





BLOOM-FILTEREine probabilistische Datenstruktur



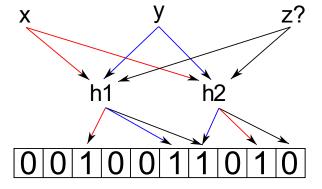






Gliederung

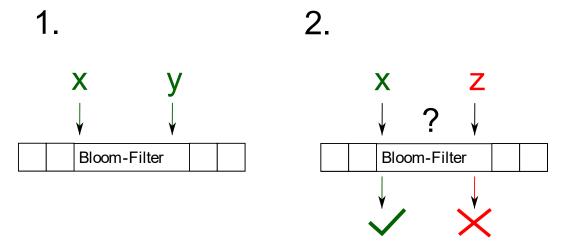
- Prinzipielle Idee
- Funktionsweise und Operationen
- Implementierung und Floomfilter
- Varianten
- Anwendungen
- Zusammenfassung
- Quellen





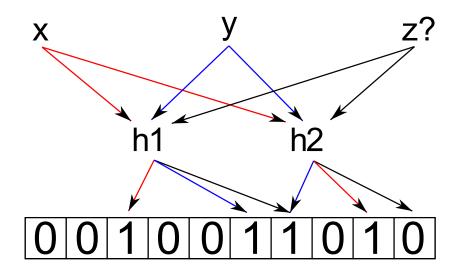
Prinzipielle Idee

- Erfunden durch Burton H. Bloom 1970 [1]
- Effizient und platzsparend
- Ohne dabei Elemente selbst zu speichern
- Probabilistische Datenstruktur



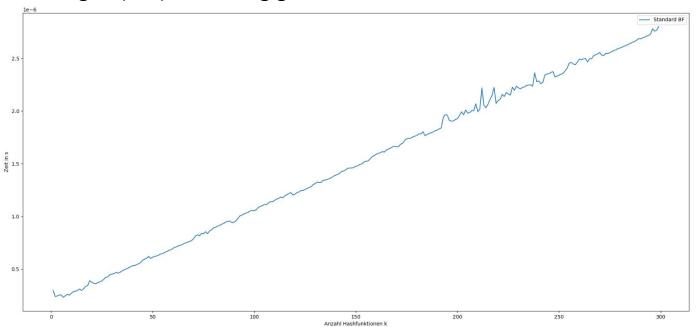


- <u>Einfügen:</u> [1], [4]
 - Einzufügende Elemente werden gehasht (z.B. Murmur Hash [6])
 - Bits an diesen Stellen auf Eins gesetzt
 - Zeit-/Rechenaufwand pro Element nur von Anzahl Hashfunktionen k abhängig → O(k)



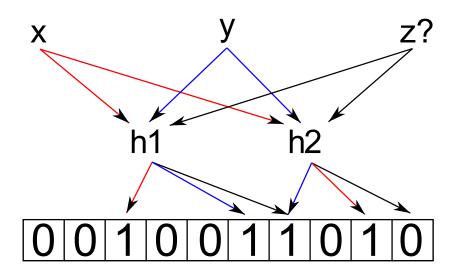


Zeit pro Einfügen (in s) in Abhängigkeit der Anzahl Hashfunktionen



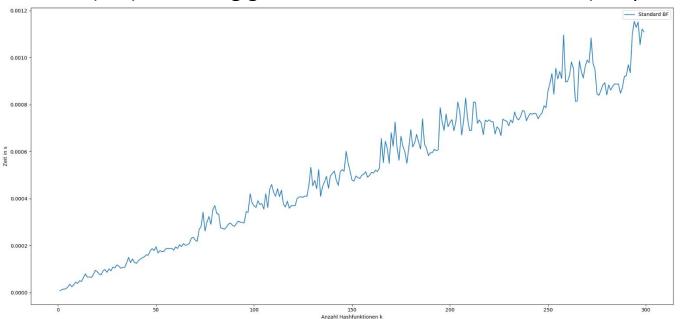


- <u>Überprüfen:</u> [1], [4]
 - Zu prüfendes Element wird gehasht
 - Bits an diesen Stellen getestet
 - Fall 1: mindestens eine Null
 → sicher kein Mitglied
 - Fall 2: alle Stellen Eins
 → vermutlich ein Mitglied
 - Falsch-Positiv-Rate (FPR)
 - Wieder nur von **k** abhängig $\rightarrow O(k)$



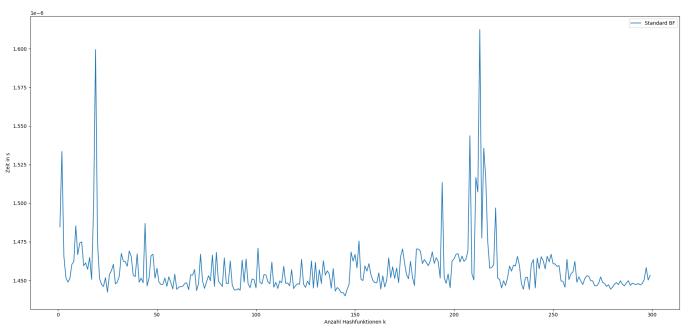


Zeit pro Prüfen (in s) in Abhängigkeit der Anzahl Hashfunktionen k (nur positiv)



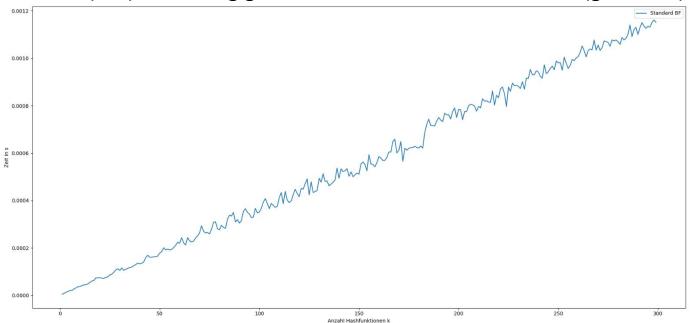


Zeit pro Prüfen (in s) in Abhängigkeit der Anzahl Hashfunktionen k (nur negativ)



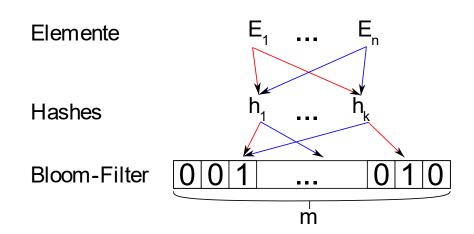


Zeit pro Prüfen (in s) in Abhängigkeit der Anzahl Hashfunktionen k (gemischt)





- **Optimale Wahl der Parameter:**
 - **m** Bit Länge
- **k** unabhängige Hash-Funktionen
- **n** einzufügende Elemente **FPR** Falsch-Positiv-Rate





- **Optimale Wahl der Parameter:**
 - m Bit Länge

- **k** unabhängige Hash-Funktionen
- n einzufügende Elemente
 FPR Falsch-Positiv-Rate

Wahrscheinlichkeit für ein Bit, noch Null zu sein: [5]

$$\left(1-\frac{1}{m}\right)^{kn}$$

Somit ist die Wahrscheinlichkeit für k Einsen (FPR): [5]

$$FPR = \left(1 - \left(1 - \frac{1}{m}\right)^{nk}\right)^k \approx \left(1 - e^{-kn/m}\right)^k$$



- **Optimale Wahl der Parameter:**
 - **m** Bit Länge

- **k** unabhängige Hash-Funktionen
- **n** einzufügende Elemente **FPR** Falsch-Positiv-Rate

Da FPR möglichst klein sein soll ergibt sich: [6]

$$m = -\frac{n \ln FPR}{(\ln 2)^2}$$

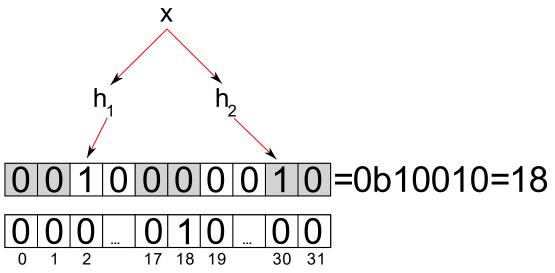
Weiterhin ist die optimale Anzahl Hash-Funktionen k: [7]

$$k = \frac{m}{n} \ln 2$$



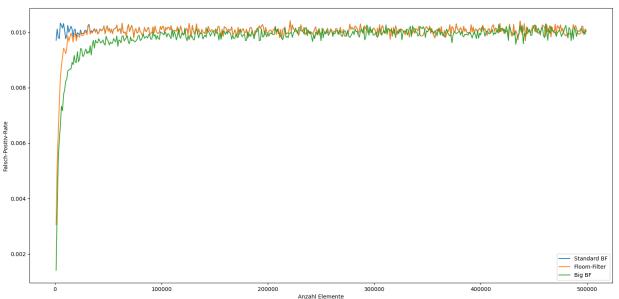
- Floomfilter:
 - **b** Bereiche
 - Hashwertverteilung in Zusatzspeicher

 Weiteres Prüfkriterium, um FPR zu senken



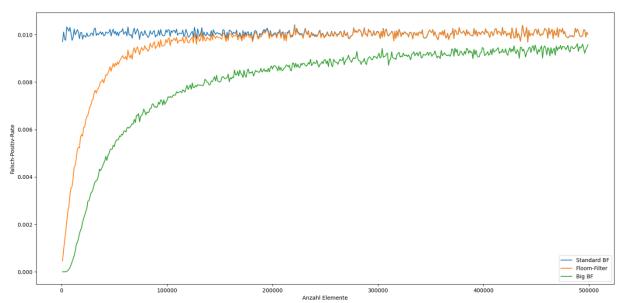


Falsch-Positiv-Rate (Soll: 0.01) in Abhängigkeit der insgesamt einzufügenden Elemente Floom-Filter mit 12 Bereichen



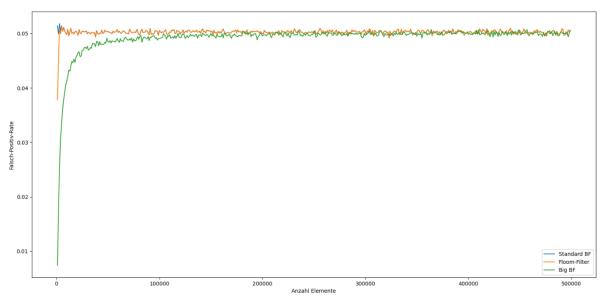


Falsch-Positiv-Rate (Soll: 0.01) in Abhängigkeit der insgesamt einzufügenden Elemente Floom-Filter mit 16 Bereichen



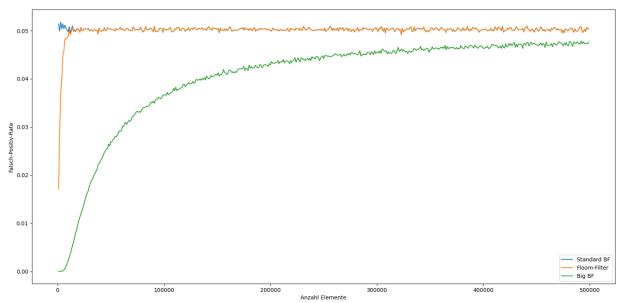


Falsch-Positiv-Rate (Soll: 0.05) in Abhängigkeit der insgesamt einzufügenden Elemente Floom-Filter mit 12 Bereichen





Falsch-Positiv-Rate (Soll: 0.05) in Abhängigkeit der insgesamt einzufügenden Elemente Floom-Filter mit 16 Bereichen





FPR zwischen 0.005 und 0.05

N zwischen 500 und 500 000

Bereiche zwischen 8 und 20

Verbesserung durch FF

im Vergleich zu BBF: 29 von 300 Fälle

FF besser als BBF: maximal 3.23%

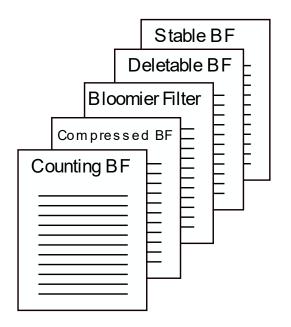
FF schlechter als BBF: maximal -100.75%





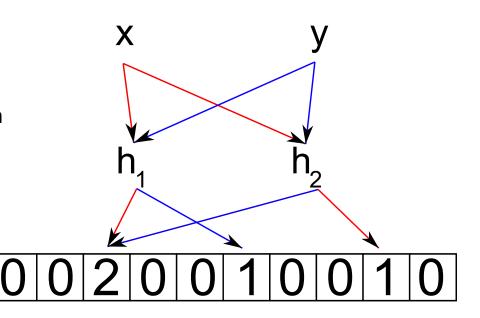
- Für jeweilige Bedürfnisse optimiert
- Dutzende verschiedene Varianten

Beispiele: Counting BF, Variable
 Increment BF, Compressed BF, Scalable
 BF, Generalized BF, Bloomier Filter,
 Stable BF, Weighted BF, Deletable BF,
 Spectral BF, Robust BF, ...



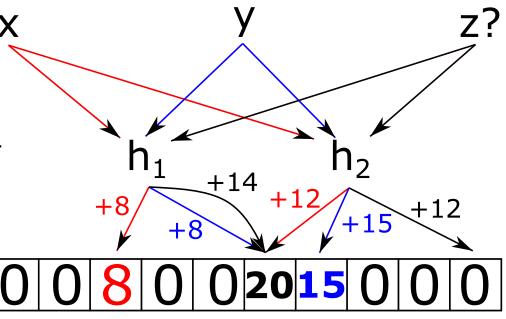


- **Counting BF**: [7]
 - Zähler statt nur ein Bit verwendet
 - Pro Eintrag Zähler **erhöhen**
 - So Löschen ermöglicht als neue Operation → Zähler verkleinern
 - Erhöhter Platzbedarf



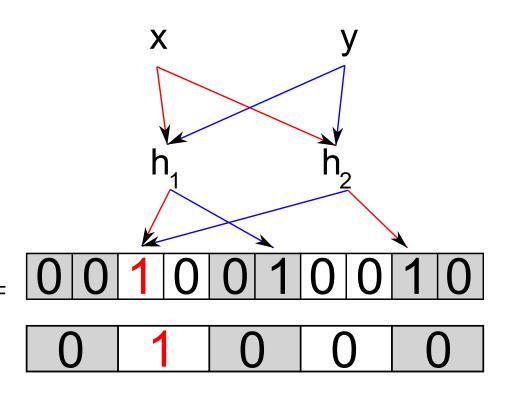


- Variable IncrementCounting BF: [8]
 - Baut auf Counting BF auf
 - Erhöht um speziell bestimmte Zahlen aus B_h Reihen
 - Summen sind distinkt
 - Somit zusätzliche
 Überprüfung Erhöhter
 Platzbedarf





- **Deletable BF**: [9]
 - Teilt Array in b Bereiche
 - Zusätzlich b Bit Extraspeicher
 - Bei bereits vorhandener Eins Bereich markieren
 - So oft **löschen** ermöglicht
 - Erhöhter Platzbedarf, aber weniger als bei Counting BF

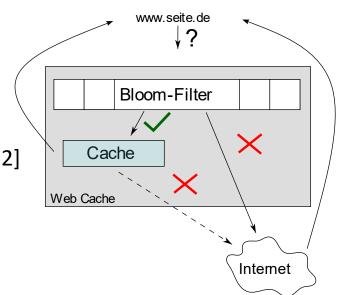




Anwendungen

• Allgemein: Überall, wo in kurzer Zeit eine Aussage über Mitgliedschaft eines Elements in einer vorhandenen Menge Elementen gefragt ist [2]

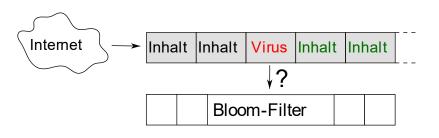
- Netzwerkanwendungen:
 - Routing [10]
 - Verhinderung von Loops [11]
 - IP-Routenverfolgung [12]
 - Verhindern von DDoS-Angriffen [3], [12]
 - Web-Caches [13]





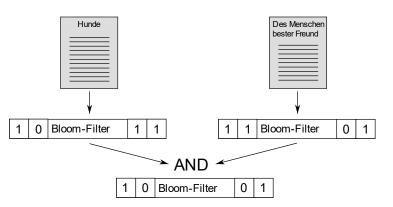
Anwendungen

- Sicherheitsanwendungen:
 - Intrusion Detection Systems [14]
 - Verschlüsselte Suche [2]
 - Datenbanken [15]



Weitere Anwendungen:

- Rechtschreibprüfung [16]
- Longest Prefix Matching [17]
- Suchmaschinen [18]





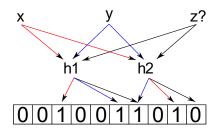
Zusammenfassung

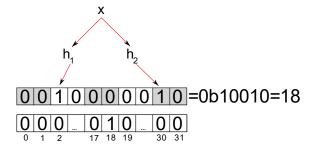
- In Praxis und Literatur seit Erfindung (1970) oft thematisiert
- Beliebt aufgrund der Effizienz und Vielseitigkeit
- Ständige Weiterentwicklung, neue Varianten
 - → Welche Variante ist am **besten**?
- Benötigt meist weitere Datenstruktur, die Daten wirklich speichert
- Weiterforschen für Anwendungen in Security und Ubiquitous Computing

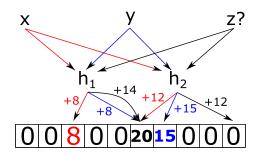


Diskussion

- Wo sind weitere Einsatzmöglichkeiten?
- Welche Anpassungen dafür notwendig?
- Welche Datenstruktur eignet sich in Kombination als Speicher?

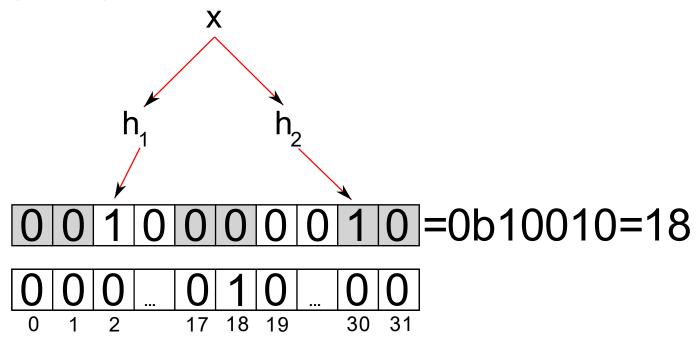






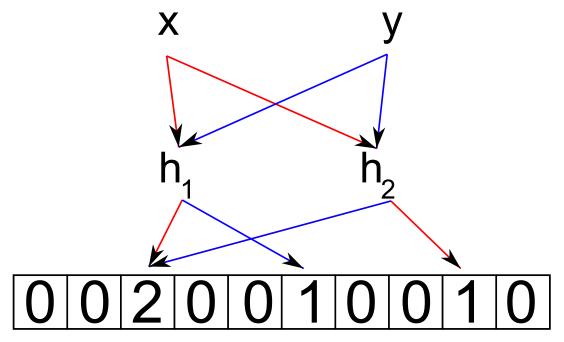


Floomfilter



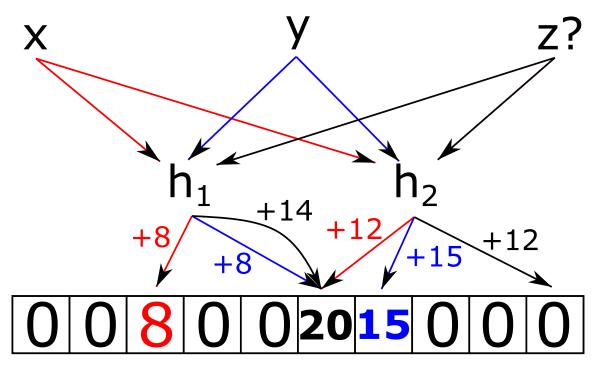


Counting BF

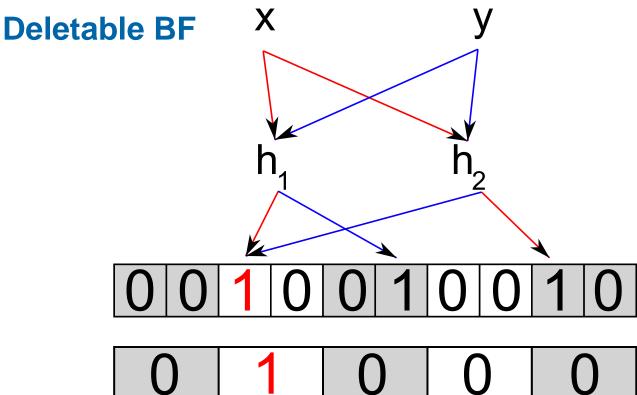




VIC BF









- [1] Burton H. Bloom, 1970, Space/time trade-offs in hash coding with allowable errors, *Communications of the ACM* 13, Issue 7, 422–426. DOI: https://doi.org/10.1145/362686.362692.
- [2] Saibal Kumar Pal and Puneet Sardana, 2012, BLOOM FILTERS & THEIR APPLICATIONS, International Journal of Computer Applications Technology and Research 1, 25–29. DOI: https://doi.org/10.7753/2012.1006 https://ui.adsabs.harvard.edu/link_gateway/2012IJCAT...1...25P/doi:10.7753/2012.100
- [3] Ripon Patgiri, Sabuzima Nayak, and Samir Borgohain. 2018. Preventing DDoS using Bloom Filter: A Survey. *ICST Transactions on Scalable Information Systems* 5, 19, 155865. DOI: https://doi.org/10.4108%2Feai.19-6-2018.155865



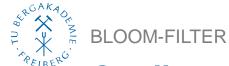
- [4] Bloom Filter. *Brilliant.org*. Retrieved 18:02, May 12, 2022, from https://brilliant.org/wiki/bloom-filter/
- [5] Fabio Grandi. 2018. On the analysis of Bloom filters. *Information Processing Letters* 129, 35–39. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ipl.2017.09.004
- [6] Nayak, S. and Patgiri, R. 2021. *RobustBF: A High Accuracy and Memory Efficient 2D Bloom Filter*. DOI: https://doi.org/10.48550/arxiv.2106.04365
- [7] Fan, L., Cao, P., Almeida, J., and Broder, A. Z. 1998. Summary Cache: A Scalable Wide-Area Web Cache Sharing Protocol. In *Proceedings of the ACM SIGCOMM '98 Conference on Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communication*. SIGCOMM '98. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 254–265. DOI: https://doi.org/10.1145/285237.285287



- [8] Rottenstreich Ori, Kanizo Yossi, and Keslassy Isaac. 2014. The Variable-Increment Counting Bloom Filter. *IEEE/ACM Trans. Networking* 22, 4, 1092–1105. DOI: https://doi.org/10.1109/TNET.2013.2272604
- [9] Rothenberg, C., Macapuna, C., Verdi, F., and Magalhaes, M. 2010. The deletable Bloom filter: a new member of the Bloom family. *IEEE Commun. Lett.* 14, 6, 557–559. DOI: https://doi.org/10.1109/LCOMM.2010.06.100344
- [10] Rhea S.C. and Kubiatowicz J. 2002. Probabilistic location and routing. In Proceedings. Twenty-First Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, 1248-1257 vol.3. DOI: https://doi.org/10.1109/INFCOM.2002.1019375



- [11] Whitaker A. and Wetherall D. 2002. Forwarding without loops in Icarus. In 2002 IEEE Open Architectures and Network Programming Proceedings. OPENARCH 2002 (Cat. No.02EX571), 63–75. DOI: https://doi.org/10.1109/OPNARC.2002.1019229
- [12] Laufer Rafael P., Velloso Pedro B., Cunha Daniel de O., Moraes Igor M., Bicudo Marco D.D., Moreira Marcelo D.D., and Duarte Otto Carlos M.B. 2007. Towards Stateless Single-Packet IP Traceback. In 32nd IEEE Conference on Local Computer Networks (LCN 2007), 548–555. DOI: https://doi.org/10.1109/LCN.2007.15
- [13] Wang, J. 1999. A Survey of Web Caching Schemes for the Internet. *SIGCOMM Comput. Commun. Rev.* 29, 5, 36–46. DOI: https://doi.org/10.1145/505696.505701
- [14] Dharmapurikar S., Krishnamurthy P., Sproull T., and Lockwood J. 2003. Deep packet inspection using parallel Bloom filters. In *11th Symposium on High Performance Interconnects*, *2003. Proceedings*, 44–51. DOI: https://doi.org/10.1109/CONECT.2003.1231477



- [15] Gremillion, L. L. 1982. Designing a Bloom Filter for Differential File Access. *Commun. ACM* 25, 9, 600–604. DOI: https://doi.org/10.1145/358628.358632
- [16] Murugan, S., Bakthavatchalam, T. A., and Sankarasubbu, M. 2020. SymSpell and LSTM based Spell-Checkers for Tamil. http://uttamam.org/papers/20 17.pdf
- [17] Dharmapurikar, S., Krishnamurthy, P., and Taylor, D. E. 2003. Longest Prefix Matching Using Bloom Filters. In *Proceedings of the 2003 Conference on Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communications*. SIGCOMM '03. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 201–212. DOI: https://doi.org/10.1145/863955.863979
- [18] Jain, N., Dahlin, M., and Tewar, R. 2005. Using Bloom Filters to Refine Web Search Results. In *Eighth International Workshop on the Web and Databases (WebDB '05)*. https://www.microsoft.com/en-us/research/wp-content/uploads/2017/01/webdb-167.pdf



- Bilder:
 - Folie 1 links: Photo by <u>Shahadat Rahman</u> on <u>Unsplash</u>
 - Folie 1 Mitte: Photo by <u>Carlos Muza</u> on <u>Unsplash</u>
 - Folie 1 rechts: Photo by <u>Pietro Jeng</u> on <u>Unsplash</u>
 - Folie 2 unten links: Photo by <u>FLY:D</u> on <u>Unsplash</u>



tu-freiberg.de

f TU Bergakademie Freiberg bergakademie freiberg TUBergakademie TUBergakademie

TU BERGAKADEMIE FREIBERG Universitätskommunikation Prüferstr. 2 09599 Freiberg Tel. +49(0)3731 39-2711, -3461 kommunikation@tu-freiberg.de







