

УДК 61:004.38:614.23:478.22:303.022
DOI: <https://doi.org/10.11603/mie.1996-1960.2022.4.13645>

ВИКОРИСТАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ АНАЛІЗУ ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ БЕЗПЕРЕРВНОГО ПРОФЕСІЙНОГО РОЗВИТКУ ЛІКАРІВ В ЕЛЕКТРОННОМУ ПОРТФОЛІО

О. О. Суханова

Національний університет охорони здоров'я України імені П. Л. Шупика

Розглянуто питання аналізу багатовимірної інформації, що представляє дані безперервного професійного розвитку лікарів, відображені у портфоліо. Показано, що для забезпечення справедливого механізму оцінювання багатовимірної інформації у портфоліо лікарів корисним буде використання сучасних інтелектуальних методів аналізу великих даних (Big Data). Визначено передумови для створення якісної веб-орієнтованої технології шляхом застосування методів інтелектуального аналізу багатовимірної інформації, що вноситься в портфоліо. При використанні ансамблів алгоритмів інтелектуального аналізу портфоліо може стати ефективним засобом об'єктивізації і кількісного визначення освітнього та професійного зростання під час безперервного професійного розвитку лікаря. Враховуючи, що на сьогодні жоден із алгоритмів не може забезпечити валідне оцінювання професійного зростання спеціаліста пропонується використовувати ансамблі методів (поєднання декількох алгоритмів, що одночасно навчаються та виправляють помилки один одного). Портфоліо має великий потенціал, проте його подальше вдосконалення в повній мірі вимагає використання нових підходів, у першу чергу, пов'язаних із вирішенням питання оцінювання динаміки показників професійного зростання лікаря.

Ключові слова: портфоліо лікаря, безперервний професійний розвиток лікарів, інтелектуальні алгоритми аналізу інформації, великі дані, видобуток даних, класифікатори даних, ймовірність.

USE OF INTELLECTUAL ANALYSIS METHODS FOR EVALUATING THE QUALITY OF CONTINUOUS PROFESSIONAL DEVELOPMENT OF DOCTORS IN THE ELECTRONIC PORTFOLIO

O. O. Sukhanova

Shupyk National Healthcare University of Ukraine

Background. The issue of multidimensional information analysis, which represents the data of continuous professional development of doctors reflected in the Portfolio, is considered.

Materials and methods. The research uses knowledge discovery in databases (KDD), classification, modeling, and forecasting methods based on decision trees, fuzzy logic, and statistical data analysis methods. Traditional statistical methods were used to solve individual problems: correlation and regression analysis, factor analysis etc.

Results. It is shown that in order to ensure a fair mechanism for evaluating multidimensional information in the Doctors' Portfolio, it will be useful to use modern intelligent methods of analyzing big data (Big Data). The prerequisites for the creation of high-quality web-oriented technology using the methods of intellectual analysis of multidimensional information entered into the Portfolio are substantiated. When using ensembles of intellectual analysis algorithms, the Portfolio can become an effective means of objectifying and quantifying educational and professional growth during the continuous professional development of a doctor.

Conclusions. Taking into account that currently none of the algorithms can provide a valid assessment of the professional growth of a specialist, we suggest using ensembles of methods, i.e. – a combination of several algorithms that learn simultaneously and correct each other's mistakes. The portfolio has great potential, but its further improvement fully requires the use of new approaches, primarily related to solving the problem of assessing the dynamics of the professional growth indicators of doctors.

Keywords: doctor's portfolio, continuous professional development of doctors, intelligent algorithms for information analysis, Big Data, Data mining, data classifiers, probability.

Вступ. Сьогодні повсюдне використання інформаційних ресурсів забезпечує повну інформатизацію не тільки нашого повсякденного життя, а також процесів навчання та кваліфікаційного вдосконалення під час безперервного професійного розвитку (БПР) спеціалістів. Окремо розглядаються питання інформатизації післядипломної сфери в охороні здоров'я, особливо стосовно зарахування навчання під час безперервного професійного розвитку лікарів. Відмітимо, що впровадження в освітній процес сучасних інформаційних технологій піднесло його на більш високий рівень [8, 10].

Кількість, якість та різноманітність інформаційних технологій, що зараз пропонуються для застосування в освіті вражає [3]. Під час пандемії COVID-19 методи електронного, дистанційного передавання знань у вищій і післядипломній медичній освіті за допомогою таких технологій стали більш ефективними та інноваційними [5, 7]. Реальні навчальні аудиторії змінено на віртуальні кімнати з електронними семінарами, тематичними обговореннями і клубами, що можна успішно проводити за допомогою новітніх інформаційних технологій [6]. Отримання знань стало доступнішим, цікавішим і легким. Проте виникла необхідність у вдосконаленні механізмів оцінювання якості отриманих у такій спосіб знань у системі безперервної медичної освіти.

Найбільш затребуваним і актуальним сьогодні механізмом оцінювання являється технологія електронного портфоліо [11]. Вона дає змогу не тільки формалізації знань і компетентностей, їх моніторингу, а й створює можливості для інтегрального оцінювання якості безперервної медичної освіти.

Мета дослідження: визначити передумови для створення веб-орієнтованої технології оцінювання якості БПР лікарів шляхом застосування методів інтелектуального аналізу багатовимірної інформації.

Матеріал і методи дослідження. Під портфоліо розуміли веб-технологію, що дозволяє лікарю реєструвати всі докази свого досвіду, компетентності та професійні успіхи протягом усього періоду професійної діяльності.

Однак, використання усередненого підходу до оцінювання отриманих знань для різних медичних професій, однаковий підхід у вимірюванні отриманих компетентностей при різних медичних спеціалізаціях нівелюють особливості професійної діяльності, що, насправді, повинні підвищувати якість такого оцінювання.

В дослідженні застосовано технологію виявлення знань у базах даних (англ. knowledge discovery in databases, KDD), методи класифікації, моделювання та прогнозування, що ґрунтуються на застосуванні дерев рішень, нечіткої логіки, статистичних методів аналізу даних. Для вирішення окремих завдань застосовували традиційні статистичні методи: кореляційний і регресійний аналіз, багатofакторний аналіз тощо.

Результати та їх обговорення. Портфоліо розглядається нами як особистісна професійно-орієнтована технологія, форма аутентичного оцінювання результатів освіти лікаря, ефективний засіб кількісного визначення освітнього та професійного зростання у його безперервному професійному розвитку [1].

Портфоліо може використовуватися для демонстрації набуття компетентностей за міждисциплінарними та трансдисциплінарними напрямками охорони здоров'я, а також засвоєння неклінічних навиків [2]. У багатьох країнах світу використання портфоліо являється обов'язковим для того, щоб отримати повну інформацію про кваліфікацію лікаря [4]. Портфоліо сприяє навчанню протягом усього життя, воно дозволяє зберігати всі докази навчання з метою їх подальшого аналізу та співвідношення з власними виробничими показниками та потребами в подальшому підвищенні кваліфікації. Використання портфоліо має забезпечити гнучкість у підсумковому оцінюванні лікарів на практиці та посилити мотивацію при встановленні нових освітніх цілей у безперервному професійному розвитку.

Кількість характеристик, що достовірно описують роботу лікаря обчислюються сотнями. Тому створити механізм інтегральної характеристики діяльності лікаря-спеціаліста доволі складне завдання. Формально роботу лікаря можна описати n -мірним алгебраїчним вектором, що представляє сукупність n дійсних значень конкретних показників, які будемо вважати координатами цього вектору. Кількість таких координат являє розмірність вектору.

Цей «виробничий» вектор пов'язаний із вектором «навчання» спеціаліста, що в певній мірі структурно його повторює. Між векторами можливі різні взаємодії (колінеарності, компланарності), здійснення різних операцій.

Зауважимо, що дані навчальної та виробничої діяльності можуть бути обтяжені ваговими

коефіцієнтами показників. Крім такої великої розмірності, кількісне оцінювання навчальних процедур ускладнюється неструктурованістю та швидкою змінюваністю оціночного контенту. Проблемним питанням являється невизначеність у виборі навчальних курсів, сертифікації провайдерів навчальних курсів, системи контролю якості навчання тощо. Внаслідок усіх цих проблем виникає необхідність неформального комплексного вимірювання, що включає одночасне використання різних оціночних засобів, методів багатовимірного аналізу та спеціальних методів інтеграції балів за різними кількісними й якісними шкалами [13]. Слід пам'ятати й про забезпечення надійності та валідності результатів оброблення такої значної кількості інформації. Проте сьогодні, у світі великих даних (Big Data), оброблення інформації великих розмірів стає нормою. Для вирішення поставленого завдання існують різні методи аналізу та впорядкування великих об'ємів інформації – це так звані методи інтелектуального аналізу даних (Data mining).

Інтелектуальний аналіз даних – процес, при якому за допомогою математичних і обчислювальних алгоритмів структуруються вихідні дані та формулюються або розпізнаються різні закономірності в їхній будові [9, 12, 14]. За допомогою методів інтелектуального аналізу даних виконується їх систематизація за критеріями кількості та якості.

Використання методів інтелектуального аналізу даних повинно дозволити коректне оцінювання багатовимірних масивів векторів «навчання» лікарів, а також сформувати прогнозні тренди для побудови особистісно-орієнтованої освітньої траєкторії безперервного професійного розвитку.

Серед відомих алгоритмів інтелектуального аналізу даних є такі, що поділяють їх на групи або кластери елементів, які мають схожі властивості за відомими атрибутами даних (алгоритми сегментації); алгоритми, що виділяють та узагальнюють послідовності, які часто зустрічаються в даних (алгоритми аналізу послідовностей). Також часто використовуються алгоритми, що займаються прогнозуванням: алгоритми регресії (прогнозують одну чи декілька безперервних кількісних змінних зі урахуванням багатьох атрибутів) та алгоритми класифікацій (здійснюють прогнозування однієї чи кількох дискретних змінних із урахуванням великої кількості їх атрибутів). Особливо виділяються алгоритми взаємозв'язків, що здійснюють пошук

кореляції між різними атрибутами набору даних.

Кожен із представлених типів придатний лише для певного класу завдань. Ураховуючи, що на сьогодні жоден із алгоритмів не може забезпечити валідне оцінювання професійного зростання спеціаліста, нами пропонується використовувати ансамблі підходів, тобто – поєднання відразу декількох алгоритмів, які одночасно навчаються та виправляють помилки один одного. Використання ансамблів алгоритмів є більш потужним інструментом порівняно з окремими моделями, оскільки він зводить до мінімуму вплив випадковостей, та середню помилку кожного базового класифікатора, а також зменшує дисперсію, оскільки кілька різних моделей, що виходять з різних початкових гіпотез, мають більше шансів дійти правильного результату, ніж одна окремо взята. На нашу думку, саме такий підхід зможе забезпечити найточніші результати аналізу складних даних, що зберігаються у портфоліо.

Якщо для визначення інтегральної оцінки створити певний еталон, то використовуючи ансамблі класифікаційних алгоритмів машинного навчання можна створити механізм, який забезпечить у портфоліо якісний підхід до створення оцінювання навчання спеціалістів під час БПР.

Після ретельного аналізу існуючих алгоритмів для включення в ансамбль нами виділено наступні найважливіші.

Алгоритм С4.5: будує класифікатор у формі дерева рішень із набору даних. Алгоритм відноситься до інструментів аналізу даних, що намагається передбачити клас, до якого можна віднести аналізовані дані з урахуванням значної кількості атрибутів. Це повністю відповідає умовам нашого завдання. С4.5 будує дерево рішень, ставить питання про значення атрибута і залежно від цих значень класифікує нові дані. Алгоритм вимагає навчання, тут тренувальний набір даних повинен бути розміченим для організації процесу навчання. Побудовані дерева рішень завжди легко інтерпретувати та використовувати.

Метод к-середніх: створює к-групи з набору об'єктів таким чином, щоб члени групи були найбільш однорідними. Не гарантується, що члени групи будуть абсолютно подібними, але вони будуть більш схожими між собою в порівнянні з іншими, що не увійшли до цієї групи. Метод к-середніх відноситься до алгоритмів багатомірного та багатомірного аналізу; самонавчається.

Замість того, щоб уточнювати кількість кластерів, він «вивчає» кластери самостійно, не вимагаючи інформації про те, до якого кластеру належать дані спостереження. Серед недоліків виділимо: висока чутливість до «викидів» і початкового вибору «центрів тяжіння» кластерів (початкових елементів); створений для роботи з безперервними значеннями, тому слід заздалегідь опрацювати дані, що представлені дискретно. Даний алгоритм може допомогти розподілити характеристики навчання та роботи лікаря на однорідні кластери, з урахуванням усіх атрибутів, а потім проводити порівняння з еталонними показниками.

Метод опорних векторів: використовує площину, щоб класифікувати дані за 2 класами. Алгоритм схожий із C4.5, але він не використовує дерева рішень. Площина – це функція у багатовимірному просторі, що має рівняння (наприклад, для класифікаційного завдання з двома параметрами гіперплощина може бути лінією: рівняння $y=kx+b$). Метод опорних векторів дозволяє спроектувати дані в просторі більшої розмірності ніж 2 і після цього визначає коефіцієнти рівняння кращої площини, що поділяє дані на 2 класи. Алгоритм намагається максимізувати відстань під площиною та елементами класу таким чином, щоб площина знаходилася приблизно на однаковій відстані від елементів першого та другого класів, це знижує появу помилок класифікації. Метод опорних векторів потребує навчання. Щоб показати алгоритму, що таке класи, використовується набір даних – тільки після цього він здатний класифікувати нові дані. Не зважаючи на привабливість даного алгоритму, обмеження кількості класів, на які він може поділити дані (лише два), не може повністю задовольнити нашим вимогам. Проте як елемент ансамблю, метод опорних векторів цілком підходить для сформульованого завдання.

Алгоритм k-найближчих «сусідів»: являється алгоритмом класифікації, причому в процесі навчання зберігає тренувальні дані. Алгоритм починає класифікацію лише тоді, коли з'являються нові немарковані дані. Спочатку він шукає відстань до k-найближчих розмічених точок даних (до k-найближчих «сусідів»), потім, використовуючи класи сусідів, вирішує як краще класифікувати нові дані. Для безперервних даних алгоритм k-найближчих «сусідів» використовує дистанційну метрику, наприклад, евклідову відстань. Вибір метрики залежить від типу даних, можливо також обирати метрику на основі тренувальних даних.

Наприклад, працюючи з дискретними даними, вони спочатку перетворюються на безперервні (використання відстані Хеммінга як метрики для визначення близькості двох текстових рядків, перетворення дискретних даних на бінарні значення). Для вирішення проблеми інтегральної оцінки векторів «навчання» лікарів використання алгоритму k-найближчих «сусідів» буде ресурсне витратним, якщо намагатися визначити найближчих «сусідів» на великому наборі даних. Потрібно враховувати велику кількість значень. Характеристики, що описують роботу лікаря мають велику кількість значень, а значить можуть впливати на дистанційну метрику стосовно характеристик із меншою кількістю значень.

Алгоритм максимізації очікування: зазвичай використовується як кластерний алгоритм для виявлення знань. У математичній статистиці цей алгоритм вважається ітераційним і використовується для оцінювання максимальної правдоподібності при обчисленні параметрів статистичної моделі, якщо модель залежить від деяких прихованих змінних. Оцінюючи максимальну правдоподібність, алгоритм максимізації очікування створює модель, що призначає мітки класу певним точкам даних – як при кластеризації. Він спочатку намагається зробити висновок на підставі параметрів моделі, потім обчислюється ймовірність належності кожної точки даних до кластеру. Далі параметри моделі оновлюються відповідно до кластерного розподілу, проведеного на попередньому кроці. Цей ітераційний процес продовжується доти, доки параметри моделі та кластерний розподіл не зрівняються. Цей метод не вимагає процедури навчання. Він може оптимізувати параметри моделі, а також робити припущення про значення відсутніх даних, що також є дуже важливим. Але його використання для розв'язання сформульованої мети може мати певні труднощі. Зі зростанням кількості ітерацій, продуктивність алгоритму суттєво знижується, а при наявності багатовимірних вхідних даних, взагалі, можна зіткнутися з тим, що знайдемо локальний оптимум, так і не знайшовши глобального.

Алгоритм Байєса: являється сукупністю алгоритмів класифікації, взятих разом. Припущення, що використовує сімейство алгоритмів, полягає в тому, що кожна ознака даних, які класифікуються, не впливає на всі інші ознаки, які задані. Класифікатор Байєса – простий, але дуже ефективний алгоритм.

Модель складається з двох типів ймовірностей, що розраховуються за допомогою тренувальних даних: ймовірність кожного класу та умовна ймовірність для класу при наявності або відсутності всіх можливих значень заданих параметрів. Після розрахунку ймовірнісної моделі її можна вико-

ристовувати для передбачення з новими даними за допомогою теореми Байеса. Теорема дозволяє передбачити клас даних виходячи з набору параметрів та поняття ймовірності. Спрощене рівняння для класифікації одного класу $Cl A$, що описано двома характеристиками F_1 та F_2 виглядає так:

$$P(Cl A|F_1, F_2) = \frac{P(F_1|Cl A) * P(F_2|Cl A) * P(Cl A)}{P(F_1) * P(F_2)}, \text{ де}$$

$Cl A$ – Клас А – один із класів при класифікації;
 F_1 – характеристика 1 Класу А; F_2 – характеристика 2 Класу А.

Апостеріорна ймовірність $Cl A$ на основі параметрів F_1 та F_2 ($P(Cl A|F_1, F_2)$) дорівнює дробу:

- чисельник – добуток апіорної ймовірності Класу А ($P(Cl A)$) на умовну ймовірність параметру 1, що належить до Класу А ($P(F_1|Cl A)$) та умовну ймовірність параметру 2, що також належить до Класу А ($P(F_2|Cl A)$);

- знаменник – повна ймовірність параметрів 1 та 2 ($P(F_1)*P(F_2)$).

Розглянемо завдання, що зможуть вирішувати зазначені алгоритми відповідного до сформульованих вимог стосовно побудови інтегральної оцінки векторів навчання лікарів (табл. 1).

Важливою особливістю інтелектуальних алгоритмів аналізу даних являється те, що майже кожен із них вирішує завдання різних рівнів і перетинається в роботі з іншими алгоритмами свого класу,

Таблиця 1

Найважливіші алгоритми, що можуть бути включені в ансамбль, та завдання, що вони вирішують

Найменування	Завдання застосування алгоритмів
Алгоритм С4.5, метод опорних векторів, метод к-середніх, алгоритм к-найближчих «сусідів»	Алгоритми класифікації – різними засобами, залежно від кількості заданих ознак і кількості потрібних класів, можуть розподілити дані про навчання та досвід, отриманий лікарем за певний період, за заданими компетенціями. Компетенції можуть бути заздалегідь розділені на класи із визначенням коефіцієнту ваги для кожної компетенції. Класів навчання може бути декілька: високий рівень, достатній рівень, середній рівень (задовільний), не задовільний рівень. За заданим набором компетентностей, що лікарі отримують проходячи певні курси, можна сформувати розподіл векторів «навчання», на базі якого й формувати інтегральну оцінку прогресу лікаря. Вибір алгоритму буде залежати безпосередньо від моделі даних для аналізу. Якщо потрібно буде зробити бінарну класифікацію, найкращім для використання буде метод опорних векторів. А якщо кластеризація проводиться в n-вимірному просторі, то більш потужними будуть метод к-середніх і метод к-найближчих «сусідів».
Алгоритм максимізації очікування, алгоритм Байеса	Алгоритми можна використовувати для класифікації, проте особливою є їхня прогностична здатність. Доповнюючи механізми класифікації, вони допоможуть розрахувати ймовірність з якою можна віднести новий об'єкт до одного із заданих класів. За допомогою ймовірнісних оцінок стає можливим якісне налаштування побудованої моделі для аналізу. Прогнози, складені на базі цих алгоритмів можна використати для побудови майбутньої освітньої траєкторії для безперервного професійного розвитку лікаря.

тому використання таких алгоритмів у тандемі дає потужний механізм для аналізу найскладніших даних професійного зростання лікаря.

Як нами вже зазначалось алгоритмів існує багато, проте наше завдання полягає в обранні/створенні такого механізму аналізу, що дозволив би у короткий строк і з урахуванням особливостей кожного набору даних, зробити максимально об'єктивний висновок про професійний статус спеціаліста. Тому нами пропонується застосування ансамблів алгоритмів, зокрема методів класифікації та ймовірнісної оцінки. Представимо етапи процесу машинного навчання (рис. 1).

Інтеграція алгоритмів з урахуванням особливостей кожного набору даних дозволить виділити окремі однорідні кластери інформації, потім проаналізувавши їх, використати ймовірнісні оцінки для створення повної картини значущих показників освітніх результатів лікаря в цілому.

Висновки. 1. Портфоліо може стати ефективним засобом об'єктивізації і кількісного визначення освітнього та професійного зростання як у самому процесі навчання, так і в безперервному професійному розвитку лікаря при використанні принципово нового механізму аналізу даних – ансамблю алгоритмів інтелектуального аналізу даних.

2. Ураховуючи, що на сьогодні жоден із алгоритмів не може забезпечити валідне оцінювання професійного зростання спеціаліста нами пропонується використовувати ансамблі методів, тобто поєднання декількох алгоритмів, що одночасно навчаються та виправляють помилки один одного. Такий підхід у змозі забезпечити найточніші результати.

3. Портфоліо має великий потенціал, проте його подальше вдосконалення в повній мірі вимагає використання нових підходів, у першу чергу, пов'язаних із вирішенням проблеми оцінювання динаміки показників професійного зростання лікаря.



Рис. 1. Етапи процесу машинного навчання

Література.

1. Обґрунтування структури портфоліо лікаря під час безперервної медичної освіти / Бабінцева Л. Ю., Суханова О. О. // Актуальні питання дистанційної освіти та телемедицини: матер. Всеукр. наук.-метод. відеоконф., 25-26 квіт. 2018 р. – Запоріжжя, 2018. – С. 19-21.
2. Логіка використання портфоліо в забезпеченні якості післядипломної медичної освіти та безперервного професійного розвитку лікаря. Аналітичний огляд / Вороненко Ю. В., Мінцер О. П. // Медична інформатика та інженерія. – 2017. – № 3. – С. 5-13.
3. The Impact of Educational Technologies in Higher Education / Cabaleiro-Cerviño G., Vera C. // *GiST Education and Learning Research Journal*. – 2020. – № 20. – P. 155-169.
4. Implementing and evaluating an e-portfolio for postgraduate family medicine training in the Western Cape, South Africa / De Swardt M., Jenkins L. S., Von Pressentin K. B., Mash R. // *BMC Med Educ.* – 2019. – № 19 (1). – P. 251.
5. How Did the COVID-19 Pandemic Affect Higher Education Learning Experience? An Empirical Investigation of Learners' Academic Performance at a University in a Developing Country / Ghada R. E. S. // *Advances in Human-Computer Interaction*. – 2021. – № 6649524. – P. 10.
6. Sustaining academics during COVID-19 pandemic: The role of online teaching-learning / Kaup S., Jain R., Shivalli S., Pandey S., Kaup S. // *Indian J Ophthalmol.* – 2020. – № 68. – P. 1220-1221.
7. Exploration of Online Education Mode for Postgraduate Education under the Background of COVID-19 / Li Y., Wen X., Li L., Zhou Y., Huang L., Ling B., Liao X., Tang, Q. // *Advances in Applied Sociology*. – 2021. – № 11. – P. 223-230.
8. Impact of Information Technology on Learning, Teaching and Human Resource Management in Educational Sector / Negi V., Negi P., Pandey Dr. A. // *International Journal of Computer Science and Telecommunications*. – 2011. – № 2. – P. 66-72.
9. Data Mining Techniques in Analyzing Process Data. A Didactic / Qiao X., Jiao H. // *Front. Psychol.* – 2018. – № 9. – P. 2231.
10. Impact of modern technology in education / Raja R., Nagasubramani P. // *Journal of Applied and Advanced Research*. – 2018. – № 3. – P. 33.
11. The effectiveness of portfolios for post-graduate assessment and education / Tochel C, Haig A, Hesketh A, Cadzow A, Beggs K, Colthart I, Peacock H. // *BEME Guide No 12. Med Teach.* – 2009. – № 31(4). – P. 299-318.
12. Data Mining Methods and Applications / Tsui KL., Chen V., Jiang W., Aslandogan Y. In: Pham H. (eds). – *Springer Handbook of Engineering Statistics*. Springer Handbooks. Springer: London, 2006. – 1120 p.
13. Portfolios for assessment and learning. AMEE Guide no. 45 / Van Tartwijk J., Driessen E. W. // *Med Teach.* – 2009. – № 31 (9) – P. 790-801.
14. Top 10 algorithms in data mining / Wu X., Kumar V., Ross Quinlan J. et al. // *Knowl Inf Syst.* – 2008. – № 14. – P. 1-37.

References.

1. Babintseva, L. Yu., Sukhanova O. O. (2018). Obhruntuvannia struktury portfolio likaria pid chas bezperervnoi medychnoi osvity [Justification of the structure of the doctor's portfolio during continuous medical education]. *Aktualni pytannia dystantsiinoi osvity ta telemedytsyny (Current issues of distance education and telemedicine: coll. the mother All-Ukrainian science and method video conference (Zaporizhzhia, 25-26 April 2018) (P. 19-21.): Zaporizhzhia*. [In Ukrainian].
2. Voronenko, Yu.V. Mintser, O. P. (2017). Lohika vykorystannia portfolio v zabezpechenni yakosti pisliadyplomnoi medychnoi osvity ta bezperervnoho profesiinoho rozvytku likaria. Analitychnyi ohliad [The logic of using a portfolio in ensuring the quality of postgraduate medical education and continuous professional development of a doctor. *Analytical review*] *Medychna informatyka ta inzheneriia (Medical informatics and engineering)*, 3, 5-13. [In Ukrainian].
3. Cabaleiro-Cerviño, G., Vera, C. (2020). The Impact of Educational Technologies in Higher Education. *GiST Education and Learning Research Journal*, 20, 155-169.
4. De Swardt M., Jenkins L. S., Von Pressentin K. B., Mash R. (2019). Implementing and evaluating an e-portfolio for postgraduate family medicine training in the Western Cape, South Africa. *BMC Med Educ.*, 19(1), 251.
5. Ghada, R. El S. (2021). How Did the COVID-19 Pandemic Affect Higher Education Learning Experience? An Empirical Investigation of Learners'

Academic Performance at a University in a Developing Country. *Advances in Human-Computer Interaction*, A. ID 6649524, 10.

6. Kaup, S., Jain, R., Shivalli, S., Pandey, S., Kaup, S. (2020). Sustaining academics during COVID-19 pandemic: The role of online teaching-learning. *Indian J Ophthalmol.* 68, 1220–1.

7. Li, Y., Wen, X., Li L., Zhou, Y., Huang, L., Ling, B., Liao, X., Tang, Q. (2021). Exploration of Online Education Mode for Postgraduate Education under the Background of COVID-19. *Advances in Applied Sociology*, 11, 223-230.

8. Negi, V., Negi, P., Pandey Dr. A. (2011). Impact of Information Technology on Learning, Teaching and Human Resource Management in Educational Sector. *Int. J.Comp. Sci. Telecom.*, 2, 66-72.

9. Qiao, X., Jiao, H. (2018). Data Mining Techniques in Analyzing Process Data. *A Didactic. Front. Psychol.*, 9, 2231.

10. Raja, R., Nagasubramani, P. (2018). Impact of modern technology in education. *J. App. Adv. Res.*, 3, 33.

11. Tochel, C., Haig, A., Hesketh, A., Cadzow, A., Beggs, K., Colthart, I., Peacock, H. (2009). The effectiveness of portfolios for post-graduate assessment and education. *BEME Guide No 12. Med Teach.*, 31(4), 299-318.

12. Tsui, K. L., Chen, V., Jiang, W., Aslandogan, Y. Pham H. (2006). *Data Mining Methods and Applications*. Springer Handbook of Engineering Statistics. Springer Handbooks. Springer, London.

13. Van Tartwijk, J., Driessen, E.W. (2009). Portfolios for assessment and learning. *AMEE Guide no. 45. Med Teach.*, 31(9), 790-801.

14. Wu, X., Kumar, V., Ross Quinlan, J., Ghosh J., Yang Q., Motoda H., McLachlan G.J., Ng A., Liu B., Yu Ph. S., Zhou Z-H., Steinbach M., Hand D. J., Steinberg D. (2008). Top 10 algorithms in data mining. *Knowl Inf Syst.*, 14, 1-37.

ORCID:

Olga O. Sukhanova: 0000-0002-8078-5498