

Datadreven måludpegning – en bussiness case¹

Af Malte Conrad

Introduktion

Denne artikel introducere kort en ny måde at måludpege omrejsende kriminelle, og præsenterer tre forskellige modeller der kan fungere som udgangspunkt for en datadrevet eller dataassisteret måludpegning. Den første model bygger henholdsvis på en kombination af at se på såkaldte "power few" personer der er mest aktive og en skadesanalyse der bygger på et kriminalitetsskade-index. Den anden model bygger på en Social Netværksanalyse, hvor der fokuseres på ankerpersoner eller lokale facilitatorer ved hjælp af matematiske centralitetsmål. Den tredje model prøver at forene de to første.

Måludpegning i dag

I dag baseres måludpegning på en blanding af en analytikers erfaring og adgang til nye kildeinformationer eller i sjældnere tilfælde informationer fra åbne kilder. Den erfarne analytiker bruger sin erfaringsvidne til at selekterer i informationer, vælge og sammensætte med historik, der tilsammen bliver koblet sammen til et efterforskningsoplæg. For de større sager bliver disse oplæg diskuteret og behandlet af et koordinationsudvalg bestående af ledere fra de berørte kredse.

Der har i dansk politi været eksperimenteret med kvalitative evalueringsmodeller på Røker-Bande området, hvor man har forsøgt, men ikke er fuldt ud lykkedes med at implementere den canadiske, sleipnir model, der forsøger at rangerer de mest skadelige og farlige kriminelle organisationer (Ratcliffe, 2011, s.61)

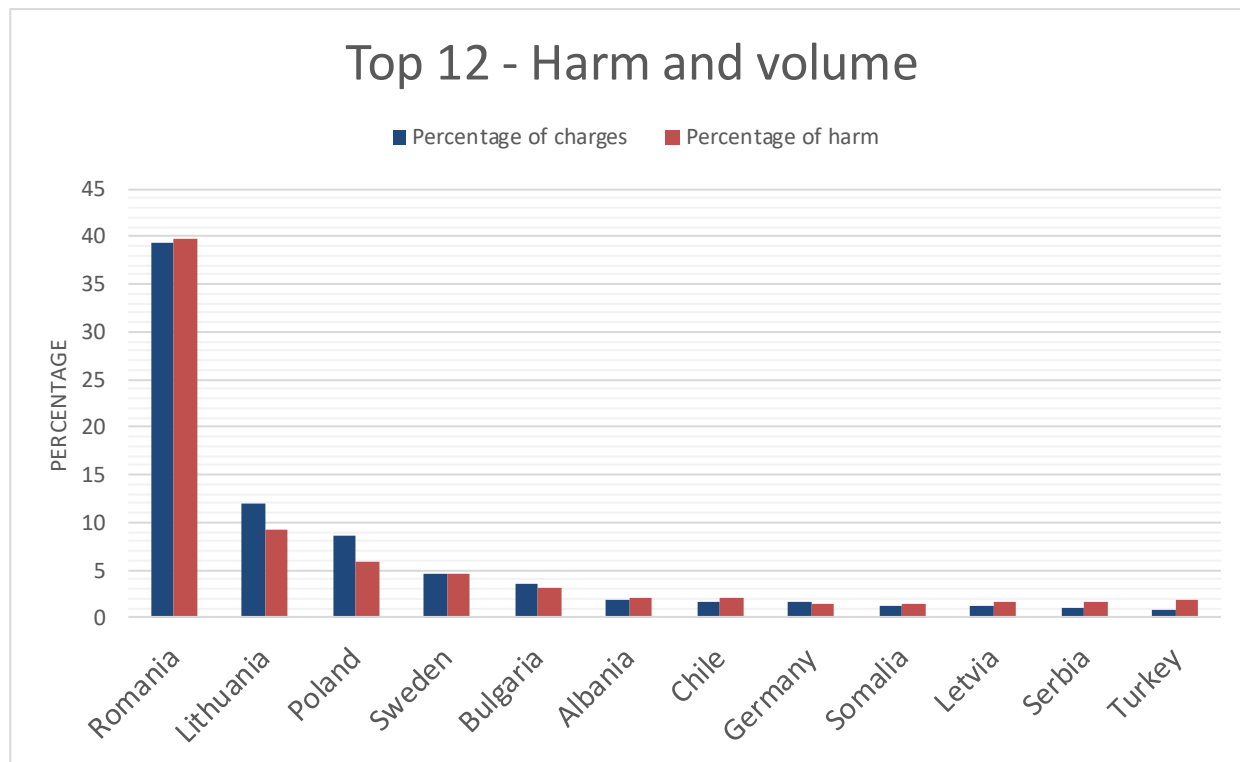
I arbejdet med omrejsende kriminelle og andre områder hvor der er færre kildeinformationer er denne selektering og sammenstilling af forskellige efterretninger dog besværliggjort af at der er en mangel på viden og efterretninger om omrejsende kriminelle.

Studiet som ligger til grund for denne artikel og de tre datadrevne måludpegningsmodeller bygger dels på en deskriptiv analyse der basere sig på sigtede såkaldte "turister"² fra 2007-2017, samt en social netværksanalyse, der bygger på sigtede "turister" i 2017 og deres registrerede netværk.

¹ Artiklen her bygger på et speciale skrevet ved kriminologisk institut, University of Cambridge (Conrad, 2018)

² Turister er udlændinge uden fast opholdsadresse i Danmark.

Målundpegning ved Skade og Volumen

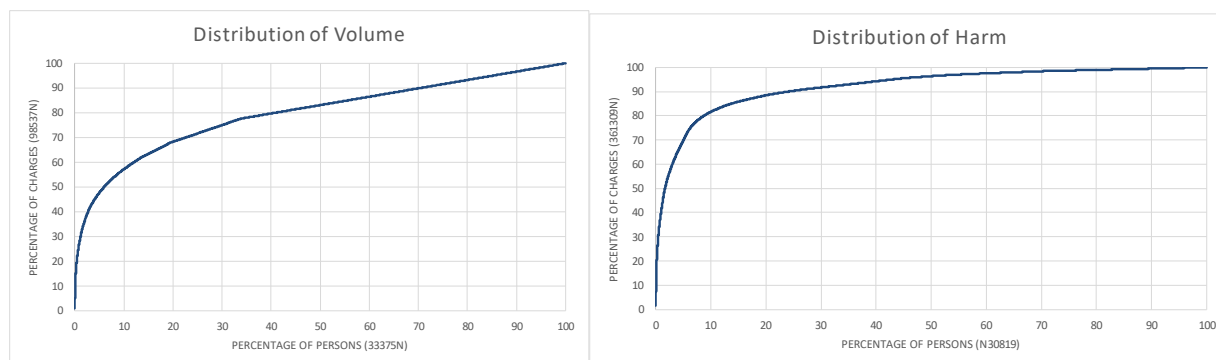


Ser vi på de lande, hvor de fleste af sigtede turister kommer fra i perioden 2007-2017, så er det tydeligt at Rumænien, Litauen og Polen er de tre lande med flest sigtelser. Ser vi på sigtelser ved hjælp af et kriminalitets skadeindeks, således at de mest alvorlige forbrydelse vejer tungere end de mindre alvorlige kriminallitetstype (Sherman, Neyroud, & Neyroud, 2016), ses de samme lande i top 3.

Ved at benytte et kriminalitetsskade indeks, er det muligt at graduerer og målundpege, ikke nødvendigvis de mest aktive, men også de mest skadelige personer (Sherman et al., 2016).

Det danske kriminalitetsskade-index (Andersen & Mueller-Johnson, 2018) måler skaden ved en kriminalitets type udfra statsadvokatens retningslinjer for strafudmåling.

Power few-kurve



Kombinerer vi skadeindekseringen ved hjælp af en såkaldt "power few" analyse, ser vi at kurven er ret stejl. Her står 50 personer for 20 procent for alt kriminalitskaden, og 10% af alle sigtede turister i perioden 2007-2017 står for 80% af alt kriminalitetsskaden (graf til venstre nedenfor)

I forhold til volume af sigtelser fordelt på personer er skadeanalysen med til at forøge effekten af en "power few"-analyse, således at der er færre personer der står for en større del af skaden end af antallet af sigtelser. Ser vi udelukkende på antal af sigtelser står 10% for lidt under 60% af sigtelserne. Et Resultat der følger forventningerne om at få personer begår majoriteten af forbrydelserne (Sherman 2007).

Udfordringer ved skade og "power-few"-analyse

Udfordringer ved at bruge power-few og skadeindeksanalyse til at måludpege personer til efterforskning og relevant politiindsatser, er at det baserer sig på historisk begået kriminalitet. Historisk kriminalitet kan godt have en vis forudsigelseskraft, men gælder det også for omrejsende kriminelle? Og er det sikkert at disse begår ny kriminalitet, og at de begår den inden for de danske grænser? Derudover er historisk kriminalitet ikke et gyldigt mistankegrundlag, og kan derfor ikke virke alene som grundlag for indgriben i form af efterforskningsskridt eller andre indgribende tiltag. Derudover er der praktiske udfordringer: Fx skal disse analyser opdateres jævnligt for at udpege de 50 mest skadelige – da dette jo er dynamisk, og hviler på politiets registreringspraksis.

Måludpegning ved hjælp af Socialnetværksanalyse

Socialnetværksanalyse hviler på en tværfaglig teoretisk og metodisk historie. Men kort fortalt kan det skitseres som sociolog, matematikker og en af pionerende indenfor social netværksanalyse Linton Freeman skriver, så involverer socialnetværksanalyse den intuition, at relationer mellem sociale aktører er vigtige (Freeman, 2014). En antagelse som en del kriminologisk teori også abonnerer på – fx social læringsteori. Derudover involverer socialnetværksanalyse en grafisk analyse, der visualiserer relationer og vigtighed af aktørerne. Sidst men ikke mindst involverer Socialnetværksanalyse en del matematiske beregninger og computermødelles, der beskriver og forklarer de mønstre, der fremgår ved den grafiske præsentation og analyse (Freeman, 2014)

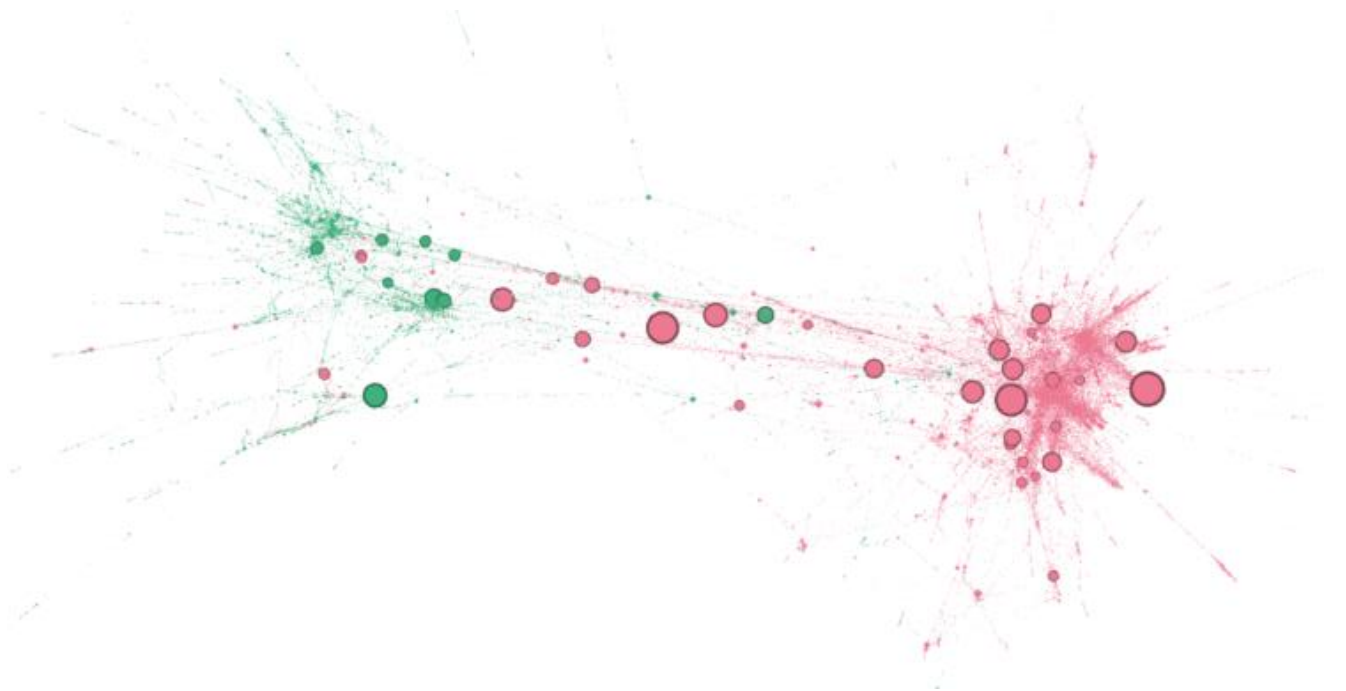
I forhold til brugen af socialnetværksanalyse i kriminologi og i politiets arbejde, så er det først inden for de sidste 15 år, at det er for alvor er begyndt at blive brugt (Sarnecki, 2001).

Matematiske centralitetsmål

Til brug for at analysere og udpege de centrale eller vigtige personer i et netværk, er der udviklet en række matematiske algoritmer, der udpeger vigtige personer i det netværk som der analyseres på. Disse algoritmer også kaldet centralitetsmål kan opdeles i tre typer: Degree, kortest sti (fx Betweenness centralitet) eller aktør-rangering metoder.

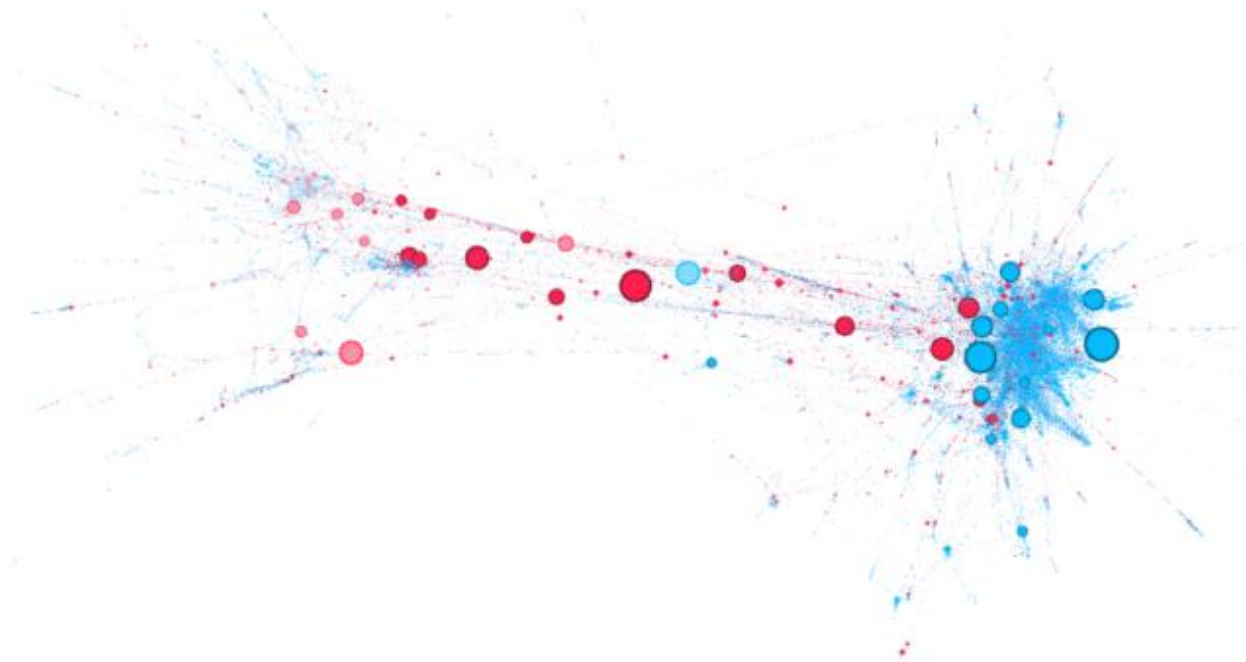
Hvor centralitetsmålet 'degree' ser på aktørens karaktertræk – oftest hvor mange relationer personen har. Så ser "kortest sti" algoritmerne på hvor vigtig personen er i forhold til informations flow. Betweenness centralitet måler fx hvor mange gange en aktør optræder, når information passerer gennem to af de resterende aktører i netværket. Aktør-rangerings algoritmerne fokuserer på aktørerne i netværket i forhold til resten af netværket og rangerer dem i forhold til hinanden. Disse typer af mål er i dag blevet brugt i en bred vifte af felter, til at forklare og undersøge magtstrukturer i kriminelle netværk, til at finde uformelle ledere i hemmelige eller ustrukturerede netværk og til at finde mæglere og mediatorer i netværket (Bright, 2015; Everton, 2012; Morselli, 2010; Morselli & Roy, 2008).

Måludefning af anker-personer i netværket.



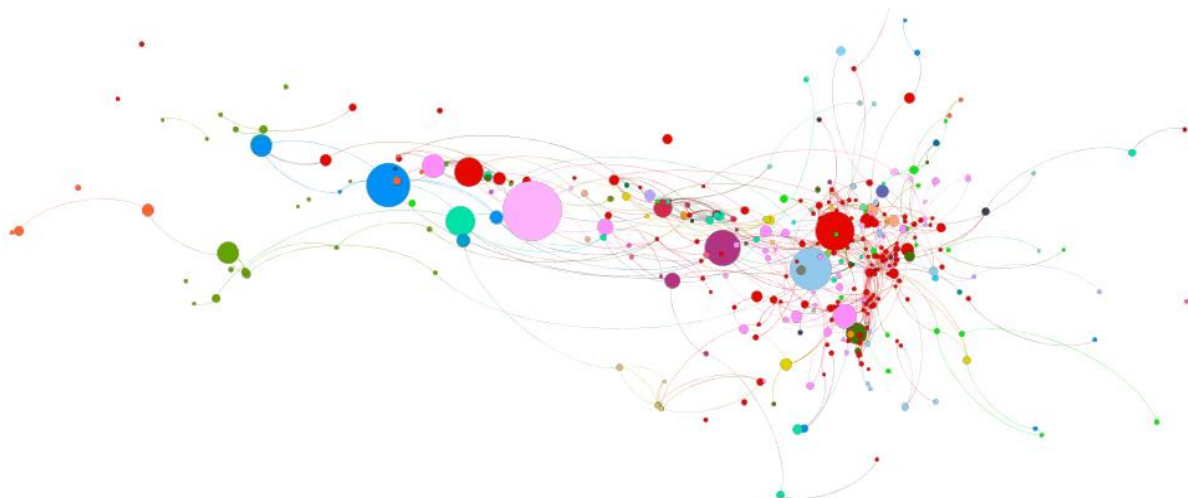
I et forsøg på at lokalisere anker-personer, i et netværk bestående af sigtede turister og deres relationer. I dette ses det at netværket deler sig i to clusters. Den ene hovedsageligt bestående af bosiddende borgere (lyserøde), og en anden hovedsageligt bestående af turister (grønne). Anvender vi en betweenness centralitetsmål ses det, at der er nogle af personerne (prikker), som er vigtigere end andre (ses på størrelsen af prikken). Ideen er i denne strategi er at gå efter dem med en stor prik der befinder sig enten mellem de to clusters eller i den grønne cluster, og som er lyserøde – dvs. bosiddende i Danmark. Hypotesen er at disse personer angiveligt kan benytte deres centrale placering og deres kendskab til Danmark som bosiddende til at facilitere kriminelle turisternes aktiviteter –og derfor fungerer som anker for mobile kriminelle i et volatilt netværk.

Målundpege facilitatore og mæglere.



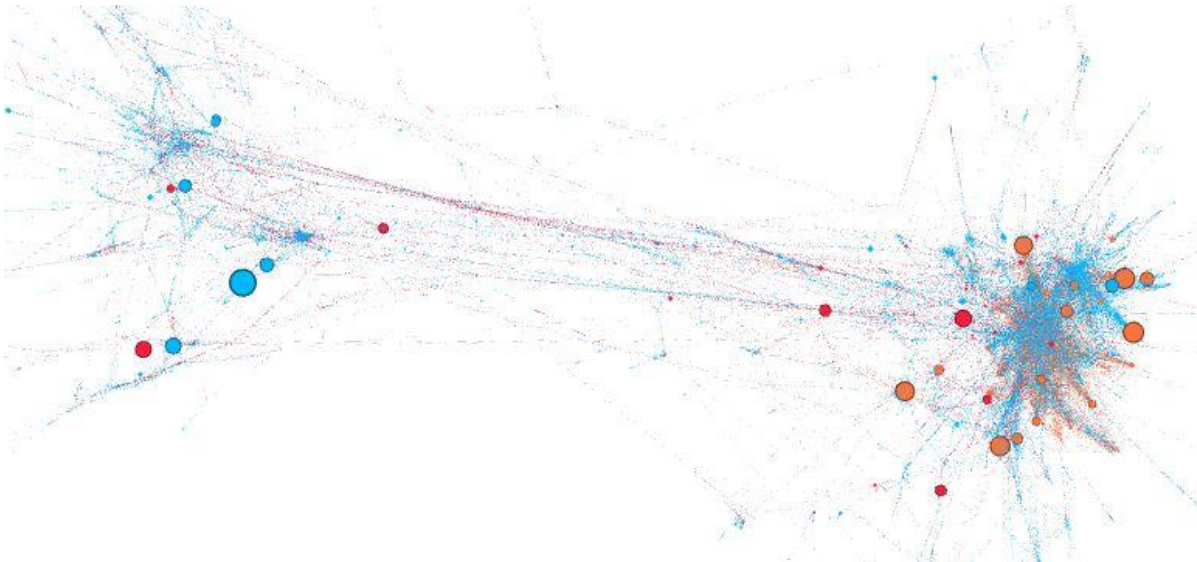
En anden strategi er at benytte en blanding af to algoritmer – degree og betweeness til at udpege de personer der har en mægler eller facilitator rolle. Tidligere litteratur har vist hvordan en kombination af at se på de personer med få relationer (degree centralitetsmål) med en central placering som mæglere (betweeness centralitetsmål) er effektiv i en distributionsstrategi (Morselli, 2010,389).

Den ovenstående graf viser de røde prikker som er de personer der har en lav degree men en høj betweeness centralitetsmål, og som derved har mange relationer og egentlig ikke er så kendt af politiet, men på trods af dette er meget centrale i netværket.



Ved at kombinere de to ovenstående analyser – kan vi tage alle dem ud der er bosiddende i Danmark og som også opfylder kriteriet om at have en høj betweenness og en lav degree centralitet. Farverne i ovenstående illustrere forskellige nationaliteter og størrelsen deres betweenness niveau.

Kombination af skadeindeksering og socialnetværksanalyse



Det er muligt at kombinere skadeindeksering og social netværksanalyse. Som det fremgår af ovenstående graf, hvor størrelsen på prikken indikerer den samlede skade personen har begået, og de røde prikker er dem med høj betweenness og lav degree, de gule dem med høj betweenness og høj degree, og de blå dem med lav degree og lav betweenness.

Ved denne analyse kan de mest skadelige lokaliseres, i kombination med en visualisering, der giver indtryk af personens placering i netværket. Det giver mulighed for at kombinere et skadesperspektiv med et vigtighed-for-netværket-perspektiv fra social netværksanalysen.

Udfordringer ved datadreven måludpegning

På trods af fordele ved at benytte sig af datadreven måludpegning, er der også nogle problemstillinger der bør overvejes.

Dels er det tydeligt at datadreven måludpegning, på trods af muligheden for at finde aktører der binder netværket sammen eller fungerer som anker-personer i et kriminelt netværk, så er der stadig brug for en kvalitativ evaluering af de måludpegede personer og netværk.

Datadreven måludpegning kan af forskellige årsager komme til at pege på personer, der kun er af historisk interesse, eller personer der slet ikke er interessante pga. manglende datamæssig validitet. Derudover er metoden heller ikke gennemprøvet nok til at kunne stå på egne ben. Der er derfor brug for at sammentænke en kvalitativ evaluering og fx social netværksanalyse, samt brug for at teste anvendeligheden af datadreven måludpegning i flere forsøg og på forskellige områder.

I forhold til implementering, så kan datadreven måludpegning bistå politiets faglige vurdering, men for at en sådan implementering og brug af disse værktøjer skal være effektiv, er det vigtigt at få efterforskere og andre med på ideen i datadreven måludpegning.

Ud over de politifaglige udfordringer er der også nogle etiske betænkeligheder. Dels giver en ren datadreven måludpegning ikke noget mistankegrundlag. Hvilket derfor også gør det nødvendigt med en politifaglig evaluering af analyserne. Derudover er det vigtigt at sammentænke andre politimetoder i et eventuelt måludpegningskoncept.

Der kan der være betænkeligheder ved brug af de beskrevne centralitetsmål i socialnetværksanalysen. Det kan der være svært at gennemskue hvordan analysen er fremkommet for betjente og befolkning. Endvidere baserer datadreven måludpegning baserer sig på historisk data, og der kan derfor være en fare for at elementer af bias, stigmatisering mm bliver forstærket i brugen af dette.

Datadreven måludpegning er derfor afhængig af valid data. Det der kommer i forhold til kvaliteten af data spiller en afgørende rolle for hvad og hvor meget en dataanalyse kan fortælle. På grund af dette, er budskabet at selvom, der er mange fordele ved datadreven måludpegning så er det ikke en erstatning for politifaglige vurderinger og metoder. Særligt vigtigt er at efterretninger og kvalitative evalueringer bliver indtænkt og at datadreven måludpegning bliver set som støtte for politiarbejdet.

Litteratur

- Andersen, H. A., & Mueller-Johnson, K. (2018). The Danish Crime Harm Index: How It Works and Why It Matters. *Cambridge Journal of Evidence-Based Policing*, 2(1–2), 52–69. <https://doi.org/10.1007/s41887-018-0021-7>
- Bright, D. A. (2015). Disrupting and Dismantling Dark Networks: Lessons from Social Network Analysis and Law Enforcement Simulations. In L. M. Gerdes (Ed.), *Illuminating Dark Networks* (pp. 39–51). <https://doi.org/10.1017/CBO9781316212639.004>
- Conrad, M. (2018). *Targeting itinerant criminals and their networks in Denmark*. University of Cambridge.
- Everton, S. F. (2012). *Disrupting dark networks*. Cambridge University Press.
- Freeman, L. C. (2014). The Development of Social Network Analysis – with an Emphasis on Recent Events. In *The SAGE Handbook of Social Network Analysis* (pp. 26–39). <https://doi.org/10.4135/9781446294413.n3>
- Morselli, C. (2010). Assessing Vulnerable and Strategic Positions in a Criminal Network. *Journal of Contemporary Criminal Justice*, 26(4), 382–392. <https://doi.org/10.1177/1043986210377105>
- Morselli, C., & Roy, J. (2008). BROKERAGE QUALIFICATIONS IN RINGING OPERATIONS. *Criminology*, 46(1), 71–98. <https://doi.org/10.1111/j.1745-9125.2008.00103.x>
- Ratcliffe, J. (2011). *Intelligence-led policing*. Routledge.
- Sarnecki, J. (2001). *Delinquent Networks*. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511489310>
- Sherman, L. (2007). The Power Few: Experimental criminology an the reduction of harm. *Journal of experimental criminology* 24(1), 155-174.
- Sherman, L., Neyroud, P. W., & Neyroud, E. (2016). The Cambridge Crime Harm Index: Measuring Total Harm from Crime Based on Sentencing Guidelines. *Policing*, 10(3), 171–183. <https://doi.org/10.1093/police/paw003>