

## **DEEP LEARNING METHODOLOGY ADAPTATION FOR HYPERSPETRAL IMAGERY CLASSIFICATION**

**Piestova I.A.<sup>1</sup>, Andreiev A.A.<sup>2</sup>**

*<sup>1)</sup> Scientific Centre for Aerospace Research of the Earth, Kyiv, Ukraine*

*<sup>2)</sup> Faculty of applied mathematics NTUU "KPI", Kyiv, Ukraine*

*E-mail: pestovai@ukr.net*

### **Адаптація методології глибинного навчання під задачу класифікації гіперспектральних зображень**

Поряд з розвитком технологій і поліпшення просторової розрізненості гіперспектральних зображень, інформація вимагає більш глибокого аналізу в зв'язку зі збільшенням кількості спостережуваних цілей. Для повного розуміння сцени тепер є обов'язковими кілька рівнів аналізу зображень. Процес глибинного навчання визначає подання та організацію декількох рівнів обробки для визначення складних відносини між гіперспектральними даними. Приведена загальна схема процесу класифікації гіперспектральних зображень з використання методології глибинного навчання. Після попередньої обробки вхідні гіперспектральні дані класифікуються в два незалежні потоки: за спектральними та за просторовими ознаками з подальшим злиттям одержаних карт ймовірностей для отримання остаточної класифікації об'єктів зображення.

Along with the technology development and the improvement of hyperspectral imagery spatial resolution, the information requires a deeper analysis due to the increased amount of observable targets. Several levels for hyperspectral imagery analysis are mandatory now for a complete scene understanding.

Representation and organization of multiple levels in order to express complex relationships among data defines a deep learning process.

Deep learning is a branch of machine learning based on a set of algorithms that attempt to model high-level abstractions in data by using multiple processing layers. For each level, models have complex structures or otherwise, composed of multiple non-linear transformations. One must be developed according to the type of information desired, namely pixel based, object based or structure based.

One of the promises of deep learning is replacing handcrafted features with efficient algorithms for unsupervised or semi-supervised feature learning and hierarchical feature extraction. Feature hierarchies are discovered considering that higher levels are formed by combining features from lower level [1].

Figure 1 describes the general outline of hyperspectral imagery classification process using deep learning methodology.

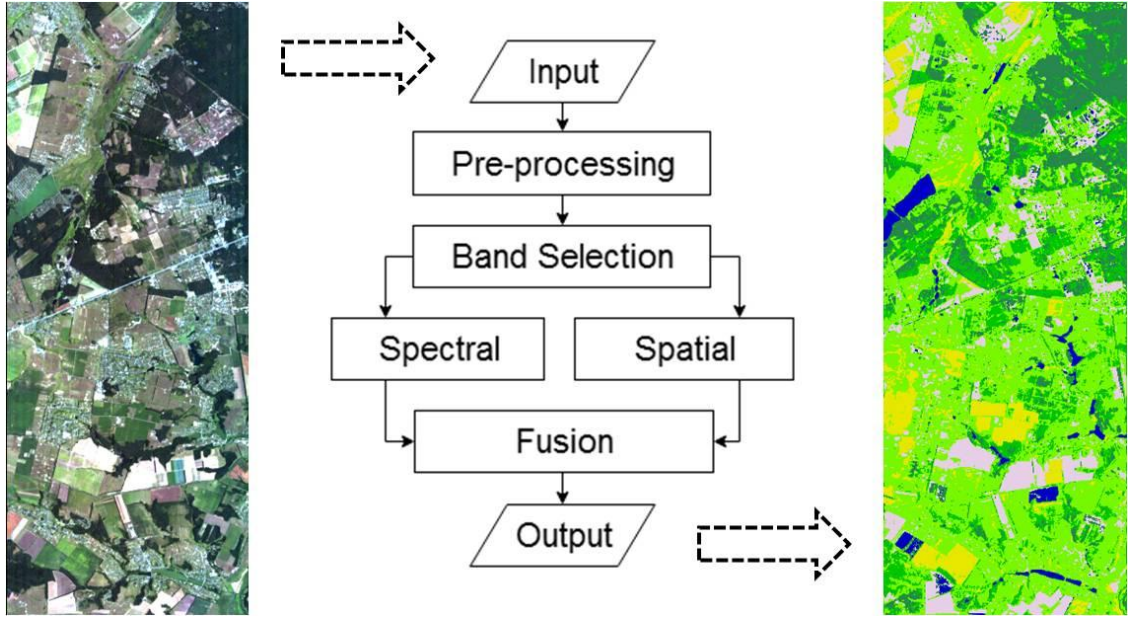


Fig.1. Deep learning data flow diagram

**Input** unit provides acquisition of source hyperspectral imagery.

**Pre-processing** unit includes radiometric and atmospheric correction and supplies by satellite imagery provider. Hyperspectral image digital numbers (DN) are converted into at-sensor spectral radiance using each-band calibration factors extracted from image metadata. Next the atmospheric correction is performed and floating-point values of the ground reflectance are obtained.

**Band Selection** unit makes selection of informative bands of hyperspectral image [2]. The  $C(\lambda)$  informativity criterion is used for the hyperspectral imagery spectral bands selection in remote sensing applications [3]:

$$C(\lambda) = \frac{D(\lambda)}{4R^2(\lambda)} \cdot \log_2[1 + \psi(\lambda)] , \quad (1)$$

where  $D(\lambda)$  is Kullback-Leibler divergence as a multidimensional analog of contrast for one-dimensional panchromatic image,  $R(\lambda)$  is an equivalent spatial resolution of spectral bands set for current target,  $\psi(\lambda)$  is an equivalent signal-to-noise ratio in target detection by multi-dimensional optical signal.

The best of spectral bands subset selection of hyperspectral image in terms of (1) criterion is an optimal search problem in hyperspectral image spectral bands combinations space [4].

Further classification of the spectral and spatial domain is performed. The first classification dataflow **Spectral** is the analysis of target features by spectral values. One detects desired targets in image for remote sensing applications. The second dataflow **Spatial** is an object-oriented classification of image targets by spatial features. Especially the Radon transform can be used to detect image targets by its shape [5] or the Hough transform can be used to detect linear patterns [6].

Both dataflows generate the corresponding intermediate probability maps for image targets. They are provided by a fundamentally different identification features.

The intermediate probability maps merging in **Fusion** unit is performed to obtain the final image targets classification. Proof of hypothesis about the target presence in image is the aim of classification outputs merging. The Bayesian inference [7] or fuzzy rules [8] can be used to restore the final probability maps.

**Output** unit enables the hyperspectral imagery classification availability.

## References

1. *Vaduva C.* Deep learning in very high resolution remote sensing image information mining communication concept / C. Vaduva, I. Gavat, M. Datcu, // Proceedings of the 20<sup>th</sup> European Signal Processing Conference (EUSIPCO).– Bucharest: University Politehnica, 2012.– P.2506-2510.
2. *Попов М.А.* Методы оптимизации числа спектральных каналов в задачах обработки и анализа данных дистанционного зондирования Земли / М.А. Попов, С.А. Станкевич // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса.– Вып.3.– Т.1.– М.: ИКИ РАН, 2006.– С.106-112.
3. *Станкевич С.А.* Кількісне оцінювання інформативності гіперспектральних аерокосмічних знімків при вирішенні тематичних задач дистанційного зондування Землі / С.А. Станкевич // Доповіді НАН України, 2006.– № 8.– С.53-58.
4. *Станкевич С.А.* Оптимизация состава спектральных каналов гиперспектральных аерокосмических изображений при решении тематических задач дистанционного зондирования Земли / С.А. Станкевич // Космічна наука і технологія, 2007.– Т.13.– № 2.– С.25-28.
5. *Станкевич С.А.* Картування сільськогосподарських угідь на багатоспектральних аерокосмічних зображеннях за допомогою спеціальних просторових перетворень / С.А. Станкевич, А.В. Васько // Тези доповідей II міжнародної науково-практичної конференції “Математичні моделі і методи оптимізації інновацій та інформаційно-телекомунікаційно-моніторингові технології в задачах підвищення ефективності соціоекологоекономічних систем”.– Київ: Інститут економіки та менеджменту НАУ, 2010.– С.72-75.
6. *Марков С.Ю.* Избыточное преобразование Хо / С.Ю. Марков // Информационные технологии в дешифрировании изображений: методология, модели, алгоритмы.– Киев: МО Украины, 1993.– С.22-28.
7. *Станкевич С.А.* Комплексна обробка багатоспектральних аерокосмічних зображень для виявлення сільськогосподарських угідь / С.А. Станкевич, А.В. Васько // Сучасні досягнення геодезичної науки та виробництва.– Вип.2(22).– Львів: Львівська політехніка, 2011.– С.171-175.
8. *Stankevich S.A.* Multispectral satellite imagery classification using fuzzy decision tree / S.A. Stankevich, V.G. Levashenko, E.N. Zaitseva // Communications, 2014.– Vol.16.– No.1.– P.109-113.