

## Segmentation سریع تصویر با استفاده از شبکه فازی هاپفیلد

سعید راحتی قوچانی	فرهاد محمدکاظمی	حبیب رجبی مشهدی
گروه مهندسی برق	گروه هوش مصنوعی	گروه مهندسی برق
دانشگاه آزاد اسلامی	دانشگاه آزاد اسلامی	دانشگاه فردوسی
مشهد	مشهد	مشهد
rahati@mshdiau.ac.ir	fmkazemia@gmail.com	h_mashhadi@um.ac.ir

**کلمات کلیدی:** Segmentation تصویر، خوشه بندی فازی ، C-میانگین فازی ، شبکه عصبی هاپفیلد

### ۱. مقدمه

فرایند تقسیم یک تصویر به تعدادی ناحیه معنادار که دارای خصیصه ای مشترک هستند ، Segmentation نام دارد. Segmentation، 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 segmentation تصویر می توانند به سه دسته تقسیم شوند (۱) روشهای مبتنی بر هیستوگرام که بر اساس سطوح خاکستری شان ، به درون کلاسهای ، segment شده اند. (۲) خوشه بندی بر اساس بسط خصوصیات مشابه در اطراف یک پیکسل معین (۳) روشهای مبتنی بر لبه که پیکسل هایی را که سطوح خاکستری شان دارای تغییرات ناگهانی هستند ، آشکار می کنند و سپس پیکسل های انتخاب شده را ، برای تشکیل کرانههای بسته ، به هم متصل می کند [۱۱،۱۲و۱۳].

خوشه بندی (clustering) در جنبه های گوناگونی مانند بازشناسی الگو ، دسته بندی ، یادگیری ماشین ، فرآیندهای تصمیم گیری ، استخراج اطلاعات ، بازیابی سند ، segmentation تصویر و دسته بندی الگو ، کاربرد دارد. در تکنیک های segmentation تصویر ، تصویر به نواحی جدا از هم ، توسط نقشه هایی برجسته ، segment می شود. روشهای بسط

ناحیه ، k-means ، شکستن وادغام ، برای segmentation تصویر به کار برده می شود. در مقابل روشهای

segmentation کلاسیک (crisp) ، روشهای منطق فازی ، نیز ، برای segmentation ، خیلی موثرند [۳،۲،۴] .

در ۱۹۸۲ ، 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 [۵] . شبکه عصبی هاپفیلد ، همچنین ، به عنوان تکنیکی ، برای مسائل بهینه سازی مطرح است که این فرآیند ، توسط

تابع انرژی لیاپانو ، انجام می شود. Piriano ، Amatur و Takefuji از شبکه عصبی هاپفیلد دوبعدی برای

segmentation تصاویر MR جندطیفی استفاده کردند [۱۳] . segmentation تصاویر پزشکی با استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد رقابتی (به عنوان ابزاری برای خوشه بندی) ، توسط Sharafat و Ghassemian ، Roozbahani ارائه شد [۱۵] . ترکیب فازی و شبکه عصبی هاپفیلد نیز به عنوان یک تکنیک خوب برای برخی مسائل ، مطرح است. برای مثال ،

segmentation. Mao و Lin,cheng تصاویر پزشکی در یک یا چند طیف مختلف را با استفاده از یک شبکه فازی

هاپفیلد، ارائه دادند [۸۶] . شبکه فازی هاپفیلد با وزن دهی ثابت ، برای segmentation تصاویر پزشکی ، توسط chang و ching ارائه شد [۱] .

در این مقاله ما یک روش جدید ، برای segmentation تصویر ، با استفاده از یک شبکه فازی هاپفیلد ، ارائه داده ایم. ما همچنین ، به صورت عملی ثابت کردیم که روش ارائه شده ، دارای سرعت همگرایی سریعتری ، در مقایسه با روشهای مشابه دیگر نیز ، هست . 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 ، خیلی کمتر است. بنابراین با توجه به نتایج بدست آمده ، این روش شبکه فازی هاپفیلد ، segmentation تصویر را ، بهتر از روشهای دیگر ، انجام می دهد.

این ایده جدید، دارای تابع هدف جدیدی، نیز، هست که بوسیله تابع انرژی لیاپانو، به حداقل مقدار خود، می رسد. بطور کلی بعد از بکاربردن این روش جدید، در آزمایشات دیدیم، که الگوریتم ارائه شده، دارای عملکرد رضایتبخشی، نیز، هست.

## ۲. الگوریتم های خوشه بندی

در بازشناسی الگو، گروهی از داده ها را یک خوشه می نامند. در عمل، داده ها، معمولاً 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 هست. 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 [۰ و ۱] انعطاف پذیری بیشتری حاصل می شود و حل مسئله به جهان واقعی 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 [۱۴].

### الگوریتم C- میانگین فازی [۱۰ و ۹]

تعیین مجموعه اطلاعات  $X$ ، انتخاب تعداد خوشه ها  $1 < C < N$ ، انتخاب مقدار  $m$  ( $m > 1$ ) به عنوان توان وزن دهی، تعیین  $\varepsilon$  ( $\varepsilon > 0$ ) 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.

$$v_i^{(l)} = \frac{\sum_{k=1}^N (\mu_{i,k}^{(l-1)})^m x_k}{\sum_{k=1}^N (\mu_{i,k}^{(l-1)})^m}, 1 \leq i \leq c. \quad \text{مرحله ۱: محاسبه مراکز خوشه ها}$$

$$D_{ikA}^2 = (x_k - v_i)^T A (x_k - v_i), \quad 1 \leq i \leq c, \quad 1 \leq k \leq N. \quad \text{مرحله ۲: محاسبه فاصله ها}$$

$$\mu_{i,k}^{(l)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c (D_{ikA} / D_{jkA})^{2/(m-1)}} \quad \text{مرحله ۳: ارتقا ماتریس بخش بندی}$$

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

### ۳. روش ارائه شده : شبکه فازی هاپفیلد

در این بخش ، الگوریتمی جدید ، برای segmentation تصویر ، بر پایه شبکه فازی هاپفیلد ، ارائه می شود. در این مقاله ، شبکه فازی هاپفیلد، الگوریتم C-میانگین فازی را برای رفع نیاز به 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  $N$  ، تعداد نقاط اطلاعاتی هست ،  $C$  تعداد خوشه ها ،  $V_{j,q}$  به حالت دودویی نرون  $(j,q)$  اشاره می کند ،  $W_{i,k;j,q}$  وزن میانی نرون  $(i,k)$  و نرون  $(j,q)$  ،  $I_{i,k}$  بردار بایاس خارجی برای نرون  $(i,k)$  ، هست. شبکه عصبی هاپفیلد ، شامل  $N * C$  نرون هست که می تواند به صورت یک آرایه دو بعدی برای مسئله segmentation تصویر، مطرح شود. ما در اینجا، برخلاف

الگوریتم های  $C$ -میانگین فازی و الگوریتم مطرح شده توسط J.S.Lin [۸] که معیارشان برای تکرار الگوریتم، اختلاف ماتریسهای بخش بندی  $U^{(t-1)}, U^{(t)}$  از یکدیگر هست، معیار تکرار الگوریتممان را ، همان تابع هدف جدید ، در نظر گرفته ایم. با بکرگیری این تابع هدف ، مخصوصا به عنوان معیاری برای تکرار الگوریتممان ، دیدیم که ، نه تنها ، الگوریتممان عمل segmentation را به خوبی انجام می دهد ، بلکه دارای سرعت همگرایی بسیارخوبی نیز، می باشد. این تابع هدف جدید

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

عبارت است از

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 ، هست.

۴. نتایج تجربی برای اینکه قلبیت های این الگوریتم جدید (شبکه فازی هاپفیلد) ، برای segmentation تصویر ، مشخص شود ، این الگوریتم جدید (فازی هاپفیلد) و الگوریتم ارائه شده توسط J.S.Lin [۸] را روی سه تصویر جدا ، به اندازه های  $256 * 256$  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 ۵-۱ می بینیم که ، تعداد تکرار این الگوریتم ، از تعداد تکرار الگوریتم مطرح شده توسط J.S.Lin ، کمتر شده است. برای اینکه بهتر بتوانیم در مورد سریعتر بودن این الگوریتم ، نظر بدهیم ، همچنین ، زمان cpu کامپیوتر ، برای اجرای این الگوریتمها را ، در نظر گرفته ایم (جدول ۵-۲). بدین منظور از یک کامپیوتر با مشخصات زیر استفاده شده است. (Cpu : 2.4 GH Celeron و حافظه Ram : 512MB )

نتایج segmentation تصاویر ، به صورت بصری ، در هر دو این الگوریتمها ، تقریبا یکسان شده است ، و مقایسه این دو الگوریتم ، از نقطه نظر بصری ، خیلی مشکل است. تصاویر اصلی و تصاویر segment شده بوسیله این الگوریتم فازی هاپفیلد جدید، به همراه تعداد خوشه های مختلف ، در شکل های ۵-۱ ، ۵-۲ و ۵-۳ نمایش داده شده است. سرانجام به این نتیجه

رسیدیم که الگوریتم ارائه شده در این مقاله، می تواند به عنوان الگوریتمی سریع، برای segmentation تصویر، به کار برده شود.

### الگوریتم شبکه فازی هاپفیلد ارائه شده

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

(۲) نرمالیزاسیون اطلاعات (سطوح خاکستری تصویر)

(۳) محاسبه مرکز اولیه  $V_0$

(۴) محاسبه فاصله ها

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

$$U^{(0)} = \mu_{i,k}^{(0)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c (D_{ikA} / D_{jkA})^{2/(m-1)}} \quad \text{(۵) محاسبه ماتریس بخش بندی (تعلق) اولیه}$$

(۶) محاسبه مرکز خوشه جدید

$$\mathbf{v}_i = \sum_{q=1}^N \frac{1}{\sum_{h=1}^N \mu_{i,h}^m} \mathbf{x}_q \mu_{i,q}^m$$

(۷) محاسبه ورودی به هر نرون  $(i,k)$

$$Net_{i,k} = \left[ \mathbf{x}_k - \sum_{q=1}^N \frac{1}{\sum_{h=1}^N \mu_{i,h}^m} \mathbf{x}_q \mu_{i,q}^m \right]^2$$

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

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

(۹) محاسبه  $J^t$

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

(۱۰) اگر  $\varepsilon > |J^{t+1} - J^t|$  برو به مرحله ۶، در غیر این صورت خارج شو.

در این مقاله، یک الگوریتم جدید بر پایه یک تابع هدف جدید، برای segmentation تصویر، ارائه نمودیم. این روش جدید، بر پایه شبکه فازی هاپفیلد، بنا نهاده شده است و در مقایسه با روشی که قبلا در این خصوص مطرح شده بود [۸]، خیلی سریعتر عمل کرد. برای اینکه بتوانیم برسرریز بودن این الگوریتم، نسبت به الگوریتمهای مشابه دیگر، صحت گذاریم، در کارهای بعدی باید، فرآیند segmentation تصویر را با استفاده از الگوریتم های دیگر، نیز، شبیه سازی کنیم.

- [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, San Diego - 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 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 imige 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



الف



ب



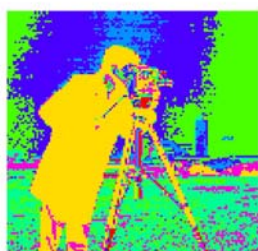
الف



ب



ج



د



ج

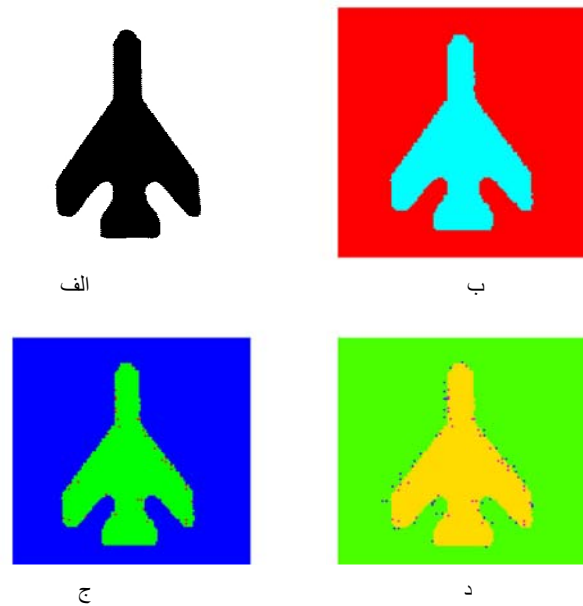


د

شکل ۵-۱ تصویر Cameraman (الف) تصویر اصلی (ب) تصویر segment شده وقتی که  $c=3$  یعنی تعداد خوشه ها برابر ۳ هست. (ج) تصویر segment شده وقتی که  $c=5$  (د) تصویر segment شده وقتی که  $c=7$

شکل ۵-۲ تصویر Lena (الف) تصویر اصلی (ب) تصویر segment شده وقتی که  $c=3$  یعنی تعداد خوشه ها برابر ۳ هست. (ج) تصویر segment شده وقتی که  $c=5$  (د) تصویر segment شده وقتی که  $c=7$

medical images using competitive Hopfield neural network as a clustering tool,” Iranian Journal of science and technology , vol. 25, pp. 427-439, 2001.



شکل ۳-۵ تصویر Phantom (الف) تصویر اصلی (ب) تصویر segment شده  
 وقتی که  $c=2$  یعنی تعداد خوشه ها برابر ۲ هست. (ج) تصویر segment شده

جدول ۵-۱

	Lena		Cameraman		Phantom	
	فازی هاپفیلد ارائه شده	فازی هاپفیلد [8]J.S.Lin	فازی هاپفیلد ارائه شده	فازی هاپفیلد [8]J.S.Lin	فازی هاپفیلد ارائه شده	فازی هاپفیلد [8]J.S.Lin
اگر $C=2$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	۱۰	۲۳	۷	۱۱	۶	۵
اگر $C=3$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	۶	۱۴	۹	۲۰	۵	۴
اگر $C=4$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	۵	۳۲	۶	۶۲	۵	۴
اگر $C=5$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	۷	۴۷	۶	۱۰۳	۵	۴
اگر $C=6$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	۵	۹۱	۵	۱۳۸	۵	۴
اگر $C=7$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	۵	۱۲۱	۶	۶۷	۵	۴



اگر $C=8$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	۵	۱۴۷	۵	۵۰	۴	۶
اگر $C=9$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	۵	۱۷۵	۵	۱۶۷	۴	۶
اگر $C=10$ تعداد تکرار الگوریتم برابر است با	۶	۱۲۵	۶	۳۱۵	۴	۶

جدول ۵-۲

	Lena		Cameraman		Phantom	
	فازی هاپفیلد ارائه شده	فازی هاپفیلد [8]J.S.Lin	فازی هاپفیلد ارائه شده	فازی هاپفیلد [8]J.S.Lin	فازی هاپفیلد ارائه شده	فازی هاپفیلد [8]J.S.Lin
اگر $C=2$ cpu time برابر است با (ثانیه)	۰,۱۸۷۵	۰,۴۵۳۱۳	۰,۱۴۰۶۳	۰,۲۵	۰,۱۲۵	۱۰۹۳۸
اگر $C=3$ cpu time برابر است با (ثانیه)	۰,۱۴۰۶۳	۰,۴۳۷۵	۰,۲۱۸۷۵	۰,۵۷۸۱۳	۰,۱۲۵	۰,۱۰۹۳۸
اگر $C=4$ cpu time برابر است با	۰,۱۷۱۸۸	۱,۴۲۱۹	۰,۲۰۳۱۳	۲,۵۷۸۱	۰,۱۷۱۸۸	۰,۱۵۶۲۵
اگر $C=5$ cpu time برابر است با	۰,۲۸۱۲۵	۲,۵۹۳۸	۰,۲۵	۵,۸۷۵	۰,۲۱۸۷۵	۰,۲۰۳۱۳
اگر $C=6$ cpu time برابر است با	۰,۲۵	۶,۰۱۵۶	۰,۲۵	۸,۹۵۳۱	۰,۲۶۵۶۳	۰,۲۱۸۷۵
اگر $C=7$ cpu time برابر است با	۰,۲۸۱۲۵	۹,۴۵۳۱	۰,۳۴۳۷۵	۵,۲۱۸۸	۰,۲۶۵۶۳	۰,۲۶۵۶۳
اگر $C=8$ cpu time برابر است با	۰,۳۱۲۵	۱۳,۲۸۱	۰,۳۲۸۱۳	۴,۴۵۳۱	۰,۲۵	۰,۴۸۴۳۸
اگر $C=9$ cpu time برابر است با	۰,۳۵۹۳۸	۱۷,۸۱۳	۰,۳۷۵	۱۷,۰۴۷	۰,۲۹۶۸۸	۰,۵۴۶۸۸
اگر $C=10$ cpu time برابر است با	۰,۴۸۴۳۸	۱۴,۱۸۸	۰,۴۸۴۳۸	۳۵,۴۵۳	۰,۳۱۲۵	۰,۵۹۳۷۵