

אוניברסיטת בן-גוריון בנגב

Ben-Gurion University of the Negev

**הפקולטה למדעי ההנדסה**

**המחלקה להנדסת חשמל ומחשבים**

Faculty of Engineering Science

Dept. of Electrical and Computer Engineering

**פרויקט הנדסי שנה ד'**

**Fourth Year Engineering Project**

**PDR**

[**Brain tumor segmentation using deep learning**](http://projects.ee.bgu.ac.il/zf/public/projects/projinfo/id/s-2018-104)

**בחירת ערוצים לגילוי מטרה עבור מידע היפרספקטרלי**

**סגמנטציה של גידוליים מוחיים באמצעות למידה עמוקה**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **מספר הפרויקט:** | **p-2018-059** | **Project number:** |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **סטודנטים**  **(שם ו ת.ז.):** | **Roy Hirsch 305052920**  **302724893 Ori Chayoot** | **Students**  **(name & ID):** |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **מנחים:** | **Prof. Tammy Riklin Raviv** | **Supervisors:** |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **תאריך הגשה:** | **2017** | **Submission date:** |

**תקציר**

מהו גידול גליאומה ומה מייחד אותו - אורי

רכישת תמונת mri ומודיפיקציות - אורי

?אתגר brats ומה הוא כולל - אורי

מטרות: - יצירת אלגוריתם אופםטימליה לסגמנטציה...באמצעות כלים מעולם לימוד מכונה ורשתות נוירוניםת מדד הצלחה -אורי

**גוף הדוח**

מתודולוגיה ושלבי עבודה - רועי

יישומים רלוונטים - רועי

תקןfda\*

מדדי הצלחה ויעד ריאלי, מדידה מול טסט דאטא של האתגר - אורי

מה התוצר של הפרויקט, קלט ופלט, סביבות.... - רועי

לוח זמנים -רועי

The clinical population with the more aggressive form of the disease, classified as high-grade gliomas, have a median survival rate of two years or less and require immediate treatment [2], [3]. The slower growing low-grade variants, such as low-grade astrocytomas or oligodendrogliomas, come with a life expectancy of several years so aggressive treatment is often delayed as long as possible.

Gliomas are the most frequent primary brain tumors in adults. Over the years despite considerable advances in research, patient diagnosis with glioma remained poor.

For patients in all of the stages, before and after treatment, neuroimaging protocols are used to evaluate the status of the disease. The current image evaluating tools are basic and based on qualitative criteria only. Creating new, highly accurate and reproducible measurements tools for tumor images have enormous potential value for improving diagnosis and treatment.

However, this task is technically challenging because of the large verity of tumor measurements. Tumor structures vary in terms of size, extension, and localization. Moreover, variety of imaging MRI modalities can be used for mapping tumor images, each provide different biological information.

Because of the high clinical relevance of the problem it got lots of attention during the past 20 years. Many algorithms where developed based on small private datasets and with varying successes metrics. As a consequence, it became difficult to determine which

image segmentation strategies is having the best performances. In order to gauge and compare the different models the Multimodal Brain Tumor Image Segmentation Benchmark (BRATS) challenge was lunched in 2012. The challenge organizers gathered a unique dataset of MR scans of glioma patients with manual tumor delineations by experts.

Finally, a large variety of imaging modalities can be used for mapping tumor-induced tissue changes, including T2 and FLAIR MRI (highlighting differences in tissue water relaxational properties), post-Gadolinium T1 MRI (showing pathological intratumoral take-up of contrast agents), perfusion and diffusion MRI (local water diffusion and blood flow), and MRSI (relative concentrations of selected metabolites), among others. Each of these modalities provides different types of biological information, and therefore poses somewhat different information processing tasks.

Our results indicate that, while brain tumor segmentation is difficult even for human raters, currently available algorithms can reach Dice scores of over 80% for whole tumor segmentation. Segmenting the tumor core region, and especially the active core region in high-grade gliomas, proved more challenging, with Dice scores reaching 70% and 60%, respectively. Of the algorithms tested, no single method performed best for all tumor regions considered. However, the errors of the best algorithms for each individual region fell within human inter-rater variability.

An important observation in this study is that fusing different segmenters boosts performance significantly. Decisions obtained by applying a hierarchical majority vote to fixed groups of algorithmic segmentations performed consistently, for every single segmentation task, better than the best individual segmentation algorithm.

בתמונה היפרספקטרלית, נאסף מידע מהספקטרום האלקטרומגנטי עבור כל פיקסל בתמונה. בשונה מצילום או ראייה, בהם נאסף מידע מהאור הנראה, בצילום היפרספקטרלי נאסף מידע מתחום רחב של תדרים. כתוצאה מכך תמונות היפרספקטרליות נקראות לעיתים קוביות היפרספקטרליות, כאשר הממד השלישי הוא אורך הגל. תמונות היפרספקטרליות מהוות אמצעי חשוב לזיהוי מטרות שונות, בייחוד כאשר המטרה אינה נגלית לעין בתמונת לווין רגילה, אך ניתנת לזיהוי ביתר קלות באמצעות אלגוריתם מתאים לזיהוי מטרות בתמונות המכילות מידע רב יותר.

היתרון המשמעותי של שיטה זו הוא שמכיוון וכל פיקסל מכיל טווח תדרים שלם, לא דרוש מידע מוקדם על התמונה. חסרונות השיטה הם עלות וסיבוכיות. [1]

חיישני HSI (הדמיה היפרספקטרלית) מאפשרים לקלוט את אחוז ההחזר עבור אורכי גל שונים, וכך ניתן לזהות באופן גרפי התנהגות שונה בין חומרים שונים. כל פיקסל בתמונה היפרספקטרלית ניתן להציג כגרף התפלגות החזר כפונקציה של אורך הגל, ולהבין באיזה סוג של חומר מדובר. באופן אידיאלי נרצה לעבוד עם כל הערוצים – מתוך ההנחה המוטעית ששימוש ביותר ערוצים משמעו יותר מידע. מאידך, שימוש במספר ערוצים גדול גורם לעלייה משמעותית בסיבוכיות החישוב, בצריכת הזיכרון וביכולת התחקור שלנו. מאחר וחיישני ה-HSI מוגבלים בכמות אורכי הגל של כל ערוץ, נרצה לבחור את אורכי גל שיניבו לנו את התוצאה הטובה ביותר . בנוסף, ברוב המקרים אין צורך בכל הערוצים כדי לזהות את המטרה המבוקשת, ונעדיף לצמצם במידה משמעותית את כמות הערוצים (יש ערוצים המכילים רק רעש). הקטנת כמות המידע יכולה להיעשות על ידי הסרת ערוצים או מיזוג בין ערוצים סמוכים. בחירת קבוצת ערוצים מיטבית תבוצע באמצעות אלגוריתמים המותאמים לגודל התמונה, כמות הערוצים הקיימת, המטרה המבוקשת ויכולת גילוי נדרשת [2,3] .

בחירה של קבוצת ערוצים מיטבית הינה ברת ביצוע אולם מציאת הקבוצה האופטימאלית דורשת בדיקה של כל קומבינציית ערוצים אפשרית – תהליך הדורש משאבים רבים. לכן, השיטות הקיימות לבחירת ערוצים נחשבות לשיטות תת-אופטימאליות ומתבצעות בדיעבד וקשות לחיזוי.[4,5].

מטרת הפרויקט היא בדיקת האלגוריתמים הקיימים ליצירת קבוצת הערוצים האופטימאלית הנעשית בדיעבד אל מול אלגוריתמים ושיטות לקבלת קבוצה זו כחיזוי. למעשה נשווה בין תוצאות החיזוי לבין תוצאות האלגוריתמים הקיימים, שנמצאים בשימוש כיום, כאשר יעד להצלחה הוא מציאת אלגוריתם המאפשר חיזוי של לפחות 90% עבור קבוצת הערוצים הנדרשת.

**מילות מפתח:** תמונות היפרספקטרליות, הדמה היפרספקטרלית, בחירת ערוצים, גילוי מטרות, מיזוג ערוצים, הסרת ערוצים, מטרות תת-פיקסל, אלגוריתמים לבחירת ערוצים

**ABSTRACT**

In a hyperspectral image, the data is collected from the electromagnetic spectrum for every pixel in the picture. Unlike photography or sight, in which the data is collected from the visible light, in a hyperspectral image the data is collected from a wide range of frequencies. That’s why; hyperspectral images are frequently called hyperspectral cubes, in which the third dimension is the wave length. Hyperspectral images are an important tool for detecting targets, especially when the target is not visible through a regular satellite images, but are easily targetable with suitable algorithms for target detection in images with more information.

The greatest advantage of this method is- because every pixel contains a full range of frequencies, preliminary information isn’t required. The disadvantages are: high costs and complexity. [1]

HIS (hyperspectral image) sensors allow us to absorb the percentage that returned, for a vast amount of wave lengths, and that’s how we can graphically present the different materials’ behavior. Every pixel can be presented as a graph of reimbursement as a function of the wave length, and to realize what is the material we are dealing with. Ideally, we will prefer to work with all off the channels, because of the wrong assumption that we will gain more information that way. On the other hand, using more channels will cause bigger complexity, bigger memory use and will hurt our investigation ability. So, for everything that was mentioned above and the fact that a lot of channels contains nothing but noise, we would like to find a method that will find the most important channels for us. This can be done by removing some channels, or by fusing some close channels together. We can choose the relevant channels by using algorithms that are adjusted for the image size, the amount of channels we have, the desired target etc. [2,3]

Choosing the optimal group of channels is possible, but we will have to check every group combination in order to find it. Therefore, the existing methods for the group selection (or band selection) are considered sub-optimal, and they are very hard to predict. [4, 5]

Our project’s goal is to check the existing algorithms for band selection (doing in retrospective), against new algorithms and methods that can, allegedly, predict the best group of channels for every target. We will actually compare between the prediction results and the results of the current methods, when the success criteria will be defined as prediction ability of at least 90% for the desired group of channels.

**Keywords:** Hyperspectral imagery, HSI, Band selection, target detection, band selection algorithms

**Research Proposal:**

Our project deals with the band selection challenge when using different sub-pixel detection methods in hyperspectral images. So far, performance of band selection algorithms was tested on real hyperspectral images when using RXF & MF filters for target detection. In this project, we will focus on 3 main algorithms that, allegedly, able to predict the optimal band selection. The 3 algorithms are detailed in the following articles:

1. Comparison of Band Selection Results Using Different Class Separation Measures in Various Day and Night Conditions [8]
2. Band Selection for Hyperspectral Image Classification Using Mutual Information [7]
3. BEST BANDS SELECTION FOR DETECTION IN HYPERSPECTRAL PROCESSING [9]

Afterwards, we will compare the algorithms’ results in order rank them from the most effective one to the least effective.

During our work, we will use the same experiment environment. We will run the 3 new algorithms and our success criteria will be at least 90% correct prediction for each method. If needed, some changes will be made in the old experiment environment in order to stand our success criteria.

The project consists of 6 main objectives:

1. A deep understanding of the 3 new algorithms.
2. Executing the algorithms with our experimental environment.
3. Executing SBS & SFS methods with MATLAB.
4. Examination of the quality of existing band selection algorithms on real data using MF for sub-pixel target detection.
5. Checking whether the results provided by using the MF can be foretold by a new algorithm (with the pass criteria of at least 90% prediction).
6. Ranking the algorithms by the most effective one, to the least effective.

**Band selection algorithms with MF for target detection**

In this project, we will test several band selection algorithms using MF individually on real data from the SHARE 2012[6] collection. The groups of algorithms under test are [2,3]:

1. SFS (Modified Sequential Forward Search) algorithms –
2. Initial condition: set of 0 bands.
3. 1st step: finding the optimal pair of bands (among all possible pair combinations) that results in the highest possible .
4. n step (1<n<M): searching for the best group of n bands that contains the optimal n-1 previously chosen bands.

Algorithms in this group: SMSFS, CSMSFS.

1. SBS (Sequential Backward Search) algorithms –
2. Initial condition: set of N bands.
3. n step (0<n<N-M):searching for the best group of N-n bands which results in the highest possible without containing the bands previously eliminated.

Algorithms in this group: SSBS, CSSBS, CSBS.

**Schedule:**

|  |  |
| --- | --- |
| **Weeks** | **Tasks** |
| 1-2 | * Reading the articles and deep understanding of the 3 new algorithms. * Reading the reports of last project. * Submit PDR report (5/11/2016) |
| 3-4 | * “Cube for Yuval”- practice MF data. * Submit preliminary report (20/11/2016) |
| 5-7 | * Executing SBS & SFS methods with MATLAB. * Monthly meeting - presenting the results and get points for further. |
| 8-11 | * Executing the 3 new algorithms with our experimental environment. * If needed, change the code to fit the new algorithms. * Monthly meeting - presenting the results and get points for further. |
| 12-13 | * Examination of the quality of existing band selection algorithms on real data using MF for sub-pixel target detection. |
| 14-15 | * Checking whether the results provided by using the MF can be foretold by a new algorithm. * Monthly meeting - presenting the results and get points for further. |
| 16 | * Ranking the algorithms by the most effective one, to the least effective. |
| 17-19 | **Summary & reports** |

**Learning 1-8**

Articles research

Learning “classical” image processing and MRI imaging

Learning tensorflow

Submissions:

Writing PDR & preliminary report

Implementation of NN with TF

Examination of relevant existing solutions

Implementation of basic image processing procedures as part of image processing course

Experimenting with MR imagen processing

**Estimation 9-12**

Gathering the main algorithm methods

Designing a leading algorithm with 3 possible modifications to implement

Executing a classical MR image processing project

**Implementation 13-25**

Implementation of the algorithms

Comparing the results

Further modifications and results testing to optimism

**Bibliography:**

1. D. Manolakis, D. Marden and G.A. Shaw, "Hyperspectral Image Processing for Automatic Target Detection Application*s*", *Lincoln Laboratory Journal*, 14(1), 2003, pp. 39-116.
2. P. Kuflik and S.R. Rotman*,"* Algorithm for Iterative Band Selection Using CEM for Gas Detection in Hyperspectral Images", Forthcoming.
3. P. Kuflik "Band Selection for Gas Detection in Hyperspectral Images", Thesis dissertation, Ben Gurion University of the Negev, 2014, Israel.
4. O. Raviv and S.R. Rotman, "Improved Filter for Point Target Detection in Multidimensional Imagery", *Proc. SPIE* 5159, Imaging Spectrometry IX, 32, 2004.
5. C.E Caefer, J. Silverman, O.Orthal, D. Antonelli, Y. Sharoni and S.R. Rotman, "Improved Covariance Matrices for Point Target Detection in Hyperspectral data", *Optical Engineering,* 47(7), 076402, 2008.
6. [A. Giannandrea](http://profiles.spiedigitallibrary.org/summary.aspx?DOI=10.1117%2f12.2015935&Name=AnneMarie+Giannandrea), [D.W. Messinger](http://profiles.spiedigitallibrary.org/summary.aspx?DOI=10.1117%2f12.2015935&Name=David+W.+Messinger) [, J. Faulring](http://profiles.spiedigitallibrary.org/summary.aspx?DOI=10.1117%2f12.2015935&Name=Jason+Faulring), [J.P. Kerekes](http://profiles.spiedigitallibrary.org/summary.aspx?DOI=10.1117%2f12.2015935&Name=John+P.+Kerekes), et al. " The SHARE 2012 data campaign ", *Proc. SPIE* 8743, Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XIX, 87430F , 2013.
7. Baofeng Guo, Steve R. Gunn, R. I. Damper Senior Member, IEEE and J. D. B. Nelson, “Band Selection for Hyperspectral Image Classification Using Mutual Information”
8. IARD - Institute for Advanced Research and Development, Nesher 20302, Israel, Dan Sheffer, Yigal Ultchin, “Comparison of Band Selection Results Using Different Class Separation Measures in Various Day and Night Conditions”
9. Nirmal Keshava MIT Lincoln Laboratory 244 Wood Street Lexington, “BEST BANDS SELECTION FOR DETECTION IN HYPERSPECTRAL PROCESSING”