

Д. Пелешко¹, О. Винокурова², Т. Рак³, І. Ізонін¹, М. Пелешко³, С. Михайлюк³

¹Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра інформаційних технологій видавничої справи.

²Харківський національний університет радіоелектроніки,
проблемна науково-дослідна лабораторія автоматизованих систем управління.

³Львівський державний університет безпеки життєдіяльності,
кафедра управління проектами, інформаційних технологій та телекомунікацій

ДО ПИТАННЯ ПРО ПРИСКОРЕНИЙ ВИБІР ЗНАЧЕННЯ КОЕФІЦІЄНТА КРОСИНГОВЕРА В ЗАДАЧАХ ПЕРЕДИСКРЕТИЗАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

© Пелешко Д., Винокурова О., Рак Т., Ізонін І., Пелешко М., Михайлюк С., 2017

Розроблено новий метод прискороного автоматичного визначення значення коефіцієнта операції кросинговера у задачах попереднього опрацювання зображень з використанням матричних операторів дивергенції. Експериментальні дослідження показують високу стійкість методу до обробки зображень із флуктуаційною функцією інтенсивності. Порівняння результатів роботи за розробленим методом з результатами за існуючим показало прискорення автоматичного вибору коефіцієнта кросинговера, що значно зменшує кількість необхідних обчислювальних ресурсів для його роботи. Це зумовлює можливість його ефективного застосування під час обробки великорозмірних зображень.

Ключові слова: зображення, передискретизація, кросинговер, автоматизація.

A new method for rapid automatic detection values of crossing-over operations in the of the image preprocessing tasks, which based on the divergence matrix operators. Experimental results shown high resistance of method to image processing with fluctuation of intensity function. Comparing the results of the proposed method with the results for the existing, showed acceleration automatically select the crossover factor that significantly reduces the necessary computing power for its operation. This leads to the possibility of he effective usage in preprocessing of large-size images.

Key words: image, oversampling, crossover, automation.

Вступ

Задача покращення якості цифрових зображень залишається актуальною у сьогоденних умовах господарювання. Одним із можливих способів покращення якості зображення залишається ефективно вирішення завдання передискретизації цифрових зображень [1]. Вирішення цього завдання важливе для таких галузей, як медицина, робототехніка, відеоспостереження, комп'ютерні ігри, видавнича галузь. Існує чимало розробок у цьому напрямку. На нашу думку, найповніше їх подано у [2]. Проте сучасний стан розвитку обчислювальної техніки дає змогу розвивати нові підходи до вирішення поставленого завдання, зокрема із застосуванням інструментарію штучного інтелекту.

Аналіз існуючих методів

Розроблено багато методів передискретизації зображень на основі алгебраїчних характеристик [3–6], більшість з яких для своєї реалізації вимагають використання операції кросинговеру, зокрема підбираючи коефіцієнт кросинговеру у [3, 4] емпірично. Проте подальший розвиток цього напрямку досліджень вимагає розроблення ефективних алгоритмів автоматизації цієї процедури.

Окрім цього виникає ще одна проблема використання операції кросинговера в задачах зміни масштабу цифрових зображень – оптимальний вибір коефіцієнта цієї операції.

На рис. 1 як приклад з [3, 4] наведено залежність оптимізаційного критерію від значень коефіцієнта операції кросинговера для передискретизації двох вхідних зображень, отриманих з використанням матричного оператора дивергенцій. Як метрику використовували PSNR.

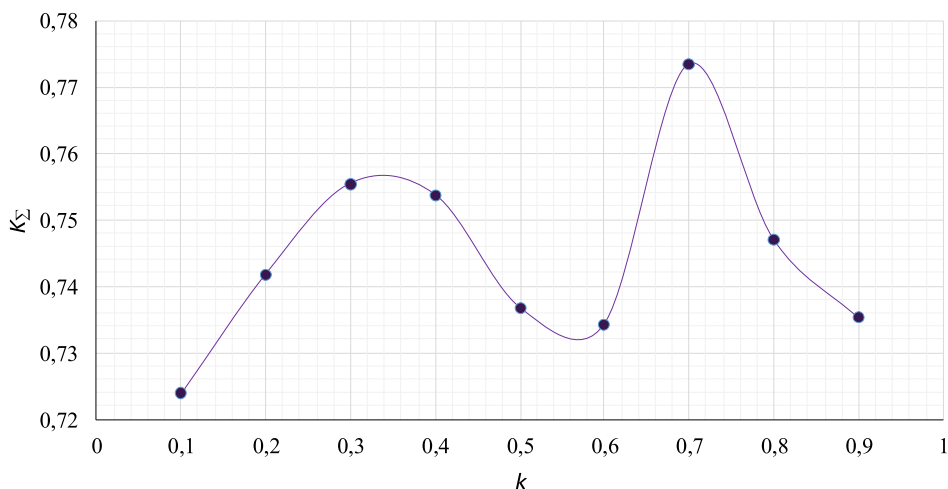


Рис. 1. Приклад залежності оптимізаційного критерію від значень коефіцієнта операції кросинговера для передискретизації двох вхідних зображень [5, 6]

За наведеними результатами можна зробити два важливі висновки.

Перший з них – різниця якості передискретизації за метрикою PSNR на проміжку навіть при кроці дискретизації 0.01 проміжку [0;1] вже є дуже значною. Різниця між максимальним і мінімальним значеннями результатів передискретизації становить 83 %.

Інтервальна оцінка за критерієм Пірсона при 95 % рівнів значимості показала, що 4 значення з 8 не потрапляють в довірчий інтервал. Це дає можливість стверджувати, що у 4 випадках результати передискретизації є вкрай негативними і не можуть використовуватись для подальшого аналізу. І це незважаючи на те, що візуально результати передискретизації принаймні у 6 випадках можна було вважати прийнятними.

Другий висновок полягає у тому, що характер зміни результатів передискретизації має різкий градієнт змін (рис. 1). Це свідчить про нестійкість методу до значення коефіцієнта кросинговера. У цьому випадку необхідно або підвищити стійкість методу, або ввести критеріальні ознаки вибору значення коефіцієнта кросинговера.

У більшості практичних задач передискретизації зображень на основі теорії генетичних алгоритмів коефіцієнт оператора кросинговера вибирають емпірично. Проте в окремих методах вже з'являються спроби автоматизувати цей вибір.

І до недоліків описаної в [5, 6] методології автоматичного визначення коефіцієнта кросинговера треба зарахувати залежність від кроку дискретизації проміжку [0;1]. Наприклад, стосовно результатів, наведених на рис.1, якщо крок дискретизації зробити 0.3, то результатом автоматичного вибору значення коефіцієнта кросинговера буде далеко не найкраще значення – а саме 0.3 замість 0.7.

Визначальними характеристиками розроблених методів автоматизованого вибору коефіцієнта оператора кросинговера є те, що в усіх випадках обов'язковою є наявність еталонного зображення і відсутність строго математичного обґрунтування оптимальності вибраного значення на нескінченному проміжку значень коефіцієнта кросинговера.

Математична модель задачі визначення коефіцієнта кросинговера

У загальному випадку результат синтезу зображення I' підвищеної роздільної здатності із двох вхідних зображень меншої роздільної здатності можна подати у такому операторному вигляді

$$I' = \Omega(I_1, I_2, k), \quad |I_1| < |I'|, \quad |I_2| < |I'|, \quad (1)$$

де I_1 і I_2 – вхідні зображення малої роздільної здатності; зображення I' – синтезоване зображення збільшеної роздільної здатності; Ω – деякий нелінійний інтегральний оператор синтезу, серед операцій якого є операція кросингвера з коефіцієнтом $k \in [0, 1]$; $|\cdot|$ – операція визначення розмірності зображення. У загальному випадку маємо, що $|I_1| \neq |I_2|$. Проте найчастіше на практиці розглядається випадок, коли $|I_1| = |I_2|$. Нелінійність оператора Ω розглядається насамперед стосовно k .

Згідно з [5, 6] для автоматичного вибору коефіцієнта кросингвера пропонується розв'язання оптимальної задачі

$$\text{opt}(k) = \arg \max_{k \in [0,1]} K_{\Sigma}(k), \quad (2)$$

де

$$K_{\Sigma}(k) = \frac{1}{5} \left(\sum_{j \in \{-\infty, -1, 0, 1, +\infty\}} K_{0,j}(k) \right). \quad (3)$$

У формулі (2) за [5, 7] це $K_{0,1}$, $K_{0,0}$, $K_{0,-1}$, $K_{0,-\infty}$, $K_{0,+\infty}$ – відповідно міри Кульчинського [8], Отіаї [9], Соренсена [10], Брауна–Бланке [11], Шимкевича–Сімпсона [12, 13]. У випадку існування зображення I' , отриманого за фіксованого значення коефіцієнта k з двох вхідних зображень I_1 і I_2 та еталонного зображення $I'_{\text{ет}}$, ці міри за [5, 6] зручно подати у вигляді:

$$\begin{aligned} K_{0,0}(I', I'_{\text{ет}}) &= \frac{|(I' \cap I'_{\text{ет}})|}{\sqrt{|I'| |I'_{\text{ет}}|}}; \\ K_{0,+\infty}(I', I'_{\text{ет}}) &= \frac{2|(I' \cap I'_{\text{ет}})|}{|I'| + |I'_{\text{ет}}| - \||I'| - |I'_{\text{ет}}|\|}; \\ K_{0,1}(I', I'_{\text{ет}}) &= \frac{|(I' \cap I'_{\text{ет}})|}{|I'| + |I'_{\text{ет}}| - 2|(I' \cap I'_{\text{ет}})|}; \\ K_{0,-1}(I^{(2)}, I_{\text{ет}}^{(2)}) &= \frac{2|(I' \cap I'_{\text{ет}})|}{|I'| + |I'_{\text{ет}}|}; \\ K_{0,-\infty}(I', I'_{\text{ет}}) &= \frac{|I'| + |I'_{\text{ет}}| - 2|(I' \cap I'_{\text{ет}})| + \||I'| - |I'_{\text{ет}}|\|}{|I'| + |I'_{\text{ет}}| + \||I'| - |I'_{\text{ет}}|\|}, \end{aligned} \quad (4)$$

Вибір саме цих мір не є випадковим – вони є попіксельними і одного порядку, а тому відповідає потреба їх зважування в адитивному виразі (2). Більше того, для них виконується нерівність:

$$\forall j \in \{-\infty, -1, 0, 1, +\infty\}, \quad \forall k \in [0,1]: 0 \leq K_{0,j}(k) \leq 1. \quad (5)$$

Тоді з (3) маємо, що

$$\forall k \in [0,1]: 0 \leq K_{\Sigma}(k) \leq 1. \quad (6)$$

У результаті цього $K_{\Sigma}(k)$ можна розглядати як інтегральну (адитивну) нормалізовану міру подібності зображень I' та $I'_{\text{ет}}$.

Загалом наведені міри (4) можна розбити на дві категорії. Перша з них – це $K_{0,0}$, $K_{0,-1}$, $K_{0,+\infty}$, тобто такі, для яких виконується умова:

$$\lim_{I' \rightarrow I'_{\text{ет}}} K(k) = 1. \quad (7)$$

До другої категорії треба віднести міри $K_{0,1}$, $K_{0,-\infty}$, тобто такі, для яких виконується така умова

$$\lim_{I' \rightarrow I'_{\text{ет}}} K(k) = 0. \quad (8)$$

Тоді з врахуванням (7) та (8) адитивна сума (3) в граничному наближенні дорівнюватиме

$$\lim_{I' \rightarrow I'_{\text{ет}}} K_{\Sigma}(k) = \frac{3}{5}. \quad (9)$$

Відповідно до цього задачу (2) остаточно можна записати у вигляді

$$\arg_{k \in [0,1]} K_{\Sigma}(k) \rightarrow \frac{3}{5}. \quad (10)$$

Формула (10) є розв'язком задачі автоматичного визначення коефіцієнта кросингвера для випадку вибраних мір подібності (4). У випадку, коли набір мір буде розширеним мірами, для яких виконується умова (6), за формулою (9) достатньо легко визначити граничне значення задачі (10).

Міксованість (7) та (8) набору вхідних мір дає можливість позбутись фактично інваріантної залежності від однієї міри. Тобто у випадку використання, наприклад, лише набору мір $\{K_{0,0}, K_{0,-1}, K_{0,+\infty}\}$ задача (1) зведеться до такої

$$\arg_{k \in [0,1]} K_{\Sigma}(k) \rightarrow 1. \quad (11)$$

Визначальною характеристикою задачі (10) є те, що немає сенсу використовувати три міри, а достатньо обійтись однією. А це зменшує якість результату передискретизації загалом.

Приклад практичної реалізації

Для ілюстрації ефективності розробленої методології проведено комп'ютерне моделювання з використанням методу синтезу збільшеного зображення на основі оператора та операції кросингверу над вхідними зображеннями із такими параметрами: тип – 2-байтовий, напівтоновий (grayscale), розмірність – 231×199 пікселів. Опис методу, вхідні (рис. 2) та еталонне зображення наведено в [5, 6]. Результати розв'язання оптимізаційної задачі (2), отримані при кроці дискретизації проміжку $[0;1]$, що дорівнює 0.1, також наведено в [5].



Рис. 2. Фрагменти вхідних зображень: а – фрагмент I_1 ; б – фрагмент I_2

На рис. 3, 4 та у табл. 1, 2 наведено результати синтезу збільшеного удвічі зображення з використанням методу на основі оператора дивергенцій, але розв'язували задачу (2) за описаною в роботі методикою.

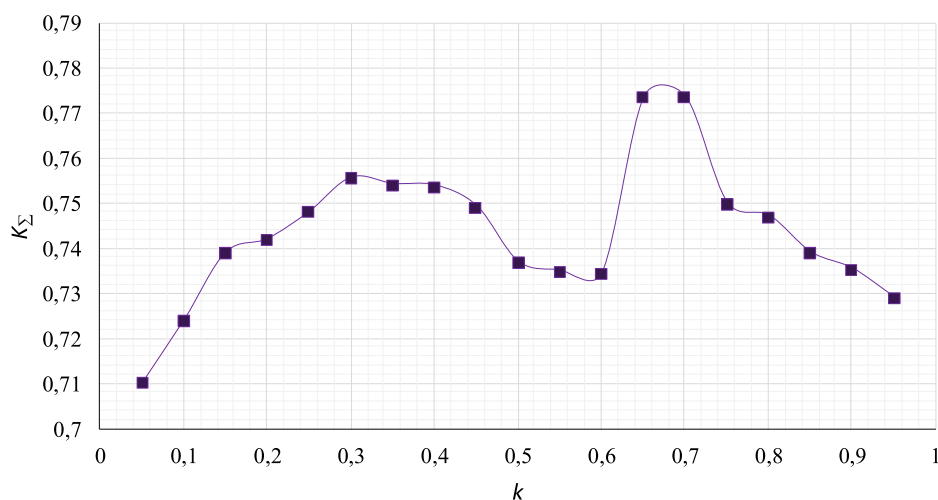


Рис. 3. Залежність оптимізаційного критерію від значень коефіцієнта операції кросингверу для передискретизації двох вхідних зображень з кроком дискретизації 0.05

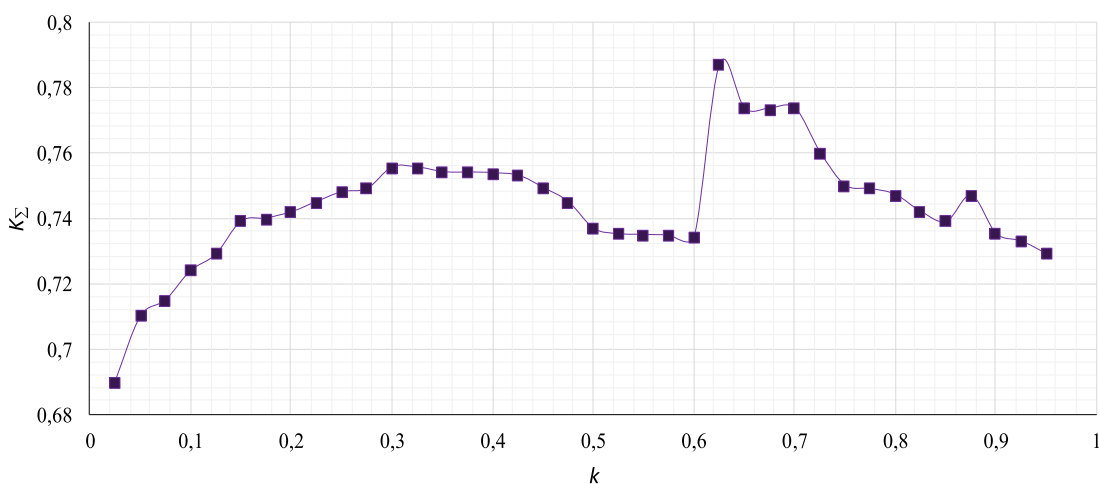


Рис. 4. Залежність оптимізаційного критерію від значень коефіцієнта операції кросинговеру для передискретизації двох вхідних зображень з кроком дискретизації 0.25

На основі цих результатів треба зазначити, що класичний спосіб розв’язання задачі (2) дав не зовсім точний розв’язок. Насправді оптимальне значення коефіцієнта кросинговеру зміщене від значення 0.7 у менший бік. Більше того, воно є ближчим до 0.6, що відповідає (10).

Саме при цьому досягають найвищої якості синтезу збільшеного зображення, про що свідчать дані, які наведено у табл. 1.

Таблиця 1

Значення PSNR при синтезі збільшеного удвічі зображення при різних кроках дискретизації

Крок дискретизації	PSNR			Крок дискретизації	PSNR		
0,025			37,2969	0,5	39,0263	39,0263	39,0263
0,05		38,20122	38,30122	0,525			38,99985
0,075			38,3423	0,55		38,91	38,91
0,1	38,345	38,35	38,35	0,575			38,9056
0,125			38,3341	0,6	38,8923	38,8923	38,8923
0,15		38,325	38,325	0,625			43,654
0,175			38,305	0,65		41,4021	41,4021
0,2	39,295	39,295	39,295	0,675			41,2157
0,225			39,5023	0,7	40,9631	40,9631	40,9631
0,25		39,695	39,695	0,725			40,538
0,275			39,9699	0,75		39,89	39,89
0,3	40,016	40,016	40,016	0,775			39,721
0,325			39,989	0,8	39,57	39,57	39,57
0,35		39,923	39,973	0,825			39,41
0,375			39,9562	0,85		39,22	39,22
0,4	39,923	39,923	39,923	0,875			39,542
0,425			39,0739	0,9	38,9456	38,9456	38,9456
0,45		39,453	39,453	0,925			38,931
0,475			39,267	0,95		38,88	38,88

Таблиця 2

Кількість ітерацій знаходження оптимального значення коефіцієнта кросинговеру

Метод	Крок дискретизації		
	0,1	0,05	0,025
Оптимізаційна задача	9	19	39
Запропонований метод	7	14	26

Окрім цього, зменшилась кількість ітерацій процедури розв'язання задачі (2). Це демонструють дані табл. 2.

Із зменшенням кроку дискретизації зменшується вірогідність неточного визначення оптимального значення коефіцієнта кросингвера. Проте при цьому різко зростають обчислювальні витрати. Наприклад, за даними табл. 2, із зменшенням кроку дискретизації проміжку $[0;1]$ кількість ітерацій у випадку класичного розв'язання задачі (2) вже є більшою у 13 разів. Якщо взяти до уваги, що кожен ітераційний крок є складною обчислювальною процедурою, яка містить псевдообертання матричних операторів великої розмірності, то очевидно, що кожне зменшення кількості ітерацій є значним зменшенням обчислювальних ресурсів.

Висновок

Запропонована методологія автоматичного визначення оператора кросингвера є набагато простішою у практичній реалізації і характеризується меншим часовим інтервалом виконання. На відміну від класичного перебору різних значень k на нескінченному проміжку значень $[0, 1]$, у випадку використання цієї методології:

- екстремум є відомим і, відповідно, зникає необхідність розглядати максимально можливу кількість точок з проміжку $[0, 1]$ для пошуку цього екстремуму;
- в практичній реалізації достатньо використати методику половинного ділення, що власне і визначає обчислювальну складність розробленої методології. Треба розуміти, що методика половинного ділення стосується усієї процедури передискретизації, що визначається оператором Ω ;
- ефективність роботи програмних алгоритмів, побудованих за цією методологією, практично не змінюється із зміною кількості вхідних зображень;
- існує можливість розширення набору мір для покращення точності визначення k . При цьому перевизначення граничного значення з (10) залишається достатньо простим.

Описана методика стосувалась мір одного порядку, для яких виконувалась умова (6). Якщо така умова існує для вибраної множини мір іншого порядку, то її можна без змін перенести на цю множину мір.

У випадку використання мір різного порядку необхідно виконати процедуру зважування мір, що в окремих випадках може виявитись нетривіальним завданням.

1. Пелешко Д. Д. Аналіз основних методів збільшення роздільної здатності зображень на основі технології *super resolution* / Д. Д. Пелешко, І. В. Ізонін, Ю. М. Пелех // Збірник наукових праць Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г. Є. Пухова / Нац. акад. наук України, Ін-т пробл. моделювання в енергетиці ім. Г. Є. Пухова. – Київ: [б. в.], 2013. – Вип. 67. – С. 162–169.
2. K. Nasrollahi, and T. B. Moeslund “*Super-resolution: a comprehensive survey*”, *Machine Vision and Applications*, Vol. 25, № 6, pp. 1423–1468, 2014.
3. Рашкевич Ю. М. Зміна роздільної здатності у випадку двох вхідних зображень засобом псевдообертання виродженого матричного оператора дивергенції / Ю. М. Рашкевич, Д. Д. Пелешко, І. В. Ізонін, Д. А. Батюк // Вісник Національного університету “Львівська політехніка”. – 2016. – № 843: Комп'ютерні науки та інформаційні технології. – С. 197–207.
4. D. Peleshko, T. Rak, M. Peleshko, I. Izonin, and D. Batyuk, “Two-frames image superresolution based on the aggregate divergence matrix,” in 2016 IEEE First International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP), Lviv, Ukraine, 2016, pp. 235–238. doi: 10.1109/DSMP.2016.7583548.
5. Рашкевич Ю. М. Модифікація методу передискретизації у випадку двох вхідних зображень на основі матриці дивергенції та операції кросингверу / Ю. М. Рашкевич, Д. Д. Пелешко, Т. Є. Рак, І. В. Ізонін, Д. А. Батюк // Вісник Львівського державного університету безпеки життєдіяльності. – 2016. – № 13. – С. 23–31.
6. D. Peleshko, T. Rak, and I. Izonin, “Image Superresolution via Divergence Matrix and Automatic Detection of Crossover”, *International Journal of Intelligent Systems and Applications (IJISA)*, Vol.8, No.12, pp.1–8, 2016. DOI: 10.5815/ijisa.2016.12.01.
7. B. I. Semkin, “Quantitative indicators for the evaluation of unilateral floral ties, which proposed by B. A. Yurtsev”, *Bot. Zh.*, Vol. 92, n. 4, pp. 114–127. (in Russian)
8. S. Kulczinsky, “Zespoly, ryslin w Pienach”, *Bull. intern. acad. polon. sci. lett. Cl. sci. math. natur.*, Ser. B, S.2. 1927, pp. 241–272.

9. A. Ochiai "Zoogeographical studies on the soleoid fishes found Japan and its neighboring regions. II", *Bull. Jap. Soc. sci. Fish.*, Vol. 22, № 9, 1957, pp. 526–530. 10. T. Sorensen "A method of establishing groups of equal amplitude in plant sociology based on similarity of species content", *Kongelige Danske Videnskabernes Selskab. Biol. Krifter*, № 4, 1948, pp. 1–34. 11. J. Braun–Blanquet "Pflanzensoziologie: Grundzge der Vegetationskunde", Berlin: Springer–Verlag WIEN GMBN, 1951, 530 p. 12. G. G. Simpson "Holarctic mammalian faunas and continental relationship during the Cenozoic", *Bull. Geol. Sci. America*, Vol. 58, 1947, pp. 613–688. 13. D. Szymkiewicz, "Une contribution statistique a la geographie floristique", *Acta Soc. Bot. Polon*, Vol. 34, № 3, 1934, pp. 249–265.

UDK 004.89

V. S. Lenko¹, V. V. Pasichnyk¹, Y. M. Shcherbyna²

¹Lviv Polytechnic National University

²Ivan Franko National University of Lviv

KNOWLEDGE REPRESENTATION MODELS

© Lenko V., Pasichnyk V., Shcherbyna Y., 2017

The paper addresses an issue of knowledge representation (KR) in the intelligent systems. The most widely-used techniques of KR are considered, including first-order logic, type theories, semantic networks, frames, scripts, production rules and ontologies. Each technique is investigated for the presence of advantages and limitations of its application on practical and theoretical levels. The relationship between different approaches of knowledge representation is discussed.

Key words: knowledge representation, first-order logic, type theories, semantic networks, frames, scripts, production rules, ontologies, knowledge systems.

Introduction

An intelligence that is exposed by human beings is one of the most mysterious phenomena to which the science still doesn't have a clear explanation. One of the definitions proposed by an artificial intelligence states that it as a process of logical inference (reasoning) that is applied to a stored knowledge. What is important about the definition is that it emphasizes an existence of two categories, knowledge and reasoning, which are interconnected; moreover the presence of knowledge is necessary for the reasoning process to be performed. Thus the problem of acquiring, storing and retrieving the knowledge appears to be the primary one in a task of building an intelligent system.

Once the knowledge is acquired, it should be stored in a knowledge base for the later use in reasoning. Knowledge base (KB) typically consists of the facts that are true by definition. The structure of the facts may vary from a simple propositional sentence to a complex ontology. The way the facts are organized in the KB significantly affects the inference mechanisms that could be applied to the stored knowledge. Knowledge representation study aims at researching the optimal techniques of knowledge description and structuring, which should facilitate the tasks of KB creation and reasoning. Among the variety of criteria that are used for evaluation of KR techniques, the expressiveness and inference capabilities are of a great significance.

The Task Analysis

Knowledge representation models are typically divided into four classes: logic-based models, semantic networks, frame-based models and production-based models [1]. Logic-based models constitute of the formal systems that provide formal languages and deductive systems for knowledge description and reasoning respectively. The paper addresses first-order logic and type theories, also known as higher-order