

УДК 004.932.2

А.Г. Ташлинский, С.В. Воронов, И.В. Воронов

АНАЛИЗ ЦЕЛЕВЫХ ФУНКЦИЙ В ЗАДАЧЕ ОЦЕНИВАНИЯ ВЗАИМНЫХ ГЕОМЕТРИЧЕСКИХ ДЕФОРМАЦИЙ ИЗОБРАЖЕНИЙ¹

Ташлинский Александр Григорьевич, доктор технических наук, профессор, окончил радиотехнический факультет Ульяновского политехнического института. Заведующий кафедрой «Радиотехника» Ульяновского государственного технического университета. Имеет статьи, монографии, изобретения в области цифровой обработки сигналов и изображений. [e-mail: tag@ulstu.ru].

Воронов Сергей Васильевич, окончил радиотехнический факультет УлГТУ, аспирант того же университета. Имеет статьи в области оценивания параметров межкадровых геометрических деформаций изображений. [e-mail: valmedia@yandex.ru].

Воронов Илья Васильевич, окончил радиотехнический факультет УлГТУ, аспирант того же университета. Имеет статьи в области рекуррентного оценивания параметров цифровых изображений. [e-mail: ilvo1987@gmail.com].

Аннотация

Для задачи безыдентификационного псевдоградиентного оценивания взаимных геометрических деформаций изображений исследована сходимость оценок параметров деформаций при применении в качестве целевой функции среднего квадрата межкадровой разности, коэффициента межкадровой корреляции и взаимной информации.

Ключевые слова: оценивание деформаций изображений, целевая функция, межкадровый коэффициент корреляции, средний квадрат межкадровой разности, взаимная информация.

Aleksandr Grigorevich Tashlinskiy, Doctor of Engineering, Professor, graduated from the Faculty of Radio-Engineering at Ulyanovsk Polytechnic Institute; Head of the Department of Radio-Engineering at Ulyanovsk State Technical University; an author of articles, monographs, and inventions in the field of digital processing of signals and images. e-mail: tag@ulstu.ru.

Sergei Vasilevich Voronov, graduated from the Faculty of Radio-Engineering at Ulyanovsk State Technical University, Post-graduate student at the same University; an author of articles in the field of estimation of interframe geometric image deformations. e-mail: valmedia@yandex.ru.

Ilia Vasilevich Voronov, graduated from the Faculty of Radio-Engineering at Ulyanovsk State Technical University, Post-graduate student at the same University; an author of articles in the field of recurrent estimation of digital image parameters. e-mail: ilvo1987@gmail.com.

Abstract

A convergence analysis of stochastic gradient estimation procedures without identification for the problem of the image mutual geometric deformation estimation is fulfilled. Interframe correlation coefficient, mean squared frame-to-frame difference and mutual information are considered as objective function.

Key words: image deformations' estimation, objective function, correlation coefficient, mean squared frame-to-frame difference, mutual information.

ВВЕДЕНИЕ

В различных приложениях, где обрабатываемые массивы данных представимы в форме цифровых изображений (при комплексировании данных, полученных с различных датчиков, компьютерном видении, дистанционных исследованиях Земли, идентификации биометрических параметров и др.), одной из ключевых задач является

оценивание взаимных геометрических деформаций (ВГД) пары цифровых изображений $Z^{(1)}$ и $Z^{(2)}$. Известно много методов решения указанной задачи, которые реализуются как в частотной [1], так и в пространственной [2] областях. Для методов частотной области характерны вычислительная сложность и ограниченность несколькими видами моделей деформаций. В методах, работающих в пространственной области, используются отсчеты

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект № 13-01-00555.

изображений, а оценивание параметров ВГД сводится, как правило, к поиску экстремума многомерной целевой функции $J(\cdot)$ качества оценивания, характеризующей меру подобия между изображениями $Z^{(1)}$ и $Z^{(2)}$.

Меры подобия, которые в задаче оценивания ВГД изображений могут быть использованы в качестве целевых функций, весьма разнообразны [3]. Для каждой конкретной ситуации, выбор целевой функции зависит от класса изображений, характера деформаций, требований и условий решаемой задачи. При этом наиболее применимыми на сегодняшний день целевыми функциями в методах последовательных приближений (например, при псевдоградиентном оценивании ВГД [4]) являются средний квадрат межкадровой разности (СКМР) и коэффициент межкадровой корреляции (КМК). Еще одним подходом к заданию целевой функции, который в последнее время получает распространение, является информационно-теоретический подход [5]. Здесь для рассматриваемой задачи удобной мерой подобия является взаимная информация (ВИ), использование которой в качестве целевой функции сдерживается требованием больших вычислительных ресурсов.

Сравнительный анализ указанных выше трех мер подобия при использовании их в качестве целевых функций для оценивания ВГД при различных классах межкадровых яркостных искажений изображений дан в работе [6]. В частности показано, что при рекуррентном оценивании ВГД для изображений, не имеющих мультипликативных яркостных искажений, в качестве целевой функции целесообразно использование СКМР. При небольших аддитивных шумах наибольшую крутизну имеет ВИ, что потенциально обеспечивает и большую скорость сходимости оценок параметров ВГД. Однако при увеличении шума крутизна и максимум характеристики ВИ резко уменьшаются. Большой эффективный рабочий диапазон процедур оценивания обеспечивают КМК и СКМР. По этому критерию ВИ уступает примерно вдвое. Для разномодальных изображений и изображений, яркости которых связаны линейным преобразованием, лучшие результаты показывает ВИ, немного отстает КМК. Однако, учитывая значительный выигрыш КМК по вычислительным затратам относительно ВИ, в большинстве случаев предпочтителен первый. Для изображений, имеющих значительные нелинейные яркостные искажения, единственной мерой среди исследованных, обеспечивающей приемлемую эффективность, оказалась ВИ.

ПСЕВДОГРАДИЕНТНОЕ ОЦЕНИВАНИЕ ПАРАМЕТРОВ ПРИ ИССЛЕДУЕМЫХ ЦЕЛЕВЫХ ФУНКЦИЯХ

Рассмотрим эффективность использования целевых функций при оценивании параметров α ВГД с помощью псевдоградиентных процедур [6] вида:

$$\hat{\alpha}_t = \hat{\alpha}_{t-1} - \Lambda_t \beta_t (J(\hat{\alpha}_{t-1}, Z_t)),$$

где $\beta(\cdot)$ – псевдоградиент целевой функции $J(\cdot)$; Λ_t – матрица усиления; $t = \overline{1, T}$ – номер итерации; Z_t – локальная выборка отсчетов изображений $Z^{(1)}$ и $Z^{(2)}$, используемая для нахождения $\beta(\cdot)$ на t -й итерации;

$\tilde{Z}^{(1)}$ – непрерывное изображение, полученное из изображения $Z^{(1)}$ с помощью некоторой интерполяции [7].

В работе [8] показано, что псевдоградиент СКМР может быть, в частности, найден как:

$$\beta_{it} = \frac{1}{2\mu\Delta_x} \sum_{l=1}^{\mu} \left(\Delta \tilde{z}_x^{(1)} (\tilde{z}_{\tilde{x}l+\Delta x, \tilde{y}l}^{(1)} + \tilde{z}_{\tilde{x}l-\Delta x, \tilde{y}l}^{(1)} - 2z_{\tilde{j}l}^{(2)}) \right) \frac{\partial x}{\partial \alpha_i} + \frac{1}{2\mu\Delta_y} \sum_{l=1}^{\mu} \left(\Delta \tilde{z}_y^{(1)} (\tilde{z}_{\tilde{x}l, \tilde{y}l+\Delta y}^{(1)} + \tilde{z}_{\tilde{x}l, \tilde{y}l-\Delta y}^{(1)} - 2z_{\tilde{j}l}^{(2)}) \right) \frac{\partial y}{\partial \alpha_i},$$

а псевдоградиент КМК:

$$\beta_{it} = \frac{1}{2\mu\hat{\sigma}_{z^2}} \left[\sum_{l=1}^{\mu} \left(\frac{z_{\tilde{j}l}^{(2)} - z_m^{(2)}}{\Delta_x} \left(\frac{\tilde{z}_{\tilde{j}l+\Delta x}^{(1)}}{\sigma_{\tilde{z}l+\Delta x}} - \frac{\tilde{z}_{\tilde{j}l-\Delta x}^{(1)}}{\sigma_{\tilde{z}l-\Delta x}} \right) \right) \frac{\partial x}{\partial \alpha_i} + \sum_{l=1}^{\mu} \left(\frac{z_{\tilde{j}l}^{(2)} - z_m^{(2)}}{\Delta_y} \left(\frac{\tilde{z}_{\tilde{j}l+\Delta y}^{(1)}}{\sigma_{\tilde{z}l+\Delta y}} - \frac{\tilde{z}_{\tilde{j}l-\Delta y}^{(1)}}{\sigma_{\tilde{z}l-\Delta y}} \right) \right) \frac{\partial y}{\partial \alpha_i} \right],$$

где μ – объем выборки Z_t ;

$\Delta_x (\Delta_y)$ – приращение по координате $x(y)$;

\tilde{x}_l, \tilde{y}_l – координаты точек непрерывного изображения $\tilde{Z}^{(1)}$, рассчитанные с использованием текущих оценок параметров деформаций;

$$\Delta \tilde{z}_x^{(1)} = \tilde{z}_{\tilde{x}l+\Delta x, \tilde{y}l}^{(1)} - \tilde{z}_{\tilde{x}l-\Delta x, \tilde{y}l}^{(1)}$$

$$\Delta \tilde{z}_y^{(1)} = \tilde{z}_{\tilde{x}l, \tilde{y}l+\Delta y}^{(1)} - \tilde{z}_{\tilde{x}l, \tilde{y}l-\Delta y}^{(1)}$$

– разность между яркостями отсчетов в точках $(\tilde{x}_l \pm \Delta_x, \tilde{y}_l)$, $(\tilde{x}_l, \tilde{y}_l \pm \Delta_y)$ изображения $\tilde{Z}^{(1)}$;

$$\sigma_{\tilde{z}l \pm \Delta x} = (\mu - 1)^{-1} \left(\sum_{l=1}^{\mu} (\tilde{z}_{\tilde{j}l \pm \Delta x}^{(1)})^2 - \mu (\tilde{z}_{\pm \Delta x m}^{(1)})^2 \right) -$$

оценка дисперсии изображения $Z^{(1)}$.

Нахождение псевдоградиента ВИ сложнее и основывается на оценке плотностей распределения вероятностей яркостей изображений $Z^{(1)}$ и $Z^{(2)}$. В качестве такой оценки можно использовать гистограммы яркостей отсчетов, попавших в локальную выборку. Тогда

$$\beta_{it} = \left(\hat{H}(\tilde{z}_{\tilde{j}+\Delta x}^{(1)}) + \hat{H}(z_{\tilde{j}}^{(2)}) - \hat{H}(\tilde{z}_{\tilde{j}+\Delta x}^{(1)}, z_{\tilde{j}}^{(2)}) \right) - \left(\hat{H}(\tilde{z}_{\tilde{j}-\Delta x}^{(1)}) + \hat{H}(z_{\tilde{j}}^{(2)}) - \hat{H}(\tilde{z}_{\tilde{j}-\Delta x}^{(1)}, z_{\tilde{j}}^{(2)}) \right) \cdot \frac{\partial x}{\partial \alpha_i} + \left(\hat{H}(\tilde{z}_{\tilde{j}+\Delta y}^{(1)}) + \hat{H}(z_{\tilde{j}}^{(2)}) - \hat{H}(\tilde{z}_{\tilde{j}+\Delta y}^{(1)}, z_{\tilde{j}}^{(2)}) \right) - \left(\hat{H}(\tilde{z}_{\tilde{j}-\Delta y}^{(1)}) + \hat{H}(z_{\tilde{j}}^{(2)}) - \hat{H}(\tilde{z}_{\tilde{j}-\Delta y}^{(1)}, z_{\tilde{j}}^{(2)}) \right) \cdot \frac{\partial y}{\partial \alpha_i}, \tag{1}$$

где $\hat{H}(z)$ – оценка энтропии, вычисляемая на основе гистограммы яркости отсчетов локальной выборки. Однако при небольшом объеме локальной выборки подобная оценка является довольно неточной. В работе [9] был предложен подход к вычислению псевдоградиента ВИ, использующий для оценки распределения яркостей окно Парзена [10]. Здесь оценка распределения вероятностей находится как суперпозиция функций окна, центрирован-

ных на величинах яркости отсчетов, попавших в локальную выборку:

$$p(z) \approx \frac{1}{\mu} \cdot \sum_{i=1}^{\mu} R(z - z_i),$$

где $R(\cdot)$ – функция окна. Сказанное поясняется рисунком 1. В работе [9] показано, что в качестве функции окна может быть использована

$$\text{функция Гаусса } G(x) = (\sqrt{2 \cdot \pi} \cdot \sigma)^{-1} \exp(-x^2/2 \cdot \sigma^2),$$

где σ – параметр окна, который задается априорно, исходя из объема локальной выборки и информации о возможной величине энтропии сигналов.

Вычисление интеграла $\hat{H}(z) = -\int_{-\infty}^{\infty} \ln(p(z)) dz$ для оценки энтропии в явном виде невозможно. Однако можно получить его оценку, если воспользоваться не одной выборкой отсчетов, а двумя. Например, локальную выборку Z_t разделить на две части $Z_{1,t}$ и $Z_{2,t}$ объема $\mu/2$. Тогда получаем:

$$\hat{H}(z) \approx -\frac{2}{\mu} \sum_{i=1}^{\mu/2} \ln\left(\frac{2}{\mu}\right) \sum_{j=1}^{\mu/2} G(z_i - z_j).$$

Учитывая сказанное, выражение (1) для псевдоградиента ВИ можно записать как:

$$\beta_{it} = \frac{2}{\mu} \cdot \sum_{(\mu)} W(\tilde{z}_{\bar{j}l}^{(1)}, z_{\bar{j}l}^{(2)}) \cdot (\tilde{z}_{\bar{j}l}^{(1,1)} - \tilde{z}_{\bar{j}l}^{(1,2)}) \times$$

$$\times \left((\tilde{z}_{\bar{j}l-}^{(1,1)} - \tilde{z}_{\bar{j}l+}^{(1,1)}) \cdot \frac{\partial x}{\partial \alpha_i} - (\tilde{z}_{\bar{j}l-}^{(1,2)} - \tilde{z}_{\bar{j}l+}^{(1,2)}) \cdot \frac{\partial y}{\partial \alpha_i} \right), \quad (2)$$

$$\text{где } W(\tilde{z}_{\bar{j}l}^{(1)}, z_{\bar{j}l}^{(2)}) = \frac{G(z_{\bar{j}l}^{(2,1)} - z_{\bar{j}l}^{(2,2)})}{\sum_{(\mu)} G(z_{\bar{j}l}^{(2,1)} - z_{\bar{j}l}^{(2,2)})}$$

$$- \frac{G(\tilde{z}_{\bar{j}l}^{(1,1)} - \tilde{z}_{\bar{j}l}^{(1,2)}) \cdot G(z_{\bar{j}l}^{(2,1)} - z_{\bar{j}l}^{(2,2)})}{\sum_{(\mu)} G(\tilde{z}_{\bar{j}l}^{(1,1)} - \tilde{z}_{\bar{j}l}^{(1,2)}) \cdot \sum_{(\mu)} G(z_{\bar{j}l}^{(2,1)} - z_{\bar{j}l}^{(2,2)})};$$

$\tilde{z}_{\bar{j}l}^{(1)}(z_{\bar{j}l}^{(2,1)})$ – отсчеты изображения $\tilde{Z}^{(1)}(Z^{(2)})$ из выборки $Z_{1,t}$, а $\tilde{z}_{\bar{j}l}^{(1,2)}(z_{\bar{j}l}^{(2,2)})$ – отсчеты изображения $\tilde{Z}^{(1)}(Z^{(2)})$ из выборки $Z_{2,t}$.

Параметр σ влияет на сглаженность получаемой оценки распределения. Его величину можно выбрать постоянной или изменять адаптивно. При этом для каждого изображения определяется свое оптимальное значение:

$$\sigma_t^{(k)} = \sigma_{t-1}^{(2)} + \lambda_{\sigma} \times$$

$$\times \frac{2}{\mu} \sum_{i=1}^{\mu/2} \sum_{k=1}^{\mu/2} W(z_{\bar{j}i}^{(k)}, z_{\bar{j}k}^{(k)}) \cdot \left(\frac{1}{\sigma_{t-1}^{(k)}} \right) \cdot \left(\frac{(2 \cdot z_{\bar{j}i}^{(k)} / \mu)^2}{(\sigma_{t-1}^{(k)})^2} - 1 \right),$$

$k = 1, 2$.

Исследуем процесс сходимости оценок параметров процедуры псевдоградиентного оценивания при использовании в качестве целевой функции ВИ, КМК и СКМР на имитированных изображениях. Для синтеза изображений с распределением вероятностей яркостей и корреляционной функцией, близких к гауссовым, можно использовать волновую модель [11]. Пример такого изображения с радиусом корреляции 19 показан на рисунке 2. В качестве модели ВГД выберем модель подобия с параметрами: коэффициент масштаба 1,05; угол

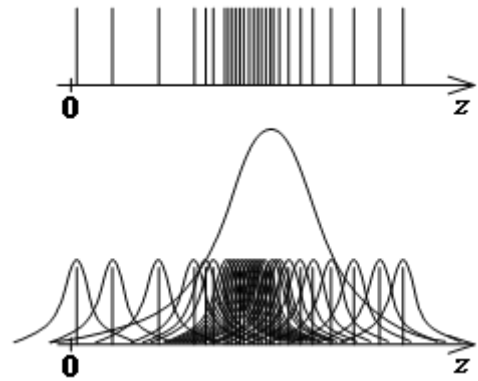


Рис. 1. Иллюстрация построения функции плотности

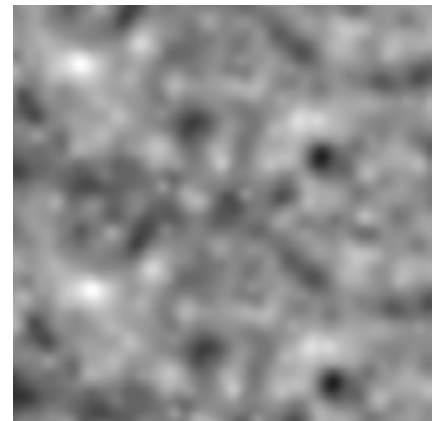


Рис. 2. Имитированное изображение

Таблица 1
Среднее число итераций псевдоградиентного алгоритма для достижения области оптимальных значений оценок

q	ВИ	КМК	СКМР
0,00	248	189	191
0,05	267	233	235
0,07	285	235	237
0,10	303	242	243
0,20	341	253	256
0,33	450	263	265
0,50	550	280	279
1,00	800	285	286

поворота 3° ; сдвиги по осям x и y 18 и 5 шагов сетки отчетов соответственно. Для исследования сходимости оценок параметров α в целом используем евклидово расстояние рассогласования [12], комплексно характеризующее произвольный набор параметров модели ВГД изображений.

Исследования показали, что нахождение псевдоградиента ВИ через гистограмму выборки требует значительного объема μ выборки. Для примера на рисунке 3а приведен

график сходимости E при $q = 0,05$ и $\mu = 500$. На том же рисунке для сравнения представлены графики сходимости E при расчете ВИ с применением окна Парзена (рис. 3б) и использовании в качестве целевых функций СКМР (рис. 3в), КМК (рис. 3г) при том же отношении шум-сигнал и $\mu = 20$. Видно, что даже при значительно меньшем объеме выборки, скорость сходимости E для ВИ при расчете ее с использованием окна Парзена в разы ниже, чем в случае нахождения через гистограмму выборки.

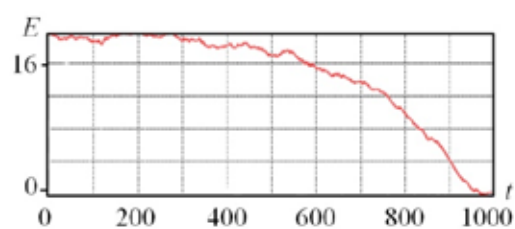
В таблице 1 для ряда значений отношения шум/сигнал в диапазоне от 0 до 1 приведено среднее число итераций псевдоградиентной процедуры, необходимое для достижения оценками $\hat{\alpha}_i$ оптимальных значений. В качестве критерия было использовано пороговое значение евклидова расстояния рассогласования E , равное 1. При нахождении ВИ применялось окно Парзена.

Выводы

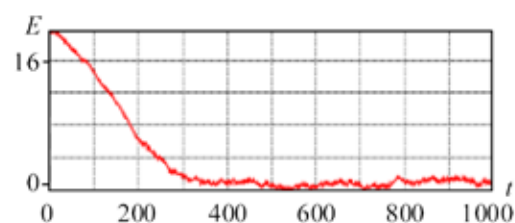
Анализ эффективности использования СКМР, КМК и ВИ в качестве целевых функций при оценивании параметров ВГД с помощью псевдоградиентных процедур показал, что нахождение псевдоградиента ВИ через гистограмму яркостей выборки требует в разы большего объема выборки, чем через окна Парзена. При использовании КМК и СКМР примерно равная точность оценивания достигается за меньшее число итераций псевдоградиентной процедуры, чем при ВИ. Причем при увеличении отношения шум/сигнал требования к объему выборки растут. Так, при отсутствии аддитивного зашумления необходимый объем выборки для ВИ по сравнению с таковым для КМК и СКМР выше в 1,3 раза, а при отношении шум/сигнал, равном 1, – уже в 2,8 раза.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

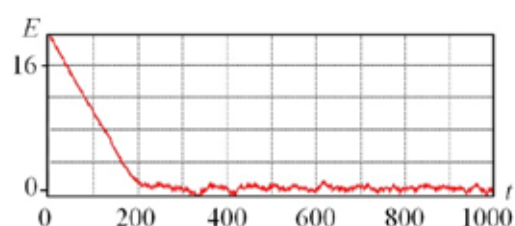
1. De Castro E., Morandi C. Registration of translated and rotated images using finite Fourier transform / IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1987. – V. 9. № 5. pp. 700–703.
2. Brown L G. A survey of image registration techniques / ACM C.S. 1992. – V. 24. № 4. pp. 325–376.
3. Goshtasby A.A. Image registration. Principles, tools and methods / Advances in Computer Vision and Pattern Recognition. Springer. 2012. – pp. 441.
4. Tashlinskii A. Computational Expenditure Reduction in Pseudo-Gradient Image Parameter Estimation / Computational Science – ICCS 2003, V. 2658. Proceeding, Part II. Berlin: Springer. 2003. – pp. 456–462.
5. D'Agostino E, Maes F, Vandermeulen D, Suetens P. An information theoretic approach for non-rigid image registration using voxel class probabilities / Med Image Anal. 2006. – V 6(3). pp. 413–431.
6. Ташлинский А.Г., Воронов С.В. Анализ целевых функций при рекуррентном оценивании межкадровых геометрических деформаций изображений // Инфокоммуникационные технологии. – 2013. – Т. 14, № 5. – С. 16–21.
7. Ташлинский А.Г. Оценивание параметров пространственных деформаций последовательностей. – Ульяновск : Издательство УлГТУ, 2000. – 132 с.



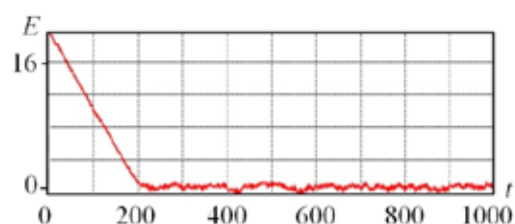
а) ВИ через гистограмму



б) ВИ через окно Парзена



в) КМК



г) СКМР

Рис. 3. Сходимость оценок параметров ВГД при разных целевых функциях

8. Tashlinskii A.G., Smirnov P.V., Zhukov S.S. Analysis of methods of estimating objective function gradient during recurrent measurements of image parameters // Pattern recognition and image analysis. 2012. – V. 22. No. 3. pp. 399–405.

9. Viola P. Alignment by maximization of mutual information / PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology. 1995. P. 159.

10. Parzen E. On Estimation of a Probability Density Function and Mode / Annals of Math. Statistics. 1962. – V. 33. pp.1065–1076.

11. Васильев К.К., Крашенинников В.П. Статистический анализ многомерных изображений. – Ульяновск : Издательство УлГТУ, 2007. – 172 с.

12. Tashlinskii A.G., Safina G.L., Voronov S.V. Pseudogradient optimization of objective function in estimation of geometric interframe image deformations / Pattern recognition and image analysis. 2012. – V. 22, № 2. pp. 386–392.