

УДК 611.08

## СЕГМЕНТИРОВАНИЕ ОРГАНОВ БРЮШНОЙ ПОЛОСТИ ПО ДАННЫМ КОМПЬЮТЕРНОЙ ТОМОГРАФИИ И АНГИОГРАФИИ



**А.А. Косарева**

Магистрант кафедры электронной техники и технологии «Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники»



**И.И. Ревинская**

Магистрант и ассистент кафедры электронной техники и технологии «Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники»



**И.Ю. Крученок**

аспирант кафедры лучевой диагностики и лучевой терапии УО «Белорусский государственный медицинский университет», врач-рентгенолог кабинета рентгенокомпьютерной томографии ГУ «Минский научно-практический центр хирургии, трансплантологии и гематологии»



**С.С. Стебунев**

д.м.н, профессор, заведующий отделом общей, пластической и бариатрической хирургии ГУ «Минский научно-практический центр хирургии, трансплантологии и гематологии»

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники,  
Республика Беларусь

Email: [stebunovss@yandex.ru](mailto:stebunovss@yandex.ru), [kosarevaaleksandra4317@gmail.com](mailto:kosarevaaleksandra4317@gmail.com), [irewinskaya.bsuir@gmail.com](mailto:irewinskaya.bsuir@gmail.com)

### **А.А. Косарева**

Окончила Самарский национальный исследовательский университет им С.П. Королёва. Магистрант БГУИР. Работает в «Лигомедикал групп» в должности инженера. Область научного интереса – обработка данных КТ-ангиографии.

### **И.И. Ревинская**

Окончила Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники. Магистрант и ассистент кафедры электронной техники и технологии. Область научного интереса – обработка данных пневмограмм.

### **И.Ю. Крученок**

Окончила Белорусский государственный медицинский университет. Аспирант кафедры лучевой диагностики и лучевой терапии БГМУ. Работает в кабинете рентгенокомпьютерной томографии ГУ «Минский НППЦ хирургии, трансплантологии и гематологии» г. Минска в должности врача-рентгенолога.

*Область научного интереса - возможности мультиспиральной компьютерной томографии в планировании бариатрического хирургического лечения и ведении пациентов с морбидным ожирением.*

**С.С. Стебунов**

*Доктор медицинских наук, профессор, действительный член международной академии информационных технологий. Специалист в области эндоскопической, пластической и бариатрической хирургии.*

**Аннотация.** Проблема ожирения является одной из наиболее актуальных в современной медицине. Автоматическая сегментация - важная задача, которая может значительно помочь при планировании хирургического вмешательства. В данной статье рассмотрены методы автоматического сегментирования органов абдоминальной области по данным КТ и КТ-ангиографии: методы статистического моделирования, мультиатласные методы со слиянием меток, методы свободной регистрации, основанные на использовании нейронных сетей.

**Ключевые слова:** Компьютерная томография, сегментация органов брюшной полости, статистическое моделирование, мульти-атласные методы со слиянием меток, сверточные сети.

В современном мире ожирение является актуальной проблемой. Один из способов её решения – удаление части желудка с переключением кишечника. Бариатрическая хирургия – раздел хирургии, занимающийся лечением ожирения. На сегодняшний день это самый долгосрочный метод лечения данного заболевания [1]. Возникает потребность автоматической оценки объема желудка оперируемого пациента. Мультиспиральная компьютерная томография (МСКТ) на сегодняшний день является эталонным методом исследования, позволяющим комплексно оценить анатомические особенности каждого человека. По полученным данным МСКТ возможно оценить не только объемы оперируемого органа, что необходимо для дальнейшего планирования лечения, но и вариабельность прохождения крупных сосудов желудка для уменьшения вероятности кровотечения и других осложнений. В настоящее время данная задача решается вручную, так как желудок является органом не однородной плотности и программное обеспечение зачастую определяет желудок на снимках неверно. В связи с большим количеством данных для обработки (одна серия обследования включает 256 срезов) возникает потребность автоматической сегментации желудка по данным КТ и КТ-ангиографии.

В период с июня 2014г по август 2018г на базе ГУ «Минский научно-практический центр хирургии, трансплантологии и гематологии» г.Минска было проведено 170 различных видов бариатрических операций с целью снижения массы тела у пациентов, страдающих ожирением 1-3 степени. Для планирования лечения и диагностики послеоперационных осложнений пациентам проводилась МСКТ органов брюшной полости [2]. По результатам МСКТ были получены модели желудка, по которым можно оценить объем желудка до бариатрической операции и после. На рисунке 1 представлена модель желудка до и после гастрешунтирования. Возник вопрос автоматизации сегментирования желудка по данным МСКТ, для этого был проведён анализ существующих методов сегментирования органов абдоминальной полости.

Автоматическая (полуавтоматическая) сегментация органов на абдоминальных снимках предназначена для помощи в клинических исследованиях во многих областях, включающих диагностическое вмешательство, планирование лечения, и в системах оказания медицинской помощи. Исследование инструментов сегментации было сосредоточено на трёх методах:

- 1) Использовании статистических моделей (SM) [3],
- 2) Использовании мульти-атласов с метками слияния (MALF) [4],
- 3) Методе свободной регистрации, использование нейронных сетей с глубоким обучением [5].

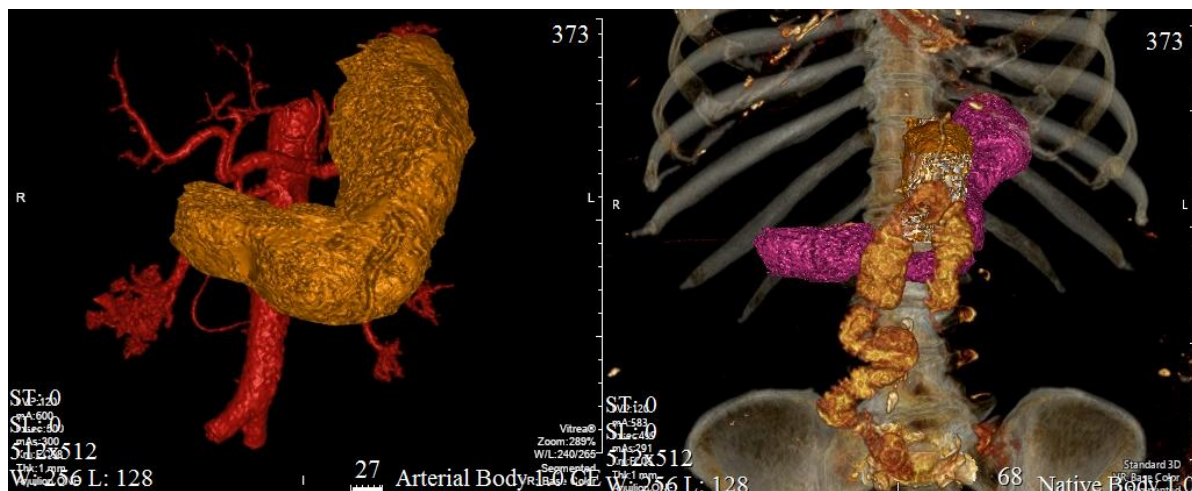


Рисунок 1. Пациентка X., 59 лет. СКТ до операции - объем желудка 501 мл, и после гастропластики - объем 139 мл.

SM и MAF, основаны на установлении анатомических соответствий между изображениями разных субъектов, не удаётся до конца решить эту задачу из-за высокой межпредметной изменчивости формы и внешнего вида органа, а также деформации мягких тканей.

Методы свободной регистрации позволяют решать проблемы, связанные с вариабельностью положения внутренних органов на КТ-снимках. Последние достижения в области машинного обучения позволили организовать более сложные методы свободной регистрации, в том числе были разработаны глубокие сверточные сети (FCN) [6], обещающие повышенную точность сегментации.

Статистическая абдоминальная модель - математическая модель, воплощающая набор статистических предположений о расположении органов брюшной полости на КТ-изображениях, которые основаны на использовании широкой выборки данных.

Статистические модели первого порядка описывают совокупность точечных элементов изображения без учета их расположения в пространстве. Применимо к КТ - плотность вероятности распределения значений интенсивности.

Одним из простых методов сегментации изображений является пороговая обработка. Величины порогов при использовании данного метода определяются непосредственно по гистограммам изображения (статистическая модель изображения первого порядка) (Рисунок 1). Первым методом этой группы методов является метод мод. Метод вытекает из предположения, что изображение содержит известное число однородных по интенсивности классов точек, помимо этого граничные участки между замкнутыми областями занимают сравнительно небольшую площадь изображения. Поэтому на гистограмме им должны соответствовать межмодовые впадины, в пределах которых устанавливаются пороги сегментации.

Недостаток данного метода - реальные изображения плохо удовлетворяют выдвинутому статистическим предположениям, так как существует большая градация интенсивности, что приводит к плохим результатам сегментирования.

Улучшить метод мод можно используя следующие подходы: улучшение гистограммы на основе локальных свойств изображения с использованием градиентной информации, статистик второго порядка, анализа кривизны интегральной функции распределения, переход к использованию иных статистик для выбора порога, выбор порога непосредственно по локальным признакам. Использование локальных признаков позволяет сегментировать сложные реальные изображения более качественно.

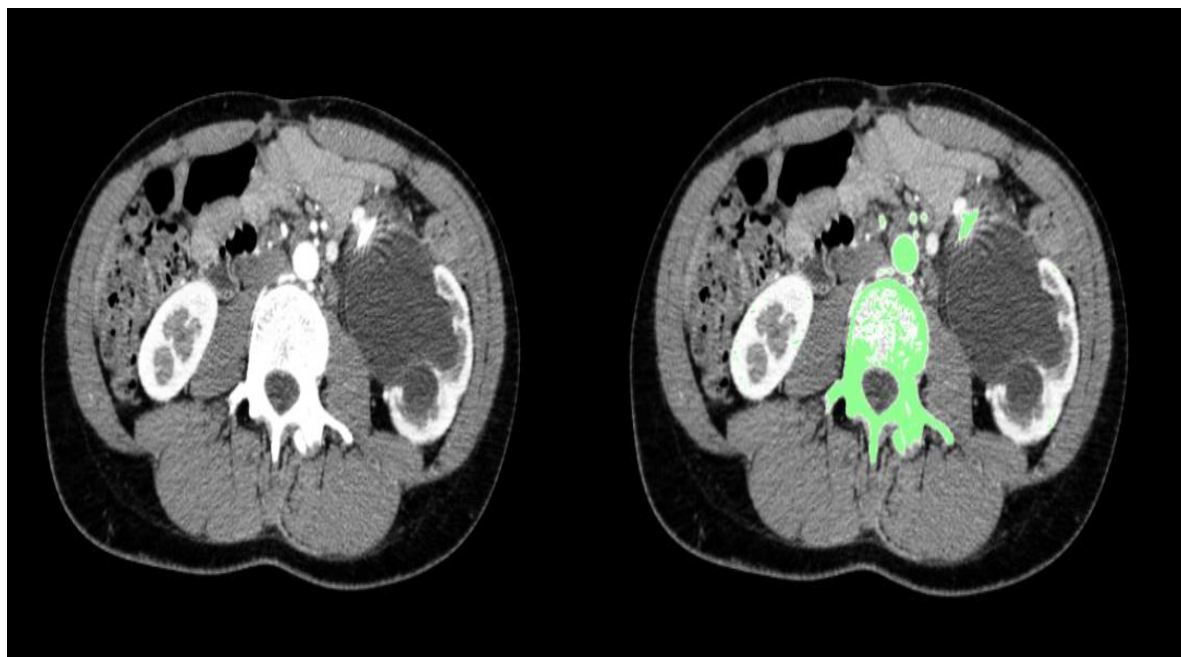


Рисунок 2. Поиск костной ткани на КТ-снимке с использованием порогового метода

Гистограммный анализ обеспечивает удовлетворительное качество сегментации тех изображений, которые состоят из однородных по интенсивности областей. Однако, при выделении малоразмерных объектов на сложном фоне, точки объектов не дают заметных пиков на гистограмме яркости. Применяется обработка с переменным порогом.

Сегментация с использованием мульти-атласов – методика, при которой к целевому изображению регистрируются несколько образцовых изображений с экспертным сегментом (атласом), обычно определённым вручную, а деформированные сегменты атласа объединяются с использованием меток слияния (label fusion). Атлас в данном случае представляет собой набор из двух трехмерных изображений изучаемого органа, одно из которых является исследуемым КТ-снимком, а второе хранит в каждом вокселе значение метки соответствующей анатомической структуры (разметки). При наличии атласа задача сегментации сводится к задаче сопоставления атласа и входного изображения. К изображению из атласа применяется преобразование, которое делает его максимально похожим на входное изображение [7]. Сначала исследуемое изображение приводят к схожему с шаблоном масштабу, затем применяют локальные преобразования для сопоставления анатомических структур. После переносят разметку с шаблонного изображения на исследуемое и проводят сегментирование. Использование нескольких атласов повышает точность анатомического сегментированию [8]. Большинство существующих алгоритмов используют схему взвешенного голосования (MV), где каждый атлас вносит свой вклад в присвоении каждой точке входного изображения той или иной метки пропорционально своему весу. Вес атласа определяется схожестью с входным изображением.

Недостатком этих методов является то, что ошибки, вносимые использованием атласов-шаблоном, могут коррелировать. Для решения этой проблемы были предложены алгоритмы слияния меток [9]. Учитывая корреляцию весов от разных атласов, для минимизации ошибок сегментации, веса атласов при взвешенном голосовании рассчитываются с учетом схожести входного изображения на пары атласов, а не на каждый из атласов по отдельности.

На основе развития методов MALF-регистрации возникли методы свободной регистрации, основанные на применении нейронных сетей.

Сегментация при использовании нейронных сетей строится посредством отнесения каждого воксела изображения к определённой анатомической структуре. На вход классификатора подается 2D окрестность воксела, взятая в аксиальной проекции, а на выходе получается класс, к которому относится воксел. Последние достижения в области машинного обучения, позволили организовать более сложные методы свободной регистрации, в том числе глубокие сверточные сети (FCN), обещающие повышенную точность сегментации. FCN особенно хорошо подходят для мультиорганической абдоминальной сегментации, поскольку они не требуют ни явных анатомических соответствий, ни функций изображения, настроенных вручную.

Математически FCN можно представить следующим образом [10]. Каждый слой данных является трехмерным массивом размером  $h \times w \times d$ , где  $h$  и  $w$  - пространственные размеры, а  $d$  - элемент или размер канала. Первый слой - это изображение с размером пикселя  $h \times w$  и  $d$  цветовых каналов. Области верхних слоёв связаны с областями изображения через рецептивные поля. Базовые компоненты (функции свертки, объединения и активации) работают в локальных областях ввода и зависят только от пространственных координат. Обозначим вектор данных  $x_{ij}$  для координаты  $(i, j)$  в конкретном слое и  $y_{ij}$  для следующего слоя. Тогда функции вычисляют выходные данные:

$$x_{ij} = f_{ks}(\{x_{si} + \delta i, sj + \delta j\} \ 0 \leq \delta i, \delta j \leq k), \quad (1)$$

где  $k$  -размер ядра,  $s$  - коэффициент шага или подвыборки, а  $f_{ks}$  определяет тип слоя, например, матрица умножения.

FCN имеют ряд недостатков, связанных с проблемами выделения памяти, в особенности для сегментации объемных изображений, а также пока не способны достичь необходимой точности сегментирования ряда органов абдоминальной области.

Так же предлагают использовать объемную сегментацию с применением нескольких алгоритмов разной архитектуры. [11-12]

При использовании объемных 3D-сетей можно столкнуться с несколькими проблемами [13]:

1) Оба подхода (2D и 3D сегментирование) сильно зависят от мощности графических процессоров (GPU), возникает вопрос затрат памяти, который ограничивает возможности работы с полными объемами на 3D моделях, по сравнению с плоскостными срезами.

2) Кроме того, для обучения сети при сегментировании объемных моделей требуется много больше параметров, чем при плоскостном сегментировании, соответственно требуется гораздо больше обучающих данных.

3) Точная сегментация желудка - сложная задача даже для опытного специалиста. Для повышения качества обучающих данных необходимо привлекать опытного специалиста – радиолога.

Для повышения качества сегментации методики используют совместно. Примером совместного использования являются следующие методы сегментирования:

1) OAN - это двухступенчатая глубокая сверточная сеть, в которой сетевые функции на первом этапе объединяются с исходным изображением на втором этапе для повышения качества сегментирования отдельных органов.

Входные изображения OAN представляют собой реконструированные 2D-срезы в осевом, сагиттальном и корональном направлениях. Основываясь на направлениях вектора нормали сагиттальной (X), корональной (Y) и осевой (Z) плоскостей, обозначим 2D изображения как  $I^X_i$ ,  $I^Y_j$  и  $I^Z_k$ , где  $i = 1, \dots, n_x$ ,  $j = 1, \dots, n_y$ ,  $k = 1, \dots, n_z$  и  $n_x$ ,  $n_y$ ,  $n_z$  являются

номерах срезов для трех направлений, соответственно. Входной 2D-срез обозначается через  $I \in R^{H \times W}$  и его соответствующую карту меток  $T = \{t_i\}_{i=1, \dots, H \times W}$ . На первом этапе выводится карта вероятности  $P^{(1)} = f(I; \Theta^{(1)}) \in R^{H \times W \times |L|}$  для каждой метки в каждом пикселе, где функция плотности вероятности  $f(\cdot; \Theta^{(1)})$  является сетью сегментации, параметризованной как  $\Theta^{(1)}$ . Каждый элемент  $p^{(1)}_{i,l} \in P^{(1)}$  это вероятность того, что  $i$ -й пиксель во входном срезе принадлежит метке  $l$ , где  $l = 0$  это фон среза, а  $l = 1, \dots, |L|$  это определенные органы. Определим  $p^{(1)}_{i,l}$ :

$$p^{(1)}_{i,l} = \sigma(a^{(1)}_{i,l}) = \frac{\exp(a^{(1)}_{i,l})}{\sum_{t=0}^{|L|} \exp(a^{(1)}_{i,t})}, \quad (2)$$

где  $a^{(1)}_{i,l}$  значение активации  $i$ -го пикселя в измерении  $l$ -го канала. Пусть  $A^{(1)} = \{a^{(1)}_{i,l}\}_{i=1, \dots, H \times W, l=0, \dots, |L|}$  будет картой активации. Целевая функция минимизации  $\Theta^{(1)}$ :

$$J^{(1)}(\theta^{(1)}) = -\frac{1}{H \times W} \left[ \sum_{i=1}^{H \times W} \sum_{j=1}^L 1(t_i = l) \log p_{i,l}^{(1)} \right], \quad (3)$$

где  $1(*)$  - индикаторная функция [13].

Использование предварительной карты сегментации органов (мульти-атласа) для определения правильной сегментации можно рассматривать как предварительное поле для сужения области поиска отдельных органов. С помощью механизмов свертки исходное изображение комбинируется с картой сегментации и определяются области расположения органов. Функция потерь второго этапа определяется следующим образом:

$$J^{(2)}(\theta^{(2)}, W, b) = -\frac{1}{H \times W} \left[ \sum_{i=1}^{H \times W} \sum_{j=1}^L 1(p_{i,l}^{(1)} \leq p) \cdot 1(t_i = l) \log p_{i,l}^{(2)} \right]. \quad (4)$$

где  $1(p_{i,l}^{(1)} \leq p)$  – локальная функция выбора,  $\{p_{i,l}^{(1)}\}_{i=1, \dots, H \times W}$ , – вероятность, представленная на первом этапе, на втором этапе выбирается регион  $p_{i,l}^{(1)} > p$ ,  $b$  – смещение карты сегментации относительно входного изображения.

2) Сегментирование плоскостных снимков с использованием нейронных сетей глубокого обучения с обратной связью (OAN-RC) и с последующим статистическим синтезом информации из трех разных точек обзора.

3) Использование LSSF - локального структурного сходства на основе статистического слияния. Метод похож на метод взвешенного голосования, описанный ранее, но он применим не для плоскостных срезов, а для объемных моделей. В отношении каждого из исследуемых органов предлагается выбрать вектор направления локального расчета при сегментации, что позволяет решать проблему вариации параметров (например, чувствительности сегментации), которые сильно зависят от расположения органа в пространстве и направления просмотра при их сегментации.

При сегментации желудка данная методика позволила достичь наиболее точных результатов (Коэффициент подобия DICE-Сёренсена (DSC,%) = 95.2± 2.6) [13]. (Рисунок 3).

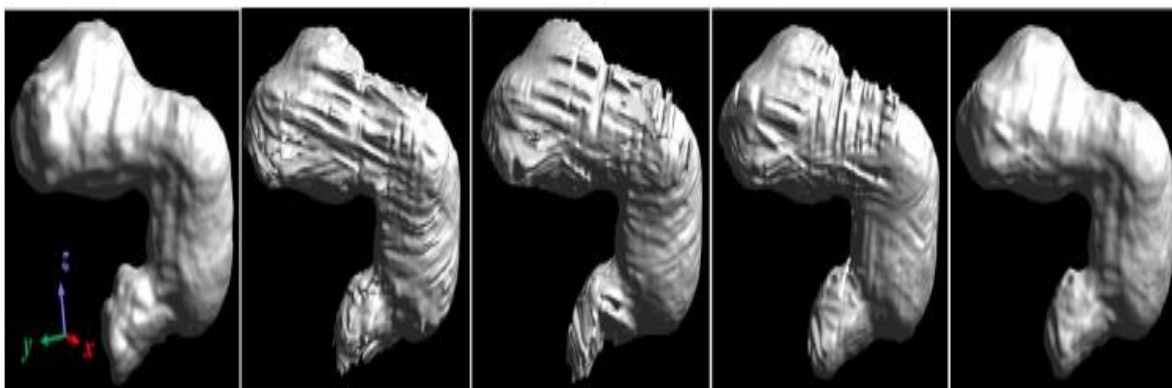


Рисунок 3. Пример реконструкции органа при использовании разных методов сегментации: мануальная сегментация, FCN MV, OAN MV, OAN-RC MV, OAN-RC LSSF (слева направо) при обучении сети с использованием 236 мануально сегментированных изображений

В заключение можно сказать, что на сегодняшний момент есть немало алгоритмов сегментации органов брюшной полости, в том числе желудка. Оптимизация затрат памяти и точности сегментации медицинских изображений – проблема, которая остается открытой. Использование алгоритма локального структурного сходства на основе статистического слияния на сегодняшний день показало лучший результат при сегментации желудка на КТ-изображениях. Однако остается вопрос исходного мануального сегментирования, так как изменчивость при сегментации данных для обучения сильно влияет на исходные результаты. Кроме того, возникает необходимость проверки работы алгоритма при сегментировании большего количества данных (что обусловлено изменчивостью формы органов от человека к человеку).

#### Литература

- [1] Stebunov S, Shilo R, Glinnik A. 12 years experience of performing laparoscopic gastric banding. Polish Journal of science. - №9 (2018). Vol.1. P24-28.
- [2] Kruchenok I, Aleshkevich A., Stebunov S., Glinnik A., Shilo R. Postoperative evaluation of the efficiency of bariatric surgical treatment and detection of early complications using multislice computed tomography. Norwegian Journal of development of the International Science.- №25(2018).VOL.1
- [3] Okada T, Linguraru MG, Hori M, Summers RM, Tomiyama N, Sato Y. Abdominal multi-organ segmentation from CT images using conditional shape-location and unsupervised intensity priors. MedIA. 2015; 26(1):1-18.
- [4] Shimizu A, Ohno R, Ikegami T, Kobatake H, Nawano S, Smutek D. Segmentation of multiple organs in non-contrast 3D abdominal CT images. IJCARS. 2007; 2(3):135-142.
- [5] He B, Huang C, Jia F. Fully automatic multi-organ segmentation based on multi-boost learning and statistical shape model search. VISCERAL Challenge@ ISBI. 2015:18-21.
- [6] Eli Gibson, Francesco Giganti, Yipeng H, Ester Bonmati, Steve Bandula, Kurinchi Gurusamy, Brian Davidson, Stephen P. Pereira, Matthew J. Clarkson, Dean C. Barratt, /Automatic Multi-organ Segmentation on Abdominal CT with Dense V-networks, 2018, 29 с.
- [7] Xu Z, Burke RP, Lee CP, Baucom RB, Poulouse BK, Abramson RG, Landman BA. Efficient multi-atlas abdominal segmentation on clinically acquired CT with SIMPLE context learning. MedIA. 2015; 24(1):18-27. [8] Huang G, Liu Z, Weinberger KQ, van der Maaten L. Densely connected convolutional networks. arXiv:1608.06993. 2016
- [8] Huang G, Liu Z, Weinberger KQ, van der Maaten L. Densely connected convolutional networks. arXiv:1608.06993. 2016
- [9] Yu F, Koltun V. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions. arXiv:1511.07122. 2015
- [10] Shelhamer E, Long J, Darrell T, Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation arXiv:1605.06211v1 [cs.CV] 20 May 2016

[11] Milletari F, Navab N, Ahmadi S-A. V-net: Fully convolutional neural networks for volumetric medical image segmentation. IEEE 3D Vis. 2016:565–571.

[12] Chen H, Dou Q, Yu L, Qin J, Heng P-A. VoxResNet: Deep voxelwise residual networks for brain segmentation from 3D MR images. NeuroImage. 2017

[13] Yan Wang, Yuyin Zhou, Wei Shen, Seyoun Park, Elliott K. Fishman Alan L. Yuille, Abdominal Multi-organ Segmentation with Organ-Attention Networks and Statistical Fusion arXiv:1804.08414v1 [cs.CV] 23 Apr 2018

## ABDOMINAL SEGMENTATION ACCORDING TO CT AND ANGIOGRAPHY DATA

**A.A KOSAREVA**

*Master student of the department of electronic engineering and technology "Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics"*

**I.YU. KRUCHENOK**

*Postgraduate Student, Department of Radiation Diagnostics and RadIOTherapy, EE "Belarusian State Medical University", Roentgenologist of the X-ray Computed Tomography Office, Minsk Scientific and Practical Center for Surgery, Transplantology and Hematology*

**I.I. REVINSKAYA**

*Master student and assistant of the department of electronic engineering and technology "Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics"*

**S.S. STEBUNOV**

*Doctor of Medical Sciences, Professor, Head of the Department of General, Plastic and Bariatric Surgery of the State Institution "Minsk Scientific and Practical Center for Surgery, Transplantology and Hematology"*

*Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Republic of Belarus*

*Email: stebunovss@yandex.ru, kosarevaaleksandra4317@gmail.com, irewinskaya.bsuir@gmail.com*

**Abstract.** The problem of obesity is one of the most popular problem in modern medicine. Automatically segmentation it is important task, which can greatly help whit surgical procedure planning. Article reports about abdominal automatic segmentation methods according to CT and CT angiography: statistical modeling methods, multi-atlas label fusion methods, free registration methods based on the neural networks.

**Keywords:** computed tomography, abdominal segmentation, statistical modeling, multi-atlas label fusion methods, convolutional networks.