

УДК 616-006.04

Карлюк Анастасія Вікторівна

*студентка факультету біомедичної інженерії
Національного технічного університету України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»*

Карлюк Анастасия Викторовна

*студентка факультета биомедицинской инженерии
Национального технического университета Украины
«Киевский политехнический институт имени Игоря Сикорского»*

Karliuk Anastasiia

*Student of the Biomedical Engineering Faculty of
National Technical University of Ukraine
"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"*

Носовець Олена Костянтинівна

*кандидат технічних наук,
доцент кафедри біомедичної кібернетики
Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»*

Носовец Елена Константиновна

*кандидат технических наук,
доцент кафедры биомедицинской кибернетики
Национальный технический университет Украины
«Киевский политехнический институт имени Игоря Сикорского»*

Nosovets Olena

Candidate of Technical Sciences,

Associate Professor of the Biomedical Cybernetic

National Technical University of Ukraine

"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

**ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДУ СЕГМЕНТАЦІЇ
МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ SNAP В ЗАЛЕЖНОСТІ ВІД МІСЦЯ
ЛОКАЛІЗАЦІЇ ПУХЛИНИ**

**ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ МЕТОДА СЕГМЕНТАЦИИ
МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ SNAP В ЗАВИСИМОСТИ ОТ
ЛОКАЛИЗАЦИИ ОПУХОЛИ**

**STUDYING THE EFFICIENCY OF SNAP MEDICAL IMAGE
SEGMENTATION METHOD DEPEND ON LOCALIZATION OF THE
TUMOR**

***Анотація.** У статі розкрито особливості застосування методу сегментації SNAP та визначення найбільш інформативної локалізації його використання.*

***Ключові слова:** сегментація зображень, моделювання, локалізація.*

***Аннотация.** В статье раскрыты особенности применения метода сегментации SNAP и определение наиболее информативной локализации его использования.*

***Ключевые слова:** сегментация изображений, моделирование, локализация.*

Summary. *The article describes the features of using the method of SNAP segmentation and the definition of the most informative localization of its use.*

Key words: *image segmentation, modeling, localization.*

У наш час тривимірні зображення, отримані за допомогою методів структурної візуалізації, таких як комп'ютерна томографія і магнітно-резонансна томографія, широко розповсюджені для вивчення анатомічних порушень в клінічній практиці [1]. Дані зображення, за умови чіткої та правильної обробки, зазвичай дають докладну структурну інформацію про анатомію патології чи новоутворення, що може бути використано як для діагностичних так і для терапевтичних цілей.

Існують різні методи для визначення об'єму пухлини. Ручне розмежування залежить від людського досвіду та контекстуальних знань, займає багато часу та є суб'єктивним [1].

Порівняно з ручним розмежуванням, (напів) автоматичні методи спрямовані на забезпечення більш надійної та дуже швидкої об'ємної сегментації. Більш сучасні методи з різних парадигм сегментації зображення (порогове значення, на основі графів, нарощування регіонів, статистичне моделювання, контур і на основі градієнта тощо) були адаптовані і випробувані для вирішення складних завдань визначення об'єму. Найбільш точним методом сегментації наразі вважається SNAP [2].

SANP – реалізований алгоритм у закритому спеціальному програмному забезпеченні для автоматичної сегментації медичних зображень і визначення меж новоутворення [3]. Даний метод використовується для сегментації зображень пухлин з різними місцями локалізації, а саме у шийно-головному відділі, шийці матки та легенях. Для визначення ефективності моделі для

кожного з вищезгаданих локалізацій необхідно дослідити точність моделей по кожному з типів пухлин.

Для початку роботи усі дані було умовно поділено на три вибірки: навчальний набір даних, тестовий та екзаменаційний у відношенні 70% : 20% : 10% відповідно. Першим кроком дані було поділено на три групи для класифікації за методологією «один проти всіх». Тобто спочатку визначались об'єкти, що належать першому типу пухлини, як позитивний результат, а дані другого і третього, як негативний, другий класифікатор будувався на значення другого типу пухлини, як позитивної мітки та, відповідно, третій класифікатор – відповідно третього типу. Для побудови моделі необхідно мати збалансовані дані, для уникнення помилок у результатах класифікації для цього по кожному з класифікаторів було застосовано вбудований алгоритм, що використовується програмним забезпеченням GMDH Shell версії DS 3.8.9.

Для вирішення даної задачі було застосовано метод групового врахування аргументів (МГУА) шляхом покрокового додавання аргументів. Алгоритмом було побудовано більше 30 тис. моделей по кожному класифікатору, найкраща модель визначалась за логікою «Найменша складність – найбільша точність» [4], для уникнення перенавчання складність моделі була обмежена до 20 змінних.

Умовні позначення кожної змінної зображено в таблиці 1.

Таблиця 1

Умовні позначення змінних

MEAN_SNAP	x1	Міра розподілу ймовірностей
SPHERICITY_SNAP	x2	міра близькості наближення форми об'єкта до математично досконалої форми сфери
GLZLM_HGZE_SNAP	x3	розподіл високого рівня сірого.
GLCM_Entropy_SNAP	x4	Оцінка однорідності зображення
GLRLM_LRE_SNAP	x5	розподіл довгих однорідних сегментів в

		зображенні
GLZLM_LGZE_SNAP	x6	розподіл низького рівня сірого.
KURTOSIS_SNAP	x7	Міра ввігнутості розподілу даних
ENTROPY_10_SNAP	x8	міра невизначеності розподілу ймовірностей
ENERGY_SNAP	x9	Насиченість сірого
COMPACITY_SNAP	x10	компактність, частина заповненої середи
GLCM_Homogeneity_SNAP	x11	Близькість розподілу елементів в матриці рівнів сірого
TLG_SNAP	x12	Оцінка загального рівня гліколізу
SKEWNESS_SNAP	x13	міра асиметрії
ENTROPY_2_SNAP	x14	міра невизначеності розподілу ймовірностей
MTV_SNAP	x15	середнє значення вибірки
GLRLM_SRE_SNAP	x16	короткочасний акцент однорідності в зображенні

У результаті дослідження даних, було з'ясовано, що у хворих з новоутворенням у легенях або шийці матки відсутній перший тип пухлин. Отже моделювання на цих локалізаціях проводилось лише для другого та третього типів пухлини .

Нижче (формулами 1, 2) описано моделі для другого та третього типу пухлини за результатами сегментації SNAP для локалізації у шийці матки. Візуалізація результатів ROC-аналізу для шийки матки на екзаменаційній вибірці зображено на рисунках 1 та 2.

$$\begin{aligned}
 \text{GRADE 2} = & -19.8928 + X1^2 * (-0.181658) + X1 * X2 * 1.45775 + X3^2 \\
 & * 2.73591e - 05 + X4 * X5 * 1.69282 + X4 * X3 * (-0.0143637) + X6 \\
 & * X7 * (-0.370667) + X1 * X8 * 1.85054 + X7 * X2 * 0.154465 + X4 * X9 \\
 & * 46.8693 + X9 * X2 * (-34.0913)
 \end{aligned}$$

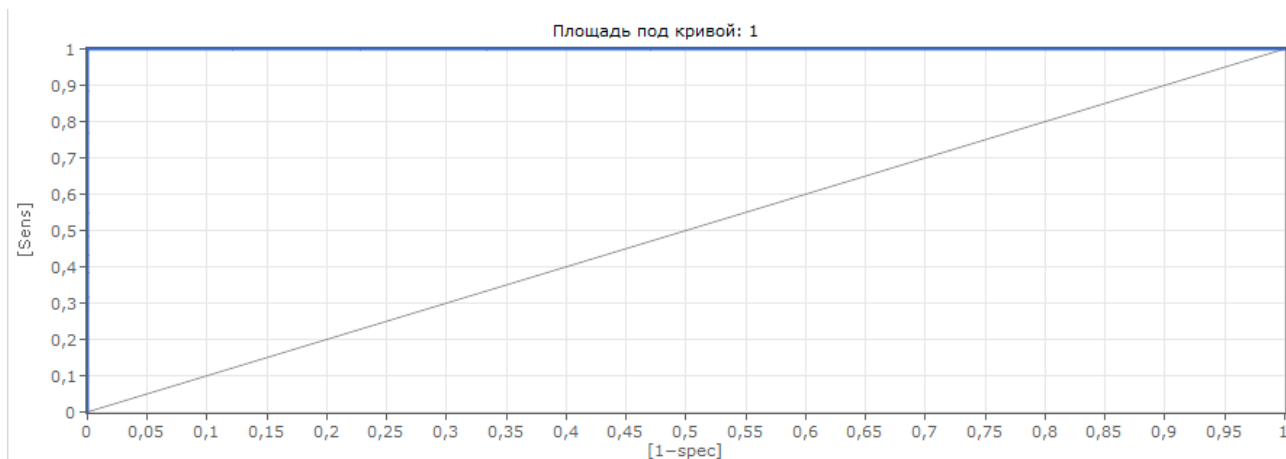


Рис. 1. Результаты ROC-AUC на экзаменаційній вибірці

$$\begin{aligned} \text{GRADE 3} = & 11.3162 + X1^2 * 0.140749 + X1 * X2 * (-1.35849) + X3^2 \\ & * (-2.04961e - 05) + X4 * X5 * (-0.160794) + X4 * X3 * 0.0106271 \\ & + X6 * X7 * (-23.1061) + X1 * X8 * (-1.22945) + X7 * X2 \\ & * (-0.349479) + X9 * X10 * (-13.3498) + X11 * X9 * 19.2676 \end{aligned}$$

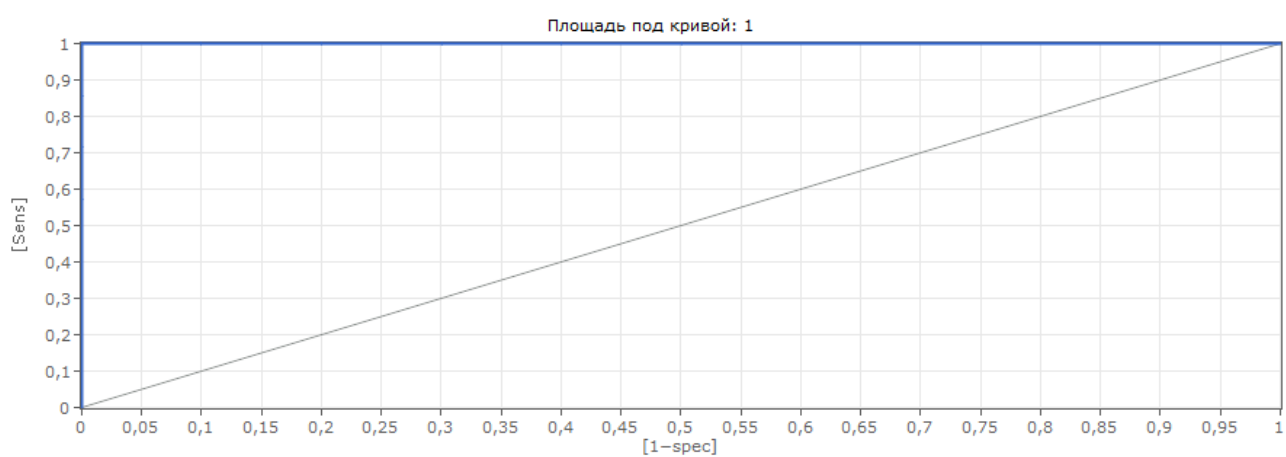


Рис. 2. Результаты ROC-AUC на экзаменаційній вибірці

У формулах 3, 4 містяться моделі для другого та третього типу пухлини за результатами сегментації SNAP для локалізації у легенях. Візуалізація результатів ROC-аналізу для легеневого запалення на экзаменаційній вибірці зображено на рисунках 3 та 4

$$\begin{aligned} \text{GRADE 2} = & 0.996284 + X6^2 * (-35.275) + X7 * X2 * 0.548043 + X12 * X3 \\ & * 1.52334e - 05 + X1 * X10 * (-0.339748) + X6 * X9 * (-319.407) \\ & + X13^2 * (-2.1525) + X1 * X3 * 0.00194094 + X6 * X10 * 33.8773 \\ & + X3^2 * (-4.05033e - 05) + X13 * X2 * 1.74236 \end{aligned}$$



Рис. 3. Результати ROC-AUC на экзаменаційній вибірці

$$\begin{aligned} \text{GRADE 3} = & -139.552 + X6^2 * (-339.455) + X6 * X2 * (-1085.07) + X6 * X13 * 107.772 \\ & + X7 * X2 * 1.45119 + X12 * X3 * (-2.25278e - 05) + X1 * X10 * 0.708242 \\ & + X6 * X9 * (-737.431) + X13^2 * 0.511867 + X1^2 * (-0.0835551) + X6 \\ & * X10 * (-57.3716) + X6 * 1878.06 + X1 * X6 * (-20.2577) + X2 * 262.211 \\ & + X6 * X7 * 81.4624 + X11 * X7 * (-7.98542) + X13 * X9 * 16.1426 + X4 * X6 \\ & * (-435.955) + X6 * X3 * 0.695473 + X2^2 * (-120.964) + X13 * X2 \\ & * (-2.68232) \end{aligned}$$

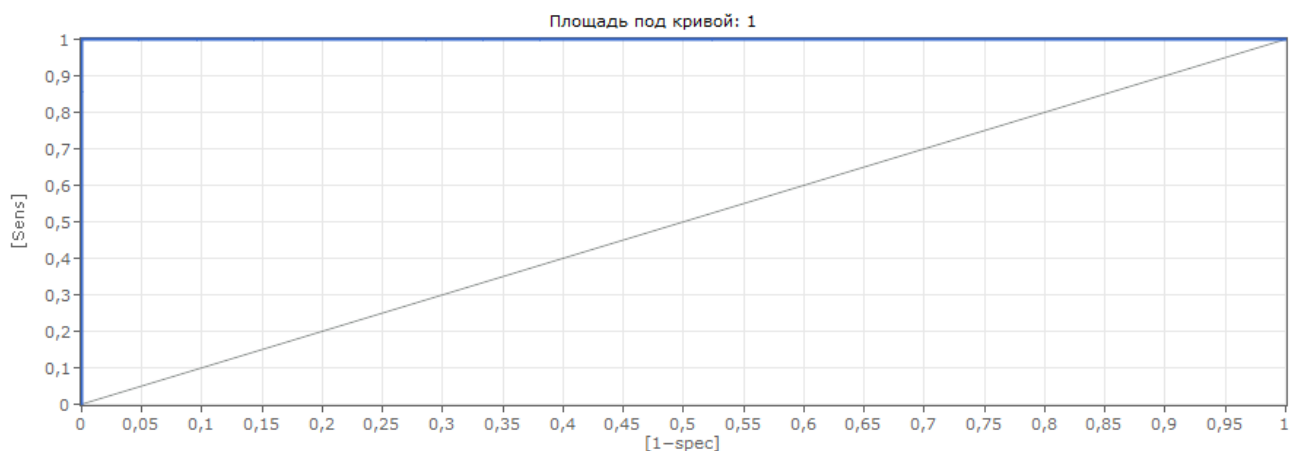


Рис. 4. Результати ROC-AUC на экзаменаційній вибірці

Для шийно-головного відділу було побудовано три моделі для кожного з типів пухлини (першого, другого та третього), що зображено формулами 5, 6, 7 та результати ROC-AUC для екзаменаційної вибірки представлено на рисунках 5, 6, 7 відповідно.

$$\begin{aligned} \text{GRADE 1} = & 180.006 + X_{11}^{(-1)} * X_5 * 4.48276 + X_4^{(-1)} * X_{14} * (-7.58018) + X_8^{(-1)} \\ & * X_{14} * (-57.3714) + X_{12}^{(-1)} * X_6^{(-1)} * 1.05966 + X_6^{(-1)} * X_{13} \\ & * (-0.0254096) + X_1 * X_{15}^{(-1)} * 4.85111 + X_{11} * X_2 * 17.9255 + X_{15}^{(-1)} \\ & * X_7 * (-18.4614) + X_7 * X_2^{(-1)} * 2.11003 + X_{11}^{(-1)} * X_7 * (-0.317616) \\ & + X_{15}^{(-1)} * X_{13} * 23.5372 + X_1 * X_3^{(-1)} * (-18.4379) + X_{12}^{(-1)} * X_2 \\ & * 1.84879 + X_{15}^{(-1)} * X_{13}^{(-1)} * (-0.0917333) \end{aligned}$$

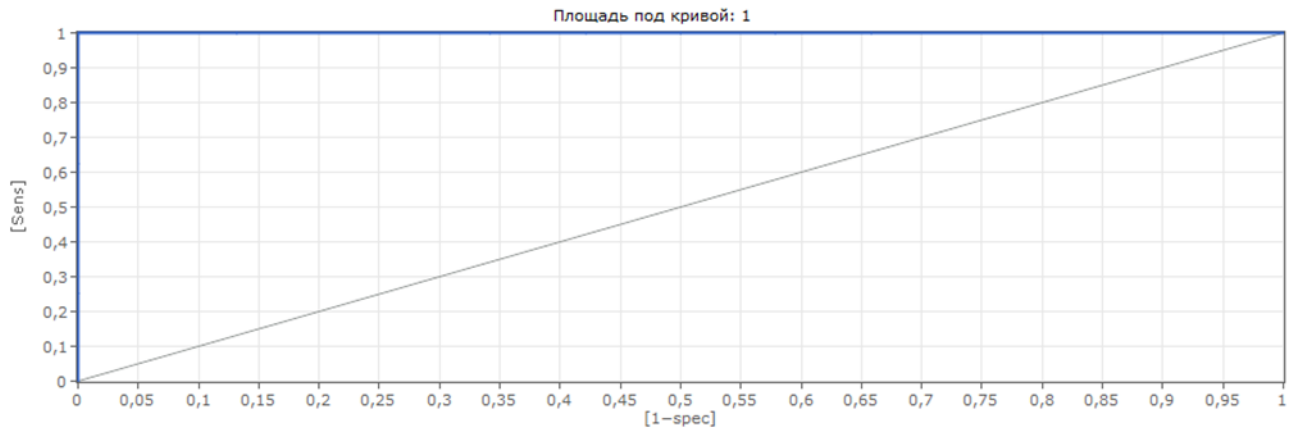


Рис. 5. Результати ROC-AUC на екзаменаційній вибірці

$$\begin{aligned} \text{GRADE 2} = & -88052.1 + X_1^{(-1)} * X_3^2 * (-7.18584e - 05) + X_1^{(-1)} * X_7^{(-1)} \\ & * (-15.7707) + X_{11}^{(-1)} * X_5^2 * (-1.46825) + "X_1, cubert"^{(-1)} \\ & * "X_{14}, cubert"^{2} * 39.2499 + X_6^{(-1)} * "X_6, cubert"^{(-1)} * 0.000679237 \\ & + X_1^{(-1)} * X_8^2 * (-66.0912) + X_{16}^{(-1)} * "X_2, cubert"^{(-1)} * 67.4909 \\ & + X_8^{(-1)} * X_{14} * 21509.7 + "X_5, cubert"^{(-1)} * "X_2, cubert" * 65.5078 + X_1 \\ & * X_3^{(-1)} * 69.1305 + X_5 * "X_3, cubert" * 0.632097 + X_7 * "X_1, cubert"^{2} \\ & * 0.128719 + X_8 * X_{14}^{(-1)} * 327644 + X_5^2 * X_6 * (-4.26785) \\ & + "X_8, cubert" * "X_{14}, cubert"^{(-1)} * (-122653) \end{aligned}$$

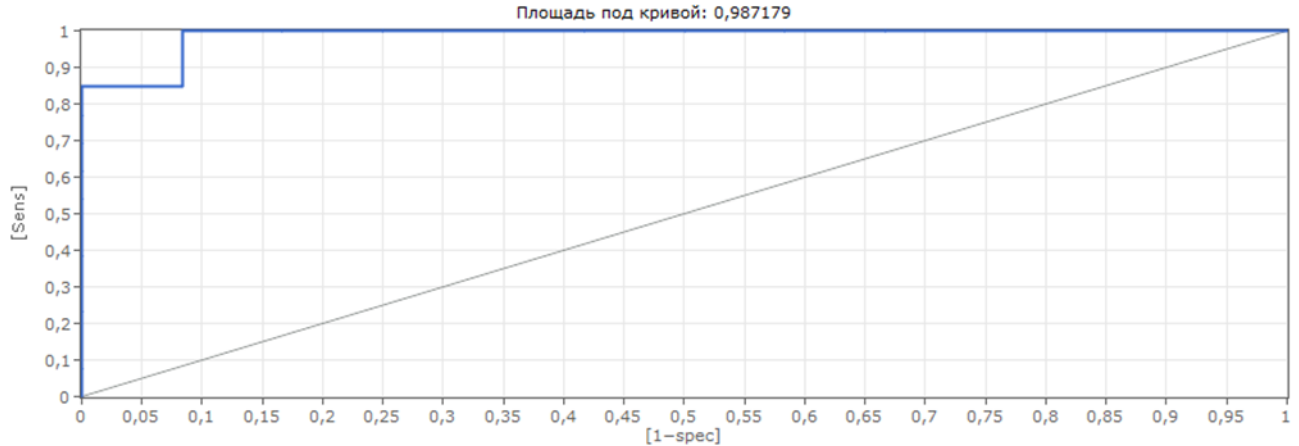


Рис. 6. Результати ROC-AUC на экзаменаційній вибірці

$$\begin{aligned} \text{GRADE 3} = & 38.9614 + X11 * X10^{(-1)} * 3.52604 + X1^3 * X6 * (-1.62324) + X1^{(-1)} \\ & * X13^3 * (-10.5864) + X5^{(-1)} * X14^{(-1)} * (-312.786) + X13 * X2^3 \\ & * 2.03348 + X16^3 * X8^{(-1)} * 62.5365 + X5^3 * X10 * 0.212689 + X1^{(-1)} \\ & * X9^3 * 1268.88 + X1^3 * X3^{(-1)} * 1.58677 + X6^{(-1)} * X7^{(-1)} \\ & * (-0.0168383) + X1^3 * X13^{(-1)} * 0.000628466 + X5^2 * X8 * (-9.58404) \\ & + X1 * X7^{(-1)} * 0.185795 + X11^{(-1)} * X9 * (-8.81021) + X15 * X11^{(-1)} \\ & * (-0.00556957) + X3^2 * X7^{(-1)} * 1.69441e - 06 + X13 * X9^2 * 6.99097 \\ & + X5^{(-1)} * X10^2 * 0.00412588 \end{aligned}$$

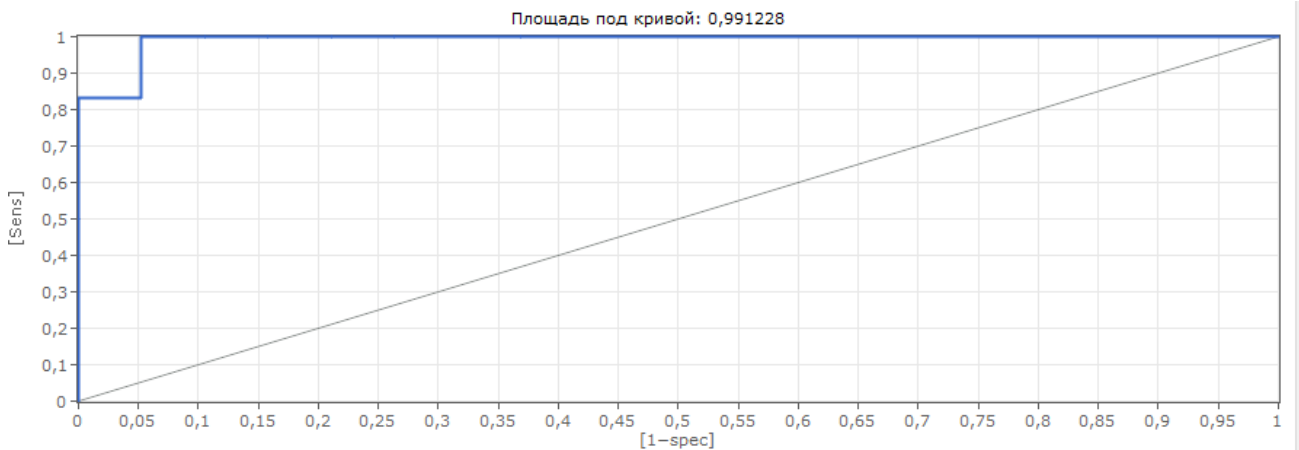


Рис. 7. Результати ROC-AUC на экзаменаційній вибірці

У результаті моделювання було створено 7 моделей для класифікації пухлини за результатами сегментації медичних зображень методом SNAP та

розраховано результуючу точність кожної моделі за допомогою оцінки TPR(True Positive Rate), що представлено у таблиці 2.

Таблиця 2

Результати оцінки точності моделювання

Тип пухлини	Навчання			Тест			Екзамен		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3
LUNG	-	0,941	0,966	-	0,902	0,961	-	0,964	1
CERVIX	-	0,937	1	-	1	1	-	0,941	1
HN	0,989	0,929	0,973	0,891	0,826	0,935	0,92	0,88	0,96

Висновки. За результатами дослідження можна зробити висновки, що метод сегментації SNAP дає високу точність класифікації для всіх локалізацій пухлини, але за результатами порівняльного аналізу найбільш інформативним використання методу було визначено для локалізації новоутворення у шийці матки.

Література

1. MacManus M., Nestle U., Rosenzweig K., Carrio I., Messa C., Belohlavek O., Danna M., Inoue T., Deniaud-Alexandre E., Schipani S., et al., Use of PET and PET/CT for radiation therapy planning: Iaea expert report 2006–2007, *Radiother. Oncol.* 91 (1) (2018) 85–94.
2. Dogra D., Majumdar A., Sural S., Evaluation of segmentation techniques using region area and boundary matching information, *J. Vis. Commun. Image Represent.* 23 (2017). 150–160.
3. Foster B., Bagci U., Mansoor A., Xu Z., & Mollura D. J. (2014). A review on segmentation of positron emission tomography images. *Computers in Biology and Medicine*, 50, 76–96.
4. Ивахненко А.Г. Системы эвристической самоорганизации в технической кибернетике. - Киев: "Техніка", 1971. 392 с.