

Het beoordelen van verdedigende prestaties en het meten van verdedigende chemie in voetbal met behulp van positionele data

Vince Colpaert

Thesis voorgedragen tot het behalen
van de graad van Master of Science
in de ingenieurswetenschappen:
computerwetenschappen, hoofdoptie
Artificiële intelligentie

Promotoren:

Prof. dr. ir. H. Blockeel
Dr. ir. W. Meert

Assessoren:

Prof. dr. M. Vanhoef
Ir. P. Robberechts

Begeleider:

Dr. ir. J. Van Haaren

© Copyright KU Leuven

Zonder voorafgaande schriftelijke toestemming van zowel de promotoren als de auteur is overnemen, kopiëren, gebruiken of realiseren van deze uitgave of gedeelten ervan verboden. Voor aanvragen tot of informatie i.v.m. het overnemen en/of gebruik en/of realisatie van gedeelten uit deze publicatie, wend u tot het Departement Computerwetenschappen, Celestijnenlaan 200A bus 2402, B-3001 Heverlee, +32-16-327700 of via e-mail info@cs.kuleuven.be.

Voorafgaande schriftelijke toestemming van de promotoren is eveneens vereist voor het aanwenden van de in deze masterproef beschreven (originele) methoden, producten, schakelingen en programma's voor industrieel of commercieel nut en voor de inzending van deze publicatie ter deelname aan wetenschappelijke prijzen of wedstrijden.

Voorwoord

Ik wil graag iedereen bedanken die aan deze masterproef heeft meegewerkt. Zonder hun hulp zou de succesvolle voltooiing hiervan niet mogelijk zijn geweest. In de eerste plaats wil ik Prof. dr. J. Davis bedanken dat hij mij de kans heeft gegeven aan dit interessante onderwerp te werken. Daarnaast wil ik Prof. dr. ir. H. Blockeel bedanken voor de begeleiding en feedback doorheen het jaar. Heel veel dank gaat uit naar Dr. ir. J. Van Haaren omdat hij de beste begeleider was die ik me had kunnen wensen. Met zijn uitstekend advies heeft hij mij geholpen om mijn masterproef naar een hoger niveau te tillen. Ook was hij altijd beschikbaar wanneer ik hem nodig had. Zijn passie voor *soccer analytics* werkte aanstekelijk. Verder wil ik mijn assessoren bedanken voor het lezen van mijn masterproef. Tot slot wil ik mijn familie, vrienden en vriendin bedanken voor hun onvoorwaardelijke steun en nuttige raad.

Vince Colpaert

Inhoudsopgave

Voorwoord	i
Samenvatting	iv
Lijst van figuren	v
Lijst van tabellen	vi
1 Inleiding	1
1.1 Probleemstelling	2
1.2 Bijdragen	2
1.3 Overzicht	3
2 Achtergrondinformatie	5
2.1 Data bij deze masterproef	5
2.2 Graph Neural Networks	7
3 Literatuurstudie	9
3.1 Het beoordelen van acties in voetbal	9
3.2 Chemie tussen spelers	11
3.3 Toepassingen van positionele data	12
3.4 Het analyseren van verdedigen	14
4 Het bepalen van de verwachte uitkomst van een spelsituatie	17
4.1 Gebruikte methode en motivatie	17
4.2 Het aanmaken van de data	19
4.3 Het ontwerpen en het trainen van het model	22
4.4 Resultaten	27
4.5 Conclusie	32
5 Het beoordelen van verdedigende prestaties	33
5.1 Het beoordelen van acties	33
5.2 Component 1: Balveroveringen	34
5.3 Component 2: Druk op balbezitter	34
5.4 Component 3: Verdedigend positiespel	39
5.5 Resultaten	45
5.6 Conclusie	52
6 Het meten van verdedigende chemie	53
6.1 Het meten van verdedigende chemie tussen spelers	53

6.2	Het opstellen van een model voor de verdedigende chemie	54
6.3	Resultaten	55
6.4	Conclusie	56
7	Conclusie	57
7.1	Overzicht van deze masterproef	57
7.2	Toekomstig werk	58
	Bibliografie	61

Samenvatting

De bestaande technieken binnen voetbalanalyse zijn niet geschikt om een complete analyse van het verdedigende gedeelte van voetbal uit te voeren. Bovendien zijn de technieken die interacties tussen spelers in kaart brengen beperkt. Daarom ontwerpt deze masterproef een metriek die de verschillende aspecten van een verdedigende prestatie beoordeelt. Verder wordt er een methode opgesteld waarmee de verdedigende chemie tussen spelers gemeten kan worden.

Om de verdedigende prestatie van een speler te kunnen evalueren, moet er een waarde toegewezen worden aan individuele acties. Hiervoor wordt er met behulp van Graph Neural Networks een EPV-model opgesteld dat de verwachte uitkomst van iedere spelsituatie voorspelt. Dit EPV-model bestaat uit twee afzonderlijke modellen die de kans op een doelpunt voor de thuis- en uitploeg voorspellen. De verdedigende prestaties van een speler worden vervolgens beoordeeld met een metriek die opgebouwd is uit drie componenten: balveroveringen, druk op balbezitter en verdedigend positiespel. Elk van deze componenten dekt een aspect van het verdedigen in voetbal. Door met drie componenten te werken is de totale score voor de verdedigende metriek makkelijker te interpreteren en kan er een genuanceerd beeld gegeven worden van de verdedigende prestatie van een speler.

De verdedigende chemie van een groep spelers wordt bepaald door hun prestaties wanneer ze samenspelen te vergelijken met hun gemiddelde prestaties. Met behulp van Graph Neural Networks wordt er een model opgesteld dat de verdedigende chemie voorspelt tussen spelers die nog maar zelden of nooit samengespeeld hebben. Dit model slaagt erin om beter te presteren bij het voorspellen van de gezamenlijke verdedigende prestatie van een paar van spelers dan een model dat geen rekening houdt met chemie.

Lijst van figuren

2.1	Een illustratie van event data.	6
2.2	Een illustratie van positionele data.	6
2.3	Het afbeelden van een knoop op de <i>embedding</i> ruimte. Afbeelding overgenomen uit Leskovec (2021).	8
2.4	Het bepalen van de <i>embedding</i> van een knoop. Afbeelding overgenomen uit Leskovec (2021).	8
3.1	Een vereenvoudigde spelsituatie voorgesteld als grafe. Afbeelding overgenomen uit Stöckl e.a. (2021).	15
4.1	Een voorbeeld van de verwerkte event data.	20
4.2	Het ontwerp van het model voor het voorspellen van de kans op een doelpunt.	24
4.3	De verdeling van de voorspelde kansen op een doelpunt met de binaire kruisentropie als verliesfunctie.	25
4.4	De verdeling van de voorspelde kansen op een doelpunt met het kwadraat van de binaire kruisentropie als verliesfunctie.	26
4.5	Fase 1 van de aanval van de thuisploeg.	28
4.6	Fase 2 van de aanval van de thuisploeg.	29
4.7	Fase 3 van de aanval van de thuisploeg.	29
4.8	Fase 4 van de aanval van de thuisploeg.	30
4.9	Fase 5 van de aanval van de thuisploeg.	31
4.10	Fase 6 van de aanval van de thuisploeg.	31
5.1	Een situatie waar het niet duidelijk is wie verantwoordelijk is voor het verdedigen van de balbezitter.	35
5.2	De gemiddelde posities van de spelers voor het bepalen van de rechtstreekse tegenstanders van de balbezitter.	37
5.3	De verdeling van het aantal frames tussen het ontvangen van de bal en de pass.	40
5.4	De situatie met de kleinste kans op een pass.	48
5.5	De situatie met de grootste kans op een pass.	49
5.6	De situatie waarvoor de ontvanger van de pass voorspeld moet worden.	51
6.1	De verdeling van de verdedigende chemie tussen de spelersparen uit de testset.	56

Lijst van tabellen

4.1	Het minimale verlies op de validatieset voor elke combinatie van hyperparameters.	27
4.2	Het verlies van de baseline en het eigen model op de testset voor de thuis- en uitploeg.	28
5.1	De vijf spelers die het best presteren voor de component balveroveringen.	46
5.2	De drie spelers die het best presteren voor de component druk op de balbezitter.	46
5.3	De drie spelers die het slechtst presteren voor de component druk op de balbezitter.	47
5.4	Het verlies van de baseline en het eigen model op de testset.	48
5.5	Het verlies van de baseline en het eigen model op de testset.	50
5.6	De kans dat iedere speler de pass zal ontvangen.	51
5.7	De drie spelers die het best presteren voor de component verdedigend positiespel.	52
5.8	De vijf spelers die het slechtst presteren voor de component verdedigend positiespel.	52
6.1	Het verlies van de baseline en het eigen model op de testset.	56

Hoofdstuk 1

Inleiding

Bij het grote publiek is data-analyse in sport vooral bekend van het boek *Moneyball* (Lewis, 2004) en de daarop gebaseerde film met Brad Pitt. Data-analyse in sport kent zijn oorsprong in Amerikaanse sporten als honkbal en basketbal, maar is ook binnen voetbal aan een flinke opmars bezig (Van Haaren, 2021). Vooruitgang in technologie heeft het mogelijk gemaakt om enorme hoeveelheden data van wedstrijden en trainingen te verzamelen. De voetbalwereld is uitgegroeid tot een miljardenindustrie en clubs proberen op allerlei manieren een competitief voordeel te behalen ten opzichte van concurrenten. Zo geven clubs enorme bedragen uit om de beste spelers en trainers aan hen te binden, maar ze proberen ook voordeel te halen door inzichten te verkrijgen uit de grote hoeveelheid beschikbare data. Binnen clubs wordt data-analyse onder meer gebruikt voor het identificeren van getalenteerde spelers die interessant kunnen zijn voor de club (Decroos e.a., 2020). Daarnaast wordt het ook toegepast bij het bestuderen van tegenstanders of het beoordelen van de prestaties van de eigen spelers.

Twee vormen van data die bijgehouden worden tijdens wedstrijden zijn event data en positionele data. Event data beschrijft de acties die aan de bal gebeuren, terwijl positionele data de posities van de spelers op het veld bevat. Event data wordt verzameld door manuele annotatie (Bialik, 2014). Het verzamelen van positionele data is een complexer proces waarbij er gebruik gemaakt wordt van draagbare trackers, camera's en meer recent ook van videobeelden (FIFA, 2021). Omdat event data makkelijker te verzamelen is, was het ook eerder in grote hoeveelheden beschikbaar. Dit heeft ertoe geleid dat de meeste technieken binnen voetbalanalyse gebaseerd zijn op event data en zich vooral richten op acties aan de bal, dus op het aanvallende gedeelte van voetbal. De acties aan de bal zeggen echter niet alles over de prestatie van een speler (Muller, 2021) en op basis van deze acties is het niet mogelijk om de verdedigende prestatie van een speler volledig in kaart te brengen. Zo heeft Paolo Maldini, algemeen beschouwd als één van de beste verdedigers aller tijden (Marland, 2020), ooit volgende uitspraak gedaan: “Als ik een tackle moet maken, heb ik al een fout gemaakt.” Een verdediger zal met zijn positieospel gevaarlijke situaties proberen te voorkomen en een tackle zal vaak het laatste redmiddel zijn.

Het is dus duidelijk dat er positionele data nodig is om het verdedigende aspect van

voetbal te kunnen bestuderen (Tavares, 2017). De laatste jaren is de beschikbaarheid van deze positionele data enorm toegenomen en een grote verscheidenheid aan technieken binnen voetbalanalyse maakt al gebruik van deze data. Toch is er nog niet voldoende kennis en zijn de bestaande technieken te beperkt om het verdedigende gedeelte van voetbal in al zijn facetten te kunnen analyseren (Thompson, 2021).

Een andere beperking van de meeste bestaande technieken binnen voetbalanalyse is dat ze focussen op de individuele spelers (Bransen en Van Haaren, 2020). Aan het eind van de dag blijft voetbal echter een ploegsport. De relaties tussen spelers bepalen voor een groot deel de uitslag van een wedstrijd. Daarom is het van belang om deze relaties en de bijhorende synergieën in kaart te kunnen brengen.

1.1 Probleemstelling

Deze masterproef probeert een antwoord te bieden op twee beperkingen binnen voetbalanalyse. De eerste beperking, die hierboven reeds aangehaald is, is dat de bestaande technieken te beperkt zijn om het verdedigende gedeelte van voetbal in al zijn facetten te analyseren. Deze masterproef zal een methode naar voren schuiven om de verdedigende prestatie van een speler te beoordelen op verschillende aspecten. Hiervoor wordt er een metriek opgesteld die bestaat uit drie afzonderlijke componenten: balveroveringen, druk op de speler in balbezit en verdedigend positieospel. Op deze manier kan de prestatie van een speler voor ieder van deze componenten bekeken worden of kunnen de componenten gecombineerd worden om een beeld te krijgen van de totale verdedigende prestatie van een speler.

De tweede beperking is het gebrek aan technieken die rekening houden met de relaties tussen spelers. In deze masterproef zal er een model ontwikkeld worden dat in staat is om de verdedigende chemie tussen spelers te meten. De chemie tussen spelers is een maat voor de kwaliteit van de samenwerking en van de afstemming tussen deze spelers. Om de verdedigende chemie te meten, wordt bepaald welke spelers een positieve of een negatieve invloed hebben op elkaars verdedigende prestaties wanneer ze samenspelen.

1.2 Bijdragen

Deze sectie geeft een oplistijng van de bijdragen die deze masterproef levert.

- **Het opstellen van een EPV-model met Graph Neural Networks**

Om verdedigende prestaties te kunnen beoordelen is het eerst nodig om een waarde te kunnen toewijzen aan individuele acties. Dit wordt gedaan met behulp van een EPV-model dat de verwachte uitkomst van iedere spelsituatie voorspelt. Deze masterproef is bij mijn weten de eerste om een EPV-model op te stellen met behulp van Graph Neural Networks.

- **Het opstellen van een verdedigende metriek met drie componenten**

Een metriek die de verdedigende prestatie van een speler op basis van één component beoordeelt, is niet in staat om alle aspecten van het verdedigen in rekening te brengen. Daarom deelt deze masterproef een verdedigende prestatie op in balveroveringen, de druk op de balbezitter en het verdedigend positiespel. Deze manier van opdelen is een bijdrage van deze masterproef en niet gebaseerd op eerder werk. Bovendien zijn ook de methoden bij de druk op de balbezitter en het verdedigend positiespel nieuw.

- **Het meten van de verdedigende chemie tussen spelers**

Om de verdedigende synergieën tussen spelers in kaart te brengen, wordt een methode opgesteld om de invloed van spelers op elkaars verdedigende prestaties te meten. Daarnaast wordt er een model ontworpen dat de verdedigende chemie voorspelt voor spelers die nog maar zelden of nooit samengespeeld hebben. Dit model is opnieuw het eerste van zijn soort om gebruik te maken van Graph Neural Networks.

1.3 Overzicht

Deze introductie vormt het eerste van zeven hoofdstukken van deze masterproef. Hoofdstuk 2 bevat de achtergrondinformatie en Hoofdstuk 3 de relevante literatuur voor deze masterproef. Vervolgens bespreekt Hoofdstuk 4 het EPV-model dat de verwachte uitkomst van ieder balbezit voorspelt. Hoofdstuk 5 gaat over de metriek om verdedigende prestaties te beoordelen en de componenten waaruit ze is opgebouwd. Daarna wordt het model van de verdedigende chemie besproken in Hoofdstuk 6. Uiteindelijk geeft Hoofdstuk 7 de conclusie van deze masterproef.

Hoofdstuk 2

Achtergrondinformatie

Dit hoofdstuk geeft de achtergrondinformatie die nodig is voor het begrijpen van deze masterproef. De eerste sectie behandelt de verschillende soorten van data die gebruikt zijn voor deze masterproef, terwijl de tweede sectie een beknopte uitleg van Graph Neural Networks geeft. Graph Neural Networks zijn neurale netwerken die in staat zijn om rechtstreeks met data in de vorm van grafen te werken. Ze zullen in deze masterproef bij verschillende modellen gebruikt worden.

2.1 Data bij deze masterproef

Deze sectie beschrijft de twee soorten van data die beschikbaar waren voor deze masterproef. Eerst komt event data aan bod, om vervolgens positionele data te bespreken. De laatste subsectie beschrijft de selectie van de data die effectief gebruikt is tijdens deze masterproef.

2.1.1 Event data

Event data bevat informatie over alle acties die tijdens een wedstrijd hebben plaatsgevonden. Het gaat hier vooral om acties aan de bal zoals passes, schoten en tackles. Daarnaast worden ook gebeurtenissen die invloed hebben op de status van het spel, zoals onderbrekingen, wissels of kaarten, opgenomen in de event data. De data bevat voor elke actie onder meer de speler, de ploeg, het type van de actie, het tijdstip en de locatie. Ook voorziet de data elke actie van extra informatie die afhankelijk is van het type van de actie. Bij elke pass wordt bijvoorbeeld de eindlocatie van de pass vermeld. De locatie van een actie bestaat uit een x- en y-coördinaat die allebei een waarde tussen 0 en 100 kunnen aannemen. De documentatie bij de event data geeft aan hoe deze locatie omgezet kan worden naar de werkelijke positie op het veld. Figuur 2.1 geeft een voorbeeld weer van de event data voor enkele acties tijdens een wedstrijd.

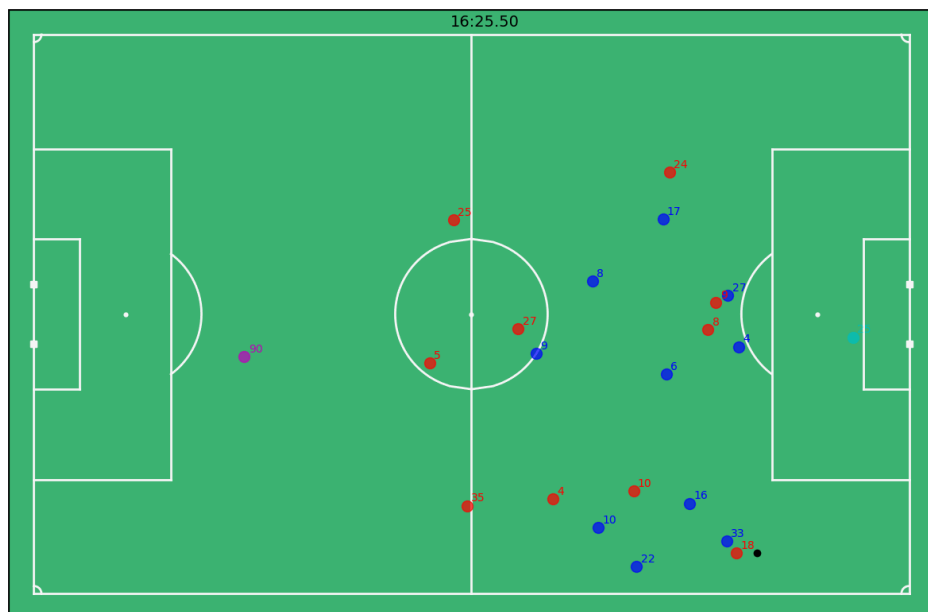
2. ACHTERGRONDINFORMATIE

index	typeId	period...	timeMin	timeSec	contestantId	playerName	x	y
240	1	1	11	26	bw9wm8pqfzcchumhiwdt2w15c	P. Ngawa	27.9	36.4
241	1	1	11	30	bw9wm8pqfzcchumhiwdt2w15c	C. Özkaçar	29.3	78.1
242	1	1	11	33	bw9wm8pqfzcchumhiwdt2w15c	X. Mercier	41.4	95.9
243	61	1	11	36	bw9wm8pqfzcchumhiwdt2w15c	T. Henry	82.4	50.4
244	52	1	11	37	547zzwqbiugzphhnrhj3z5k5i	L. Bostyn	11.2	53.6
245	1	1	11	40	547zzwqbiugzphhnrhj3z5k5i	L. Bostyn	11.9	52.7
246	1	1	11	43	547zzwqbiugzphhnrhj3z5k5i	L. De Bock	24.7	72.4

FIGUUR 2.1: Een illustratie van event data.

2.1.2 Positionele data

Meer recent wordt er ook positionele of *tracking* data bijgehouden tijdens voetbalwedstrijden. Deze data registreert de locatie van alle spelers op het veld en de bal. Deze registratie gebeurt meestal aan 10 of 25 Hz. Uit het analyseren van deze data voor alle wedstrijden blijkt dat de x-coördinaat van het veld loopt van 0 tot 105 meter en de y-coördinaat van 0 tot 68 meter, ongeacht de werkelijke afmetingen van het veld waarop de wedstrijd gespeeld wordt. De data bevat ook informatie over de rugnummers van de spelers en geeft voor elke speler aan of hij een doelman of veldspeler is en of hij voor de thuis- of uitploeg speelt. Figuur 2.2 geeft een voorbeeld van de positionele data voor een bepaald tijdstip. De rauwe data is hiervoor omgezet en afgebeeld op een voetbalveld om een duidelijker beeld te geven.



FIGUUR 2.2: Een illustratie van positionele data.

2.1.3 Gebruikte data

Voor deze masterproef is er gebruik gemaakt van de event data en de positionele data van de seizoenen 2020/2021 en 2021/2022 van de Jupiler Pro League, de hoogste afdeling in België. Voor de positionele data is de versie met een frequentie van 10 Hz gekozen. De positionele data van enkele wedstrijden kent ernstige gebreken zodat deze niet gebruikt kunnen worden voor de masterproef. Deze ernstige gebreken zijn het missen van de locatie van het merendeel van de spelers voor alle momenten tijdens een wedstrijd en het ontbreken van de data met betrekking tot de bal. Wanneer er slechts op enkele momenten gebrekkige informatie beschikbaar is, wordt niet de gehele wedstrijd als onbruikbaar beschouwd en wordt enkel de data van deze momenten weggelaten.

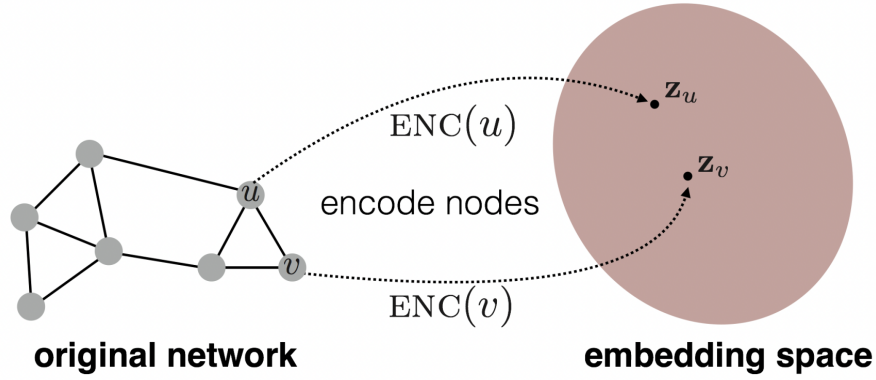
Bij het illustreren van de verschillende modellen in deze masterproef wordt de wedstrijd tussen Oud-Heverlee Leuven en Zulte Waregem op 24 juli 2021 gebruikt. De einduitslag van deze wedstrijd was 1-1 na een doelpunt van Jelle Vossen namens Zulte Waregem en een strafschopdoelpunt van Thomas Henry namens Oud-Heverlee Leuven.

2.2 Graph Neural Networks

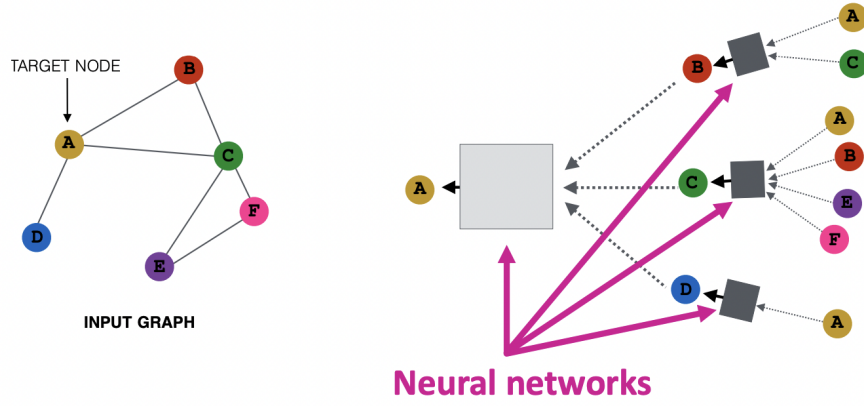
In deze sectie worden de principes en de algemene werking van Graph Neural Networks uitgelegd. Daarnaast wordt er iets dieper ingegaan op de specifieke laag waaruit de Graph Neural Networks in deze masterproef zijn opgebouwd. De inhoud van deze sectie is gebaseerd op een cursus van Stanford over machine learning met grafen (Leskovec, 2021).

Grafen zijn een natuurlijke manier om entiteiten te beschrijven met onderlinge relaties of interacties. De meeste technieken van deep learning zijn echter ontworpen om op reeksen of roosters te werken. Graph Neural Networks zijn wel in staat om op grafen te werken en vormen één van de populairste subdomeinen in machine learning (Leskovec, 2021). Met behulp van Graph Neural Networks kunnen taken uitgevoerd worden op het niveau van de knopen, de lijnen of de grafe als een geheel.

Het idee achter Graph Neural Networks is om knopen af te beelden op een *embedding* ruimte zodat de knopen die gelijkaardig zijn in de grafe ook gelijkaardig zijn in deze ruimte. Figuur 2.3 geeft deze actie weer. Deze *embeddings* zijn gebaseerd op de omgeving van de knoop in de grafe. De knopen combineren informatie afkomstig van de knopen waarmee ze via een lijn verbonden zijn met behulp van neurale netwerken. Dit doen ze met behulp van lagen die convoluties toepassen op de grafen. Door het model op te bouwen uit meerdere lagen kunnen *embeddings* informatie krijgen van knopen die zich verder weg bevinden in de grafe. Wanneer het model bestaat uit n lagen zal de *embedding* van een knoop zijn informatie ontvangen van knopen die zich op n stappen van deze knoop bevinden. Een stap is hier een beweging langs één van de lijnen van de grafe. Figuur 2.4 toont hoe het bepalen van de *embedding* van een knoop in zijn werk gaat. De *embedding* van een grafe als geheel kan verkregen worden door de *embeddings* van de afzonderlijke knopen te combineren.



FIGUUR 2.3: Het afbeelden van een knoop op de *embedding* ruimte. Afbeelding overgenomen uit Leskovec (2021).



FIGUUR 2.4: Het bepalen van de *embedding* van een knoop. Afbeelding overgenomen uit Leskovec (2021).

De manier waarop in deze masterproef de informatie van de aangrenzende knopen wordt gecombineerd om de *embedding* van een knoop te verkrijgen is afkomstig uit Kipf en Welling (2016). Deze manier is gekozen omdat Leskovec, 2021 hiernaar verwijst en omdat het één van de meest populaire architecturen is voor Graph Neural Networks. De volgende propagatieregel uit Kipf en Welling (2016) wordt gebruikt voor iedere convolutionele laag van het neurale netwerk:

$$H^{(l+1)} = \sigma \left(\tilde{D}^{-\frac{1}{2}} \tilde{A} \tilde{D}^{-\frac{1}{2}} H^{(l)} W^{(l)} \right).$$

Hierbij is $\tilde{A} = A + I_N$ de verbindingsmatrix (Eng. *adjacency matrix*) van de grafe met voor elke knoop een lus naar zichzelf toegevoegd. $\tilde{D}_{ii} = \sum_j \tilde{A}_{ij}$ is de diagonale matrix die de graad van iedere knoop bevat en $W^{(l)}$ is de matrix met de gewichten die getraind moeten worden. $H^{(l)}$ is de matrix met de activaties in de l^{de} laag en σ duidt op eender welke activatiefunctie.

Hoofdstuk 3

Literatuurstudie

Dit hoofdstuk behandelt de relevante literatuur voor deze masterproef. De eerste sectie beschrijft een aantal methoden om acties tijdens een voetbalwedstrijd te beoordelen. De tweede sectie gaat over chemie tussen spelers en de derde sectie bevat toepassingen van positionele data. De laatste sectie bespreekt de bestaande technieken om het verdedigende gedeelte van voetbal te analyseren.

3.1 Het beoordelen van acties in voetbal

Eén van de belangrijkste taken in voetbalanalyse is het beoordelen van de prestaties van spelers tijdens een wedstrijd. Voetbalclubs gebruiken deze beoordelingen onder meer voor het scouten van nieuwe spelers en het analyseren van tegenstanders (Decroos e.a., 2020). Metrieken die hier klassiek voor gehanteerd worden zijn onder meer doelpunten en assists. Aan deze statistieken zijn echter enkele nadelen verbonden. Zo komen doelpunten en assists amper voor tijdens een wedstrijd. Voor de meeste spelers bedragen ze minder dan één procent van het totaal aan acties dat ze uitvoeren. Hierdoor wordt aan de meeste acties geen waarde toegewezen en zijn de assistgever en doelpuntenmaker de enigen die krediet krijgen. Daarnaast is de beoordeling van een actie afhankelijk van het resultaat van een volgende actie. Een pass is bijvoorbeeld enkel een assist als de ontvanger erin slaagt een doelpunt te maken.

Er zijn een aantal meer geavanceerde metrieken ontworpen die deze tekortkomingen trachten weg te werken (Decroos e.a., 2020; Singh, 2019). Deze metrieken wijzen aan iedere actie tijdens een wedstrijd een waarde toe. Ook acties die niet meteen tot een doelmkans leiden, maar er wel voor zorgen dat er meer dreiging van de aanval uitgaat, worden beloond met een positieve beoordeling. Verder hangt de waardering van een actie niet af van het uiteindelijke resultaat van het balbezit. Deze metrieken gebruiken over het algemeen de volgende strategie voor het beoordelen van acties. Eerst wordt aan elke spelsituatie een waarde toegewezen. Deze waarde hangt af van de kans dat uit de spelsituatie een schot of een doelpunt zal voortvloeien. Een actie kan vervolgens beoordeeld worden door het verschil te nemen van de waardes van de situaties vlak na en vlak voor de actie. In de volgende subsecties worden enkele van deze metrieken belicht.

3.1.1 Expected Threat (xT)

Expected Threat, afgekort xT, kent aan iedere spelsituatie een waarde toe op basis van de locatie van de bal (Singh, 2019). Voor deze metriek wordt het speelveld opgedeeld in 192 even grote zones. Via een Markov beslissingsproces wordt voor elk van deze zones bepaald wat de kans is dat een team binnen de vijf acties zal scoren indien het in deze zone in balbezit is. Deze kans is de xT-waarde van die zone. De waarde van een actie waarbij de bal zich naar een andere zone beweegt, is dan gelijk aan het verschil in xT-waarde tussen de eind- en de beginzone van de actie.

3.1.2 VAEP

Het VAEP-raamwerk, voluit *Valuing Actions by Estimating Probabilities*, bepaalt de waarde van een spelsituatie op basis van de kansen dat één van beide ploegen uit deze situatie zal scoren (Decroos e.a., 2019, 2020). De gedachtegang achter VAEP verschilt licht van deze achter xT. Een eerste verschil is dat VAEP niet alleen voorspelt wat de kans is dat de ploeg in balbezit zal scoren uit een bepaalde spelsituatie, maar ook wat de kans is dat deze ploeg een doelpunt tegen zal krijgen uit deze situatie. De VAEP-waarde van een spelsituatie is dan gelijk aan de kans op een doelpunt verminderd met de kans op een tegendoelpunt en kan dus waarden aannemen tussen -1 en 1. Bij het bepalen of een team scoort uit een spelsituatie wordt er tien acties in de toekomst gekeken. VAEP splitst de waarde van een actie op in een offensief en een defensief deel. Het offensief deel beoordeelt hoeveel de kans op het scoren van een doelpunt gewijzigd is. Het defensief deel kijkt dan weer naar de verandering in de kans op het incasseren van een doelpunt. Een tweede verschil is dat VAEP een complexere voorstelling gebruikt van de spelsituatie dan enkel de locatie van de bal op het veld. Een spelsituatie wordt voorgesteld door de drie laatste acties. Elke actie is op zijn beurt opgebouwd uit een aantal eigenschappen, waaronder het lichaamsdeel waarmee de actie is uitgevoerd en de afstand tot het doel van de tegenstander.

3.1.3 Expected Possession Value (EPV)

De Expected Possession Value of EPV van een balbezit geeft, zoals de naam doet vermoeden, aan wat het verwachte resultaat is van dit balbezit (Fernández e.a., 2019, 2021). De EPV van een spelsituatie ligt steeds tussen -1 en 1. Een positieve waarde betekent dat het team in balbezit waarschijnlijker zal scoren uit het balbezit, terwijl een negatieve waarde erop wijst dat de kans groter is dat de tegenstander zal scoren na het veroveren van het balbezit. Hoe groter de absolute waarde van de EPV, hoe groter de kans dat er een doelpunt zal vallen uit het huidige balbezit. Het idee van EPV is oorspronkelijk uitgedacht voor basketbal en nadien toegepast op voetbal. (Cervone e.a., 2014, 2016)

In tegenstelling tot xT en VAEP, maakt EPV naast event data ook gebruik van positionele data. Dit maakt het mogelijk om het balbezit van meer context te voorzien. Zo kunnen de posities en snelheden van de spelers mee in rekening gebracht worden, maar ook complexere kenmerken van het balbezit zoals de druk op de bal of het aantal spelers van de tegenstander dat uitgespeeld is. Omdat EPV enkel de

kansen op een doelpunt wil bepalen tijdens open spel, worden acties die minder dan vijf seconden na een stilstaande fase plaatsvinden buiten beschouwing gelaten. Ook krijgen tijdens het trainen alleen de acties die minder dan vijftien seconden voor een doelpunt gebeuren een positief label. EPV wilt immers de kans bepalen dat uit het huidige balbezit een doelpunt voortvloeit en vijftien seconden is de gemiddelde duur van een balbezit tijdens een voetbalwedstrijd.

Fernández e.a. (2019, 2021) splitsen hun EPV-model op in drie afzonderlijke componenten. Ze stellen voor zowel passen, dribbels als schoten een apart model op. Deze afzonderlijke modellen geven de verwachte EPV-waarde, mocht een bepaald type actie met zekerheid uitgevoerd worden. Deze totale EPV kan daarna verkregen worden door de resultaten van de componenten voor passes, dribbels en schoten te combineren volgens de kansen op elk type actie. Bij het opstellen van de modellen van de drie componenten worden verschillende soorten neurale netwerken gebruikt. Zo worden convolutionele neurale netwerken ingezet in het model voor passes en ondiepe neurale netwerken bij dribbels en schoten.

3.2 Chemie tussen spelers

Bij het beoordelen van acties wordt er gewerkt op het niveau van het individu, maar voetbal is en blijft een teamsport. Daarom is het van belang om te kijken naar interacties tussen individuen en naar de invloed hiervan op de prestatie van het team (Bransen en Van Haaren, 2020). Chemie tussen spelers is een maat voor hoe goed deze spelers bij elkaar passen. Chemie kan niet rechtstreeks gemeten worden, maar wordt wel weerspiegeld in de prestaties van de betrokken spelers. Onder de aanname dat spelers met een hoge onderlinge chemie beter presteren dan spelers met een lage onderlinge chemie, kan chemie tussen spelers bepaald worden aan de hand van de gezamenlijke prestaties. De beschikbare literatuur over chemie in het voetbal is vooralsnog beperkt en wordt in deze sectie besproken.

Beal e.a. (2020) suggereren een aanpak voor het vormen van teams die algemener toegepast kan worden dan enkel op voetbal. Hierbij wordt een team voorgesteld als grafe met de betrokken agenten als knopen en lijnen tussen de agenten om interacties aan te geven. Een opeenvolging van interacties tussen agenten komt dan overeen met een pad in de grafe. Deze voorstelling is alleen in staat om interacties tussen paren agenten vast te leggen. Deze aanpak wordt geïllustreerd door de opstellingen en uitslagen te voorspellen voor het FIFA-wereldkampioenschap voetbal 2018.

Bransen en Van Haaren (2020) maken een onderscheid tussen verdedigende en aanvallende chemie. Om de gezamenlijke prestaties van paren van spelers te bepalen, introduceren ze de *Joint Offensive Impact* (JOI) voor het aanvallende en de *Joint Defensive Impact* (JDI) voor het verdedigende gedeelte. Deze metrieken bouwen verder op het VAEP-raamwerk dat hierboven besproken is. Belangrijk hierbij is dat ze betrekking hebben tot paren van spelers en daarom de gezamenlijke prestaties van grotere groepen spelers niet in kaart kunnen brengen. Bovendien bestaat hun dataset enkel uit event data en is er dus geen gebruik gemaakt van positionele data.

Voor de JOI van twee spelers worden eerst de interacties tussen deze spelers

bepaald. Een interactie tussen twee spelers bestaat uit twee opeenvolgende acties waarbij één van de spelers de eerste actie uitvoert en de andere speler de volgende. De VAEP-waarde voor een interactie is gelijk aan de som van de VAEP-waardes van de twee acties waaruit de interactie is opgebouwd. De JOI van een paar spelers is dan gelijk aan de som van de VAEP-waardes van de interacties tussen deze spelers. Ten slotte wordt deze JOI nog genormaliseerd per 90 minuten waarin de twee spelers samen op het veld stonden.

Zoals reeds besproken, kunnen verdedigende prestaties moeilijk of niet beoordeeld worden op basis van event data. Daarom wordt de JDI bepaald aan de hand van de offensieve prestaties van de tegenstander. De redenering hierachter is dat een paar van spelers goed verdedigd heeft indien de aanvallers die ze verdedigen minder goed presteren dan verwacht. Eerst wordt de offensieve impact van iedere speler berekend door de som te nemen van de VAEP-waarden van alle acties die door deze speler tijdens de wedstrijd zijn uitgevoerd. Vervolgens wordt voor iedere speler de afwijking ten opzichte van de verwachte offensieve impact berekend door het verschil te nemen tussen de gemiddelde impact in de vorige wedstrijden van het seizoen en de werkelijke impact tijdens de wedstrijd. Daarna wordt de verantwoordelijkheid van het paar spelers bij het verdedigen van iedere tegenstander bepaald aan de hand van de basisopstellingen. Hiervoor worden beide opstellingen afgebeeld op een rooster. De verdedigende verantwoordelijkheid is omgekeerd evenredig met de Euclidische afstand tussen de posities van de verdediger en aanvaller in het rooster. Voor een paar van spelers is de verdedigende verantwoordelijkheid voor een bepaalde tegenstander gelijk aan het gemiddelde van de verantwoordelijkheden van de individuele spelers. Ten slotte wordt voor ieder paar spelers de JDI verkregen door het product van de afwijking in offensieve impact en de verdedigende verantwoordelijkheid van alle tegenstanders te sommeren.

De JOI en JDI metriecken kunnen gebruikt worden voor spelers die al een significant aantal minuten samen op het veld hebben gestaan, maar niet voor spelers die nog maar zelden of niet samen gespeeld hebben. Daarom introduceren Bransen en Van Haaren (2020) een machine learning model om de JOI en JDI tussen twee spelers te voorspellen. Elke speler wordt hierbij voorgesteld door een vector die bestaat uit de eigenschappen die de chemie met andere spelers waarschijnlijk zullen beïnvloeden. Deze eigenschappen zijn onder meer persoonlijke informatie (e.g. leeftijd, afkomst en favoriete positie), indicatoren van fysieke prestaties (e.g. maximale snelheid en duelkracht) en scores voor verschillende spelersrollen. Daarnaast wordt er voor elk paar van spelers een vector opgesteld door de individuele vectoren samen te nemen en informatie over het aantal samen gespeelde wedstrijden en overeenkomsten in afkomst toe te voegen. Uiteindelijk wordt met deze vectoren een lineair regressie model getraind dat de gezamenlijke impact voor elk paar van spelers voorspelt.

3.3 Toepassingen van positionele data

De laatste jaren is de beschikbaarheid van positionele data voor onderzoek sterk toegenomen. Dit heeft ertoe geleid dat er steeds meer technieken zijn die gebruik

maken van deze data en die een grote verscheidenheid aan vraagstukken binnen voetbalanalyse trachten op te lossen. In deze sectie worden enkele toepassingen van positionele data besproken die aansluiten bij deze masterproef. Eerst komt de detectie van formaties aan bod. Vervolgens worden technieken om de ontvanger van een pass te voorspellen besproken. Ten slotte wordt uitgelegd hoe een spelsituatie tijdens een voetbalwedstrijd voorgesteld kan worden als een grafe.

3.3.1 Het detecteren van formaties

De keuze van de formatie van een team en de invulling van de individuele posities zijn twee van de belangrijkste tactische beslissingen in voetbal. Een basisopstelling geeft een indicatie van deze beslissingen, maar elk team heeft een eigen invulling voor een formatie. Bovendien kunnen de posities van spelers en zelfs de formatie veranderen over het verloop van een wedstrijd. Positionele data laat toe om een dynamische analyse te maken van de gebruikte formaties en van de toewijzing van de posities tijdens een wedstrijd.

Bialkowski e.a. (2014, 2016) introduceren een voorstelling van de opstelling van een team die op rollen gebaseerd is. In voetbal is er al een uitgebreide woordenschat beschikbaar om deze rollen te benoemen (e.g. centrale verdediger, rechtsbuiten). Iedere speler vervult op ieder moment van de wedstrijd een unieke rol. Om op elk tijdstip te bepalen welke rol iedere speler inneemt, worden de spelers zo aan de rollen toegewezen dat de overlap tussen de verschillende rollen minimaal is. Dit wordt gedaan voor ieder team en voor iedere speelhelft. Aangezien een formatie volledig vastgelegd wordt door de spelersrollen waaruit ze opgebouwd is, is ook de formatie gekend wanneer de toewijzing van de spelers aan de rollen gebeurd is. Hierdoor kan de formatie van een team voor ieder moment van de wedstrijd gevisualiseerd worden. Daarnaast kunnen de verschillende types van formaties en hun populariteit vastgesteld worden met behulp van clustering.

Shaw en Glickman (2019) maken onderscheid tussen de aanvallende en verdedigende formatie van een team. Bij het detecteren van deze formaties worden de aanvallen die minder dan vijf seconden duren weggefilterd omdat deze aanvallen te kort zijn om een organisatie aan te nemen voor zowel de verdedigende als de aanvallende ploeg. Shaw en Glickman (2019) introduceren ook een algoritme voor Bayesiaans model selectie om veranderingen in formaties gedurende een speelhelft te detecteren.

3.3.2 Het voorspellen van de ontvanger van een pass

Een pass is de actie die veruit het vaakst voorkomt in voetbal. Om meer inzicht in deze actie verkrijgen, zijn er verschillende technieken ontworpen om onder meer de ontvanger, het risico en de mogelijke beloning van een pass te voorspellen. Omdat voor deze masterproef vooral de ontvanger van een pass van belang is, bespreekt deze subsectie twee verschillende manieren om deze ontvanger te voorspellen.

Anzer en Bauer (2022) voorspellen het doelwit van een pass op basis van het traject van de bal en een bewegingsmodel voor iedere speler. Het volledige traject

van de bal wordt bepaald aan de hand van de posities van de bal in de 0.4 seconden na het versturen van de pass. Het bewegingsmodel maakt een inschatting van de zones van het veld die een speler kan bereiken binnen een zekere tijdsduur. Het doelwit van de pass is de ploeggenoot die als eerste bij de bal kan komen op basis van het traject van de bal en het bewegingsmodel voor iedere speler. De ontvanger van een succesvolle pass is steeds gekend en het doelwit van een onsuccesvolle pass kan voorspeld worden met de methode die net beschreven is. Op basis van deze gegevens kan voor iedere ploeggenoot bepaald worden wat de kans is dat een pass naar deze ploeggenoot succesvol zal zijn en dat deze ploeggenoot de ontvanger van de pass zal zijn.

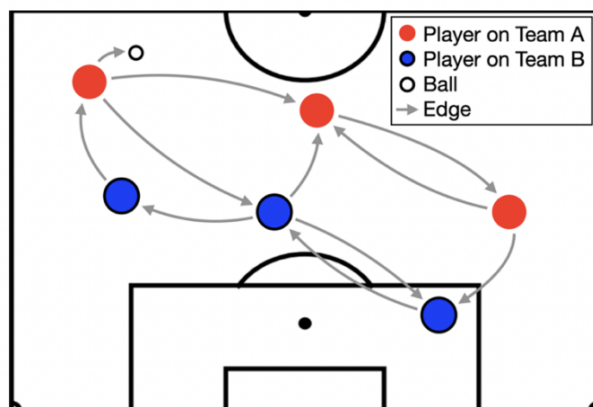
Dauxais en Gautrais (2018) gebruiken de verschillende eigenschappen gebaseerd op de afstanden tussen de spelers op het veld om te voorspellen welke speler de pass zal ontvangen. Hierbij beschouwen ze niet enkel succesvolle passen, maar ook passen die geen ploeggenoot bereiken. Op deze manier is elke speler op het veld een mogelijke ontvanger van de pass en niet alleen de ploeggenoten van de speler die de pass geeft.

3.3.3 Het voorstellen van een spelsituatie als een grafe

Een grafe is een natuurlijke manier om een spelsituatie in voetbal voor te stellen. De spelers en de bal zijn knopen en zijn via lijnen met elkaar verbonden (Stöckl e.a., 2021). Figuur 3.1 toont een illustratie van een grafe voor een vereenvoudigde spelsituatie met een beperkt aantal spelers. Door met Graph Neural Networks te werken, is het mogelijk om de voorstelling als grafe rechtstreeks te gebruiken en is er geen omzetting meer nodig naar een andere representatie. Daarnaast maken Graph Neural Networks het ordenen van de spelers en hun eigenschappen overbodig en zijn ze in staat om met wisselende aantallen van spelers te werken. Dit is bijvoorbeeld handig wanneer een speler een rode kaart krijgt of wanneer de locatie van een speler tijdelijk niet beschikbaar is. Ten slotte zijn Graph Neural Networks in staat om complexere ruimtelijke verbanden rechtstreeks te leren uit de positionele data. Hierdoor zijn aparte modellen die deze verbanden in kaart brengen, zoals *pitch control* (Spearman, 2018) of *pressure lines* (Fernández e.a., 2021), niet meer nodig. Omwille van deze verschillende redenen kennen Graph Neural Networks een grote opmars binnen voetbalanalyse. Zo worden ze onder meer gebruikt voor het detecteren van tactische patronen (Anzer e.a., 2022), het voorspellen van passen (Stöckl e.a., 2021) en het bepalen van de fase waarin het spel zich bevindt. (Campos, 2021)

3.4 Het analyseren van verdedigen

Zoals eerder aangehaald is de literatuur over het verdedigende gedeelte van voetbal veel minder uitgebreid dan de literatuur over het aanvallende gedeelte. Dit komt onder meer doordat verdedigende aspecten zeer moeilijk te bestuderen zijn op basis van event data en doordat positionele data pas de laatste jaren meer algemeen beschikbaar is. Forcher e.a. (2022) geven een overzicht van het gebruik van positionele data bij



FIGUUR 3.1: Een vereenvoudigde spelsituatie voorgesteld als grafe. Afbeelding overgenomen uit Stöckl e.a. (2021).

het analyseren van het verdedigende gedeelte van voetbal. Deze sectie geeft een korte beschrijving van enkele bestaande technieken voor het analyseren van verdedigen.

Bij *ghosting* wordt met behulp van Deep Imitation Learning voorspeld hoe een bepaalde speler of team zou handelen in een verdedigende situatie. De werkelijke actie van een speler kan dan beoordeeld worden door deze te vergelijken met de actie die een speler van een gemiddeld team of van het beste team in die situatie zou ondernemen (Le e.a., 2017; Seidl e.a., 2018). Merhej e.a. (2021) kennen een waarde toe aan verdedigende acties door te voorspellen wat de xT van de aanval geweest zou zijn indien hij niet gestopt werd. Power (2021) geeft krediet aan de verdedigers indien ze erin slagen om te verhinderen dat de gevaarlijkste aanvaller de bal ontvangt. Tavares (2021) beoordeelt een verdediger op basis van de schoten die hij toegeeft aan de aanvaller die hij op dat moment aan het verdedigen is. Kothari (2021) brengt de verdedigende bijdrage van een speler in kaart door te kijken hoe deze speler de pass- en schotmogelijkheden van de tegenstander heeft beïnvloed.

Hoofdstuk 4

Het bepalen van de verwachte uitkomst van een spelsituatie

Dit hoofdstuk handelt over het EPV-model dat later gebruikt zal worden om verdedigende prestaties en chemie tussen spelers te beoordelen. Dit model geeft voor elke spelsituatie de verwachte uitkomst. De eerste sectie biedt een algemeen overzicht en motivatie voor de gehanteerde methode bij het opstellen van het EPV-model. Daarna wordt in meer detail beschreven hoe de data voor het trainen en het evalueren van het model verkregen wordt. Het ontwerp en het trainen van het model komen in de volgende sectie aan bod. De vierde sectie van dit hoofdstuk bespreekt de resultaten en illustreert deze met enkele voorbeelden.

4.1 Gebruikte methode en motivatie

De taak die opgelost wordt in dit hoofdstuk kan als volgt geformuleerd worden:

Gegeven:

Spelsituatie s , volledig gedefinieerd door de posities, snelheden en versnellingen van alle spelers op het veld en van de bal.

Gevraagd:

Bepaal $EPV(s)$, een waarde tussen -1 en 1 die de verwachte uitkomst van deze spelsituatie weergeeft.

In deze masterproef betekent een positieve EPV-waarde dat de thuisploeg waarschijnlijker zal scoren uit het balbezit dan de uitploeg. Een negatieve waarde wijst erop dat de kans groter is dat de tegenstander zal scoren na het veroveren van het balbezit. Dit is anders dan bij Fernández e.a. (2019), waar een positieve waarde duidt op een grotere kans op een doelpunt voor de ploeg in balbezit vergeleken met de ploeg die de bal niet heeft. Hoe groter de absolute waarde van de EPV, hoe groter de kans dat er een doelpunt zal vallen uit het huidige balbezit.

Het EPV-model wordt opgesteld met behulp van Graph Neural Networks. Zoals

reeds aangegeven in de literatuurstudie bieden grafen een intuïtieve manier om een spelsituatie in voetbal voor te stellen en zijn aan het gebruik van Graph Neural Networks enkele interessante voordelen verbonden. Daarom is er bij deze masterproef voor deze methode gekozen. Voor het opstellen van de grafen en het trainen van het model wordt de Python bibliotheek PyTorch Geometric gebruikt. (Fey en Lenssen, 2019) Deze bibliotheek is gekozen omdat ze gebruiksvriendelijk, snel en in een gevorderde staat van ontwikkeling is. (Menzli, 2021)

Het uiteindelijke EPV-model is opgebouwd uit twee afzonderlijke modellen. Het eerste model voorspelt de kans dat de thuisploeg zal scoren uit het huidige balbezit, het tweede model doet dit voor de uitploeg. De EPV voor een spelsituatie kan dan als volgt verkregen worden:

$$EPV(s) = P(doelpunt(T)) - P(doelpunt(U)).$$

Hierbij zijn $P(doelpunt(T))$ en $P(doelpunt(U))$ de kansen dat de thuisploeg en de uitploeg scoren uit de huidige spelsituatie. Deze opsplitsing is gebaseerd op de opsplitsing van de VAEP-waarde in een aanvallende en een verdedigende waarde door Decroos e.a., 2019.

De methode van twee afzonderlijke modellen is gekozen omdat er geen nauwkeurige en realistische resultaten verkregen kunnen worden op basis van één model. Indien één enkel model een EPV tussen -1 en 1 aan iedere spelsituatie moet toewijzen, is het nodig om regressie toe te passen. Bij regressie is het gebruik van een logaritmische verliesfunctie niet mogelijk en is de gemiddelde kwadratische fout de meest geschikte verliesfunctie om grote verschillen tussen het werkelijke label en de voorspelling door het model zwaarder te bestraffen. Omdat doelpunten zeldzame acties zijn tijdens een voetbalwedstrijd zullen bovendien het overgrote merendeel van de labels gelijk zijn aan 0. Daarnaast werken de invloeden op het model van doelpunten van de thuisploeg (label 1) en van de uitploeg (label -1) elkaar tegen. Al deze redenen hebben als gevolg dat één enkel model voor de EPV van een spelsituatie steeds een voorspelling zal maken die nagenoeg gelijk is aan 0. Dit maakt deze methode niet bruikbaar.

Door gebruik te maken van twee afzonderlijke modellen voor de thuis- en uitploeg wordt het regressieprobleem opgedeeld in twee binaire classificatieproblemen. In dit geval kan er wel een logaritmische verliesfunctie gebruikt worden. Door de kansen op een doelpunt door de thuis- en de uitploeg los te koppelen van elkaar is er geen onderlinge invloed meer tussen deze kansen tijdens het trainen van het model. Dit zorgt ervoor dat de afzonderlijke modellen in staat zijn een goed beeld te geven van de kans op een doelpunt uit het huidige balbezit voor één van beide ploegen. Door de voorspellingen van beide modellen te combineren voor een bepaalde spelsituatie en de kans op een doelpunt door de thuisploeg te verminderen met de kans op een doelpunt door de uitploeg wordt alsnog een waarde tussen -1 en 1 verkregen. Deze waarde geeft weer wat de verwachte uitkomst is van het balbezit. Op deze manier kunnen wel nauwkeurige en realistische resultaten bekomen worden, zoals verder in dit hoofdstuk beschreven wordt.

4.2 Het aanmaken van de data

Deze sectie legt uit hoe het aanmaken van de data voor het trainen en het evalueren van het EPV-model verloopt. Voor het creëren van de grafen van een bepaalde wedstrijd zijn zowel de event als de positionele data nodig. De eerste stap bestaat dan ook uit het inladen van deze data. De positionele data wordt hierna zo bewerkt dat de thuisploeg steeds van 0 meter richting 105 meter speelt langs de x-as. De uitploeg speelt steeds in de andere richting. Dit wordt gedaan om consistentie te houden over beide speelhelften heen. Op de event data zijn er een aantal complexere bewerkingen nodig. De eerste subsectie legt dit uit. De tweede subsectie bespreekt hoe vervolgens de grafen voor een bepaalde wedstrijd gecreëerd kunnen worden.

4.2.1 Het verwerken van de event data

De event data dient verwerkt te worden om alleen de relevante informatie over te houden en om een aantal evenementen toe te voegen. De event data bevat namelijk een groot aantal verschillende types van evenementen en niet al deze types zijn nodig in de volgende stappen. Enkel spelonderbrekingen, passen, tackles, balveroveringen, schoten en acties waarbij een aanvaller zijn verdediger probeert te passeren worden behouden. Verschillende types van acties worden hierbij samengebracht onder één categorie. Daarnaast worden er evenementen toegevoegd voor het ontvangen van passen en voor de situaties vlak voor een tackle of een passeeractie.

Verder worden de acties die minder dan vijf seconden na een spelhervatting plaatsvinden weggefilterd. Kort na een stilstaande fase vertonen de locaties van de spelers op het veld een zeer verschillend beeld van dat tijdens open spel. Bij een hoekschop bijvoorbeeld zullen een groot aantal spelers zich in het strafschopgebied bevinden. Het doel van het EPV-model is om de kans op een doelpunt uit open spel te bepalen, dus worden stilstaande fases buiten beschouwing gelaten. Deze redenering is overgenomen van Fernández e.a. (2021).

Voor het opstellen van een grafe voor iedere frame van de positionele data moeten de event data en positionele data aan elkaar gelinkt worden. Hiervoor moeten de coördinaten van ieder evenement eerst omgezet worden naar het coördinatenstelsel van de positionele data. Aangezien er geen lineair verband is tussen de coördinaten van de event data en de coördinaten van de positionele data, is de omzetting complexer dan het vermenigvuldigen met een schaalfactor. De details van deze omzetting zijn te vinden in de documentatie bij de event data.

Daarna moet elk evenement aan het juiste frame van de positionele data gekoppeld worden. De event data bevat namelijk het tijdstip van een evenement op een seconde nauwkeurig, maar de positionele data beschikt over tien frames per seconde. Voor ieder evenement komen er zestien frames van de positionele data in aanmerking. Er wordt gekeken vanaf vijf frames voor het frame dat overeenkomt met het tijdstip van het evenement in de event data in gehele seconden, tot en met tien frames hierna. Zo zijn de kandidaat frames voor een evenement dat plaatsvindt vijf seconden na de start van de wedstrijd de frames 45 tot en met 60. Voor elk van deze frames worden de afstanden van de locatie van het evenement tot de bal en tot de speler die de

4. HET BEPALEN VAN DE VERWACHTE UITKOMST VAN EEN SPELSITUATIE

index	frameNumber	player	team	eventType	outcome	x	y
▽	▽	▽	▽	▽	▽	▽	▽
197	6334	1fdi6uzonmsod2drzro8bj3rp	bw9wm8pqfzcchumhiwdt2w15c	receivePass	1	65.6	46.1
198	6345	1fdi6uzonmsod2drzro8bj3rp	bw9wm8pqfzcchumhiwdt2w15c	situationBeforeTakeOn	1	65.6	46.1
199	6355	1fdi6uzonmsod2drzro8bj3rp	bw9wm8pqfzcchumhiwdt2w15c	situationBeforeTackle	1	34.4	53.9
200	6360	asgdx8h7m480fa15oa4x3quoL	547zzwqbiugzphhnrhj3z5k5i	ballWon	1	34.4	53.9
201	6360	asgdx8h7m480fa15oa4x3quoL	547zzwqbiugzphhnrhj3z5k5i	collectBall	1	36.5	60.3
202	6373	asgdx8h7m480fa15oa4x3quoL	547zzwqbiugzphhnrhj3z5k5i	pass	1	36.6	63.3
203	6406	5g5ml1wa9dfhsh55hv7br45x	547zzwqbiugzphhnrhj3z5k5i	receivePass	1	78.5	79.1
204	6450	5g5ml1wa9dfhsh55hv7br45x	547zzwqbiugzphhnrhj3z5k5i	pass	1	78.5	79.1
205	6460	asgdx8h7m480fa15oa4x3quoL	547zzwqbiugzphhnrhj3z5k5i	receivePass	1	70.7	57.3
206	6460	asgdx8h7m480fa15oa4x3quoL	547zzwqbiugzphhnrhj3z5k5i	pass	1	70.7	57.3
207	6478	8k4wwchtydstpn0yhrxd5nbv9	547zzwqbiugzphhnrhj3z5k5i	receivePass	1	89.8	65.8
208	6492	8k4wwchtydstpn0yhrxd5nbv9	547zzwqbiugzphhnrhj3z5k5i	pass	1	89.8	65.8
209	6495	az21s916gcyLcjy5riyia9239	547zzwqbiugzphhnrhj3z5k5i	receivePass	1	94	42.1
210	6500	az21s916gcyLcjy5riyia9239	547zzwqbiugzphhnrhj3z5k5i	shot	1	94	42.1

FIGUUR 4.1: Een voorbeeld van de verwerkte event data.

actie uitvoert bepaald. Vervolgens wordt het frame geselecteerd waarvoor de som van deze afstanden het kleinst is.

Voor het ontvangen van een pass wordt bovenstaande methode licht gewijzigd. Zo moeten alle frames tussen het moment waarop de pass gegeven wordt en het moment van de volgende actie beschouwd worden. Daarnaast is de eindlocatie van een pass wel gegeven in de event data, maar deze locatie is vaak onnauwkeurig. Daarom wordt het frame geselecteerd waarop de bal zich voor het eerst op minder dan één meter van de ontvanger bevindt. Vanaf dan bevindt de bal zich immers in de zone waarover de ontvanger controle heeft en kan er vanuit gegaan worden dat de pass aangekomen is.

Ten slotte is slechts een deel van de gegevens bij iedere actie noodzakelijk bij het opstellen van de grafen. Bij het verwerken van de data worden alleen deze gegevens behouden. Zo bevat iedere actie van de verwerkte data het nummer van het frame van de positionele data dat bij deze actie hoort. Dit nummer wordt verkregen volgens de hierboven beschreven methode. Daarnaast worden voor iedere actie de speler die de actie uitvoert, de ploeg van deze speler, de categorie van het type van de actie, het resultaat en de locatie (volgens de originele coördinaten van de event data) toegevoegd. Figuur 4.1 toont een voorbeeld van enkele acties na het verwerken van de event data.

4.2.2 Het aanmaken van de grafen

Voor elk moment tijdens een open spel fase van het balbezit wordt een grafe aangemaakt. Het open spel bestaat uit de momenten waarop het spel bezig is en die meer dan vijf seconden na de laatste spelhervatting plaatsvinden. Het ontwerp van de grafen is geïnspireerd op de grafen uit Stöckl e.a. (2021), al zijn er enkele eigenschappen weggelaten of toegevoegd.

De grafe bestaat uit een knoop voor iedere speler die op dat moment op het veld staat en één knoop voor de bal. Vanuit elke knoop die een speler voorstelt, loopt er een gerichte lijn naar elke andere knoop die een ploeggenoot voorstelt. Elke

knoop heeft bovendien dertien eigenschappen. Deze eigenschappen worden hieronder opgesomd.

Locatie op het veld (x- en y-coördinaat)

De locatie van de spelers en de bal kan rechtstreeks uit de positionele data gehaald worden. Deze coördinaten zijn uitgedrukt in meter.

Snelheid (x- en y-component)

Op basis van het verloop van deze locaties kunnen ook de snelheden van de spelers en de bal berekend worden. De methode hiervoor is gebaseerd op een publiek beschikbare implementatie van Laurie Shaw.¹ De snelheid wordt bepaald door de afgeleide te nemen van de locaties en hier vervolgens *smoothing* op toe te passen. Dit is nodig om een gelijkmatiger verloop van de snelheid te verkrijgen. De snelheid wordt uitgedrukt in meter per seconde.

Versnelling (x- en y-component)

Voor de versnelling wordt de afgeleide van de snelheid genomen. Hierbij is geen extra *smoothing* meer nodig. De versnelling wordt uitgedrukt in meter per seconde kwadraat.

Afstand tot aanvallend doel

De afstand van een speler tot het aanvallend doel is de afstand tussen de locatie van de speler en de locatie van het doel waar deze speler in probeert te scoren. Voor de bal is het aanvallend doel dat van de ploeg die als laatste in balbezit was. Deze afstand wordt uitgedrukt in meter.

Hoek tot aanvallend doel

De vector tot het aanvallend doel loopt van de locatie van de speler of de bal tot de locatie van het aanvallend doel. De hoek tot het aanvallend doel is de hoek die deze vector maakt met een horizontale vector die vanaf de middenstip richting het aanvallend doel loopt. Deze hoek wordt uitgedrukt in graden.

Bewegingshoek

De bewegingshoek is de hoek die de snelheidsvector van de speler of de bal maakt met een horizontale vector richting het aanvallend doel. Deze hoek wordt uitgedrukt in graden.

Ploeg vlag

Deze vlag geeft aan tot welke ploeg de speler die voorgesteld wordt door deze knoop behoort. Voor de bal heeft deze vlag de waarde 0.5.

¹<https://github.com/Friends-of-Tracking-Data-FoTD/LaurieOnTracking>

Speler in balbezit vlag

Deze vlag geeft aan of een speler in balbezit is op het moment waarvoor de grafe gecreëerd is. Op ieder moment is er maximaal één speler in balbezit. Het kan zijn dat er geen enkele speler in balbezit is. Dit is bijvoorbeeld het geval wanneer een pass onderweg is. Voor de bal zelf is deze vlag steeds 0.

Doelman vlag

Deze vlag geeft aan of deze knoop een doelman voorstelt.

Bal vlag

Deze vlag geeft aan of de knoop de bal voorstelt.

De grafen moeten ook nog voorzien worden van een label. Alleen de acties die minder dan vijftien seconden voor een doelpunt plaatsvinden krijgen een positief label. Het EPV-model moet immers voorspellen wat de kans is dat er uit het huidige balbezit gescoord wordt en vijftien seconden is de gemiddelde duur van een balbezit tijdens een voetbalwedstrijd. Dit komt neer op het maken van de assumptie dat een spelsituatie tijdens een voetbalwedstrijd slechts invloed heeft op de vijftien seconden die op deze situatie volgen en niets zegt over wat daarna volgt. Deze redenering is opnieuw overgenomen van Fernández e.a. (2019).

Aangezien er twee afzonderlijke modellen opgesteld worden voor de kans op scoren voor de thuis- en uitploeg, zal het label van een grafe afhankelijk zijn van het model waarvoor het gebruikt zal worden. Voor het model voor de thuisploeg, krijgen grafen enkel een positief label indien ze een doelpunt van de thuisploeg voorafgaan. De labels bij het model voor de uitploeg werken analoog.

4.3 Het ontwerpen en het trainen van het model

Deze sectie legt uit hoe het EPV-model is opgebouwd en hoe het trainen van het model is verlopen. Zoals eerder vermeld, is het EPV-model opgesplitst in twee afzonderlijke modellen die elk bestaan uit een Graph Neural Network. Het ontwerp van beide modellen is identiek en het trainen verloopt op dezelfde manier. Het enige verschil zit in de labels van de gebruikte training en test data, zoals besproken op het einde van de vorige sectie. Daarom geeft deze sectie een algemene beschrijving die geldt voor beide modellen.

4.3.1 Het ontwerpen van het model

Het doel van het model is het voorspellen van de kans dat een ploeg zal scoren uit het huidige balbezit. Het model neemt als invoer een grafe die een open spel situatie uit een voetbalwedstrijd voorstelt en geeft als uitvoer de kans dat een ploeg uit deze situatie zal scoren. Om dit voor elkaar te krijgen wordt een Graph Neural Network gebruikt dat uit vier lagen bestaat.

De eerste laag past een lineaire transformatie toe op de eigenschappen van iedere knoop. Hiervoor wordt de Linear klasse van de PyTorch Geometric bibliotheek

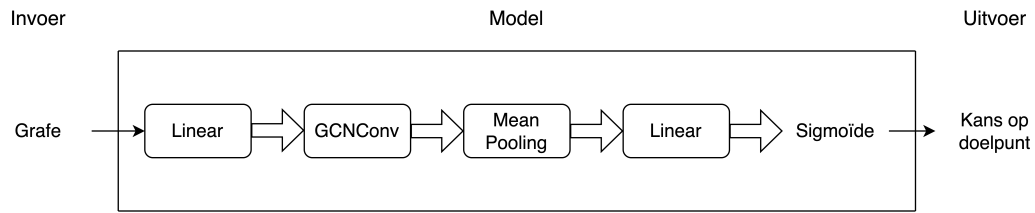
gebruikt. Bij het initialiseren van deze laag moet het aantal invoer- en uitvoerkanalen meegegeven worden. Het aantal invoerkanalen komt overeen met het aantal eigenschappen van de knopen in de grafen die als invoer aan het model gegeven worden. Aangezien elke knoop dertien eigenschappen heeft, is het aantal invoerkanalen ook gelijk aan dertien. Het aantal uitvoerkanalen is het aantal eigenschappen dat de knopen zullen hebben na het doorlopen van deze laag. Hiervoor is een waarde van zestien gekozen. Na het doorlopen van deze laag zal iedere knoop dus zestien eigenschappen bevatten die een lineaire transformatie zijn van de oorspronkelijke dertien eigenschappen.

De tweede laag is een laag die een convolutie toepast op de grafe. Hiervoor wordt de GCNConv klasse uit de PyTorch Geometric bibliotheek gebruikt. Deze klasse biedt een implementatie van de convolutionele laag van Kipf en Welling (2016). De werking van deze laag en zijn propagatieregels zijn reeds besproken in de achtergrondinformatie. Het is deze laag die van het gebruikte neurale netwerk een Graph Neural Network maakt, aangezien deze laag de structuur van de grafe gebruikt bij het berekenen van de uitvoer. Ook bij het initialiseren van deze laag moet het aantal invoer- en uitvoerkanalen meegegeven worden. Het aantal invoerkanalen moet overeenkomen met het aantal uitvoerkanalen van de vorige laag en is gelijk aan zestien. Het aantal uitvoerkanalen kan opnieuw vrij gekozen worden en krijgt ook deze keer de waarde zestien. Bij het doorlopen van deze laag worden de eigenschappen van de knopen en een index die de begin- en eindknoop bevat van iedere lijn van de grafe als argumenten meegegeven. Elke knoop van de uitvoer van deze laag zal zestien eigenschappen bevatten die een transformatie zijn van de eigenschappen van deze knoop voor het doorlopen van deze laag en de eigenschappen van de knopen die aan deze knoop grenzen. Omdat op iedere knoop dezelfde transformatie toegepast wordt en omdat alle knopen van dezelfde ploeg volledig verbonden zijn, zullen alle knopen van de spelers van éénzelfde ploeg identieke waarden hebben voor elke eigenschap. De knoop van een speler bevat dus de informatie van de volledige ploeg waartoe deze speler behoort.

Hierna komt een laag die het gemiddelde van iedere eigenschap voor alle knopen van eenzelfde grafe berekent. Dit wordt gedaan met een *global mean pooling* laag. De parameters bij deze laag zijn de geüpdatete eigenschappen van de knopen (de uitvoer van de vorige laag) en de index die elke knoop in de batch aan de juiste grafe toewijst. De uitvoer van deze laag zal voor iedere grafe in de batch de zestien gemiddeldes van de eigenschappen van alle knopen in die grafe bevatten.

De vierde laag past opnieuw een lineaire transformatie toe op de uitvoer van de vorige laag. Het aantal invoerkanalen hangt ook hier af van de uitvoer van de vorige laag en is dus gelijk aan zestien. Omdat dit de laatste laag van het model is en het model voor elke grafe één waarde terug moet geven die de kans op een doelpunt voorstelt, mag er slechts één uitvoerkanaal zijn. Op de zestien eigenschappen per grafe wordt dus een lineaire transformatie toegepast om één waarde per grafe over te houden.

De laatste stap bestaat uit het toepassen van de sigmoïdefunctie op de uitvoer van het neurale netwerk om een waarde tussen 0 en 1 te krijgen. Waarden buiten dit interval zijn niet toegelaten als uitvoer, want deze waarde stelt de kans op een



FIGUUR 4.2: Het ontwerp van het model voor het voorspellen van de kans op een doelpunt.

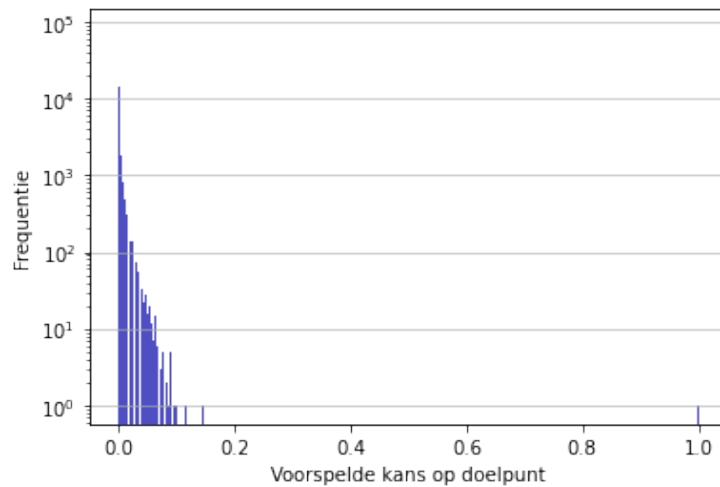
doelpunt uit de huidige spelsituatie voor. Het toepassen van de activatiefunctie wordt niet beschouwd als een aparte laag in het neurale netwerk. Figuur 4.2 geeft een visualisatie van het volledige model met de verschillende lagen en de activatiefunctie.

4.3.2 Het trainen van het model

De eerste stap die uitgevoerd moet worden bij het trainen van het model is het inladen van de data. Voor de training data zijn alle wedstrijden uit het seizoen 2020/2021 van de Jupiler Pro League gebruikt. Dit komt neer op een totaal van 320 wedstrijden met bruikbare data. Bovendien is er gewerkt met een vaste validatieset van 40 willekeurige wedstrijden uit het seizoen 2021/2022. Ook voor de test data is er een willekeurige selectie van 40 wedstrijden uit dat seizoen gebruikt, waarbij er geen wedstrijden uit de validatieset terugkomen in de testset. Op deze manier zijn er geen informatielekken naar de validatie- of testset. Deze opdeling komt overigens goed overeen met hoe het model in de praktijk gebruikt zou worden. Daar zou het model getraind worden met behulp van enkele seizoenen van één of meerdere competities om vervolgens op andere seizoenen of competities toegepast te worden.

Bij het trainen van het model wordt er met iteraties gewerkt. Dit betekent dat iedere wedstrijd meerdere keren aan bod komt. De grafen van een wedstrijd worden gecreëerd zoals uiteengezet in de vorige sectie. De labels bij deze grafen zijn afhankelijk van de ploeg waarvoor het model getraind moet worden. Omdat de verzameling van alle grafen van alle wedstrijden te groot is om op eenzelfde ogenblik in te laden, worden de grafen wedstrijd per wedstrijd van de harde schijf ingeladen. De volgorde waarin de wedstrijden van de trainingsset aan de beurt komen is iedere iteratie anders. Dit gebeurt door iedere iteratie de wedstrijden willekeurig door elkaar te schudden. Op dezelfde manier wordt de volgorde van de grafen die bij eenzelfde wedstrijd van de trainingsset horen iedere iteratie aangepast. Dit alles wordt gedaan om afhankelijkheden tussen opeenvolgende trainingsinstanties te minimaliseren.

Bij het optimaliseren van het model wordt het Adam-algoritme gebruikt. Hiervoor wordt de Adam-klasse van PyTorch gebruikt. Het Adam-algoritme heeft als voordelen dat het computationeel efficiënt is, weinig geheugen vereist en goed werkt voor grote datasets (Kingma en Ba, 2014). De verliesfunctie die gebruikt wordt is het kwadraat binaire kruisentropie. De binaire kruisentropie komt overeen met de logaritmische verliesfunctie in het geval dat er slechts twee klassen zijn. Dit is hier het geval, want de twee klassen zijn “geen doelpunt” en “doelpunt”.



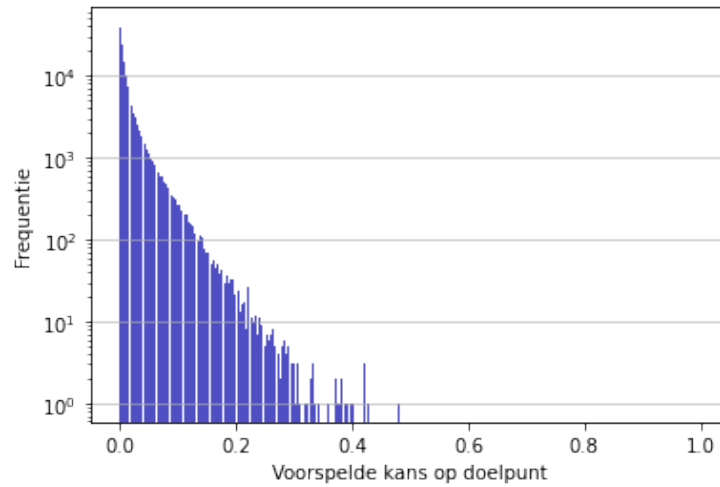
FIGUUR 4.3: De verdeling van de voorspelde kansen op een doelpunt met de binaire kruisentropie als verliesfunctie.

Er is gekozen om het kwadraat van de binaire kruisentropie te gebruiken omdat uit eerste resultaten met de binaire kruisentropie als verliesfunctie bleek dat de voorspelde kansen op een doelpunt systematisch veel te laag waren. Dit komt door de grote onevenwichtigheid tussen de positieve en de negatieve klasse in de data. Figuur 4.3 toont de verdeling van de voorspelde kansen op een doelpunt voor de thuisploeg voor alle grafen uit de testset. Het model dat deze voorspelling maakt, is getraind met de binaire kruisentropie als verliesfunctie. Uit deze figuur blijkt dat zo goed als alle voorspellingen dicht bij 0 liggen.

Door het kwadraat van de binaire kruisentropie te nemen worden grote fouten bij het voorspellen van de kans op een doelpunt nog zwaarder gestraft. Deze grote fouten doen zich voor wanneer er een doelpunt plaatsvindt, maar het model de kans op een doelpunt laag schat. Ook Figuur 4.4 geeft de verdeling weer van de voorspelde kansen op een doelpunt voor de thuisploeg voor alle grafen uit de testset. Deze keer is het model dat deze voorspelling maakt getraind met de binaire kruisentropie als verliesfunctie. Ondanks dat het model zelden of nooit waarden groter dan 0.5 voorspelt, is de verdeling veel meer uitgespreid dan bij het model waar geen kwadraat genomen wordt. Daarom is er gekozen om het kwadraat van de binaire kruisentropie te gebruiken als verliesfunctie bij het trainen en het evalueren van het model.

4.3.3 Het afstemmen van de hyperparameters

Het model bevat drie hyperparameters die afgestemd moeten worden: de learning rate, de batch-grootte en het aantal iteraties. De optimale learning rate en batch-grootte worden bepaald met behulp van Ray Tune (Liaw e.a., 2018). Bij het afstemmen worden meerdere pogingen gestart, waarbij de learning rate en batch-grootte verschillende waarden aannemen. Voor de learning rate zijn als mogelijke waarden 0.01, 0.001 en 0.0001 gebruikt. De mogelijke waarden voor de batch-grootte



FIGUUR 4.4: De verdeling van de voorspelde kansen op een doelpunt met het kwadraat van de binaire kruisentropie als verliesfunctie.

waren 16, 32 en 64. Bovendien is er vroeg stoppen toegepast met behulp van een planner die het ASHA-algoritme gebruikt. Dit algoritme breekt minder veelbelovende pogingen af zodat er meer tijd en middelen aan de andere pogingen besteed kunnen worden (Li e.a., 2020). Er zijn maximaal tien iteraties uitgevoerd voor iedere configuratie van de parameters.

Tabel 4.1 toont de resultaten van het afstemmen voor het model voor de thuisploeg. Voor elke combinatie van batch-grootte en learning rate is het minimale verlies dat bereikt wordt op de validatieset weergegeven. Hiervoor is het kwadraat van de binaire kruisentropie gebruikt. Belangrijk om hierbij te vermelden is dat er iedere iteratie relatief grote schommelingen op het behaalde verlies zitten. Het verlies op de validatieset neemt niet iedere iteratie af in waarde, maar vertoont een grillig patroon. De waarden die weergegeven zijn in de tabel zijn dus niet de waarden na de laatste iteratie, maar na de iteratie die de beste performantie oplevert. Dit betekent ook dat het afstemmen van de parameters niet elke keer tot dezelfde waarden voor de parameters zal leiden.

Uit de resultaten blijkt dat een learning rate 0.01 niet geschikt is. De prestaties bij learning rates van 0.001 en 0.0001 liggen voor alle batch-groottes dicht bij elkaar. De beste prestaties worden behaald voor de combinatie van een learning rate van 0.0001 en een batch-grootte gelijk aan 64. Deze combinatie wordt dan ook gebruikt bij het trainen van het uiteindelijke model. Bij het bepalen van het optimale aantal iteraties wordt het model eerst getraind op de trainingsset gedurende twintig iteraties. Na iedere iteratie wordt het model opgeslagen. Achteraf wordt het model geselecteerd waarvoor het verlies op de validatieset minimaal is. De testset wordt dus nergens gebruikt bij het kiezen van de optimale modellen.

Normaal gezien moeten de hyperparameters van ieder model afzonderlijk afgestemd worden. Dit proces vergt echter veel tijd en middelen. Bovendien zijn de verschillen in prestaties voor de verschillende combinaties van parameters vaak klein

Learning Rate	Batch-Grootte		
	16	32	64
0.01	42.9900	41.0967	37.5879
0.001	0.0584	0.0463	0.0539
0.0001	0.0437	0.0439	0.0432

TABEL 4.1: Het minimale verlies op de validatieset voor elke combinatie van hyperparameters.

voor het model van de thuisploeg. Om deze redenen is ervoor gekozen om de learning rate en de batch-grootte éénmaal af te stemmen voor het model dat de kans op een doelpunt door de thuisploeg voorspelt en deze parameters te gebruiken voor alle modellen die besproken worden in Hoofdstuk 4 en 5.

4.4 Resultaten

In deze sectie worden de resultaten van de getrainde modellen besproken. De eerste subsectie bespreekt de prestaties van de modellen voor de kans op een doelpunt van de thuis- en uitploeg op de testset en vergelijkt deze prestaties met die van een baseline-model. In de tweede sectie wordt geïllustreerd hoe het getrainde EPV-model gebruikt kan worden om voor iedere spelsituatie de verwachte uitkomst te bepalen.

4.4.1 Prestaties van de getrainde modellen

De prestaties van de afzonderlijke modellen voor beide ploegen worden vergeleken met de prestaties van een baseline-model om hun performantie beter in te kunnen schatten. Als baseline wordt er een variant van xT gebruikt. Hiervoor is er geen eigen model opgesteld, maar wordt het rooster gebruikt dat de xT-waarde voor iedere positie bevat en beschikbaar is gesteld door Karun Singh.² Indien de ploeg waarvoor het model opgesteld is in balbezit is, wordt de waarde uit het rooster gebruikt die overeenkomt met de spelsituatie. Indien de andere ploeg de bal heeft, is de kans op een doelpunt gelijk aan de minimale waarde uit het rooster. De kans dat een ploeg uit het huidige balbezit zal scoren is immers nooit 0, maar wel klein als de tegenstander in balbezit is.

De performantie van de eigen modellen en het baseline-model op de testset van 40 wedstrijden zijn weergegeven in Tabel 4.2. Bij het bepalen van het verlies is het kwadraat van de binaire kruisentropie gebruikt als verliesfunctie. Hieruit blijkt dat de eigen modellen beter presteren dan het baseline-model bij het voorspellen van de kans op een doelpunt van zowel de thuis- als de uitploeg. Bovendien veralgemenen de modellen goed naar nieuwe wedstrijden. Het verlies van de gebruikte modellen op de validatieset was voor de thuis- en uitploeg respectievelijk 0.0410 en 0.0424. De prestatie op de testset is niet veel slechter dan op de validatieset. Omdat de

²https://karun.in/blog/data/open_xt_12x8_v1.json

Ploeg	Gebruikt Model	
	Baseline	Eigen Model
Thuis	0.0710	0.0509
Uit	0.0827	0.0650

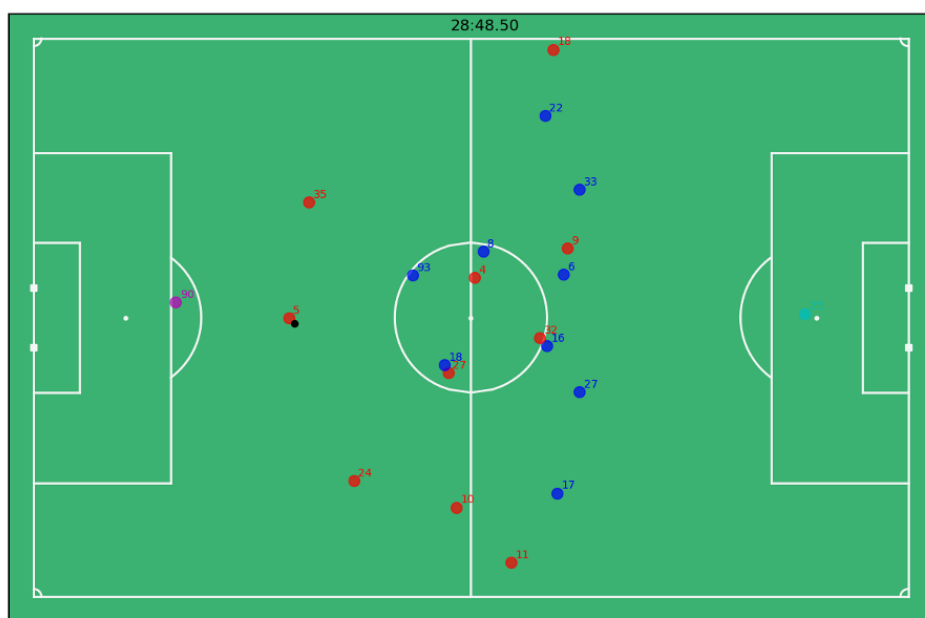
TABEL 4.2: Het verlies van de baseline en het eigen model op de testset voor de thuis- en uitploeg.

modellen geoptimaliseerd zijn op de validatieset over twintig iteraties is het logisch dat de prestatie op de validatieset beter is dan op de testset.

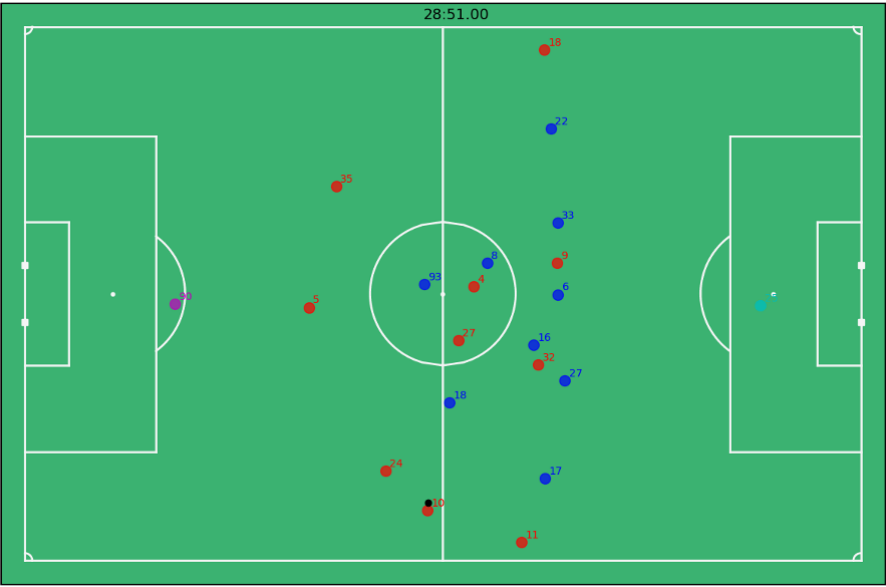
4.4.2 Illustratie van de werking van het EPV-model

De werking van het getrainde EPV-model wordt geïllustreerd door het toe te passen op een aanval van de thuisploeg tijdens de wedstrijd tussen OH Leuven en Zulte Waregem waar in Sectie 2.1 naar verwezen wordt. Dit is een wedstrijd uit de testset. De thuisploeg wordt voorgesteld door de rode bolletjes, de uitploeg door de blauwe. Zoals vermeld in Sectie 4.1 wordt de EPV voor een spelsituatie bekomen door de kans op een doelpunt van de thuisploeg te verminderen met de kans op een doelpunt van de uitploeg.

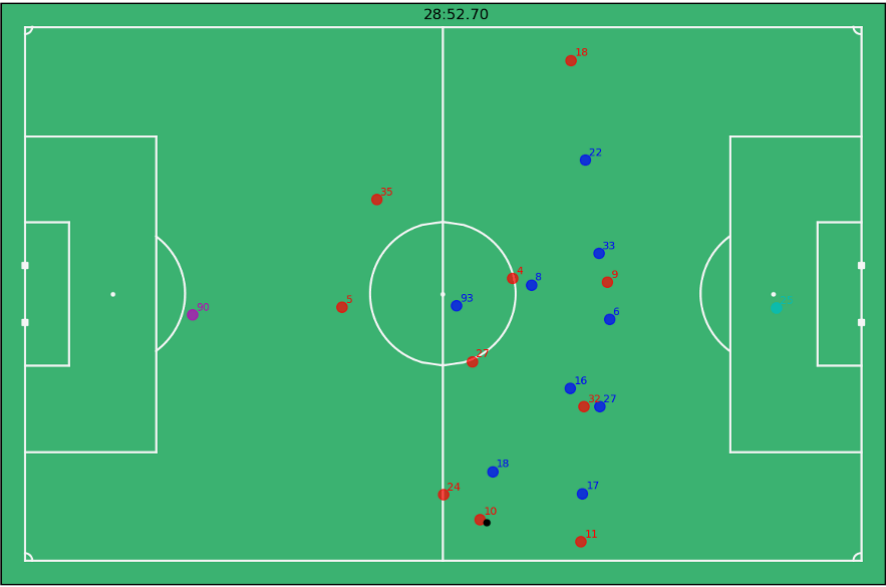
In Figuur 4.5 is de bal bij de centrale verdediger op de eigen speelhelft. Er gaat niet meteen dreiging uit van het balbezit. De EPV bedraagt -0.007 voor deze fase. De kans dat de uitploeg de bal zal veroveren en een doelpunt maakt, is dus iets groter dan de kans dat de thuisploeg uit deze aanval zal scoren.



FIGUUR 4.5: Fase 1 van de aanval van de thuisploeg.



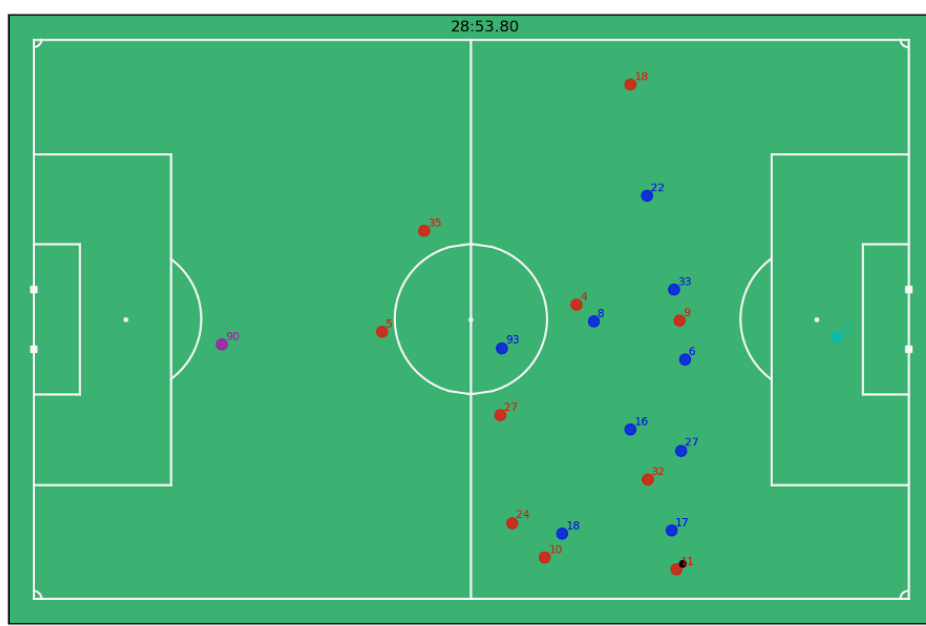
FIGUUR 4.6: Fase 2 van de aanval van de thuisploeg.



FIGUUR 4.7: Fase 3 van de aanval van de thuisploeg.

De volgende fase van de aanval wordt afgebeeld in Figuur 4.7. De speler met nummer 10 van de thuisploeg heeft de bal opgedreven over de middenlijn. Daarnaast heeft de rechtsbuiten (nummer 11) een loopactie ingezet. Het EPV-model herkent het gevaar van deze loopactie en de EPV stijgt naar 0.044.

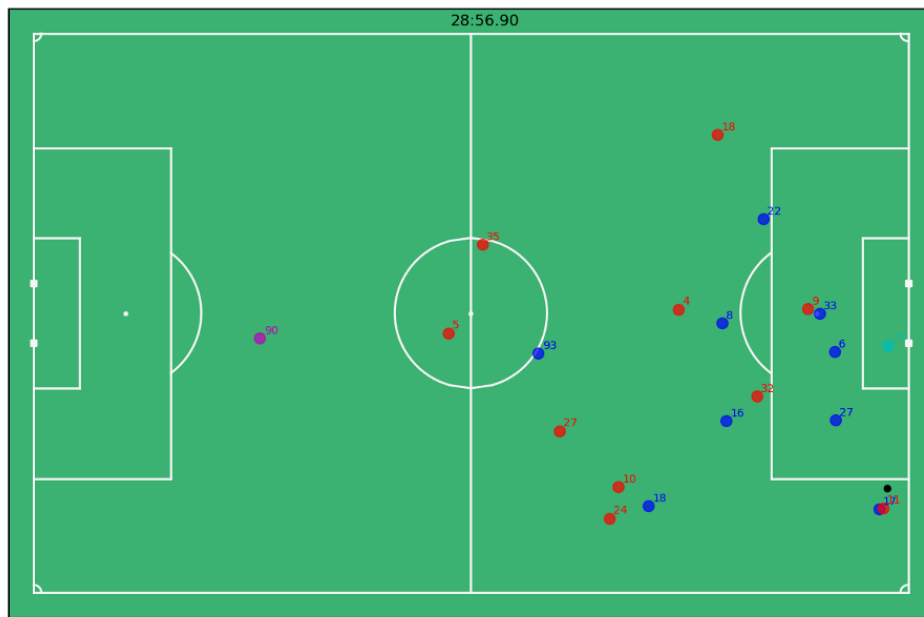
De nummer 10 van de thuisploeg kiest ervoor een pass te geven naar de rechtsbuiten die een loopactie had ingezet. Deze pass is bovendien succesvol, waardoor de bal hoger op het veld terechtkomt. Hierdoor zal de EPV ook toenemen tot 0.052. Het moment waarop de rechtsbuiten de bal ontvangt, is weergegeven in Figuur 4.8.



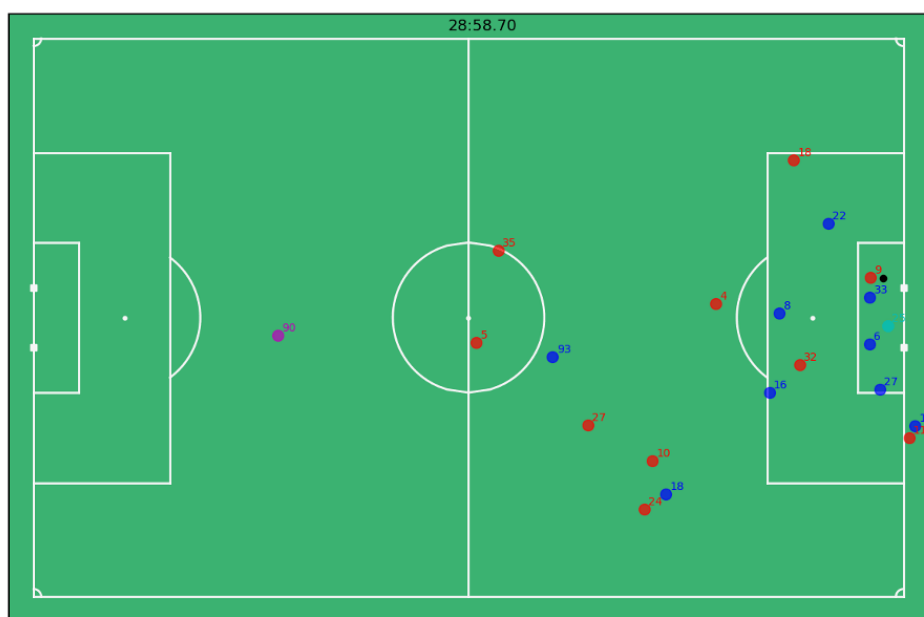
FIGUUR 4.8: Fase 4 van de aanval van de thuisploeg.

Figuur 4.9 toont de spelsituatie nadat de rechtsbuiten erin geslaagd is om de achterlijn te halen met de bal, zodat hij een voorzet kan geven. Er zijn twee mogelijke aanspeelpunten: de nummer 32 bevindt zich aan de rand van het strafschopgebied, terwijl de spits (nummer 9) bij de strafschopstip staat. Dit is een spelsituatie met een relatief grote kans op een doelpunt. Het EPV-model kent dan ook een waarde van 0.106 toe aan deze situatie. Dit betekent dat er meer dan tien procent kans is dat de aanval in deze fase tot een doelpunt zal leiden.

In Figuur 4.10 heeft de aanval zijn laatste fase bereikt. De rechtsbuiten heeft een voorzet gegeven en deze is tot bij de spits geraakt. Op het moment dat de spits wilt schieten, is de EPV gelijk aan 0.181. Dit duidt op een aanzienlijke kans op een doelpunt. Uiteindelijk heeft het schot niet geleid tot een doelpunt.



FIGUUR 4.9: Fase 5 van de aanval van de thuisploeg.



FIGUUR 4.10: Fase 6 van de aanval van de thuisploeg.

Deze illustratie toont het verloop van de EPV tijdens de verschillende fasen van een aanval. De succesvolle passen ver van het doel van de tegenstander doen de EPV steeds licht toenemen, maar de absolute waarde van de EPV blijft klein. Tijdens een wedstrijd zal de EPV meestal dicht bij 0 liggen. Doelpunten zijn immers zeldzame

gebeurtenissen en de meeste aanvallen leiden dus niet tot een doelpunt. Daarnaast is het vaak niet duidelijk in het voordeel van welke ploeg de huidige spelsituatie is. Dit is bijvoorbeeld het geval wanneer een ploeg balbezit heeft dicht bij eigen doel of wanneer er een duel tussen twee spelers is. De kansen op een doelpunt voor beide ploegen heffen elkaar dan gedeeltelijk op waardoor de absolute waarde van de EPV klein is.

Het is pas tijdens de laatste fasen van de aanval dat de EPV snel toeneemt. Vooral de actie van de rechtsbuiten en de succesvolle voorzet brengen een grote stijging in de EPV teweeg. Over het algemeen zal de EPV geleidelijk verlopen tot een splijtende pass, verdedigende fout of succesvolle dribbel ervoor zorgt dat de aanval dreigend wordt. Bovendien is aan de acties die de EPV het meest beïnvloeden vaak het meeste risico verbonden. Bij succes verbetert de EPV sterk, maar de kans is ook groter op balverlies en bijgevolg op een slechtere EPV.

4.5 Conclusie

De verwachte uitkomst van een spelsituatie is een getal tussen -1 en 1 dat aangeeft of de thuis- of de uitploeg de grootste kans heeft om te scoren uit deze spelsituatie. Voor het bepalen van deze verwachte uitkomst wordt een EPV-model opgesteld met behulp van Graph Neural Networks. Het EPV-model bestaat uit twee afzonderlijke modellen die de kans op een doelpunt voor de thuis- en de uitploeg voorspellen. De EPV van een spelsituatie is dan gelijk aan het verschil tussen de kansen op een doelpunt voor de thuis- en de uitploeg. Uit de resultaten blijkt dat het getrainde model erin slaagt om beter te presteren dan een baseline-model dat gebaseerd is op xT. Daarnaast is de werking van het model geïllustreerd door het toe te passen op een concrete aanval uit een voetbalwedstrijd.

Hoofdstuk 5

Het beoordelen van verdedigende prestaties

Dit hoofdstuk bespreekt de metriek die de verdedigende prestatie van een speler tijdens een wedstrijd beoordeelt. De verdedigende metriek is onderverdeeld in drie afzonderlijke componenten die elk één van de aspecten van het verdedigende gedeelte van voetbal beoordelen: balveroveringen, druk op de balbezitter en verdedigend positiespel. De totale score van de verdedigende metriek is gelijk aan de som van de scores voor deze drie componenten. Door de verdedigende metriek op te delen is de totale score makkelijker te interpreteren. Er kan namelijk nagegaan worden welke component aan de basis ligt van een goede of een slechte score. De eerste sectie van dit hoofdstuk legt uit hoe acties tijdens een wedstrijd beoordeeld kunnen worden. De drie volgende secties bespreken ieder de methode gebruikt bij één van de drie componenten. De vijfde sectie bevat de resultaten voor alle componenten.

5.1 Het beoordelen van acties

Bij het beoordelen van acties wordt gebruik gemaakt van het EPV-model uit het vorige hoofdstuk. Dit model is enkel in staat om het verwachte resultaat van een spelsituatie te voorspellen indien deze spelsituatie in open spel is. Acties die zich afspelen vijf seconden na een onderbreking zullen daarom niet in rekening gebracht worden bij het bepalen van de waarde van de verschillende componenten. De beoordeling van een actie komt overeen met het verschil tussen de EPV na en voor de actie. Deze manier van beoordelen is dezelfde als bij Singh (2019) en Decroos e.a. (2019). Ze wordt voor elk van de drie componenten gebruikt.

Om acties te kunnen beoordelen die plaatsvinden tijdens het open spel maar eindigen in een onderbreking wordt er ook aan iedere spelonderbreking een EPV-waarde toegewezen. Deze EPV-waarde is gelijk aan de kans dat er uit de dode spelsituatie een doelpunt gescoord zal worden. Het teken van de waarde is daarbij afhankelijk van de ploeg die de dode spelsituatie neemt. Er wordt dus de aanname gemaakt dat de kans dat er meteen uit de onderbreking gescoord wordt een goede benadering is voor de EPV-waarde. De kansen op een doelpunt uit een strafschop

en een hoekschop zijn overgenomen van een implementatie van VAEP-raamwerk (Decroos e.a., 2019). De kansen op een doelpunt uit een vrije trap zijn gebaseerd op de gegevens van McKinley (2018). Bij inwerpen is er gekozen voor een EPV-waarde van 0, omdat de kans klein is dat er uit een inworp gescoord wordt en het niet altijd zeker is dat een team balbezit kan houden na een inworp.

5.2 Component 1: Balveroveringen

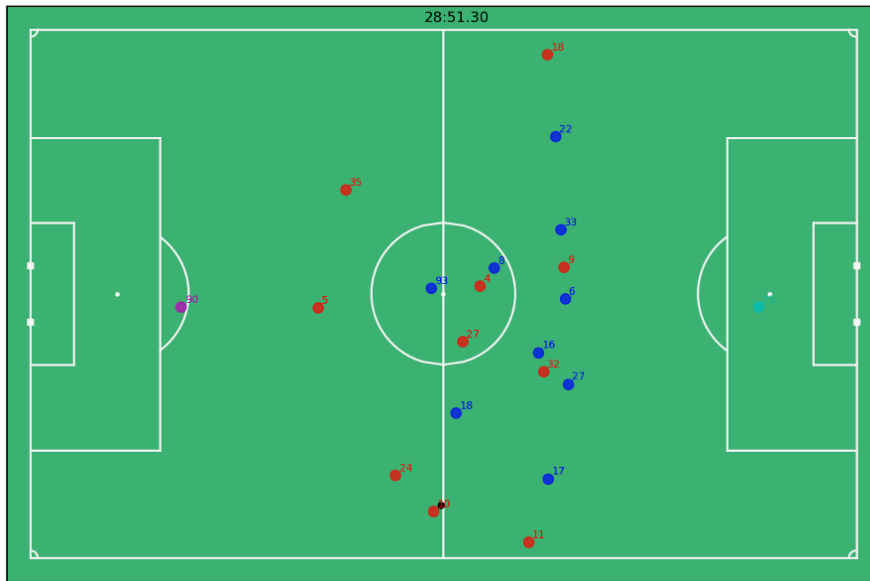
De eerste component van de verdedigende metriek heeft te maken met balveroveringen. Deze component is de eenvoudigste van de drie. Onder balveroveringen worden alle acties beschouwd waarbij het balbezit overgaat van de ene ploeg naar de andere. De waarde van een balverovering is gelijk aan het verschil tussen de EPV na en voor de actie, zoals uitgelegd in Sectie 5.1. Omdat een balverovering altijd een goede actie is, zal de waarde ervan steeds groter dan of gelijk zijn aan 0. De totale score van een speler voor balveroveringen is de som van de waarden van alle balveroveringen die door deze speler zijn uitgevoerd tijdens een wedstrijd. De toegevoegde waarde van positionele data is beperkt voor deze component. Balveroveringen worden namelijk bepaald aan de hand van event data. Toch kan met een EPV-model op basis van positionele data de waarde van een balbezit beter ingeschat worden.

5.3 Component 2: Druk op balbezitter

De tweede component bij het beoordelen van een verdedigende prestatie brengt in kaart hoe goed een verdediger druk zet op de speler in balbezit. Een verdediger moet proberen te beletten dat de speler in balbezit een goede actie kan uitvoeren en moet deze speler dwingen tot een slechte keuze. De verdediger zal een negatieve beoordeling krijgen indien de aanvaller erin slaagt om een actie uit te voeren die de EPV in het voordeel van zijn ploeg doet veranderen. Wanneer de EPV verandert in het voordeel van de verdedigende ploeg, ontvangen de betrokken verdedigers een positieve beoordeling. Deze component kan dus zowel positieve als negatieve waarden aannemen. Voor deze component moet er eerst een methode opgesteld worden om op ieder moment van de wedstrijd de speler in balbezit toe te wijzen aan de verdedigers. Hiervoor krijgt elke verdediger een gewicht dat aangeeft in welke mate hij verantwoordelijk is voor het verdedigen van de speler in balbezit. Deze methode wordt in meer detail besproken in de eerste subsectie. De tweede subsectie legt uit hoe deze component bepaald kan worden voor een speler tijdens een wedstrijd.

5.3.1 Het toewijzen van de speler in balbezit aan verdedigers

Het bepalen van de spelers die verantwoordelijk zijn voor het verdedigen van een bepaalde aanvaller is geen triviaal probleem. Figuur 5.1 toont een situatie uit de aanval in de wedstrijd tussen OH Leuven en Zulte Waregem die ook in Sectie 4.4 gebruikt is. Het is niet meteen duidelijk welke speler van de blauwe ploeg verantwoordelijk is voor het verdedigen van de speler in balbezit. De nummers 17



FIGUUR 5.1: Een situatie waar het niet duidelijk is wie verantwoordelijk is voor het verdedigen van de balbezitter.

en 18 bevinden zich op nagenoeg dezelfde afstand van de speler in balbezit. Deze subsectie legt uit hoe toch op ieder moment bepaald kan worden welke spelers verantwoordelijk zijn voor het verdedigen van de balbezitter. Hiervoor zullen zowel de gemiddelde posities van de spelers als de posities van de spelers op het moment zelf gebruikt worden.

Rechtstreekse tegenstander(s)

De gemiddelde posities dienen voor het bepalen van de rechtstreekse tegenstander van de speler in balbezit. Dit is de tegenstander die zich over het algemeen het dichtst bij zal bevinden en waarmee de meeste onderlinge duels uitgevochten zullen worden. Zo is een spits de rechtstreekse tegenstander van de centrale verdedigers van het andere team en zijn centrale middenvelders meestal rechtstreekse tegenstanders van elkaar. Het is mogelijk dat de rechtstreekse tegenstander van een speler afhangt van de ploeg die op dat moment in balbezit is. Sommige ploegen spelen immers in verschillende formaties in balbezit of balverlies. Rechtstreekse tegenstanders kunnen daarnaast ook veranderen tijdens een wedstrijd, bijvoorbeeld wanneer spelers onderling van positie wisselen of een ploeg een andere formatie aanneemt.

De verdedigende prestatie van een speler wordt vaak gekoppeld aan de aanvallende prestatie van zijn rechtstreekse tegenstander. Deze redenering wordt ook toegepast door Bransen en Van Haaren (2020). Zoals besproken in de literatuurstudie beoordelen zij de verdedigende prestatie van een speler aan de hand van de aanvallende prestaties van de tegenstander en de basisopstellingen van beide ploegen. Een nadeel van deze werkwijze is dat er geen rekening gehouden wordt met mogelijke veranderin-

gen in rechtstreekse tegenstanders. Bovendien kunnen gemiddelde posities op basis van positionele data een nauwkeuriger beeld geven van rechtstreekse tegenstanders dan de basisopstellingen van beide ploegen.

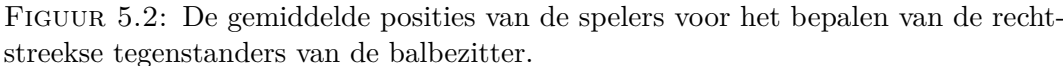
De rechtstreekse tegenstanders worden bepaald aan de hand van de gemiddelde posities van spelers tijdens aanvallen die langer dan tien seconden duren. Shaw en Glickman (2019) leggen de minimumduur van bruikbare aanvallen op vijf seconden. Hier is er een striktere selectie van de aanvallen uitgevoerd omdat het meestal een aantal seconden duurt voor beide ploegen terug in organisatie staan na een overgang van het balbezit en de gemiddelde posities tijdens een aanval van minder dan tien seconden een vertekend beeld geven. Voor het bepalen van rechtstreekse tegenstanders tijdens een bepaalde aanval worden de gemiddelde posities tijdens diezelfde aanval gebruikt indien de duur van de aanval voldoende lang is. Als dit niet het geval is worden de gemiddelde posities gebruikt van de laatste voldoende lange aanval van dezelfde ploeg. Op deze manier wordt er rekening gehouden met het feit dat rechtstreekse tegenstanders afhankelijk zijn van welke ploeg in balbezit is en dat rechtstreekse tegenstanders kunnen veranderen tijdens een wedstrijd.

De rechtstreekse tegenstanders van de speler in balbezit worden gemodelleerd door aan elke verdediger een gewicht toe te kennen dat aangeeft in welke mate hij een rechtstreekse tegenstander is. Hiervoor worden eerst de juiste gemiddelde posities geselecteerd en vervolgens worden de afstanden tussen de gemiddelde posities van elke verdediger en de speler in balbezit berekend. Dan wordt de afstand met de minimale waarde bepaald. Omdat een speler meestal slechts één en soms een paar rechtstreekse tegenstanders heeft, wordt er een selectie uitgevoerd zodat het aantal verdedigers dat een gewicht zal krijgen beperkt blijft. Dit gebeurt door enkel de verdedigers te beschouwen waarvan de gemiddelde positie zich voldoende dicht bij de gemiddelde positie van de speler in balbezit bevindt. Voldoende dicht betekent hier minder dan vijf meter verder verwijderd dan de speler die het dichtst bij de aanvaller staat. De gewichten van de verdedigers zijn omgekeerd evenredig met de afstand tot de speler in balbezit en worden geschaald zodat hun som gelijk is aan 1.

De aanval waartoe de situatie in Figuur 5.1 behoort, duurt langer dan tien seconden. De gemiddelde posities die gebruikt worden bij het bepalen van de rechtstreekse tegenstanders van de balbezitter zijn dus de gemiddelde posities tijdens deze aanval, weergegeven in Figuur 5.2. De nummer 17 van de uitploeg (blauw) bevindt zich in de gemiddelde posities het dichtst bij de balbezitter, dus krijgt hij met een waarde van 0.377 het grootste gewicht van rechtstreekse tegenstander toegewezen. De nummer 18 (0.366) en nummer 16 (0.257) zijn de andere spelers met een gewicht verschillend van 0.

Speler(s) dichtst bij balbezitter

Omdat de spelers die zich het dichtst bij de speler in balbezit bevinden het meeste druk kunnen zetten, krijgen de verdedigers ook een gewicht voor het verdedigen van de balbezitter dat gebaseerd is op de posities op het beschouwde moment zelf. Dit is alleen mogelijk indien positionele data beschikbaar is. Aangezien dit voor Bransen en Van Haaren (2020) niet het geval was, baseert hun werkwijze zich alleen



Finale toewijzing van balbezitter aan verdedigers

De aanname wordt gemaakt dat indien er een verdediger minder dan 2.5 meter van de speler in balbezit staat, de verantwoordelijkheid voor het verdedigen van de balbezitter volledig bepaald kan worden op basis van de posities op het moment zelf. Deze waarde is gekozen op basis van domeinkennis. De balbezitter zal zich dan

namelijk binnen de invloedssfeer van de verdediger bevinden. Het is dan niet meer nodig om naar rechtstreekse tegenstanders te kijken.

Indien er niet meteen verdedigers vlakbij zijn is het moeilijker om de verantwoordelijke verdedigers aan te duiden. In dit geval zullen de rechtstreekse tegenstanders van de speler in balbezit de grootste verantwoordelijkheid krijgen. Van deze spelers kan immers verwacht worden dat ze beletten dat de speler in balbezit volledig vrij is en niet onder druk staat. Er zijn verschillende redenen waardoor dit toch het geval kan zijn. Zo kan de rechtstreekse tegenstander inschatten dat er weinig dreiging uitgaat van de speler in balbezit en het niet nodig achten om druk uit te oefenen. Een andere reden kan zijn dat de rechtstreekse tegenstander slecht gepositioneerd is en dat de speler in balbezit hiervan kan profiteren.

Meer formeel hebben het gewicht voor de posities op het moment zelf $w(moment)$ en het gewicht voor de gemiddelde posities $w(gemiddeld)$ de volgende waarden:

$$w(moment) = \min(1, \frac{2.5}{\min(afstanden)})$$

$$w(gemiddeld) = 1 - w(moment)$$

Hierbij is $\min(afstanden)$ de afstand tot de dichtstbijzijnde verdediger in meter. Voor de situatie in Figuur 5.1 is het gewicht voor de posities op het moment zelf 0.193 en voor de gemiddelde posities 0.807 omdat de afstand tot de dichtstbijzijnde speler groot is. De verantwoordelijkheid wordt dus vooral bepaald op basis van de gemiddelde posities.

Vervolgens worden de individuele gewichten van de gemiddelde posities en van de huidige posities geschaald zodat hun som gelijk is aan het totale gewicht dat ze toegewezen hebben gekregen. Ten slotte worden voor alle spelers de gewichten op basis van de gemiddelde posities en de posities op het moment zelf opgeteld om de definitieve gewichten te bekomen. Deze gewichten geven aan hoe de verantwoordelijkheid voor het verdedigen van de speler in balbezit verdeeld is onder de verdedigers. Voor de situatie afgebeeld in Figuur 5.1 zijn de finale gewichten gelijk aan 0.400 voor nummer 18, 0.393 voor nummer 17 en 0.207 voor nummer 16.

5.3.2 Het berekenen van de waarde voor druk op balbezitter

De eerste stap bij het beoordelen van het druk zetten door verdedigers is het bepalen van de waarde van de acties van de aanvallers. Er wordt onderscheid gemaakt tussen twee soorten acties. De eerste soort zijn de acties aan de bal. Dit type actie start wanneer de speler in bezit komt van de bal, bijvoorbeeld bij het ontvangen van een pass of het uitvoeren van een succesvolle tackle. De actie eindigt op het moment dat de speler niet meer in balbezit is. Dit kan gebeuren wanneer de speler een pass verstuurt, op doel schiet of de bal kwijtspeelt aan een tegenstander. De tweede soort acties zijn passen. Deze actie start vanzelfsprekend bij het versturen van de pass. De actie eindigt wanneer de pass ontvangen of onderschept wordt, of wanneer de bal buiten gaat. De grootte van de waarde van een actie is ook nu gelijk aan het verschil in EPV na en voor de actie. Indien de EPV verandert ten voordele van de ploeg van de speler die de actie uitvoert, is het een goede actie en is het teken bij de waarde

van de actie positief. In het andere geval is het een slechte actie en zal de waarde een negatief teken hebben.

De gewichten van de verantwoordelijkheid voor het verdedigen van de speler die de actie uitvoert, worden voor elke aanvallende actie bepaald zoals beschreven in de vorige subsectie. Het moment dat hierbij bekeken wordt is het moment dat de actie start. Daarna krijgt iedere verdediger een beoordeling door zijn gewicht te vermenigvuldigen met het tegenovergestelde van de waarde van de actie. Het is nodig om het tegengestelde te nemen omdat de verdedigers goed presteren indien de aanvaller een slechte actie maakt en andersom.

In de situatie die bekeken is in de vorige subsectie, is de speler de bal aan het opdrijven wat zorgt voor een toename van de EPV van 0.027 naar 0.044. Er zal daarom een negatieve score van $0.027 - 0.044 = -0.017$ verdeeld worden over de verdedigers op basis van de gewichten die aan het einde van de vorige subsectie vermeld zijn.

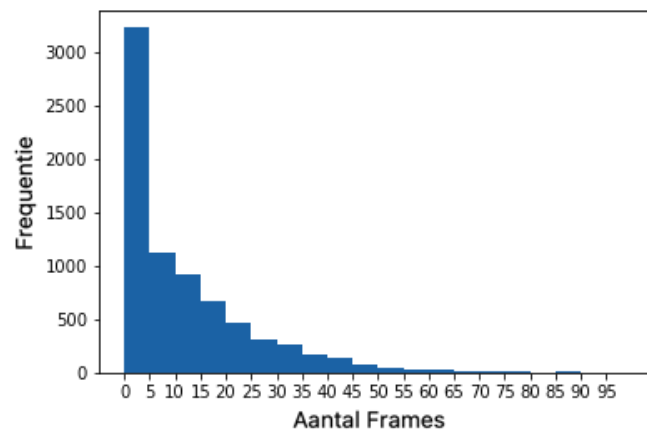
5.4 Component 3: Verdedigend positiespel

De derde en laatste component van de verdedigende metriek beoordeelt het verdedigend positiespel. Verdedigend positiespel heeft betrekking op de positie die een speler inneemt tijdens het verdedigen wanneer de bal niet in de buurt is. De verdediger zal niet de speler met de bal proberen te verdedigen, maar één of meerdere spelers zonder bal. Het positiespel van de verdediger is goed wanneer hij voorkomt dat de spelers die hij aan het verdedigen is de bal kunnen ontvangen of wanneer deze spelers de bal enkel in ongevaarlijke posities kunnen ontvangen.

De eerste stap bij het beoordelen van het positiespel bestaat uit het selecteren van de momenten waarop het positiespel geëvalueerd zal worden. Omdat elke wedstrijd ongeveer 55 000 frames van positionele data bevat en omdat opeenvolgende frames nagenoeg dezelfde informatie bevatten, kan de evaluatie van de verdedigende posities niet voor iedere frame uitgevoerd worden. De eerste subsectie legt uit hoe deze selectie verloopt. De drie volgende subsecties bespreken enkele modellen die kansen met betrekking tot passen voorspellen. De vijfde subsectie licht toe hoe de dreiging die van een speler uitgaat te modelleren. Ten slotte legt de laatste sectie uit hoe dit alles gebruikt kan worden om het verdedigend positiespel van een speler te beoordelen.

5.4.1 Beslissingsmomenten

De evaluatie van het verdedigend positiespel dient enkel plaats te vinden op de momenten waarop een aanvaller kan kiezen tussen verschillende acties om uit te voeren. Deze momenten worden in de rest van dit hoofdstuk beslissingsmomenten genoemd. De momenten dat een speler in balbezit komt zijn beslissingsmomenten. Op deze momenten krijgt deze speler immers controle over de bal en kan hij beslissen wat hij ermee doet. Daarnaast zijn er ook beslissingsmomenten wanneer een speler al een aantal seconden in balbezit is en de situatie sinds het vorige beslissingsmoment in dergelijke mate veranderd is dat het invloed zal hebben op de beslissing van de



FIGUUR 5.3: De verdeling van het aantal frames tussen het ontvangen van de bal en de pass.

speler in balbezit. Er wordt onderscheid gemaakt tussen drie soorten van acties: passen, schoten en dribbels. Voor de verdere doelen van in dit hoofdstuk zijn vooral de passen van belang. Om alle beslissingsmomenten te kunnen bepalen, moet er een concrete tijdsduur gekozen worden waarna de spelsituatie als veranderd wordt beschouwd en er zich een nieuw beslissingsmoment voordoet. Omdat passen het grootste belang genieten wordt dit soort actie gebruikt om deze tijdsduur vast te leggen.

Figuur 5.3 geeft voor een selectie van tien wedstrijden weer hoeveel tijd er tussen het ontvangen van de bal en het geven van de pass zat. Deze figuur toont een omgekeerd evenredig verband tussen de tijd voor een pass en de frequentie waarmee deze tijd voorkomt. Op basis van deze gegevens is een tijdsduur van twee seconden gekozen tussen opeenvolgende beslissingsmomenten waarbij dezelfde speler in balbezit blijft. Dit betekent dat wanneer een speler in balbezit blijft, er elke twee seconden een nieuw beslissingsmoment plaatsvindt en dat deze speler op het vorige beslissingsmoment voor een dribbel heeft gekozen als actie. De meeste passen worden namelijk gegeven binnen de twee seconden na het ontvangen van de bal. Indien een speler niet binnen deze tijdsduur een pass geeft, is dit omdat hij vindt dat er geen goede passmogelijkheden zijn. De speler zal dan eerst een dribbel maken om betere mogelijkheden te creëren of wachten op een loopactie van een ploeggenoot. Wanneer een speler wel binnen de twee seconden na het vorige beslissingsmoment een pass geeft of schiet, heeft deze speler op dat beslissingsmoment respectievelijk gekozen voor de acties pass of schot.

5.4.2 Kans op een pass

De eerste kans die gekend moet zijn om verdedigend positieospel te kunnen beoordelen is de kans dat er op een bepaald beslissingsmoment voor een pass gekozen zal worden. De kans op een pass zal immers het positieospel van verdedigers beïnvloeden. Zo zal

een verdediger actief druk zetten op de speler in balbezit indien de kans groot is dat deze speler voor een schot of dribbel zal kiezen. De verdediger zal daarentegen passlijnen afschermen of zich richting een aanspeelpunt begeven wanneer de kans op een pass groot is.

De methode die gebruikt is bij het trainen van het model dat de kans op een pass voorspelt, is zeer gelijkaardig aan de methode die beschreven is in Sectie 4.3. Ook hier wordt er met aparte modellen voor de thuis- en uitploeg gewerkt. Er kunnen namelijk grote verschillen zijn in de kans op een pass bij dezelfde veldbezetting, afhankelijk van de ploeg die in balbezit is. Dit komt doordat beide ploegen steeds in tegengestelde richtingen spelen. Het model van de thuisploeg beschouwt de beslissingsmomenten waarop een speler van de thuisploeg in balbezit is, terwijl het model van de uitploeg de momenten met een speler van de uitploeg als data gebruikt. Op het moment van evaluatie dient het juiste van de twee modellen gekozen te worden om de kans op een pass te voorspellen.

Bij het trainen van de modellen worden eerst voor elke wedstrijd de beslissingsmomenten bepaald van de ploeg waarvoor het model wordt opgesteld. Vervolgens worden de grafen geselecteerd die bij deze beslissingsmomenten horen. Hiervoor worden de grafen uit het vorige hoofdstuk hergebruikt. Het label van de grafen is 1 als er op het beslissingsmoment voor een pass gekozen is als actie en anders 0. Deze grafen dienen als invoer voor het trainen van het model. Het ontwerp van het model is volledig gelijk aan dat van de modellen die gebruikt zijn voor het bepalen van de EPV. Door slechts een selectie van de grafen over te houden en de labels bij de grafen aan te passen, zal nu niet de kans op een doelpunt, maar wel de kans op een pass in een spelsituatie geleerd worden. De verliesfunctie die gebruikt wordt, is binaire kruisentropie. Hier wordt er niet meer het kwadraat genomen omdat bij dit model het aantal grafen met een positief en negatief label veel meer in evenwicht zijn. Hierdoor zullen de voorspellingen niet richting 0 neigen en realistische waarden aannemen. De learning rate en batch-grootte zijn opnieuw gelijk aan 0.0001 en 64.

5.4.3 Ontvanger van de pass

Bij het beoordelen van het verdedigend positieospel is het ook nodig om voor ieder beslissingsmoment en voor iedere speler op het veld de kans te weten dat deze speler de bal zal ontvangen indien er een pass gegeven wordt. De spelers die het meest waarschijnlijk zijn om een pass te ontvangen, zullen namelijk het zwaarst doorwegen bij de beoordeling van het positieospel, terwijl de minst waarschijnlijke ontvangers minder belang hebben. Er zal immers steeds een reden zijn waarom een speler een grote of een kleine kans heeft om de ontvanger van een pass te zijn. Mogelijke verklaringen voor een kleine kans zijn dat de speler op het beslissingsmoment moeilijk te bereiken is met een pass of dat de speler zich niet in een interessante positie bevindt. Daarnaast is het ook mogelijk dat een bepaalde speler een heel interessant aanspeelpunt is waardoor de kansen van de andere spelers afnemen. Een speler zal dan weer een grote kans hebben om een pass te ontvangen indien hij makkelijk te bereiken is (pass met weinig risico) of indien hij zich in een gevaarlijke positie bevindt (pass met hoge beloning).

Net als bij Dauxais en Gautrais, 2018 worden alle passen in beschouwing genomen, dus ook de onsuccesvolle, en zijn alle spelers op het veld een mogelijke ontvanger van de pass. Dit is nodig om het risico dat verbonden is aan de passen beter te kunnen inschatten. Uit de succesvolle passen kan namelijk niet afgeleid worden hoe vaak een pass naar een bepaalde ploeggenoot zal aankomen.

De aanpak voor het opstellen van een model dat voor iedere speler voorspelt wat de kans is dat hij de ontvanger van de pass zal zijn, is opnieuw gelijkaardig aan die van de eerder beschreven modellen. De verliesfunctie is binaire kruisentropie en de learning rate en batch-grootte zijn ongewijzigd. Er zijn echter ook een aantal zaken aangepast. Ten eerste bevatten de grafen een andere structuur van lijnen dan bij de vorige modellen. Daar waren de knopen van ploeggenoten verbonden met lijnen. Hier is er een gerichte lijn tussen de speler in balbezit en elke speler op het veld. Dit zijn de enige lijnen in de grafen. Deze aanpassing is nodig omdat er voor iedere speler apart een kans bepaald moet worden. Wanneer er echter subgrafen volledig verbonden zijn, zullen al de knopen in deze subgrafe dezelfde eigenschappen hebben na het toepassen van een convolutionele laag. Daardoor zal voor elk van deze knopen dezelfde kans voorspeld worden om de ontvanger van de pass te zijn. Dit is natuurlijk niet wenselijk. Het nadeel van het gebruiken van deze structuur is dat iedere knoop alleen de informatie van de speler in balbezit krijgt en dus niet van de andere spelers rondom hem.

Ten tweede is er geen *global mean pooling* laag meer in het neurale netwerk. Deze laag dient voor het combineren van de waarden van een eigenschap van alle knopen in een grafe tot één waarde. Zo kan er een voorspelling gemaakt worden voor de grafe als geheel. Bij dit model moet er voor elke knoop een voorspelling gemaakt worden, dus mag deze laag niet meer gebruikt worden. Ten slotte moet er rekening gehouden worden met buitenspel. De knopen van de ploeggenoten van de balbezitter die buitenspel staan, worden niet mee in beschouwing genomen om de ontvanger van de pass te voorspellen.

Een belangrijk verschil met de methoden uit Anzer en Bauer, 2022 en Dauxais en Gautrais, 2018 is dat de ontvanger van de pass hier niet bepaald wordt op de momenten dat er een pass gegeven wordt, maar wel op de beslissingsmomenten. Het verdedigend positieospel moet namelijk beoordeeld worden, ongeacht of er daadwerkelijk een pass gegeven wordt. Bovendien komt het beslissingsmoment niet per se overeen met het moment van de pass indien er op het beslissingsmoment voor een pass gekozen wordt. Dit heeft als gevolg dat het moeilijker is om de ontvanger van de pass te voorspellen aangezien de spelsituatie op het moment dat de pas werkelijk gegeven wordt reeds veranderd kan zijn.

5.4.4 Doelwit van de pass en kans op een succesvolle pass

De kans dat een aanvaller de ontvanger zal zijn van een pass wordt niet rechtstreeks gebruikt om het verdedigend positieospel te beoordelen. Uit de kansen op het ontvangen van de pass voor alle spelers zal voor iedere aanvaller bepaald worden wat de kans is dat deze aanvaller het doelwit zal zijn van de pass en wat de kans is dat een pass naar deze aanvaller succesvol zal zijn. Het doelwit van een pass is de

aanvaller die de speler in balbezit wilt bereiken met zijn pass. Het doelwit staat dus los van het resultaat van de pass. Bovendien zal het doelwit van een pass altijd een ploeggenoot zijn van de speler die de pass geeft, terwijl de ontvanger van de pass ook een tegenstander kan zijn.

Om voor iedere aanvaller te bepalen wat de kans is dat hij het doelwit zal zijn van de pass, wordt voor iedere verdediger de kans dat hij de bal zal ontvangen toegewezen aan een aanvaller. Voor elke verdediger wordt bepaald welke aanvaller zich het dichtst bij de verdediger bevindt. Bovendien mag de hoek tussen de vectoren van balbezitter naar de verdediger en van balbezitter naar deze aanvaller niet meer dan 45 graden bedragen. De aanvaller die hieraan voldoet, zal waarschijnlijk het doelwit van de pass zijn geweest indien de verdediger in kwestie een pass onderschept.

Door de kans op het ontvangen van de pass voor iedere verdediger op te tellen bij de kans dat de aanvaller die het doelwit was de pass ontvangt, wordt voor iedere aanvaller de kans verkregen dat hij het doelwit was. De kans dat een aanvaller het doelwit was van de pass bestaat dan uit de som van de kans dat de aanvaller de bal ontvangt en de kansen dat de verdedigers die hem afschermen de bal ontvangen. Ten slotte kan de kans dat een pass naar een aanvaller succesvol is, verkregen worden door de kans dat deze aanvaller de bal ontvangt te delen door de kans dat hij het doelwit is van de pass. Het is belangrijk om op te merken dat deze methode om het doelwit van een pass te bepalen een benadering is en dat er nauwkeurige resultaten behaald kunnen worden met de methode van Anzer en Bauer (2022). Daar wordt er immers rekening gehouden met de snelheden van spelers en wordt het traject van de bal gemodelleerd, terwijl hier enkel posities gebruikt worden.

5.4.5 Dreiging van een aanvaller

Het laatste element dat nodig is om het verdedigend positiespel van een verdediger te kunnen beoordelen is de dreiging die van een aanvaller uitgaat. De dreiging van een aanvaller komt overeen met de kans dat er gescoord zal worden uit het balbezit, mocht deze aanvaller de bal in bezit krijgen. Voor een verdediger zal het van belang zijn om ervoor te zorgen dat de aanvallers die heel dreigend zijn de bal niet ontvangen. Het is minder erg wanneer aanvallers die weinig dreigend zijn de bal in bezit krijgen.

Om de dreiging van een aanvaller te modelleren wordt de xT van de positie van de aanvaller gebruikt. Het is moeilijker om te werken met EPV omdat de EPV van een spelsituatie afhangt van alle spelers die zich op het veld bevinden. Op het moment dat er een pass gegeven wordt, is het niet geweten wat de posities van alle spelers zullen zijn op het moment dat de pass ontvangen wordt. Er zullen dus voorspellingen gemaakt moeten worden van de posities van de spelers en van de dreiging indien die posities aangenomen worden. Hoewel dit mogelijk is (Stöckl e.a., 2021), is het een complex proces en is er voor gekozen deze methode niet te gebruiken. De xT van een situatie hangt enkel af van de locatie van de bal. In de meeste gevallen zal een aanvaller een pass ontvangen in dezelfde zone van het veld als degene waarin hij zich bevindt op het moment dat de pass verstuurd wordt. Daarom kan de xT van de locatie van de aanvaller gebruikt worden als benadering van de dreiging die van deze aanvaller uitgaat.

5.4.6 Het beoordelen van verdedigend positieospel

Uiteindelijk moeten de elementen uit de vorige subsecties gecombineerd worden om tot een beoordeling van het positieospel van een verdediger te komen. Hiervoor krijgt iedere aanvaller op ieder beslissingsmoment een waarde toegewezen die aangeeft hoe goed deze aanvaller verdedigd wordt. Deze waarde kan op de volgende manier berekend worden waarbij A staat voor aanvaller, B voor balbezitter en D voor doelwit:

$$Waarde(A) = P(pass) * P(D = A) * (xT(A) * P(PassSucces|D = A) - xT(B))$$

De eerste factor in deze berekening is de kans op een pass. Hoe groter deze kans, hoe belangrijker het is om de aanspeelpunten van de speler in balbezit te dekken. Daarom zal de waarde van iedere aanvaller geschaald worden met deze kans. De tweede factor is de kans dat de aanvaller van wie de waarde berekend wordt daadwerkelijk het doelwit van de pass zal zijn. De aanvallers met de kleinste kans om het doelwit van de pass te zijn, zijn het minst van belang tijdens het verdedigen, terwijl de meest waarschijnlijke doelwitten van de pass de meeste aandacht van de verdedigers moeten krijgen. Om deze reden zal ook deze kans gebruikt worden om de waarde van iedere aanvaller te schalen.

De laatste factor in de formule van de waarde van een aanvaller geeft aan hoe de kans op een doelpunt van de ploeg in balbezit verandert indien er een pass gegeven wordt naar de aanvaller in kwestie. Het product van de xT van de positie van de aanvaller met de kans dat een pass naar deze aanvaller succesvol zal zijn, komt overeen met de verwachte waarde van de xT indien er een pass gegeven wordt naar deze aanvaller. Het verschil van deze verwachte xT met de xT op het beslissingsmoment geeft vervolgens aan wat de verwachte verandering in de kans op een doelpunt zal zijn indien deze aanvaller als doelwit van de pass gekozen wordt. Dit verschil kan zowel positief als negatief zijn. Indien de verwachte xT na de pass groter is dan de huidige xT , is het voor de speler aan de bal interessant om een pass te sturen naar deze aanvaller. De waarde van de aanvaller zal positief zijn, wat erop duidt dat deze aanvaller niet goed verdedigd wordt. Wanneer het verschil tussen de twee termen negatief is, is de waarde van de aanvaller ook negatief en wordt deze aanvaller goed verdedigd.

De verdedigers moeten proberen de waarde van de aanvallers zo laag mogelijk, en liefst negatief, te houden. Dit betekent namelijk dat de speler aan de bal geen interessante aanspeelpunten heeft en dat het positieospel van de verdedigers goed is. Een verdediger heeft twee mogelijkheden om ervoor te zorgen dat de waarde van een aanvaller laag zal zijn. Enerzijds kan de verdediger de aanvaller dwingen positie te kiezen op een ongevaarlijke zone van het veld. De $xT(Aanvaller)$ zal dan een kleine waarde hebben. Anderzijds kan de verdediger ervoor zorgen dat de aanvaller moeilijk bereikbaar is met een pass door passlijnen naar deze aanvaller af te schermen of zich dicht bij de aanvaller te positioneren. Een afname in de kans op een succesvolle pass naar een aanvaller zal ervoor zorgen dat de verwachte xT van een pass naar deze aanvaller ook afneemt.

Om te bepalen welke spelers verantwoordelijk zijn voor het verdedigen van iedere

aanvaller, wordt de methode uit Sectie 5.3 toegepast op alle aanvallers en niet alleen op de balbezitter. De waarde van iedere aanvaller kan dan verdeeld worden over de verdedigers op basis van deze verantwoordelijkheden. Elke verdediger zal dus voor ieder beslissingsmoment van de andere ploeg een waarde toegewezen krijgen die aangeeft hoe goed het verdedigend positie spel van deze verdediger is. De beoordeling van het verdedigend positie spel van een speler tijdens een wedstrijd is dan gelijk aan de som van deze waarden voor alle beslissingsmomenten van de andere ploeg.

5.5 Resultaten

Deze sectie bespreekt de resultaten van de verschillende componenten van de verdedigende metriek en van de modellen die opgesteld zijn om deze componenten te bepalen. De voorbeelden uit deze sectie zijn afkomstig uit de wedstrijd tussen OH Leuven en Zulte Waregem, die vermeld is in Sectie 2.1. De eerste subsectie gaat over balveroveringen, terwijl de tweede sectie handelt over druk op de balbezitter. De derde en vierde subsectie bespreken de modellen die de kans op een pass en de ontvanger van de pass voorspellen. Ten slotte beschrijft de vijfde subsectie de resultaten van de component die het verdedigend positie spel beoordeelt.

5.5.1 Component 1: Balveroveringen

Tabel 5.1 geeft de vijf spelers die de hoogste score behaalden voor de component balveroveringen. De twee spelers die het hoogste scoren zijn doelmannen. Dit is niet verwonderlijk aangezien elke redding of onderschepte voorzet meetelt als een balverovering. Deze balveroveringen zullen ook vaak een hoge waarde hebben omdat de EPV op het moment van een schot of een voorzet een hoge waarde zal hebben in het voordeel van de aanvallende ploeg. De derde en de vierde in de ranking zijn beide centrale verdedigers. Deze spelers halen een hoge score door een groot aantal balveroveringen uit te voeren die een hogere score dan de gemiddelde balverovering hebben. Zo waren de 22 balveroveringen van Özkaçar de meeste van alle spelers. Van Aken had minder balveroveringen (11), maar hij slaagde erin een aantal veelbelovende aanvallen af te breken waardoor zijn gemiddelde score per balverovering hoger ligt. Dat Henry de top vijf compleet maakt, is eerder verrassend omdat hij een spits is. Toch kan ook zijn score verklaard worden door zijn balveroveringen van dichtbij te bekijken. Henry lukte slechts drie balveroveringen, maar deze vonden zeer hoog op het veld plaats. Hierdoor had de EPV na deze balveroveringen een grote waarde in het voordeel van OHL (de ploeg van Henry). Zo zorgde een balverovering binnen het strafschopgebied van de tegenstander voor een toename van de EPV van 0.087 naar 0.162.

De spelers die de top vijf niet haalden, hadden ofwel onvoldoende balveroveringen ofwel te weinig belangrijke balveroveringen. Er komen geen middenvelders of vleugelspelers terug in de top vijf. Dit komt omdat hun balveroveringen meestal plaatsvinden op een positie die ver verwijderd is van beide doelen. Deze balveroveringen zullen een lage waarde krijgen bij deze methode. Zo had Vigen 16 balveroveringen, maar was de totale score van deze balveroveringen onvoldoende voor een plek in de top vijf. Dit

Speler	Ploeg	Positie	Score
R. Romo	OH Leuven	Doelman	0.677
L. Bostyn	Zulte Waregem	Doelman	0.390
C. Özkaçar	OH Leuven	Centrale Verdediger	0.353
J. Van Aken	Zulte Waregem	Centrale Verdediger	0.322
T. Henry	OH Leuven	Spits	0.193

TABEL 5.1: De vijf spelers die het best presteren voor de component balveroveringen.

Speler	Ploeg	Positie	Score
B. Bese	OH Leuven	Linkermiddenvelder	0.285
P. Ngawa	OH Leuven	Centrale Verdediger	0.125
D. Hubert	Zulte Waregem	Verdedigende Middenvelder	0.058

TABEL 5.2: De drie spelers die het best presteren voor de component druk op de balbezitter.

illustreert dat deze methode er goed in slaagt om het belang van de balveroveringen in rekening te brengen bij het bepalen van de finale score voor deze component.

5.5.2 Component 2: Druk op de balbezitter

De drie spelers die het best scoren voor deze component worden weergegeven in Tabel 5.2. Bese is de linkermiddenvelder van OH Leuven. Hij heeft tijdens meer dan 150 acties een score toegewezen gekregen. De meeste van deze scores lagen dicht bij 0, maar uit de scores blijkt ook dat Bese er regelmatig in geslaagd is om de speler aan de bal te dwingen tot een slechte actie. Zo zijn zijn meest positieve scores afkomstig van momenten waarop hij zijn tegenstander dwingt tot een slechte voorzet. Ngawa en Hubert, een centrale verdediger en een verdedigende middenvelder, danken hun scoren aan hun consistentie. Door hun verdedigende rol zijn ze bij minder acties betrokken dan meer vooruitgeschoven spelers, maar wanneer ze druk zetten op de balbezitter slagen ze er meestal in om de tegenstander te dwingen tot een actie die de EPV in het voordeel van de verdedigende ploeg doet veranderen. Bovendien hebben beide spelers hun tegenstander nooit een actie laten maken die de kans op scoren van de aanvallende ploeg drastisch liet toenemen.

Tabel 5.3 bevat de drie spelers met de laagste score voor druk op de balbezitter. De slechte score van Sørmo is grotendeels te wijten aan de strafschopfout die hij maakte tijdens deze wedstrijd. Zonder deze fout zou hij met zijn score tot de beste helft van de spelers behoren. Mercier en Dompé zijn de linkervleugelaanvallers van beide ploegen. Deze spelers kiezen tijdens de opbouw van het andere team positie tussen een aantal tegenstanders om passlijnen af te schermen. Hierdoor zullen ze verantwoordelijk worden gehouden voor het verdedigen van meerdere tegenstanders. Dit heeft als gevolg dat ze een score zullen krijgen bij een groot aantal acties in de opbouw van de tegenstanders. Aangezien de meeste acties tijdens de eerste fase van

Speler	Ploeg	Positie	Score
B. Sørmo	Zulte Waregem	Rechtsachter	-0.793
X. Mercier	OH Leuven	Linkervleugelaanvaller	-0.762
J. Dompé	Zulte Waregem	Linkervleugelaanvaller	-0.574

TABEL 5.3: De drie spelers die het slechtst presteren voor de component druk op de balbezitter.

een opbouw succesvol zijn, is het merendeel van de scores die Mercier en Dompé halen negatief, al zijn de absolute waarden klein. De som van de vele, overwegend negatieve scores zorgt voor de slechte score van Mercier en Dompé.

Het valt ook op dat de scores van beide doelmannen heel dicht bij 0 liggen. Bostyn behaalt een score van -0.008, terwijl de score van Romo exact gelijk is aan 0. Dit komt overeen met de intuïtie, want doelmannen worden niet verwacht om druk te zetten op spelers aan de bal, ze moeten enkel hun doel verdedigen. Al deze resultaten maken duidelijk dat deze methode erin slaagt om een genuanceerd beeld te geven van hoe goed een speler druk heeft gezet op de speler in balbezit tijdens een wedstrijd.

5.5.3 Model voor de kans op een pass

Deze subsectie bespreekt de resultaten van het model dat de kans op een pass voorspelt. Eerst wordt de performantie van de getrainde modellen vergeleken met dat van een baseline-model om de kwaliteit van deze modellen beter in te kunnen schatten. Daarna worden twee situaties bestudeerd om de werking van de modellen manueel te valideren.

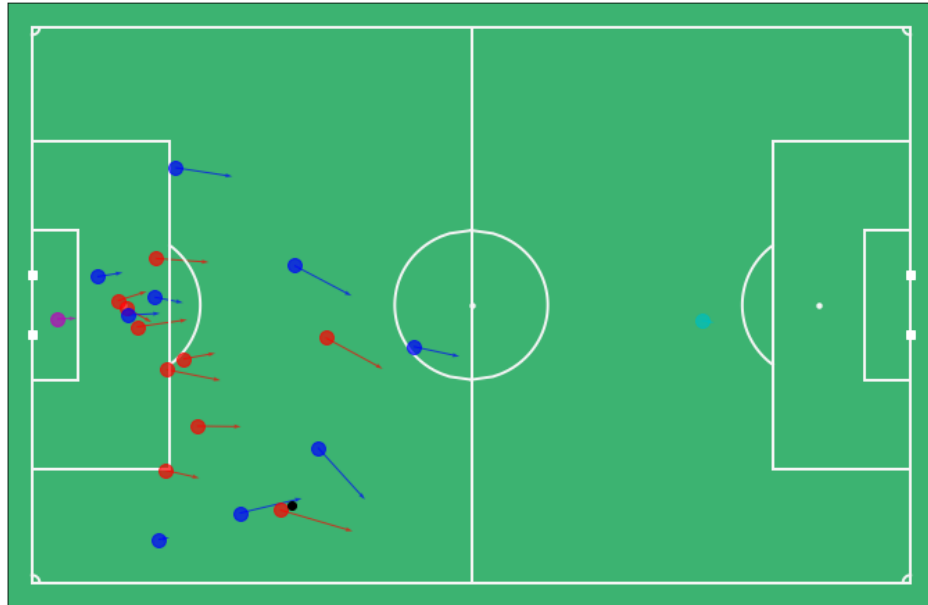
Als baseline-model wordt een model gebruikt dat voor ieder beslissingsmoment de gemiddelde kans op een pass als voorspelling geeft. In de 320 wedstrijden aan training data wordt er op 65.4 % van de beslissingsmomenten voor een pass gekozen. Het baseline-model zal dus ongeacht de situatie een kans op een pass van 65.4 % voorspellen. Omdat het getrainde model bestaat uit aparte modellen voor de thuis- en de uitploeg, moet voor ieder beslissingsmoment het juiste model gekozen worden op basis van de speler in balbezit. Vervolgens voorspelt dit model de kans op een pass op basis van de spelsituatie op het beslissingsmoment.

Tabel 5.4 geeft het verlies van het baseline-model en het eigen model op de testset van 40 wedstrijden. Dit verlies is de gemiddelde binaire kruisentropie van de voorspellingen bij alle beslissingsmomenten. Uit de tabel blijkt dat het getrainde model erin slaagt beter te presteren dan de baseline. Het verlies is echter nog vrij groot, wat betekent dat het model niet in staat is om zeer nauwkeurig de kans op een pass te voorspellen. Verder veralgemenen de modellen goed naar nieuwe wedstrijden. Het verlies van het getrainde model op de testset is met een waarde van 0.610 nagenoeg gelijk aan het verlies op de validatieset, dat 0.611 bedraagt.

Om het model manueel te valideren worden de beslissingsmomenten met de kleinste en de grootste kans op een pass uit de wedstrijd tussen OH Leuven en Zulte

	Baseline	Eigen Model
Verlies op testset	0.650	0.610

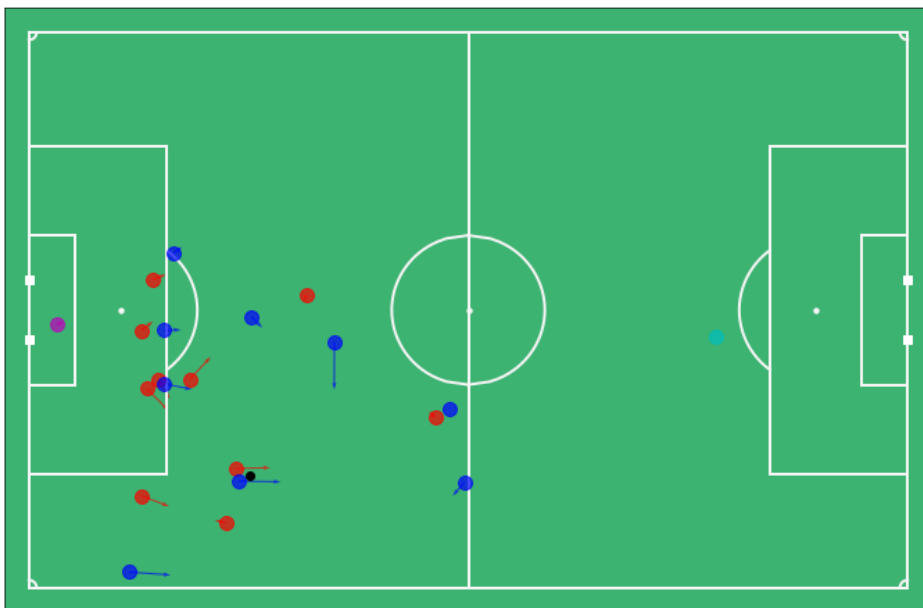
TABEL 5.4: Het verlies van de baseline en het eigen model op de testset.



FIGUUR 5.4: De situatie met de kleinste kans op een pass.

Waregem bestudeerd. Figuur 5.4 toont de situatie waarvoor de kans dat de speler in balbezit voor een pass kiest het kleinste is. Naast de posities van de spelers zijn ook de snelheden van de spelers afgebeeld om meer inzicht in de situatie te verkrijgen. De thuisploeg (rood) heeft net de bal veroverd na een mislukte voorzet van de uitploeg (blauw). De speler aan de bal beweegt zich met grote snelheid richting het doel van de tegenstander. Er is veel ruimte voor deze speler om in te lopen. De meeste van zijn ploeggenoten bevinden zich achter de bal en zijn geen interessante aanspeelpunten. Enkel de spits bevindt zich voor de bal, maar er is geen open passlijn naar deze speler. Het is niet de verwachting dat de speler in balbezit een pass zal geven in deze situatie, dus maakt het model een realistische voorspelling door aan deze situatie de kleinste kans op een pass toe te kennen. In werkelijkheid heeft de speler aan de bal in deze situatie ook niet voor een pass gekozen, maar voor een dribbel.

Figuur 5.5 toont de situatie op het beslissingsmoment waarvoor de kans op een pass het grootst is. De uitploeg (blauw) is net in balbezit gekomen. De speler aan de bal is naar zijn eigen doel gericht en wordt onder druk gezet door een tegenstander. Een ploeggenoot centraler op het veld maakt een loopactie om vrij te komen in steun van de speler in balbezit. Het is te verwachten dat de speler in balbezit voor een pass zal kiezen. De beslissing van het model om aan deze situatie de grootste kans op een pass toe te wijzen komt dus opnieuw overeen met de intuïtie. In werkelijkheid



FIGUUR 5.5: De situatie met de grootste kans op een pass.

is er een pass gegeven naar de speler die de loopactie maakt.

5.5.4 Model voor de ontvanger van de pass

Deze subsectie handelt over de resultaten van het model dat de ontvanger van een pass voorspelt. Eerst zal het getrainde model opnieuw vergeleken worden met een baseline-model. Daarna wordt de werking van het model toegelicht aan de hand van een illustratie.

Het baseline-model kent aan iedere speler die niet in balbezit is dezelfde kans toe om de ontvanger van de pass te zijn. Dit is een zeer naïeve baseline. Tabel 5.5 geeft het verlies van het baseline-model en het eigen model op de testset van 40 wedstrijden. Dit verlies is de gemiddelde binaire kruisentropie van de voorspellingen voor elke speler bij alle beslissingsmomenten. Uit de tabel blijkt dat het getrainde model erin slaagt beter te presteren dan de baseline. Bovendien veralgemeent het getrainde model opnieuw goed naar nieuwe wedstrijden. Het verlies van het model op de validatieset bedraagt 0.171, dus is het verschil met het verlies op de testset miniem.

Het getrainde model kent in 13.6% van de situaties de grootste kans om de pass te ontvangen toe aan de speler die de bal daadwerkelijk zal ontvangen. In 34.3% en 50.7% van de gevallen zal de speler die de bal ontvangt in respectievelijk de top drie of top vijf van spelers met de grootste kans zitten. Deze resultaten zijn beter dan wanneer de ontvanger willekeurig gekozen wordt uit alle spelers op het veld. Toch zijn de behaalde resultaten veel minder goed dan de resultaten van Dauxais en Gautrais, 2018. Hun methode slaagt erin de correcte ontvanger te voorspellen voor 84.1% van de passen. Een eerste reden hiervoor is dat het getrainde model de

	Baseline	Eigen Model
Verlies op testset	0.183	0.172

TABEL 5.5: Het verlies van de baseline en het eigen model op de testset.

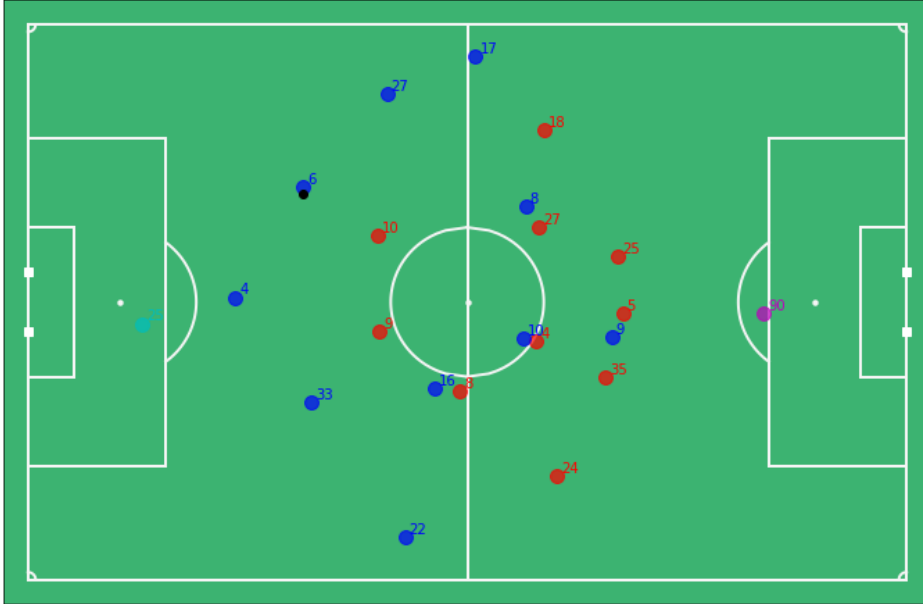
ontvanger van de pass voorspelt op het beslissingsmoment en niet op het moment van de pass, zoals aangegeven in sectie model ontvanger.

Daarnaast spelen bij het bepalen van de kans dat een speler de pass zal ontvangen alleen de eigenschappen van deze speler en de speler in balbezit een rol. Dit is het gevolg van de structuur van de gebruikte grafen, waarbij iedere knoop alleen met de knoop van de speler in balbezit verbonden is. Dauxais en Gautrais, 2018 maken wel gebruik van de locaties van andere spelers bij het bepalen van de kans dat een speler de pass zal ontvangen. Zoals aangegeven in sectie model ontvanger biedt een volledig verbonden grafe geen oplossing aangezien elke speler dan dezelfde kans toegewezen zal krijgen. Om toch de eigenschappen van andere spelers te gebruiken zou voor iedere speler een aparte grafe opgesteld moeten worden waarbij een deel van de knopen weggelaten worden. Zo zouden voor iedere aanvaller enkel de knopen van deze aanvaller, de balbezitter en de verdedigers overgehouden kunnen worden. Vervolgens zou er een voorspelling op het niveau van de grafe gemaakt kunnen worden die aangeeft hoe waarschijnlijk de aanvaller in kwestie een pass zal ontvangen.

De werking van het model wordt geïllustreerd aan de hand van Figuur 5.6 en Tabel 5.6. Tabel 5.6 geeft voor iedere speler in de spelsituatie afgebeeld door Figuur 5.6 de kans dat deze speler de pass zal ontvangen, indien er daadwerkelijk voor een pass gekozen wordt. Uit de tabel blijkt dat de ploeggenoten van de balbezitter een veel grotere kans hebben om de pass te ontvangen dan de tegenstanders. Dit is logisch want er zijn meer succesvolle dan mislukte passen. Binnen de ploegen zijn de verschillen in de kansen beperkt. Hieruit blijkt dat het zonder de context van de andere spelers op het veld moeilijk is om onderscheid te maken tussen waarschijnlijke en minder waarschijnlijke ontvangers binnen dezelfde ploeg. Het model duidt de nummer 17 van het blauwe team aan als de meest waarschijnlijke ontvanger. Dit is geen slechte keuze aangezien deze speler goed te bereiken is en hoger op het veld staat dan de balbezitter. Buiten de doelman zijn de nummer 9 en 10 van de blauwe ploeg de ploeggenoten van de balbezitter met de kleinste kans om de pass te ontvangen. Op basis van de figuur zijn dit ook de ploeggenoten die het moeilijkst te bereiken zijn met een pass.

5.5.5 Component 3: Verdedigend positiespel

Tabel 5.7 toont de drie spelers die het best scoren voor deze component. Bese, Mercier en De Norre zijn allen vleugelspelers van OH Leuven. Omdat de xT van de zones op de flank lager is dan de xT van de centrale zones, zullen de spelers die zij verdedigen vaak een lagere xT hebben dan de speler aan de bal. Hierdoor zal de waarde van de aanvaller meestal negatief zijn en zullen Bese, Mercier en De Norre positieve beoordelingen krijgen.



FIGUUR 5.6: De situatie waarvoor de ontvanger van de pass voorspeld moet worden.

Uitploeg		Thuisploeg	
Nummer Speler	Kans op Ontvanger	Nummer Speler	Kans op Ontvanger
24	0.027	17	0.128
18	0.025	27	0.104
35	0.022	22	0.100
25	0.021	4	0.086
27	0.019	8	0.083
5	0.019	33	0.078
4	0.017	16	0.073
8	0.016	10	0.060
10	0.012	9	0.056
90	0.011	25	0.033
9	0.010		

TABEL 5.6: De kans dat iedere speler de pass zal ontvangen.

Speler	Ploeg	Positie	Score
B. Bese	OH Leuven	Linkermiddenvelder	0.327
X. Mercier	OH Leuven	Linkervleugelaanvaller	0.311
C. De Norre	OH Leuven	Rechtermiddenvelder	0.058

TABEL 5.7: De drie spelers die het best presteren voor de component verdedigend positiespel.

Speler	Ploeg	Positie	Score
R. Romo	OH Leuven	Doelman	-0.005
L. Bostyn	Zulte Waregem	Doelman	-0.004
L. De Bock	Zulte Waregem	Linksachter	0.018
C. Özkaçar	OH Leuven	Centrale Verdediger	0.024
C. Humphreys	Zulte Waregem	Centrale Verdediger	0.058

TABEL 5.8: De vijf spelers die het slechtst presteren voor de component verdedigend positiespel.

De vijf spelers die het slechtst scoren op verdedigend positiespel worden weergegeven in Tabel 5.8. De doelmannen van beide teams, Romo en Bostyn, behalen de laagste score. Ze zullen zelden een speler toegewezen krijgen om te verdedigen, maar deze aanvallers zullen zich wel steeds dicht bij het doel bevinden. Daardoor zullen de aanvallers een hoge xT hebben. Dit leidt tot een negatieve beoordeling voor de doelmannen, al is de absolute waarde zeer klein. De Bock, Özkaçar en Humphreys zijn allen centrale verdedigers. De aanvallers die zij verdedigen zullen zich in het algemeen dicht bij het doel bevinden dan de speler aan de bal en zullen dus ook een hogere xT hebben. Door ervoor te zorgen dat deze aanvallers moeilijk aanspeelbaar zijn, slagen deze spelers er toch in een positieve beoordeling te halen over de hele wedstrijd.

5.6 Conclusie

De verdedigende prestaties van een speler worden beoordeeld met een metriek die opgebouwd is uit drie componenten: balveroveringen, druk op balbezitter en verdedigend positiespel. Uit de resultaten bij de verdedigende metriek blijkt dat de beste en slechtste presteerders verschillend zijn bij iedere component. De score van een speler voor een bepaalde component zal deels afhangen van de positie van deze speler. Door met drie componenten te werken is de totale score voor de verdedigende metriek makkelijker te interpreteren en kan er een genuanceerd beeld gegeven worden van de verdedigende prestatie van een speler.

Hoofdstuk 6

Het meten van verdedigende chemie

Dit hoofdstuk gaat over verdedigende chemie tussen spelers. Zoals aangegeven in de literatuurstudie is de chemie tussen spelers een maat die aangeeft hoe goed deze spelers bij elkaar passen. In de eerste sectie van dit hoofdstuk wordt uitgelegd hoe de verdedigende chemie tussen spelers gemeten kan worden. De tweede sectie bespreekt hoe een model opgesteld kan worden dat de verdedigende chemie voorspelt tussen spelers die zelden of nooit samengespeeld hebben. De derde sectie bevat de resultaten van dit model.

6.1 Het meten van verdedigende chemie tussen spelers

Chemie kan niet rechtstreeks gemeten worden, maar wordt wel weerspiegeld in de prestaties van de betrokken spelers. Er wordt aangenomen dat spelers met een goede onderlinge chemie een positieve invloed zullen hebben op elkaars prestatie, terwijl een slechte chemie voor een negatieve invloed zal zorgen. Onder deze aanname kan de verdedigende chemie tussen spelers op de volgende manier gemeten worden. Eerst wordt voor iedere speler de gemiddelde score per 90 minuten berekend voor iedere component van de verdedigende metriek uit Hoofdstuk 5. De scores van de aparte componenten worden daarna opgeteld om voor iedere speler een totale score te verkrijgen die uitdrukt hoe goed deze speler verdedigt. Door de totale scores van een groep spelers op te tellen wordt de verwachte gezamenlijke score van deze spelers bekomen.

Om te bepalen hoe goed een groep spelers presteert wanneer ze samenspelen, wordt voor ieder van deze spelers opnieuw een totale verdedigende score berekend, maar nu worden enkel de prestaties in rekening gebracht wanneer alle spelers samen op het veld staan. Wanneer deze totale scores opgeteld worden, wordt de werkelijke gezamenlijke score van deze groep verkregen. Het verschil tussen de werkelijke en de verwachte gezamenlijke score van een groep spelers is een maat voor de verdedigende chemie tussen deze spelers. Een positief verschil duidt op goede chemie, een negatief verschil op slechte. Hoe groter de absolute waarde van het verschil, hoe sterker de

chemie is. Deze methode zal het beste werken om de chemie tussen paren van spelers te bepalen. Het aantal minuten waarin een groep spelers samen op het veld staat zal immers kleiner worden naarmate het aantal spelers in de groep groter wordt. De steekproefgrootte kan dan te klein worden om een betrouwbaar beeld te geven van de verdedigende chemie tussen de spelers.

6.2 Het opstellen van een model voor de verdedigende chemie

Deze sectie bespreekt het opstellen van een model dat de verdedigende chemie voorspelt tussen spelers die nog maar zelden of nooit samengespeeld hebben. De focus van dit model ligt op de chemie tussen paren van spelers, maar de gebruikte methode kan makkelijk uitgebreid worden naar grotere groepen van spelers. Voor dit model zal er opnieuw gebruik gemaakt worden van Graph Neural Networks. In de eerste subsectie wordt uitgelegd hoe een paar van spelers voorgesteld kan worden als een grafe. De tweede subsectie bespreekt het ontwerpen en het trainen van het model.

6.2.1 Het voorstellen van een paar spelers als een grafe

Bij het voorstellen van een paar spelers als een grafe worden beide spelers gerepresenteerd door een knoop en is er een lijn tussen de twee knopen. Elke knoop heeft tien eigenschappen die hieronder opgelijst worden. De scores voor de componenten van de verdedigende metriek worden bepaald zoals beschreven in Hoofdstuk 5. Alle andere eigenschappen zijn afkomstig van de Transfermarkt website.¹ De gegevens worden verkregen door middel van een implementatie die gebaseerd is op een publiek beschikbare bibliotheek.²

Leeftijd

De leeftijd van de speler in jaren.

Lengte

De lengte van de speler in meter.

Favoriete voet

De waarde van deze eigenschap is 0 voor linksvoetige en 1 voor rechtsvoetige spelers.

Positie

De positie van de speler wordt aangegeven met behulp van vier vlaggen. Er zal steeds één van deze vlaggen een waarde van 1 hebben, de andere vlaggen zijn 0. De eerste vlag is 1 bij doelmannen, de tweede bij verdedigers, de derde bij middenvelders en de laatste bij aanvallers.

¹<https://www.transfermarkt.com/>

²https://github.com/FCrSTATS/tyrone_mings

Scores voor de componenten van de verdedigende metriek

De scores van de speler voor de drie componenten van de verdedigende metriek worden geschaald zodat ze de gemiddelde score per 90 minuten geven.

6.2.2 Het ontwerpen en het trainen van het model

Het ontwerp van het model is zeer gelijkaardig aan dat van het model uit Sectie 4.3, weergegeven in Figuur 4.2. Het enige verschil is dat het aantal invoerkanalen van de eerste laag gelijk zal zijn aan tien omdat dit het aantal eigenschappen van elke knoop is.

De data van het seizoen 2020/2021 van de Jupiler Pro League is gebruikt voor dit model. Voor elk paar van spelers dat minstens 180 minuten samen op het veld heeft gestaan, wordt er een grafe aangemaakt. Het label van deze grafe is de werkelijke gezamenlijke score van de spelers, zoals beschreven in Sectie 6.1. Tijdens het seizoen 2020/2021 bestond de competitie van de Jupiler Pro League uit achttien ploegen. De spelersparen van veertien van deze ploegen doen dienst als trainingsset. De validatie- en testset bestaan ieder uit de spelersparen van twee van de vier overgebleven ploegen. Hierdoor is er geen overlap van spelers tussen de verschillende datasets. In totaal zijn er 3433 spelersparen die voldoende minuten samen hebben gespeeld. De trainingsset bevat 2541 van deze paren, de validatieset 469 en de testset 423. De dataset is aanzienlijk kleiner dan de dataset die gebruikt is in Bransen en Van Haaren, 2020.

Om de beperkte hoeveelheid data optimaal te benutten is er een batch-grootte van 1 gebruikt. De learning rate is opnieuw gelijk aan 0.0001. Bovendien worden er 200 iteraties uitgevoerd voor dit model en wordt het model na elke tien iteraties opgeslagen. Het finale model wordt uiteindelijk geselecteerd uit de opgeslagen modellen op basis van het verlies op de validatieset. Hier wordt de gemiddelde kwadratische fout gebruikt als verliesfunctie. De uitvoer van het model is hier namelijk geen kans tussen 0 en 1, maar kan alle gehele waarden aannemen.

6.3 Resultaten

Deze sectie bespreekt de resultaten van de verdedigende chemie. Eerst wordt er een baseline-model opgesteld om het getrainde model mee te vergelijken. Daarna wordt de methode voor het meten van de verdedigende chemie geïllustreerd door het toe te passen op de testset.

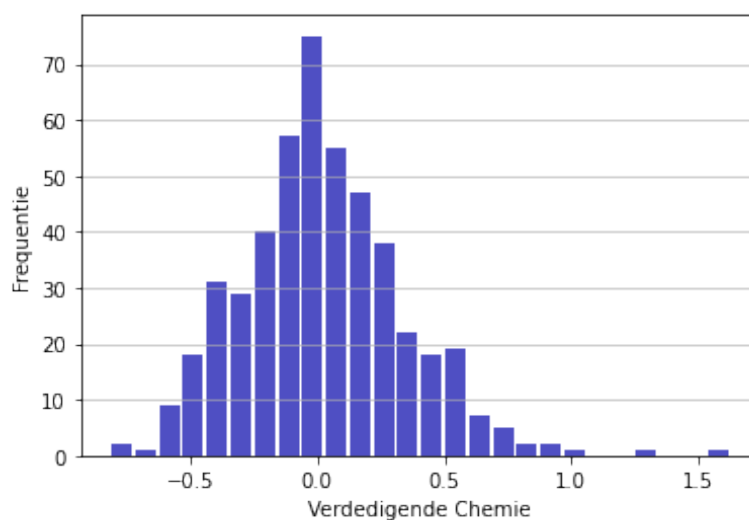
Het baseline-model zal steeds de verwachte gezamenlijke score gebruiken als voorspelling voor de werkelijke gezamenlijke score. Het houdt dus geen rekening met de effecten van chemie. Tabel 6.1 geeft de gemiddelde kwadratische fout van het baseline-model en het eigen model op de testset. Hieruit blijkt dat het eigen model beter presteert dan de baseline. Ondanks de beperkte hoeveelheid data en de relatief eenvoudige representatie van de spelers slaagt het model er dus in om verbanden met betrekking tot verdedigende chemie te leren.

Figuur 6.1 toont de verdeling van de waarden van de verdedigende chemie voor de spelersparen uit de testset. De meeste waarden liggen dicht bij 0 en er zijn een

	Baseline	Eigen Model
Verlies op testset	0.042	0.036

TABEL 6.1: Het verlies van de baseline en het eigen model op de testset.

aantal uitschieters. De gemiddelde waarde is gelijk aan 0.022. Omdat de chemie de afwijking is van de gezamenlijke score ten opzichte van de verwachte gezamenlijke score, zou een gemiddelde van 0 verwacht worden. De lichte afwijking is te verklaren doordat enkel de paren met meer dan 180 gezamenlijke minuten beschouwd worden. Colidio en Hashioka van Sint-Truiden vormen het paar met de beste verdedigende chemie. Ze speelden 245 minuten samen en hun chemie heeft een waarde van 1.62. Dit wil zeggen dat hun gezamenlijke score per 90 minuten 1.62 hoger ligt dan hun verwachte gezamenlijke score. Nazon en Durkin zijn dan weer het paar met de slechtste verdedigende chemie. Op basis van de 440 minuten waarin ze samen op het veld stonden, was hun chemie gelijk aan -0.82.



FIGUUR 6.1: De verdeling van de verdedigende chemie tussen de spelersparen uit de testset.

6.4 Conclusie

De chemie tussen spelers is een maat die aangeeft hoe goed deze spelers bij elkaar passen. De verdedigende chemie van een groep spelers wordt bepaald door de prestaties van deze spelers wanneer ze samenspelen te vergelijken met hun gemiddelde prestaties. Met behulp van Graph Neural Networks wordt er een model opgesteld dat de verdedigende chemie voorspeld tussen spelers die nog maar zelden of nooit samengespeeld hebben. Dit model presteert beter bij het voorspellen van de gezamenlijke prestatie van twee spelers dan een model dat geen rekening houdt met chemie.

Hoofdstuk 7

Conclusie

Dit laatste hoofdstuk bevat de conclusie van deze masterproef. De eerste sectie geeft een overzicht van deze masterproef. De tweede sectie geeft een aantal voorstellen voor toekomstig werk.

7.1 Overzicht van deze masterproef

De bestaande technieken binnen voetbalanalyse zijn niet in staat om het verdedigende gedeelte van voetbal te analyseren in al zijn facetten. Daarnaast is er een gebrek aan technieken die rekening houden met de relaties tussen spelers. Daarom wordt er in deze masterproef een metriek opgesteld die de verdedigende prestaties van spelers beoordeelt en daarbij rekening houdt met verschillende aspecten van het verdedigen. Ook wordt er een methode ontworpen om de invloed van spelers op elkaars verdedigende prestaties te meten.

Er moet een waarde toegewezen kunnen worden aan individuele acties om de verdedigende prestatie van een speler te kunnen beoordelen. Hiervoor wordt er met behulp van Graph Neural Networks een EPV-model opgesteld dat de verwachte uitkomst van iedere spelsituatie voorspelt. Dit EPV-model bestaat uit twee afzonderlijke modellen die de kans op een doelpunt voor de thuis- en uitploeg voorspellen. De EPV-waarde van een spelsituatie wordt verkregen door deze kansen van elkaar af te trekken. Het getrainde model slaagt erin om beter te presteren dan een model dat enkel gebruik maakt van de locatie van de bal. Bovendien blijkt aan de hand van een voorbeeld dat de EPV-waarden een logisch verloop hebben tijdens een aanval.

De verdedigende prestaties van een speler worden beoordeeld met een metriek die opgebouwd is uit drie componenten: balveroveringen, druk op balbezitter en verdedigend positiespel. Elk van deze componenten dekt een aspect van het verdedigen in voetbal. De score van een speler bij balveroveringen is gelijk aan de som van de waarden van alle balveroveringen van deze speler. Bij de component druk op de balbezitter wordt er geëvalueerd hoe goed het een verdediger lukt om de speler aan de bal te verdedigen. Hiervoor moet er eerst een methode uitgewerkt worden om op elk moment te bepalen welke spelers verantwoordelijk zijn voor het verdedigen van

de speler in balbezit. Deze verdedigers zullen vervolgens een beoordeling toegewezen krijgen die afhankelijk is van de waarde van de actie die de speler in balbezit uitvoert.

Verdedigend positiespel heeft betrekking op de positie die een speler inneemt tijdens het verdedigen wanneer de bal niet in de buurt is. De verdedigers moeten vermijden dat een aanvaller de bal in een gevaarlijke positie kan ontvangen. Om dit te kunnen beoordelen worden er modellen opgesteld voor de kans op een pass en voor de kans dat iedere speler de bal zal ontvangen. Deze modellen presteren beter dan eenvoudige baseline-modellen, maar slagen er niet in om een nauwkeurige voorspelling van de verschillende kansen te geven. Iedere aanvaller krijgt op basis van deze kansen en zijn positie een waarde toegewezen die opnieuw verdeeld wordt over de spelers die deze aanvaller moeten verdedigen.

Uit de resultaten bij de verdedigende metriek blijkt dat de beste en slechtste presteerders verschillend zijn bij iedere component. De score van een speler voor een bepaalde component zal deels afhangen van de positie van deze speler. Met de drie componenten kan er een genuanceerd beeld gegeven worden van de verdedigende prestatie van een speler.

De chemie tussen spelers kan gemeten worden door het verschil te nemen tussen de verdedigende prestaties van de spelers wanneer ze samen op het veld staan en hun gemiddelde verdedigende prestaties. Daarnaast is er een model opgesteld met Graph Neural Networks om de chemie tussen spelers te voorspellen die nog niet veel samengespeeld hebben. Ondanks de beperkte hoeveelheid data en de relatief eenvoudige voorstelling van de spelers slaagt het model erin om verbanden met betrekking tot chemie te leren en presteert het beter dan een model dat geen rekening houdt met de mogelijke invloed van chemie.

7.2 Toekomstig werk

Er zijn verschillende mogelijkheden om verder te bouwen op deze masterproef. Zo kunnen er bij het EPV-model extra eigenschappen toegevoegd worden aan de knopen van de grafen. Onder meer de hoogte van de bal kan waardevolle informatie bieden over de spelsituatie. Daarnaast kan de structuur van de lijnen in de grafen aangepast worden om de relaties tussen de spelers op het veld beter voor te stellen. Nu worden de knopen van de spelers van dezelfde ploeg verbonden met een lijn. Een knoop van een speler krijgt echter geen informatie van de knopen van de tegenstanders die zich dicht bij deze speler bevinden. Dit kan bijvoorbeeld gedaan worden door de knopen van spelers enkel te verbinden met een lijn indien de spelers zich voldoende dicht bij elkaar bevinden.

Bij het beoordelen van het verdedigend positiespel zijn er eveneens een aantal mogelijkheden voor toekomstig werk. Zo kan ook hier de structuur van de lijnen in de grafen aangepast worden om beter te kunnen modelleren welke spelers elkaar beïnvloeden tijdens een bepaalde spelsituatie. Dit kan zorgen voor nauwkeurigere voorspellingen bij de modellen voor de kans op een pass en de ontvanger van de pass. Verder kunnen de methoden uit Anzer en Bauer (2022) geïmplementeerd worden om het doelwit van de pass beter te kunnen inschatten. De dreiging van een aanvaller

kan ook nauwkeuriger bepaald worden door de posities van de spelers te voorspellen op het moment dat de aanvaller de bal krijgt. Deze methode wordt toegepast in Stöckl e.a. (2021).

Ten slotte kan het model van de verdedigende chemie aangepast worden door een meer uitgebreide voorstelling van spelers te gebruiken of door het model te veralgemenen naar grotere groepen van spelers. Een aantal eigenschappen uit Bransen en Van Haaren (2020) zoals scores voor spelersrollen of de topsnelheid zouden toegevoegd kunnen worden aan de voorstelling van een speler.

Bibliografie

- Anzer, Gabriel en Pascal Bauer (2022). „Expected passes”. In: *Data Mining and Knowledge Discovery*, p. 1–23.
- Anzer, Gabriel e.a. (2022). „Detection of tactical patterns using semi-supervised graph neural networks”. In.
- Beal, Ryan e.a. (2020). „Learning the value of teamwork to form efficient teams”. In: *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Deel 34. 05, p. 7063–7070.
- Bialik, Carl (2014). *The People Tracking Every Touch, Pass And Tackle in the World Cup*. <https://fivethirtyeight.com/features/the-people-tracking-every-touch-pass-and-tackle-in-the-world-cup/>.
- Bialkowski, Alina e.a. (2014). „Large-scale analysis of soccer matches using spatio-temporal tracking data”. In: *2014 IEEE international conference on data mining*. IEEE, p. 725–730.
- Bialkowski, Alina e.a. (2016). „Discovering team structures in soccer from spatiotemporal data”. In: *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 28.10, p. 2596–2605.
- Bransen, Lotte en Jan Van Haaren (2020). „Player Chemistry: Striving for a Perfectly Balanced Soccer Team”. In: *Proceedings of the 14th MIT Sloan Sports Analytics Conference*. MIT Sloan Sports Analytics Conference.
- Campos, Juan Camilo (2021). „Determining the phases of play using Graph Neural Network Embeddings”. In.
- Cervone, Daniel e.a. (2014). „Pointwise: Predicting points and valuing decisions in real time with nba optical tracking data”. In: *Proceedings of the 8th MIT Sloan Sports Analytics Conference, Boston, MA, USA*. Deel 28, p. 3.
- Cervone, Daniel e.a. (2016). „A multiresolution stochastic process model for predicting basketball possession outcomes”. In: *Journal of the American Statistical Association* 111.514, p. 585–599.
- Dauxais, Yann en Clément Gautrais (2018). „Predicting pass receiver in football using distance based features”. In: *International Workshop on Machine Learning and Data Mining for Sports Analytics*. Springer, p. 145–151.
- Decroos, Tom e.a. (2019). „Actions speak louder than goals: Valuing player actions in soccer”. In: *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining*, p. 1851–1861.

- Decroos, Tom e.a. (2020). „Valuing on-the-ball actions in soccer: a critical comparison of XT and VAEP”. In: *Proceedings of the AAAI-20 Workshop on Artificial Intelligence in Team Sports*. AI in Team Sports Organising Committee, p. 1–8.
- Fernández, Javier, Luke Bornn en Daniel Cervone (2019). „Decomposing the immeasurable sport: A deep learning expected possession value framework for soccer”. In: *Proceedings of the 13th MIT Sloan Sports Analytics Conference*.
- (2021). „A framework for the fine-grained evaluation of the instantaneous expected value of soccer possessions”. In: *Machine Learning* 110.6, p. 1389–1427.
- Fey, Matthias en Jan E. Lenssen (2019). „Fast Graph Representation Learning with PyTorch Geometric”. In: *ICLR Workshop on Representation Learning on Graphs and Manifolds*.
- FIFA (2021). *Electronic Performance & Tracking Systems*. <https://www.fifa.com/technical/football-technology/standards/epts/epts-1>.
- Forcher, Leander e.a. (2022). „The use of player tracking data to analyze defensive play in professional soccer-A scoping review”. In: *International Journal of Sports Science & Coaching*, p. 17479541221075734.
- Kingma, Diederik P en Jimmy Ba (2014). „Adam: A method for stochastic optimization”. In: *arXiv preprint arXiv:1412.6980*.
- Kipf, Thomas N en Max Welling (2016). „Semi-supervised classification with graph convolutional networks”. In: *arXiv preprint arXiv:1609.02907*.
- Kothari, Aditya (2021). *Physics Based Quantification of Defensive Roles and Contributions Using Tracking Data*. <https://vimeo.com/533973203>.
- Le, Hoang M e.a. (2017). „Data-driven ghosting using deep imitation learning”. In: Leskovec, Jure (2021). *CS224W: Machine Learning with Graphs*. <http://web.stanford.edu/class/cs224w/>.
- Lewis, Michael (2004). *Moneyball: The art of winning an unfair game*. WW Norton & Company.
- Li, Liam e.a. (2020). „A system for massively parallel hyperparameter tuning”. In: *Proceedings of Machine Learning and Systems* 2, p. 230–246.
- Liaw, Richard e.a. (2018). „Tune: A Research Platform for Distributed Model Selection and Training”. In: *arXiv preprint arXiv:1807.05118*.
- Marland, Daniel (2020). *The 50 Greatest Defenders Of All Time Have Been Named And Ranked By Fans*. <https://www.sportbible.com/football/news-top-10s-the-50-greatest-defenders-of-all-time-have-been-ranked-by-fans-20201224>.
- McKinley, Eliot (2018). *THE ART OF A FREE KICK AND HOW TO GIOVINCO*. <https://www.americansocceranalysis.com/home/2018/4/3/the-art-of-a-free-kick-and-how-to-giovinco>.
- Menzli, Amal (2021). *Graph Neural Networks: Libraries, Tools, and Learning Resources*. <https://neptune.ai/blog/graph-neural-networks-libraries-tools-learning-resources>.
- Merhej, Charbel e.a. (2021). „What Happened Next? Using Deep Learning to Value Defensive Actions in Football Event-Data”. In: *Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, p. 3394–3403.

- Muller, John (2021). *Introducing the no-touch All-Stars*. <https://theathletic.com/3028824/2021/12/22/introducing-the-no-touch-all-stars/>.
- Power, Paul (2021). *Using Graph Convolutional Networks To Model Soccer*. https://www.youtube.com/watch?v=d5NBm4CFygo&ab_channel=FriendsofTracking.
- Seidl, Thomas e.a. (2018). „Bhostgusters: Realtime interactive play sketching with synthesized nba defenses”. In: *Proceeding of the 12th MIT Sloan Sports Analytics Conference, Boston, MA*. Boston: MIT.
- Shaw, Laurie en Mark Glickman (2019). „Dynamic analysis of team strategy in professional football”. In: *Barça Sports Analytics Summit* 13.
- Singh, Karun (2019). *Introducing Expected Threat (xT)*. <https://karun.in/blog/expected-threat.html>.
- Spearman, William (2018). „Beyond expected goals”. In: *Proceedings of the 12th MIT sloan sports analytics conference*, p. 1–17.
- Stöckl, Michael e.a. (2021). „Making offensive play predictable-using a graph convolutional network to understand defensive performance in soccer”. In: *Proceedings of the 15th MIT Sloan Sports Analytics Conference*.
- Tavares, Ricardo (2017). *Why We Need Positional Data*. <https://statsbomb.com/articles/soccer/why-we-need-positional-data/>.
- (2021). *Attributing xG Allowed to individual defenders*. <https://medium.com/football-crunching/attributing-xg-allowed-to-individual-defenders-9eedea47b570>.
- Thompson, Mark (2021). *Do we know football well enough to have good defensive stats?* <https://getgoalsideanalytics.com/c/know-football-good-defensive-stats>.
- Van Haaren, Jan (2021). *Soccer Analytics 2021 Review*. <https://janvanhaaren.be/2021/12/30/soccer-analytics-review-2021.html>.