ)
S. Springer et al. (2019) [42]	Лікування КНПЗ	ML	Клінічні, візуалізаційні, генетичні та біохімічні особливості
Y. Kurita et al. (2019) [19]	Диференціація злоякісних та доброякісних КНПЗ	DL	Клінічні, візуалізаційні та біохімічні особливості
T. Kuwahara et al. (2019) [20]	Виявлення IPMN	DL	ЕУЗД
J. E. Corral et al. (2019) [7]	Класифікація IPMN	DL	МРТ-зображення
J. Chakraborty et al. (2018) [3]	Класифікація IPMN	ML	Клінічні та радіомні ознаки (КТ)
Z. Zhu et al. (2019) [51]	Діагностика РПЗ	DL	КТ-зображення
S. L. Liu et al. (2019) [27]	Діагностика РПЗ	DL	КТ-зображення
L. C. Chu et al. (2019) [6]	Діагностика РПЗ	ML	Радіомні ознаки (КТ)
S. Li et al. (2018) [26]	Діагностика РПЗ	ML	Радіомні ознаки (ПЕТ-КТ)

Перший автор (рік)	Призначення моделі	Тип моделі	Форма введення
X. Gao et al. (2020) [13]	Диференціація різних захворювань підшлункової залози	DL	МРТ-зображення
M. M. Zhang et al. (2010) [48]	Диференціація РПЗ та нормальної тканини	ML	Радіомні ознаки (ЕУЗД)
A. Das et al. (2008) [8]	Диференціація РПЗ, ХП та нормальної тканини	ML	Радіомні ознаки (ЕУЗД)
I. D. Norton et al. (2001) [33]	Диференціація РПЗ та ХП	ML	ЕУЗД
M. Zhu et al. (2013) [50]	Диференціація РПЗ та ХП	ML	Радіомні ознаки (ЕУЗД)
A. Săftoiu et al. (2015) [39]	Диференціація вогнищевих утворень підшлункової залози	ML	Радіомні ознаки (ЕУЗД з контрастним посиленням)
M. Ozkan et al. (2015) [34]	Діагностика РПЗ	ML	Радіомні ознаки (ЕУЗД)
Y. Luo et al. (2020) [29]	Прогноз гістопатологічного ступеня НЕППЗ	DL	КТ-зображення
X. Gao et al. (2019) [12]	Прогноз гістопатологічного ступеня НЕППЗ	DL	МРТ-зображення

Примітки: DL (deep learning) – глибоке машинне навчання; IPMN (intraductal papillary mucinous neoplasm) – внутрішньопотокова папілярна муциозна пухлина; ML (machine learning) – машинне навчання.

ГП та ХП

Точність шкал, які використовуються в клінічній практиці для прогнозування клінічного перебігу ГП (Ranson, Glasgow, APACHE II), залишається недостатньою. У двох дослідженнях порівнювалася точність моделей машинного навчання зі шкалою APACHE II при прогнозуванні тяжкості ГП з використанням клінічних та лабораторних даних [1, 35]. Ці моделі продемонстрували більшу ефективність (AUC=0,92 та 0,82), ніж APACHE II (0,63 та 0,74). J. Zhu et al. [49] розробили два алгоритми для поліпшення диференціальної діагностики хронічного автоімунного панкреатиту під час ЕУЗД. Один із цих алгоритмів показав точність, чутливість та специфічність діагностики автоімунного панкреатиту 89,3; 84,1 та 92,5% відповідно.

У нещодавно опублікованій статті досліджувалися радіомні ознаки КТ-зображень у пацієнтів з рецидивуючим ГП, ХП та функціональним болем у животі [30]. Радіоміка – це процес вилучення

«прихованих» кількісних ознак з рентгенологічних зображень з метою надання більш детальної інформації про ділянки, що цікавлять [22]. Усього було вилучено радіомні ознаки з 56 серій КТ та використано для навчання моделі, яка передбачила правильний діагноз у 82,1%. Позитивна прогностична цінність (PPV) для функціонального болю в животі становила 100%, що вказує на те, що жоден із випадків рецидивуючого ГП або ХП не був помилково класифікований як функціональні скарги.

У кількох дослідженнях повідомляється про штучні нейронні мережі (ШНМ), які передбачають ускладнення та смертність у пацієнтів з ГП з точністю в діапазоні від 83,0 до 97,5% [10, 11, 15, 17, 31, 36, 37]. Три дослідження були спрямовані на прогнозування ускладнень з використанням ШНМ та порівняння їх із моделями логістичної регресії (ЛР). Результати показали, що ШНМ значно перевершила ЛР-моделювання у прогнозуванні виникнення ускладнень у всіх трьох дослідженнях [10, 11, 37]. У двох дослідженнях повідомлялося про ШНМ, які дають змогу прогнозувати поліорганну недостатність у пацієнтів з ГП на підставі клінічних та лабораторних даних. Перша ШНМ була навчена на даних 263 пацієнтів і досягла точності, порівнянної з ЛР-моделлю, методом опорних векторів та показниками АРАСНЕ II (0,81–0,84) [36]. Друга ШНМ була навчена на проспективно зібраних даних 312 пацієнтів і досягла значно вищої AUC=0,96, ніж у ЛР-моделі (0,88), АРАСНЕ II (0,83) [17]. У наступному дослідженні, заснованому на результатах обстеження 664 пацієнтів, було показано, що моделі машинного навчання демонструють більш високу точність прогнозування тяжкості, поліорганної недостатності та смертності, ніж АРАСНЕ II, Glasgow [31]. Однак в аналогічному дослідженні, у якому ШНМ була навчена на наборі даних 234 пацієнтів, не виявлено відмінностей у точності між ЛР-моделлю, ШНМ та АРАСНЕ II [15]. М. Т. Keogan et al. досліджували здатність розробленої ними ШНМ прогнозувати тяжкість ГП. Їхня нейромережева модель перевершила звичайні системи оцінки тяжкості ГП у прогнозуванні тривалості перебування пацієнтів з ГП у лікарні [18].

Вищезазначені дослідження показують, що додатки на основі ШІ можуть поліпшити прогнозування тяжкості захворювання, розвитку ускладнень та ймовірності летального результату у пацієнтів з ГП. Однак деякі дослідження демонструють суперечливі результати, і більшість алгоритмів потребують перевірки на зовнішньому наборі даних.

КНПЗ

Широке використання методів візуалізації привело до збільшення кількості випадків виявлення КНПЗ. Лікування пацієнтів з КНПЗ є складним завданням, оскільки оцінка ризику їх малігнізації на сьогодні є недостатньо точною [18, 23]. У двох дослідженнях було розроблено алгоритми для диференціювання типів КНПЗ на основі даних КТ [9, 25]. У першому дослідженні точність диференціації за допомогою ШНМ становила 84% [9]. Ці результати є багатообіцяючими, оскільки діагностична точність досвідчених абдомінальних рентгенологів

не перевищує 70% [40]. У другому дослідженні DL-модель досягла точності 73%, тоді як точність лікарів-рентгенологів становила 48% [25]. R. Wei et al. розробили DL-модель диференціювання серозних кістозних неоплазій на основі показників радіоміки передопераційних КТ-зображень [45]. Ця модель досягла AUC=0,84 і перевершила досвідчених лікарів-рентгенологів. У дослідженні J. Yang et al. продемонстровано аналогічну діагностичну точність — 83% [47].

Відомо, що диференціація між злоякісними та доброякісними КНПЗ залишається складним завданням [46]. У двох дослідженнях показано, що використання DL-моделей може бути корисним інструментом визначення ймовірності злоякісного новоутворення [19, 42]. Міжнародна дослідницька група розробила CompCyst-алгоритм, у якому використовуються клінічні показники, рентгенологічні дані, а також генетичні та біохімічні маркери [42]. Ця комплексна модель була навчена на даних 436 пацієнтів з усіма типами КНПЗ. Під час проспективного тестування CompCyst показав значно вищу точність — 69%, ніж стандарти діагностики та лікування, що використовуються сьогодні (56%). Y. Kurita et al. використовували клінічні та біохімічні параметри для прогнозування ризику злоякісності при КНПЗ. При перевірці точності їх алгоритму на однокентровому ретроспективному наборі даних з 85 пацієнтів було отримано більш високу точність (92,9%) для прогнозування злоякісності, ніж під час використання SEA чи цитологічних досліджень [19].

T. Kuwahara et al. розробили нейромережеву модель виявлення IPMN з ознаками злоякісної трансформації за даними ЕУЗД [20]. Алгоритм був навчений та протестований на 3790 нерухомих ЕУЗД-зображеннях, досягнувши точності 94,0%. J. E. Corral et al. запропонували ШНМ для діагностики IPMN за даними МРТ-зображень. Їхня модель мала чутливість та специфічність 75 та 78% для розпізнавання високого ступеня дисплазії або раку. При цьому нейромережева модель виконувала завдання лише за 1,82 секунди [7]. J. Chakraborty et al. повідомили про чутливість 80% та специфічність 59% [3]. Хоча при аналізі IPMN важливо прагнути високої специфічності з низьким рівнем хибнопозитивних результатів, щоб уникнути необов'язкового об'ємного хірургічного втручання. Проте результати обговорюваних моделей у диференціальній діагностиці КНПЗ обнадіюють [24].

РПЗ та НЕПЗ

Z. Zhu et al. розробили DL-модель для виявлення та сегментації РПЗ на підставі КТ-зображень. Їхні результати виявилися багатообіцяючими, з чутливістю 94,1% та специфічністю 98,5% [51]. Аналогічні результати отримали S. L. Liu et al., які розробили ШНМ-модель на серіях КТ-зображень 338 пацієнтів з різними стадіями РПЗ [27]. Їхня модель змогла вірогідно вказати на пухлину підшлункової залози всього за 3 секунди з AUC 0,96. В іншому дослідженні, у якому використовувалися 125 серій КТ-зображень, отримана точність AUC 99,9% [6]. Порівнянні результати були отримані на ML-моделі, яка була

навчена ідентифікувати та класифікувати РПЗ за даними ПЕТ-КТ 80 пацієнтів, досягнувши точності діагностики 96,5% [26].

Х. Gao et al. розробили ШНМ-модель, яка дозволяє диференціювати різноманітні захворювання підшлункової залози на основі МРТ-зображень. Їхня модель навчалася на серіях МРТ 398 пацієнтів з підтвердженими доброякісними та злоякісними захворюваннями підшлункової залози. У групі зовнішньої перевірки точність становила 76,8% для DL-моделі порівняно з 82,0% в досвідченого лікаря-рентгенолога [13].

ЕУЗД є досить чутливим методом диференціальної діагностики РПЗ та доброякісних захворювань підшлункової залози [2]. Додаткова цінність ШІ для диференціювання була виявлена у великій кількості досліджень [8, 33, 34, 39, 48, 50]. Три дослідні групи розробили ML-модель, що дозволяє диференціювати нормальну тканину підшлункової залози від РПЗ за даними ЕУЗД з точністю >93% [8, 34, 48]. Щоб відрізнити РПЗ від ХП на ЕУЗ-зображеннях, розроблені алгоритми, які точно передбачали РПЗ >80% випадків [33, 50]. Точність аналогічної моделі була підтверджена на групах пацієнтів: 112 пацієнтів із РПЗ, 55 пацієнтів із ХП [39]. У порівнянні з чутливістю та специфічністю тонкогілкової аспіраційної біопсії під контролем ЕУЗД (84,8 та 100%) та ЕУЗД з контрастним посиленням (87,5 та 92,7%) розроблений алгоритм досяг чутливості 94,6% та специфічності 94,4% у диференціальній діагностиці РПЗ та ХП.

У. Luo et al. розробили неінвазивну DL-модель, яка проводить діагностику та диференціювання

НЕППЗ до операції на основі КТ-зображень. При тестуванні системи на зовнішньому наборі пацієнтів DL-модель точно встановлювала діагноз у 82,1% випадків [29]. В іншому дослідженні Х. Gao et al. навчили DL-модель, яка діагностувала НЕППЗ з використанням МРТ-зображень. У тестовому наборі їхня модель досягла точності 81,1% з АUC 0,89 [12].

Висновок

Цифрова панкреатологія, панкреоміка нині дуже швидко розвиваються. Нещодавні дослідження демонструють багатообіцяючі результати традиційних технологій машинного навчання, які здатні як полегшити клінічне прогнозування та прийняття рішень, так і використовуватися для інтерпретації рентгенологічних та ендоскопічних зображень у панкреатології та в медицині загалом. Проте автори більшості досліджень, що наведені у цьому огляді, навчали свої алгоритми на відносно невеликих одноцентрових наборах даних. Майбутні зусилля мають бути спрямовані на вивчення ефективності розроблених систем на великих наборах даних, отриманих ззовні з кількох центрів.

Методи машинного навчання з'являються і роблять свій внесок у прецизійну медицину при діагностиці та лікуванні захворювань підшлункової залози. Незважаючи на розширення знань та досвіду, перед упровадженням у клінічну практику необхідно усунути низку відомих обмежень. Замість того, щоб розглядати моделі ШІ як заміну людського інтелекту, слід наголосити на тому факті, що ці методи допоможуть уникнути непослідовності в діагностиці та лікуванні через різний клінічний досвід і знання.

Література:

1. Andersson B., Andersson R., Ohlsson M., Nilsson J. Prediction of severe acute pancreatitis at admission to hospital using artificial neural networks. *Pancreatology*. 2011. Vol. 11, No 3. P. 328–335.
2. Brand B., Pfaff T., Binmoeller K. F., Sriram P. V., Fritscher-Ravens A., Knöfel W. T., Jäckle S., Soehendra N. Endoscopic ultrasound for differential diagnosis of focal pancreatic lesions, confirmed by surgery. *Scand. J. Gastroenterol.* 2000. Vol. 35, No 11. P. 1221–1228.
3. Chakraborty J., Midya A., Gazit L., Attiyeh M., Langdon-Embry L., Allen P. J., Do R. K. G., Simpson A. L. CT radiomics to predict high-risk intraductal papillary mucinous neoplasms of the pancreas. *Med Phys*. 2018. Vol. 45, No 11. P. 5019–5029.
4. Chen P. T., Chang D., Wu T., Wu M. S., Wang W., Liao W. C. Applications of artificial intelligence in pancreatic and biliary diseases. *J. Gastroenterol. Hepatol.* 2021. Vol. 36, No 2. P. 286–294.
5. Chen X., Fu R., Shao Q., Chen Y., Ye Q., Li S., He X., Zhu J. Application of artificial intelligence to pancreatic adenocarcinoma. *Front. Oncol.* 2022. Vol. 12. P. 960056.
6. Chu L. C., Park S., Kawamoto S., Fouladi D. F., Shayesteh S., Zinreich E. S., Graves J. S., Horton K. M., Hruban R. H., Yuille A. L., Kinzler K. W., Vogelstein B., Fishman E. K. Utility of CT radiomics features in differentiation of pancreatic ductal adenocarcinoma from normal pancreatic tissue. *AJR Am. J. Roentgenol.* 2019. Vol. 213, No 2. P. 349–357.
7. Corral J. E., Hussein S., Kandel P., Bolan C. W., Bagci U., Wallace M. B. Deep learning to classify intraductal papillary mucinous neoplasms using magnetic resonance imaging. *Pancreas*. 2019. Vol. 48, No 6. P. 805–810.
8. Das A., Nguyen C. C., Li F., Li B. Digital image analysis of EUS images accurately differentiates pancreatic cancer from chronic pancreatitis and normal tissue. *Gastrointest. Endosc.* 2008. Vol. 67, No 6. P. 861–867.
9. Dmitriev K., Kaufman A. E., Javed A. A., Hruban R. H., Fishman E. K., Lennon A. M., Saltz J. H. Classification of pancreatic cysts in computed tomography images using a random forest and convolutional neural network ensemble. *Med. Image Comput. Comput. Assist. Interv.* 2017. Vol. 10435. P. 150–158.
10. Fei Y., Gao K., Li W. Q. Prediction and evaluation of the severity of acute respiratory distress syndrome following severe acute pancreatitis using an artificial neural network algorithm model. *HPB (Oxford)*. 2019. Vol. 21, No 7. P. 891–897.
11. Fei Y., Hu J., Li W. Q., Wang W., Zong G. Q. Artificial neural networks predict the incidence of portospleno-mesenteric venous thrombosis in patients with acute pancreatitis. *J. Thromb. Haemost.* 2017. Vol. 15, No 3. P. 439–445.

12. Gao X., Wang X. Deep learning for World Health Organization grades of pancreatic neuroendocrine tumors on contrast-enhanced magnetic resonance images: a preliminary study. *Int. J. Comput. Assist. Radiol. Surg.* 2019. Vol. 14, No 11. P. 1981–1991.
13. Gao X., Wang X. Performance of deep learning for differentiating pancreatic diseases on contrast-enhanced magnetic resonance imaging: A preliminary study. *Diagn. Interv. Imaging.* 2020. Vol. 101, No 2. P. 91–100.
14. Gorris M., Hoogenboom S. A., Wallace M. B., van Hooft J. E. Artificial intelligence for the management of pancreatic diseases. *Dig. Endosc.* 2021. Vol. 33, No 2. P. 231–241.
15. Halonen K. I., Leppäniemi A. K., Lundin J. E., Puolakka-inen P. A., Kempainen E. A., Haapiainen R. K. Predicting fatal outcome in the early phase of severe acute pancreatitis by using novel prognostic models. *Pancreatol.* 2003. Vol. 3, No 4. P. 309–315.
16. Hasin Y., Seldin M., Lusi A. Multi-omics approaches to disease. *Genome Biol.* 2017. Vol. 18, No 1. P. 83.
17. Hong W. D., Chen X. R., Jin S. Q., Huang Q. K., Zhu Q. H., Pan J. Y. Use of an artificial neural network to predict persistent organ failure in patients with acute pancreatitis. *Clinics (Sao Paulo).* 2013. Vol. 68, No 1. P. 27–31.
18. Keogan M. T., Lo J. Y., Freed K. S., Raptopoulos V., Blake S., Kamel I. R., Weisinger K., Rosen M. P., Nelson R. C. Outcome analysis of patients with acute pancreatitis by using an artificial neural network. *Acad. Radiol.* 2002. Vol. 9, No 4. P. 410–419.
19. Kurita Y., Kuwahara T., Hara K., Mizuno N., Okuno N., Matsumoto S., Obata M., Koda H., Tajika M., Shimizu Y., Nakajima A., Kubota K., Niwa Y. Diagnostic ability of artificial intelligence using deep learning analysis of cyst fluid in differentiating malignant from benign pancreatic cystic lesions. *Sci. Rep.* 2019. Vol. 9, No 1. P. 6893.
20. Kuwahara T., Hara K., Mizuno N., Okuno N., Matsumoto S., Obata M., Kurita Y., Koda H., Toriyama K., Onishi S., Ishihara M., Tanaka T., Tajika M., Niwa Y. Usefulness of deep learning analysis for the diagnosis of malignancy in intraductal papillary mucinous neoplasms of the pancreas. *Clin. Transl. Gastroenterol.* 2019. Vol. 10, No 5. P. 1–8.
21. Lam K., Abràmoff M. D., Balibrea J. M., Bishop S. M., Brady R. R., Callcut R. A., Chand M., Collins J. W., Diener M. K., Eisenmann M., Fermont K., Neto M. G., Hager G. D., Hinchliffe R. J., Horgan A., Jannin P., Langerman A., Logishetty K., Mahadik A., Maier-Hein L., Antona E. M., Mascagni P., Mathew R. K., Müller-Stich B. P., Neumuth T., Nickel F., Park A., Pellino G., Rudzicz F., Shah S., Slack M., Smith M. J., Soomro N., Speidel S., Stoyanov D., Tilney H. S., Wagner M., Darzi A., Kinross J. M., Purkayastha S. A Delphi consensus statement for digital surgery. *NPJ Digit. Med.* 2022. Vol. 5, No 1. P. 100.
22. Lambin P., Rios-Velazquez E., Leijenaar R., Carvalho S., van Stiphout R. G., Granton P., Zegers C. M., Gillies R., Boellard R., Dekker A., Aerts H. J. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis. *Eur. J. Cancer.* 2012. Vol. 48, No 4. P. 441–446.
23. Lee H. J., Kim M. J., Choi J. Y., Hong H. S., Kim K. A. Relative accuracy of CT and MRI in the differentiation of benign from malignant pancreatic cystic lesions. *Clin. Radiol.* 2011. Vol. 66, No 4. P. 315–321.
24. Lekkerkerker S. J., Besselink M. G., Busch O. R., Verheij J., Engelbrecht M. R., Rauws E. A., Fockens P., van Hooft J. E. Comparing 3 guidelines on the management of surgically removed pancreatic cysts with regard to pathological outcome. *Gastrointest. Endosc.* 2017. Vol. 85, No 5. P. 1025–1031.
25. Li H., Shi K., Reichert M., Lin K., Tselousov N., Braren R., Fu D., Schmid R., Li J., Menze B. Differential diagnosis for pancreatic cysts in CT scans using densely-connected convolutional networks. *Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.* 2019. Vol. 2019. P. 2095–2098.
26. Li S., Jiang H., Wang Z., Zhang G., Yao Y. D. An effective computer aided diagnosis model for pancreas cancer on PET/CT images. *Comput. Methods Programs Biomed.* 2018. Vol. 165. P. 205–214.
27. Liu S. L., Li S., Guo Y. T., Zhou Y. P., Zhang Z. D., Li S., Lu Y. Establishment and application of an artificial intelligence diagnosis system for pancreatic cancer with a faster region-based convolutional neural network. *Chin. Med. J. (Engl.).* 2019. Vol. 132, No 23. P. 2795–2803.
28. Lu C., Shiradkar R., Liu Z. Integrating pathomics with radiomics and genomics for cancer prognosis: A brief review. *Chin. J. Cancer Res.* 2021. Vol. 33, No 5. P. 563–573.
29. Luo Y., Chen X., Chen J., Song C., Shen J., Xiao H., Chen M., Li Z. P., Huang B., Feng S. T. Preoperative prediction of pancreatic neuroendocrine neoplasms grading based on enhanced computed tomography imaging: validation of deep learning with a convolutional neural network. *Neuroendocrinology.* 2020. Vol. 110, No 5. P. 338–350.
30. Mashayekhi R., Parekh V. S., Faghieh M., Singh V. K., Jacobs M. A., Zaheer A. Radiomic features of the pancreas on CT imaging accurately differentiate functional abdominal pain, recurrent acute pancreatitis, and chronic pancreatitis. *Eur. J. Radiol.* 2020. Vol. 123. P. 108778.
31. Mofidi R., Duff M. D., Madhavan K. K., Garden O. J., Parks R. W. Identification of severe acute pancreatitis using an artificial neural network. *Surgery.* 2007. Vol. 141, No 1. P. 59–66.
32. Nepogodiev D., Martin J., Biccard B., Makupe A., Bhangu A.; National Institute for Health Research Global Health Research Unit on Global Surgery. Global burden of postoperative death. *Lancet.* 2019. Vol. 393, No 10170. P. 401.
33. Norton I. D., Zheng Y., Wiersema M. S., Greenleaf J., Clain J. E., Dimagno E. P. Neural network analysis of EUS images to differentiate between pancreatic malignancy and pancreatitis. *Gastrointest. Endosc.* 2001. Vol. 54, No 5. P. 625–629.
34. Ozkan M., Cakiroglu M., Kocaman O., Kurt M., Yilmaz B., Can G., Korkmaz U., Dandil E., Eksi Z. Age-based computer-aided diagnosis approach for pancreatic cancer on endoscopic ultrasound images. *Endosc. Ultrasound.* 2016. Vol. 5, No 2. P. 101–107.
35. Pearce C. B., Gunn S. R., Ahmed A., Johnson C. D. Machine learning can improve prediction of severity in

- acute pancreatitis using admission values of APACHE II score and C-reactive protein. *Pancreatology*. 2006. Vol. 6, No 1–2. P. 123–131.
36. Qiu Q., Nian Y. J., Guo Y., Tang L., Lu N., Wen L. Z., Wang B., Chen D. F., Liu K. J. Development and validation of three machine-learning models for predicting multiple organ failure in moderately severe and severe acute pancreatitis. *BMC Gastroenterol*. 2019. Vol. 19, No 1. P. 118.
 37. Qiu Q., Nian Y. J., Tang L., Guo Y., Wen L. Z., Wang B., Chen D. F., Liu K. J. Artificial neural networks accurately predict intra-abdominal infection in moderately severe and severe acute pancreatitis. *J. Dig. Dis*. 2019. Vol. 20, No 9. P. 486–494.
 38. Rogers W., Thulasi Seetha S., Refaee T. A. G., Lieveise R. I. Y., Granzier R. W. Y., Ibrahim A., Keek S. A., Sanduleanu S., Primakov S. P., Beuque M. P. L., Marcus D., van der Wiel A. M. A., Zerka F., Oberije C. J. G., van Timmeren J. E., Woodruff H. C., Lambin P. Radiomics: from qualitative to quantitative imaging. *Br. J. Radiol*. 2020. Vol. 93, No 1108. P. 20190948.
 39. Săftoiu A., Vilmann P., Dietrich C. F., Iglesias-Garcia J., Hocke M., Seicean A., Ignee A., Hassan H., Streba C. T., Ionciă A. M., Gheonea D. I., Ciurea T. Quantitative contrast-enhanced harmonic EUS in differential diagnosis of focal pancreatic masses (with videos). *Gastrointest. Endosc*. 2015. Vol. 82, No 1. P. 59–69.
 40. Sahani D. V., Sainani N. I., Blake M. A., Crippa S., Mino-Kenudson M., del-Castillo C. F. Prospective evaluation of reader performance on MDCT in characterization of cystic pancreatic lesions and prediction of cyst biologic aggressiveness. *AJR Am. J. Roentgenol*. 2011. Vol. 197, No 1. P. W53–61.
 41. Sheikh A., Anderson M., Albala S., Casadei B., Franklin B. D., Richards M., Taylor D., Tibble H., Mossialos E. Health information technology and digital innovation for national learning health and care systems. *Lancet Digit. Health*. 2021. Vol. 3, No 6. P. e383–e396.
 42. Springer S., Masica D. L., Dal Molin M., Douville C., Thoburn C. J., Afsari B., Li L., Cohen J. D., Thompson E., Allen P. J., Klimstra D. S., Schattner M. A., Schmidt C. M., Yip-Schneider M., Simpson R. E., Fernandez-Del Castillo C., Mino-Kenudson M., Brugge W., Brand R. E., Singhi A. D., Scarpa A., Lawlor R., Salvia R., Zamboni G., Hong S. M., Hwang D. W., Jang J. Y., Kwon W., Swan N., Geoghegan J., Falconi M., Crippa S., Doglioni C., Paulino J., Schulick R. D., Edil B. H., Park W., Yachida S., Hijioka S., van Hooft J., He J., Weiss M. J., Burkhart R., Makary M., Canto M. I., Goggins M. G., Ptak J., Dobbryn L., Schaefer J., Sillman N., Popoli M., Klein A. P., Tomasetti C., Karchin R., Papadopoulos N., Kinzler K. W., Vogelstein B., Wolfgang C. L., Hruban R. H., Lennon A. M. A multimodality test to guide the management of patients with a pancreatic cyst. *Sci. Transl. Med*. 2019. Vol. 11, No 501. P. eaav4772.
 43. Sullivan R., Alatis O. I., Anderson B. O., Audisio R., Autier P., Aggarwal A., Balch C., Brennan M. F., Dare A., D’Cruz A., Eggermont A. M., Fleming K., Gueye S. M., Hagander L., Herrera C. A., Holmer H., Ilbawi A. M., Jarnheimer A., Ji J. F., Kingham T. P., Liberman J., Leather A. J., Meara J. G., Mukhopadhyay S., Murthy S. S., Omar S., Parham G. P., Pramesh C. S., Riviello R., Rodin D., Santini L., Shrikhande S. V., Shrimel M., Thomas R., Tsunoda A. T., van de Velde C., Veronesi U., Vijaykumar D. K., Watters D., Wang S., Wu Y. L., Zeiton M., Purushotham A. Global cancer surgery: delivering safe, affordable, and timely cancer surgery. *Lancet Oncol*. 2015. Vol. 16, No 11. P. 1193–1224.
 44. van Timmeren J. E., Cester D., Tanadini-Lang S., Alkadhhi H., Baessler B. Radiomics in medical imaging—"how-to" guide and critical reflection. *Insights Imaging*. 2020. Vol. 11, No 1. P. 91.
 45. Wei R., Lin K., Yan W., Guo Y., Wang Y., Li J., Zhu J. Computer-aided diagnosis of pancreas serous cystic neoplasms: A radiomics method on preoperative MDCT Images. *Technol Cancer Res Treat*. 2019. Vol. 18. P. 1533033818824339.
 46. Xu M. M., Yin S., Siddiqui A. A., Salem R. R., Schrope B., Sethi A., Poneris J. M., Gress F. G., Genkinger J. M., Do C., Brooks C. A., Chabot J. A., Kluger M. D., Kowalski T., Loren D. E., Aslanian H., Farrell J. J., Gonda T. A. Comparison of the diagnostic accuracy of three current guidelines for the evaluation of asymptomatic pancreatic cystic neoplasms. *Medicine (Baltimore)*. 2017. Vol. 96, No 35. P. e7900.
 47. Yang J., Guo X., Ou X., Zhang W., Ma X. Discrimination of pancreatic serous cystadenomas from mucinous cystadenomas with CT textural features: based on machine learning. *Front. Oncol*. 2019. Vol. 9. P. 494.
 48. Zhang M. M., Yang H., Jin Z. D., Yu J. G., Cai Z. Y., Li Z. S. Differential diagnosis of pancreatic cancer from normal tissue with digital imaging processing and pattern recognition based on a support vector machine of EUS images. *Gastrointest. Endosc*. 2010. Vol. 72, No 5. P. 978–985.
 49. Zhu J., Wang L., Chu Y., Hou X., Xing L., Kong F., Zhou Y., Wang Y., Jin Z., Li Z. A new descriptor for computer-aided diagnosis of EUS imaging to distinguish autoimmune pancreatitis from chronic pancreatitis. *Gastrointest. Endosc*. 2015. Vol. 82, No 5. P. 831–836.e1.
 50. Zhu M., Xu C., Yu J., Wu Y., Li C., Zhang M., Jin Z., Li Z. Differentiation of pancreatic cancer and chronic pancreatitis using computer-aided diagnosis of endoscopic ultrasound (EUS) images: a diagnostic test. *PLoS One*. 2013. Vol. 8, No 5. P. e63820.
 51. Zhu Z., Xia Y., Xie L., Fishman E. K., Yuille A. L. Multi-scale coarse-to-fine segmentation for screening pancreatic ductal adenocarcinoma. *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2019: 22nd International Conference, Shenzhen, China, October 13–17, 2019, Proceedings, Part VI 22*. Cham: Springer International Publishing, 2019. P. 3–12.

UA Сучасні можливості цифрової панкреатології**А. А. Литвин**

AI Medica Hospital Center, Денпасар, Індонезія

Ключові слова: цифрова панкреатологія, pancreomics, штучний інтелект, машинне навчання, прогнозування та діагностика захворювань підшлункової залози

Персоналізована медицина потребує інтеграції та аналізу величезної кількості даних про пацієнтів для реалізації індивідуального підходу. Цифрова панкреатологія, панкреоміка дозволяють полегшити персоналізовані рекомендації у діагностиці та лікуванні захворювань підшлункової залози шляхом аналізу даних за допомогою методів машинного навчання, щоб використати потенціал цих даних за аналогією з Pathomics, Radiomics та Genomics.

Метою цієї статті є короткий огляд сучасних можливостей цифрової медицини для діагностики та лікування різних захворювань підшлункової залози.

Наведені в огляді дослідження демонструють багатообіцяючі результати технологій машинного навчання, які здатні як полегшити клінічне прогнозування та прийняття рішень, так і використовуватися для інтерпретації клініко-лабораторних, рентгенологічних та ендоскопічних зображень у панкреатології та медицині загалом.

Цифрова панкреатологія, Pancreomics можуть бути перспективними концепціями для аналізу та прогно-

зування перебігу захворювань підшлункової залози у сучасну цифрову епоху.

EN Modern capabilities of digital pancreatology**A. A. Litvin**

AI Medica Hospital Center, Denpasar, Indonesia

Key words: digital pancreatology, pancreomics, artificial intelligence, machine learning, prediction and diagnosis of pancreatic diseases

Personalized medicine requires the integration and analysis of vast amounts of patient data in order to provide a personalized approach. Digital pancreatology and Pancreomics facilitate personalized recommendations in the diagnosis and treatment of pancreatic diseases by analyzing data using machine learning methods to exploit the potential of this data in a similar way to Pathomics, Radiomics, and Genomics.

The aim of this article is to present a brief overview of the modern capabilities of digital medicine for the diagnosis and treatment of various pancreatic diseases.

The studies included in the review demonstrate the promising results of machine learning technologies that can both facilitate clinical prediction and decision-making and be used to interpret clinical laboratory, radiological, and endoscopic images in pancreatology and medicine in general. Digital pancreatology and Pancreomics may be promising concepts for the analysis and prediction of the course of pancreatic diseases in the contemporary digital era.