



university of
 groningen

Identificatie van doorgroeiërs

van der Graaf, R.A.



university of
 groningen

Identificatie van *doorgroeiërs* in een crimineel drugsnetwerk

Naam

Rosa van der Graaf
S5413818

Master

Sociologie van de Criminaliteit en Veiligheid
Faculteit GMW, Rijksuniversiteit Groningen

Scriptiebegeleider

dr. G. E. Huitsing

Referent

dr. G. Stulp

Samenwerkende organisatie

Politie Eenheid Oost-Nederland

Externe begeleider

H. Dietzenbacher

Datum

Engelse titel

*Identifying 'rising stars' in a criminal
drugsnetwork*



Voorwoord

Voor u ligt mijn scriptie voor de master Sociologie, specialisatie Criminaliteit en Veiligheid, aan de Rijksuniversiteit Groningen. Deze scriptie beschrijft een onderzoek naar de identificatie van doorgroeiërs binnen criminele netwerken met behulp van sociale netwerkanalyse. Dit onderzoek, uitgevoerd in samenwerking met de Politie, werd mogelijk gemaakt door de medewerking van de Eenheid Oost-Nederland en het team SPIN (Social Perspectives in Networks) binnen de afdeling DRIO. De toegang tot opsporingsregistraties vormde de basis voor deze analyse.

Het proces was uitdagend en kende momenten van onzekerheid en complexiteit. Ik ben mijn begeleiders vanuit de Politie, Hannah Dietzenbacher, Anouk Reitsma en Johan Hiemstra, dan ook zeer dankbaar. Hun feedback, betrokkenheid en bemoedigende woorden hielpen mij door de moeilijker momenten heen. Daarnaast wil ik mijn medestagiairs Chris Oostendorp en Menno Kanger bedanken; zij maakten de werkvloer tot een prettige en motiverende omgeving, en het was waardevol om regelmatig met hen te kunnen sparren.

Ook wil ik mijn begeleiders vanuit de Rijksuniversiteit Groningen, Gijs Huitsing en Gert Stulp, bedanken voor hun waardevolle begeleiding gedurende het afgelopen half jaar. Hun kritische feedback en geduld, juist wanneer het soms even niet ging, hebben mij voorzien van de nodige steun.

Ik wens u veel leesplezier.

Samenvatting

De inbeslagname van cryptocommunicatieproviders heeft aanzienlijke doorbraken teweeggebracht in de bestrijding van georganiseerde criminaliteit, met name in de drugshandel. Deze inbeslagnames hebben geleid tot de arrestatie van belangrijke sleutelfiguren binnen die netwerken. Dit heeft ruimte gecreëerd voor een nieuwe lichter criminel: de doorgroeiërs. Doorgroeiërs zijn doorgaans jongeren die zich ontpoppen tot prominente figuren binnen georganiseerde criminele netwerken. Ondanks de toenemende urgentie van dit fenomeen, is er tot op heden weinig onderzoek gedaan naar het identificeren van doorgroeiërs binnen criminele organisaties, noch naar het bepalen van indicatoren die kunnen helpen deze groep vroegtijdig te herkennen.

Dit onderzoek heeft als doel indicatoren te ontwikkelen voor het identificeren van doorgroeiërs binnen criminele netwerken door gebruik te maken van sociale netwerkanalyse (SNA). De focus ligt op specifieke netwerkactoren waarvan reeds bekend is dat zij doorgroeiërs hebben gemaakt binnen het onderzochte criminele netwerk. Deze actoren zijn geanalyseerd en vergeleken met andere actoren binnen hetzelfde netwerk op basis van hun positie in het netwerk, evenals hun dynamiek in posities en rollen door de tijd heen. De resultaten van deze analyses bieden waardevolle inzichten in de kenmerken en netwerkposities van doorgroeiërs. Deze bevindingen kunnen bijdragen aan de ontwikkeling van meetbare indicatoren die het mogelijk maken nieuwe doorgroeiërs vroegtijdig te identificeren. De inzichten zijn niet alleen van belang voor wetenschappelijk onderzoek naar criminele netwerken, maar kunnen ook de Politie en beleidsmakers ondersteunen bij het ontwikkelen van interventiestrategieën ter voorkoming van de opkomst van nieuwe criminele leiders.



Inhoudsopgave

Inhoudsopgave

Voorwoord	2
Samenvatting	3
Inleiding	5
1.1 <i>Aanleiding</i>	5
1.2 <i>Probleemstelling</i>	7
1.3 <i>Wetenschappelijke relevantie</i>	7
1.4 <i>Sociologische relevantie</i>	8
2. Theoretisch kader	9
2.1 <i>Criminele (drugs)netwerken en sociale netwerkanalyse</i>	9
2.1.1 <i>Structuur</i>	10
2.1.2 <i>Posities</i>	11
2.2 <i>Doorgroeiërs</i>	13
2.3 <i>Doorgroeiërs identificeren met SNA</i>	13
3. Methoden	15
3.1 <i>Data en bronbeschrijving</i>	15
3.1.1 <i>Scenario's voor verdwijning</i>	16
3.2 <i>Operationalisaties</i>	17
3.2.1 <i>Selectie van potentiële doorgroeiërs</i>	18
3.2.2 <i>Demografische kenmerken van (kern)actoren</i>	18
3.2.3 <i>Netwerkmaten</i>	19
3.2.4 <i>Centraliteitsmaten</i>	20
3.3 <i>Analyseplan</i>	21
4. Resultaten	22
4.1 <i>Achtergrond van het netwerk</i>	22
4.2 <i>Beschrijving van het netwerk</i>	22
4.3 <i>Beschrijvende kenmerken van de betrokken actoren</i>	26
4.4 <i>Doorgroeiërs door de tijd</i>	27
4.4.1 <i>Doorgroeiër A</i>	27
4.4.2 <i>Doorgroeiër B</i>	28
4.4.3 <i>Doorgroeiër C</i>	28
4.4.4 <i>Doorgroeiër D</i>	29
4.4.5 <i>Conclusie</i>	30
4.5 <i>Doorgroeiërs in vergelijking met de overige actoren</i>	31
5. Discussie	41
5.1 <i>Conclusie</i>	41
5.2 <i>Limitaties van het onderzoek</i>	42
5.3 <i>Aanbevelingen</i>	43
Literatuurlijst	45
Bijlage 1 Centraliteitsscores doorgroeiërs	50
Bijlage 2 ANOVA-resultaten	51
Bijlage 3 Centraliteitscores van alle actoren in het netwerk	54

Inleiding

1.1 Aanleiding

Sinds 2016 zijn de servers van diverse cryptocommunicatieproviders, zoals Ennetcom, Ironchat, PGP-Safe, EncroChat en skyECC, in beslag genomen. Deze bedrijven boden encryptie-telefoon diensten aan en fungeerden als communicatiekanalen voor criminelen. De cryptocommunicatie zorgt ervoor dat criminelen ongehinderd met elkaar kunnen communiceren over illegale activiteiten. Na inbeslagname werden deze servers ontcijferd en dit heeft bijgedragen aan bewijs in diverse arrestaties en strafzaken met betrekking tot drugshandel en liquidaties (Vermeulen et al., 2021). Door deze onderzoeken zijn er veel criminele netwerken onderschept en zijn belangrijke personen uit deze netwerken opgepakt (Visser, 2021).

Hierdoor zijn er in de criminele netwerken plaatsen vrij gekomen en is er sprake geweest van een hiërarchische verschuiving binnen de criminele netwerken. Er is nu plaats voor een nieuwe groep; *doorgroeiërs*. Dit zijn (vaak) jongeren die zich inzetten voor een crimineel netwerk en bezig zijn met het opzetten van een carrière in het criminele circuit. Het zijn aanstormende talenten in de misdaad. Ze staan dichtbij en willen zich door ontwikkelen naar de kern van criminele organisaties (Peeck et al., 2022; Ferwerda et al., 2017; Ferwerda et al., 2021). Deze jongeren maakten zich eerst schuldig aan overlast en intimidatie op straat en groeien door richting High Impact Crimes (Ferwerda et al., 2022). Ook staan de doorgroeiërs nog met een voet in de buurt en in contact met andere jongeren. Daarbij kunnen zij een grote rol spelen in het aanzetten van andere jongeren tot het betreden van de (drugs)criminaliteit en het rekruteren en beïnvloeden van nieuwe leden binnen het netwerk (Peeck et al., 2022).

Georganiseerde criminaliteit vormt wereldwijd een ernstige bedreiging voor samenlevingen en de veiligheid van burgers (Europol, 2021). Het fenomeen van ondermijning, wat gedefinieerd wordt als de verwevenheid tussen de bovenwereld (de reguliere maatschappij) en de onderwereld (criminelen), is een centraal aspect van deze dreiging (Politie, n.d.).

Criminelen maken gebruik van legale diensten in de bovenwereld om hun criminele activiteiten uit te voeren en te faciliteren (Politie, n.d.). Een significant deel van deze ondermijnende activiteiten vindt plaats in de sector van de drugshandel. Van de gerapporteerde criminele organisaties in Europa is maar liefst 38% betrokken bij drugshandel (Europol, 2021).

De impact van ondermijning op de samenleving is aanzienlijk. Het grote financiële gewin wat gepaard gaat met drugscriminaliteit draagt bij aan de ontwikkeling van een apart crimineel



systeem. Dit systeem ondermijnt niet alleen de legale economie, maar ook de sociale structuren binnen de samenleving. Hoewel het streven naar maatschappelijke ontwrichting niet noodzakelijkerwijs het doel is van criminele organisaties, kan het toch een onbedoeld gevolg zijn van hun activiteiten (Tops & Tromp, 2019).

De ondermijnende criminaliteit uit zich in specifieke activiteiten zoals witwassen via financiële sectoren (banken, verzekeraars of financieel adviseurs), drugsmokkel en mensensmokkel via logistieke sectoren (zoals de containeroverslag in de haven), en het versturen van xtc-pillen via de transport- en pakketdiensten. Een elektricien kan worden ingeschakeld voor de aanleg van een hennepkwekerij, en huiseigenaren of vastgoedbedrijven kunnen onder druk worden gezet om panden beschikbaar te stellen voor de handel in drugs of wapens. Zelfs huisjes op vakantieparken kunnen worden gebruikt voor illegale prostitutie of drugshandel (Rijksoverheid, 2024). Daarnaast is het gebruiken van geweld een manier om hun criminele activiteiten te ondersteunen; maar liefst 60% van de criminele organisaties maakt gebruik van geweld (Europol, 2021). Er is dan ook sprake van een toename van het geweld binnen de georganiseerde misdaad, zowel op het gebied van frequentie als ernst (Europol, 2021).

Het is dan ook een hoge prioriteit van de overheid om ondermijning tegen te gaan in Nederland. Deze aanpak is niet langer alleen de taak van de Politie, maar een integrale aanpak van verschillende instanties, zoals het OM, de Belastingdienst, de Provincies en de gemeenten, welke samen komen in een Regionaal en Landelijk Informatie- en expertisecentrum (RIEC's en LIEC, 2024).

De politie speelt een belangrijke rol bij het voorkomen dat kwetsbare jongeren in de criminaliteit belanden. Door meer capaciteit op straat kunnen agenten eerder risicogedrag herkennen en jongeren doorverwijzen naar hulpverlening of preventieve programma's. Dit kan voorkomen dat zij betrokken raken bij ondermijnende criminaliteit, zoals drugshandel (Hakkenes & Keukenkamp, 2023). Dit verhoogt de kans op vroegtijdige identificatie van jongeren die vatbaar zijn voor crimineel gedrag. Hierdoor kan voorkomen worden dat jongeren zich ontwikkelen en *doorgroeien* tot ernstige criminelen, vooral op het gebied van drugshandel (Hakkenes & Keukenkamp, 2023).

Daarom is het van belang om de groep doorgroeiërs beter onder de loep te nemen en daarbij te kijken wie de doorgroeiërs zijn in een crimineel netwerk en welke positie zij innemen in een crimineel (drugs)netwerk. Het uitvoeren van een Sociale Netwerkanalyse geeft hier inzicht in.



1.2 Probleemstelling

In dit onderzoek wordt de hiërarchische verandering die leidt tot de opkomst van doorgroeiers in het criminele drugsnetwerk onderzocht met een sociale netwerkanalyse.

Het criminele netwerk wat onderzocht gaat worden is gespecialiseerd in de import en handel van cocaïne in Nederland. Hierbij wordt de nadruk gelegd op de diverse rollen binnen het criminele netwerk en hoe deze corresponderen met de rollen van doorgroeiers. Het doel van de sociale netwerkanalyse is het identificeren van patronen, zoals de veranderingen in netwerkposities binnen het criminele drugsnetwerk, en de mate van centraliteit die de doorgroeier inneemt op verschillende tijdstippen. Daarnaast richt de analyse zich op roltransformaties door de verandering van rollen en functies binnen het netwerk te analyseren over diverse tijdsperiodes. Deze aanpak draagt bij aan het begrijpen van opkomende doorgroeiers en de indicatoren die kunnen wijzen op hun toekomstige groei binnen het criminele circuit.

In deze scriptie staat de volgende vraag centraal:

“Kunnen doorgroeiers met sociale netwerkanalyse geïdentificeerd worden en hoe kunnen deze inzichten bijdragen aan nieuwe indicatoren voor het bepalen van doorgroeiers?”

1.3 Wetenschappelijke relevantie

Sociale netwerkanalyses hebben de afgelopen decennia aanzienlijke aandacht gekregen voor het onderzoeken van criminele netwerken (Xu & Chen, 2003; Malm et al., 2008; Heber, 2008; Morselli, 2009). Het uitvoeren van dergelijke analyses biedt inzicht in de structuren van netwerken samengesteld uit individuen en draagt bij aan een beter begrip van de mate van betrokkenheid van deze individuen binnen criminele organisaties (Calderoni, 2012).

Bovendien zijn de structuren van criminele netwerken en de verscheidenheid aan rollen binnen deze structuren grondig onderzocht (Paoli, 2002; Bichler et al., 2017). Hierbij is specifiek aandacht besteed aan de identificatie van leiders en het voorspellen van leiderschap binnen criminele contexten (Grassi et al., 2019; Porter & Alison, 2006; Calderoni, 2015).

Onderzoek heeft zich tevens gericht op het begrijpen van de factoren die leiden tot betrokkenheid van individuen bij georganiseerde criminaliteit en de motivaties achter deze betrokkenheid (Van Koppen, 2021).

Echter, tot op heden is er geen onderzoek verricht naar ‘doorgroeiers’ binnen criminele organisaties en het voorspellen van deze specifieke groep. Dit onderzoek is van wetenschappelijk belang, omdat er nog niet eerder aan de hand van een sociale



netwerkanalyse en met behulp van Politie registraties is onderzocht hoe deze doorgroeiers hun carrière in de criminaliteit ontwikkelen. Dit onderzoek werpt licht op de aanwezigheid van opkomende sleutelfiguren in de criminele netwerken en biedt tevens inzicht in de patronen van doorgroeiers. Dit omvat onder andere de veranderende netwerkpositie, waaruit indicatoren voor hun rol als doorgroeier afgeleid kunnen worden.

1.4 Sociologische relevantie

Binnen de criminologie wordt erkend dat misdrijven vaak worden gepleegd door meerdere daders die samenwerken (Bruinsma & Bernasco, 2004). Dit benadrukt het belang van sociale banden binnen georganiseerde criminaliteit (Kleemans & Van De Bunt, 2016).

Georganiseerde criminaliteit kan worden beschouwd als een netwerk van onderling verbonden sociale structuren, die kunnen variëren van familiebanden, tot buurtnetwerken of nationaliteit (Von Lampe, 2016). De onderlinge relaties tussen individuen binnen deze netwerken kunnen bijdragen aan het begrijpen en verklaren van crimineel gedrag (Verhoeven et al., 2014).

Dit onderzoek is sociologisch relevant omdat het inzicht verschaft in de netwerkstructuren van criminele netwerken en de verschillende rollen die er bestaan in de hiërarchie. Door middel van een sociale netwerkanalyse kan de ontwikkeling van de doorgroeiers in het netwerk worden vastgesteld en kan er een methode worden ontwikkeld die deze ontwikkeling kan voorspellen.



2. Theoretisch kader

2.1 Criminele (drugs)netwerken en sociale netwerkanalyse

Georganiseerde misdaad is een uitgebreid proces waarbij een lange voorbereiding vereist is. Het omvat diverse illegale activiteiten, verspreid over tijd en plaats en daarom is coördinatie en samenwerking essentieel (Koppen et al, 2010). Georganiseerde criminele netwerken worden doorgaans beschouwd als stabiele groepen van minstens drie criminelen die zich richten op diverse misdrijven, met als hoofddoel het behalen van financiële winst.

Traditioneel gezien werkten criminele groeperingen als stabiele, piramidevormige organisaties (Cressey, 1969), waarbij een leider de controle had over de gehele groepering. Deze organisaties waren gestructureerd op basis van macht, geld en strategische intelligentie. Binnen de cocaïnehandel bijvoorbeeld, is er sprake van een duidelijke taakverdeling binnen de organisatie (Natarajan, 2000). Bovenaan staan de *bosses*; dit zijn leidinggevenden die operaties coördineren. Daaronder komen de *assistent-managers*; zij zijn verantwoordelijk voor de technische aspecten van de operaties. Dan de *field workers reporting to assistant-managers*; zij hebben als taak het bezorgen van geld en het assisteren van de *managers*. En tot slot de groep *field workers reporting to the chief operator*; deze groep transporteren de drugs en ontmoeten klanten (Natarajan, 2000). Sommige posities binnen criminele netwerken zijn meer prominent dan anderen, omdat ze een centrale rol spelen en afhankelijkheid kunnen afdwingen door middelen zoals geld, kennis en contacten. Deze personen zijn belangrijke knooppunten in criminele netwerken (Kleemans et al., 2002).

Toch verschilt het per context hoe criminele organisaties gestructureerd zijn. In Nederland, bijvoorbeeld, zijn criminele netwerken vaak overkoepelende organisaties, die bestaan uit kleine, onderling verbonden netwerken (Kleemans & van de Bunt, 2016). Deze netwerken overlappen elkaar, blijven constant evolueren en bestaan uit verschillende samenwerkingsverbanden (Fijnaut et al., 1996; Kleemans et al., 2002). De criminele netwerken worden gekenmerkt als dynamisch, flexibel en aanpasbaar, wat noodzakelijk is omdat ze voortdurend moeten omgaan met de veranderende omgeving waarin ze opereren (Bright et al., 2018). Hoewel de illegale drugshandel weliswaar gefragmenteerd is, zijn er nog steeds aanwijzingen voor de duidelijke structuur in termen van posities en rollen binnen criminele netwerken. Dit is vooral zichtbaar in netwerken die zich bezighouden met de handel in heroïne en cocaïne, waar meer samenwerking en groepsvorming zichtbaar zijn in vergelijking met andere drugsmarkten (Baika & Campana, 2019). Sommige posities binnen deze netwerken blijven dus prominent, aangezien ze centrale rollen vervullen en



afhankelijkheid kunnen afdwingen door middelen zoals geld, kennis en contacten. Deze personen zijn belangrijke knooppunten in criminele netwerken (Kleemans et al., 2002).

Om de dynamiek en samenwerkingsverbanden binnen criminele netwerken beter te begrijpen, biedt Sociale Netwerkanalyse (SNA) een krachtig instrument om de structuur, maar ook de belangrijke knooppunten in een crimineel netwerk in kaart te brengen. Een (crimineel) netwerk bestaat uit een groep actoren (*nodes*), die onderling verbonden zijn met elkaar op basis van verschillende soorten relaties (*ties*). Deze actoren kunnen individuen, groepen of organisaties zijn, en de relaties kunnen variëren van professioneel tot sociaal, familiaal of zakelijk. Ook kennen deze actoren verschillende kenmerken – bijvoorbeeld leeftijd, nationaliteit en geslacht – dit worden *attributen* genoemd.

De relaties binnen sociale netwerken fungeren als kanalen voor de verspreiding van zowel materiele als immateriële middelen, zoals informatie, geld of drugs (Wasserman & Faust, 1994). Door actoren en hun relaties te analyseren, kan inzicht verschaft worden in interactiepatronen, netwerkstructuren, maar ook de posities en rollen van individuen binnen het netwerk.

2.1.1 Structuur

De structuur van een netwerk wordt bepaald door de patronen van relaties tussen de actoren, wat inzicht biedt in de opbouw van het netwerk. Naast het aantal actoren, dat invloed heeft op de structuur, speelt ook de mate van verbondenheid een cruciale rol (Wasserman & Faust, 1994). Deze verbondenheid kan worden gemeten aan de hand van verschillende netwerkmaten, waaronder de *dichtheid* van het netwerk. Dichtheid fungeert als een maatstaf voor de cohesie binnen een netwerk; een hoger niveau van dichtheid impliceert sterkere onderlinge relaties. Dit wordt berekend als de verhouding van het aantal bestaande verbindingen tot het maximale aantal mogelijke verbindingen. Een hoge dichtheid duidt op veel onderlinge verbindingen tussen actoren, terwijl een lage dichtheid wijst op ongebruikte verbindingen. Een andere maatstaf om de verbondenheid binnen een netwerk te beoordelen, is de *geodesic distance*, die de kortste afstand tussen twee actoren weergeeft, gemeten in het aantal verbindingen dat nodig is om van de ene actor naar de andere te gaan. Door de *geodesic distances* tussen alle actorenparen te analyseren, kan de *average path length* worden berekend. Dit is de gemiddelde afstand binnen het netwerk. Een lagere *path length* duidt op een hogere mate van verbondenheid, wat aangeeft dat actoren sneller en gemakkelijker met elkaar kunnen communiceren en samenwerken (Robins, 2015).



In sociale netwerken zijn de relaties tussen actoren belangrijk om te onderzoeken, om de dynamiek binnen het netwerk te kunnen begrijpen. Twee belangrijke concepten zijn hierin *transitiviteit* en *segregatie*. Transitiviteit is een eigenschap van relaties binnen *triads* (relaties tussen drie personen). Een relatie wordt als transitief beschouwd wanneer, als actor X een relatie heeft met actor Y, en actor Y een relatie heeft met actor Z, er ook een directe relatie bestaat tussen actor X en actor Z. Dit resulteert in een gesloten *triad*, wat wijst op een sterke verbondenheid in de groep. Wanneer de directe verbinding tussen X en Z ontbreekt, spreken we van open *triad*. In dit geval zijn X en Z twee stappen van elkaar verwijderd, met Y als gemeenschappelijke schakel. Indien X en Z later een directe relatie ontwikkelen, kan er vanuit deze open verbinding, een transitieve *triad* ontstaan. De aanwezigheid van *transitiviteit* binnen netwerken bevordert een grotere verbondenheid of clustering. Netwerken waarin individuen frequent contact hebben en waar affectie heerst, zoals in vriendschap- of familiale relaties, zijn doorgaans sterker verbonden dan netwerken die voornamelijk bestaan uit doelgerichte interacties (Wasserman & Faust, 1994).

Segregatie verwijst naar het bestaan van subgroepen binnen een netwerk, die ook wel *cliques* of *clusters* worden genoemd. *Cliques* zijn subgroepen waarin alle leden met elkaar verbonden zijn, wat resulteert in volledige dichtheid. Het identificeren van cliques kan leiden tot het ontdekken van verschillende sub-netwerken binnen een groter netwerk. In *clusters* in tegenstelling tot *cliques*, hoeven actoren niet noodzakelijkerwijs met alle andere leden verbonden te zijn. De dichtheid of het aantal relaties binnen een subgroep kan helpen bepalen wanneer er sprake is van een cluster; een cluster is een groep waarvan de leden meer relaties binnen de subgroep hebben dan met leden van het bredere netwerk (Wasserman & Faust, 1994).

2.1.2 Posities

Een belangrijk onderdeel van de SNA-methode is het identificeren van actoren die sleutelposities innemen binnen een sociaal netwerk. Deze posities verwijzen naar knooppunten die een belangrijke rol spelen in de organisatie en werking van het netwerk. Actoren in sleutelposities beschikken doorgaans over een groot aantal verbindingen met andere netwerkleiden, wat hen een strategische positie geeft om informatie te verspreiden, coördinatie te bevorderen en invloed uit te oefenen op de dynamiek binnen het netwerk (Liu et al., 2012). Sleutelposities kunnen worden geïdentificeerd door het berekenen van verschillende centraliteitsmaten, zoals *degree centrality*, *betweenness centrality*, *closeness centrality* en *eigenvector centrality*.



Degree centrality meet het aantal directe verbindingen dat een actor heeft binnen een netwerk en geeft daarmee inzicht in hoe goed deze actor verbonden is. Actoren met een hoge *degree centrality* worden vaak beschouwd als sleutelposities, aangezien zij in staat zijn om een groot aantal netwerkliden direct te bereiken (Wasserman & Faust, 1994). In criminele netwerken kan een hoge *degree centrality* erop wijzen dat een actor veel connecties heeft, zoals medeplichtigen of bondgenoten, wat kan duiden op een actieve rol in criminele activiteiten. Echter, de meest actieve crimineel, gemeten aan de hand van *degree centrality*, is niet per se de sleutelspeler (Liu et al., 2012). Dit suggereert dat naast het aantal connecties, ook de rol van een individu binnen een netwerk belangrijk is voor het begrijpen van diens invloed. *Betweenness centrality* meet de mate waarin een actor op de kortste paden tussen andere actoren ligt, wat impliceert dat een actor met hoge *betweenness centrality* een belangrijke schakel vormt in de communicatie binnen het netwerk. Actoren met een hoge *betweenness centrality* kunnen fungeren als bruggen tussen verschillende groepen en faciliteren de uitwisseling van informatie en middelen tussen deze groepen (Wasserman & Faust, 1994). Er blijkt dat een groot deel van de sleutelspelers in criminele netwerken geen directe verbindende rol heeft, omdat ze een lage *betweenness centrality* hebben. Dit suggereert dat sleutelposities door meer dan alleen verbondenheid worden bepaald (Liu et al., 2012).

Closeness centrality geeft aan hoe dicht een actor bij andere actoren staat, gemeten aan de hand van de kortste paden in het netwerk. Actoren met een hoge *closeness centrality* hebben de mogelijkheid om snel informatie te verspreiden, doordat zij relatief dicht bij anderen in het netwerk staan (Wasserman & Faust, 1994). Dit is ook het geval binnen criminele netwerken. De mediane waarde van *closeness centrality* voor sleutelspelers in criminele netwerken is 0.33, wat erop wijst dat veel van deze actoren relatief centraal staan binnen hun netwerk (Liu et al., 2012).

Tot slot biedt *eigenvector centrality* een meer verfijnde maat, waarbij niet alleen wordt gekeken naar het hoge aantal connecties van een actor, maar ook naar de centraliteit van hun connecties. Actoren met een hoge *eigenvector centrality* zijn verbonden met andere invloedrijke leden van het netwerk, wat hun algehele invloed versterkt. Deze maat helpt met het verklaren waarom sommige actoren met een relatief lage *degree centrality* toch sleutelrollen kunnen vervullen. *Eigenvector centrality* benadrukt de kwaliteit van de verbindingen en de strategische voordelen van een netwerkpositie, waar invloedrijke connecties vaak zwaarder wegen dan het aantal verbindingen (Liu et al., 2012).



2.2 Doorgroeiers

Peeck et al. (2022) omschrijven doorgroeiers als volgt: “Personen vanaf 12 tot 23 jaar, die zich meermaals schuldig hebben gemaakt aan ernstige (gewelds)misdrijven, druggerelateerde en ondermijnende criminaliteit, in contact staan met of deel uitmaken van criminele samenwerkingsverbanden en zich door hun groeiende status/positie een negatieve invloed kunnen uitoefenen op overige jongeren. Daarnaast zijn er bij deze personen indicaties die duiden op de intrede of deelname aan de georganiseerde drugsriminaliteit en is er een toename vast te stellen in het verharderen van hun gedrag, waaronder het gebruik van geweld en/of (vuur)wapens.”

Volgens Peeck et al. (2022) zijn er diverse persoonlijke factoren die van invloed zijn op het fenomeen van doorgroeiers in de criminaliteit. Deze persoonlijke factoren van doorgroeiers spelen een rol bij hun deelname aan criminaliteit, omdat zij zich onderscheiden door een verhoogd niveau van intelligentie, dat als een vereiste wordt beschouwd binnen de drugsriminaliteit. Criminelen die zich bevinden binnen de georganiseerde misdaad plegen delicten met voorbedachten rade en zetten hun delict zo op dat de Politie geen bewijs kan achterhalen. Dit laat zien dat er een bepaalde ‘slimheid’ vereist is om als crimineel te binden aan georganiseerde drugscriminaliteit (Peeck et al., 2022; Köppen et al., 2010).

Bovendien kan een gebrekkige zelfwaardering aanwezig zijn, veroorzaakt door factoren zoals een instabiele thuissituatie, problemen op school en een gebrek aan sociale binding. Dit kan leiden tot een gedachte dat ze ‘toch niks goed kunnen doen’ en ‘niks te verliezen hebben’ (Peeck et al., 2022). De instabiele thuissituatie is vaak gekenmerkt door ouderlijke problemen, zoals psychische stoornissen, verslavingen of financiële problemen. Blootstelling aan criminaliteit binnen het gezin is ook een veelvoorkomende factor. Dit draagt bij aan het idee dat een crimineel leven de norm is en het wordt overgedragen vanuit familierelaties (Peeck et al., 2022). Verder is deelname aan een (criminele) jeugdgroep een krachtige voorspeller voor een carrière in de criminaliteit. Sociale relaties, vooral met mensen in de georganiseerde criminaliteit kunnen een cruciale rol spelen in het pad naar druggerelateerde criminaliteit (Ferwerda et al., 2021; Peeck et al., 2022).

2.3 Doorgroeiers identificeren met SNA

In dit onderzoek ligt de nadruk op een groepering die zich heeft gespecialiseerd in de import en handel van cocaïne. Dit maakt het waardevol om een specifieke context te schetsen voor het type criminele netwerk dat deze activiteiten faciliteert. Binnen deze netwerken speelt de positie van individuen een belangrijke rol in hun invloed en hun vermogen om succesvol te



opereren. Wanneer we deze dynamiek in de context van doorgroeiërs plaatsen, kan Sociale Netwerk Analyse (SNA) helpen bij het identificeren van deze actoren binnen het netwerk.

De mate van centraliteit binnen een crimineel netwerk kan sterk worden beïnvloed door het type drugs dat wordt verhandeld. De handel in cocaïne, bijvoorbeeld, brengt hogere risico's met zich mee en vereist daarom een meer gecoördineerde aanpak. Dit betekent dat individuen die betrokken zijn bij de verhandeling van deze drugs, vaak meer strategisch te werk gaan en invloedrijke connecties nodig hebben om succesvol te kunnen opereren (Baika & Campana, 2019). In dit kader is *eigenvector centrality* een interessante maat om doorgroeiërs te identificeren, omdat deze niet alleen kijkt naar het aantal verbindingen dat een actor heeft, maar ook naar de kwaliteit en de centraliteit van deze connecties (Liu et al., 2012). Dit leidt tot **hypothese 1**: "Actoren die groeien in *eigenvector centrality*, vertonen een grotere kans om doorgroeiërs te zijn binnen criminele netwerken".

Daarnaast speelt de rol die een individu vervult op de drugsmarkt, zoals het onderscheid tussen een importeur en een dealer, mogelijk ook een belangrijke rol in de mate van centraliteit. Een importeur heeft bijvoorbeeld doorgaans meer invloedrijke connecties nodig, vanwege de complexiteit en risico/s van hun operaties. Daarom is het ook interessant om doorgroeiërs te identificeren aan de hand van *betweenness centrality*; een stijging in deze netwerkmaat kan erop wijzen dat de actor zich positioneert als een belangrijke schakel tussen verschillende groepen binnen het netwerk. Door deze rol te vervullen, kan het verkrijgen van informatie, middelen en geld gemakkelijker worden en wordt diens invloed binnen het criminele netwerk vergroot (Liu et al., 2012). Dit leidt tot de **hypothese 2**: "Actoren die groeien in *betweenness centrality*, vertonen een grotere kans om doorgroeiërs te zijn binnen criminele netwerken".

3. Methoden

3.1 Data en bronbeschrijving

De data zijn afkomstig van informatiebronnen die door de Politie beschikbaar zijn gesteld.

De informatie komt voort uit registraties van de individuen uit een crimineel netwerk, onderzocht door de Politie. Deze registraties worden vastgesteld op basis van verslaglegging door rechercheurs en vervolgens ingevoerd in de registratiesystemen van de Politie, zoals de Basisvoorziening Handhaving (BVH) of Summ-it. Deze gegevens zijn gebaseerd op artikel 8 en artikel 9 uit de Wet Politiegegevens (WPG). De WPG beschrijft hoe als politieambtenaar omgegaan moet worden met persoonsgegevens die dagelijks worden verzameld, verstrekt en verwerkt worden in het kader van de politietaak. Artikel 8 verwijst naar de uitvoering van de dagelijkse politietaak, artikel 9 verwijst naar het onderzoek in verband met de handhaving van de rechtsorde in een bepaald geval. Hoewel er in dit onderzoek geen gebruik wordt gemaakt van data afkomstig uit artikel 10 van de Wet Politiegegevens, is het relevant om dit te benoemen, omdat sommige individuen mogelijk niet meer zichtbaar zijn doordat zij in verband worden gebracht met ernstigere misdrijven en daardoor in systemen vallen die onder artikel 10 vallen. Artikel 10 regelt de verwerking van gegevens over ernstige misdrijven die de rechtsorde bedreigen, zoals georganiseerde criminaliteit, en legt strengere voorwaarden op voor de verzameling van gegevens in gevallen waarbij er een redelijk vermoeden van betrokkenheid bij zulke misdrijven bestaat. De data bevat informatie over de structuur van een crimineel netwerk dat zich voornamelijk richt op de import en handel van cocaïne in Nederland. Daarbuiten is dit op basis van interne informatie, ook een poly-crimineel netwerk te noemen, omdat dit criminele netwerk ook op andere criminele markten te vinden is; zoals wapenhandel, mensenhandel, witwassen en openbare geweldpleging.

Voor dit onderzoek zijn twee datasets gebruikt: een dataset met geregistreerde relaties en een aparte dataset met partijen. De dataset met geregistreerde relaties bevat 271 individuen en 609 geregistreerde relaties die zijn vastgelegd over de periode 2013-2023. Deze dataset bevat gegevens over de onderlinge relaties tussen individuen binnen een crimineel netwerk, op basis van geobserveerde en geregistreerde contacten door de Politie. De aard van de relaties varieert, van criminele connecties tot vriendschaps-of familierelaties. Deze dataset geeft inzicht in de interacties tussen betrokkenen, die een rol spelen binnen het criminele netwerk.



De andere dataset, met partijen, omvat 519 individuen. Dit zijn individuen die in contact zijn met de individuen die gelinkt zijn aan het opsporingsonderzoek. Deze dataset biedt informatie zoals geslacht, leeftijd en nationaliteit van de betrokkenen in het criminele netwerk. Het is echter belangrijk op te merken dat niet alle individuen uit deze dataset voorkomen in de dataset van geregistreerde relaties. Dit kan komen doordat sommige individuen geen directe, geregistreerde onderlinge relaties onderhouden met andere actoren in het netwerk. De individuen die niet in de geregistreerde relaties dataset voorkomen, verschijnen daarom niet in de netwerkvisualisaties en worden niet meegenomen in de analyses.

Ook is er in de registraties onderscheid gemaakt tussen personen en bedrijven. Het meenemen van bedrijven in de analyse zorgt voor een completer beeld, aangezien sommige relaties mogelijk via een bedrijf of “niet-natuurlijke persoon” verlopen.

De gegevens in dit onderzoek bestrijken de periode 2013 tot en met 2023. Figuur 1 geeft een overzicht van het aantal geregistreerde relaties per jaar. Hieruit blijkt dat het aantal registraties in sommige jaren relatief laag is of geheel ontbreekt. Dit kan te maken hebben met het onvolledig registreren van de politie, waarbij niet alle relaties zijn vastgelegd. Opvallend is het jaar 2020, waarin veruit het grootste aantal registraties plaatsvindt. Omdat al deze registraties op dezelfde dag in het systeem zijn gezet, is het voor dat jaar niet mogelijk om een verdere gedetailleerde analyse van tijdspatronen te maken.

Er is gekozen om alleen de jaren 2013, 2017, 2018, 2020 en 2022 mee te nemen in de analyse. Deze keuze is gebaseerd op de beschikbare hoeveelheid en consistentie van de data. In de jaren 2014, 2015, 2016, 2019 en 2023 waren de registraties te beperkt of onvolledig om betrouwbare conclusies te trekken, wat de representativiteit van de gegevens zou kunnen verminderen. Tot slot bevatten de aangeleverde datasets geen namen en zijn volledig geanonimiseerd, om de gevoeligheid van de informatie te behouden. De data zijn bewerkt op de beveiligde server van de Politie.

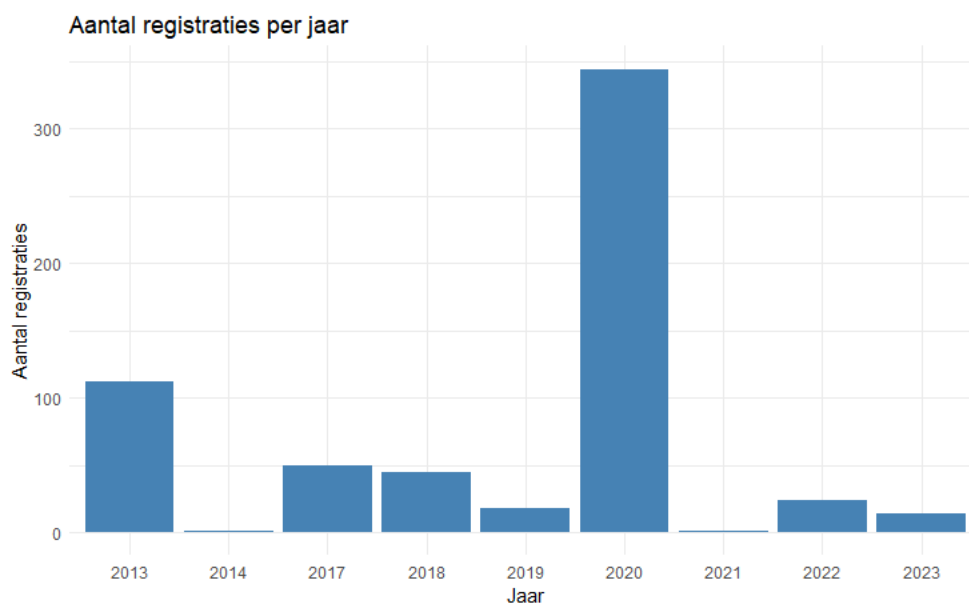
3.1.1 Scenario's voor verdwijning

Zoals eerder gesteld, onderscheiden doorgroeiërs zich van andere actoren doordat ze, naarmate ze doorgroeien binnen een crimineel netwerk, steeds strategischer en met voorbedachten rade te werk gaan. Aanvankelijk maken ze deel uit van jeugdgroepen en worden ze geleidelijk steeds meer betrokken bij criminele activiteiten. Door hun intelligentie kunnen ze zich uiteindelijk naar hogere posities binnen het netwerk bewegen en hun



activiteiten zo structureren dat de politie steeds moeilijker bewijs kan achterhalen (Peeck et al., 2022). Dit kan verklaren waarom een potentiële doorgroeiër in latere jaren niet terugkomt in de registraties van de Politie,, wat kan wijzen op hun status als doorgroeiër.

Daarnaast zijn er verschillende andere scenario's die kunnen verklaren waarom bepaalde individuen niet meer in de datagegevens terug te vinden zijn, of in bepaalde periodes afwezig zijn. Het is mogelijk dat de criminele handelingen onder een niveau vallen dat geregistreerd wordt als vertrouwelijk (zoals artikel 10 data) en in dit onderzoek niet wordt meegenomen. Ook kunnen ook factoren zoals overlijden, verhuizing of interventies door de autoriteiten, zoals arrestatie of hechtenis, een rol spelen in het verdwijnen van actoren uit de data. Het bespreken van deze scenario's helpt te begrijpen dat de afwezigheid van individuen in de data niet noodzakelijk betekent dat zij geen criminele activiteiten meer verrichten, maar dat externe factoren de registraties kunnen beïnvloeden.



Figuur 1 Aantal registraties per jaar

3.2 Operationalisaties

De preparatie, verkenning, frequentieberekeningen, netwerkanalyses, centraliteitsmetingen, toetsing en visualisatie van de data zijn uitgevoerd met behulp van het programma R. In dit programma zijn de packages ‘igraph’ en ‘visNetworks’ ingezet om de analyses en visualisaties mogelijk te maken. Een deel van het R-script zal worden getoond in Bijlage 1 en de rest van het script zal ter beoordeling worden opgestuurd.



3.2.1 Selectie van potentiële doorgroeiërs

De analyse richt zich op de netwerkanalyse van een groep centrale actoren die mogelijk doorgegroeid zijn tot sleutelposities binnen het criminele netwerk. Om deze actoren te identificeren, zijn er gesprekken gevoerd met een expert van de Politie. Deze expert heeft uitgebreid onderzoek verricht naar deze specifieke groepering. Het gesprek heeft informatie opgeleverd over het ontstaan van het netwerk, evenals de dynamiek en sfeer binnen dit netwerk. Op basis van dit gesprek en de beschikbare data zijn er 18 actoren als potentiële doorgroeiërs aangewezen die centraal staan in het onderzochte netwerk. Op basis van de inzichten verkregen uit het onderzoek heeft de expert vastgesteld dat deze individuen eerder bescheiden posities innamen, maar zich hebben ontwikkeld tot prominente criminele figuren. Dit wijst erop dat bij deze personen mogelijk sprake is van een potentieel voor ‘doorgroei’. Aangezien slechts vier van deze 18 actoren in drie of meerdere tijdvakken voorkomen, is ervoor gekozen deze vier potentiële doorgroeiërs nader beschrijvend te onderzoeken. Deze keuze is gebaseerd op de beschikbare data: van deze vier potentiële doorgroeiërs kunnen veranderingen in hun posities gedetecteerd worden. Bij de overige 14 potentiële doorgroeiërs is dit niet mogelijk, aangezien zij slechts in één of twee perioden voorkomen. Tevens worden deze 14 andere potentiële doorgroeiërs als groep meegenomen in verschillende analyses. Hun gemiddelde scores worden gebruikt om patronen te onderzoeken, waarbij deze groep zowel wordt vergeleken met de 4 doorgroeiërs, als met de overige actoren in het netwerk.

3.2.2 Demografische kenmerken van de doorgroeiërs en overige actoren in het netwerk

Naast netwerkposities worden ook demografische variabelen van de actoren geanalyseerd, zoals leeftijd, geslacht, en nationaliteit. Nationaliteit biedt inzicht in transnationale criminele connecties, terwijl leeftijd een indicatie kan geven van ervaring binnen de criminele activiteiten. Geslacht wordt onderzocht om inzicht te krijgen in gender-specifieke rollen binnen het netwerk. Omdat bepaalde personen vaker dan één keer voor komen in de data, is ervoor gekozen om de gemiddelde leeftijd van de actoren in het netwerk te berekenen volgens een referentiedatum; 1 januari 2018, omdat deze datum het midden van de jaren in de data vertegenwoordigt. Om de verhouding tussen mannelijke en vrouwelijke actoren te analyseren binnen zowel de doorgroeiërs als de overige actoren, zijn frequenties berekend. Ook is de verdeling van nationaliteiten berekend, hoewel deze continentaal worden weergegeven om de gevoeligheid van de data te waarborgen. Voor deze analyse zijn de twee groepen met (potentiële) doorgroeiërs – de groep van 4 en de groep van 14 – samengevoegd. Deze gezamenlijke groep is vervolgens vergeleken met de overige actoren in het netwerk. Om het



verschil in gemiddelden te toetsen op significantie is er voor de variabele leeftijd een t-test uitgevoerd terwijl het verschil in geslacht en nationaliteit getest is middels een Fishers Exact toets.

3.2.3 Netwerkmaten

Om inzicht te krijgen in de structuur en dynamiek binnen een netwerk worden verschillende netwerkmaatstaven gebruikt. Deze netwerkmaatstaven zeggen iets over het netwerk als geheel. Allereerst is er de *netwerkdichtheid*, die het aantal bestaande verbindingen als percentage van het totale aantal mogelijke verbindingen in het netwerk meet. Dichtheid varieert van 0 (geen verbindingen) tot 1 (volledige verbondenheid); een hoge dichtheid duidt op meer relaties tussen de actoren in het netwerk.

De *degree centralization* laat zien in hoeverre verbindingen in het netwerk, zijn gecentreerd rond een beperkt aantal actoren. Deze maatstaf heeft een range van 0 (volledige decentralisatie) tot 1 (volledige centralisatie), waarbij een hoge centralisatie vaak wijst op de aanwezigheid van één of meerdere sleutelfiguren in het netwerk.

De *netwerk efficiëntie* bepaalt hoe snel informatie zich door het netwerk verspreidt. De efficiëntie wordt berekend door eerst de kortste afstanden tussen alle knooppunten in het netwerk te bepalen. Vervolgens wordt van elke kortste afstand de omgekeerde waarde (1/ de kortste afstand) genomen, zodat kortere afstanden een hogere bijdrage leveren aan de efficiëntie. Tot slot wordt de efficiëntie bepaald door het gemiddelde van deze omgekeerde waarden te nemen. Efficiëntiescores variëren van 0 (zeer inefficiënt) tot 1 (maximaal efficiënt); netwerken met korte verbindingroutes en weinig overlap kunnen doorgaans soepeler communiceren.

Deze drie netwerkmaten – *netwerkdichtheid*, *degree centralization* en *efficiency* – zijn vaak met elkaar verbonden en beïnvloeden elkaar wederzijds. Een hogere *netwerkdichtheid* gaat meestal gepaard met een hogere *degree centralization*, wat vervolgens de *efficiency* van het netwerk kan verbeteren (Bichler et al., 2017). Dit zorgt ervoor dat informatie en middelen sneller door het netwerk kunnen stromen, waardoor actoren gemakkelijker met elkaar kunnen communiceren en middelen kunnen delen. Voor doorgroeiërs betekent dit dat zij, in netwerken met een hoge *dichtheid*, *degree centralization* en *efficiency*, in staat zijn om sneller door te groeien naar centrale posities in het netwerk. Wanneer deze netwerkmaten laag zijn, is de verspreiding van informatie en middelen echter trager, wat het voor doorgroeiërs moeilijker maakt om een centrale rol te vervullen, omdat het lastiger is om nieuwe connecties te maken en invloed uit te oefenen.

Andere nuttige maatstaven zijn het *aantal subgroepen*, clusters waarin actoren sterker met elkaar dan met andere delen van het netwerk zijn verbonden. De subgroepen worden bepaald aan de hand van het Louvain-algoritme (geïntegreerd in het R-package *igraph*) welke knooppunten groepeerd in gemeenschappen door herhaaldelijk de indeling te verbeteren, totdat de beste structuur is gevonden (Blondel et al., 2008). Ook het *aantal componenten*, oftewel groepen van actoren die alleen intern verbonden zijn en los staan van de rest. De *gemiddelde kortste padlengte* geeft aan hoe snel informatie zich verspreidt tussen willekeurige actoren en kan variëren van 1 tot $n-1$ (waarbij n het aantal actoren is). De *nodale gemiddelde degree* toont de gemiddelde betrokkenheid per actor en heeft een range van 0 tot $n-1$. Tot slot bieden de *clusteringcoëfficiënt*, die meet hoe vaak burens van een actor ook onderling verbonden zijn (van 0 tot 1), en de *diameter van het netwerk*, die de maximale afstand tussen twee willekeurige actoren weergeeft (van 1 tot $n-1$), aanvullende informatie over de mate van clustering en het bereik van het netwerk.

3.2.4 Centraliteitsmaten

Om de posities en invloed van actoren binnen het criminele netwerk te begrijpen, worden verschillende centraliteitsmaten geanalyseerd. Deze maten, die allemaal genormaliseerd zijn zodat de scores tussen 0 en 1 lopen, geven inzicht in de rol van een actor in het netwerk, de verbindingen met anderen en hun potentieel om invloed uit te oefenen.

Allereerst *eigenvector centrality*, deze maat meet de invloed van een actor in het netwerk door te kijken naar het belang van de actoren waarmee deze verbonden is. Een hoge waarde van *eigenvector* geeft aan dat een actor niet alleen veel verbindingen heeft, maar deze ook met andere “invloedrijke” actoren zijn. Ook wordt de *betweenness centrality* onderzocht om de centraliteit van actoren in het netwerk te meten. *Betweenness centrality* meet hoe vaak een actor voorkomt op de kortste paden tussen andere actoren in het netwerk. Een hoge waarde op *betweenness* wijst erop dat een actor een belangrijke schakel vormt. *Degree centrality* meet het aantal directe verbindingen dat een actor heeft binnen het netwerk. Een *hoge degree* geeft aan dat een actor veel directe relaties heeft. De laatste centraliteitsmaat is *closeness centrality*. Deze maat biedt inzicht in de kortste afstanden tussen een actor en alle andere actoren in het netwerk. Een hoge *closeness* waarde betekent dat zij op korte afstand staan van alle andere actoren.



3.3 Analyseplan

In dit onderzoek wordt een sociale netwerkanalyse uitgevoerd om doorgroeiërs binnen criminele netwerken te identificeren. De analyse is opgedeeld in verschillende delen. Het eerste deel biedt een achtergrondschets van het netwerk, gebaseerd op informatie van een Politie-expert. In het tweede deel wordt een descriptieve analyse uitgevoerd om de structuur en kenmerken van het netwerk te beschrijven aan de hand van algemene netwerkmaten. Vervolgens worden de doorgroeiërs en de overige actoren in het netwerk geanalyseerd op basis van demografische kenmerken, waarbij de verschillen tussen de doorgroeiërs en overige actoren statistisch worden getoetst. Hierna worden de potentiële doorgroeiërs geanalyseerd met behulp van de centraliteitsmaten *eigenvector centrality* en *betweenness centrality*, met als doel de potentiële doorgroeiërs binnen het netwerk te identificeren. Dit wordt gerealiseerd door het netwerk te verdelen in vijf tijdvakken (2013, 2017, 2018, 2020 en 2022), waarbij de groei in centraliteitsscores en de verandering in posities van de aangewezen doorgroeiërs worden gevisualiseerd en beschreven. Ook worden de verschillen in centraliteitsmaten per tijdvak tussen de groep doorgroeiërs ($N=4$), de overige doorgroeiërs ($N=14$) en de overige actoren in het netwerk statistisch getoetst aan de hand van een ANOVA met aanvullend een Bonferroni toets (post-hoc). Zo kan worden geanalyseerd of er sprake is van een significant verschil tussen de positie van doorgroeiërs in het netwerk en andere actoren in het netwerk.

4. Resultaten

4.1 Achtergrond van het netwerk

Op basis van een gesprek met een expert die op diepgaande wijze onderzoek heeft verricht naar deze specifieke groepering, is waardevolle achtergrondinformatie beschikbaar gesteld. Deze groepering ontstond in 2011 en begon aanvankelijk als een groep jongeren die bekend stond om het veroorzaken van overlast en het vertonen van irritant gedrag. Gaandeweg raakten zij echter steeds meer betrokken bij criminele activiteiten. Eerder was er sprake van een sterke cohesie binnen de groep, maar deze onderlinge verbondenheid is in de loop der tijd afgenomen.

Desondanks zijn veel leden van deze groepering verder doorgedrongen in de criminele wereld, wat heeft geleid tot een uiteengroeien van de groep. Hoewel de onderlinge banden minder hecht zijn geworden, blijven zij elkaar nog steeds opzoeken. Uit andere databronnen (boven artikel 9-niveau, zie 3.1) blijkt dat sommige individuen uit deze groep opnieuw opduiken, wat erop wijst dat zij inmiddels hoger op de criminele ladder zijn terechtgekomen. Enkele van deze individuen zijn zelfs internationaal actief geworden, terwijl anderen zijn verhuisd naar verschillende locaties binnen Nederland en daar hun criminele activiteiten verder hebben uitgebreid.

De jeugdgroep kwam al vroeg in contact met prominente figuren in de georganiseerde misdaad, wat heeft geleid tot hun betrokkenheid bij de drugshandel. Hierdoor hebben de leden van deze groep zich ontwikkeld van overlast veroorzakende jeugd, tot belangrijke spelers in de criminele wereld. De expert merkte op dat onder de prominente figuren een aantal personen zijn die volgens de definitie van Peeck et al. (2022) gekarakteriseerd kunnen worden als doorgroeiërs ($N=18$)(persoonlijke communicatie, 13 augustus 2024).

4.2 Beschrijving van het netwerk

In Tabel 1 worden de beschrijvende netwerkstatistieken van het criminele netwerk in dit onderzoek weergegeven. Het netwerk bestaat in totaal uit 519 partijen, bestaande uit zowel personen als bedrijven, wat wijst op diversiteit in de types actoren binnen deze criminele groepering.

Dit duidt op de betrokkenheid van zowel direct actieve individuen als mogelijk ondersteunende of faciliterende organisaties. Hoewel er 519 partijen geïdentificeerd zijn, worden slechts 271 actoren actief weergegeven in de netwerkvisualisatie, wat impliceert dat slechts een deel van deze partijen directe verbindingen heeft binnen het netwerk. De



resterende partijen kunnen geen directe relaties onderhouden of vallen buiten de graaf. In

Figuur 2 is het netwerk geïllustreerd, zonder losstaande actoren.

Het netwerk toont een centrale groep van actoren (zie figuur 3, component 1) die dicht met elkaar verbonden zijn, wat wijst op de relaties tussen deze actoren. Binnen dit component zijn enkele actoren opvallend vanwege hun grote aantal connecties en hun centrale positie in het netwerk, dit zijn de potentiële doorgroeiërs, aangewezen door de Politie. Daarnaast zijn er ook meer geïsoleerde groepen in het netwerk en deze laten zien dat bepaalde actoren geen directe verbindingen hebben met het grootste component. Deze actoren lijken minder betrokken te zijn binnen het netwerk.

De netwerkdichtheid laat zien dat slechts 1,66% van de mogelijke verbindingen tussen de actoren daadwerkelijk bestaat. De *gemiddelde nodale graad* van 4,5 in het netwerk duidt op een gematigde tot sterke onderlinge verbondenheid, waarbij elk lid gemiddeld vier tot vijf directe connecties met andere leden heeft. De *degree centralization* geeft aan dat het netwerk een matige mate van centralisatie vertoont (0.20). Dit impliceert dat, hoewel sommige actoren een aanzienlijk groter aantal verbindingen hebben dan anderen (bijvoorbeeld de potentiële doorgroeiërs), de spreiding van verbindingen relatief gelijkmatig is, zonder dat er sprake is van een grote concentratie van verbindingen bij een klein aantal actoren. Daarnaast is de *efficiëntie* van het netwerk matig (0,19), wat duidt op een beperkte mate van informatieverspreiding en suggereert dat de communicatie relatief traag verloopt, doordat informatie waarschijnlijk via langere verbindingsroutes en meerdere actoren moet reizen. Deze bevinding staat in contrast met de *gemiddelde kortste padlengte* (3.43), die aangeeft dat de meeste actoren slechts enkele stappen van elkaar verwijderd zijn.

Dit suggereert dat, hoewel het netwerk relatief gefragmenteerd is, de verbonden actoren elkaar snel kunnen bereiken via tussenliggende actoren. De sterke fragmentatie van het netwerk wordt bevestigd door het aantal subgroepen (26), wat wijst op een verdeling van groepen die sterk met elkaar verbonden zijn, maar minder sterke verbindingen met andere groepen hebben. De verdeling van de subgroepen is terug te vinden in Figuur 4. Bovendien zijn er 16 componenten binnen het netwerk, wat aangeeft dat er groepen actoren zijn die alleen intern verbonden zijn en losstaan van de rest (zie Figuur 3). De fragmentatie in het netwerk wordt deels verklaard door de lage clusteringcoëfficiënt (0.25), wat duidt op beperkte onderlinge verbindingen tussen de bureaus van de actoren en daarmee een minder hechte, meer gefragmenteerde netwerkstructuur.

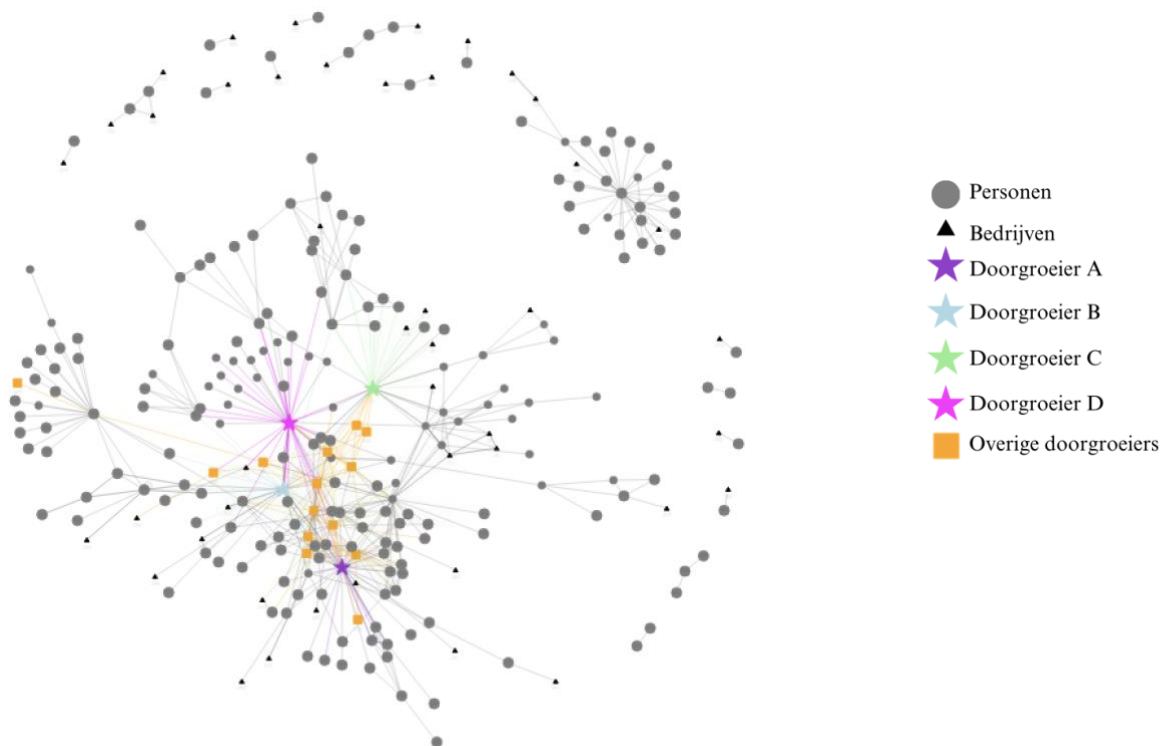
Tabel 1

De algemene netwerkmaten.

Netwerkmaat	Bevinding
Aantal partijen	519 (424 personen/95 bedrijven)
Aantal actoren in de graaf	271 (227 personen/44 bedrijven)
Aantal relaties	609
Netwerkdichtheid	0.016
Degree Centralization	0.194
Netwerk Efficiency	0.192
Aantal subgroepen	26
Aantal componenten	16
Gemiddelde kortste pad lengte	3.431
Nodale gemiddelde degree	4.494
Clustering coëfficiënt	0.247
Diameter van het netwerk	8

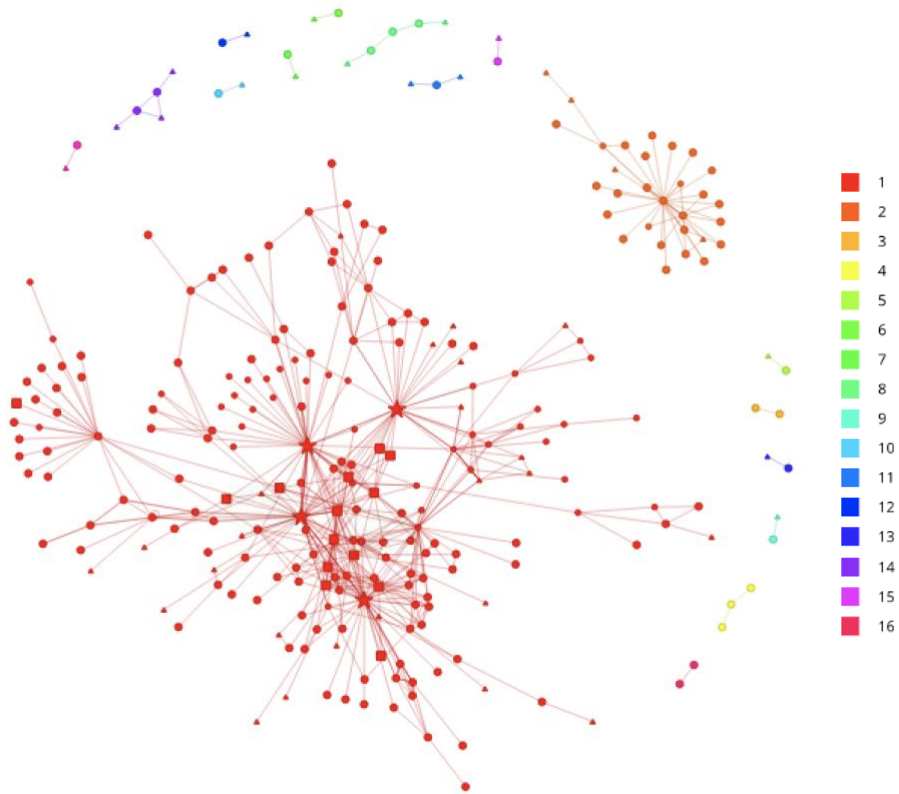
Figuur 2

Het netwerk geïllustreerd zonder losstaande actoren en de legenda weergegeven.



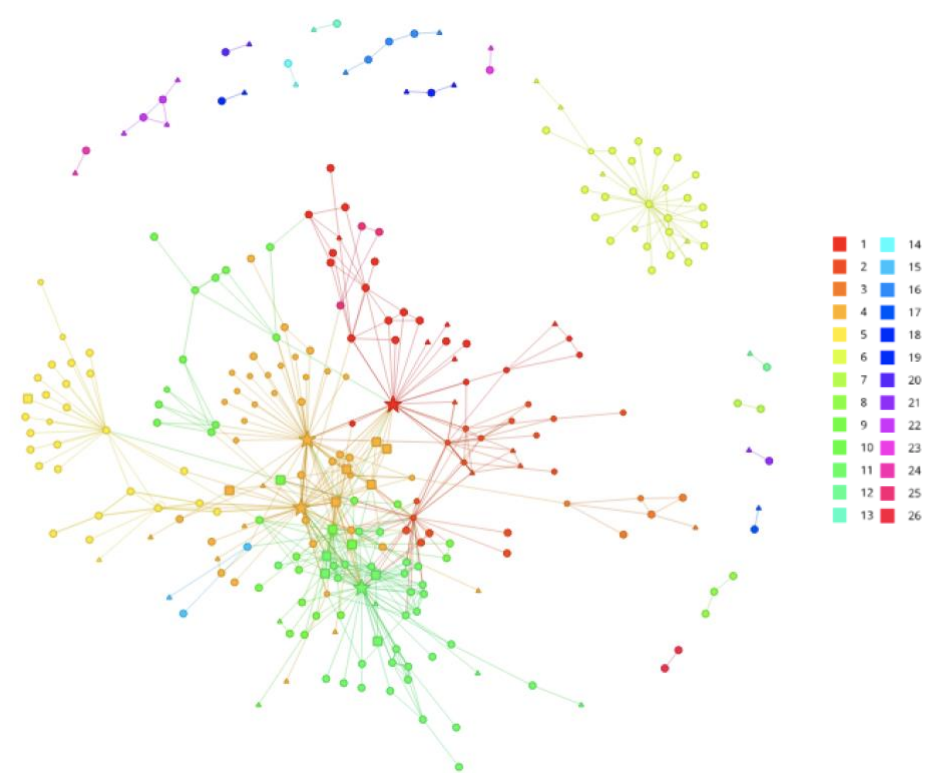
Figuur 3

Het netwerk afgebeeld in verdeling van componenten



Figuur 4

Het netwerk afgebeeld in verdeling van subgroepen.



4.3 Beschrijvende kenmerken van de betrokken actoren

Tabel 2 presenteert de achtergrondkenmerken van de (potentiële) doorgroeiërs ($N=18$) en de overige actoren in het netwerk ($N=211$). De gemiddelde leeftijd van de potentiële doorgroeiërs is op referentiedatum 1 januari 2018 is 24.5 jaar ($SD= 3.83$), wat lager is dan de gemiddelde leeftijd van de overige actoren in het netwerk, namelijk 30 jaar ($SD = 8.41$). De potentiële doorgroeiërs zijn significant jonger dan de overige actoren in het netwerk ($t=-3.83$; $p<.001$). Daarnaast blijkt dat de doorgroeiërs volledig uit mannen bestaan (100%), terwijl de overige actoren voor 82.8% uit mannen en voor 13.9% uit vrouwen bestaan. Bij een klein deel (3.4%) van de overige actoren is het geslacht onbekend. Toch is er geen sprake van een significant verschil tussen de beide groepen ($F=0.22$), wat betekent dat de verhouding man-vrouw in de twee groepen vergelijkbaar is. Wat nationaliteit betreft, blijkt dat 94,4% van de doorgroeiërs een Europese achtergrond heeft, waarvan allemaal Nederlands. Daarnaast heeft één persoon een Afrikaanse achtergrond. Binnen de groep overige actoren heeft 90.1% een Europese achtergrond, waarvan 98.9% bestaat uit de Nederlandse nationaliteit. Een klein percentage van de overige actoren heeft een Afrikaanse achtergrond (3.5%) of Aziatische achtergrond (5.9%). Bij 3,1% van de overige actoren is de nationaliteit onbekend, iets wat bij de doorgroeiërs niet voorkomt.

Tabel 2

De demografische kenmerken van de doorgroeiërs en overige actoren in het netwerk. Het verschil in gemiddelde leeftijd is getoetst aan de hand van een t-toets, het verschil in de verhouding van nationaliteit en geslacht is getoetst met behulp van een Fisher's Exact toets.

Demografische kenmerken van de (kern)actoren					
Variabele	Doorgroeiërs ($N = 18$)		Overige actoren ($N = 211$)		Testscore (p-waarde)
	Percentages	Gemiddelde	Percentages	Gemiddelde	
Leeftijd*		24.5 (3.83)		30.0 (8.41)	- 3.83 (<0.00)
Geslacht					
	Man	100%	82.8%		0.22
	Vrouw	-	13.9%		
	Onbekend	-	3.4%		
Nationaliteit					
	Afrikaans	5.6 %	3.5%		0.71
	Aziatisch	0.00%	5.9%		
	Europees	94.4%	90.1%		
	<i>Nederlands</i>	<i>100%</i>	<i>98.9%</i>		
	Onbekend	-	0.5%		

*significant bij $p<0.05$



4.4 Doorgroeiers door de tijd

Om de transitie van deze doorgroeiers door de jaren heen vast te leggen, zijn de registraties van de relaties opgedeeld in verschillende tijdvakken. Per tijdvak zal het netwerk gevisualiseerd worden en zullen de doorgroeiers hierin worden uitgelicht. Ook zullen per tijdvak de doorgroeiers worden getoetst op 4 verschillende vormen van centraliteit. Aan de hand hiervan is er een overzicht gemaakt van de scores op deze vormen van centraliteit (Tabel 3). Op basis van de netwerkanalyse kunnen er conclusies getrokken worden over de doorgroei van verschillende personen (A, B, C en D) in het criminele netwerk. Door de centraliteitsmaten te bekijken, kan er inzicht worden verschaft in hoe de positie van elk individu zich ontwikkelt over de tijd en hoe deze in verhouding staan met andere actoren in het netwerk.

4.4.1 Doorgroeier A

In Figuur 5 (T1) is zichtbaar dat doorgroeier A (18 jaar in T1) aan de rand van het netwerk begint. Dit is terug te zien in de scores; in de eerste twee periodes scoort A laag tot matig op vrijwel alle centraliteitsscores. Wat opvalt, is dat hij (22 jaar) in T2 (Figuur 6) hoog scoort op *closeness centrality*, wat blijkt te komen doordat A zich in een *triad* bevindt. Dit wijst op een tijdelijk voordeel in zijn connectiviteit, ook al zijn andere centraliteitscores niet hoog. Hoewel A afwezig is in periode 3 (2018, 23,7 jaar), is de positie van A in T4 (2020, 25 jaar) aanzienlijk verbeterd (Figuur 8). In T4 bevindt A zich in een centrale positie binnen het netwerk en scoort hij zowel op *eigenvector* als *degree centrality* de hoogste score, met een tweede plaats op *betweenness centrality*. Dit duidt erop dat hij steeds meer verbonden raakt in het netwerk, maar ook met de meest invloedrijke actoren. In T5 (2022, 27 jaar) behoudt A de centrale rol, met opnieuw de hoogste scores op zowel *eigenvector* als *degree*. De verandering in positie van doorgroeier A van perifere naar een centrale positie binnen het netwerk laat zien dat hij aanzienlijke doorgroeimogelijkheden heeft (Figuur 9). Figuur 10 laat zien dat doorgroeier A, in vergelijking met de andere doorgroeiers (B, C, D), evenals in vergelijking met de gemiddelde scores van de overige doorgroeiers en de overige actoren in het netwerk, een uitschieter vertoont op het gebied van *eigenvector centrality*, *betweenness centrality* en *degree centrality* in de laatste twee periodes. Deze bevindingen bevestigen zijn unieke en belangrijke positie binnen het netwerk, wat A tot een interessant voorbeeld maakt van doorgroeiers in criminele netwerken.



4.4.2 Doorgroeier B

Waar doorgroeier A aan de rand van het netwerk begint, is doorgroeier B (22 jaar in T1) al iets centraler gepositioneerd (Figuur 5). Dit blijkt uit B's hoge scores op zowel *eigenvector*, *betweenness* als *degree centrality*, waarmee hij het hoogst scoort in vergelijking met andere actoren deze periode. Deze sterke positie duidt op aanzienlijke connectiviteit en invloed binnen het netwerk. In T2 (26 jaar) zwakt de invloed van B echter af. B bevindt zich in een cluster wat bestaat uit tien personen en een bedrijf, en zijn positie komt overeen met die van doorgroeier D (Figuur 6). Deze clustering verklaart waarschijnlijk de stijging van zijn *closeness centrality*, ondanks dat de andere centraliteitsmaten zijn gedaald. Dit betekent dat, hoewel B's invloed op andere manieren is verminderd, B zich nog steeds relatief dichtbij andere actoren bevindt. In T3 (2018, 27 jaar) zijn B's scores op *eigenvector*, *betweenness* en *degree* nihil, wat erop wijst dat hij nauwelijks invloed uitoefent en alleen een vastgestelde relatie heeft met kernactor D. In deze periode bevindt B zich dan ook niet in de top 5 van de centraliteitsmaten. In T4 (2020, 29 jaar) verandert B's positie positief (Figuur 8). Hij bevindt zich nu centraal in een groot component binnen het netwerk en behaalt een hoge score op *eigenvector centrality*, wat hem een plek oplevert in de top 5 van de *ranking*. Dit duidt erop dat doorgroeier B zich heeft omringd met invloedrijke personen, wat zijn potentieel voor het zijn van een doorgroeier aanzienlijk vergroot. In T5 (2022, 31 jaar) zien we een afname van B's centrale positie, maar hij blijft nog steeds verbonden met doorgroeier A, die in deze periode de meest centrale persoon is (Figuur 9). Figuur 10 toont aan dat doorgroeier B, in vergelijking met doorgroeiers C en D, evenals in vergelijking met de overige doorgroeiers en de overige actoren in het netwerk, in de laatste tijdvakken hoger scoort op *eigenvector centrality*. Wat betreft *betweenness centrality* springt B echter niet bovenuit. De fluctuaties in posities van doorgroeier B laten potentieel zien om door te groeien binnen het netwerk, vooral wanneer B de relaties met invloedrijke personen kan onderhouden.

4.4.3 Doorgroeier C

Ook doorgroeier C (17 jaar in T1) bevindt zich centraal en in het midden van het netwerk in de eerste periode (Figuur 5). Hij speelt een cruciale rol als schakel tussen verschillende subgroepen, wat C een belangrijke positie geeft in het netwerk. Hoewel C's centraliteitsmaten matige scores laten zien, is C toch te vinden in de top 5 op zowel *betweenness* als *degree*. In T2 (21 jaar) bevindt C zich in een cluster waar hij niet de meest centrale persoon is, maar hij blijft goed verbonden (Figuur 6). De groei in C's *eigenvector* score toont aan dat C zich heeft omringd met de meest centrale personen in deze periode, wat



zijn potentieel voor invloed vergroot. C scoort in T2 dan ook de derde plaats in de *ranking* op zowel *eigenvector* als *betweenness*, wat duidt op een sterke netwerkpositie. Figuur 10 toont aan dat doorgroeier C in vergelijking met de andere doorgroeiers (A, B, D), en de overige actoren in het netwerk, sterk groeit in *eigenvector*, *betweenness* en *degree centrality*. In T3 (2018, 22 jaar) is echter te zien dat C zich weer in een cluster bevindt, maar ditmaal slechts verbonden met twee andere actoren (Figuur 7). Dit wordt bevestigd door zijn lage centraliteitscores, wat suggereert dat C's invloed aanzienlijk is afgenomen. In T4 (2020, 24 jaar) is er een aanzienlijke verandering in C's positie. C bevindt zich nu in het grote cluster en staat redelijk centraal in het netwerk, wat wijst op een verbetering ten opzichte van T3 (Figuur 8). Hoewel C's *eigenvector centrality* in deze periode is toegenomen, wat suggereert dat hij nu beter is verbonden met invloedrijke actoren, staat hij toch niet in de top 5. Dit kan erop wijzen dat, hoewel zijn positie is verbeterd, er andere actoren zijn die nog meer invloed uitoefenen in het netwerk. Dit is terug te zien in Figuur 10, waar C onder het gemiddelde blijft van de overige doorgroeiers, maar hij steekt wel boven het gemiddelde uit op het gebied van *betweenness centrality*. Na T4 komt doorgroeier C echter niet meer voor in de data. Dit kan te maken hebben met een van de scenario's zoals eerder geschetst in het methoden hoofdstuk. Hoewel kernactor C een fluctuerende positie laat zien door de tijd heen, is doorgroeier C met toenemende scores op *eigenvector* en een verdwijning uit de data een interessant voorbeeld van een doorgroeier.

4.4.4 Doorgroeier D

Tot slot is doorgroeier D (22 jaar in T1) in de eerste periode zichtbaar als een belangrijke schakel binnen het netwerk. Zijn centrale positie stelt hem in staat om verschillende groepen aan elkaar te verbinden (Figuur 5). Dit is dan ook terug te zien in de hoge score op *betweenness* (0,98) en *degree* (0,92). Ook staat hij in contact met andere invloedrijke actoren in het netwerk, en bevindt hij zich dan ook op elke centraliteitsmaat in de top 5. In vergelijking met de gemiddeldes voor de overige doorgroeiers en de overige actoren in het netwerk, heeft D hier een sterke positie (Figuur 10). In T2 (26 jaar) heeft D dezelfde positie als doorgroeier B, en ook in T3 (2018, 27 jaar) zijn deze twee doorgroeiers samen geregistreerd, waarin ze geïsoleerd zijn van de rest van het netwerk (Figuur 6 en 7). In T4 (2020, 29 jaar) bevindt doorgroeier D zich net als de andere actoren in de grootste component, en scoort hij de 5e plaats op *betweenness centrality* (Figuur 8). De positie als belangrijke schakel om verschillende groepen met elkaar te verbinden, pakt hij in deze periode weer op ($B = 0,70$). Figuur 10 toont aan dat B hier in vergelijking met de gemiddelden (overige



doorgroeiers en overige actoren), sterk scoort op zowel *eigenvector* als *betweenness centrality*. Toch is doorgroeier D, net zoals doorgroeier C, vanaf T4 niet terug te zien in de data, wat te maken kan hebben met een van de scenario's zoals eerder gesteld.

4.4.5 Conclusie

Aan de hand van de resultaten valt te concluderen dat er bij een paar potentiële doorgroeiers sprake is van doorgroei. Doorgroeier A begint aan de rand van het netwerk, maar werkt zich op naar een centrale positie, waarbij de groei in zowel *eigenvector centrality* als *betweenness centrality* deze ontwikkeling ondersteunt (H1, H2). Dit bevestigt dat doorgroeier A goed past binnen het profiel van een doorgroeier.

In tegenstelling tot doorgroeier A vertoont doorgroeier B flucturerende resultaten. Hoewel B aanvankelijk een sterke centrale positie heeft, schommelt zijn invloed in de daaropvolgende perioden aanzienlijk. De afname van B's centraliteit kan erop wijzen dat hij zich heeft weten af te scheiden van de Politie, wat leidt tot minder geregistreerde contacten, maar kan ook duiden op een afname van invloed binnen het netwerk. Daarom kan niet met zekerheid gezegd worden dat doorgroeier B getypeerd kan worden als doorgroeier.

Doorgroeier C vertoont, net als B, flucturerende resultaten, maar zijn stijging in *eigenvector centrality* en de nabijheid tot belangrijke actoren in het netwerk bevestigen zijn status als potentieel doorgroeier (H1). Bovendien bewijst hij zijn waarde als belangrijke schakel binnen het netwerk (H2). Echter, na T4 komt doorgroeier C niet terug in de data, wat kan wijzen op het scenario dat hij zich probeert te verbergen voor de Politie.

Tot slot begint doorgroeier D als een centrale actor in het netwerk, maar zijn invloed neemt af in de loop van de tijd. Deze afname kan te maken hebben met het scenario waarin hij minder op wil vallen voor de Politie. Desondanks wordt de positie van D in T4 opnieuw centraal, met zowel stijgingen in *betweenness* als *eigenvector centrality*, wat duidt op potentieel voor doorgroei (H1, H2).



4.5 Doorgroeiers in vergelijking met de overige actoren

In Tabel 4 worden de centraliteitsmaten per tijdvak, per groep getoetst (de 4 doorgroeiers, de groep overige doorgroeiers ($N=14$) en de overige actoren in het netwerk ($N=211$). Uit de tabel blijkt dat Tijdvak 1 een duidelijk verschil zichtbaar is tussen de doorgroeiers en de andere actoren in het netwerk. De doorgroeiers ($N=4$) staan op een significant hogere positie in termen van *eigenvector centrality* ($F = 21.36$; $p < 0.00$), *betweenness centrality* ($F = 50.92$; $p < 0.00$), en *degree centrality* ($F = 37.52$; $p < 0.00$). De doorgroeiers onderscheiden zich dus sterk van zowel de groep met overige doorgroeiers als de overige actoren in het netwerk, wat H1 en H2 ondersteund in dit tijdvak. De groep overige doorgroeiers daarentegen verschilt in Tijdvak 1 niet significant van de overige actoren in het netwerk.

In Tijdvak 2 worden de verschillen tussen de groepen kleiner. Er is geen significant verschil in *eigenvector*, *betweenness* of *degree centrality*. Wel is er sprake van een significant verschil in *closeness centrality* ($F=9.31$; $p<0.01$), waar de doorgroeiers ($N=4$) hoger scoren dan zowel de groep overige doorgroeiers als de overige actoren in het netwerk. Figuur 6 toont aan dat drie van de vier doorgroeiers voornamelijk in kleinere groepen of verbonden zijn met een beperkt aantal andere actoren. Dit kan verklaren waarom hun *closeness centrality* in vergelijking met de andere twee groepen, hoger ligt.

In Tijdvak 3 is er geen significant verschil tussen de drie groepen wat betreft *eigenvector*, *betweenness* of *degree centrality*, waarschijnlijk omdat de overige doorgroeiers in dit tijdvak niet vertegenwoordigd zijn. Wel is er wederom sprake van een significant verschil in *closeness centrality* ($F=7.09$; $p<0.01$), waarbij de doorgroeiers hoger scoren dan de overige actoren in het netwerk. In Tijdvak 4 zijn de verschillen tussen de groepen weer groter. De doorgroeiers ($N=4$) scoren significant hoger dan zowel de groep met overige doorgroeiers als de overige actoren in het netwerk, op *eigenvector centrality* ($F=101.8$; $p<.001$), *betweenness centrality* ($F=69.17$; $p<.001$), en *degree centrality* ($F=130.1$; $p<.001$). Dit wijst erop dat de doorgroeiers in dit tijdvak opnieuw een zeer invloedrijke rol spelen in het netwerk. Bovendien scoren de groep overige doorgroeiers in Tijdvak 4 ook significant hoger dan de overige actoren in het netwerk, op zowel *eigenvector centrality* als *betweenness centrality*. Ook tonen de statistieken aan dat de groep overige doorgroeiers en de overige actoren in het netwerk aanzienlijk achterblijven in al deze centraliteitsmaten (Figuur 10). In Tijdvak 4 worden H1 en H2 beide ondersteund.

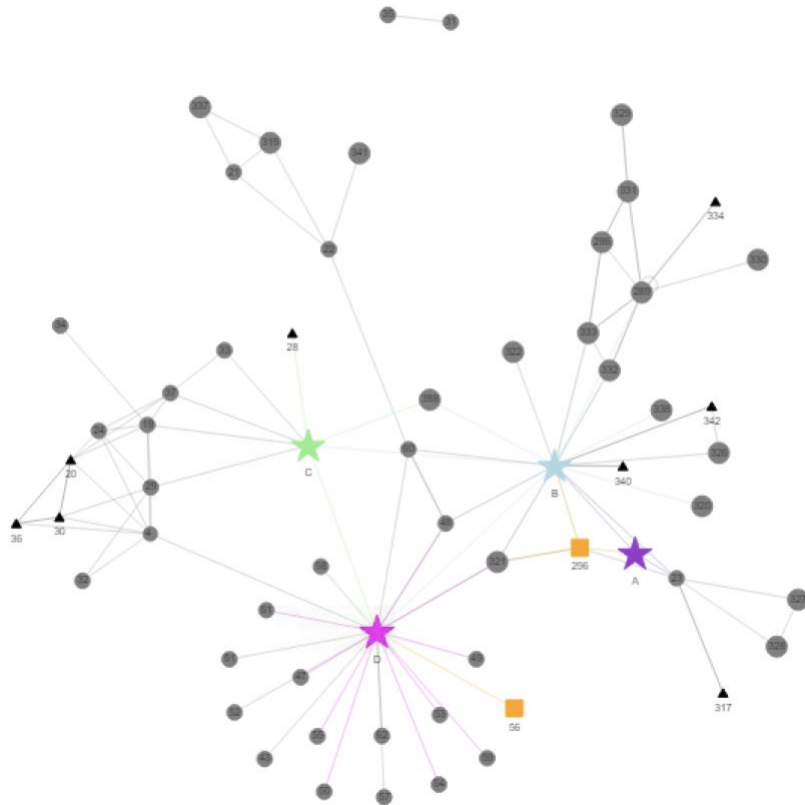
In Tijdvak 5 is er een significant verschil in *betweenness centrality* ($F=8.50$; $p<0.01$), waarbij de doorgroeiers significant hoger scoren dan de overige actoren in het netwerk. De groep met



overige doorgroeiërs zijn echter weinig vertegenwoordigd in dit tijdvak ($N=1$), wat de interpretatie van de resultaten bemoeilijkt. In Tijdvak 5 wordt alleen H2 ondersteund. Hoewel er niet in elk tijdvak sprake is van significante resultaten, valt op basis van de gemiddelden per groep (Tabel 4) en Figuur 10, te concluderen dat doorgroeiërs doorgaans gemiddeld hogere scores op *eigenvector centrality* en *betweenness centrality*. Dit is in lijn met de verwachtingen die vooraf gesteld zijn (H1 en H2): actoren die groeien in *eigenvector* en *betweenness centrality* vertonen een grotere kans om een doorgroeiër te zijn binnen criminele netwerken.

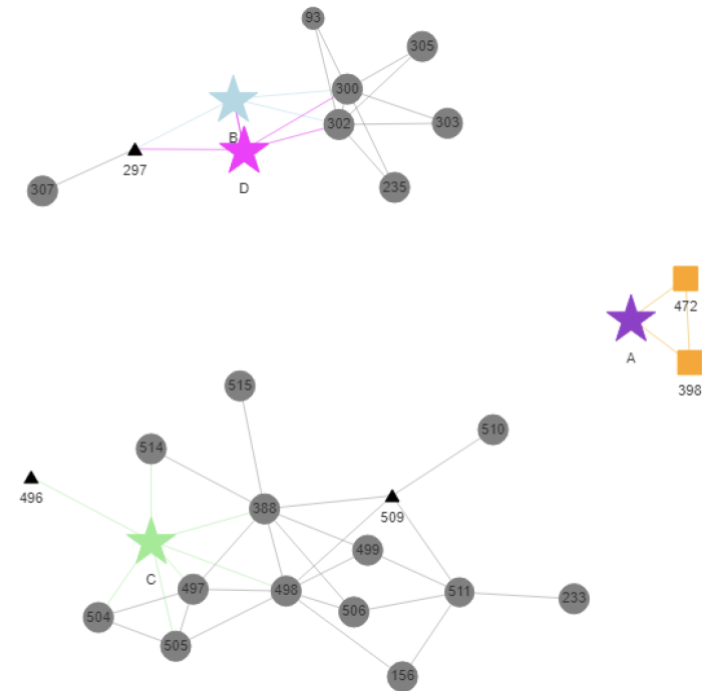
Figuur 5

De actoren afgebeeld in T1 (2013)



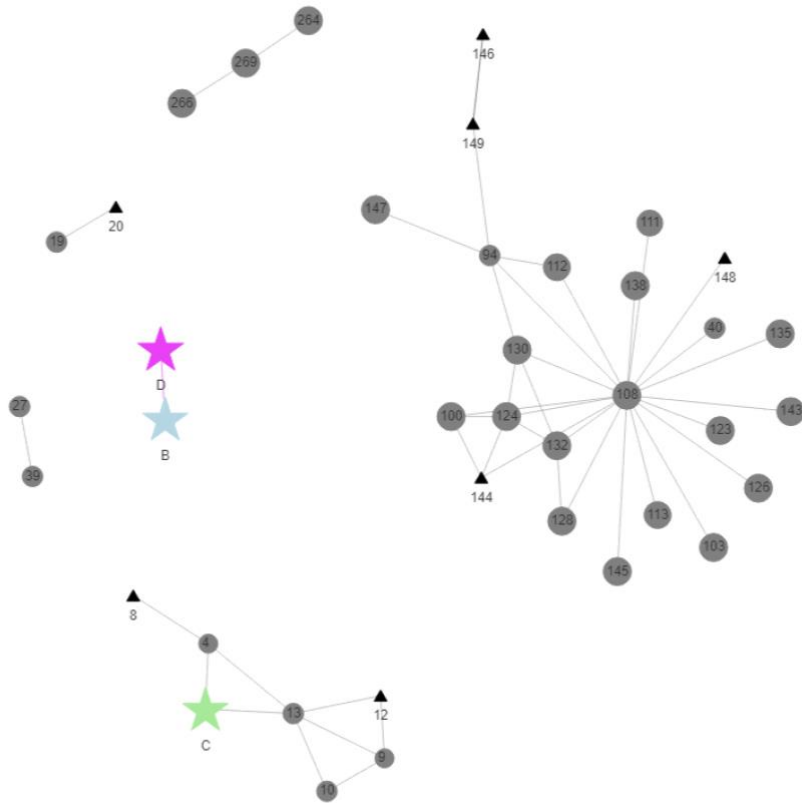
Figuur 6

De actoren afgebeeld in T2 (2017)



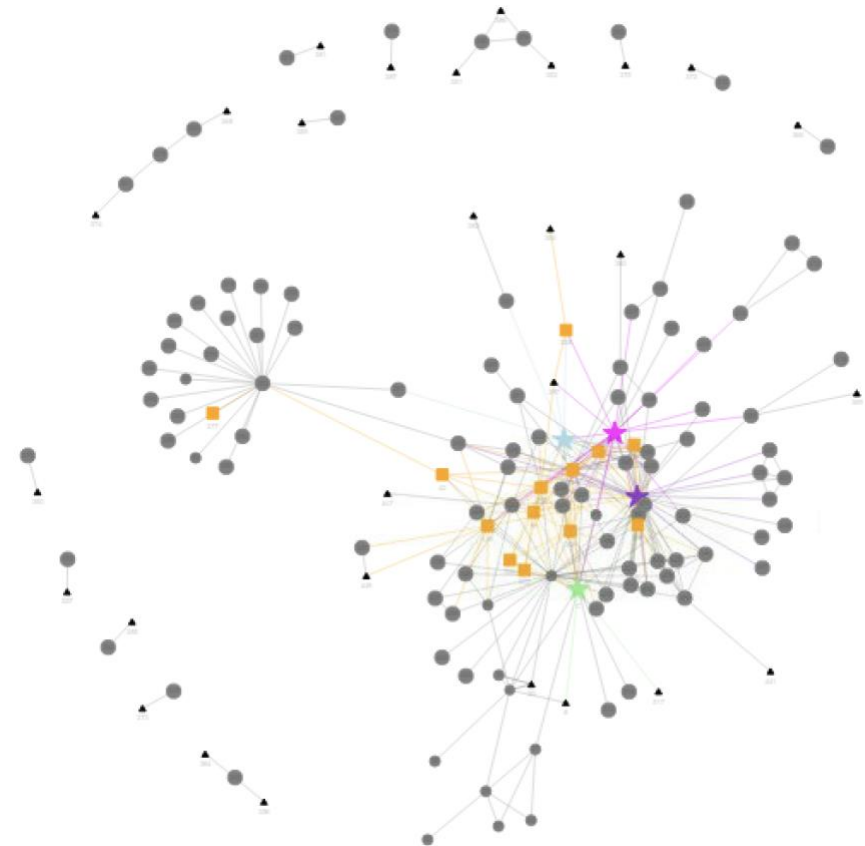
Figuur 7

De actoren geïllustreerd in T3 (2018)



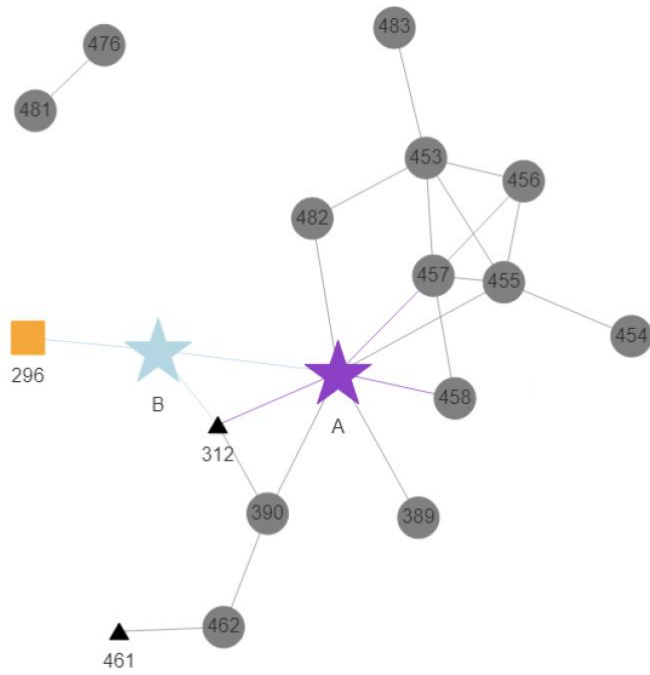
Figuur 8

De actoren geïllustreerd in T4 (2020)



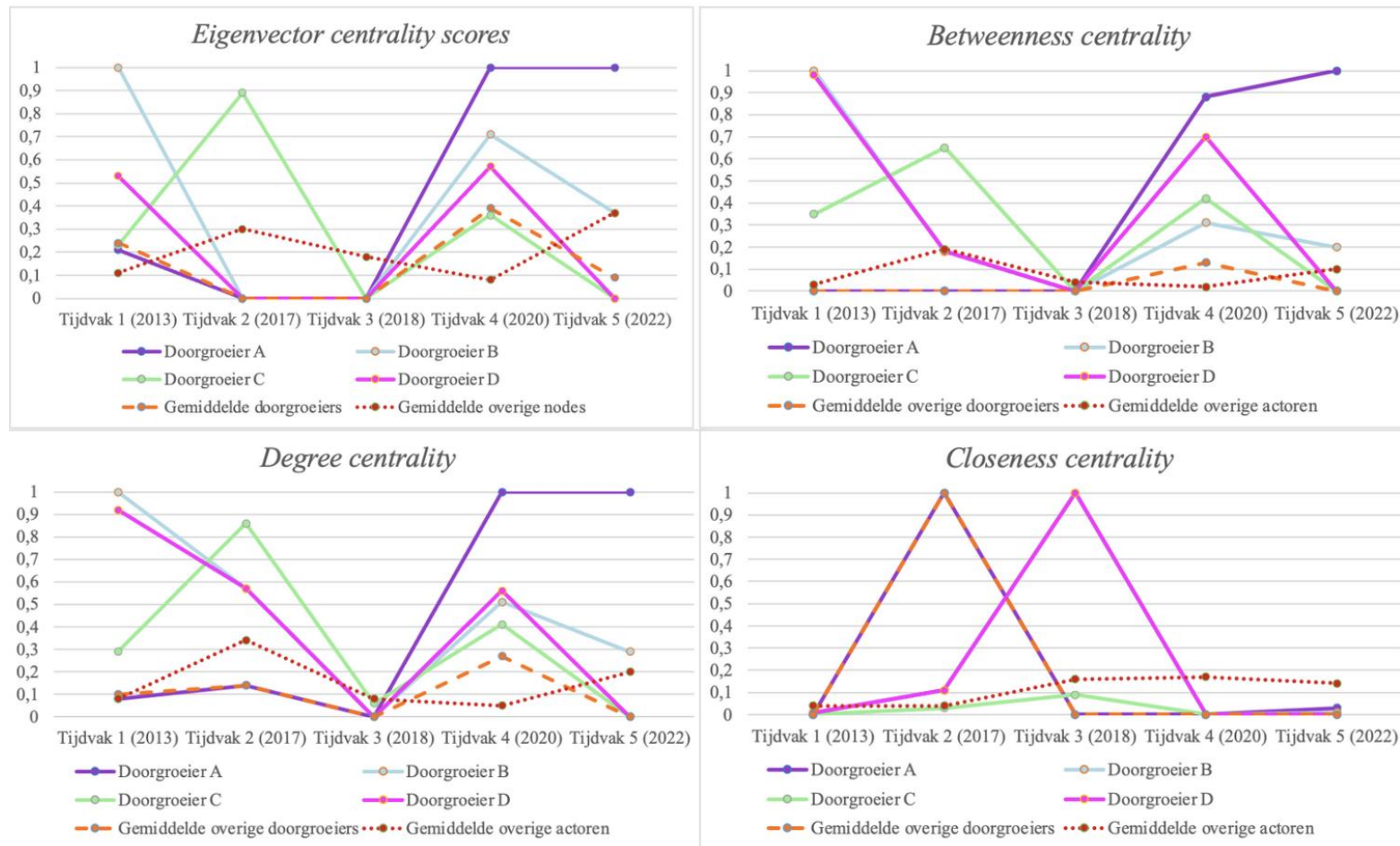
Figuur 9

De actoren geïllustreerd in T5 (2022)



Figuur 10

Lijndiagrammen van de centraliteitsscores, per tijdvak. De lijnen representeren de 4 doorgroeiers, het gemiddelde van de groep overige doorgroeiers en het gemiddelde van de overige actoren in het netwerk.



Tabel 3

De scores van de actoren in het netwerk op de centraliteitsmaten eigenvector-, betweenness-, degree- en closeness centrality, gerangschikt op de top 5 hoogste scores. A, B, C en D geven de scores van de doorgroeiërs (4) weer. De nummers in de tabel zijn representatief voor de geanonimiseerde nummers die alle actoren toegewezen hebben gekregen. De nummers van de overige doorgroeiërs (14) zijn ook dikgedrukt (wanneer ze hierin voor komen).

Ranking centraliteitsmaten per tijdvak									
	Rang	Eigenvector	Score	Betweenness	Score	Degree	Score	Closeness	Score
T1									
	1	B	1.00	B	1.00	B	1.00	31	1.00
	2	289	0.58	D	0.98	D	0.92	35	1.00
	3	D	0.53	C	0.35	289	0.48	B	0.01
	4	333	0.49	60	0.28	C	0.32	D	0.01
	5	321	0.47	289	0.25	4	0.32	C	0.01
T2									
	1	498	1.00	388	1.00	498	1.00	472	1.00
	2	388	0.95	498	0.93	388	1.00	398	1.00
	3	C	0.89	C	0.65	302	0.88	A	1.00
	4	497	0.80	509	0.57	300	0.88	302	0.17
	5	505	0.64	511	0.52	C	0.88	300	0.17
T3									
	1	108	1.00	108	1.00	108	1.00	39	1.00
	2	124	0.51	94	0.29	13	0.26	19	1.00
	3	130	0.45	149	0.10	124	0.26	D	1.00
	4	132	0.43	13	0.05	94	0.26	27	1.00
	5	144	0.36	4	0.02	130	0.21	20	1.00
T4									
	1	A	1.00	282	1.00	A	1.00	319	1.00
	2	299	0.92	A	0.88	24	0.74	349	1.00
	3	24	0.73	D	0.70	299	0.74	353	1.00
	4	B	0.71	24	0.63	D	0.57	310	1.00
	5	398	0.67	299	0.54	282	0.52	362	1.00
T5									
	1	A	1.00	405	1.00	A	1.00	476	1.00
	2	457	0.90	411	0.38	453	0.63	481	1.00
	3	455	0.85	455	0.34	457	0.63	A	0.04
	4	453	0.73	410	0.24	455	0.63	457	0.03
	5	456	0.61	178	0.21	B	0.38	455	0.03

Tabel 4

De gemiddelden van de drie groepen; de doorgroeiërs ($N=4$) (Groep 0), de overige doorgroeiërs ($N=14$) (Groep 1) en de overige actoren in het netwerk ($N=211$) (Groep 2). Daarbij zijn de resultaten van de ANOVA toegevoegd, met de resultaten van de Bonferroni post-hoc toets, in het geval er sprake is van significantie. De uitgebreidere resultaten van de ANOVA zijn terug te vinden in Bijlage 2.

ANOVA en Bonferroni (post-hoc) toetsen								
	Centraliteitsmaat	Gemiddelde groep 0	Gemiddelde groep 1	Gemiddelde groep 2	F-waarde	p-waarde	Bonferroni (post-hoc)	p-waarde
Tijdvak 1		($N=4$)	($N=2$)	($N=55$)				
Eigenvector		0.49	0.24	0.11	21.36	<.001***	Groep 0 vs Groep 1 Groep 0 vs Groep 2 Groep 1 vs Groep 2	0.23 <.001*** 0.82
Betweenness		0.58	0.00	0.03	50.92	<.001***	Groep 0 vs Groep 1 Groep 0 vs Groep 2 Groep 1 vs Groep 2	<.001*** <.001*** 1.00
Degree		0.57	0.10	0.07	37.52	<.001***	Groep 0 vs Groep 1 Groep 0 vs Groep 2 Groep 1 vs Groep 2	<.001** <.001*** 1.00
Closeness		0.01	0.00	0.04	0.18	0.67		
Tijdvak 2		($N=4$)	($N=2$)	($N=23$)				
Eigenvector		0.22	0.00	0.30	0.48	0.49		
Betweenness		0.25	0.00	0.19	0.013	0.91		
Degree		0.54	0.14	0.34	0.78	0.39		

Closeness	0.31	1.00	0.04	9.31	0.01**	Groep 0 vs Groep 1 Groep 0 vs Groep 2 Groep 1 vs Groep 2	<.001** 0.01* <.001***
Tijdvak 3	(N=3)	(N=0)	(N=36)				
Eigenvector	0.00	-	0.18	2.09	0.16	Groep 1 is afwezig in dit tijdvak	
Betweenness	0.00	-	0.04	0.17	0.68		
Degree	0.02	-	0.08	0.33	0.57		
Closeness	0.70	-	0.16	7.09	0.01*	Groep 0 vs Groep 2	0.01*
Tijdvak 4	(N=4)	(N=13)	(N=135)				
Eigenvector	0.66	0.39	0.09	101.8	<0.00***	Groep 0 vs Groep 1 Groep 0 vs Groep 2 Groep 1 vs Groep 2	0.01* <.001*** <.001***
Betweenness	0.58	0.13	0.02	69.17	<0.00***	Groep 0 vs Groep 1 Groep 0 vs Groep 2 Groep 1 vs Groep 2	<.001*** <.001*** 0.01*
Degree	0.62	0.27	0.05	130.1	<0.00***	Groep 0 vs Groep 1 Groep 0 vs Groep 2 Groep 1 vs Groep 2	<.001*** <.001*** <.001***



Identificatie van doorgroeiers

van der Graaf, R.A.

Closeness 0.00 0.00 0.17 3.28 0.07

Tijdvak 5	(N=2)	(N=1)	(N=13)					
Eigenvector	0.69	0.09	0.37	1.05	0.32	Groep 1 is onvoldoende vertegenwoordigd		
Betweenness	0.60	0.00	0.10	8.50	0.01*	Groep 0 vs Groep 2	<0.01*	
Degree	0.64	0.00	0.20	3.66	0.07			
Closeness	0.02	0.00	0.14	0.34	0.57			

5. Discussie

5.1 Conclusie

De recente veranderingen en hervormingen binnen criminele organisaties, veroorzaakt door arrestaties, hebben geleid tot de creatie van ruimte voor een nieuwe lichter criminel: de doorgroeiers. Dit zijn individuen die zich onderscheiden door hun potentieel om invloedrijke posities binnen criminele netwerken in te nemen en zich omhoog te werken. Het identificeren van deze doorgroeiers is van cruciaal belang om in de toekomst eerder in te kunnen spelen op hun patronen. De mogelijkheid om deze doorgroeiers tijdig te herkennen, kan helpen om hun impact te beperken. De centrale onderzoeksvraag luidt dan ook: *“Hoe kunnen doorgroeiers door middel van sociale netwerkanalyse geïdentificeerd worden en hoe kunnen deze inzichten bijdragen aan nieuwe indicatoren voor het bepalen van doorgroeiers?”*. Deze vraag richt zich zowel op methoden voor identificatie als op het genereren van relevante inzichten die de Politie kunnen helpen bij het tijdig herkennen van deze opkomende criminelen. Door sociale netwerkanalyse toe te passen op een netwerk dat begon als jeugdgroep en zich ontpopte tot een criminele organisatie, kunnen de patronen van doorgroeiers over een periode van tien jaar worden geïdentificeerd, verdeeld in vijf tijdvakken. De relaties tussen deze actoren in het netwerk zijn in kaart gebracht, wat heeft geleid tot een analyse van de netwerkstructuur en de verschillende posities van individuen, met hun mate van centraliteit.

In dit onderzoek werd verwacht dat zichtbare groei in scores op *eigenvector centrality* (H1) en *betweenness centrality* (H2) samenhangen met een grotere kans op het zijn van een doorgroeier binnen criminele netwerken. De bevindingen uit deze analyses bevestigen dat doorgroeiers zich onderscheiden, door hoger te scoren op deze centraliteitsmaten dan de overige actoren in het netwerk, of hier een groei laten zien in centraliteitsscores over de tijd. Deze centraliteit stelt de actoren in staat om zich te omringen met belangrijke actoren binnen het criminele netwerk en ook om te functioneren als belangrijke tussenpersoon. Deze centraliteit fungeert als een belangrijke indicator voor het identificeren van potentiële leiders binnen een crimineel netwerk. In het onderzoek zijn actoren onderzocht die door de Politie zijn aangewezen als potentiële doorgroeiers. Uit de analyse is gebleken dat doorgroeiers zichtbare patronen vertonen, maar dat deze patronen aanzienlijk van elkaar kunnen verschillen. Door de heimelijke omgeving waarin criminelen – en dus ook doorgroeiers – opereren, is het moeilijk met zekerheid vast te stellen wat er gebeurt met een actor op het



moment dat hij uit het netwerk verdwijnt. Dit kan enerzijds betekenen dat deze persoon discreet en onopvallend te werk gaat, maar anderzijds ook dat hij niet langer betrokken is bij criminele activiteiten, bijvoorbeeld door overlijden, of interventies van de autoriteiten, zoals arrestatie of hechtenis. Hoewel het dus lastig te zeggen is of er daadwerkelijk sprake is van een doorgroeier, kan aan de hand van de bevindingen en de zichtbare patronen binnen het netwerk, ondersteund worden dat een groei in de centraliteitsmaten *eigenvector centrality* en *betweenness centrality* erop duidt dat er sprake is van een doorgroeier, en kunnen groei in *eigenvector centrality* en *betweenness centrality* fungeren als indicatoren voor doorgroeiers.

5.2 Limitaties van het onderzoek

Hoewel het onderzoek interessante resultaten heeft opgeleverd, zijn er ook beperkingen aan het onderzoek verbonden. De uitvoering betrof het verkennen van een onderwerp en het toepassen van Social Network Analysis (SNA). Het is belangrijk om op te merken dat SNA, hoewel een krachtige methode, niet altijd de volledige sociale werkelijkheid weerspiegelt; het biedt een wiskundige benadering van netwerken, waarbij de nadruk ligt op de structuur en verbindingen tussen actoren, maar niet noodzakelijk op de diepere dynamieken van menselijke interacties en gedragingen binnen criminele netwerken.

Een van de grootste obstakels bij het onderzoeken van criminele netwerken is de beschikbaarheid en toegankelijkheid van relevante gegevens. Veel informatie blijkt incompleet, aangezien actoren in criminele netwerken zich vaak proberen te verbergen en politieonderzoekers zich richten op het bevestigen van relevante leads, wat kan leiden tot het missen van belangrijke verbindingen en activiteiten. Dit kan de nauwkeurigheid van de analyses en de daaruit voortvloeiende conclusies beïnvloeden (Diviák et al., 2022).

De gevoeligheid van deze informatie uit het opsporingsonderzoek en de privacywetgeving hebben ervoor gezorgd dat hoewel er extra bruikbare informatie aanwezig was, deze gedetailleerde gegevens over de actoren niet beschikbaar waren voor het onderzoek. Dit is vooral relevant in het geval van de *actieradius* van de actoren, een aspect dat cruciaal kan zijn voor het identificeren van doorgroeiers binnen criminele netwerken. Dit is het niveau waarop criminelen opereren; regionaal, landelijk of internationaal. Deze maat kan belangrijke indicatoren bieden, maar ook inzicht geven in de rollen van doorgroeiers binnen criminele netwerken (Ferwerda et al., 2021). Dit had, indien beschikbaar, het vermogen van het onderzoek om patronen van doorgroeiers, maar ook de ‘verharding’ van de jongeren (Peeck et al., 2022) beter te analyseren, aanzienlijk kunnen versterken. Ook de



afwezigheid van informatie buiten demografische gegevens of de vastgestelde relaties heeft tot een incompleet beeld geleid.

Daarnaast is het identificeren van doorgroeiers in criminele netwerken complex, omdat het ook lastig te bepalen is welke factoren de veranderingen in posities van deze actoren binnen het netwerk beïnvloeden. De keuze om het netwerk op te splitsen in verschillende periodes om de veranderingen in de posities van de doorgroeiers te identificeren, heeft geleid tot kleinere netwerken in bepaalde tijdvakken, waardoor sommige actoren misschien niet vertegenwoordigd waren. Dit heeft het beeld van de netwerken mogelijk vertekend, aangezien in het registratiesysteem Summ-it vaak meerdere registraties op dezelfde datum werden ingevoerd. Door deze beperking in de data konden sommige belangrijke veranderingen in het netwerk mogelijk niet volledig worden vastgelegd. Bovendien kon door het ontbreken van gedetailleerde informatie over de werkelijke rol of invloed van de actoren, vooral over het type of niveau van criminele activiteiten, niet volledig worden vastgesteld hoe doorgroeiers zich ontwikkelen binnen het netwerk.

5.3 Aanbevelingen

Op basis van de resultaten en de beperkingen die in dit onderzoek naar voren zijn gekomen, is het duidelijk dat toekomstig onderzoek naar de doelgroep doorgroeiers binnen criminele (drugs)netwerken op verschillende manieren kan worden verbeterd om robuustere en meer betrouwbare inzichten te verkrijgen.

Allereerst zou vervolgonderzoek baat hebben bij een uitgebreidere verzameling van data, met specifieke aandacht voor de volledigheid van gegevens. Criminele netwerken opereren vaak in het geheim, waardoor een volledig beeld moeilijk te verkrijgen is. Het is daarom belangrijk om gegevens uit verschillende bronnen te combineren en de politieregistraties aan te vullen met informatie uit andere databronnen. Dergelijke bronnen kunnen helpen om ontbrekende verbindingen binnen het netwerk aan te vullen. Daarnaast zou inzicht in de rollen van de actoren binnen het netwerk, een hoop duidelijkheid opleveren. Het huidige onderzoek bepaalt de hiërarchie binnen dit drugsnetwerk op basis van centraliteitsmaten, waar achtergrondinformatie ontbreekt. Het verkrijgen van meer achtergrondinformatie over de rollen van deze personen, kunnen eraan bij dragen om actoren daadwerkelijk te kunnen bestempelen als doorgroeier, wanneer er sprake is van de groei van bijvoorbeeld een dealer op de straat, naar een importeur (Liu et al., 2012). Het verkrijgen van dit type informatie kan bijdragen aan een meer nauwkeurige conclusie over wie als doorgroeier kan worden



aangemerkt in vervolgonderzoek. Het biedt de mogelijkheid om de groei van actoren binnen het netwerk beter te begrijpen, wat de identificatie van doorgroeiërs verfijnt en de kwaliteit van de analyses versterkt.

Ook is op basis van de bevindingen uit dit onderzoek te concluderen dat het belangrijk is om in te grijpen bij jongeren die deel uit maken van criminele jeugdgroepen, voordat ze doorgroeien in een crimineel netwerk. Jongeren maken zich eerst schuldig aan overlast en intimidatie op straat en groeien vervolgens door naar ernstigere vormen van criminaliteit (Ferwerda et al., 2022). Dit patroon is duidelijk zichtbaar in de casus van dit onderzoek, waarin een jeugdgroep op straat aanvankelijk betrokken was bij kleinere misdrijven, maar later uitgroeide tot een crimineel netwerk met prominente criminelen, waaronder doorgroeiërs. Deze ontwikkeling benadrukt het belang van vroegtijdige interventie, met een specifieke focus op jeugdgroepen, om verdere escalatie naar ernstigere criminele activiteiten te voorkomen. Daarom is het van belang om verder onderzoek te doen naar het kantelpunt van doorgroeiërs, evenals naar de grenzen van criminele activiteiten die door hen worden begaan. Dit kan helpen om beter te begrijpen welke indicatoren en afwegingen bepalend zijn voor jongeren die overgaan naar zwaardere vormen van criminaliteit. In vervolgonderzoek naar doorgroeiërs zou het interessant zijn om een gecombineerde kwalitatieve en kwantitatieve onderzoeksmethode te hanteren. Op deze manier kunnen de bestaande inzichten over doorgroeiërs verder worden uitgebreid. Naast het kijken naar centraliteit en posities binnen criminele netwerken, en de toepassing van SNA, zou het ook waardevol zijn om een kwalitatieve benadering te hanteren die kijkt naar de algemene persoonskenmerken van doorgroeiërs. Door deze benadering op een meer algemene en contextuele manier toe te passen, kan de privacy van individuen worden gewaarborgd, aangezien er geen gedetailleerde of persoonlijke informatie wordt gedeeld. Dit kan bijvoorbeeld betrekking hebben op gedragsproblematiek, zelfwaardering, en cognitieve factoren zoals intelligentie, evenals externe invloeden zoals familieomstandigheden en de bredere sociale omgeving van de doorgroeiërs. Daarnaast zou het waardevol zijn om gegevens uit openbare bronnen te combineren, bijvoorbeeld over hun actieradius en het type delict binnen de criminele loopbaan. Dit zou het herkennen van doorgroeiërs binnen criminele netwerken kunnen verbeteren, wat uiteindelijk kan leiden tot meer effectieve preventieve interventies door de Politie en andere overheidsinstellingen. Om deze aanpak verder te verbeteren, is het noodzakelijk om meer middelen in te zetten, zodat zowel het onderzoek als de interventies effectiever kunnen bijdragen aan het vroegtijdig identificeren en het tegengaan van doorgroeiërs in de criminaliteit.



Literatuurlijst

- Arquilla, J., & Ronfeldt, D. (2001). *Networks and netwars: The Future of Terror, Crime, and Militancy*. Rand Corporation.
- Baika, L., & Campana, P. (2019). Centrality, Mobility, and Specialization: A study of drug markets in a non-metropolitan area in the United Kingdom. *Journal of Drug Issues*, 50(2), 107–126. <https://doi.org/10.1177/0022042619891962>
- Bichler, G., Malm, A., & Cooper, T. (2017). Drug supply networks: a systematic review of the organizational structure of illicit drug trade. *Crime Science*, 6(1). <https://doi.org/10.1186/s40163-017-0063-3>
- Borgatti, S. P. (2006). Identifying sets of key players in a social network. *Computational and Mathematical Organization Theory/Computational & Mathematical Organization Theory*, 12(1), 21–34. <https://doi.org/10.1007/s10588-006-7084-x>
- Bright, D., Koskinen, J., & Malm, A. (2018). Illicit Network Dynamics: The formation and evolution of a drug trafficking network. *Journal of Quantitative Criminology*, 35(2), 237–258. <https://doi.org/10.1007/s10940-018-9379-8>
- Bright, D., & Whelan, C. (2020). *Organised Crime and Law enforcement*. <https://doi.org/10.4324/9781315522579>
- Bruinsma, G., & Bernasco, W. (2004). Criminal groups and transnational illegal markets. *Crime Law and Social Change*, 41(1), 79–94. <https://doi.org/10.1023/b:cris.0000015283.13923.aa>
- Calderoni, F. (2012). The structure of drug trafficking mafias: the ‘Ndrangheta and cocaine. *Crime Law and Social Change*, 58(3), 321–349. <https://doi.org/10.1007/s10611-012-9387-9>
- Calderoni, F. (2015). 6 Predicting organized crime leaders. In *Lynne Rienner Publishers eBooks* (pp. 89–110). <https://doi.org/10.1515/9781626372573-007>
- Cressey, D. R. (1969.) *Theft of the Nation*. New York: Harper & Row.
- Diviák, T., Van Nassau, C. S., Dijkstra, J. K., & Snijders, T. A. (2022). Dynamics and disruption: Structural and individual changes in two Dutch Jihadi networks after police interventions. *Social Networks*, 70, 364–374. <https://doi.org/10.1016/j.socnet.2022.04.001>
- Europol. (2021). *European Union Serious and Organised Crime Threat Assessment, A Corrupting influence: The infiltration and undermining of Europe’s economy and society by organised crime*. Publications Office of the European Union. <https://doi.org/10.2813/346806>



- Ferwerda, H., Beke, B., Bervoets, E., Bureau Beke, & Bureau Bervoets. (2017). Netwerken ontrafeld: De onzichtbare invloed van bovenlokale criminele netwerken op de wijk. In *Het Tijdschrift Voor De Politie* (Vol. 79, Issue 9/10/17). https://www.bureaubeke.nl/doc/2018/TVP_9-10_06-11_Ferwerda.pdf
- Ferwerda, H., Brouwer, N., Hölzken, I., & Kroese, L. (2021). Misdaadcarrières voorkomen en doorbreken. In Het Actiecentrum Veiligheid en Zorg (AcVZ) Amsterdam-Amstelland, Bureau Beke, & Politie Eenheid Amsterdam, *Misdaadcarrières voorkomen en doorbreken*. https://bureaubeke.nl/wp-content/uploads/2021/11/Download_Bekereeks_Misdaadcarrieres_voorkomen_doorbreken.pdf
- Ferwerda, H., Wolsink, J., Brouwer, N., & Esseveldt, J. V. (2022). Misdadige invloed. De invloed van criminele netwerken op jongeren in drie Arnhemse wijken. In Bureau Beke, *Book*. Bureau Beke. https://www.researchgate.net/profile/Henk-Ferwerda/publication/368510434_Misdadige_invloed_De_invloed_van_criminele_netwerken_op_jongeren_in_drie_Arnhemse_wijken/links/63ec983251d7af054026be6b/Misdadige_invloed-De-invloed-van-criminele-netwerken-op-jongeren-in-drie-Arnhemse-wijken.pdf
- Golbeck, J. (2015). *Introduction to social media investigation: A Hands-on Approach*. Syngress.
- Grassi, R., Calderoni, F., Bianchi, M., & Torriero, A. (2019). Betweenness to assess leaders in criminal networks: New evidence using the dual projection approach. *Social Networks*, 56, 23–32. <https://doi.org/10.1016/j.socnet.2018.08.001>
- Hakkenes, E., & Keukenkamp, S. (2023, September 5). Gemeenten niet opgewassen tegen groeiende drugscriminaliteit. *Trouw*. Retrieved May 14, 2024, from <https://www.trouw.nl/binnenland/gemeenten-niet-opgewassen-tegen-groeiende-drugscriminaliteit~ba63c71c/?referrer=https://www.google.com/>
- Heber, A. (2008). The networks of drug offenders. *Trends in Organized Crime*, 12(1), 1–20. <https://doi.org/10.1007/s12117-008-9055-8>
- Kleemans, E. (2013). Theoretical perspectives on organized crime. In *Oxford University Press eBooks*. <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780199730445.013.005>
- Kleemans, E. R., Brienens, M. E. I., Bunt, H. G. V. D., Wetenschappelijk Onderzoek- en Documentatiecentrum, Kouwenberg, R. F., Paulides, G., & Barenzen, J. (2002). *Georganiseerde criminaliteit in Nederland: Tweede rapportage op basis van de*



WODC-monitor 198.

WODC. https://repository.wodc.nl/bitstream/handle/20.500.12832/1143/ob198-volledige-tekst_tcm28-75039.pdf?sequence=2&isAllowed=y

Kleemans, E., & Van De Bunt, H. (2016). The social embeddedness of organized crime. In *SAGE Publications, Inc. eBooks* (pp. 218–237). <https://doi.org/10.4135/9781506305110.n9>

Köppen, M., De Poot, C. J., & Blokland, A. (2010). Comparing criminal careers of organized crime offenders and general offenders. *European Journal of Criminology*, 7(5), 356–374. <https://doi.org/10.1177/1477370810373730>

Liu, X., Patacchini, E., Zenou, Y., & Lee, L. (2012). Criminal Networks: Who is the Key Player? *. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.22004/ag.econ.128707>

Malm, A., Kinney, J. B., & Pollard, N. (2008). Social network and distance correlates of criminal associates involved in illicit drug production. *Security Journal*, 21(1–2), 77–94. <https://doi.org/10.1057/palgrave.sj.8350069>

Morselli, C. (2009). Inside criminal networks. In *Studies of organized crime*. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-09526-4>

Natajaran, M. (2000). Understanding the Structure of a Drug Trafficking Organization: A Conversational Analysis. *Crime Prevention Studies*, 11, 273–298. https://popcenter.asu.edu/sites/default/files/library/CrimePrevention/Volume_11/12-Natarajan-2.pdf

Okamoto, K., Chen, W., & Li, X. (2008). Ranking of Closeness Centrality for Large-Scale Social Networks. *Springer eBooks*, 186–195. https://doi.org/10.1007/978-3-540-69311-6_21

Paoli, L. (2002). “Flexible Hierarchies and Dynamic Disorder”: the drug distribution system in Frankfurt and Milan. *Drugs: Education, Prevention and Policy*, 9(2), 143–151. <https://doi.org/10.1080/09687630110120501>

Peeck, V., Van Sambeek, C., Witteveen, Z., & Dienst Regionale Informatie Organisatie Politie Eenheid Amsterdam. (2022). Doorgroeiërs: Een kwalitatief onderzoek naar doorgroeiërs in de drugsgelateerde criminaliteit. In *Analyse & Onderzoek*. <https://www.politie.nl/binaries/content/assets/politie/nieuws/2023/februari/2023-onderzoeksrapport-doorgroeiërs.pdf>

Politie. (n.d.). *Wat is ondermijning?* politie.nl. <https://www.politie.nl/informatie/wat-is-ondermijning.html>



- Porter, L., & Alison, L. (2006). Leadership and hierarchies in criminal groups: Scaling degrees of leader behaviour in group robbery. *Legal and Criminological Psychology*, 11(2), 245–265. <https://doi.org/10.1348/135532505x68692>
- RIEC's en LIEC. (2024, March 11). *RIEC's en LIEC*. RIEC-LIEC Informatie- En Expertisecentrum. <https://www.riec.nl/riecs-en-liec>
- Rijksoverheid. (2024, March 26). *Ondermijnende criminaliteit*. Ondermijning | Rijksoverheid.nl. <https://www.rijksoverheid.nl/onderwerpen/ondermijning/ondermijnende-criminaliteit>
- Robins, G. (2015). *Doing social network research: Network-based research design for social scientists*. Sage.
- Tops, P., & Tromp, J. (2019, August). *De achterkant van Amsterdam: Een verkenning van drugsgelateerde criminaliteit*. Gemeente Amsterdam. <https://openresearch.amsterdam/nl/page/49334/de-achterkant-van-amsterdam>
- Van Calster, P. (2008). Netwerkonderzoek als perspectief op georganiseerde criminaliteit. *Justitiële Verkenningen*, 05, 33–50. https://www.bjutijdschriften.nl/tijdschrift/justitieleverkenningen/2008/05/JV_2008_006_05_002
- Van der Hulst, R. C. (2008). Sociale netwerkanalyse en de bestrijding van criminaliteit en terrorisme. *Justitiële Verkenningen*, 05. https://www.bjutijdschriften.nl/tijdschrift/justitieleverkenningen/2008/05/JV_2008_006_005_001
- Van Koppen, V. (2021). Daders van georganiseerde misdaad: wie zijn het en hoe raken ze betrokken? *Justitiële Verkenningen*, 47(4), 23–36. <https://doi.org/10.5553/jv/016758502021047004003>
- Verhoeven, W.-J., Bik, J., & Guest. (2014). Visualiseren van sociale netwerken op basis van kwalitatieve bronnen. In *KWALON: Vol. 2014 (19) 3* (pp. 38–39). https://www.aup-online.com/docserver/fulltext/18757324/19/3/KW_2014_019_003_038.pdf?expires=1711548559&id=id&accname=guest&checksum=4D08B5AA7C25683408FFEF684E87C6D7
- Vermeulen, I., Soudijn, M., & Van Der Leest, W. (2021). Open heimelijke netwerken in de Nederlandstalige georganiseerde synthetische-drugscriminaliteit. *Tijdschrift Voor Criminologie*, 63(2), 187–211. <https://doi.org/10.5553/tvc/0165182x2021063002005>



- Visser, M. (2021, June 8). *Grootschalige internationale actie tegen georganiseerde misdaad leidt tot 49 arrestaties in Nederland*. Trouw. Retrieved March 19, 2024, from <https://www.trouw.nl/buitenland/grootschalige-internationale-actie-tegen-georganiseerde-misdaad-leidt-tot-49-arrestaties-in-nederland~ba162ef5/>
- Von Lampe, K. (2016). The Ties That Bind: a taxonomy of associational criminal structures. In *Studies of organized crime* (pp. 19–35). https://doi.org/10.1007/978-3-319-31608-6_2
- Wasserman, S., & Faust, K. (1994). *Social network analysis*. <https://doi.org/10.1017/cbo9780511815478>
- Wolters, G., Oosterhuis, M., & Dijkstra, J. K. (2017). Het sociaal netwerk van een criminele jeugdgroep. *Tijdschrift Voor Criminologie*, 59(4), 338–359. <https://doi.org/10.5553/tvc/0165182x2017059004002>
- Xu, J., & Chen, H. (2003). Untangling Criminal Networks: a case study. In *Lecture Notes in Computer Science* (pp. 232–248). https://doi.org/10.1007/3-540-44853-5_18



Bijlage 1 Centraliteitsscores doorgroeiers

Tabel 5

De centraliteitsscores van de doorgroeiers, per tijdvak.

Tijdvak	Maat	Actor			
		<i>Kernactor A</i>	<i>Kernactor B</i>	<i>Kernactor C</i>	<i>Kernactor D</i>
T1					
	<i>Eigenvector</i>	0.21	1.00	0.23	0.53
	<i>Betweenness</i>	0.00	1.00	0.35	0.98
	<i>Degree</i>	0.12	1.00	0.32	0.92
	<i>Closeness</i>	0.01	0.01	0.01	0.01
T2					
	<i>Eigenvector</i>	0.00	0.00	0.88	0.00
	<i>Betweenness</i>	0.00	0.18	0.65	0.18
	<i>Degree</i>	0.25	0.63	0.88	0.63
	<i>Closeness</i>	1.00	0.14	0.07	0.14
T3					
	<i>Eigenvector</i>	-	0.00	0.00	0.00
	<i>Betweenness</i>	-	0.00	0.00	0.00
	<i>Degree</i>	-	0.05	0.11	0.05
	<i>Closeness</i>	-	1.00	0.10	1.00
T4					
	<i>Eigenvector</i>	1.00	0.71	0.36	0.57
	<i>Betweenness</i>	0.88	0.31	0.42	0.70
	<i>Degree</i>	1.00	0.52	0.43	0.57
	<i>Closeness</i>	0.00	0.00	0.00	0.00
T5					
	<i>Eigenvector</i>	1.00	0.37	-	-
	<i>Betweenness</i>	1.00	0.20	-	-
	<i>Degree</i>	1.00	0.38	-	-
	<i>Closeness</i>	0.04	0.03	-	-

Bijlage 2 ANOVA-resultaten

Tabel 6

De volledige weergave van de ANOVA-gegevens, met de df's, Sum of squares en mean square.

ANOVA-tabel met post-hoc Bonferroni toetsen									
	Centraliteitsmaat		Df	Sum Sq	Mean Sq	F-waarde	p-waarde	Bonferroni (post-hoc)	p-waarde
Tijdvak 1									
	Eigenvector	Groep	1	0.55	0.55	21.36	<.001***	Groep 0 (N=4) vs Groep 1 (N=2)	0.23
		Residual	59	1.52	0.03			Groep 0 vs Groep 2 (N=55)	<.001***
								Groep 1 vs Groep 2	0.82
	Betweenness	Groep	1	0.99	0.99	50.92	<.001***	Groep 0 vs Groep 1	<.001***
		Residual	59	1.14	0.02			Groep 0 vs Groep 2	<.001***
								Groep 1 vs Groep 2	1.00
	Degree	Groep	1	0.83	0.83	37.52	<.001***	Groep 0 vs Groep 1	<.001**
		Residual	59	1.3	0.02			Groep 0 vs Groep 2	<.001***
								Groep 1 vs Groep 2	1.00
	Closeness	Groep	1	0.01	0.01	0.18	0.67		
		Residual	59	1.92	0.03				
Tijdvak 2									
	Eigenvector	Groep	1	0.05	0.05	0.48	0.49		
		Residual	27	2.93	0.11				
	Betweenness	Groep	1	0.00	0.00	0.013	0.91		
		Residual	27	2.24	0.08				



Identificatie van doorgroeiers

van der Graaf, R.A.

Degree	Groep	1	0.08	0.08	0.78	0.39			
	Residual	27	2.76	0.10					
Closeness	Groep	1	0.64	0.64	9.31	0.01**	Groep 0 (N=4) vs Groep 1 (N=2)	<.001**	
	Residual	27	1.85	0.07			Groep 0 vs Groep 2 (N=23)	0.01*	
							Groep 1 vs Groep 2	<.001***	
Tijdvak 3									
Eigenvector	Groep	1	0.09	0.09	2.09	0.16	Groep 1 is afwezig in dit tijdvak		
	Residual	37	1.50	0.04					
Betweenness	Groep	1	0.01	0.01	0.17	0.68			
	Residual	37	1.04	0.03					
Degree	Groep	1	0.01	0.01	0.33	0.57			
	Residual	37	1.06	0.03					
Closeness	Groep	1	0.79	0.79	7.09	0.01*	Groep 0 (N=3) vs Groep 2 (N=36)	0.01*	
	Residual	37	4.10	0.11					
Tijdvak 4									
Eigenvector	Groep	1	2.23	2.23	101.8	<.001***	Groep 0 (N=4) vs Groep 1 (N=13)	0.01*	
	Residual	150	3.29	0.02			Groep 0 vs Groep 2 (N=135)	<.001***	
							Groep 1 vs Groep 2	<.001***	
Betweenness	Groep	1	1.10	1.10	69.17	<.001***	Groep 0 vs Groep 1	<.001***	
	Residual	150	2.38	0.02			Groep 0 vs Groep 2	<.001***	
							Groep 1 vs Groep 2	0.01*	
Degree	Groep	1	1.69	1.69	130.1	<.001***	Groep 0 vs Groep 1	<.001***	
	Residual	150	1.94	0.01			Groep 0 vs Groep 2	<.001***	

Identificatie van doorgroeiers

van der Graaf, R.A.

Groep 1 vs Groep 2

<.001***

Closeness	Groep	1	0.37	0.37	3.28	0.07
	Residual	150	16.92	0.11		

Tijdvak 5

Eigenvector	Groep	1	0.11	0.11	1.05	0.32
	Residual	16	1.61	0.10		
Betweenness	Groep	1	0.36	0.36	8.50	0.01*
	Residual	16	0.68	0.04		
Degree	Groep	1	0.25	0.25	3.66	0.07
	Residual	16	1.10	0.07		
Closeness	Groep	1	0.04	0.04	0.34	0.57
	Residual	16	1.70	0.11		

Groep 1 is onvoldoende vertegenwoordigd in dit tijdvak

Bijlage 3 Centraliteitscores van alle actoren in het netwerk

Tabel 7

Een overzicht van alle centraliteitscores, van elke actor die voorkomt in het netwerk.

Node Nr.	Eigenvector					Betweenness					Degree					Closeness				
<i>Tijdvak</i>	<i>T1</i>	<i>T2</i>	<i>T3</i>	<i>T4</i>	<i>T5</i>	<i>T1</i>	<i>T2</i>	<i>T3</i>	<i>T4</i>	<i>T5</i>	<i>T1</i>	<i>T2</i>	<i>T3</i>	<i>T4</i>	<i>T5</i>	<i>T1</i>	<i>T2</i>	<i>T3</i>	<i>T4</i>	<i>T5</i>
A	0,21	0,00	NA	1,00	1,00	0,00	0,00	NA	0,88	1,00	0,08	0,14	NA	1,00	1,00	0,00	1,00	NA	0,00	0,03
4	0,09	NA	0,00	0,12	NA	0,23	NA	0,02	0,21	NA	0,29	NA	0,11	0,20	NA	0,00	NA	0,10	0,00	NA
B	1,00	0,00	0,00	0,71	0,37	1,00	0,18	0,00	0,31	0,20	1,00	0,57	0,00	0,51	0,29	0,01	0,11	1,00	0,00	0,01
8	NA	NA	0,00	0,04	NA	NA	NA	0,00	0,00	NA	NA	NA	0,00	0,02	NA	NA	NA	0,06	0,00	NA
9	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,11	NA	NA	NA	NA	0,09	NA	NA
10	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,06	NA	NA	NA	NA	0,08	NA	NA
C	0,23	0,89	0,00	0,36	NA	0,35	0,65	0,00	0,42	NA	0,29	0,86	0,06	0,41	NA	0,00	0,03	0,09	0,00	NA
12	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,06	NA	NA	NA	NA	0,08	NA	NA
13	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,05	NA	NA	NA	NA	0,22	NA	NA	NA	NA	0,13	NA	NA
D	0,53	0,00	0,00	0,57	NA	0,98	0,18	0,00	0,70	NA	0,92	0,57	0,00	0,56	NA	0,01	0,11	1,00	0,00	NA
19	0,06	NA	0,00	0,08	NA	0,08	NA	0,00	0,00	NA	0,25	NA	0,00	0,07	NA	0,00	NA	1,00	0,00	NA
20	0,03	NA	0,00	0,09	NA	0,01	NA	0,00	0,00	NA	0,21	NA	0,00	0,10	NA	0,00	NA	1,00	0,00	NA
21	0,01	NA	NA	NA	NA	0,03	NA	NA	NA	NA	0,08	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
22	0,04	NA	NA	NA	NA	0,23	NA	NA	NA	NA	0,13	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
23	0,33	NA	NA	NA	NA	0,18	NA	NA	NA	NA	0,25	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
24	0,03	NA	NA	0,73	NA	0,00	NA	NA	0,63	NA	0,17	NA	NA	0,73	NA	0,00	NA	NA	0,00	NA
27	NA	NA	0,00	0,00	NA	NA	NA	0,00	0,00	NA	NA	NA	0,00	0,02	NA	NA	NA	1,00	0,00	NA
28	0,03	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
29	0,06	NA	NA	0,01	NA	0,04	NA	NA	0,09	NA	0,21	NA	NA	0,10	NA	0,00	NA	NA	0,00	NA
30	0,02	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,13	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
31	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA	NA	NA	NA



	Identificatie van doorgroeiers										van der Graaf, R.A.									
32	0,02	NA	NA	0,00	NA	0,00	NA	NA	0,00	NA	0,04	NA	NA	0,00	NA	0,00	NA	NA	0,00	NA
33	0,03	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,04	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
34	0,01	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
35	0,00	NA	NA	0,00	NA	0,00	NA	NA	0,00	NA	0,00	NA	NA	0,00	NA	1,00	NA	NA	0,00	NA
36	0,02	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,08	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
37	0,05	NA	NA	0,03	NA	0,02	NA	NA	0,10	NA	0,17	NA	NA	0,07	NA	0,00	NA	NA	0,00	NA
38	NA	NA	NA	0,01	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
39	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA	NA
40	NA	NA	0,19	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
42	NA	NA	NA	0,23	NA	NA	NA	NA	0,44	NA	NA	NA	NA	0,12	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
43	0,06	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
47	0,06	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
48	0,44	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,21	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
49	0,06	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
50	0,06	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
51	0,06	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
52	0,06	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
53	0,06	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
54	0,06	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
55	0,06	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
56	0,06	NA	NA	0,46	NA	0,00	NA	NA	0,10	NA	0,00	NA	NA	0,32	NA	0,00	NA	NA	0,00	NA
57	0,06	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
58	0,06	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
59	0,06	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
60	0,29	NA	NA	NA	NA	0,28	NA	NA	NA	NA	0,17	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
61	0,06	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
62	0,06	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
63	NA	NA	NA	0,11	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,05	NA	NA	NA	NA	0,00	NA



	Identificatie van doorgroeiers										van der Graaf, R.A.									
64	NA	NA	NA	0,13	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA	NA	NA	0,10	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
65	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
82	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
93	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,14	NA	NA	NA	0,07	NA	NA	NA	NA
94	NA	NA	0,36	NA	NA	NA	NA	0,29	NA	NA	NA	NA	0,22	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
100	NA	NA	0,36	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,11	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
103	NA	NA	0,19	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
108	NA	NA	1,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA	NA	NA	NA	0,03	NA	NA
111	NA	NA	0,19	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
112	NA	NA	0,26	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,06	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
113	NA	NA	0,19	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
123	NA	NA	0,19	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
124	NA	NA	0,51	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA	NA	NA	0,22	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
126	NA	NA	0,19	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
128	NA	NA	0,28	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,06	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
130	NA	NA	0,45	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,17	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
132	NA	NA	0,43	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,17	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
135	NA	NA	0,19	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
138	NA	NA	0,19	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
143	NA	NA	0,19	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
144	NA	NA	0,36	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,11	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
145	NA	NA	0,19	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
146	NA	NA	0,01	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA
147	NA	NA	0,07	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA
148	NA	NA	0,19	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA
149	NA	NA	0,07	NA	NA	NA	NA	0,10	NA	NA	NA	NA	0,06	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA
156	NA	0,27	NA	NA	NA	NA	0,06	NA	NA	NA	NA	0,14	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA
160	NA	NA	NA	0,42	NA	NA	NA	NA	0,08	NA	NA	NA	NA	0,24	NA	NA	NA	NA	0,00	NA



	Identificatie van doorgroeiers										van der Graaf, R.A.									
233	NA	0,07	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	
235	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,14	NA	NA	NA	0,07	NA	NA	NA	
264	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,32	NA	NA	
266	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,32	NA	NA	
269	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,06	NA	NA	NA	0,49	NA	NA	
276	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	
277	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	
278	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	
279	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	
280	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	
281	NA	NA	NA	0,06	NA	NA	NA	NA	0,10	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	
282	NA	NA	NA	0,04	NA	NA	NA	NA	1,00	NA	NA	NA	0,51	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	
283	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	
284	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	
285	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	
286	0,24	NA	NA	0,00	NA	0,00	NA	NA	0,00	NA	0,17	NA	NA	0,00	NA	0,00	NA	NA	0,00	NA
287	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	
288	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	
289	0,58	NA	NA	0,00	NA	0,25	NA	NA	0,00	NA	0,46	NA	NA	0,00	NA	0,00	NA	NA	0,00	NA
290	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	
291	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	
292	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	
293	NA	NA	NA	0,21	NA	NA	NA	NA	0,39	NA	NA	NA	0,12	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	
294	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	
295	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	
296	0,42	NA	NA	0,57	0,09	0,00	NA	NA	0,23	0,00	0,21	NA	NA	0,41	0,00	0,00	NA	NA	0,00	0,00
297	NA	0,00	NA	0,15	NA	NA	0,24	NA	0,00	NA	NA	0,29	NA	0,07	NA	NA	0,07	NA	0,00	NA
298	NA	NA	NA	0,26	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA	NA	0,15	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	



	Identificatie van doorgroeiers										van der Graaf, R.A.									
299	NA	NA	NA	0,92	NA	NA	NA	NA	0,54	NA	NA	NA	NA	0,73	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
300	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,32	NA	NA	NA	NA	0,86	NA	NA	NA	NA	0,13	NA	NA	NA
302	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,32	NA	NA	NA	NA	0,86	NA	NA	NA	NA	0,13	NA	NA	NA
303	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,14	NA	NA	NA	NA	0,07	NA	NA	NA
305	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,14	NA	NA	NA	NA	0,07	NA	NA	NA
307	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,03	NA	NA	NA
310	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	NA	1,00	NA
312	NA	NA	NA	NA	0,43	NA	NA	NA	NA	0,04	NA	NA	NA	NA	0,29	NA	NA	NA	NA	0,01
317	0,04	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
319	0,01	NA	NA	0,00	NA	0,03	NA	NA	0,00	NA	0,08	NA	NA	0,00	NA	0,00	NA	NA	1,00	NA
320	0,12	NA	NA	0,05	NA	0,00	NA	NA	0,06	NA	0,00	NA	NA	0,02	NA	0,00	NA	NA	0,00	NA
321	0,47	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA	NA	NA	0,21	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
322	0,12	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
325	NA	NA	NA	0,04	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
326	0,14	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,04	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
327	0,05	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,04	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
328	0,05	NA	NA	0,28	NA	0,00	NA	NA	0,06	NA	0,04	NA	NA	0,17	NA	0,00	NA	NA	0,00	NA
329	0,05	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,04	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
330	0,07	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
331	0,21	NA	NA	NA	NA	0,06	NA	NA	NA	NA	0,21	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
332	0,44	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,17	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
333	0,49	NA	NA	NA	NA	0,04	NA	NA	NA	NA	0,25	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
334	0,07	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
337	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,04	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
338	0,12	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
340	0,24	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,04	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
341	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA
342	0,14	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,04	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA



	Identificatie van doorgroeiers								van der Graaf, R.A.											
343	NA	NA	NA	0,20	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,07	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
344	NA	NA	NA	0,34	NA	NA	NA	NA	0,09	NA	NA	NA	NA	0,22	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
345	NA	NA	NA	0,31	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,17	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
346	NA	NA	NA	0,50	NA	NA	NA	NA	0,07	NA	NA	NA	NA	0,37	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
347	NA	NA	NA	0,29	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,15	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
348	NA	NA	NA	0,29	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,15	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
349	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA
350	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA
351	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,12	NA
352	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,12	NA
353	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA
354	NA	NA	NA	0,01	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
355	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA
356	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,33	NA
357	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA
358	NA	NA	NA	0,11	NA	NA	NA	NA	0,06	NA	NA	NA	NA	0,07	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
359	NA	NA	NA	0,08	NA	NA	NA	NA	0,11	NA	NA	NA	NA	0,07	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
360	NA	NA	NA	0,01	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
361	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,14	NA
362	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA
363	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,14	NA
364	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA
365	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,50	NA
366	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA
367	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA
368	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,10	NA
369	NA	NA	NA	0,01	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
370	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA



	Identificatie van doorgroeiers										van der Graaf, R.A.									
371	NA	NA	NA	0,16	NA	NA	NA	NA	0,06	NA	NA	NA	NA	0,07	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
372	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA
373	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA
374	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,10	NA
375	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA
376	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,05	NA	NA	NA	NA	0,20	NA
378	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,17	NA
379	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA
380	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,05	NA	NA	NA	NA	0,20	NA
381	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA
382	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
383	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA
384	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,33	NA
385	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA
386	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,17	NA
387	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00	NA
388	0,15	0,94	NA	NA	NA	0,00	1,00	NA	NA	NA	0,04	1,00	NA	NA	NA	0,00	0,05	NA	NA	NA
389	NA	NA	NA	NA	0,25	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,01
390	NA	NA	NA	NA	0,38	NA	NA	NA	NA	0,38	NA	NA	NA	NA	0,29	NA	NA	NA	NA	0,01
395	NA	NA	NA	0,43	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,20	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
396	NA	NA	NA	0,43	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,20	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
397	NA	NA	NA	0,48	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA	NA	NA	0,24	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
398	NA	0,00	NA	0,67	NA	NA	0,00	NA	0,05	NA	NA	0,14	NA	0,44	NA	NA	1,00	NA	0,00	NA
399	NA	NA	NA	0,43	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,20	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
400	NA	NA	NA	0,43	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,20	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
401	NA	NA	NA	0,57	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,32	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
404	NA	NA	NA	0,12	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
405	NA	NA	NA	0,07	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,00	NA



	Identificatie van doorgroeiers										van der Graaf, R.A.									
406	NA	NA	NA	0,05	NA	NA	NA	NA	0,06	NA	NA	NA	NA	0,05	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
407	NA	NA	NA	0,05	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
408	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
409	NA	NA	NA	0,04	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
412	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
413	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
414	NA	NA	NA	0,04	NA	NA	NA	NA	0,11	NA	NA	NA	NA	0,05	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
416	NA	NA	NA	0,39	NA	NA	NA	NA	0,24	NA	NA	NA	NA	0,37	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
417	NA	NA	NA	0,15	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
419	NA	NA	NA	0,01	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
431	NA	NA	NA	0,18	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,07	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
432	NA	NA	NA	0,18	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,07	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
433	NA	NA	NA	0,25	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,12	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
434	NA	NA	NA	0,25	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,12	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
435	NA	NA	NA	0,25	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,12	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
436	NA	NA	NA	0,11	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,05	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
437	NA	NA	NA	0,09	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,05	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
438	NA	NA	NA	0,09	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,05	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
439	NA	NA	NA	0,32	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,17	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
440	NA	NA	NA	0,27	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,15	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
441	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
442	NA	NA	NA	0,32	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,17	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
443	NA	NA	NA	0,32	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,17	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
444	NA	NA	NA	0,06	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
446	NA	NA	NA	0,06	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
447	NA	NA	NA	0,03	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
448	NA	NA	NA	0,12	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,07	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
449	NA	NA	NA	0,03	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,00	NA



	Identificatie van doorgroeiers										van der Graaf, R.A.									
450	NA	NA	NA	0,03	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
451	NA	NA	NA	0,08	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
453	NA	NA	NA	NA	0,73	NA	NA	NA	NA	0,24	NA	NA	NA	NA	0,57	NA	NA	NA	NA	0,01
454	NA	NA	NA	NA	0,21	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,01
455	NA	NA	NA	0,10	0,85	NA	NA	NA	0,00	0,34	NA	NA	NA	0,07	0,57	NA	NA	NA	0,00	0,02
456	NA	NA	NA	0,09	0,61	NA	NA	NA	0,00	0,00	NA	NA	NA	0,05	0,29	NA	NA	NA	0,00	0,01
457	NA	NA	NA	0,09	0,90	NA	NA	NA	0,00	0,19	NA	NA	NA	0,05	0,57	NA	NA	NA	0,00	0,02
458	NA	NA	NA	0,10	0,47	NA	NA	NA	0,00	0,00	NA	NA	NA	0,07	0,14	NA	NA	NA	0,00	0,01
461	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00
462	NA	NA	NA	NA	0,10	NA	NA	NA	NA	0,20	NA	NA	NA	NA	0,14	NA	NA	NA	NA	0,01
466	NA	NA	NA	0,21	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,10	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
467	NA	NA	NA	0,21	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,10	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
468	NA	NA	NA	0,08	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
469	NA	NA	NA	0,16	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,05	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
472	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,14	NA	NA	NA	NA	1,00	NA	NA	NA
476	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00
481	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	1,00
482	NA	NA	NA	NA	0,43	NA	NA	NA	NA	0,08	NA	NA	NA	NA	0,14	NA	NA	NA	NA	0,01
483	NA	NA	NA	NA	0,18	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00
485	NA	NA	NA	0,15	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
486	NA	NA	NA	0,22	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,07	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
487	NA	NA	NA	0,08	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
488	NA	NA	NA	0,08	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
489	NA	NA	NA	0,07	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
496	NA	0,18	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,01	NA	NA	NA
497	NA	0,80	NA	NA	NA	NA	0,14	NA	NA	NA	NA	0,57	NA	NA	NA	NA	0,03	NA	NA	NA
498	NA	1,00	NA	NA	NA	NA	0,93	NA	NA	NA	NA	1,00	NA	NA	NA	NA	0,05	NA	NA	NA
499	NA	0,46	NA	NA	NA	NA	0,15	NA	NA	NA	NA	0,29	NA	NA	NA	NA	0,03	NA	NA	NA



Identificatie van doorgroeiers

van der Graaf, R.A.

502	NA	NA	NA	0,16	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,10	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
503	NA	NA	NA	0,16	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,10	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
504	NA	0,47	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,29	NA	NA	NA	0,01	NA	NA	NA	NA
505	NA	0,64	NA	NA	NA	NA	0,06	NA	NA	NA	NA	0,43	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA
506	NA	0,46	NA	NA	NA	NA	0,15	NA	NA	NA	NA	0,29	NA	NA	NA	0,03	NA	NA	NA	NA
509	NA	0,48	NA	NA	NA	NA	0,57	NA	NA	NA	NA	0,43	NA	NA	NA	0,03	NA	NA	NA	NA
510	NA	0,10	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,01	NA	NA	NA	NA
511	NA	0,36	NA	NA	NA	NA	0,52	NA	NA	NA	NA	0,57	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA
513	NA	NA	NA	0,03	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
514	NA	0,37	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,14	NA	NA	NA	0,02	NA	NA	NA	NA
515	NA	0,19	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	0,01	NA	NA	NA	NA
517	NA	NA	NA	0,03	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA
518	NA	NA	NA	0,03	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA	NA	NA	NA	0,00	NA