



تسریع درتقطیع تصویر با استفاده از شبکه عصبی فازی هاپفیلد

فرهاد محمدکاظمی

گروه هوش مصنوعی

دانشگاه آزاد اسلامی

مشهد

fmkazemia@gmail.com

محمددرضا اکبرزاده توتونچی

گروه مهندسی برق دانشگاه فردوسی مشهد

akbarzadeh@ieee.org

حبیب رجبی مشهدی

گروه مهندسی برق

دانشگاه فردوسی

مشهد

h_mashhadi@um.ac.ir

سعید راحتی قوچانی

گروه مهندسی برق

دانشگاه آزاد اسلامی

مشهد

rahati@mshdiau.ac.ir

کامبیز رهبر

صنایع الکترونیک شیراز- صنعت الکترواپتیک و لیزر

rahbar@sashiraz.co.ir

چکیده: در این مقاله، روشی جدید برای تقطیع تصویر، بر پایه C- میانگین فازی و شبکه عصبی هاپفیلد، ارائه کرده ایم. به نظر می رسد، این روش، در مقایسه با روشهای دیگر تقطیع، که بر اساس خوشه بندی هستند، روشی سریع، نیز، باشد. همچنین، به همراه الگوریتم پیشنهادی، تابع هدف جدیدی، ارائه نموده ایم. این تابع هدف، بوسیله تابع انرژی لیاپانف، که اساس شبکه عصبی هاپفیلد می باشد، حداقل سازی شده است، و همچنین، اساس شبکه فازی هاپفیلد مذکور را، تشکیل می دهد. این تابع جدید، در واقع همان تابع انرژی شبکه عصبی هاپفیلد می باشد که، به صورت بهبود یافته، بر اساس میانگین فاصله میان پیکسل های تصویر و مراکز خوشه ها، ایجاد شده است.

در این روش جدید، تعداد تکرارهای الگوریتم کمتر از روشهای دیگر است، بدین معنی که، روش ارائه شده دارای نرخ همگرایی سریع تری در مقایسه با روشهای دیگر، می باشد. با استفاده از نتایج بدست آمده، مشاهده شد، که این شبکه فازی هاپفیلد، تقطیع تصویر را، بهتر از روشهای دیگر، انجام می دهد.

واژه های کلیدی: تقطیع تصویر، خوشه بندی فازی، C- میانگین فازی، شبکه عصبی هاپفیلد

1- مقدمه

فرایند تقسیم یک تصویر به تعدادی ناحیه معنادار که دارای خصیصه ای مشترک هستند، تقطیع¹ نام دارد. تقطیع، فرآیندی مهم است که در تحلیل تصویر و شناسایی آن، به کار می رود. در سالهای اخیر، الگوریتم های زیادی در این رابطه، ارائه شده است. به طور کلی، الگوریتم های تقطیع تصویر می توانند به سه دسته تقسیم شوند (1) روشهای مبتنی بر هیستوگرام که بر اساس سطوح خاکستری شان، به درون کلاسهایی، تقطیع شده اند. (2) خوشه بندی بر اساس بسط خصوصیات مشابه در اطراف یک پیکسل معین (3) روشهای مبتنی بر لبه که پیکسل هایی را که سطوح خاکستری شان دارای تغییرات ناگهانی هستند، آشکار می کنند و سپس

¹ segmentation

پیکسل های انتخاب شده را ، برای تشکیل کرانه‌های بسته ، به هم متصل می کند [7،11،12و12] .

خوشه بندی² در جنبه های گوناگونی مانند بازشناسی الگو ، دسته بندی ، یادگیری ماشین ، فرآیندهای تصمیم گیری ، استخراج اطلاعات ، بازیابی سند ، تقطیع تصویر و دسته بندی الگو ، کاربرد دارد. در تکنیک های تقطیع تصویر ، تصویر به نواحی جدا از هم ، توسط نقشه هایی برجسته ، تقطیع می شود. روشهای بسط ناحیه ، k-means ، شکستن وادغام ، نیز، برای تقطیع تصویر به کار برده می شوند. در مقابل روشهای تقطیع کلاسیک³ ، روشهای منطق فازی ، نیز ، برای تقطیع ، خیلی موثرند [3،2،4] .

در 1982 ، شخصی به نام هاپفیلد ، شبکه عصبی ای تحت عنوان هاپفیلد را ، ارائه کرد. که این شبکه ، دارای خصوصیات خود انجمنی نیز ، بود. در این نوع شبکه ، خروجی هر نرون به تمام واحدهای پردازشی دیگر (نرونها) فیدبک می شود و وزن ارتباطی بین نرونها ، قانون شبکه را تعیین می کند . همچنین ، توجه شود ، که خروجی هر نرون ، به خودش ، فیدبک نمی شود [5] . شبکه عصبی هاپفیلد ، همچنین ، به عنوان تکنیکی ، برای مسائل بهینه سازی مطرح است که این فرآیند ، توسط تابع انرژی لیاپانف ، انجام می شود. تاکفوجی و همکارانش از شبکه عصبی هاپفیلد دوبعدی برای تقطیع تصاویر MR جندطیفی استفاده کردند [13] . تقطیع تصاویر پزشکی با استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد رقابتی (به عنوان ابزاری برای خوشه بندی) ، توسط روزبهانی، قاسمیان و شرافت ارائه شد [15] . ترکیب فازی و شبکه عصبی هاپفیلد نیز به عنوان یک تکنیک خوب برای برخی مسائل ، مطرح است. برای مثال ، لین چنگ و همکارش ، تقطیع تصاویر پزشکی در یک یا چند طیف مختلف را با استفاده از یک شبکه فازی هاپفیلد، ارائه دادند [6و8] . شبکه فازی هاپفیلد با وزن دهی ثابت ، برای تقطیع تصاویر پزشکی ، توسط چنگ و چینگ، نیز، ارائه شد [1] .

در این مقاله روشی جدید ، برای تقطیع تصویر ، با استفاده از یک شبکه فازی هاپفیلد ، ارائه داده ایم. همچنین ، به صورت عملی ثابت کردیم که روش ارائه شده ، دارای سرعت همگرایی سریعتری ، در مقایسه با روشهای مشابه دیگر نیز ، است . به عبارت دیگر ، تعداد تکرار این الگوریتم ، از الگوریتم های مشابه دیگر ، کمتر است. همچنین ، برای اینکه بتوانیم ، به صورت کاملا کاربردی ، مزیت این الگوریتم را ، مطرح کنیم ، زمان cpu مربوط به اجرای این الگوریتم را ، نیز ، در نظر گرفتیم. زمان cpu مربوط به اجرای این الگوریتم ، برای نائل شدن به نتیجه ، نسبت به الگوریتم های مشابه ، خیلی کمتر است. بنابراین با توجه به نتایج بدست آمده ، مشاهده شد که این روش شبکه فازی هاپفیلد ، تقطیع تصویر را ، بهتر از روشهای دیگر ، انجام می دهد. این ایده جدید ، دارای تابع هدف جدیدی ، می باشد که بوسیله تابع انرژی لیاپانف ، به حداقل مقدار خود ، می رسد. بطور کلی بعد از بکاربردن این الگوریتم ، مشاهده شد ، که الگوریتم مذکور ، دارای عملکرد رضایتبخشی ، نیز ، است.

2- الگوریتم های خوشه بندی

در بازشناسی الگو ، گروهی از داده ها را یک خوشه می نامند. در عمل ، داده ها ، معمولا به خوبی توزیع نشده اند ، بنابراین ، قواعد و ساختارها را ممکن است نتوان بدقت تعریف نمود. بدین معنی که بازشناسی الگو فی النفسه یک علم نادقیق می باشد. در کار با این حوزه مبهم ، دخالت دادن "فازی بودن" در فرموله کردن مسائل ، مفید خواهد بود. به عنوان مثال ، مرز بین خوشه ها به جای قطعی و مشخص بودن می تواند فازی باشد ، بدین معنی که یک نقطه داده می تواند به دو یا چند خوشه ، با درجه های مختلف ، تعلق داشته باشد. در این صورت ، فرموله سازی با دنیای واقعی نزدیک تر بوده و بنابراین ، انتظار کارایی بیشتری از آن ، می توان داشت. مسئله بدلیل طبیعتش نیازمند مدل سازی فازی است (در حقیقت ، مدل سازی فازی ، مدل سازی انعطاف پذیرتری ، می باشد ، با توسعه تعلق صفر-یک به تعلق در محدوده [0و1] انعطاف پذیری بیشتری حاصل می شود و حل مسئله به جهان واقعی

² clustering

³ crisp

پیدا کردن فاکتورهای وزنی، در تابع انرژی، بکار می برد. در اینجا، تعداد نرونها، نیز، به اندازه تصویر، وابسته است. تصویری با اندازه بزرگتر، به تعداد نرون بیشتری نیاز خواهد داشت. خروجی این نرونها تماما به ورودی نرونهای دیگر متصل هستند. همانطور که می دانید در یک شبکه عصبی هاپفیلد، ورودی کل به نرون (i,k) به صورت $Net_{i,k}$ نشان داده می شود که می تواند به صورت زیر فرمول بندی شود:

$$Net_{i,k} = \sum_{q=1}^N \sum_{j=1}^c W_{i,k;j,q} V_{j,q} + I_{i,k}$$

که N، به تعداد نقاط اطلاعاتی، C تعداد خوشه ها، $V_{j,q}$ به حالت دودویی نرون (j,q)، $W_{i,k;j,q}$ وزن میانی نرون (i,k) و نرون (j,q)، و $I_{i,k}$ به بردار بایاس خارجی برای نرون (i,k)، اشاره می کند. شبکه عصبی هاپفیلد، شامل $N \times C$ نرون می باشد که می تواند به صورت یک آرایه دو بعدی برای مسئله تقطیع تصویر، مطرح شود. ما در اینجا، برخلاف الگوریتم های C-میانگین فازی و الگوریتم مطرح شده توسط لین [8]، که معیارشان برای تکرار الگوریتم، اختلاف ماتریسهای بخش بندی $U^{(l-1)}, U^{(l)}$ از یکدیگر است، معیار تکرار الگوریتممان را، همان تابع هدف جدید، در نظر گرفته ایم. با بکرگیری این تابع هدف، مخصوصا به عنوان معیاری برای تکرار الگوریتممان، مشاهده کردیم که، نه تنها، الگوریتممان عمل تقطیع را به خوبی انجام می دهد، بلکه دارای سرعت همگرایی بسیارخوبی نیز، می باشد. این تابع هدف جدید عبارت است از

$$J = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^c m_{i,k}^m D_{i,k}^2$$

همانطور که از تساوی بالا می توان فهمید، این تابع هدف جدید، شامل میانگین فاصله میان پیکسل های تصویر و مراکز خوشه ها، (برای جداسازی و فشرده سازی هر چه بیشتر فرآیند خوشه بندی)، نیز، می باشد.

نزدیکتر می شود). مسئله کلیدی در بازشناسی الگو و پردازش تصویر، پیدا کردن خوشه ها از مجموعه نقاط داده، می باشد. در کتب و مقالات، الگوریتم های خوشه سازی مختلفی پیشنهاد شده است. در اینجا، اساس کار ما نیز بر پایه الگوریتم C- میانگین فازی خواهد بود. همانطور که از قبلا می دانیم الگوریتم C- میانگین فازی به شرح ذیل می باشد [14].

الگوریتم C- میانگین فازی [10 و 9]

تعیین مجموعه اطلاعات X، انتخاب تعداد خوشه ها $1 < C < N$ ، انتخاب مقدار $m > 1$ به عنوان توان وزن دهی، تعیین $\epsilon > 0$ به عنوان میزان خطای خروج از الگوریتم و ماتریس معیار تحریک A، مقداردهی اولیه ماتریس بخش بندی $U^{(0)} \in M_{fc}$ به صورت تصادفی.

روال زیر را به اندازه $l = 1, 2, \dots$ مرتبه، تکرار کن.

مرحله 1: محاسبه مراکز خوشه ها

$$v_i^{(l)} = \frac{\sum_{k=1}^N (m_{i,k}^{(l-1)})^m x_k}{\sum_{k=1}^N (m_{i,k}^{(l-1)})^m}, 1 \leq i \leq c.$$

مرحله 2: محاسبه فاصله ها

$$D_{ikA}^2 = (x_k - v_i)^T A (x_k - v_i), 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq N.$$

مرحله 3: ارتقا ماتریس بخش بندی

$$m_{i,k}^{(l)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c (D_{ikA} / D_{jkA})^{2/(m-1)}}$$

تا موقعیکه $\|U^{(l)} - U^{(l-1)}\| < \epsilon$. ادامه بده.

3- روش ارائه شده: شبکه فازی هاپفیلد

در این بخش، الگوریتمی جدید، برای تقطیع تصویر، برپایه شبکه فازی هاپفیلد، ارائه شده است. در این مقاله، شبکه فازی هاپفیلد، الگوریتم C- میانگین فازی را برای رفع نیاز به

4- نتایج تجربی

برای اینکه قابلیت های این الگوریتم جدید (شبکه فازی هاپفیلد)، برای تقطیع تصویر، مشخص شود، این الگوریتم جدید (فازی هاپفیلد) را با نحوه عملکرد الگوریتم های C- میانگین فازی و k میانگین مقایسه نمودیم. همچنین این ایده جدید را با الگوریتم ارائه شده توسط لین [8] روی سه تصویر جداگانه، به اندازه های 256x256 پیکسل و 256 سطح خاکستری تست کردیم. در این آزمایشات، پارامترها با مقادیر زیر معین شدند. $m = 2, \varepsilon = 0.001, c \in [2, 10]$ که C تعداد خوشه هاست. با توجه به جدول 1-5 مشاهده می شود که، تعداد تکرار این الگوریتم، نه تنها از تعداد تکرار الگوریتم مطرح شده توسط لین، کمتر شده است بلکه از تعداد تکرار الگوریتم های C- میانگین فازی و k میانگین نیز کمتر شده است. برای اینکه بهتر بتوانیم در مورد سریعتر بودن این الگوریتم، نظر بدهیم، زمان cpu کامپیوتر، برای اجرای الگوریتمهای مذکور را، نیز، در نظر گرفته ایم (جدول 2-5). بدین منظور از یک کامپیوتر با مشخصات زیر استفاده شده است. (Cpu : 2.4 GH Celeron و حافظه Ram : 512MB)

نتایج تقطیع تصاویر، به صورت بصری، در همه این الگوریتمها، تقریباً یکسان شده است، و مقایسه این الگوریتمها، از نقطه نظر بصری، خیلی مشکل است. تصاویر اصلی و تصاویر تقطیع شده بوسیله الگوریتم فازی هاپفیلد پیشنهادی، به همراه تعداد خوشه های مختلف، در شکل های 1-5، 2-5 و 3-5 نمایش داده شده است. سرانجام به این نتیجه رسیدیم که الگوریتم ارائه شده در این مقاله، می تواند به عنوان الگوریتمی سریع، برای تقطیع تصویر، به کار برده شود.

5- نتایج

در این مقاله، الگوریتمی جدید بر پایه تابع هدفی جدید، برای تقطیع تصویر، ارائه نمودیم. این روش جدید، بر پایه شبکه فازی هاپفیلد، بنا نهاده شده است و در مقایسه با روشی که قبلاً در این خصوص مطرح شده بود [8]، و دیگر روشهای خوشه بندی خیلی سریعتر عمل کرد. برای اینکه بتوانیم برسریتربودن این الگوریتم، نسبت به الگوریتمهای

مشابه دیگر، صحنه گذاریم، در کارهای بعدی باید، به دنبال اثبات همگرایی الگوریتم مذکور باشیم.

الگوریتم شبکه فازی هاپفیلد ارائه شده

(1) تعیین مجموعه اطلاعات X، انتخاب تعداد خوشه ها $1 < C < N$ ، انتخاب مقدار m ($m > 1$) به عنوان توان وزن دهی، تعیین ε ($\varepsilon > 0$) به عنوان میزان خطای خروج از الگوریتم و ماتریس معیار تحریک A.

(2) نرمالیزاسیون اطلاعات (سطوح خاکستری تصویر)

(3) محاسبه مرکز اولیه v_0

(4) محاسبه فاصله ها

$$D_{ikA}^2 = (\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i)^T A (\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i), \quad 1 \leq i \leq c, \quad 1 \leq k \leq N.$$

(5) محاسبه ماتریس بخش بندی (تعلق) اولیه

$$U^{(0)} = m_{i,k}^{(0)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c (D_{ikA} / D_{jkA})^{2/(m-1)}}$$

(6) محاسبه مرکز خوشه جدید

$$v_i = \frac{\sum_{q=1}^N \frac{1}{\sum_{h=1}^N m_{i,h}^m} x_q m_{i,q}^m}{\sum_{h=1}^N m_{i,h}^m}$$

(7) محاسبه ورودی به هر نرون (i,k)

$$Net_{i,k} = \left[x_k - \sum_{q=1}^N \frac{1}{\sum_{h=1}^N m_{i,h}^m} x_q m_{i,q}^m \right]^2$$

(8) محاسبه ماتریس بخش بندی (تعلق) جدید (C- میانگین فازی)

$$m_{i,k} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{Net_{i,k}}{Net_{j,k}} \right)^{2/(m-1)} \right]^{-1}$$

(9) محاسبه J^t

$$J^t = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^c m_{i,k}^m D_{i,k}^2$$

(10) اگر $|J^{t+1} - J^t| > \varepsilon$ به مرحله 6 پرش کن، در غیر این صورت از الگوریتم،

مراجع

segmentation," *IEEE Transactions on Nucl. Science* 43, pp. 2389-2398, 1996.

[9] A.M. Bensaid, L.O. Hall, J.C. Bezdek, L.P. Clarke, M.L. Silbiger, J.A. Arrington, and R.F. Murtagh. Validity-guided (Re) Clustering with applications to image segmentation. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 4:112-123, 1996.

[10] J. C. Bezdek, *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*, Plenum Press, 1981.

[11] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, Reading, MA -1992..

[12] K. S. Fu and J. K. Mu, "A survey on image segmentation," *Pattern Recognition*, vol. 13, no. 1, pp. 3-16, Feb. 1981.

[13] S. C. Amatur, D. Piriano and Y. Takefuji, "Optimization neural network for the segmentation of magnetic resonance images," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 11, pp. 215-220, 1992.

[14] Jzau-Seng Li, "Image vector quantization using an annealed Hopfield neural network," *Optical Engineering*, 38 (4), pp. 599-605, 1999.

[15] R.G. Roozbahani, M.H. Ghassemian, A.R. Sharafat, "Robust segmentation of medical images using competitive Hopfield neural network as a clustering tool," *Iranian Journal of science and technology*, vol. 25, pp. 427-439, 2001.

[1] C.L. Chang and Y.T. Ching, "Fuzzy Hopfield neural network with fixed weight for medical image segmentation" *Optical Engineering*, vol. 41, pp. 351-358, 2002.

[2] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets," *Information and Control*, vol. 8, pp.338-353, 1965.

[3] James C. Bezdek, "A convergence theorem for the fuzzy ISODATA clustering algorithms," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. pami-2 (1), pp. 1-8, 1980.

[4] Seong-Gon Kong and Bart Kosko, "Image coding with fuzzy image segmentation," *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, SanDiego - USA, pp. 213-220, 1992.

[5] J. J. Hopfield, "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities," in *Proc. Nat. Acad. Sci.*, vol. 79, 1982, pp. 2554-2558.

[6] J. E. Steck and S. N. Balakrishnan, "Use of Hopfield neural networks in optimal guidance," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 30, no.1, pp. 287-293, Jan. 1994.

[7] W. K. Pratt, *Digital Image Processing*. New York: Wiley, 1991, pp.597-625.

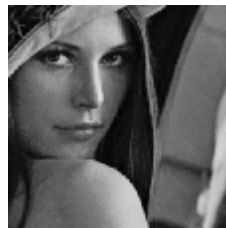
[8] J. S. Lin, K. S. Cheng and C. W. Mao, "A fuzzy Hopfield neural network for medical image



الف



ب



الف



ب



ج



د



ج



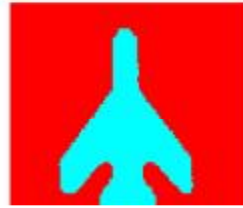
د

الف) تصویر اصلی ب) تصویر تقطیع شکل 1-5 Cameraman (الف) تصویر اصلی ب) تصویر تقطیع شکل 5-2 Lena (الف) تصویر اصلی ب) تصویر تقطیع شده $c=3$ شده وقتی که است یعنی تعداد خوشه ها برابر 3 است. ج) $c=3$ شده وقتی که د) تصویر تقطیع شده وقتی $c=5$ تصویر تقطیع شده وقتی که $c=7$ که

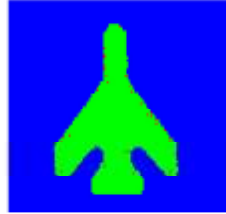
الف) تصویر اصلی ب) تصویر تقطیع شده شکل 5-2 Lena (الف) تصویر اصلی ب) تصویر تقطیع شده $c=3$ شده وقتی که است یعنی تعداد خوشه ها برابر 3 است. ج) $c=3$ شده وقتی که د) تصویر تقطیع شده وقتی $c=5$ تصویر تقطیع شده وقتی که $c=7$ که



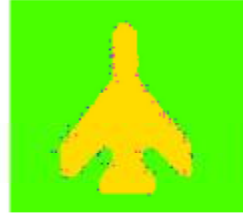
الف



ب



ج



د

الف) تصویر اصلی ب) تصویر تقطیع شده شکل 3-5 تصویر
یعنی تعداد خوشه ها برابر 2 هست. ج) $c=2$ وقتی که
د) تصویر تقطیع شده وقتی $c=5$ تصویر تقطیع شده وقتی که
 $n=7 < c$

جدول 1-5

Lena				
	فازی هاپفیلد ارائه شده	فازی هاپفیلد [8]J.S.Lin	c- میانگین فازی	k- میانگین
اگر $C=2$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	10	23	21	16
اگر $C=3$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	6	14	13	7
اگر $C=4$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	5	32	36	7
اگر $C=5$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	7	47	58	8
اگر $C=6$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	5	91	103	45
اگر $C=7$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	5	121	146	15
اگر $C=8$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	5	147	251	12
اگر $C=9$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	5	175	212	21
اگر $C=10$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	6	125	224	7

Cameraman				
	فازی هاپفیلد ارائه شده	فازی هاپفیلد [8]J.S.Lin	c- میانگین فازی	k- میانگین
اگر $C=2$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	7	11	9	4
اگر $C=3$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	9	20	20	8
اگر $C=4$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	6	62	95	8
اگر $C=5$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	6	103	104	27
اگر $C=6$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	5	138	150	10
اگر $C=7$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	6	67	78	24
اگر $C=8$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	5	50	71	19
اگر $C=9$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	5	167	220	12
اگر $C=10$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	6	315	373	24

Phantom				
	فازی هاپفیلد ارائه شده	فازی هاپفیلد [8]J.S.Lin	c- میانگین فازی	k- میانگین

اگر $C=2$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	6	5	6	3
اگر $C=3$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	5	4	5	3
اگر $C=4$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	5	4	5	3
اگر $C=5$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	5	4	5	3
اگر $C=6$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	5	4	5	4
اگر $C=7$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	5	4	5	4
اگر $C=8$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	4	6	4	5
اگر $C=9$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	4	6	4	5
اگر $C=10$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	4	6	4	9

جدول 5-2

Lena				
	فازی هاپفیلد ارائه شده	فازی هاپفیلد [8]J.S.Lin	c-میانگین فازی	k-میانگین
اگر $C=2$ cpu time برابر است با (ثانیه)	0.1875	0.45313	0.1875	0.20313
اگر $C=3$ cpu time برابر است با (ثانیه)	0.14063	0.4375	0.14063	0.26563
اگر $C=4$ cpu time برابر است با	0.17188	1.4219	0.18625	0.26563
اگر $C=5$ cpu time برابر است با	0.28125	2.5938	0.28125	1.3281
اگر $C=6$ cpu time برابر است با	0.25	6.0156	0.28438	3.1094
اگر $C=7$ cpu time برابر است با	0.28125	9.4531	0.28125	0.79688
اگر $C=8$ cpu time برابر است با	0.3125	13.281	0.3125	2.2344
اگر $C=9$ cpu time برابر است با	0.35938	17.813	0.35938	2.7031
اگر $C=10$ cpu time برابر است با	0.48438	14.188	0.49438	1.3438

Cameraman				
	فازی هاپفیلد ارائه شده	فازی هاپفیلد [8]J.S.Lin	c-میانگین فازی	k-میانگین
اگر $C=2$ cpu time برابر است با (ثانیه)	0.14063	0.25	0.325	0.26563
اگر $C=3$ cpu time برابر است با (ثانیه)	0.21875	0.57813	0.20313	0.40625
اگر $C=4$ cpu time برابر است با	0.20313	2.5781	0.37188	0.6875
اگر $C=5$ cpu time برابر است با	0.25	5.875	0.31875	0.98438
اگر $C=6$ cpu time برابر است با	0.25	8.9531	0.34438	1.3125
اگر $C=7$ cpu time برابر است با	0.34375	5.2188	0.35813	3.1094
اگر $C=8$ cpu time برابر است با	0.32813	4.4531	0.38813	1.6875
اگر $C=9$ cpu time برابر است با	0.375	17.047	0.39938	1.7344
اگر $C=10$ cpu time برابر است با	0.48438	35.453	0.49438	5.0781

Phantom				
	فازی هاپیلد ارائه شده	فازی هاپیلد [8]J.S.Lin	c- میانگین فازی	k- میانگین
اگر $C=2$ برابر است با (ثانیه)	0.125	0.10938	0.10938	0.15625
اگر $C=3$ برابر است با (ثانیه)	0.125	0.10938	0.125	0.15625
اگر $C=4$ برابر است با	0.17188	0.15625	0.15625	0.17188
اگر $C=5$ برابر است با	0.21875	0.20313	0.20313	0.46875
اگر $C=6$ برابر است با	0.26563	0.21875	0.23438	0.35938
اگر $C=7$ برابر است با	0.26563	0.26563	0.28125	0.40625
اگر $C=8$ برابر است با	0.25	0.48438	0.25	0.54688
اگر $C=9$ برابر است با	0.29688	0.54688	0.29688	0.625
اگر $C=10$ برابر است با	0.3125	0.59375	0.32813	1.2344