

ՀՏԴ 621.52+511.52

ԱՎՏՈՄՍԱՑՈՒՄ ԵՎ ԿԱՌԱՎԱՐՄԱՆ
ՀԱՄԱԿԱՐԳԵՐ

Վ.Շ. ՄԵԼԻՔՅԱՆ, Հ.Ա. ՕՍԻՊՅԱՆ, Ս. ՄԱՐԶԱՆԴ-ՄԱԻԼԵՏ, Ա. ՄՈՐԹՈՆ,
Ն.Ս. ՆԵՐՍԵՍՅԱՆ

ԱՐԱԳ ԻՆՏԵՐԱԿՏԻՎ ՏԵՂԵԿԱՏՎԱԿԱՆ ՈՐՈՆՈՒՄ՝ ԳՐԱՖԻԿԱԿԱՆ
ՊՐՈՑԵՍՈՐՆԵՐԻ ՎՐԱ ԻՐԱԿԱՆԱՑՎԱԾ ՄԱՍՆԱԿԻ ԲԱԶՄԱԶԱՓ
ՄԱՍՇՏԱԲԱՎՈՐՄԱՄԲ

Համարժեք հետադարձ ալգորիթմները բարելավում են բովանդակության վրա հիմնված պատկերների որոնման համակարգերը՝ արդյունավետ օգտագործելով օգտատերերի կողմից պիտակավորված համապատասխան/ոչ համապատասխան պատկերները: Այս ալգորիթմների հիմնական թերությունը մեծ տվյալների բազմության դեպքում վերակառուցման ժամանակն է: Ընդհանուր հաշվումների համար նախատեսված գրաֆիկական պրոցեսորները հնարավորություն են տալիս կատարել զուգահեռ հաշվարկներ հզոր հենքերի վրա: Ներկայացվում է նոր, արագ ինտերակտիվ ինտերֆեյս, որը ներառում է երկու լրացուցիչ պատուհան՝ հիմնված բազմամիջուկ գրաֆիկական պրոցեսորների միջոցով մշակված Կ-միջոցային կլաստերինգի և մասնակի բազմաչափ մասշտաբավորման վրա: Ուսումնասիրվում են ներկայացված ինտերֆեյսի արդյունավետությունը և արտադրողականությունը *Մայա* հիերոգլիֆների բազմության հիման վրա: Փորձարարական տվյալները ցույց են տալիս համապատասխան արտադրողականության բարելավումը ինտերակտիվ արագությամբ:

Առանցքային բառեր. համարժեք հետադարձ ալգորիթմներ, բովանդակության վրա հիմնված պատկերների որոնման համակարգեր, ինտերակտիվ ինտերֆեյս, գրաֆիկական պրոցեսորներ:

Ներածություն. Համարժեք հետադարձ մեթոդների գլխավոր նպատակն է բովանդակության վրա հիմնված պատկերների որոնման (ԲՀՊՈ) համակարգերի բարելավումը՝ օգտագործելով ինտերակտիվ-տեսողական ինտերֆեյսների միջոցով [1] օգտատերերի կողմից ընտրված համապատասխան/ոչ համապատասխան պատկերները: Այս պատկերները ստանալու համար ստանդարտ համարժեք հետադարձ ինտերֆեյսները պահանջում են օգտատերերի մուտքային տվյալներ՝ ցուցադրելով համարժեք պատկերների ցուցակը [2]: Գոյություն ունեն համարժեք հետադարձ ինտերֆեյսներ, որոնք հաշվարկում են բազմության օբյեկտների միջև հեռավորությունը՝ օգտատերերին լիարժեք պատկերացում տալով տվյալների բազմության մասին: Չնայած այս պայմանական ինտերֆեյսներն օգնում են օգտատերերին՝ կատարելու համարժեք հետադարձ ընտրություն, սակայն բավարար քանակությամբ համապատասխան օբյեկտների ընտրությունը, մասնավորապես, կախված է առաջին r վերադարձված կամ ցուցադրված արդյունքներում համապատասխան օբյեկտների քանակից: Հետևաբար, անհրաժեշտություն է առաջանում ողջամիտ ժամանակում իրականացնել սկզբնական արդյունքների բազմության մեջ ավելի շատ համապատաս-

խան պատկերներ ներառող լրացուցիչ ինտերֆեյսներ: Մա բարդ խնդիր է, քանի որ բարձր n - տարածաչափությունից տվյալները ցածր տարածաչափության փոխակերպելու դասական մեթոդները, ինչպիսին է բազմաչափ մասշտաբավորումը (ԲՄ), պահանջում են $O(n^3)$ ժամանակ [3]: Գրաֆիկական պրոցեսորների զուգակցումը հաշվողական միավորված սարքային ճարտարապետության (ՀՄՍՃ) տեխնոլոգիայի հետ հնարավորություն է ընձեռում կատարելու զուգահեռ ծրագրավորում նույնիսկ ոչ գրաֆիկական խնդիրների դեպքում:

Ներկայացվում է արագ ինտերակտիվ ինտերֆեյս, որը ներառում է ստանդարտ ցուցակի պատուհանը երկու լրացուցիչ պատուհանների հետ միասին, որոնք կախված են գրաֆիկական պրոցեսորի վրա իրականացված արագ Գ-միջոցային կլաստերինգից և մասնակի բազմաչափ մասշտաբավորումից (ՄԲՄ): Այս պատուհանները հնարավորություն են տալիս օգտատերերին՝ ընտրելու ավելի մեծ քանակությամբ իրար համապատասխանող արդյունքներ, որոնք տեսողականորեն ավելի տեղեկատվական են և շնորհիվ գրաֆիկական պրոցեսորի՝ իրականացվում են ավելի մեծ արագությամբ: Առաջադրվող ինտերֆեյսի արդյունավետության ցուցադրման նպատակով գնահատվում են արագությունը և տեսողական տեղեկատվականությունը՝ տվյալ համակարգը փորձարկելով Մայս հիերոգլիֆների բազմության վրա:

Արագ ինտերակտիվ տեղեկատվական որոնման առկա մոտեցումների սահմանափակումները. Բնօրինակային հարցման թարմացման մոտեցումը [4] գտնում է օպտիմալ հարցումը՝ վերակշռելով հարցման վեկտորները և առավելագույնի հասցնելով համարժեք/ոչ համարժեք օբյեկտների միջին վեկտորների միջև հեռավորությունը: Առաջադրված ինտերֆեյսը հիմնված է կշռային մոտեցման վրա [5]: Գոյություն ունի մեկ այլ մոտեցում, որը ներառում է վերականգնված օբյեկտների նմանության վրա հիմնված պատուհանները [6]:

Վերջին տասնամյակում, ելնելով միլիոնավոր օբյեկտների մշակման պահանջից, տարբեր մոտեցումներ են առաջադրվել: Ամենատարածված մեթոդներից մեկը ՄԲՄ մոտարկման ալգորիթմն է [3], $O(n \log n)$: Այս ալգորիթմի էությունն այն է, որ տրված բնօրինակ մատրիցը բաժանվում է ենթամատրիցների, ԲՄ-ը կիրառվում է յուրաքանչյուր ենթամատրիցի համար, և վերջնական լուծումը ստացվում է ենթալուծումների միավորման միջոցով: Չնայած վերը նշված մեթոդները բավականին ազդում են ալգորիթմի բարդության վրա, սակայն միլիոնավոր օբյեկտներից բաղկացած բազմությունների համար անհրաժեշտություն է առաջանում օգտագործել գոյություն ունեցող տեխնոլոգիաները՝ ծրագիրը էլ ավելի արագացնելու նպատակով: Գոյություն ունեն դասական բազմաչափ մասշտաբավորման ալգորիթմի տարբեր իրականացումներ գրաֆիկական պրոցեսորների վրա [7, 8], որոնք մի քանի տասնյակ անգամ արագացնում են ալգորիթմի աշխատանքի ժամանակը:

Ներկայացվում է արագ ինտերակտիվ ինտերֆեյս, որը միավորում է նոր ՄԲՄ ալգորիթմի իրականացումը գրաֆիկական պրոցեսորների վրա արդեն իսկ գոյութ-

յուն ունեցող \mathcal{F} -միջոցային կլաստերինգի հետ [9]: Իրականացման ժամանակ օգտագործվում է ՀՄՄՃ տեխնոլոգիայի ասինխրոն տվյալների փոխանցման, հոսքերի գաղափարը, և ցուցադրվում են 20-անգամ ավելի արագ արդյունքներ՝ համեմատած նախորդ ալգորիթմների:

ՄԲՄ ալգորիթմի իրականացումը գրաֆիկական պրոցեսորների վրա. Բազմաչափ մասշտաբավորումը նախատեսված է մեծ քանակությամբ տվյալներ վերլուծելու և նրանց միջև նմանակային կապերը պատկերավոր կերպով ցուցադրելու համար: Դասական ԲՄ ալգորիթմը՝ որպես մուտքային տվյալ, ստանում է $n \times n$ -չափանի D մատրիցը, որը պարունակում է n օբյեկտների միջև բոլոր հնարավոր տարբերությունները/ նմանությունները և տեղափոխում է այդ նմանությունները ավելի ցածր չափայնության էվկլիդեսյան տարածություն: Դասական ԲՄ-ի հիմնական նպատակն է նվազագույնի հասցնել հետևյալ կորստի ֆունկցիան՝

$$\sum_{i,j} (\|x_i - x_j\| - d_{ij})^2 \rightarrow \min, \quad (1)$$

որտեղ $\|x_i - x_j\|$ -ը ցածր չափայնության օբյեկտների միջև հեռավորությունն է, իսկ d_{ij} -ն՝ օբյեկտների միջև տարբերությունները: ԲՄ-ը հաշվարկելու համար մուտքային D մատրիցը ներկայացվում է հետևյալ մատրիցների սկալյար արտադրյալի տեսքով՝

$$J = I - \frac{1}{n} [1], B = -\frac{1}{2} J D^2 J: \quad (2)$$

Այնուհետև հաշվարկվում են B մատրիցի սեփական արժեքները՝ $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_m$ և սեփական վեկտորները՝ $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_m$: Վերջնական ցածր չափայնության տվյալները x_1, x_2, \dots, x_n հաշվարկվում են (3) հավասարման միջոցով.

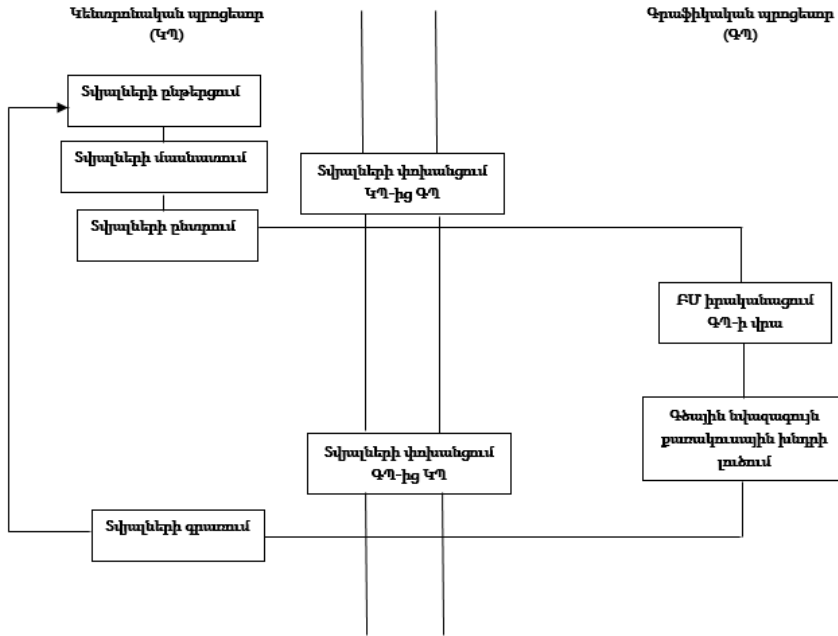
$$x = E_m \sqrt{\gamma_m}, \quad (3)$$

որտեղ γ_m -ը սեփական արժեքների անկյունագծային մատրիցն է, իսկ E_m -ը՝ սեփական վեկտորներից կազմված մատրիցը.

Այս ալգորիթմի հիմնական թերությունը սեփական արժեքների և վեկտորների հաշվարկի բարդությունն է՝ $O(n^3)$: Հետագա հաշվումները հիմնված են ՄԲՄ մոտեցման վրա [3], որի բարդությունը $O(n \log n)$ է: Նախ՝ մուտքային $n \times n$ - չափանի D մատրիցը մասնատվում է $\frac{n}{p} \times \frac{n}{p}$ - չափանի D_1, D_2, \dots, D_p ենթամատրիցների, և դասական ԲՄ ալգորիթմը կիրառվում է յուրաքանչյուր D_i ենթամատրիցի համար ($dMDS_i$): Այնուհետև յուրաքանչյուր D_i ենթամատրիցից ընտրվում է s կետ, և կառուցվում է $spxsp$ -չափանի M մատրիցը, որի վրա ևս կիրառվում է ԲՄ ալգորիթմը ($mMDS_i$): Ալգորիթմի վերջին փուլում, հաշվի առնելով մինչ այդ ստացված ԲՄ լուծումները, խնդիրը հանգեցվում է գծային նվազագույն քառակուսային խնդրի հաշվարկմանը.

$$A_i dMDS_i = mMDS_i: \quad (4)$$

Այս գործընթացը շարունակվում է այնքան ժամանակ, քանի դեռ D_i ենթամատրիցի չափը օպտիմալ է ԲՄ-ն կիրառելու համար:



Նկ. 1. ՄԲՄ ալգորիթմի իրականացումը գրաֆիկական պրոցեսորի վրա

Գրաֆիկական պրոցեսորի վրա ՄԲՄ ալգորիթմի իրականացման համար իրականացվել է երկու ֆունկցիա (նկ. 1): Առաջին ֆունկցիան նախատեսված է յուրաքանչյուր ենթամատրիցի ԲՄ ալգորիթմի հաշվարկի, երկրորդ ֆունկցիան՝ գծային նվազագույն քառակուսային խնդրի լուծման համար:

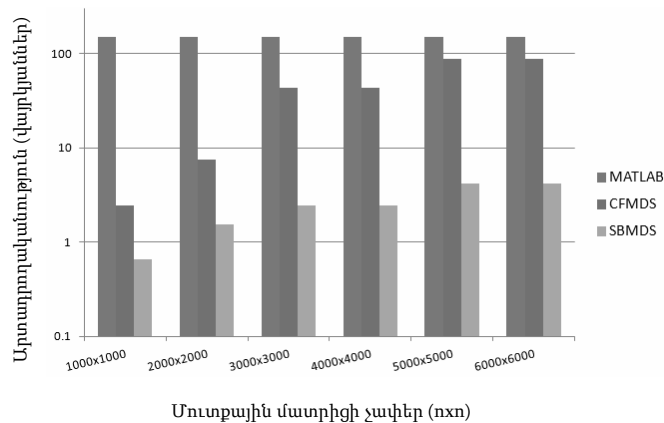
Նախ՝ տվյալները տեղափոխվում են կենտրոնական պրոցեսորից գրաֆիկական պրոցեսորի լոկալ հիշողություն, որը մի քանի անգամ ավելի արագ հիշողության տիրույթ է: Այնուհետև երկու ֆունկցիաներն իրականացվում են ուղղակիորեն գրաֆիկական պրոցեսորի վրա՝ օգտագործելով 2D 32-չափանի բլոկեր և 2D ցանց, որի չափը որոշվում է ենթամատրիցիների և բլոկների չափերի հարաբերությամբ: Ավելի լավ արտադրողականություն ստանալու համար օգտագործվում է ՀՄՍՃ տեխնոլոգիայի հոսքերի, ասինխրոն տվյալների փոխանցման գաղափարը:

Փորձարարական տվյալներ. Փորձնական տվյալներում օգտագործված Մայա բազմությունը բաղկացած է 6240 պատկերներից, որոնք բաժանված են 24 դասերի, և յուրաքանչյուր դաս պարունակում է 10 տարբեր օբյեկտներ՝ յուրաքանչյուրից ընդգրկելով 25 տարբերակներ: Պատկերները նկարագրելու համար նախ՝ հաշվարկվում են նրանց HOOSC նկարագրությունները [10], որից հետո հաշվարկվում է Կ-միջոցային կլաստերինգը: Կլաստերինգի արդյունքում ստացված բառարանի համար հաշ-

վարկվում է նորմալացված բաշխումը, որի միջոցով ստացվում է յուրաքանչյուր պատկերի bag-of-visual համախումբը: Բոլոր փորձերը իրականացվել են Windows 7, Intel Core i5-3230M, 2.60 *ԳՀ* մեքենայի համար, որը համալրված է NVIDIA GT 730M գրաֆիկական պրոցեսորով (384 cores, 2 SM, 2GB global, 48KB shared memory):

Առաջարկված ինտերֆեյսը ներառում է հարցումը, L_1 հեռավորության հիման վրա հաշվարկված 70 վերին արդյունքները, գրաֆիկական պրոցեսորի վրա իրականացված ՄԲՄ ալգորիթմի արդյունքում ընտրված պատկերների ենթաբազմությունը և ընտրված պատկերին համարժեք պատկերների բազմությունը:

ՄԲՄ ալգորիթմի արագությունը գնահատելու համար վերջնական արդյունքները համեմատվել են MATLAB-ով իրականացված ծրագրի արդյունքների հետ, ինչպես նաև գրաֆիկական պրոցեսորի վրա իրականացված CFMDS ալգորիթմի հետ: Ելնելով օգտագործված գրաֆիկական պրոցեսորի տեսակից՝ M մատրիցի չափը որոշվել է որպես $\frac{3}{2} \times \frac{\text{օբյեկտների քանակ}}{p}$: Ենթամատրիցների օպտիմալ քանակը որոշվել է 10 անկախ կատարումներից հետո, և լավագույն արդյունքները ստացվել են տարբեր մուտքային տվյալների համար տարբեր p արժեքների դեպքում (1000x1000, 2000x2000, 3000x3000 - $p = 10$; 4000x4000, 5000x5000, 6000x6000 - $p = 30$): Նկ. 2-ում ցուցադրված են երեք տարբեր իրականացումների համար ստացված արդյունքները: ՄԲՄ իրականացումը մոտ 20 անգամ ավելի արագ արդյունքներ է ապահովում, քան CFMDS ալգորիթմը, որը նույնպես իրականացված է գրաֆիկական պրոցեսորների վրա և մոտ 100 անգամ ավելի արագ է, քան MATLAB հաջորդական իրականացումը: Գնահատվել է նաև ներկայացված ալգորիթմի իրականացման և հաջորդական իրականացման միջև ճշտությունը, որի համար սխալը որոշվել է որպես $\varepsilon < 0,001$: Հետևաբար, պահպանելով ճշտությունը, բավականաչափ բարելավվել է ալգորիթմի արագությունը:



Նկ. 2. Գրաֆիկական պրոցեսորների վրա ՄԲՄ ալգորիթմի արտադրողականությունը՝ համեմատած MATLAB և CFMDS ալգորիթմների հետ

Եզրակացություն. Չնայած համարժեք հետադարձ ալգորիթմները բարելավում են ԲՀՊՈ համակարգերը, սակայն դրանք ունեն վերակառուցման ժամանակի հետ կապված թերություն: Ուստի նպատակահարմար է այդ ալգորիթմների մասնակի կամ լրիվ իրականացումը գրաֆիկական պրոցեսորների վրա: Ներկայացված է արագ ինտերակտիվ ինտերֆեյս՝ հիմնված գրաֆիկական պրոցեսորներով իրականացված Կ-միջոցային կլաստերինգի և ՄԲՄ ալգորիթմի վրա: Ինտերֆեյսի գնահատումն իրականացվել է *Uwyo* հիերոգլիֆների բազմության վրա, որը դրսևորել է 20 անգամ ավելի արագ արդյունքներ մինչ այդ գոյություն ունեցող ինտերֆեյսների հետ համեմատած՝ պահպանելով $\varepsilon < 0,001$ ճշտություն:

ԳՐԱԿԱՆՈՒԹՅԱՆ ՑԱՆԿ

1. **Chen Y., Zhou X.S., Huang T.S.** One-class svm for learning in image retrieval // Image Processing. – 2001. - Vol. 1. - P. 34-37.
2. **Kumar K.K., Bhutada S., Balaram V.** An adaptive approach to relevance feedback in cbir using mining techniques // Proceedings of International Conference on Electronics. – 2012. - Vol. 80. – P. 80-85.
3. **Yang T., Liu J., Mcmillan L., Wang W.** A fast approximation to multidimensional scaling // CIMCV. – 2006. – P. 41-49.
4. **Rocchio J.J.** Relevance feedback in information retrieval. - Prentice-Hall, Englewood Cliffs NJ, 1971. – 18 p.
5. **Aksoy S., Haralick R., Cheikh F., Gabbouj M.** A weighted distance approach to relevance feedback // IAPR International Conference on Pattern Recognition. – 2000. – P. 812-815.
6. **Doloc-Mihu A., Raghavan V.V., Karnatapu S., Chu H.C.H.** Interface for visualization of image database in adaptive image retrieval systems (airs) // Proceedings of SPIE. – 2007. – Vol. 5669. – P. 28-40.
7. **Ingram S., Munzner T., Olano M.** Glimmer: Multilevel mds on the gpu // IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics. – 2009. - Vol 15. – P. 249-261.
8. **Park S., Shin S.Y., Hwang K.B.** Cfmds: Cuda-based fast multidimensional scaling for genome-scale data // BMC Bioinformatics. – 2012. – Vol. 13. – P. 17-23.
9. **Li Y., Zhao K., Chu X., Liu J.** Speeding up k-means algorithm by gpus // CIT. – 2010. – P. 115-122.
10. **Roman-Rangel E., Marchand-Maillet S.** Stopwords detection in bag-of-visual-words: The case of retrieving maya hieroglyphs // ICIAP. – 2013. –Vol. 8158. – P. 159-168.

Հայաստանի ազգային պոլիտեխնիկական համալսարան: Նյութը ներկայացվել է խմբագրություն 10.11.2014:

В.Ш. МЕЛИКЯН, А.А. ОСИПЯН, С. МАРЧАНД-МАИЛЛЕТ, А. МОРТОН, Н.М. НЕРСЕСЯН

**БЫСТРОЕ ИНТЕРАКТИВНОЕ ВОССТАНОВЛЕНИЕ ИНФОРМАЦИИ ПУТЕМ
ВЫБОРОЧНОГО МНОГОМЕРНОГО ШКАЛИРОВАНИЯ НА ГРАФИЧЕСКОМ
ПРОЦЕССОРЕ**

Алгоритмы обратной связи улучшают поисковые системы на основе содержания изображений путем эффективного использования соответствующих/несоответствующих изображений, маркированных пользователями. Основным неудобством этих алгоритмов является время обновления для больших наборов данных. Графические процессоры для вычислений общего назначения предоставляют возможность выполнения параллельных вычислений на мощной платформе. Предлагается быстрый интерактивный интерфейс, который включает в себя две дополнительные визуализации, основанные на быстрой k-means кластеризации и быстром выборочном многомерном шкалировании на многоядерных графических процессорах. Производительность и эффективность разработанной системы изучаются на коллекции блоков изображений *Майя*. Экспериментальные результаты показывают улучшение поисковой производительности на интерактивных скоростях.

Ключевые слова: алгоритмы обратной связи, поисковые системы на основе содержания изображений, интерактивный интерфейс, графические процессоры.

**V.SH. MELIKYAN, H.A. OSIPYAN, S. MARCHAND-MAILLET, A. MORTON,
N.M. NESRSEYAN**

**FAST INTERACTIVE INFORMATION RETRIEVAL BY SAMPLE-BASED
MULTIDIMENSIONAL SCALING ON GPU ARCHITECTURES**

The relevance feedback algorithms improve the content-based image retrieval (CBIR) systems by effectively using the relevant/non-relevant images labeled by users. The main constraint of these algorithms is the update time for large datasets. Opening the graphics processing units (GPUs) to general purpose computation provides an opportunity for performing parallel computation on a powerful platform. A fast interactive interface is proposed which includes two additional views based on fast k-means clustering and fast sample-based multidimensional scaling (SB-MDS) on a multi-core GPU architecture. We study the performance and efficiency of the system on a collection of *Maya* syllabic glyph images. The experimental results show the improvement of the retrieval performance at interactive speeds.

Keywords: relevance feedback algorithms, content-based image retrieval systems, interactive interface, graphic processing units.