

DISTRIBYUTIV (TARQOQ) KUZATUV TIZIMLARIDA MA'LUMOTLARNI YIG'ISH, QAYTA ISHLASH VA UZATISHNING KO'P QATLAMLI ARXITEKTURASI

Narziyev Nosir Baxshilloevich
Saidqodirov Xumoyunxon Yashnarjon o'g'li

Toshkent axborot texnologiyalari universiteti, Toshkent, O'zbekiston ATDT kafedrası katta o'qituvchisi, DIF 310-23 guruh talabasi, n.b.narziyev@gmail.com, xumoyun.saidqodirov@gmail.com,

Annotatsiya: Ushbu maqolada distribyutiv (tarqoq) kuzatuv tizimlarida ma'lumotlarni yig'ish, qayta ishlash va uzatishning ko'p qatlamli arxitekturasini tadqiq etiladi. Tadqiqotning dolzarbligi shundaki, zamonaviy shahar va sanoat kuzatuv tizimlarida yuzlab sensorlar va kameralar hosil qiladigan ulkan hajmdagi ma'lumotlar oqimini samarali qayta ishlash, tarmoq bandligini optimallashtirish va kechikishni minimallashtirishning yagona sistemali yondashuvi mavjud emas. Muammoni hal etish uchun uchta qatlamlardan iborat arxitektura taklif etiladi: Edge qatlami (sensor yaqinida dastlabki qayta ishlash), Fog qatlami (mintaqaviy agregatsiya va filtrlash) va Cloud qatlami (global tahlil va saqlash). Har bir qatlam uchun matematik model, ma'lumotlar siqish algoritmi va tarmoq trafik optimizatsiyasi ishlab chiqilgan. 128 ta sensor tugunli real sinov tarmog'ida o'tkazilgan tajribalar tarmoq bandligini 67.3% ga kamaytirish, kechikishni 94 ms dan 28 ms ga tushirish va tizim ishonchliligi 99.7% erishganligini ko'rsatdi. Ilmiy yangilik — adaptiv ma'lumotlar siqish, ustuvorlikka asoslangan marshrutlash va uch qatlamli distributed processing arxitekturasini birlashtirishdan iborat.

Kalit so'zlar: distribyutiv kuzatuv, ko'p qatlamli arxitektura, Edge computing, Fog computing, ma'lumotlar agregatsiyasi, tarmoq optimizatsiyasi, latentlik, sensor tarmog'i, adaptiv siqish, real vaqt qayta ishlash.

Аннотация: В данной статье исследуется многоуровневая архитектура сбора, обработки и передачи данных в распределённых системах наблюдения. Актуальность исследования определяется отсутствием единого системного подхода к эффективной обработке огромных потоков данных, генерируемых сотнями сенсоров и камер в современных городских и промышленных системах мониторинга. Для решения задачи предложена трёхуровневая архитектура: уровень Edge (первичная обработка вблизи сенсора), уровень Fog (региональная агрегация и фильтрация) и уровень Cloud (глобальный анализ и хранение). Эксперименты на реальной тестовой сети из 128 сенсорных узлов показали снижение трафика на 67.3%, уменьшение задержки с 94 мс до 28 мс и надёжность системы 99.7%. Научная новизна состоит в объединении адаптивного сжатия



данных, приоритетной маршрутизации и трёхуровневой распределённой архитектуры.

Ключевые слова: *распределённое наблюдение, многоуровневая архитектура, Edge computing, Fog computing, агрегация данных, оптимизация сети, задержка, сенсорная сеть, адаптивное сжатие, обработка в реальном времени.*

Abstract: *This paper investigates a multi-layer architecture for data collection, processing, and transmission in distributed surveillance systems. The relevance of the study is determined by the absence of a unified systematic approach to efficiently processing massive data streams generated by hundreds of sensors and cameras in modern urban and industrial monitoring systems. A three-layer architecture is proposed: Edge layer (preliminary processing near the sensor), Fog layer (regional aggregation and filtering), and Cloud layer (global analysis and storage). Experiments on a real test network of 128 sensor nodes demonstrated a 67.3% reduction in network traffic, a decrease in latency from 94 ms to 28 ms, and system reliability of 99.7%. The scientific novelty lies in combining adaptive data compression, priority-based routing, and a three-layer distributed processing architecture.*

Keywords: *distributed surveillance, multi-layer architecture, Edge computing, Fog computing, data aggregation, network optimization, latency, sensor network, adaptive compression, real-time processing.*

KIRISH

Distribyutiv (tarqoq) kuzatuv tizimlari zamonaviy shaharsozlik, sanoat xavfsizligi va intellektual transport infratuzilmasining asosiy tarkibiy qismiga aylandi. Yuzlab va minglab sensor tugunlari, kameralar, harakatni sezuvchi qurilmalar va biometrik skanerlardan tashkil topgan bunday tizimlar sekundiga gigabaytlab ma'lumot hosil qiladi [1, 2].

Bunday ulkan hajmdagi ma'lumot oqimini boshqarishda uchta asosiy muammo mavjud. Birinchisi — tarmoq tiqilishi: barcha ma'lumotlarni bevosita markaziy serverga yuborish tarmoq o'tkazuvchanligini oshirib yuboradi va kechikishni orttiradi. Ikkinchisi — hisoblash yukini taqsimlash: markazlashgan serverda barcha ma'lumotlarni qayta ishlash hajmi ulkan hisoblash resursini talab qiladi. Uchinchisi — ishonchlilik va chidamlilik: markazlashgan arxitekturada bitta tugunning ishdan chiqishi butun tizimni to'xtatishi mumkin [3, 4].

Edge computing va Fog computing paradigmalari [5] hisoblashni ma'lumot hosil bo'lgan joyga yaqinlashtirish orqali ushbu muammolarni hal etish yo'lini ko'rsatadi. Ammo mavjud yondashuvlar ko'pincha qatlamlar orasidagi ma'lumot agregatini, ustuvorlikka asoslangan marshrutlashni va adaptiv siqish algoritmlarini izchil matematik model asosida birlashtirmaydi. Ushbu kamchilikni bartaraf etuvchi uch qatlamli yagona matematik model zarurligi tadqiqot motivini belgilaydi.



Tadqiqotning maqsadi — distribyutiv kuzatuv tizimlarida ma'lumotlarni yig'ish, qayta ishlash va uzatish uchun ko'p qatlamli arxitekturani matematik jihatdan asoslash va optimallashtirilgan algoritmlarni ishlab chiqish. Ilmiy yangilik sifatida adaptiv siqish, ustuvorlikka asoslangan marshrutlash va uch qatlamli distributed processing ni birlashtiruvchi yagona yondashuv taklif etiladi.

ADABIYOTLAR SHARHI

Tarqoq hisoblash sohasidagi asosiy ishlardan Weiss va boshqalar [6] ning dastlabki sensor tarmoqlari arxitekturasi bevosita aloqador bo'lib, ko'p sakrashli (multi-hop) marshrutlashni taklif etgan. Shi va Dustdar [7] ning Edge computing kontseptsiyasi hisoblashni tarmoq chekkasiga siljitish orqali kechikishni kamaytirish yo'lini ko'rsatdi. Bonomi va boshqalar [8] Fog computing tushunchasini kiritib, Edge va Cloud orasidagi oraliq hisoblash qatlamini asoslab berdi.

Ma'lumotlarni siqish sohasida Elias [9] ning arifmetik kodlash usuli va Ziv-Lempel [10] algoritmlari lossless siqish uchun asos bo'lib xizmat qiladi. Video siqish sohasida H.265/HEVC standarti [11] kuzatuv tizimlarida keng qo'llaniladi. Sensor tarmoqlarida ma'lumotlarni agregatsiya qilish bo'yicha Madden va boshqalar [12] ning TinyDB tizimi in-network so'rovlarni amalga oshirish imkonini berdi.

Ustuvorlikka asoslangan marshrutlash sohasida Intanagonwiwat va boshqalar [13] ning Directed Diffusion protokoli muhim ahamiyat kasb etadi. Ko'p qatlamli arxitekturalar bo'yicha zamonaviy tadqiqotlar [14] Edge-Fog-Cloud uch qatlamli samaradorligini ko'rsatgan, ammo adaptiv siqish va ustuvorlik marshrutlashini birlashtirgan matematik model hali to'liq ishlab chiqilmagan.

METODOLOGIYA

3.1. Ko'p qatlamli arxitektura matematik modeli

Tizim N ta sensor tuguni, F ta Fog tugun va C ta Cloud serverdan iborat. Umumiy tizim grafik sifatida ifodalanadi:

$$G = (V, E), V = V_{\text{edge}} \cup V_{\text{fog}} \cup V_{\text{cloud}} \quad (1)$$

bu yerda $V_{\text{edge}} = \{e_1, \dots, e_n\}$ — Edge tugunlar, $V_{\text{fog}} = \{f_1, \dots, f_F\}$ — Fog tugunlar, $V_{\text{cloud}} = \{c_1, \dots, c_C\}$ — Cloud serverlar, E — aloqa qirralari. i -Edge tugunning t vaqtdagi holati:

$$E_i(t) = [d_i(t), b_i(t), p_i(t), q_i(t)]^T \quad (2)$$

bu yerda $d_i(t)$ — hosil qilingan ma'lumot hajmi (Mb/s), $b_i(t)$ — batareya darajasi, $p_i(t)$ — ishlov berish quvvati (MFLOPS), $q_i(t)$ — navbat uzunligi. Umumiy tizim o'tkazuvchanlik modeli:

$$T_{\text{sys}} = \min(T_{\text{edge}}, T_{\text{fog}}, T_{\text{cloud}}, B_{\text{net}}) \quad (3)$$

bu yerda T_{edge} , T_{fog} , T_{cloud} — mos qatlamlar o'tkazuvchanligi, B_{net} — tarmoq o'tkazuvchanlik chegarasi. Tizim kechikish modeli:



$$L_{total} = L_{edge} + L_{trans}(e \rightarrow f) + L_{fog} + L_{trans}(f \rightarrow c) + L_{cloud} \quad (4)$$

bu yerda L_{edge} , L_{fog} , L_{cloud} — mos qatlamlardagi qayta ishlash kechikishlari, L_{trans} — uzatish kechikishlari.

3.2. Edge qatlami: adaptiv ma'lumotlar siqish

Edge qatlamida har bir tugun o'z hosil qilgan ma'lumotini adaptiv tarzda siqadi. Ma'lumot muhimlik skori:

$$R(d_i) = \alpha \Delta I(d_i) + \beta \cdot P_{event}(d_i) + \gamma \cdot T_{fresh}(d_i) \quad (5)$$

bu yerda $\Delta I(d_i)$ — avvalgi kadrda o'zgarish darajasi, $P_{event}(d_i)$ — muhim hodisa ehtimoli (detektor natijasi), $T_{fresh}(d_i)$ — ma'lumot yangiligi koeffitsienti, $\alpha=0.5$, $\beta=0.35$, $\gamma=0.15$. Siqish nisbati muhimlik skori asosida dinamik tanlanadi:

$$CR(d_i) = CR_{max} - (CR_{max} - CR_{min}) \cdot R(d_i) \quad (6)$$

bu yerda $CR_{max} = 0.95$ (maksimal siqish, minimal muhimlik), $CR_{min} = 0.20$ (minimal siqish, maksimal muhimlik). Natijada uzatiladigan hajm:

$$D_{out}(d_i) = d_i \cdot (1 - CR(d_i)) \quad (7)$$

Differensial kodlash uchun ketma-ket kadrlar orasidagi farq signali:

$$\Delta f_t = f_t - \hat{f}_t, \hat{f}_t = \sum_k a_k \cdot f_{t-k} \quad (8)$$

bu yerda \hat{f}_t — o'tgan kadrlar asosida bashorat qilingan kadr, a_k — linear prediktor koeffitsientlari. Faqat Δf_t uzatiladi.

3.3. Fog qatlami: agregatsiya va filtrlash

Fog tugun j ga bog'liq Edge tugunlar to'plami $S_j \subseteq V_{edge}$. Fog agregatsiya funksiyasi:

$$A_{fog}(j, t) = \sum_{i \in S_j} w_{ij} \cdot D_{out}(d_i(t)) \quad (9)$$

bu yerda w_{ij} — i-Edge tugunning j-Fog tugunidagi og'irligi. Og'irlik signalning muhimligiga proporsional:

$$w_{ij} = R(d_i) / \sum_{k \in S_j} R(d_k) \quad (10)$$

Fog qatlamida takroriy ma'lumotlarni aniqlash uchun kosinusli o'xshashlik qo'llaniladi. Ikki tugundan kelgan ma'lumotlar o'xshashligi:

$$\text{sim}(d_i, d_k) = (v_i \cdot v_k) / (||v_i|| \cdot ||v_k||) \quad (11)$$

bu yerda v_i, v_k — ma'lumotlar xususiyat vektorlari. Agar $\text{sim}(d_i, d_k) > \theta_{dup} = 0.85$ bo'lsa, ikkinchi ma'lumot o'chiriladi — bu tarmoq yukini sezilarli kamaytiradi.

3.4. Ustuvorlikka asoslangan marshrutlash

Har bir paket uchun ustuvorlik darajasi quyidagicha hisoblanadi:

$$PRI(p_k) = w_1 \cdot SEV(p_k) + w_2 \cdot AGE(p_k) + w_3 \cdot SRC(p_k) \quad (12)$$

bu yerda SEV — hodisa og'irligi (0–1), AGE — ma'lumot eskirish koeffitsienti, SRC — manba ishonchliligi, $w_1=0.5$, $w_2=0.3$, $w_3=0.2$. Ma'lumot eskirish modeli:

$$AGE(p_k, t) = \exp(-\lambda \cdot (t - t_0(p_k))) \quad (13)$$



bu yerda t_0 — ma'lumot hosil bo'lgan vaqt, $\lambda = 0.12 \text{ s}^{-1}$ — eskirish tezligi. Marshrutlash qarorlari ustuvorlik navbati (priority queue) orqali amalga oshiriladi. Navbat xizmat ko'rsatish tezligi:

$$\mu_k = \mu_{\max} \cdot \text{PRI}(p_k) / \sum_j \text{PRI}(p_j) \quad (14)$$

bu yerda μ_{\max} — maksimal xizmat ko'rsatish tezligi (Mb/s).

3.5. Cloud qatlami va global optimizatsiya

Cloud qatlamida global optimizatsiya masalasi qo'yiladi — barcha Edge va Fog tugunlardagi hisoblash resurslarini taqsimlash:

$$\min \sum_i L_{\text{total}}(i) + \gamma \cdot \sum_i E_{\text{cost}}(i) \quad (15)$$

bu yerda $E_{\text{cost}}(i)$ — i-tugunning energiya sarfi. Cheklovlar:

$$\sum_i p_i(t) \leq P_{\max}, L_{\text{total}}(i) \leq L_{\text{req}} \quad \forall i \quad (16)$$

bu yerda P_{\max} — umumiy quvvat chegarasi, $L_{\text{req}} = 50 \text{ ms}$ — maksimal ruxsat etilgan kechikish. Bu konveks optimallashtirish masalasi CVX yordamida hal etiladi. Tizim ishonchliligi R_{sys} quyidagicha baholanadi:

$$R_{\text{sys}} = 1 - \prod_j (1 - R_{\text{fog}}(j)) \cdot \prod_k (1 - R_{\text{cloud}}(k)) \quad (17)$$

bu yerda $R_{\text{fog}}(j)$ va $R_{\text{cloud}}(k)$ — mos tugunlarning ishonchlik koeffitsientlari. Parallel va redundant tugunlar hisobiga R_{sys} yuqori bo'ladi.

MUHOKAMA VA NATIJALAR

4.1. Tajriba tarmog'i va o'rnatish

Tajriba uchun 128 ta Edge tugun (Raspberry Pi 4, 4GB RAM, H.265 kodek), 8 ta Fog tugun (NVIDIA Jetson AGX Xavier) va 2 ta Cloud server (Dell PowerEdge R750, 256 GB RAM, 2 × NVIDIA A100) dan iborat sinov tarmog'i yaratildi. Tarmoq o'tkazuvchanligi: Edge-Fog: 100 Mbps Wi-Fi 6, Fog-Cloud: 1 Gbps Ethernet. Tajriba davomiyligi: 72 soat uzluksiz ish, 8 xil yuk stsenariyi (20%, 40%, 60%, 80%, 100% doimiy yuk va 3 ta to'satdan spike stsenariy).

4.2. Asosiy ishlash ko'rsatkichlari

1-jadvalda taklif etilgan uch qatlamli arxitekturani mavjud yondashuvlar bilan taqqoslash natijalari keltirilgan.

1-jadval. Turli arxitekturalarning ishlash ko'rsatkichlari taqqoslash (128 tugun, 80% yuk)

Arxitektura	Kechikish (ms)	Tarmoq yuki (Mbps)	Ishonchlik (%)	CPU yuki (%)	Ma'lumot yo'qolishi (%)
Markazlashgan (Cloud only)	94	847	97.2	89	3.8
Ikki qatlamli	51	412	98.1	71	1.9



(Edge+Cloud)					
Fog computing (asl)	38	318	98.7	63	1.2
Uch qatlamli (taklif)	28	277	99.7	48	0.3

Taklif etilgan uch qatlamli arxitektura barcha ko'rsatkichlar bo'yicha ustunlik qiladi. Kechikish markazlashgan yondashuvga nisbatan 70.2% past (28 ms vs 94 ms), tarmoq yuki 67.3% kam (277 Mbps vs 847 Mbps), CPU yuki 46.1% past. Ishonchlilik 99.7% — bu kritik monitoring tizimlari uchun sanoat standarti talabini bajaradi.

4.3. Adaptiv siqish samaradorligi

2-jadvalda turli ma'lumot muhimligi darajalarida adaptiv siqish algoritmining samaradorligi keltirilgan.

2-jadval. Adaptiv siqish samaradorligi va ma'lumot sifati (PSNR, dB)

Muhimlik darajasi	Siqish nisbati (%)	PSNR (dB)	Tarmoq tejami (%)	Qayta ishlash vaqti (ms)
Juda past ($R < 0.2$)	91	31.4	91	2.1
Past (0.2–0.4)	74	36.8	74	3.4
O'rta (0.4–0.6)	52	41.2	52	5.7
Yuqori (0.6–0.8)	34	44.7	34	8.2
Juda yuqori ($R > 0.8$)	20	48.3	20	11.4

Jadval shuni ko'rsatadiki, muhim hodisalar ($R > 0.8$) uchun atigi 20% siqish qo'llaniladi va PSNR = 48.3 dB yuqori sifat saqlanadi. Muhim bo'lmagan ma'lumotlar uchun esa 91% siqish bilan tarmoq sezilarli tejladi. Bu (5–7)-formulalardagi adaptiv siqish mexanizmining to'g'ri ishlashini tasdiqlaydi.

4.4. Natijalar muhokamasi

Uch qatlamli arxitekturaning samaradorligi quyidagi omillar bilan izohlanadi. Birinchidan, Edge qatlamidagi adaptiv siqish (5–8-formulalar) muhim hodisalar uchun yuqori sifatni saqlab, muhim bo'lmagan ma'lumotlarni agresiv siqish orqali tarmoq yukini o'rtacha 67.3% kamaytiradi. Ikkinchidan, Fog qatlamidagi kosinusli o'xshashlik filtri (11-formula) takroriy ma'lumotlarni 34.7% kamaytiradi — bu ayniqsa yonma-yon joylashgan kameralar bir xil sahnani ko'rayotganda muhim.



Uchinchidan, ustuvorlik navbati (12–14-formulalar) muhim hodisalar ($SEV > 0.8$) uchun kechikishni 8 ms gacha kamaytiradi — oddiy ma'lumotlar esa 50 ms gacha kutishi mumkin, bu esa resurslarni to'g'ri taqsimlaydi. To'rtinchidan, taqsimlangan arxitektura (17-formula) redundantlik hisobiga 99.7% ishonchlilikni ta'minlaydi. Asosiy cheklov — 128 dan ortiq tugunlarda Fog qatlami yuklama muvozanati (load balancing) yanada murakkablashishi mumkin; bu kelajakdagi takomillashtirish yo'nalishi bo'lib xizmat qiladi.

XULOSA VA TAKLIFLAR

Ushbu tadqiqotda distribyutiv kuzatuv tizimlarida ma'lumotlarni yig'ish, qayta ishlash va uzatish uchun ko'p qatlamli arxitektura matematik modeli (1–4-formulalar), Edge qatlamida adaptiv siqish (5–8), Fog qatlamida agregatsiya va filtrlash (9–11), ustuvorlikka asoslangan marshrutlash (12–14) va Cloud qatlamida global optimizatsiya (15–17) ishlab chiqildi. Asosiy xulosalar:

1. Uch qatlamli arxitektura markazlashgan yondashuvga nisbatan tarmoq yukini 67.3% kamaytiradi (277 Mbps vs 847 Mbps) va kechikishni 70.2% pasaytiradi (28 ms vs 94 ms) — bu real vaqt kuzatuv talablarini to'liq qondiradi.

2. Adaptiv siqish algoritmi (5–7-formulalar) muhim hodisalar uchun PSNR = 48.3 dB sifatni saqlab, muhim bo'lmagan ma'lumotlar uchun 91% siqish bilan tarmoq resurslarini maqbul taqsimlaydi.

3. Kosinusli o'xshashlik asosidagi duplikat filtrlash (11-formula) Fog qatlamida takroriy ma'lumotlarni 34.7% kamaytiradi va ustuvorlik navbati (12–14) muhim hodisalar uchun kechikishni 8 ms gacha ta'minlaydi.

4. Taqsimlangan arxitektura ishonchliligi 99.7% (17-formula) kritik monitoring tizimlaridagi sanoat standartlarini bajarib, shahar, sanoat va transport kuzatuv infratuzilmalarida keng tatbiq etilishi mumkin.


Kelajakdagi tadqiqotlarda federated learning orqali Edge tugunlarda lokal modellarni o'qitib markaziy serverga faqat gradientlarni yuborish, 5G va Wi-Fi 7 texnologiyalarining uch qatlamli arxitekturaga ta'sirini baholash, shuningdek, kvant kriptografiyasi asosidagi xavfsiz ma'lumot uzatishni tizimga integratsiya qilish mo'ljallangan.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR RO'YXATI:

[1] Akyildiz I.F. et al. Wireless sensor networks: A survey // Computer Networks. — 2002. — Vol. 38, No. 4. — P. 393–422. DOI: 10.1016/S1389-1286(01)00302-4

[2] Gubbi J. et al. Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions // Future Generation Computer Systems. — 2013. — Vol. 29, No. 7. — P. 1645–1660. DOI: 10.1016/j.future.2013.01.010



- 
- [3] Mach P., Becvar Z. Mobile edge computing: A survey on architecture and computation offloading // IEEE Communications Surveys & Tutorials. — 2017. — Vol. 19, No. 3. — P. 1628–1656. DOI: 10.1109/COMST.2017.2682318
- [4] Shi W. et al. Edge computing: Vision and challenges // IEEE Internet of Things Journal. — 2016. — Vol. 3, No. 5. — P. 637–646. DOI: 10.1109/JIOT.2016.2579198
- [5] Bonomi F. et al. Fog computing and its role in the Internet of Things // Proc. MCC Workshop. — 2012. — P. 13–16. DOI: 10.1145/2342509.2342513
- [6] Weiss R. et al. A wireless sensor network for in-field crop and soil data collection // Proc. IEEE DCOSS. — 2012. — P. 1–8. DOI: 10.1109/DCOSS.2012.39
- [7] Shi W., Dustdar S. The promise of edge computing // Computer. — 2016. — Vol. 49, No. 5. — P. 78–81. DOI: 10.1109/MC.2016.145
- [8] Bonomi F., Milito R., Zhu J., Addepalli S. Fog computing and its role in the Internet of Things // Proc. ACM MCC. — 2012. — P. 13–16. DOI: 10.1145/2342509.2342513
- [9] Elias P. Universal codeword sets and representations of the integers // IEEE Trans. Inf. Theory. — 1975. — Vol. 21, No. 2. — P. 194–203. DOI: 10.1109/TIT.1975.1055349
- [10] Ziv J., Lempel A. A universal algorithm for sequential data compression // IEEE Trans. Inf. Theory. — 1977. — Vol. 23, No. 3. — P. 337–343. DOI: 10.1109/TIT.1977.1055714
- [11] Sullivan G.J. et al. Overview of the high efficiency video coding (HEVC) standard // IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol. — 2012. — Vol. 22, No. 12. — P. 1649–1668. DOI: 10.1109/TCSVT.2012.2221191
- [12] Madden S. et al. TinyDB: An acquisitional query processing system for sensor networks // ACM Trans. Database Syst. — 2005. — Vol. 30, No. 1. — P. 122–173. DOI: 10.1145/1061318.1061322

