

2015•2016
FACULTEIT BEDRIJFSECONOMISCHE WETENSCHAPPEN
master in de toegepaste economische wetenschappen

Masterproef

Falingspredictie in de Belgische horecasector: een exploratieve studie
naar de impact van de 'witte kassa'

Promotor :
Prof. dr. Tensie STEIJVERS

Tim Renwa

Scriptie ingediend tot het behalen van de graad van master in de toegepaste economische wetenschappen

2015•2016
FACULTEIT BEDRIJFSECONOMISCHE
WETENSCHAPPEN
master in de toegepaste economische wetenschappen

Masterproef

Falingspredictie in de Belgische horecasector: een
exploratieve studie naar de impact van de 'witte kassa'

Promotor :
Prof. dr. Tensie STEIJVERS

Tim Renwa

Scriptie ingediend tot het behalen van de graad van master in de toegepaste economische wetenschappen

WOORD VOORAF

Deze eindverhandeling vormt het sluitstuk van mijn opleiding Toegepaste Economische Wetenschappen met als afstudeerrichting Accountancy en Financiering aan de Universiteit Hasselt. Het tot stand komen van deze masterproef met als onderwerp: Falingspredictie in de Belgische horecasector: een exploratieve studie naar de impact van de 'witte kassa' was een zeer leerrijke ervaring waarbij ik diepere inzichten verwierf in het geregistreerd kassasysteem, de Belgische horecasector en falingspredictiemodellen.

In het kader van deze eindverhandeling heb ik het genoegen gehad enkele personen te ontmoeten die elk op hun manier bijgedragen hebben tot het eindresultaat.

Een groot woord van dank gaat uit naar mijn promotor Prof. dr. T. Steijvers voor haar ondersteuning, deskundig advies en opbouwende kritiek bij de begeleiding van dit werkstuk. Zo kreeg ik altijd tijdig een antwoord op mijn vragen en was ze altijd bereid het nodige door te nemen.

Tot slot wil ik graag mijn ouders en vrienden bedanken voor hun steun en advies tijdens het schrijven van deze masterproef. Hun steun was niet te onderschatten bij het vervolledigen van deze eindverhandeling.

Tim Renwa
Mei 2016

SAMENVATTING

De kredietcrisis van 2008 was één van de meest mondiale crises in de geschiedenis. Ook België moest de gevolgen hiervan dragen en kende in 2009 een terugval van 4% in het bbp (NBB, 2011). Bijzondere aandacht ging uit naar de lagere bevolkingsklassen die door hun beperkte flexibiliteit in scholing harder getroffen werden door deze crisis. De horeca is een sector die plaats biedt voor deze bevolkingsgroep en bestaat voornamelijk uit laaggeschoolde jonge werkkrachten. Door de financiële crisis kwam ook deze sector steeds meer onder druk te staan. In 2009 besliste de Belgische regering om vanaf 1 januari 2010 een btw-verlaging van 21% naar 12% op voeding door te voeren (Fisconetplus, 2010). Dit zou de horecasector extra ademruimte moeten geven. Maar aansluitende op deze maatregel volgde nog een andere maatregel: de invoering van een geregistreerd kassasysteem (GKS). Het GKS is een kassasysteem bestaande uit 3 onderdelen: een kassasysteem, een fiscale datamodule (FDM) en een VAT Signing Card (VSC). Het doel van dit systeem is om irreguliere transacties en irreguliere werkkrachten uit de sector te weren. Het is reeds decennia gekend dat de horecasector een sector is die zich prominent op het illegale circuit bevindt (Goris, 1994; Strouven, 1996; Schreurs, 1997). De federale overheid tracht met het GKS een win-winsituatie voor beide partijen te creëren: enerzijds een verbeterd ondernemersklimaat voor de horecaondernemer, anderzijds verhoogde taxatie-inkomsten van arbeid en verkopen die zich tot op heden op het illegale circuit bevonden. 6 jaar later werd het systeem uiteindelijk doorgevoerd en sinds 1 januari 2016 dient elke uitbating die ter plaatse maaltijden aanbiedt en waarvan de omzet uit voeding minstens 25.000 euro (exclusief btw) bedraagt, een GKS te hebben geïnstalleerd.

Deze masterproef heeft als doel een hulpmiddel te ontwikkelen voor de Belgische horecasector. Dit hulpmiddel zal een falingspredictiemodel zijn. Zulk model zoekt naar elementen die falende ondernemingen (faillissement) zo goed mogelijk kunnen scheiden van lopende ondernemingen (normale toestand). Deze elementen kunnen van financiële of niet-financiële aard zijn. Zowel de manier van leidinggeven als het eindresultaat van het boekjaar kunnen een impact hebben op de falingskans van een onderneming. Het ene is wat makkelijker kwantificeerbaar dan het andere. Dit onderzoek zal zich richten op de elementen die eenvoudig raadpleegbaar zijn voor een externe analist. Indien deze elementen betrekking hebben op de 'witte kassa', zal het effect hiervan geïmplementeerd worden op de falingskans van een horecaonderneming. Indien dit niet het geval is, zal het falingspredictiemodel nog zijn functie hebben als indicator voor de Belgische horecasector. Tot vandaag de dag werden zulke modellen in België enkel ontwikkeld over verschillende sectoren heen. Een model specifiek voor de horeca, werd nog niet ontwikkeld. Mits de horecasector zo een delicate ondoorzichtige sector is, is het een uitdaging om hiervoor een falingspredictiemodel te ontwikkelen. Ook de samenstelling van de Belgische economie speelt hierin mee. Deze wordt gekenmerkt door een overgrote meerderheid aan kleine en middelgrote ondernemingen die hun jaarrekening volgens een verkorte versie mogen neerleggen. Nadelig aan een verkorte jaarrekening is het beperkt aantal gegevens wat hieruit af te leiden valt. Zo is men bij een verkorte jaarrekening bijvoorbeeld niet verplicht de omzet te vermelden, terwijl dit toch een gegeven is wat in veel financiële ratio's gebruikt wordt. Maar gelukkig zijn er ondernemingen die bruikbare financiële gegevens (zoals omzet) vrijwillig vermelden in de verkorte jaarrekening. Dit

onderzoek zal zich richten op ondernemingen die al dan niet vrijwillig een gevarieerde waaier aan bruikbare informatie tentoonstellen. Hierdoor zullen zowel kleine als middelgrote tot grote ondernemingen onderzocht worden.

Aanvatten doet deze masterpoef met een probleemstelling, waar de aanleiding van dit onderzoek aangekaart wordt. Ook de onderzoeksvragen komen hier aan bod. De probleemstelling wordt opgevolgd door een uitgebreide literatuurstudie. In dit gedeelte wordt veel aandacht besteed aan de kenmerken van de Belgische horecasector en falingspredictietechnieken. Pijlers als de falingsfrequentie in de horeca, het ondernemersklimaat, kenmerken van de horecasector en de ondergrondse economie komen hier aan bod. Daarnaast was het belangrijk om een uitgebreide wetenschappelijke kennis rond falingspredictie te verwerven. Dit behoort tot het tweede gedeelte van de literatuurstudie. Eerst wordt er uitgelegd wat falingspredictie precies inhoudt en hoe het voor economische doeleinden gebruikt kan worden. Vervolgens wordt er veel aandacht besteed aan bestaande technieken in de literatuur. Het is belangrijk om voor de horecasector een techniek te vinden die enerzijds een goede falingspredictie kan doen en anderzijds het GKS goed kan implementeren. De voor- en nadelen zullen in dit gedeelte elk afzonderlijk besproken worden, alsook de algemene beperkingen die falingspredictiemodellen met zich meebrengen. Uiteindelijk zal één van deze technieken in het empirische gedeelte gebruikt worden om een falingspredictiemodel voor de horecasector te ontwikkelen. De statistische techniek die hiervoor gebruikt werd is logistische regressie. In het empirische gedeelte is stapsgewijs terug te vinden hoe dit model tot stand kwam. Vervolgens werd de kwaliteit van het model nagegaan en de resultaten ervan besproken. Ook de verwerking van het GKS komt er aan bod. Tot slot worden de conclusies en aanbevelingen van dit onderzoek besproken. Zo werd er wel een kwalitatief falingspredictiemodel voor de Belgische horecasector ontwikkeld, maar is de verwerking van het effect van de 'witte kassa' een moeilijke kwestie.

INHOUDSOPGAVE

WOORD VOORAF	I
SAMENVATTING.....	III
INHOUDSOPGAVE	V
LIJST MET AFKORTINGEN	VII
PROBLEEMSTELLING.....	- 1 -
1 LITERATUURSTUDIE	- 5 -
1.1 HET GEREgistREERD KASSASISTEEM (GKS)	- 5 -
1.2 HORECAPLAN	- 6 -
1.3 DE FALINGSFREQUENTIE IN DE HORECA	- 7 -
1.4 HET ONDERNEMERSKLIMAAT	- 8 -
1.5 KARAKTERISTIEKEN HORECA.....	- 9 -
1.5.1 DE ARBEIDSINTENSITEIT VAN DE SECTOR.....	- 9 -
1.5.2 DE FINANCIËLE STRUCTUUR VAN DE SECTOR	- 10 -
1.6 DE ONDERGRONDSE ECONOMIE	- 11 -
1.6.1 ZWARTWERK IN DE HORECASECTOR	- 12 -
1.7 FALINGSPREDICTIE	- 13 -
1.8 INTERNATIONALE FALINGSPREDICTIEMODELLEN	- 14 -
1.8.1 ALTMAN (1968).....	- 15 -
1.8.2 OHLSON (1980)	- 18 -
1.8.3 ZMIJEWSKI (1984)	- 20 -
1.8.4 OVERZICHT VOORGAANDE MODELLEN	- 21 -
1.8.5 SHUMWAY (2001)	- 22 -
1.8.6 HILLEGEIST ET AL. (2004).....	- 24 -
1.9 BESPREKING VERSCHILLENDE MODELLEN	- 26 -
1.10 BELGISCHE FALINGSPREDICTIEMODELLEN	- 28 -
1.10.1 LINEAIRE DISCRIMINANTMODELLEN (OV 82').....	- 28 -
1.10.2 LOGIT-MODELLEN (OJD 91').....	- 29 -
1.10.3 SIMPELE-INTUÏTIEVE MODELLEN 2005 (SIM 05').....	- 30 -
1.11 BEPERKINGEN ROND FALINGSPREDICTIE	- 32 -

1.12	KEUZE FALINGSPREDICTIETECHNIEK	- 33 -
2	<u>EMPIRISCHE STUDIE.....</u>	- 35 -
2.1	ONDERZOEKSPROBLEEM	- 36 -
2.2	ONDERZOEKSOPZET	- 37 -
2.2.1	STEEKPROEFOMSCHRIJVING	- 37 -
2.2.2	STEEKPROEFGROOTTE	- 41 -
2.2.3	SELECTIE VAN DE VARIABELEN	- 42 -
2.3	BASISVERONDERSTELLINGEN	- 50 -
2.4	SCHATTEN VAN DE LOGISTISCHE REGRESSIEFUNCTIE	- 53 -
2.4.1	DE LOGISTISCHE REGRESSIETECHNIEK.....	- 53 -
2.4.2	STAPSGEWIJZE SCHATTING VAN DE LOGISTISCHE REGRESSIEFUNCTIE	- 54 -
2.4.3	EVALUATIE VAN HET MODEL.....	- 57 -
2.5	INTERPRETATIE VAN HET MODEL	- 58 -
2.6	DE EXTERNE VALIDATIE VAN HET MODEL	- 59 -
2.7	INSCHATTEN VAN HET EFFECT VAN DE ‘WITTE KASSA’	- 61 -
2.7.1	DIRECTE VERBANDEN.....	- 61 -
2.7.2	INDIRECTE VERBANDEN	- 62 -
2.8	EXTRAPOLEERBAARHEID VAN HET MODEL.....	- 65 -
	<u>CONCLUSIES EN AANBEVELINGEN</u>	- 67 -
	<u>LIJST VAN GERAADPLEEGDE WERKEN</u>	- 71 -
	<u>LIJST VAN BIJLAGEN.....</u>	- 73 -
	BIJLAGE 1: STAPPENPLAN DOELGROEP ‘WITTE KASSA’	- 73 -
	BIJLAGE 2: HET HORECAPLAN.....	- 74 -
	BIJLAGE 3: EEN VERGELIJKING VAN ALTERNATIEVE FALINGSPREDICTIEMODELLEN.....	- 75 -
	BIJLAGE 4: EXCEL-RESULTATEN VAN DE VALIDATIESTEELPROEF.....	- 77 -
	VERVOLG BIJLAGE 4: EXCEL-RESULTATEN VAN DE VALIDATIESTEELPROEF: ACCURAAATHEID.....	- 78 -
	BIJLAGE 5: EXCEL-RESULTATEN VAN DE EXTRAPOLATIESTEELPROEF: FALENDE ONDERNEMINGEN	- 79 -
	VERVOLG BIJLAGE 5: EXCEL-RESULTATEN VAN DE EXTRAPOLATIESTEELPROEF: LOPENDE ONDERNEMINGEN	- 80 -
	VERVOLG BIJLAGE 5: EXCEL-RESULTATEN VAN DE EXTRAPOLATIESTEELPROEF: ACCURAAATHEID	- 81 -
	BIJLAGE 6: CORRELATIETABEL VAN DE ONAFHANKELIJKE VARIABELEN	- 82 -

LIJST MET AFKORTINGEN

AMEX	American Stock Exchange
BBP	Bruto Binnenlands Product
BTW	Bruto Toegevoegde Waarde
CAPM	Capital Asset Pricing Model
FDM	Fiscale Datamodule
FOD	Federale Overheidsdienst
GKS	Geregistreerd Kassasysteem
HORECA	Hotel Restaurant Café
KT	Korte Termijn
NBB	Nationale Bank België
NYSE	The New York Stock Exchange
OESO	Organisatie voor Economische Samenwerking en Ontwikkeling
RSZ	Rijksdienst Sociale Zekerheid
SIOD	Sociale Inlichtingen- en Opsporingsdienst
SPSS	Statistical Product and Service Solutions
TW	Toegevoegde Waarde
VAT	Value Added Tax
VSC	VAT Signing Card
WACC	Weighted Average Cost of Capital

PROBLEEMSTELLING

De mondiale financiële crisis die begin 2008 plaatsvond, had ook gevolgen voor de Belgische economie. Begin 2009 had het bbp een terugval van 4% t.o.v. het voorgaande jaar (NBB, 2011). De achteruitgang van de economie trof echter niet elke bevolkingsgroep even zwaar. Algemeen gezien was er geen daling van de activiteitsgraad, maar daar waar hoogopgeleiden relatief buiten schot bleven, werden lager opgeleide jongeren veel zwaarder getroffen. Hun vooruitzichten m.b.t. werkgelegenheid zagen er minder rooskleurig uit. De horeca is een sector die opvang biedt voor deze bevolkingsgroep. Het is een van de sectoren waar laaggeschoolden sneller aan de slag kunnen en dus vertolkt zij een belangrijke rol in onze economie. Desondanks was de financiële crisis ook in de horeca niet zonder gevolg. De federale overheid zag de ernst hiervan in en besloot om vanaf 1 januari 2010 een btw-verlaging van 21% naar 12% op voeding door te voeren (Fisconetplus, 2010). Dit zou de horecasector extra ademruimte moeten geven. Daarnaast voerde de federale overheid het geregistreerd kassasysteem (GKS) in (FOD, 2010). Het is geen onbekend gegeven dat de horecasector gekenmerkt wordt door irreguliere omzetten en arbeid (zwarte omzetcircuits en zwartwerk). Bovendien is het een tijdsloos fenomeen. Als we enkel en alleen al naar onderzoeken gevoerd aan de UHasselt kijken, zien we eind jaren 90 verschillende masterproeven rond zwartwerk en meer bepaald zwartwerk in de horeca opduiken (Goris, 1994; Strouven, 1996; Schreurs, 1997). Het geeft aan dat het een moeilijk op te lossen kwestie is. Enkele decennia later is er dus het geregistreerd kassasysteem (GKS), dat gebruikmakend van technologische vernieuwingen, de horecasector stevig zou moeten 'verwitten'. Hierdoor zal plaatselijke fraude tot een minimum beperkt worden. Dergelijk systeem werd reeds sedert 1 januari 2010 in Zweden voor horeca en andere arbeidsintensieve sectoren ingevoerd. Ook daar was het doel om extra 'witte' jobs te creëren en zwartwerk te verbannen uit het arbeidscircuit. In 2013 werd er een evaluatie gemaakt naar de impact van het systeem (Skatteverket, 2013). Hieruit kon men concluderen dat er een vermindering aan belastingontduiking was, een gemiddelde verhoging van de officiële omzet van om en bij de 5% na het eerste jaar en dat het systeem niet alle types van fraude kan voorkomen. Over precieze gevolgen qua werkgelegenheid, zijn geen duidelijke cijfers terug te vinden. Volgens een onderzoek van (Goos & Konings, 2011) had de introductie van het GKS er een afname van 15% op de tewerkstellingsgraad. Maar ook dit is slechts een schatting. Op feiten gebaseerde cijfers blijven achterwege.

Sinds 1 januari 2016 is het GKS uiteindelijk in België van kracht. Duidelijk is dat dit systeem niet meteen op punt staat. Zowel de federale overheid als de horeca België onderkennen het belang van een goed functionerende horecasector. Het is dan ook een serieuze evenwichtsoefening voor beide partijen om tot een gunstig ondernemersklimaat te komen. Deze masterproef heeft als doel een hulpmiddel te ontwikkelen voor de Belgische horecasector onder de vorm van een falingspredictiemodel. Dergelijk model zoekt naar elementen die falende ondernemingen (faillissement) zo goed mogelijk kunnen scheiden van lopende ondernemingen (normale toestand). Deze elementen kunnen van financiële of niet-financiële aard zijn. Zowel de manier van leidinggeven als het eindresultaat van het boekjaar kunnen een impact hebben op de falingskans van een onderneming. Het ene is wat makkelijker kwantificeerbaar dan het andere. Dit onderzoek

zal zich richten op de elementen die eenvoudig toegankelijk zijn voor een externe analist. Indien deze elementen betrekking hebben op de 'witte kassa', zal het effect hiervan geïmplementeerd worden op de falingskans van een horecaonderneming. Zo niet, zal het falingspredictiemodel nog zijn functie hebben als indicator voor de Belgische horecasector.

Tot vandaag de dag werden zulke modellen in België enkel ontwikkeld over verschillende sectoren heen. Een model specifiek voor de horeca, werd nog niet ontwikkeld. Mits de horecasector te boek staat als een delicate intransparante sector, is het een uitdaging om hiervoor een falingspredictiemodel te ontwikkelen. (En als er één sector hier nood aan heeft, is het wel de Belgische horecasector.) Een sector gekenmerkt door falingen en irreguliere praktijken. Ook de samenstelling van de Belgische economie speelt hierin mee. Deze wordt gekenmerkt door een overgrote meerderheid aan kleine en middelgrote ondernemingen die hun jaarrekening volgens een verkorte versie mogen neerleggen. Nadelig aan een verkorte jaarrekening is het beperkt aantal gegevens wat hieruit af te leiden valt. Zo is men bij een verkorte jaarrekening bijvoorbeeld niet verplicht de omzet te vermelden, terwijl dit toch een gegeven is wat in veel financiële ratio's gebruikt wordt. Maar gelukkig zijn er ondernemingen die bruikbare financiële gegevens (zoals omzet) vrijwillig vermelden in de verkorte jaarrekening. Dit onderzoek zal zich richten op ondernemingen die al dan niet vrijwillig een gevarieerde waaier aan bruikbare informatie tentoonstellen. Hierdoor zullen zowel kleine als middelgrote tot grote ondernemingen onderzocht worden.

Een eerste stap ligt erin te verduidelijken wat het geregistreerd kassasysteem precies inhoudt, hieruit ontstaat de volgende deelvraag:

"Wat houdt de 'witte kassa' precies in en welke maatregelen brengt het met zich mee?"

Een eerste kennismaking met het GKS werd reeds gemaakt. Een verdere verduidelijking zal terug te vinden zijn in het eerste deel van de literatuurstudie. Reeds werd duidelijk dat de 'witte kassa' van toepassing is op een gedeelte van de Belgische horecasector. Om een goede schatting van deze sector te maken, is het belangrijk uit te zoeken wat deze sector typeert, in welk ondernemersklimaat ze leven, welke financiële structuur ze hebben enz. Daarom luidt een tweede deelvraag:

"Hoe is het vandaag de dag gesteld met de Belgische horecasector m.b.t. omvang, falingen en fraude?"

Enmaal genoeg informatie verzameld over de doelgroep van het falingspredictiemodel, kan er een globaal beeld geschetst worden over bestaande falingspredictietechnieken. Eerst en vooral zal verduidelijkt worden wat een falingspredictiemodel is en ter welke doeleinden het kan gehanteerd worden. Zowel nationale als internationale falingspredictiemodellen zullen in beschouwing genomen worden, om uiteindelijk een geschikte techniek voor de Belgische horecasector te vinden. Een derde deelvraag luidt:

"Welke falingspredictietechniek kan op basis van de jaarrekening een zo accuraat mogelijke predictie maken betreffende de falingskans in de horeca?"

Tot zover het theoretische gedeelte van dit onderzoek.

In het empirische gedeelte zal de praktijkverhandeling aan bod komen. Meer bepaald het ontwikkelen van een falingspredictiemodel specifiek voor de Belgische horecasector, al dan niet met het effect van de 'witte kassa' ingecalculerd. Tijdens de ontwikkeling van het falingspredictiemodel zal de mogelijkheid hiertoe duidelijk worden. Maar ook zonder de verwerking van de 'witte kassa' brengt deze masterproef een toevoeging aan de bestaande wetenschappelijke literatuur. Tot dusver werden zulke falingspredictiemodellen in België enkel ontwikkeld over verschillende sectoren heen, een model specifiek voor de horeca, zou dus voor een primeur moeten zorgen. Dit leidt ons tot de kernvraag van deze masterproef:

"Kan er een significant falingspredictiemodel ontwikkeld worden voor de Belgische horecasector?"

Speciale aandacht hierbij uit gaat naar de 'witte kassa'. Mits de mogelijkheid ertoe leidt om het effect hiervan te implementeren in het falingspredictiemodel, zal dit gebeuren. Daarom en omdat de doelgroep van de 'witte kassa' een overgangperiode doormaakt, zal het falingspredictiemodel zich voornamelijk richten op de doelgroep van de 'witte kassa'. De verschuivingen die de 'witte kassa' met zich meebrengt maakt het interessant hieromtrent een falingspredictiemodel te ontwikkelen. Het model laat toe om de financiële situatie van elke onderneming die in contact zal komen met het GKS na te gaan. Een voorlaatste bijkomende deelvraag luidt als volgt:

"Kan het effect van de 'witte kassa' in het ontwikkelde falingspredictiemodel geïmplementeerd worden?"

Het ontwikkelde falingspredictiemodel zal gebaseerd zijn op een selectie jaarrekeningen. De jaarrekening geeft informatie over de financiële gezondheid van een onderneming. Ratio's als rentabiliteit, solvabiliteit en liquiditeit zijn eenvoudig af te leiden uit de jaarrekening en zijn maar enkele van de vele ratio's die in verband staan met een faillissement. De jaarrekeningen zijn raadpleegbaar via de website van Bel-first. Hoe we deze precies gaan toepassen, komt tijdens het empirische gedeelte nog aan bod.

Tot slot zal de generaliseerbaarheid van het model binnen de horecasector nagegaan worden. Mits de financiële structuur van ondernemingen binnen de horecasector nagenoeg hetzelfde zijn, is het interessant het model te extrapoleren naar de volledige sector. Daarom luidt een laatste deelvraag:

"Valt het ontwikkelde falingspredictiemodel te generaliseren naar de volledige Belgische horecasector?"

1 LITERATUURSTUDIE

1.1 HET GEREgistREERD KASSASISTEEM (GKS)

Een GKS bestaat uit 3 onderdelen: een kassasysteem, een fiscale datamodule (FDM) en een VAT Signing Card (VSC). Het kassasysteem en FDM worden elektronisch aan elkaar gekoppeld. Op basis hiervan verkrijgt de uitbater een persoonlijke VSC van de administratie (Brochure FOD, 2014). Simplistisch uitgedrukt houdt een GKS in dat alle verrichtingen elektronisch worden en dat alle werknemers zich elektronisch dienen aan te melden via het kassasysteem. Op deze manier werkt er niemand die er eigenlijk niet mag zijn (zwartwerk) en wordt het moeilijk omzetten te genereren buiten het kassasysteem om.

Het systeem is niet van toepassing op elke horecazaak. Alvorens men hiervoor met een wettelijk kader op de proppen kwam, gingen er verschillende voorstellen aan vooraf. Zo is het kassasysteem hoofdzakelijk gericht op horecazaken die hun omzet voornamelijk uit voedingswaren halen (en dus van de btw-verlaging van 21% naar 12% konden genieten). Enkel horecazaken die aan volgende voorwaarden voldoen, zijn verplicht het GKS te plaatsen: indien de ontvangsten uit maaltijden ter plaatse besteld (exclusief btw) groter zijn dan of gelijk aan 10% van de totale omzet (exclusief btw). Of in een formule:

$$\frac{\text{Omzet uit restaurant – en cateringdiensten} \times 100}{\text{Totale omzet uit horeca – activiteiten}} \geq 10\%$$

Op 20 oktober 2015 werd deze regel nietig verklaard, dit vanwege een rechtszaak van Horeca Vlaanderen. Deze regel zou wettelijk ongegrond zijn waarna de regering met een nieuw voorstel naar voor kwam. Op 24 december 2015 publiceerde het FOD de volgende regel (visualisatie in bijlage 1):

"De grens voor de verplichting wordt gelegd op een omzet van 25.000 euro. Elke uitbater die ter plaatse maaltijden aanbiedt en waarvan de omzet uit voeding minstens 25 000 euro (exclusief btw) bedraagt, is vanaf 1 januari 2016 verplicht btw-kastickets uit te reiken door middel van een GKS. Die grens moet voor het eerst berekend worden op de omzetcijfers van het kalenderjaar 2015."

Ondernemingen die ervoor niet en nu wel onder de verplichting van het GKS vallen, dienen de volgende stappen te ondernemen (FOD, 2015):

- Ze moeten zich uiterlijk op 31 maart 2016 registreren als horecaonderneming op de online GKS-applicatie van de FOD Financiën;
- Ze moeten uiterlijk op 30 juni 2016 de levering van een kassasysteem en FDM (black box) in de online GKS-applicatie van de FOD Financiën geregistreerd hebben;
- Het GKS moet actief zijn uiterlijk op 31 december 2016. U moet dus tijdig de VSC (VAT signing card) aanvragen om een activatie door de verdeler mogelijk te maken voor deze datum.

Ondernemingen die ervoor wel en nu niet onder de verplichting van het GKS vallen, dienen de volgende stappen te ondernemen (FOD, 2015):

Ze hebben de keuze uit volgende opties:

- Verder te blijven werken met het GKS en beroep blijven doen op de sociale relance maatregel van de doelgroep korting voor vaste werknemers;
- Opteren om niet langer met het GKS te werken. U moet dan wel opnieuw btw-ontvangstbewijzen (btw-bonnetjes) uitreiken;
- Compensatie voor zaken, die reeds een GKS installeerden en volgens de nieuwe grens niet meer onder de GKS-maatregel vallen, zal onderzocht worden.

En tot slot voor ondernemingen die zowel onder de oude als de nieuwe regulering vallen, verandert er niets. Het GKS moet voor hen nog steeds op 31 december 2015 actief zijn.

1.2 HORECAPLAN

Het horecaplan schuift meerdere pijlers naar voren om de horeca van extra zuurstof te voorzien. Sedert 1 januari 2014 startte de Belgische regering met het invoeren van flexibelere regelgeving m.b.t. het geregistreerd kassasysteem. Zo geniet elke ondernemer die het systeem plaatst van een korting van 500 euro per kwartaal op de patronale bijdragen van maximaal 5 vaste, voltijdse werknemers naar keuze. Deze korting bedraagt zelfs 800 euro per kwartaal per werknemer jonger dan 26 jaar. Vanzelfsprekend dient men de blackbox gedurende het gehele kwartaal te gebruiken maar men dient ook de aanwezigheid van elke werknemer te noteren. Ook van personeel dat de kassa niet bedient. Het gaat hier louter om een aanwezigheidsregistratie. De kassa is geen prikklok en kan niet gebruikt worden als controlemechanisme voor de werknemers. Evenmin dient de aanwezigheid van interims, studenten (gedurende de eerste 50 dagen), extra's en vrijwilligers genoteerd te worden. Sinds 1 juli 2015 is ook de gelegenhedenarbeid (extra's) gevoelig gewijzigd. Tot 30 juni 2015 kon men 100 dagen per jaar beroep doen op gelegenhedenwerknemers. Dat zijn werknemers die voor maximaal 2 opeenvolgende dagen tewerkgesteld worden met een arbeidsovereenkomst van bepaalde duur of een arbeidsovereenkomst voor een duidelijk omschreven werk. Dit saldo is sinds 30 juni 2015 verhoogt naar 200 dagen per jaar. Werknemers die minder dan 50 dagen per jaar als extra aangesteld worden, zorgen daarnaast voor een verlaging van de sociale bijdragen voor de werkgever. Er worden namelijk sociale bijdragen betaald op een fictief loon van 7,62 euro met een maximum van 45,72 euro per dag. Per werkdag van 8 uur kan deze verlaging al snel oplopen tot 20 euro per dag per werknemer.

Sinds 1 december 2015 werden er flexi-jobs en flexi-overuren ingevoerd. Concreet betekent dit dat mensen die meer dan 4/5 van de werkdagen per week elders werken, onbeperkt kunnen bijverdienen bij een andere werkgever (uit de horecasector). Voor deze 4/5de bepaling kijkt men 3 kwartalen terug. Deze flexi-jobs worden elektronisch geregistreerd. Wat de flexi-overuren betreft, betekent dit concreet dat men meer overuren zonder inhaalrust kan doen en meer overuren met fiscale korting. Het loon voor de flexijobs dient minstens 8,82 euro per uur te bedragen, een bedrag dat onderhevig is aan jaarlijkse indexering. De werknemer betaalt op dit bedrag geen

bedrijfsvoorheffing of sociale zekerheidsbijdragen. De werkgever betaalt een eenmalige bijdrage van 25%.

Daarnaast verandert er heel wat voor de vaste werknemers zelf. Dankzij de nieuwe wetgeving zijn ze vrijgesteld van belastingen of sociale zekerheidsbijdragen voor de eerste 300 overuren die gepresteerd worden. Hierop betaalt de werkgever geen RSZ-bijdrage. Wordt er gebruik gemaakt van de witte kassa, dan geldt deze gunstige regeling zelfs voor de eerste 360 overuren. Deze regeling geldt overigens ook voor extra's en flexi's. Vanzelfsprekend dienen deze overuren aangegeven te worden via het geregistreerd kassasysteem. Tot slot halen ook studenten hier voordeel uit. Zij zullen 400 uur per jaar in de horecasector mogen werken, vrij van sociale bijdragen, zelfs indien de limiet van 50 dagen/jaar die in België voor studenten geldt wordt overschreden (Horeca Vlaanderen, 2015). Deze en alle voorgaande besproken regels zijn visueel terug te vinden in bijlage 2.

1.3 DE FALINGSFREQUENTIE IN DE HORECA

Falingen of beter gezegd faillissementen zijn in de Belgische wetgeving onderdeel van het handelsrecht. Enkel handelaars kunnen namelijk failliet verklaard worden door de rechtbank van koophandel. Volgens artikel 2 van de faillissementswet van 8 augustus 1997 wordt een faillissement als volgt omschreven:

"De koopman die op duurzame wijze heeft opgehouden te betalen en wiens krediet geschokt is, bevindt zich in staat van faillissement."

Om van een faling te spreken, moet er aan twee voorwaarden voldaan worden: de eerste is (reeds aangehaald) m.b.t. het ophouden van leveranciers te betalen, een tweede voorwaarde houdt rekening met de toekomst. Indien er beterschap op komst is, moet men niet onmiddellijk van een faillissement spreken. De faillissementsprocedure verloopt als volgt (Graydon, 2015):

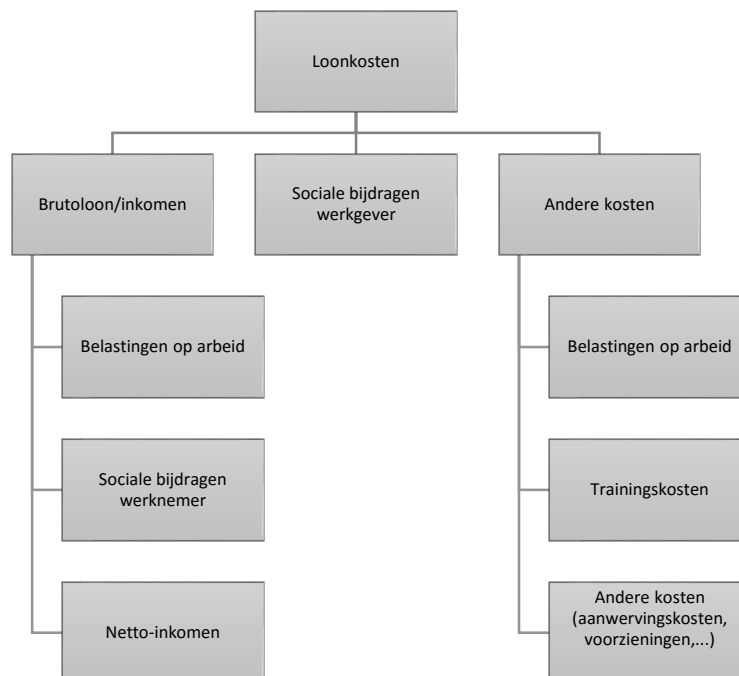
- De aanvraag tot faillissement ingediend bij de rechtbank van koophandel. Deze aanvraag kan zowel door de schuldeisers als door de zaakvoerder worden gedaan.
- Het aanstellen van een curator door de rechtbank. De curator stelt een inventaris op van alle roerende en onroerende goederen en van de schulden. Alle voor beslag vatbare goederen zullen verkocht worden om schuldeisers terug te betalen.
- Het sluitingsvonnis van de rechter. Hiermee is de faling juridisch afgesloten. Indien er na dit vonnis nog schulden open blijven staan, worden deze als 'restschulden van het faillissement' bestempeld.

In 2014 voerde Guidea – Kenniscentrum voor Toerisme en Horeca vzw - een studie naar het verloop van faillissementen over de jaren heen in België en meer bepaald voor de Horecasector. De cijfers waarop ze zich baseerden zijn die van het FOD economie, oftewel de statistieken die de overheid jaarlijks bijhoudt rond onze economie. Het aantal faillissementen is gebaseerd op het aantal aangiftes van de handelsrechtbanken. Deze sturen de gegevens over de faillissementen door naar de Directie Statistiek. De informatie wordt aangevuld met gegevens uit de Kruispuntbank van

Ondernemingen. De weergegeven situatie is deze op 31 december van het desbetreffende jaar. Als we enkele cijfers bekijken, zien we dat de horeca instaat voor 6,87% van het totaal aantal actieve ondernemingen in België voor het jaar 2013. Dit is een lichte daling van 0,4% t.o.v. 2012. Als koploper komt de sector: Groot-en detailhandel: reparatie van auto's en motorfietsen naar voor, met een aandeel van maar liefst 21,38% voor het jaar 2013. Op het eerste zicht is er niets bijzonder op te merken aan deze cijfers, maar als we deze vervolgens gaan vergelijken met het aantal faillissementen in 2013 en meer bepaald het aandeel wat de horeca hierin heeft, komen we tot zorgwekkende resultaten. Zo blijkt dat maar liefst 19,3% van het totaal aantal faillissementen in 2013, toewijsbaar is aan de horecasector, terwijl ze slechts voor 6,87% deel uit maken van de actieve ondernemingen. Voor de horecasector zijn dit zeer zorgwekkende resultaten.

1.4 HET ONDERNEMERSKLIMAAT

Bij het zoeken naar oorzaken van het hoog aantal faillissementen in de Belgische horecasector, komen we al snel bij de torenhoge (Belgische) loonkost terecht. Waarom deze loonkost zo een bepalende factor is voor de horecasector, komt later nog aan bod. Reeds duidelijk is dat de factor arbeid een belangrijke rol heeft in de economie. Naast directe kosten (loonkosten) brengt arbeid ook een reeks indirecte loonkosten in de vorm van door de werknemer af te dragen premies. Deze kosten vormen een van de belangrijkste bepalende factoren voor het concurrentievermogen van bedrijven. In onderstaande diagram, worden de componenten van de loonkosten verduidelijkt:



Bron: Eurostat

Voor een werknemer is de compensatie voor arbeid meestal de belangrijkste bron van inkomen en bepaalt deze in grote mate in hoeverre ze jaarlijks kunnen sparen of consumeren. Van het bruto-inkomen dat ontvangen wordt dienen ook zij premies en andere door de overheid opgelegde bedragen af te trekken om uiteindelijk tot het netto-inkomen te verkrijgen. Deze opgelegde bedragen kunnen variëren naargelang de gezinssituatie en andere demografische gegevens van de werknemer. De loonkosten zijn meer dan het dubbele van wat de werknemer uiteindelijk overhoudt (netto-inkomen). Als we dit gegeven op Europees vlak gaan vergelijken, zien we dat België bij de koplopers van Europa zit qua loonkost. De gemiddelde loonkosten per uur in de EU-28 werden geraamd op 24,60 euro in 2014. Voor België bedraagt deze kost maar liefst 39 euro per uur en hebben ze hiermee de derde hoogste loonkost van Europa. Het totaal bestaat uit 28,20 euro aan loon en salariskosten en voor 10,85 euro aan andere kosten (Eurostat, 2015).

In de zomer van 2015 voerde de Belgische overheid (als reactie hierop) een belastingverschuiving (tax shift) met als voornaamste oogmerk de lasten op arbeid zowel voor werkgever als werknemer te verlagen en tegelijkertijd 'eco- en gezondheidstaksen' in te voeren of te verhogen. Op die manier trachtte de Belgische wetgever een tweeledige doelstelling te bereiken (verschuiving brengt 2 grote doelstellingen met zich mee): enerzijds het aantrekkelijker maken van werken t.o.v. niet-werken door een verlaging van de personenbelasting en anderzijds het verbeteren van het concurrentievermogen van de Belgische bedrijven door een verlaging van de arbeidskosten. Concreet werd er voor de verlaging van de arbeidskosten in de privésector een bedrag voorzien van 1,8 miljard euro voor het jaar 2016. Ook de Belgische horecasector kan gebruik maken van deze maatregel, die in combinatie met de intrede van de 'witte kassa' welgekomen zal zijn (Vbo-feb, 2015).

1.5 KARAKTERISTIEKEN HORECA

1.5.1 DE ARBEIDSINTENSITEIT VAN DE SECTOR

Zoals reeds aangehaald is de fraudeproblematiek in België geen nieuw gegeven. Uit verder onderzoek (Goos & Konings, 2013) lijken arbeidsintensieve sectoren hier kwetsbaarder voor te zijn. De horeca is een typisch voorbeeld van een arbeidsintensieve sector waarbij het productieproces vooral uit fysieke arbeid bestaat. Net daarom is deze sector zo kwetsbaar voor de (té) hoge loonkost die in België heerst. Uit onderzoek aan de UHasselt (Houben, 2010) bleek de loonlast in 2010 ongeveer 43% t.o.v. de omzet te zijn en dit lijkt in tussentijd alleen nog maar te zijn toegenomen (Goos & Konings, 2013).

Waar kapitaalintensieve sectoren deze hoge loonlast nog gedeeltelijk kunnen diversifiëren door innovatie & uitbestedingsmogelijkheden, is dit voor arbeidsintensieve sectoren niet het geval. Een horecazaak kan immers zijn handelszaak niet naar een lageloonland verhuizen, noch kunnen zij hun variabele kosten op grote schaal terugdringen door innovatie. We kunnen hieruit besluiten dat de horeca meer de ware aard van ons ondernemersklimaat voorstelt, waar dit bij kapitaalintensieve sectoren nog verborgen wordt door innovaties en uitbestedingen. De invoering

van de 'witte kassa' wordt door velen als slecht gepercipieerd, maar zoals bij elk probleem kan het ook als opportuniteit gezien worden om de huidige loonlast drastisch te verlagen.

Zonder deze loonlastenverlaging verliezen de arbeidsintensieve sectoren niet enkel concurrentiekracht op internationaal niveau maar ook op nationaal niveau. Het gebrek aan innovaties en uitbestedingsmogelijkheden leidt namelijk tot een hogere loonkost / eenheid product voor arbeidsintensieve sectoren in vergelijking tot kapitaalintensieve sectoren. Een verlaging van de loonkost bij arbeidsintensieve sectoren kan enkel voor een herstel in concurrentiekracht zorgen.

1.5.2 DE FINANCIËLE STRUCTUUR VAN DE SECTOR

De financiële structuur van een onderneming kan sterk verschillen van sector tot sector. Mits het ontwikkelde falingspredictiemodel specifiek voor de horecasector zal dienen, is het interessant om reeds vooraf te kijken waar de pijn- en pluspunten van deze sector liggen. Uit een vergelijkende studie gebaseerd op jaarrekeningen van de Nationale Bank van België neergelegd in 2013, kunnen de volgende besluiten over de Belgische horecasector getrokken worden (Guidea, 2015):

- Horecaondernemingen hebben gemiddeld hogere vaste activa dan andere sectoren. Onroerend goed voor accommodatieverstrekking is een belangrijke factor hierin. Daarnaast spelen immateriële en financiële vaste activa ook een belangrijke rol bij eet- en drankgelegenheden. Meer dan in andere sectoren, bestaan de bezittingen van een typische horecaonderneming uit vaste activa.
- Horecaondernemingen doen weinig beroep op eigen financiële middelen ter financiering van de activa. Het eigen vermogen is het laagste van alle sectoren, wat horecaondernemingen minder solvabel maakt t.o.v. andere sectoren.
- Logischer wijze zijn de schulden dan hoger dan gemiddeld. Opmerkelijk is een verschuiving van schulden 'bij kredietinstellingen' naar schulden bij de 'andere crediteurs'.
- Personeelsuitgaven vertegenwoordigen 20% van de omzet in de horeca. Dit is hoger dan het gemiddelde van de Belgische sectoren. Voor eet-en drinkgelegenheden ligt dit met 20,3% zelfs nog iets hoger.
- Het winstmarge als percentage van de omzet (Profit Margin) geeft weer hoeveel winst/verlies er verhoudingsgewijs over blijft van de verkopen na aftrek van alle kosten. Dit is nauwelijks positief voor de horeca (0,3%). het is het zwakste resultaat van alle marktdiensten in België.
- 25% van de Belgische horecaondernemingen hebben een extreem negatief winstmarge. De 25% beste ondernemingen behalen een resultaat van ruim 5%.
- Afschrijvingen en financiële interesten liggen in België hoger dan in buurlanden. De netto-winst is hierdoor lager. Het EBITDA-marge is gelijkaardig met dat van buurlanden.
- De rendabiliteit op het eigen vermogen is gelijkaardig met dat van buurlanden.
- De liquiditeitstoestand van de 'typische' horecaonderneming is zeer zwak. De helft van de ondernemingen heeft niet voldoende liquide middelen om aan de schulden op korte termijn te voldoen.
- Op gebied van efficiënt gebruik van middelen is de Belgische horecasector terughoudender dan buurlanden. Het houdt grotere voorraden aan en heeft meer uitstaande handelsvorderingen.

De volgende conclusies t.o.v. andere sectoren kunnen uit deze bevindingen getrokken worden:

- De horecasector heeft hogere personeelskosten en lagere winstmarges
- De hoge materiële vaste activa worden voornamelijk gefinancierd met vreemd vermogen. Er is dus een lage inbreng van eigen vermogen.
- De traditionele ratio's liquiditeit, solvabiliteit en rendabiliteit zijn voor horecaondernemingen aan de lage kant.

1.6 DE ONDERGRONDSE ECONOMIE

Het bruto binnenlands product omvat de totale marktwaarde van alle in een land geproduceerde finale goederen en diensten gedurende een bepaalde periode (meestal een jaar) (Macroeconomics, 2015). In een perfecte economie, is dit een exacte weergave van de realiteit. Maar de realiteit stemt niet overeen met een perfecte economie. De imperfecties die betrekking hebben op dit onderzoek zijn de omzet en arbeid buiten het systeem om. Of zoals in de volksmond gezegd wordt: 'zwarte omzet' en 'zwartwerk'.

Van het bestaan van deze onzichtbare fenomenen zijn we ons bewust, de impact ervan inschatten is een andere kwestie. Voor België circuleren er uiteenlopende ramingen van 3-4% tot 20% van het BBP, respectievelijk ramingen van de nationale rekeningen en de OESO. Beide cijfers worden in verschillende studies gebruikt, het geeft aan hoe moeilijk het inschatten ervan is. Het grote verschil tussen de percentages valt te verklaren door een verschil in onderzoeksmethodes. (Pacolet, 2009).

De volgende methoden kan men onderscheiden om de omvang van de ondergrondse economie in te schatten: de indirecte methode van macro-economische aard die het verband zoekt tussen het gebruik van cash geld en zwartwerk, en de directe methode van micro-economische aard, gebaseerd op bevragingen en administratieve informatie. Verder is er nog een methode die gebaseerd is op de techniek van 'latende variabelen' steunende op de hypothese dat de ondergrondse economie gerelateerd is aan een reeks van perfect observeerbare factoren zoals fiscale druk, werkloosheid, regelgeving en de omvang van de publieke sector. Welk element deze laatste methode precies meet is niet geheel duidelijk, wat wel duidelijk is, is dat er nog vele stappen te zetten zijn op vlak van transparantie in deze ondergrondse economie (Pacolet, 2009).

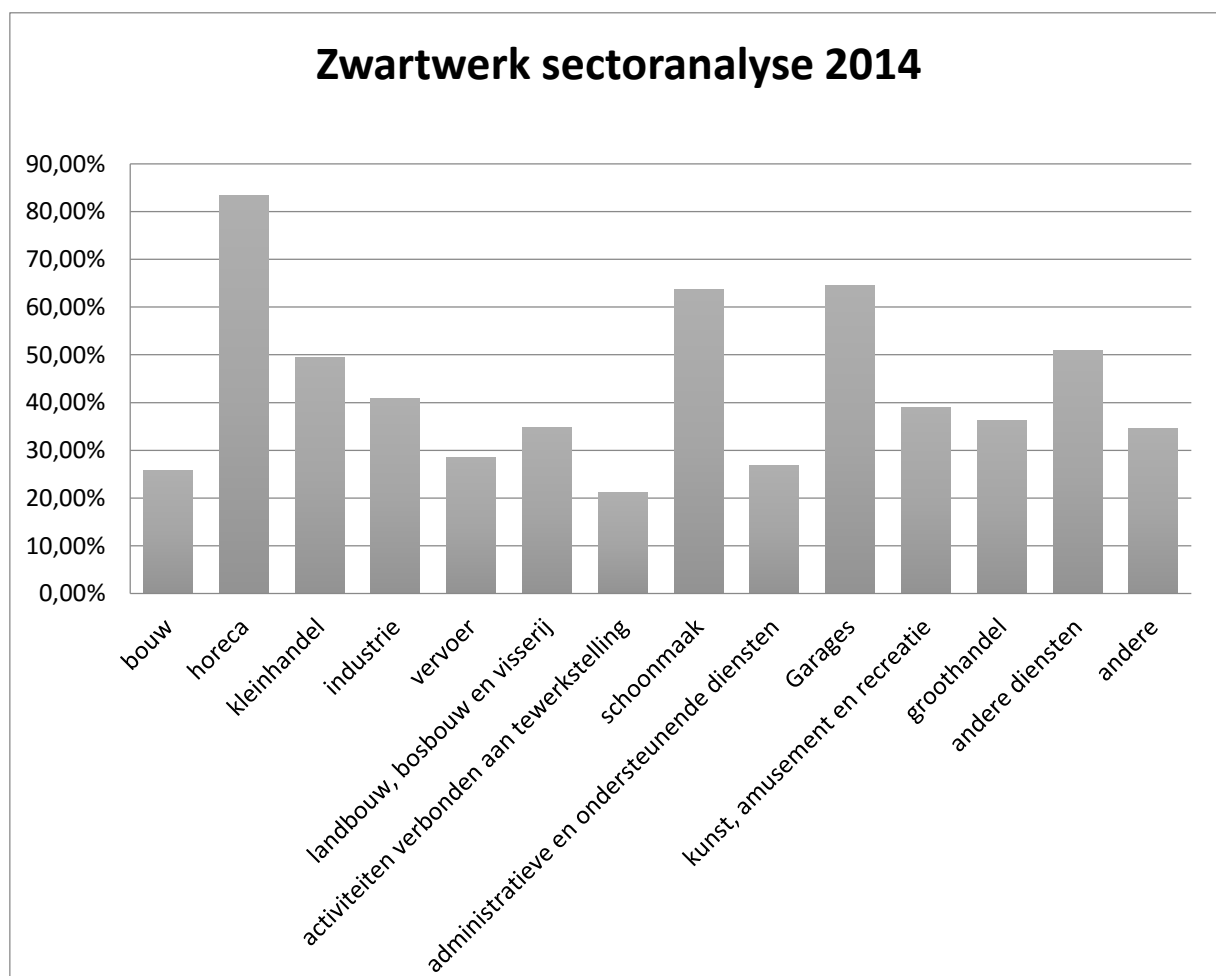
Extra engagement op politiek en maatschappelijk vlak kan voor extra transparantie zorgen. Er kunnen verschillende redenen bedacht worden voor de huidige terughoudendheid. Deze kunnen van morele, psychologische, politieke en van economische aard zijn. Ten eerste kunnen we stellen dat we in een maatschappij leven waarvan de meeste mensen zich niet storen aan zwartwerk en belastingontduiking. Sinds 4 oktober 2015 kunnen alle vormen van sociale fraude gemeld worden via het meldpunt voor eerlijke concurrentie van de SIOD. Het is nog maar de vraag of dit meldpunt een plaats heeft in onze huidige samenleving. Ten tweede heerst er een op zijn minst aanvechtbaar idee dat fraude ons helpt om de soepelheid en flexibiliteit die ons economisch systeem nodig heeft te garanderen. Zo wordt het gezien als reactie tegen belastingen, die men soms als ongeoorloofd beschouwt. En als derde motief zou het kunnen dat werknemers, werkgevers en

overheidsinstanties binnen een bepaalde sector samenspannen om een zekere mate van fraude te tolereren omwille van macro-economische motieven (Pacelot, 2009).

Het is dus duidelijk dat de strijd tegen zwartwerk en fiscale fraude niet kan slagen zonder een duidelijke politieke wil en zonder ondubbelzinnige steun van de vakbonden en werkgevers. Deze duidelijke politieke wil tracht men nu door te voeren in de vorm van een treffender controlesysteem: het GKS oftewel de 'witte kassa'. Voorlopig enkel in gericht op de Belgische horecasector, maar zoals in andere landen bewezen, ook toepasbaar op andere sectoren.

1.6.1 ZWARTWERK IN DE HORECASECTOR

Sinds jaar en dag staat de horeca bekend als een sector die gevoelig is aan zwartwerk en langdurige arbeidsuren. Uit een onderzoek van 18 jaar geleden bleek de horeca in België reeds zeer gevoelig te zijn voor zwartwerk (Schreurs, 1997). Vandaag de dag is deze situatie nauwelijks veranderd. Uit cijfers van de Sociale Inlichtingen- en Opsporingsdienst (SIOD) betreffende het aantal inbreuken in de materie 'zwartwerk', blijkt de horeca nog steeds slecht te scoren. Omdat niet elke sector evenveel gecontroleerd wordt, zijn onderstaande gegevens als percentage weergegeven. Met 3199 inbreuken op 3835 controles is de horecasector de absolute koploper. Een reden te meer voor onze regering om werk te maken van betere controlemaatregelen zoals het GKS.



Bron: eigen verwerking op basis van de Sociale Inlichtingen- en Opsporingsdienst (SIOD)

In 2013 werd er reeds een economische analyse gedaan naar de invoering van de 'witte kassa' in België (Goos & Konings, 2013). Hier kwamen enkele opmerkelijke resultaten uit voort. Zo wordt het verlies aan jobs zonder compenserende maatregelen op 16.000 à 24.000 banen geschat. Als tegemoetkoming zou een bijkomende lastenverlaging ten bedrage van 20 tot 35 % op zijn plaats zijn. Opmerkelijke cijfers waarbij enkele bevindingen toepasbaar kunnen zijn op dit onderzoek. Zo wordt het volgende gesteld:

"Indien alle arbeid en alle omzet in de Horeca op reguliere wijze zou worden geregistreerd, dan zou het geregistreerd kassasysteem geen impliciete lastenverhoging teweegbrengen."

Het startpunt blijft dus het inschatten van de irreguliere arbeid/omzet. Volgens een studie van (HIVA, 2007; Deloitte, 2009), wordt hier de irreguliere omzet geschat op 20% van de totale omzet (reguliere + irreguliere omzet). De irreguliere omzet wordt dus op 25% van de reguliere geschat en men neemt aan dat hiermee de irreguliere arbeid betaald wordt. Uit onderzoek van Houben (2010) blijkt de officiële loonkost 43% van de officiële omzet te bedragen. Er wordt verondersteld dat deze omzet nog verder is opgelopen tot 50% van de totale omzet (Goos & Konings, 2013). Hieruit vloeit voort dat de totale reguliere en irreguliere loonkost 75% van de officiële omzet bedraagt. Benadrukt moet worden dat deze percentages slechts schattingen zijn, het staat nu al vast dat het inschatten van de irreguliere omzet of de irreguliere arbeid geen exacte wetenschap zal zijn.

1.7 FALINGSPREDICTIE

Falingspredictie is gericht op het voorspellen van de waarschijnlijkheid dat een onderneming evolueert naar een zodanig slechte financiële situatie zodat ze haar contractuele verplichtingen met haar belangrijkste stakeholders (waaronder leveranciers, klanten en kredietverstrekkers) niet meer kan nakomen en ze daardoor zal 'falen' (Siau, 2009). In de bedrijfswereld wordt 'falen' geïnterpreteerd als het evolueren naar een faillissement, waardoor de juridische entiteit ontbonden wordt. Zowel de externe omgeving (zoals de algemene macro-economische toestand, verhoudingen binnen de sector en de technologische ontwikkelingen) als de kwaliteit en de ervaring van het management spelen hierop in. Geleidelijk aan uiten deze gebeurtenissen zich in de jaarrekening van een onderneming. De jaarrekening heeft dus een informatieve functie naar de buitenwereld toe om de jaarlijkse toestand van een onderneming te symboliseren.

De term falingspredictie is reeds een halve eeuw terug te vinden in de bedrijfseconomische literatuur. Het was al langer bekend dat ratio's als liquiditeit, solvabiliteit en rentabiliteit iets zeggen over de gezondheid van een onderneming. Een belangrijk probleem bij deze ratio's is dat deze in tegenstrijdige richting kunnen evalueren, en bijgevolg leiden tot verschillende conclusies. Vandaar dat financiële analisten en academici in de loop van de tweede helft van de twintigste eeuw een meer gebundelde weergave van risico-indicatoren ontwikkelden. De zogenaamde falingspredictiemodellen, die in de vorm van een vergelijking verschillende risicofactoren gelijktijdig samenvoegen. Daarnaast krijgt elke onderneming een score waaruit men de gezondheid van de onderneming kan afleiden.

Verscheidene economen kwamen met zo een model op de proppen. Sinds Beaver in 1966 de literatuur opende met een model vooral gericht beursgenoteerde ondernemingen, volgden er vele andere modellen. Elk hebben ze andere assumpties om potentiële falingen zo goed mogelijk in te schatten en vandaag de dag is er nog steeds geen consensus over een perfect model. Elk model brengt de nodige beperkingen met zich mee waar bij deze masterproef gezocht wordt naar een model dat het best past bij de Belgische horecasector. Om zulk model te vinden is het eerst en vooral belangrijk om de karakteristieken van de horecasector te ontleden en duidelijk te beschrijven. Sterk typerend aan deze sector is bijvoorbeeld dat er nauwelijks beursgenoteerde bedrijven in terug te vinden zijn, terwijl verscheidene modellen de beurswaarde van een bedrijf als belangrijke indicator zien. De nodige afwegingen dienen dus gemaakt te worden.

Het volgende gedeelte van deze literatuurstudie, poogt ernaar om het gevarieerde aanbod aan falingspredictiemodellen in kaart te brengen en hierbij een overzichtelijke weergave te geven tussen de onderlinge voor- en nadelen. Een brede achtergrondkennis over falingspredictiemodellen moet ertoe leiden om een zo geschikt mogelijke techniek voor de horecasector te vinden.

1.8 INTERNATIONALE FALINGSPREDICTIEMODELLEN

De basis van een falingspredictiemodel bestaat uit een vergelijking van relevante ratio's als onafhankelijke variabelen. Overigens bestaat hierbij de afhankelijke variabele uit een dummy variabele die enkel een waarde van 0 of 1 kan aannemen. Als er slechts 1 verklarende variabele in het model opgenomen is, spreken we van een univariaat model. Echter zijn de meeste modellen multivariaat, hier worden de verschillende variabelen tegelijkertijd en in onderlinge samenhang beschouwd. De voorspellingskracht van een falingspredictiemodel beperkt zich hoofdzakelijk tot op korte termijn (één jaar) en eventueel middellange termijn (twee of drie jaar). Financiële instellingen gebruiken falingspredictiemodellen als kwantitatieve methode om de kredietwaardigheid van klanten te beoordelen, alsook is het interessant voor investeerders in hun beslissing om al dan niet te beleggen in aandelen van een specifiek bedrijf. Maar zelfs voor het interne management is het belangrijk om zo vroeg mogelijk signalen door te krijgen over de overlevingskansen van de onderneming waarover het leiding geeft (Siau, 2009).

De bekendste accounting-modellen die doorheen de jaren naar voor kwamen zijn het model van Altman (1968) en Ohlson (1980). Het model van Altman is gebaseerd op een multivariate discriminantie analyse (MDA) dat financiële ratio's hanteert die gerelateerd zijn met een faillissement. Dat van Ohlson is een logistisch model met minder beperkte assumpties als het model van Altman. Deze assumpties komen later nog aan bod. De belangrijkste technieken die de laatste 4 decennia ontwikkeld werden zijn:

- Altman (1968) – MDA-model gebaseerd op accounting variabelen
- Ohlson (1980) – logit-model met accounting ratio's
- Zmijewski (1984) – probit-model gebaseerd op accounting data
- Shumway (2001) – hazard-model met zowel accounting als markt variabelen
- Hillegeist et al. (2004) – BSM-Prob model gebaseerd op accounting en marktvariabelen

1.8.1 ALTMAN (1968)

Multivariate analyse refereert naar alle statistische technieken die gelijktijdig verschillende metingen op een individu of object uitvoeren en analyseren. Het gaat hier dus om meerdere onafhankelijke variabelen die een afhankelijke variabele gelijktijdig beïnvloeden en verklaren. Als deze onafhankelijke variabele metrisch is, zoals bijvoorbeeld het aantal auto's per gezin, spreken we van meervoudige regressie analyse. Voor de niet-metrische afhankelijke variabelen (zoals de falingskans van een bedrijf) wordt meervoudige discriminatie analyse gebruikt. In dit type van situatie is de onderzoeker geïnteresseerd in het voorspellen en verklaren van de relaties die de categorie waarin een object zich bevindt beïnvloeden, zoals het falen of succesvol zijn van een onderneming.

Discriminantanalyse draait dus om het afleiden van een onafhankelijke variabele opgedeeld in a priori groepen, deze variabele is de lineaire combinatie van de onafhankelijke variabelen die de groepen zo goed mogelijk discrimineert. Vervolgens wordt het discriminerend effect bereikt door een gewicht aan elke onafhankelijke variabele toe te wijzen om zo het verschil tussen de groepen te maximaliseren. De gewichten worden berekend op basis van het groepsgemiddelde per variabele. Als bijvoorbeeld het groepsgemiddelde van een bepaalde variabele de verschillende groepen zeer precies kan indelen, zal het gewicht van deze variabele groot zijn. De algemene versie van een multivariate lineaire discriminantvergelijking ziet er als volgt uit:

$$D = d_0 + d_1X_1 + d_2X_2 + \dots + d_mX_m$$

X_j = onafhankelijke variabelen (ratio's), met $j = 1, \dots, m$

d_0 = constante term

d_j = niet-gestandaardiseerde discriminantcoëfficiënten, met $j = 1, \dots, m$

D = discriminantscore, met $-\infty \leq D \leq +\infty$

De algemene statistische significantie van de discriminantanalyse wordt geëvalueerd door middel van de Wilk's Lamda test, deze kan omgezet worden tot een algemene F-test (Deakin, 1972). De individuele discriminatiekracht van de onafhankelijke variabelen kan vervolgens ook door een F-test gemeten worden op basis van de spreiding tussen de groepsgemiddeldes per variabele. Dit wordt uitgedrukt in een significantiewaarde. Hoe hoger deze waarde is, hoe hoger de statistische significantie.

De discriminantscore is de som van alle onafhankelijke variabelen vermenigvuldigd met hun gewicht en wordt gesymboliseerd door de hoofdletter D. De toewijzing van object aan een bepaalde groep gebeurt door haar discriminantscore te vergelijken met een 'afkappingsgrens'. Meestal kiest men voor een grenswaarde waarbij het ongewogen gemiddelde foutenpercentage minimaal wordt. Deze bepaling gebeurt ex post en meestal niet gebaseerd op één of ander statistisch model (Hsieh 1993, 457). De fouten die zich kunnen voordoen stellen zich als volgt: een type-1-fout (een werkelijke zieke onderneming wordt als gezond geklasseerd) of een type-2-fout (een werkelijke gezonde onderneming wordt als ziek geklasseerd).

Classificatie volgens het model	Werkelijke toestand	
	Gezond	Ziek
Gezond	Juist (n_{11})	Type-1-fout (n_{11})
Ziek	Type-2-fout (n_{21})	Juist (n_{12})
Totaal	$n_{11} + n_{21}$	$n_{12} + n_{22}$
Foutenpercentage type-1-fout	-	$\frac{n_{12}}{n_{12} + n_{22}}$
Foutenpercentage type-2-fout	$\frac{n_{21}}{n_{11} + n_{21}}$	-

Bron: Eigen verwerking op basis van (Ooghe ; 2005:8)

De verhouding tussen het aantal foutief geklasseerde ondernemingen en het totaal aantal binnen een bepaalde groep, ziek of gezond, is het foutenpercentage voor die groep. Deze werkwijze veronderstelt asymmetrische steekproeven, waarbij de verhouding ziek/gezond ongeveer overeenkomt met de verhouding in de volledige populatie en dat de kosten van een type-1-fout en een type-2-fout aan elkaar gelijk zijn. Volgens Zavgren (1985), Hsieh (1993) en Koh(1992) is de kost van een type-1-fout veel hoger dan de kost van een type-2-fout.

Zij raden dan ook aan om de 'total error cost' te minimaliseren i.p.v. het ongewogen gemiddelde foutenpercentage. Maar omdat deze kost moeilijk te berekenen is, en ook afhankelijk is van het risicogedrag van de gebruiker, wordt in de meeste modellen geen rekening gehouden met het kostencriterium. Bij de bepaling van een optimale afkapgrens deed Altman in zijn vernieuwd ZETA-model een poging om deze kostenverhouding toch in rekening te brengen (Altman, Haldeman & Naryanan). Dat bracht de volgende vergelijking met zich mee:

$$D_{opt}^* = LN \frac{[Q_1 \cdot C_1]}{[Q_2 \cdot C_2]}$$

Waarbij D_{opt}^* de optimale afkapgrens voorstelt, $\frac{Q_1}{Q_2}$ de kansverhouding ziek/gezond in de reële populatie en $\frac{C_1}{C_2}$ de kostenverhouding van een type-1-fout en een type-2-fout.

Het basismodel van Altman (1968) is tot stand gekomen door een steekproef te nemen uit 66 Amerikaanse beursgenoteerde productieondernemingen, met een balanstotaal tussen \$ 1 miljoen en \$ 25 miljoen, waarvan 33 ziek en 33 gezond. De 33 zieke ondernemingen werden failliet verklaard in de periode 1946 - 1965. Voor elke gefaalde onderneming werd een gezonde onderneming gezocht met een gelijkaardig balanstotaal. Hij baseerde zich op de geauditeerde jaarrekeningen van één jaar voor de falings.

Daarnaast werden de 5 beste ratio's (die voor het meest discriminerende effect tussen 'ziek' en 'gezond' zorgen) uit een reeks van 22 ratio's gebruikt. Dat bracht de volgende vergelijking met zich mee:

$$Z = 1,20X_1 + 1,40X_2 + 3,30X_3 + 0,60X_4 + 1,00X_5$$

X_1 = (vlottende activa - korte termijnschulden) / totaal actief

X_2 = ingehouden resultaten / totaal actief

X_3 = winst vóór interesten en belastingen / totaal actief

X_4 = beurswaarde van het nettoactief / totale schuld (aan boekwaarde)

X_5 = omzet / totaal actief

Het model werd statistisch significant bevonden, waarbij de gemiddelde waarden voor de Z-scores 5,02 voor de gezonde groep bedroeg en -0,29 voor de zieke groep (Altman 1968, 598). De optimale afkapgrens werd daarom vastgesteld op 2,675 (het gemiddelde van de Z-scores voor beide groepen). Omdat het model minder accuraat was voor andere steekproeven, werd de afkapgrens herleid tot een score kleiner dan 1,81 voor zieke bedrijven en een score groter dan 2,99 voor gezonde bedrijven. Een 'grijze zone' diende zich aan. Die ondernemingen die zich hierin bevinden, zijn aan een meer gedetailleerd onderzoek onderhevig. Vervolgens is de accuraatheid van het model beperkt tot 1 - 2 jaar voor falings. 2 jaar voor falings daalt gemiddelde de accuraatheid aanzienlijk.

Aantal jaren vóór falings	Ziek	Gezond	Totaal
1	94%	97%	95%
2	72%	94%	83%

Bron: Altman (1968: 244)

Mede door de beperkte voorspellende kracht van het model op lange termijn, werd het Zeta-model ontwikkeld. Daarnaast ontwikkelde Altman een Z1- score variant voor niet- beursgenoteerde bedrijven en een Z2- score variant die de verschillen van het totaal actief van sector tot sector dient te minimaliseren. De werkwijze van deze modellen is gelijkaardig aan het oorspronkelijke model. Verschillen zijn terug te vinden op vlak van coëfficiënten, ratiokeuze en afkapgrens.

1.8.2 OHLSON (1980)

Net zoals bij de MDA-methode, is logistische regressie een statistische techniek waarbij in tegenstelling tot de onafhankelijke variabelen, de afhankelijke variabele non-metrisch is. Onder andere Ohlson (1980), Zmijewski (1984), Zavgren (1985) en Mossman (1998) verkiezen logistische regressie om een falingspredictiemodel op te bouwen. Dit omdat het dezelfde voorspellende kracht heeft als een MDA-model, terwijl er aan minder assumpties voldaan dient te worden (zoals de normaliteitshypothese waarbij de 2 groepen gelijkaardig aan elkaar moeten zijn en waarbij steekproeven over sectoren heen niet gebruikt kunnen worden). Hiertegenover heeft logistische regressie een belangrijke troef t.o.v. andere falingspredictietechnieken. Dit is het non-lineaire karakter wat toelaat eender welke soort variabele aan het model toe te voegen. De variabelen kunnen dus in elke vorm voorkomen (continu, dummy, categorisch,...). Als enige beperking t.o.v. het MDA-model heeft logistische regressie slechts de mogelijkheid 2 groepen te onderscheiden, in tegenstelling tot MDA waar meerdere groepen gediscrimineerd kunnen worden. Maar voor het ontwikkelen van een falingspredictiemodel heeft deze laatste beperking geen belang.

Bij een logit-analyse (LA) wordt de voorwaardelijke kans (probabiliteit) berekend dat een onderneming Y zal falen, gegeven een aantal karakteristieken. Deze karakteristieken zijn terug te vinden in de vorm van variabelen in de macht van het grondtal van de natuurlijke logaritme e:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_mX_m)}}$$

P = kans dat een onderneming zal falen, met $0 \leq P \leq 1$

X_j = onafhankelijke variabelen (ratio's), met $j = 1, \dots, m$

b_0 = constante term

$b_j \dots b_{mj}$ = coëfficiënten

Om de constante term b_0 en de coëfficiënten b_j 's te berekenen wordt bovenstaande vergelijking getransformeerd in:

$$L = \text{Logit}(P) = \ln[P / (1 - P)] = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_mX_m$$

$P / (1 - P)$ stelt de kansverhoudingen tussen falen en niet falen voor. L is de logit-score en is de lineaire functie van de onafhankelijke variabelen X_j . De waarden voor L zijn continu en situeren zich in het interval $[-\infty, +\infty]$. Het model veronderstelt een niet-lineaire relatie tussen de kans op falen (P) enerzijds en de onafhankelijke variabelen anderzijds.

Zoals bij voorgaand model (MDA) worden de coëfficiënten via statistische programma's berekend, wat de objectiviteit van de modellen ten goede komt. Indien de coëfficiënten bekend zijn kan voor elke onderneming een L-score berekend worden. In de veronderstelling dat '1' de zieke groep en '0' de gezonde groep voorstelt, geldt dat hoe hoger de L-score, hoe groter de kans is dat de onderneming faalt. Ook bij deze methode dient vervolgens een afkappunt te worden bepaald.

Zoals eerder vermeld is het geringe aantal vereiste assumpties een belangrijk voordeel van deze methode. De ratio's die Ohlson (1980) in zijn logit-analyse gebruikt zijn iets uitgebreider als het MDA-model en luiden als volgt:

- $SIZE = \log(\text{totale activa} / \text{GNP prijs-level index})$. De index veronderstelt een basiswaarde voor 1968. Het index jaar is het jaar voorafgaand aan het balansjaar
- $TLTA = \text{totale schulden} / \text{totale activa}$
- $WCTA = \text{werkkapitaal} / \text{totale activa}$
- $CLCA = \text{huidige schulden} / \text{totale activa}$
- $OENEG = 1$ als de totale activa de schulden overstijgen, anders nul
- $NITA = \text{netto inkomen gedeeld door totale activa}$
- $FUTL = \text{operationele fondsen} / \text{totale schulden}$
- $INTWO = 1$ als het netto inkomen negatief is voor de laatste 2 jaar, anders nul
- $CHIN = (NIt - NIt-1) / (|NIt| + |NIt-1|)$, waar NI staat voor netto inkomen voor de meest recente periode, de noemer fungeert als niveau-indicator. De variabele meet dus het verschil in netto inkomen

Ohlson (1980) stelt de resultaten van 3 verschillende modellen voor, het eerste model voorspelt een mogelijk faillissement 1 jaar op voorhand, het tweede een mogelijk faillissement 2 jaar op voorhand (met het gegeven dat de onderneming het eerste jaar niet failliet gaat) en een derde model dat zowel een voorspellende waarde heeft voor het eerste als voor het tweede jaar. Het basismodel dat een voorspellende waarde heeft van 1 jaar op voorhand ziet er als volgt uit:

$$O - score = -1.32 - 0.407SIZE + 6.03TLTA - 1.43WCTA + 0.757CLCA - 1.72OENEG - 2.37NITA - 1.83FUTL + 0.285INTWO - 0.521CHIN$$

$$\text{Falingskans} = P = \frac{e^{O-score}}{1 + e^{O-score}}$$

Indien die P-waarde een resultaat weergeeft hoger dan 0,5, zal dit resulteren in een faillissement binnen de 2 jaar. Bovenstaande vergelijking kwam tot stand uit een studie van 2.058 ondernemingen, in tegenstelling tot Altman (1960) die zich baseerde op 66 ondernemingen. Als gevolg hiervan wordt de accuraatheid van dit model hoger ingeschat (Ohlson, 1980). Verder is het model gebaseerd op industriële bedrijven tussen 1970 – 1976 die beursgenoteerd waren voor de laatste 3 jaar. 105 van de 2.580 bedrijven gingen failliet en met een voorspellingspercentage van 96% wist de 0-score deze bijna allemaal te voorspellen.

1.8.3 ZMIJEWSKI (1984)

Het model van Zmijewski is een waarschijnlijkheidsmodel gebruikmakend van accounting data. Een probit-model is zeer gelijkaardig met dat van een logit-model, met beide resultaten tussen 0 en 1. Het verschil zit hem meer in de benadering van de kans, waar het logit-model een logistische verdeling hanteert, gebruikt het probit-model een cumulatieve standaardnormale verdeling. Bij het kiezen van onafhankelijke variabelen werd uitgegaan van de relevantie bij eerdere modellen. De drie meest voorkomende falingspredictievariabelen werden opgenomen in zijn model. Zmijewski (1984) gebruikte hiervoor andere steekproefsamenstellingen dan voorgaande modellen en testte zijn model op 40 failliete (Amerikaanse) bedrijven en 800 niet-failliete (Amerikaanse) bedrijven in de periode van 1972 tot 1978. Het model luidt als volgt:

$$P = \Phi(\beta'X)$$

Waar P de kans op een faillissement is, X de verzamelnaam van de onafhankelijke variabelen en Φ een symbool voor de cumulatieve standaard normaal verdeling is. De gehanteerde variabelen luiden als volgt:

- *NITL* = netto inkomen / totaal actief
- *TLTA* = totale schulden / totaal actief
- *CACL* = huidige activa / huidige schulden

Bij het runnen van de regressie komt volgende vergelijking naar voor:

$$Z_m = -4,336 - 4,513X_1 + 5,679X_2 - 0,004X_3$$

X_1 = netto inkomen / totale actief

X_2 = totale schulden / totaal actief

X_3 = huidige activa / huidige schulden

Indien een onderneming een score groter dan 0,5 heeft, wordt het als failliet gekwalificeerd. Indien een onderneming een score heeft van lager dan 0,5 wordt het als niet-failliet gekwalificeerd. Zmijewski behaalde met zijn model een accuraatheid van 95,29% op zijn test-case.

Waar Altman het ratio winst vóór interesten en belastingen / totaal actief hanteert, gebruikt Zmijewski het ratio netto inkomen / totaal actief. Het verschil tussen deze 2 ratio's is de financiële baten / kosten (interesten / belastingen) die het netto inkomen wel bevat maar die de winst vóór interesten en belastingen niet bevat. Deze baten / kosten zijn niet afkomstig uit operationele activiteiten van het bedrijf. Winst vóór interesten en belastingen elimineert het effect van verschillende kapitaalstructuren en maakt het daarom makkelijker om de winstgevendheid van verschillende ondernemingen met elkaar te vergelijken. Tevens bevat het model reeds een variabele die de kapitaalstructuur van de onderneming meet: totale schulden / totaal actief. Mits deze 2 variabelen sterk met elkaar gecorreleerd zijn, wordt er in de wetenschappelijke literatuur getwijfeld aan het model (Shumway, 2001; Grice and Dugan, 2003).

1.8.4 OVERZICHT VOORGAANDE MODELLEN

Studie	Methode	Statistische techniek	Verklarende variabelen	Opmerkingen
Altman (1968)	-	-	+	<p><u>Methode(-)</u>: Kleine gelijk verdeelde steekproef => 30:30</p> <p><u>Statistische techniek(-)</u>: Om aan discriminantanalyse te doen; moet er aan verschillende assumpties voldaan worden.</p> <p><u>Verklarende variabelen(+)</u>: Altman (1968) evalueerde 22 variabelen. Van deze variabelen, waren de 5 overblijvende het meest significant.</p>
Ohlson (1980)	+	+	-/+	<p><u>Methode(+)</u>: Grote proportionele steekproef => 105:2.058</p> <p><u>Statistische techniek(+)</u>: Om aan logit-analyse te doen; moet er aan weinig assumpties voldaan worden.</p> <p><u>Verklarende variabelen(-/+)</u>: 9 verklarende variabelen</p>
Zmijewski (1984)	-/+	+	-	<p><u>Methode(-/+)</u>: Kleine proportionele steekproef => 40:800</p> <p><u>Statistische techniek(+)</u>: Om aan probit-analyse te doen; moet er aan weinig assumpties voldaan worden.</p> <p><u>Verklarende variabelen(-)</u>: Enkel 3 verklarende variabelen. En waar 2 van de 3 variabelen sterk gecorreleerd zijn.</p>

Bron: Testing the generalizability of the bankruptcy prediction models of Altman, Ohlson and Zmijewski for Dutch listed and large non-listed firms; Avenhuis; 2013

1.8.5 SHUMWAY (2001)

Waar voorgaande modellen hoofdzakelijk gericht zijn op accounting ratio's, wordt er bij een hazard-model andere accenten gelegd. Hazard-modellen gebruiken naast accountingdata, ook marktdata om over te gaan tot falingspredictie. Voorstanders van hazard-modellen suggereren dat statistische modellen rond falingspredictie onzuiver en inconsistent zijn. Dit vooral omdat ze zijn toegepast op een singulier tijdstipmoment en hun voorspellende kracht het grootst is 1 jaar voor een faillissement. Naar eigen zeggen heeft het Shumway (2001) hazard-model de voorspellende kracht om op elk moment een faillissement te voorspellen. Verder halen voorstanders aan dat ongeveer de helft van de accounting variabelen gebruikt in het model van Altman (1968) en Zmijewski (1984) statistisch niet-gerelateerd zijn met falingspredictie. Het hazard-model van Shumway is niet enkel op financiële variabelen gebaseerd, ook marktgedreven variabelen (zoals omvang van de markt) hebben er hun plaats. Het model luidt als volgt:

$$P_{i,t} = (1 + \exp\{-y_{i,t}\})^{-1}$$
$$y_{i,t} = a + \beta' X_{i,t-1} = \beta' \begin{bmatrix} X_{1,t-1} \dots & X_{1,t-j} \\ \dots & \dots \\ X_{n,t-1} \dots & X_{n,t-j} \end{bmatrix}$$

Waar p de kans op een faillissement is en X de verzamelnaam van de onafhankelijke variabelen. Het is een logit-model maar in plaats van alle bedrijfsjaren als afzonderlijke variabele te behandelen, worden alle voorafgaande waarden van de onafhankelijke variabelen voor een specifiek bedrijf toegevoegd aan de informatiereeks. n vertegenwoordigt het aantal onafhankelijke variabelen en j vertegenwoordigt het aantal periodes voorafgaand aan t .

De afhankelijke variabele is de jaarlijkse faillissementsstatus (0,1) binnen de gegeven steekproefperiode. Bij hazard-analyse, zal de verklarende variabele 1 zijn voor het jaar dat een onderneming failliet gaat. Al de jaren voorafgaand aan het faillissement tijdens de steekproefperiode, zullen met 0 afgebeeld worden. Voor de niet-failliete ondernemingen zal de afhankelijke variabele gedurende de steekproefperiode de waarde 0 aanhouden.

Het Shumway (2001) hazard-model nam een brede waaier aan ondernemingen op verspreid over diverse sectoren, resulterend in 300 failliete ondernemingen voor de periode van 1962-1992. De studie toonde aan dat een multi-period logit model, MDA en single-period logit modellen overtreffen en dat een combinatie van accounting en markt variabelen betere resultaten haalt dan modellen met enkel accounting variabelen. Het Shumway-model, met markt en accounting variabelen, ziet er als volgt uit:

$$Y = -13,303 - 1,982X_1 + 3,593X_2 - 0,467X_3 - 1,809X_4 + 1,809X_5$$

$$\text{Falingskans} = P = \frac{e^Y}{1 + e^Y}$$

X_1 = netto inkomen / totaal actief

X_2 = totale schulden / totaal actief

X_3 = Logaritme van (marktkapitalisatie per onderneming aan het einde van het jaar voorafgaand aan het geobserveerde jaar / totale marktkapitalisatie NYSE (The New York Stock Exchange) en AMEX (American Stock Exchange markt))

X_4 = de 'excess return' als return van de onderneming voorafgaand aan het geobserveerde jaar vermindert met gewogen waarde van de CRSP NYSE index return voorafgaand aan het geobserveerde jaar

X_5 = de standaarddeviatie van de 'stock returns' van elke onderneming afzonderlijk

Om het model te beoordelen deelde Shumway zijn model op in 10 groepen gebaseerd op hun predictie-accuraatheid dat voortvloeit uit het model. Het hazard model classificeert bijna 70% van alle faillissementen in het bovenste deciel en classificeert 96,6% van de falende bedrijven boven de kans die de mediaan met zich meebrengt.

Het grootste voordeel van een hazard-model is dat het rekening houdt met de tijdsdimensie van faillissementen. Waar klassieke falingspredictiemodellen zich baseren op één enkele observatie, beoordelen hazard-modellen falingen als een proces. Zo verandert het risico op een faillissement bij een hazard-model doorheen de tijd en houdt het rekening met macro-economische elementen die doorheen de jaren veranderen. Deze worden tevens opgenomen in het falingspredictiemodel en zo zal het model er bij een economische recessie er bijvoorbeeld anders uitzien als bij een economische opleving. Op die manier kunnen hazard-modellen gezien worden als een binair logit-model dat elk bedrijfsjaar als een aparte observatie ziet en zal het een specifiek bedrijf beoordelen op een tijdspanne van meerdere jaren.

Toch zijn er ook wat nadelen verbonden aan hazard-modellen, de oorsprong ervan is namelijk niet terug te vinden bij falingspredictie. Zo werd bijvoorbeeld voor medische doeleinden gebruikt bij de behandeling van een ziekte. Om vervolgens hazard-modellen toepasbaar te maken voor falingspredictie, dienen er bepaalde classificatieprocedures gevolgd te worden. Ook dient de data van eenzelfde onderneming beschikbaar te zijn over een periode van 5 tot 10 jaar. Dit omwille van het feit dat de falingskans als een proces gezien wordt. Het is dus zeker niet het meest eenvoudige model, maar het kan daartegenover een zeer degelijke voorspellingskracht verzekeren.

1.8.6 HILLEGEIST ET AL. (2004)

Het bekende Black – Scholes-model (BSM) voor de berekening van de prijs van een financiële optie, is tevens terug te vinden in de literatuur van falingspredictie. Zo merkte Merton (1974) op dat het eigen vermogen kan gezien worden als een call optie op de totale activa van de onderneming. Dit omdat de aandeelhouders een claim hebben op de activa van onderneming en ze slechts aan een gelimiteerde schuld moeten voldoen bij een mogelijk faillissement. Dus we kunnen stellen dat de pay-offs van het eigen vermogen zeer gelijkaardig zijn aan de pay-offs van een call optie. Onder het BSM-model, is de uitoefenprijs van een call optie gelijk aan de originele waarde van ondernemingsschulden en de optie vervalt op tijdstip T wanneer de schulden vervallen. Op een bepaald tijdstip T, zullen aandeelhouders hun optie lichten en de schuldeisers betalen als de waarde van de activa groter zijn dan de waarden van de schulden. Wanneer het activa de schulden niet kan dekken, zullen de aandeelhouders hun optie niet lichten en zullen ze maar een beperkt bedrag verliezen, wat gezien kan worden als de premium van een call optie. In dit geval zal de onderneming failliet verklaard worden, zal de eigendom kosteloos getransfereerd worden van aandeelhouders naar schuldeisers en hebben de aandeelhouders een pay-off van nul. De kans op elke mogelijke uitkomst, is natuurlijk een belangrijke determinant bij de waardering van een optie. Deze kansen zijn verwerkt in het BSM-model, de vergelijking voor het waarderen van het eigen vermogen als een Europese call optie op de totale activa van een onderneming zonder dividenduitkering ziet er als volgt uit:

$$V_E = V_A N(d_1) - K e^{-rT} N(d_2)$$
$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{V_A}{X}\right) + \left(r + \left(\frac{\sigma_A^2}{2}\right)\right)T}{\sigma\sqrt{T}}$$
$$d_2 = d_1 - \sigma\sqrt{T} = \frac{\ln\left(\frac{V_A}{X}\right) + \left(r - \left(\frac{\sigma_A^2}{2}\right)\right)T}{\sigma\sqrt{T}}$$

Waar $N(d_1)$ en $N(d_2)$ respectievelijk de cumulatieve standaard normaalbenadering zijn van d_1 en d_2 , en V_E de huidige waarde van het eigen vermogen is. V_A is de huidige waarde van de activa, X de nominale waarde van de schulden met als aflooptijd T , r de continue samengestelde risicovrije interestvoet en σ_A de volatiliteit in activa waardering.

Toch stemt bovenstaande formule nog helemaal overeen met werkelijkheid. Het gaat er namelijk vanuit dat de activa binnen een onderneming groeien volgens de risicovrije interestvoet. In elke les bedrijfsfinanciering zal deze redenering tegengesproken worden en zullen tools als 'Weighted Average Cost of Capital' (WACC) en het 'Capital Asset Pricing Model' (CAPM) naar boven gehaald worden om de rendementseis μ te bepalen. Het is dit percentage dat gebruikt wordt om toekomstige cashflows naar vandaag te verdisconteren en vervolgens ook de huidige bedrijfswaarde te bepalen.

Onder het BSM-model is de kans op een faillissement simpelweg de kans dat de marktwaarde van activa, V_A , minder is dan de nominale waarde van de schulden, X , op tijdstip T (*m. a. w.*, $V_A(T) < X$). Om het klassieke BSM-model als falingspredictiemodel te kunnen gebruiken dienen we enkele interpretaties onder de loep te nemen. Zo wordt in de optietheorie d_1 geïnterpreteerd als een weergave van de hoogte van de aandeelkoers als we boven de uitvoerprijs zitten. En d_2 als de kans dat de optie uitgevoerd wordt. Net omdat in falingspredictiecontext vooral het laatste verband relevant is, komt de volgende vergelijking naar voor:

$$N\left(-\frac{\ln\left(\frac{V_a}{X}\right) + \left(\mu - \left(\frac{\sigma_A^2}{2}\right)\right)T}{\sigma\sqrt{T}}\right) = BSM - Prob$$

Deze vergelijking geeft aan dat de kans op een faillissement een functie is van de afstand tussen de huidige waarde van de activa en de nominale waarde van de schulden $\left(\frac{V_a}{X}\right)$, aangepast aan de verwachte groei in de waarde van de activa $\left(\mu - \left(\frac{\sigma_A^2}{2}\right)\right)$ en rekening houdend met de activa volatiliteit σ_A . Om in realiteit gebruik te maken van deze functie, dient de marktwaarde van de activa, de activa volatiliteit en de verwachte return op activa geschat te worden. Met de nodige statistische programma's kunnen V_a en σ_A afgeleid worden, om vervolgens μ hieruit af te leiden. Tot slot bekomen we het BSM-prob getal dat vervolgens a.d.h.v. de standaardnormale verdeling een falingskans geeft voor een bepaald bedrijf.

1.9 BESPREKING VERSCHILLENDE MODELLEN

Elk van de bovenstaande modellen hebben in de wetenschappelijke literatuur hun strepen verdiend. In een Australische studie (Wu, Gaunt & Gray, 2010) komt ieder model, buiten dat van Altman(1968), met een degelijke voorspellingskracht naar voren. Dat men zich niet aan de normaliteitshypothese hield (steekproef bestaat uit 2 verschillende groepen), heeft zeker en vast een invloed gehad op het resultaat. In een Belgische vergelijkende studie (Belcaen & Ooghe, 2006), wordt duidelijk aangehaald hoe belangrijk het is om aan de assumpties van de verschillende modellen te voldoen. Voor men een oordeel velt over een bepaald model, is het belangrijk om eerst te controleren of het juist gebruikt wordt.

Wat nu al vast staat is dat ratio's gerelateerd tot winstgevendheid, liquiditeit en schulden, altijd hun plaats hebben in een falingspredictiemodel. In het algemeen verschillen falingspredictiemodellen op 2 manieren: enerzijds gebruiken ze verschillende verklarende variabelen en anderzijds gebruiken ze verschillende econometrische technieken (MDA, probit en logit). De verklarende variabelen zijn opdeelbaar in groepen:

Categorie	Omschrijving
Winstgevendheid	Dit soort variabelen meten de mogelijkheid tot het genereren van voldoende winsten om te blijven voortbestaan. Onder de verschillende modellen wordt winstgevendheid gemeten d.m.v. de ratio winsten voor interest en belastingen tot het totaal actief (of netto-inkomen tot het totaal actief (NITA). Ook over het verschil van netto-inkomen t.o.v. het voorgaande jaar valt iets te zeggen ($(NIt - Nit-1)/(NIt + Nit-1)$). Zo zien bedrijven het jaar voordat ze failliet gaan hun netto-inkomen gemiddeld dalen met 36%, terwijl die bij niet-falende bedrijven stijgt met gemiddeld 6%. De variabele omzet tot het totaal actief werd origineel gebruikt door Altman (1968) maar blijkt niet altijd voor eensgezindheid te zorgen. In verder onderzoek durft deze factor wel eens het omgekeerde van wat verwacht wordt te voorspellen, namelijk dat bedrijven met een kleiner ratio minder waarschijnlijk failliet gaan (Wu, Gaunt & Gray , 2010). Het is dus een factor die voor misleiding kan zorgen.
Liquiditeit	Dit soort variabelen meten de mogelijkheid om aan de korte termijn verplichtingen te voldoen. Het werkkapitaal (vlottende activa – vlottende schulden) tot het totaal actief is hiervoor een belangrijke maatstaf. In het algemeen hebben falende bedrijven hiervoor een laag ratio, voor het ratio schulden t.o.v. het vlottend actief een hoog ratio en meer dan waarschijnlijk een negatief netto inkomen de voorbije 2 jaar. Tot slot is het ratio 'funds for operations' tot de schulden ook laag voor deze bedrijven (Wu, Gaunt & Gray, 2010).

Schulden	Dit soort variabelen meten het relatieve bedrag van de schulden en verplichtingen van een bedrijf. Over het algemeen, hebben falingsbedrijven een lager ratio van gereserveerde winsten tot het actief, een lagere marktwaarde van het eigen vermogen tot de totale schulden en hogere schulden tot de totale activa. Ook hebben deze bedrijven meer de neiging om de totale schulden boven de boekwaarde van het totaal actief te schatten en hebben ze hogere schulden relatief tot de marktwaarde van het totaal actief.
Alternatief	Onder deze categorie vallen ratio's die niet rechtstreeks de financiële toestand van een onderneming achterhalen, maar toch een onderscheid kunnen vormen tussen falende en lopende ondernemingen. Als voorbeeld gebruikt Shumway (2001) een variabele waarbij de grootte van het bedrijf een impact heeft. De bevindingen hieromtrent zijn dat gemiddeld gezien falende bedrijven kleinere bedrijven zijn. Het kan gemeten worden d.m.v. de aandelprijs (hogere prijs per aandeel bij grotere bedrijven) maar ook door marktkapitalisatie van het bedrijf t.o.v. de gehele markt (Relative Size) te meten (zoals in het Shumway model (2001) gedaan wordt). Ohlson (1980) gebruikt in zijn model een GNP-prijsindex om de grootheidsimpact te meten.

Het is moeilijk reeds 1 specifieke techniek te kiezen voor de Belgische horecasector. Duidelijk is dat het model moet passen binnen het Belgische ondernemersklimaat en dat het de invoering van de 'witte kassa' moet kunnen verwerken. Bij het BSM-model, dat vooral gebaseerd is op het eigen vermogen en het totaal actief, zal het bijvoorbeeld moeilijk zijn om de irreguliere arbeid en de irreguliere loonkost te betrekken. Verder is het model bedoeld voor beursgenoteerde ondernemingen. Ook het model van Altman (1968) lijkt de nodige beperkingen met zich mee te brengen. Zo bevat het model veel statistische beperkingen, terwijl logistische regressie dat niet vereist en de voorspellingsaccuraatheid minstens zo hoog is als die van MDA. Een voorkeur kan dus gegeven worden aan logistische regressie. Maar ook de tijdsperiode van de onderzochte data en de keuze aan variabelen spelen een grote rol. Zo werd aangetoond dat het model van Shumway (2001) preciezere voorspellingen levert door falingspredictie als een proces (ondernemingen worden gedurende meerdere tijdsmomenten onderzocht) te bezien en door een gevarieerde waaier aan variabelen (accounting data, markt data, ...) op te nemen in het model (Wu, Gaunt & Gray, 2010). Deze bevindingen dienen in beschouwing genomen te worden bij het ontwikkelen van een kwalitatief falingspredictiemodel. Het doel van deze masterproef bestaat er in een eenvoudig model te ontwikkelen, dat eenvoudig bruikbaar is in de praktijk en dat goed afgestemd is op de Belgische horecasector. Als er één techniek uitblinkt in eenvoud en degelijkheid, is het logistische regressie wel, dat zijn strepen heeft verdiend in het model van Ohlson (1980) en Shumway (2001). Maar ook in de Belgische literatuur zijn falingspredictiemodellen ontwikkeld gebruikmakend van de logistische regressie techniek. Een volgend deel van deze literatuurstudie besteed aandacht aan de bekendste Belgische modellen.

1.10 BELGISCHE FALINGSPREDICTIEMODELLEN

De Belgische literatuur rond falingspredictie startte enkele decennia geleden. Sinds het begin van de jaren 80 worden in België modellen rond succes en faling ontwikkeld onder leiding van Hubert Ooghe. In navolging van Altman, maakte Ooghe en Verbaere in 1982 een model gebaseerd op lineaire discriminantanalyse. Daaropvolgend werd in 1991 een logistisch model ontwikkeld door Ooghe en De Vos. En in 2005 werd er zelfs een niet-statistische model ontwikkeld. Bijzondere aandacht zal uitgaan naar het bestuderen van de gekozen variabelen van de Belgische modellen. Deze variabelen kunnen sterk verschillen van cultuur tot cultuur. In tegenstelling tot bijvoorbeeld de Amerikaanse modellen vormen vooral de niet-beursgenoteerde ondernemingen het voorwerp van de Belgische falingspredictiemodellen. Dit kan verklaard worden doordat het aantal Belgische beursgenoteerde ondernemingen veel kleiner is dan in de Verenigde Staten en doordat de meeste ondernemingen verplicht zijn om hun jaarrekening openbaar te maken. Aangezien de structuur en de inhoud van een Belgische jaarrekening verschillen van die van een Amerikaanse jaarrekening, kunnen andere specifieke variabelen worden opgenomen in een Belgisch falingspredictiemodel (Siau, 2009).

1.10.1 LINEAIRE DISCRIMINANTMODELLEN (OV 82')

Het multivariate lineaire discriminantmodel van Ooghe en Verbaere (1982) is net zoals het model van Altman (1968) opgebouwd uit financiële ratio's van een onderneming. Ook de werking van het model is gelijkaardig aan dat van Altman (1968): de ratio's worden gecombineerd om een discriminantscore te verwerven dat iets zegt over de gezondheid van de onderneming. De lineaire discriminantmodellen van Ooghe - Verbaere (1982) zijn ontwikkeld voor verschillende doeleinden: 4 modellen die respectievelijk één, twee en drie jaar voor faling iets zeggen over de falingskans. Het vierde model is een algemeen model, dat geen onderscheid maakt in het jaar voor faling. Telkens werd er een oorspronkelijk en een gereduceerd model gemaakt. Aangezien de verklarende kracht van het oorspronkelijke model niet veel hoger is dan het gereduceerde, raadt men aan om het gereduceerde model voor praktische doeleinden te gebruiken en het oorspronkelijke model meer in een analytische context te hanteren (Ooghe en Verbaere, 1982). Het gereduceerde model één jaar voor faling ziet er als volgt uit:

$$D = d_0 + d_1X_1 + d_2X_2 + \dots + d_mX_m$$

X_j = onafhankelijke variabelen (ratio's), met $j = 1, \dots, m$

d_0 = constante term

d_j = niet-gestandaardiseerde discriminantcoëfficiënten, met $j = 1, \dots, m$

D = discriminantscore, met $-\infty \leq D \leq +\infty$

- $X_1 =$ (vervallen belastingschulden + vervallen schulden ten aanzien van de RSZ) / vreemd vermogen op korte termijn
- $X_2 =$ overgedragen winst of verlies / totaal der passiva
- $X_3 =$ brutoresultaat vóór niet-kaskosten, vóór financiële kosten en vóór belastingen / totaal der activa
- $X_4 =$ eigen vermogen / totaal vermogen
- $X_5 =$ liquide middelen / beperkte vlottende activa

1.10.2 LOGIT-MODELLEN (OJD 91')

Zoals het oorspronkelijke model van Ohlson (1980), is het model van Ooghe – Joos – Devos (1991) gebaseerd op de techniek van meervoudige logistische regressie. Het model één jaar voor falen bevat acht ratio's. Bij de keuze van ratio's werden factoren in rekening genomen die misclassificaties veroorzaakten bij het OV '82 model. De ratio's zijn terug te vinden in onderstaand model en zijn meer aangepast aan het Belgisch ondernemersklimaat dan bijvoorbeeld het model van Ohlson (1980).

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_m X_m)}}$$

P = kans dat een onderneming zal falen, met $0 \leq P \leq 1$

$X_j =$ onafhankelijke variabelen (ratio's), met $j = 1, \dots, m$

$b_0 =$ constante term

$b_j \dots b_{mj} =$ coëfficiënten

- $X_1 =$ richting van de financiële hefboom = nettorendabiliteit van het totaal der activa vóór belastingen - gemiddelde interestvoet van de schulden (indien > 0 dan 1, zo niet 0)
- $X_2 =$ (reserves + overgedragen winst of verlies) / totaal der passiva exclusief overlopende passiva
- $X_3 =$ (reserves + overgedragen winst of verlies) / totaal der passiva exclusief overlopende passiva
- $X_4 =$ vervallen belastingschulden + vervallen schulden ten aanzien van RSZ (indien > 0 dan 1, zo niet 0)
- $X_5 =$ (voorraden + vorderingen op ten hoogste één jaar - handelsschulden op ten hoogste één jaar - ontvangen vooruitbetalingen op bestellingen op ten hoogste één jaar - schulden met betrekking tot belastingen, bezoldigingen en sociale lasten) / totaal der activa
- $X_6 =$ nettobedrijfsresultaat / bedrijfsactiva exclusief overlopende activa

X_7 = schulden op ten hoogste één jaar aan kredietinstellingen / schulden op ten hoogste één jaar

X_8 = gewaarborgde schulden / schulden op meer dan en op ten hoogste één jaar

1.10.3 SIMPELE-INTUÏTIEVE MODELLEN 2005 (SIM 05')

Het merendeel van de bestaande falingspredictiemodellen zijn gebaseerd op statistische technieken. Problemen bij het gebruik van dergelijke modellen vallen in 2 groepen onder te brengen. Ten eerste kan men de schatting van de coëfficiënten in vraag stellen. In Belgisch onderzoek (Ooghe, Spaenjers & Vandermoore, 2009) werden de coëfficiënten van diverse binnen- en buitenlandse modellen herschat op basis van een dataset van Belgische gegevens. Niet alleen werden er veranderingen in de prestaties van de modellen waargenomen, ook kenden de coëfficiënten duidelijke verschuivingen. Dit kan gerelateerd worden aan het probleem van 'overfitting' (hoe een model wordt geoptimaliseerd in functie van een bepaalde steekproef). Er wordt geen rekening gehouden met een veranderende tijdsperiode of een ander geografisch gebied. Een tweede opmerking op statistische modellen heeft te maken met de keuze van de variabelen. Deze variabelen worden gekozen op basis van 'statistische significantie' op een bepaalde steekproef en bieden dus voor deze specifieke gegevensbank de beste (statistische) resultaten. De keerzijde hiervan is dat deze variabelen minder geschikt kunnen zijn voor een andere dataset, wat zorgt voor een beperkte generaliseerbaarheid van deze modellen.

Net omdat het doel van de simpel-intuïtieve modellen, zoals de naam het al verkapt, meer wil uitgaan van intuïtie dan van statistische significantie, werd een nieuw soort falingspredictiemodellen ontwikkeld. Deze modellen worden opgebouwd door middel van een niet-statistische en uitgebalanceerde selectie van variabelen, gebaseerd op financiële expertise van falende en niet-falende ondernemingen. Daarnaast werden de coëfficiënten van de variabelen weggelaten en worden de verwachte tekens van de variabelen gebruikt om een modelscore te verkrijgen. Een variabele met een positief (negatief) teken leidt tot een hogere (lagere) modelscore en dit geeft aan dat de onderneming financieel gezond (zwak) is en weinig (veel) kans heeft om te falen. Door de positieve of negatieve waarden van de verschillende ratio's te combineren tot een rekenkundig gemiddelde, verkrijgt men een ongewogen totaalscore zonder coëfficiënten, waarbij in feite alle ratio's een gelijk gewicht wordt toegekend. Om de ratiowaarden onderling vergelijkbaar en optelbaar te maken, ondergaan deze ratiowaarden een logit-transformatie. Het model ziet er als volgt uit:

$$\text{Logit } R = \frac{1}{(1 + e^{-R})}$$

met *Logit R* = logit-waarde van R;

R = decimale ratiowaarde.

Alle ratio's nemen een waarde aan tussen 0 en 1. Vervolgens wordt de totaalscore verkregen door het ongewogen rekenkundig gemiddelde te berekenen van de logits van de ratiowaarden:

$$S = \frac{\sum_{i=1}^n \text{logit } R_i}{n}$$

met S = SIM-score tussen 0 en 1;
 $\text{Logit } R$ = logitwaarde van R tussen 0 & 1;
 R = decimale ratiowaarde;
 n = aantal opgenomen ratio's

R_1 = bruto toegevoegde waarde/ personeelskosten (+)

R_2 = nettorendabiliteit van de bedrijfsactiva vóór belastingen (-)

R_3 = nettorendabiliteit van het eigen vermogen na belastingen (+)

R_4 = Zelffinancieringsgraad (+)

R_5 = Graad van financiële onafhankelijkheid (+)

R_6 = KT financiële schuldgraad (-)

R_7 = Dekking van het vreemd vermogen door de cashflow (+)

R_8 = Nettokasratio (+)

Bij de selectie van de variabelen, werd met verschillende factoren rekening gehouden. Eerst en vooral moesten de vier basisdimensies van financiële gezondheid van een onderneming (liquiditeit, solvabiliteit, rendabiliteit en toegevoegde waarde) terugkomen in het model. Daarnaast moest het model stabiel zijn, zowel in de tijd als de ruimte. Daarom werden 8 ratio's in het model gebruikt. Minder ratio's zou zorgen voor een verlaagde stabiliteit/evenwichtigheid en meer ratio's zou de verklarende kracht van de ratio's niet ten goede komen. Vervolgens moest het model gemakkelijk toepasbaar zijn in de realiteit. Om deze reden werden ratio's uitgesloten waarin de omzet en het aantal personeelsleden zijn opgenomen. Deze gegevens zijn immers dikwijls publiek niet beschikbaar.

1.11 BEPERKINGEN ROND FALINGSPREDICTIE

Eerst en vooral brengen falingspredictiemodellen statistische beperkingen met zich mee. Zo kan de MDA-methode bijvoorbeeld niet op een willekeurige populatie uitgevoerd worden, maar dient deze uit gelijke groepen te bestaan. Dit is slechts één van de vele statistische beperkingen die allerhande falingspredictiemodellen met zich meebrengen. De statistische beperkingen van het gekozen falingspredictiemodel voor deze masterproef, zullen tijdens het empirische gedeelte uitvoerig besproken worden.

Naast statistische beperkingen, brengen falingspredictiemodellen ook andere kanttekeningen met zich mee: zo is een faillissement niet altijd het gevolg van slechte bedrijfsresultaten. Het is perfect mogelijk dat een financieel gezonde onderneming de boeken neerlegt, het moet zich daarom niet in slechte papieren bevinden. Het nadeel hiervan is dat deze faillissementen moeilijk te voorspellen zijn en ook deze gevallen van falen komen in een doorsnee populatie terug. Een faillissement als strategische beslissing kan als voorbeeld hiervan gezien worden. Hierbij vraagt men een faillissement aan om van bestaande schulden af te geraken en met een schone lei opnieuw te starten, zelfs als het nog mogelijk is in huidige omstandigheden verder te bestaan. Het is dus onmogelijk voor een falingspredictiemodel om falen en niet-falen met 100% zekerheid te voorspellen (Siao, 2009).

Daarnaast bestaat de mogelijkheid dat het management zelf de betrouwbaarheid van de jaarrekening verlaagt waardoor ook de kwaliteit van het falingspredictiemodel vermindert. In die zin dat het management zich bewust is van een dreigend financieel probleem en er alles aan doet om de cijfers rooskleuriger voor te stellen dan dat ze werkelijk zijn. Frauduleuze praktijken als 'channel stuffing' kunnen ervoor zorgen dat de jaarrekening er beter uitziet dan dat ze werkelijk is. Het is aan de interne of externe auditor om de onderneming en zijn belanghebbenden te beschermen tegen zulke praktijken. Maar zelfs een geauditeerde jaarrekening is geen garantie tegen misleidende en vervalste cijfers. Ondernemingen als Lernaut & Hauspie en Worldcom hebben dit in het verleden bewezen (Siao, 2009).

Een ander probleem bevindt zich in de keuze van onafhankelijke variabelen. Hier heerst er de neiging om ratio's te kiezen omwille van pragmatische overwegingen, zoals populariteit in de wetenschappelijke literatuur of ratio's waarvan de beschikbaarheid gemakkelijk is. Daarnaast speelt het type jaarrekening dat toegankelijk is een rol. Niet alle complexe predictiemodellen zijn toepasbaar op bijvoorbeeld een verkorte jaarrekening. De keuze van bijhorende ratio's zal dus afgestemd moeten worden met de mogelijkheden aan data die de gekozen steekproef biedt. Ook zorgt een constant veranderende omgeving ervoor dat de falingspredictiemodellen geen eindeloze houdbaarheidsdatum hebben. Een periodieke herschatting van de coëfficiënten of zelfs een volledige herziening van het model is soms geen overdreven luxe. Zo kan een bepaald model sterk verbonden zijn aan een specifiek land of sector, waardoor de resultaten moeilijk te veralgemenen zijn. Vervolgens kunnen boekhoudregels en de institutionele aard van een onderneming over de landen heen verschillen, wat de hantering van een specifiek model kan bemoeilijken (Siao, 2009).

1.12 KEUZE FALINGSPREDICTIETECHNIEK

Tijdens de literatuurstudie werd er kennisgemaakt met een breed gamma aan falingspredictietechnieken/modellen. Eerst werden er 5 gerenommeerde statistische modellen besproken, gebaseerd op 3 technieken: MDA, logit-analyse en probit-analyse. Hieruit kwam de logit-techniek als meest geschikte methode naar voor.

Logit-modellen hebben verschillende voordelen t.o.v. MDA-modellen. Zo is de interpretatie zeer gebruiksvriendelijk mits de afhankelijke variabele een dummy-variabele is en deze enkel waarden tussen 0 & 1 kan aannemen. Ook kunnen deze variabelen als onafhankelijke variabelen gebruikt worden om extra kwaliteit aan het model toe te voegen.

Zoals reeds aangehaald zijn de statistische voorwaarden minder veeleisend voor logit-modellen. Eerst en vooral dient er niet aan de gelijkheidshypothese voldaan worden die inhoudt dat de steekproef uit 2 even grote groepen moet bestaan. Daarnaast is het niet vereist dat elke onafhankelijke variabele normaal verdeeld is. Bij falingspredictie is dit een groot voordeel want ondernemingen tonen in financiële moeilijkheden, echter vaak abnormaal hoge of lage ratiowaarden, wat kan leiden tot een niet-normale verdeling van de onafhankelijke variabelen. Naast voordelen hebben logit-modellen ook nadelen t.o.v. MDA-modellen (Ooghe et al, 2001). Zo zijn ze beïnvloedbaar voor statistische uitschieters en ontbrekende waarden, en moet de data hier eerst voor gecorrigeerd worden (Joos et al., 1998). Tot slot moet de opname van sterk gecorreleerde variabelen in het falingspredictiemodel vermeden worden (Doumpos & Zopoudinis, 1999; Joos et al., 1998). Maar over het algemeen wegen de voordelen sterker door dan de nadelen.

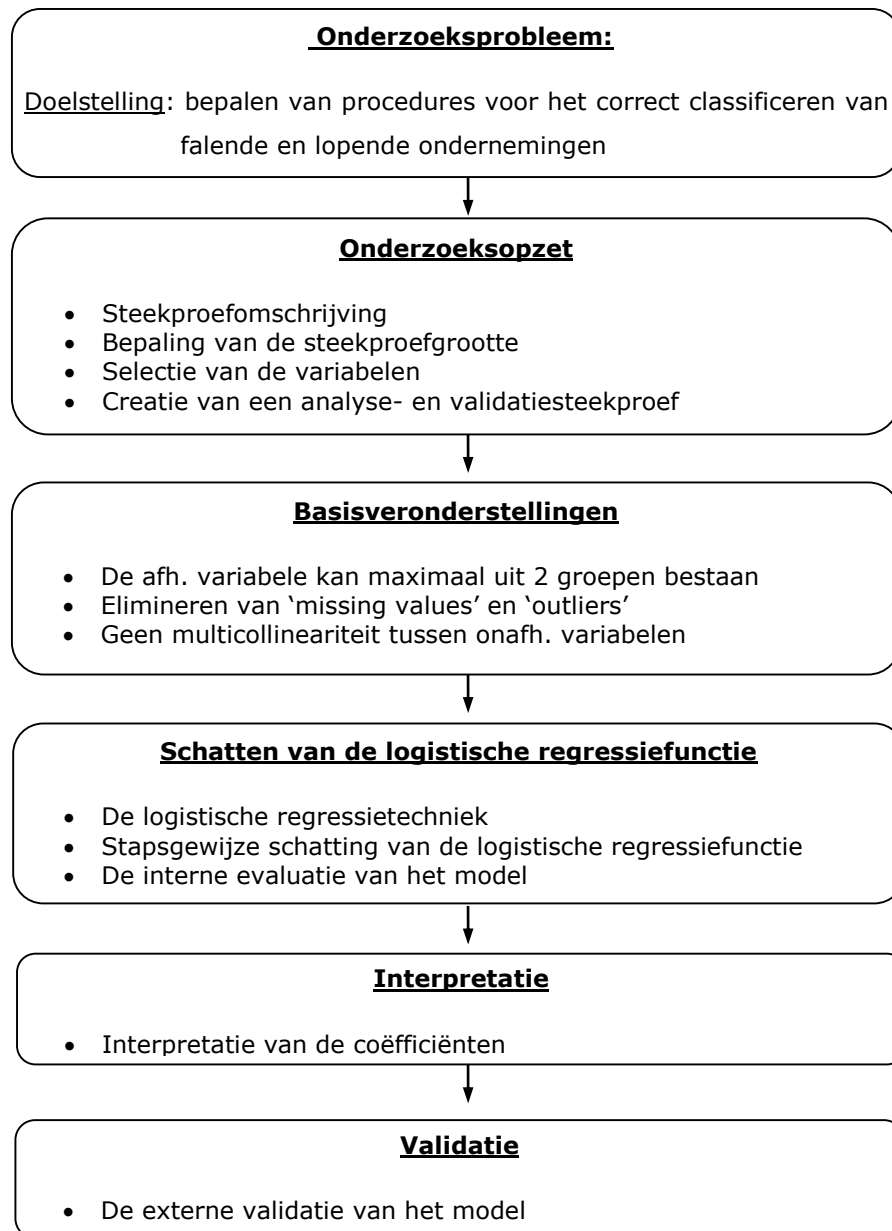
Uit een vergelijkende studie (Ooghe, Spaenjers & Vandermoore, 2009) tussen Belgische simpele-intuïtieve en statistische modellen, haalt men aan dat de prestaties van beide modellen min of meer gelijkaardig zijn. Maar ook tussen de verscheidene sectoren in België, zijn er verschillen qua financiële structuur. De oorspronkelijke steekproeven bestaan uit ondernemingen uit welbepaalde, meestal industriële, bedrijfssectoren. Men dient dus na te gaan of het falingspredictiemodel in staat is om de kans op falings in te schatten van ondernemingen uit een andere sector (handel, diensten ...). Men spreekt dan van de generaliseerbaarheid van het falingspredictiemodel. Als voorbeeld: de Belgische loonkost, deze is in België zeer hoog waardoor ze vanzelfsprekend een grotere impact zal hebben op de gezondheid van een onderneming dan in landen waar de loonkost lager is. Als we bijvoorbeeld naar het model van Altman (1968) kijken, zien we deze factor enkel op een indirecte manier terugkomen bij de variabelen. Bij Belgische falingspredictiemodellen daarentegen worden meer specifieke variabelen opgenomen zoals 'het niveau van de schuld jegens de fiscus' en 'de RSZ' of 'de neerleggingstermijn van de jaarrekening'. Deze variabelen blijken een groot discriminerend vermogen te hebben tussen gezonde en zieke ondernemingen in België (Siao, 2009). Mits falingspredictiemodellen zo een beperkte generaliseerbaarheid hebben, streeft dit onderzoek ernaar een eigen falingspredictiemodel te ontwikkelen voor de Belgische horecasector met een techniek aangehaald tijdens de literatuurstudie. Als we de bovenvermelde voordelen laten doorwegen, zal dit logistische regressie zijn.

Maar het falingspredictiemodel van dit onderzoek wil tevens ook met een ander gegeven rekening houden. Volgens Platt & Platt (1991) zorgen evoluties in economische en technologische factoren (zoals inflatie, interestvoeten, beschikbaarheid van krediet en ondernemingsstrategie) ervoor dat de relaties tussen de te voorspellen variabele (ziek/gezond) enerzijds en de onafhankelijke variabelen (ratio's) anderzijds niet stabiel blijven. Hetzelfde geldt voor de waarden van sommige ratio's. Men kan dus verwachten dat de coëfficiënten van een falingspredictiemodel niet stationair blijven en periodiek herschat moeten worden. Om deze reden en omdat in het hazard-model van Shumway (2001) reeds aangehaald werd dat wanneer een faillissement als een proces bekeken wordt, dit de voorspellende kracht ten goede komt, zal het logistische falingspredictiemodel ontwikkeld in dit onderzoek geen singulier tijdsmoment van een onderneming onderzoeken, maar de onderzoekperiode uitbreiden tot 3 - 5 jaar.

Wat vooral duidelijk geworden is in deze literatuurstudie rond falingspredictie, is dat falingspredictiemodellen sterk verweven zijn in een specifieke industrie, sector of cultuur. Hieruit kan besloten worden dat het zelf ontwikkelen van een falingspredictiemodel voor de Belgische horecasector de beste oplossing is (voor dit onderzoek). Verder werd duidelijk dat logistische regressie een zeer degelijke eenvoudige methode hiervoor is. Deze zal gehanteerd worden voor het opstellen van een falingspredictiemodel voor de Belgische horecasector. Daarnaast werd aangehaald dat een goede keuze aan onafhankelijke variabelen, een grote impact heeft op de kwaliteit van het model. Tijdens het empirische gedeelte zal er dus voldoende aandacht besteed worden aan het selecteren van een sterk diversifiërende bundel verklarende variabelen. En tot slot werd aangetoond dat falingspredictiemodellen die een faillissement als een proces beschouwen, en de falende ondernemingen onderzoeken op meerdere tijdsmomenten, de singulier periodieke falingspredictiemodellen overtreffen. Hieruit vloeit voort dat de data waarop het logistische regressiemodel voor de horecasector gebaseerd is, op meerdere tijdsmomenten onderzocht zal worden.

2 EMPIRISCHE STUDIE

Logistische regressie zal gebruikt worden als statistische techniek om over te gaan tot falingspredictie. Om de praktijkverhandeling hiervan goed te laten verlopen, zal er gewerkt worden volgens een stappenplan gebaseerd op het boek 'Multivariate data analysis' van Hair et al. (2014):



Figuur 1 : Fasen in het logistische regressie beslissingsdiagram (Hair et al., 2014)

Zoals bij elke falingspredictie, is een specifiek doel vooropstellen de eerste stap, gevolgd door wat aanleiding gaf tot de ontwikkeling ervan. Vervolgens dient er voldoende belangstelling gegeven te worden aan het correcte statistische gebruik van het model. Stap 2 en 3 zullen hiervoor instaan. Eenmaal aan alle assumpties voldaan, kan het model geschat worden. Belangrijk is om voldoende kennis te verwerven over de interpretatie en de evaluatie van het model. Stappen 4 en 5 zullen dit ter sprake brengen. Tot slot zal de validatie van het model nagegaan worden op een externe steekproef. Elk van de stappen zijn beschreven in de volgende secties.

2.1 ONDERZOEKSPROBLEEM

Tijdens de probleemstelling werd reeds duidelijk dat de horecasector een delicate sector is in het Belgische ondernemersklimaat. Deze wordt gekenmerkt door vele falingen en ondoorzichtige bedrijfsactiviteiten. Het doel van deze masterproef stelt zich erin een model te ontwikkelen dat hulp biedt aan deze sector, een model gebaseerd op beschikbare bedrijfsgegevens van falende en lopende ondernemingen uit de horecasector, dat eenvoudig is in gebruik en waar elke horecaondernemer zijn toekomst kan inschatten a.d.h.v. een falingspredictie. Het instrument dat hierbij zal helpen is een falingspredictiemodel. De literatuurstudie geeft weer welke soort modellen reeds ontwikkeld zijn en hoe ze in hun werk gaan. In dit gedeelte zal de praktijkverhandeling hiervan aan bod komen en is het de bedoeling om een bepaalde techniek (logistische regressie) uit de literatuurstudie toe te passen op een steekproef jaarrekeningen van de horecasector. Uiteindelijk dient dit model dan representatief te zijn voor de gehele sector.

Falingspredictie is van nut wanneer de onderzoeker geïnteresseerd is om groepsverschillen te ontdekken of om op een correcte manier objecten te verdelen in specifieke groepen. Logistische regressie biedt een objectieve beoordeling van groepsverschillen op basis van een bundel onafhankelijke variabelen. In deze situatie is logistische regressie zeer gelijkaardig met andere statistische modellen. Tijdens de literatuurstudie werden specifieke kenmerken ontdekt die voor dit falingspredictiemodel voordelig kunnen zijn. Eerst en vooral is logistische regressie enkel geschikt voor een afhankelijke variabele die dichotoom van aard is. Er zijn maar 2 mogelijke categorieën, in dit geval falende en lopende ondernemingen. Mits het enige nadeel van deze techniek dus geen gevolgen heeft voor het falingspredictiemodel, kan er ten volle van de voordelen van logistische regressie genoten worden. De belangrijkste troef van deze techniek is het niet-lineaire karakter wat toelaat eender welke soort variabele aan het model toe te voegen. De strikte vele assumpties van discriminantanalyse worden vaak geschonden waardoor logistische regressie veel robuuster naar voor komt en het de techniek in vele situaties bruikbaar maakt. Maar zelfs als men zich houdt aan alle assumpties van discriminantanalyse, wordt de logistische techniek door vele wetenschappers verkozen. Het heeft eenvoudige statistische testen, gelijkaardige benaderingen in het opnemen van metrische en non-metrische variabelen en een breed bereik aan toepasbaarheid. Hierdoor is logistische regressie equivalent met twee-groep discriminant analyse en is het geschikter in meer situaties.

2.2 ONDERZOEKSOPZET

Voordat we de logistische regressie kunnen toepassen, is het belangrijk om de procedure te beschrijven en de data klaar te maken voor gebruik. De volgende secties zullen dienen ter voorbereiding van het eigenlijke model.

Logistische regressie vertegenwoordigt de relevante groepen als binaire variabelen met waarden van 0 of 1. Het is van geen belang welke groep als 0 of 1 aangeduid zal worden. In dit onderzoek zal 1 als falend en 0 als lopend beschouwd worden. De techniek is speciaal ontwikkeld om de probabiliteit van een specifiek event aan te geven. Elke uitkomst van het model zal zich tussen 0 en 1 bevinden. Een onderneming met als uitkomst 0,5, heeft evenveel kans om te falen als om voort te blijven bestaan. Deze waarde zal als afkappingsgrens beschouwd worden. Indien een onderneming exact deze waarde behaalt, zal deze uit de steekproef verwijderd worden. Maar door de vele factoren die inspelen op de falingskans van een onderneming, zal deze waarde in praktijk niet snel 'exact' gevonden worden. Indien een onderneming een grotere waarde heeft dan 0,5, heeft deze een grotere kans op falen dan op voort te blijven bestaan en zal deze dus als falend beschouwd worden. Omgekeerd geldt hetzelfde principe waardoor uiteindelijk alle resultaten in twee groepen opgedeeld worden.

2.2.1 STEEKPROEFOMSCHRIJVING

De populatie waarop dit onderzoek zich richt is de Belgische horecasector, deze is terug te vinden onder code 55: Verschaffen van accommodatie en code 56: Eet- en drinkgelegenheden. Mits graag de mogelijkheid bewaard wordt om de gevolgen van de 'witte kassa' in te schatten, zal deze populatie uitgedund worden tot de doelgroep van de 'witte kassa'. De gehele sectorcode 55 kan hierdoor reeds buiten beschouwing gelaten worden. Sectorcode 56 omvat het verstrekken of aanbieden van volledige, voor onmiddellijke consumptie geschikte maaltijden of dranken, ongeacht of deze aangeboden worden door traditionele restaurants, zelfbedieningsrestaurants, afhaalrestaurants of al dan niet permanente of tijdelijke vestigingen, met of zonder zitplaatsen. De nadruk ligt hier vooral op de onmiddellijke consumptie van drank of voedsel. Vervaardiging van voedingsmiddelen of dranken die niet bestemd zijn voor onmiddellijke consumptie behoren niet tot deze afdeling. De volgende onderverdelingen zijn terug te vinden in sectorcode 56:

- 56.1 Restaurants en mobiele eetgelegenheden
 - 56.101 Eetgelegenheden met volledige bediening
 - 56.102 Eetgelegenheden met beperkte bediening
- 56.2 Catering en overige eetgelegenheden
 - 56.210 Catering
 - 56.290 Overige eetgelegenheden
- 56.3 Drinkgelegenheden
 - 56.301 Cafés en bars
 - 56.302 Discotheken, dancings en dergelijke
 - 56.309 Andere drinkgelegenheden

Bron: eigen verwerking op basis van Bel-first

Als we de voorwaarden van de 'witte kassa' in beschouwing nemen, stuiten we op een belangrijke regel: het aanbieden van maaltijden via restaurant- of cateringdiensten ter plaatse. De regelgeving is dus niet van toepassing op horecazaken waar de klanten maaltijden of bereidingen alleen maar komen afhalen en niet ter plaatse consumeren. Afhaalrestaurants bijvoorbeeld zijn terug te vinden onder sectorcode 56.102 en behoren niet tot de doelgroep van het GKS. Daarnaast is er de €25.000-omzetregel, die horeca-uitbaters met een omzet hoger dan €25.000 ertoe verplicht een GKS te installeren. Als duidelijk gevolg hiervan is dat de gehele sectorcode 56.3 Drinkgelegenheden niet van toepassing voor het GKS. Subgroepen 56.102 Eetgelegenheden met volledige bediening en 56.210 Catering, vallen wel binnen het domein van de 'witte kassa'. De wetgeving rond de 'witte kassa' is al enkele keren gewijzigd maar deze subgroepen zullen normaliter altijd tot de doelgroep van de 'witte kassa' behoren. De verlaagde Btw-regelgeving van 12% voor restaurant- en cateringdiensten (met uitsluiting van het verschaffen van dranken) dat de FOD in 2010 doorvoerde zit hier voor veel tussen. Hierdoor kwam de volgende btw-regelgeving in België tot stand:

- 21% voor drank (zowel alcoholische als niet-alcoholische);
- 12% voor maaltijden die geserveerd worden met het oog op verbruik ter plaatse;
- 6% voor afhaalmaaltijden.

Hieraan werd de intrede van een GKS gekoppeld voor restaurant- en cateringdiensten. De groepen: 56.102 Eetgelegenheden met volledige bediening en 56.210 Catering en overige eetgelegenheden, genoten dus van een btw-verlaging en zullen naar verwachting altijd tot de doelgroep van de 'witte kassa' behoren. Vervolgens dient er rekening gehouden te worden met de karakteristieken van de Belgische economie. Deze wordt gekenmerkt door een overgrote meerderheid aan kleine en middelgrote ondernemingen die hun jaarrekening volgens een verkorte versie mogen neerleggen. Indien een onderneming al dan niet als klein zal beschouwd worden, hangt van enkele voorwaarden af. Kleine ondernemingen zijn ondernemingen die niet meer dan één van de volgende drempels overstijgen:

- een jaargemiddelde van het personeelsbestand van 50;
- een jaaromzet exclusief B.T.W. van €7.300.000;
- een balanstotaal van €3.650.000

Indien het jaargemiddelde van het personeelsbestand meer dan 100 bedraagt, wordt een onderneming altijd als groot beschouwd. Nadelig aan een verkorte jaarrekening is het beperkt aantal gegevens wat hieruit af te leiden valt. Zo is men bij een verkorte jaarrekening bijvoorbeeld niet verplicht de omzet te vermelden, terwijl dit toch een gegeven is wat in veel financiële ratio's gebruikt wordt. Bij het ontwikkelen van een financiële gezondheidsindicator voor de Belgische economie, meldde de NBB het volgende:

"Voor het boekjaar 2008 werden door NBB 225.389 ondernemingen onderzocht. Voor een zeer grote meerderheid van 92,9% werden de jaarrekeningen neergelegd op basis van een verkort schema. Wat de waaier aan bruikbare financiële variabelen aanzienlijk inperkt."

Maar gelukkig zijn er ondernemingen die bruikbare financiële gegevens (zoals omzet) vrijwillig vermelden in de verkorte jaarrekening. Deze ondernemingen verhogen de kwaliteit van het falingspredictiemodel en omdat dit onderzoek voldoende van deze ondernemingen wil bestuderen, zal de doelgroep lichtjes uitgebreid worden naar ondernemingen wiens hoofdactiviteit bestaat uit 'het verschaffen van maaltijden'. Dit zal naast de kwaliteit ook de representativiteit van het model bevorderen en mits deze groepen gelijkaardig zijn, zal het 'karakter' van de witte kassa binnen de doelgroep gehouden worden. De uiteindelijke steekproef zal hierna gevormd worden uit code 56.1 Restaurants en mobiele eetgelegenheden en code 56.2 Catering en overige eetgelegenheden.

Het type data dat gebruikt zal worden, zijn niet-geconsolideerde (verkorte) jaarrekeningen van lopende en falende ondernemingen. Niet-geconsolideerd zodat enkel de gegevens van ondernemingen binnen de Belgische horecasector in beschouwing genomen worden. Verder zijn er vanzelfsprekend meer lopende dan falende jaarrekeningen neergelegd (mits er op jaarbasis meer ondernemingen blijven voortbestaan dan dat er failliet gaan). Om een representatieve steekproef aan lopende en falende ondernemingen te bewaren en dus voldoende cases van beide groepen te hebben, zullen de jaarrekeningen tussen jaar 2010 en 2015 (afsluitingsdatum van 31/12/2010 t.e.m. 31/12/2014) onderzocht worden. Bijkomend voordeel als gevolg van ondernemingen over een langere draagwijdte te beoordelen, is dat conjuncturele verschillen minder doorwegen. Zo is bijvoorbeeld 'het weer' een factor die meespeelt bij horecaondernemingen. Een jaar met veel zonneschijn en een zacht klimaat zal voor hogere winstcijfers zorgen dan een klimatologisch slecht jaar. Of de economische groei is bijvoorbeeld voor het ene jaar niet hetzelfde dan voor het andere jaar. Door ondernemingen op een tijdspanne van 5 jaar te selecteren zullen deze verschillen uitgedund worden. Daarnaast is een te lange draagwijdte ook niet goed omwille van veranderende technologieën. Een tijdspanne van 5 jaar lijkt aanvaardbaar.

Verder wordt er nog een selectie gemaakt op basis van rechtsvorm. Buitenlandse vennootschappen en (Europese) economische samenwerkingsverbanden werden weggelaten opdat de dataset enkel uit Belgische ondernemingen, die ten volle aan het Belgische ondernemersklimaat blootgesteld worden, zou bestaan. Daarnaast werden ondernemingen zonder winsttoegmerk weggelaten. Zij kunnen een vertekend beeld leveren aangezien ze voornamelijk overleven op subsidies en geen winstdoel voor ogen hebben.

Van rechtsvorm kan er overgegaan worden naar rechtstoestand. In de volgende sectie zal duidelijk worden dat bij de afhankelijke variabele een onderscheid gemaakt wordt tussen falende en lopende ondernemingen op basis van rechtsvorm. Als falend werden ondernemingen met als status: 'Faillissement', 'Sluiting van faillissement in geval van verschoonbaarheid', 'Sluiting van faillissement in geval van niet verschoonbaarheid' en 'Sluiting van faillissement' geselecteerd. Als lopend werden ondernemingen met 'Normale rechtstoestand' als status geselecteerd. Ondernemingen met als status 'Gerechtigd akkoord' of 'Vereffening', werden moedwillig buiten de steekproef gehouden. Dit om te vermijden dat de groep "falende ondernemingen", ondernemingen bevat die op vrijwillige basis gestopt zijn te bestaan of ondernemingen die nog terug kunnen keren naar een normale rechtstoestand. Een verdere verduidelijking volgt later.

Mits de beschikbare data relatief minder falende ondernemingen bevat, zullen falende ondernemingen als startpunt gebruikt worden voor het samenstellen van de steekproef. Indien we de beschikbare data van Bel-first in beschouwing nemen, in een tabel gieten en de vooropgestelde criteria toepassen, worden de volgende resultaten verkregen:

Criteria Bel-first	Stapresultaat	Zoekresultaat
Rechtstoestand: <i>Faillissement, Sluiting van faillissement in geval van verschoonbaarheid, Sluiting van faillissement in geval van niet-verschoonbaarheid, Sluiting van faillissement</i>	171.457	171.457
NACE-BEL- 2008, Alleen primaire codes: <i>561 – Restaurant en mobiele eetgelegenheden, 562 – Catering en overige eetgelegenheden</i>	26.671	4.697
Rechtsvorm: <i>NV, VA, BVBA, EBVBA, Comm. V., V.O.F., Zelfstandigen</i>	782.444	4.407
<i>Ond./Verenig. met jaarrekeningen</i>	665.015	3.027

Uit deze 3.027 ondernemingen dient nog de neerleggingsdatum van de jaarrekening uitgefilterd te worden. Zoals vermeld zullen de jaarrekeningen tussen jaar 2010 en 2015 (afsluitingsdatum van 31/12/2010 t.e.m. 31/12/2014) onderzocht worden. Een verdere uitfiltering levert een resultaat van 338 overblijvende falende ondernemingen.

Belangrijk is om hieruit de ondernemingen te kiezen die bruikbare financiële gegevens leveren. Zoals reeds aangehaald wordt het merendeel aan jaarrekeningen in een verkorte versie neergelegd waarbij het niet verplicht is om bruikbare financiële gegevens zoals omzet te vermelden. Om een kwalitatief model te ontwikkelen zullen we ons richten op de ondernemingen die hun omzet vermelden. De steekproef zal vervolgens bestaan uit grote ondernemingen die verplicht zijn hun omzet te vermelden en kleine tot middelgrote ondernemingen die hun omzet vrijwillig publiceren. Er is tevens een verband zichtbaar dat ondernemingen die hun omzet vermelden, ook andere bruikbare financiële gegevens publiceren in hun verkorte jaarrekening. Daarom zal dit criteria dienen om de ondernemingen met bruikbare financiële gegevens uit te filteren.

Verder werd tijdens de literatuurstudie reeds het belang om falingspredictie als een proces te zien aangehaald. Dit geeft een veel zuiverder inzicht in een faillissement. Laten we dit verduidelijken met een voorbeeld tussen een falende en een lopende onderneming. Zowel een falende onderneming als een lopende onderneming hebben in het onderzochte jaartal een verlies van om en bij de €50.000. De winst of verlies van het boekjaar geeft dus geen onderscheid tussen een falende en lopende onderneming, terwijl dit toch een belangrijke indicator is van de financiële toestand van een onderneming. Indien we nu de winst/verlies van de afgelopen 3 jaren bekijken (startend vanaf het onderzochte jaar), zien we een gemiddeld verlies op jaarbasis bij de lopende onderneming van 28.000 en bij de falende onderneming van 42.000. Op basis hiervan is het onderscheid tussen lopende en een falende beter te onderscheiden, waardoor dit onderzoek zal opperen om falingspredictie als een proces te zien. Als gevolg hiervan zullen ondernemingen op 3 tijdstipmomenten beoordeeld worden, dit in de vorm van opeenvolgende boekjaren.

Als we nu de ondernemingen verder gaan uitfilteren op hun al dan niet publicatie van de omzet en we graag de ondernemingen overhouden die hun omzet vermelden, zal de omzet 3 opeenvolgende jaren beschikbaar moeten zijn. Dit toegepast zijnde, ontstaat er een overblijvende steekproef van 159 falende ondernemingen, die op 3 tijdstipmomenten onderzocht zullen worden. Zoals reeds aangehaald zijn deze afkomstig uit een tijdspanne van 5 jaar (afsluitingsdatum van 31/12/2010 t.e.m. 31/12/2014). De falende ondernemingen zullen nu procentueel opgedeeld worden per jaar en vervolgens zullen de lopende ondernemingen in dezelfde proporties geselecteerd worden. Dit om conjuncturele verschillen per jaar tussen lopende en falende ondernemingen uit te sluiten.

		2010	2011	2012	2013	2014	Totaal
Falende ondernemingen	N	27	31	36	44	21	159
	%	16,68%	16,68%	22,64%	27,67%	13,21%	100%
Lopende ondernemingen	N	27	31	36	44	21	159
	%	16,68%	16,68%	22,64%	27,67%	13,21%	100%

Als gevolg hiervan zal het aantal lopende ondernemingen proportioneel gelijk zijn (per jaartal) aan het aantal falende ondernemingen. Mits er meer data van lopende dan van falende ondernemingen beschikbaar zijn, zullen de data van lopende ondernemingen op basis van willekeur per jaartal geselecteerd worden, totdat het vooropgestelde aantal behaald wordt. Dit levert een uiteindelijke steekproef van 159 falende en 159 lopende ondernemingen op, waardoor de uiteindelijke steekproef uit 318 ondernemingen bestaat.

2.2.2 STEEKPROEFGROOTTE

De steekproef is afkomstig uit de databank van Bel-first. Maar ook de omvang speelt een rol. Zeer grote steekproeven zullen variabelen sneller statistisch significant maken en voor zeer kleine steekproeven geldt dan weer het omgekeerde: enkel zeer grote verschillen zullen pas als statistisch significant beschouwd worden. Het komt er dus op neer een steekproefgrootte tussen deze 2 extremen te nemen. Volgens Hair et al. (2014) moet de gehele steekproef uit minimum 5 observaties per onafhankelijke variabele bestaan. Andere studies suggereren dan weer een noodzakelijkheid van minimaal 20 observaties per onafhankelijke variabele. Daarnaast dient er ook rekening gehouden te worden met de discriminerende groepen. Zo moet de kleinste groep bestaan uit minimaal het aantal onafhankelijke variabelen. De vuistregel zegt dat er minimaal 20 observaties per groep dienen te weerhouden worden. De steekproef van dit onderzoek zal uit 318 cases bestaan en voldoet dus ruimschoots aan de vereisten. Ook bij het proportioneel opsplitsen van bovenstaande steekproef in een analyse-en een validatiesteekproef, zal nog aan de vereisten voldaan worden. De analysesteekproef wordt gebruikt om het falingspredictiemodel te schatten. De validatiesteekproef zal vervolgens het falingspredictiemodel testen. In het handboek Hair et al. (2014) wordt de verdeling in analyse-en validatiestreekproef open gelaten, zolang er maar aan de 5:1 verhouding van cases t.o.v. onafhankelijke variabelen voldaan wordt. Dit model heeft 10 onafhankelijke ratio's waardoor de totale steekproef minimaal uit 50 cases dient te bestaan en iedere groep minimaal uit 20 cases.

Met een steekproef van 159 cases per groep, is er dus een ruime keuze mogelijk voor de opdeling in analyse-en validatiesteekproef. Dit onderzoek zal een 75/25 verhouding toepassen. Mits elke case op 3 tijdsomente beoordeeld wordt lijkt een validatiesteekproef van 25% voldoende. Tevens zal een analysesteekproef van 75%, de betrouwbaarheid van het falingspredictiemodel ten goede komen. 25% van de originele steekproef wordt dus bewaard voor validatie achteraf.

De validatiesteekproef is een *proportionele gestratificeerde steekproef* uit de oorspronkelijke steekproef. In deze validatiesteekproef zullen dezelfde proporties van beide groepen aanwezig zijn, zoals in de oorspronkelijke feitelijke steekproef. Dit houdt in dat het bestand terug wordt opgesplitst in falende en lopende ondernemingen en dat er vervolgens weer uit elke deelbestand 75% van de cases geselecteerd wordt. De overige 25% cases wordt opgenomen in een ander bestand en dient ter validatie.

2.2.3 SELECTIE VAN DE VARIABLEN

2.2.3.1 Selectie van de afhankelijke variabelen

Zoals reeds vermeld kan de afhankelijke variabele van een logistisch regressiemodel twee mogelijke resultaten weergeven. Bij falingspredictie voor bedrijfsdoeleinden is dit enerzijds het falen van een onderneming en anderzijds het verder bestaan van een onderneming. De afhankelijke variabele van het falingspredictiemodel zal dus bestaan uit de elkaars tegengestelde groepen: falende en niet-falende (lopende) ondernemingen. Om het begrip falend te definiëren wordt er in de literatuur een onderscheid gemaakt tussen bedrijfseconomisch en juridisch falen.

Bedrijfseconomisch falen houdt in dat een onderneming er niet in slaagt om aan de financiële verplichtingen van zijn aandeelhouders te voldoen. Op zo een manier dat de onderneming er niet in slaagt om haar aandeelhouders een gelijkaardig rendement te bieden als een alternatieve, even risicovolle investering. Maar economisch falen brengt niet noodzakelijk een stopzetting van de bedrijfsactiviteit met zich mee. Aandeelhouders kunnen de stekker uit de onderneming trekken bij een slecht rendement, maar dan nog zijn er voldoende alternatieven die de toekomst van een onderneming kunnen verzekeren. Op deze manier kan een economisch falende onderneming nog jaren blijven voortbestaan, waardoor het soms moeilijk is een onderscheid te maken tussen economisch falende en niet-falende ondernemingen. Het is meer een subjectieve benadering om een onderneming als economisch falend of niet-falend te omschrijven.

Juridisch wordt een onderneming als falend omschreven indien het niet meer in staat is om haar schulden aan haar crediteurs af te betalen (Altman, 1993). Zulke ondernemingen worden failliet verklaard, maar dit is niet altijd het geval. Zo kunnen ondernemingen volgens het Regentbesluit van 25 september 1946 a.d.h.v. een gerechtelijk akkoord een faillissement vermijden. Indien een duurzaam herstel mogelijk blijft, worden er specifieke procedures voorzien tot het voldoen van schulden aan schuldeisers. Er is dus een soort van 'grijze zone' die falende ondernemingen de mogelijkheid geeft om terug gezond te worden. Falende ondernemingen die resulteren in een faillissement zullen echter falend blijven, en het is dit soort ondernemingen die relevant zijn voor het falingspredictiemodel. Meer bepaald de ondernemingen die resulteren in een onvrijwillig faillissement. Vrijwillige faillissementen worden, mits andere motieven tot faillissement, buiten beschouwing gelaten. De klassen: 'Gerechtelijk akkoord', 'Opschorting', 'Ontbinding/vereffening',

'Stopzetting van de activiteit' en 'Fusie en splitsing' worden dus niet in verband met een falende onderneming gebracht. Maar de klassen 'Faillissement', 'Sluiting van faillissement in geval van verschoonbaarheid', 'Sluiting van faillissement in geval van niet verschoonbaarheid' en 'Sluiting van faillissement', zullen er dus voor zorgen dat een falende onderneming wordt onderscheiden van een niet-falende onderneming die zich in 'Normale toestand' bevindt.

2.2.3.2 Selectie van de onafhankelijke variabelen

Bij het selecteren van de onafhankelijke variabelen wordt er naar ratio's gezocht die gezonde ondernemingen zo sterk mogelijk discrimineren van falende ondernemingen. Dit zijn kwantitatieve ratio's, al dan niet van financiële aard, die eenvoudig verzameld kunnen worden door een externe analist. Een ratio is een verhoudingsgetal, waarbij twee of meer gegevens uit de balans, resultatenrekening of de toelichting aan elkaar gerelateerd worden. Het aantal ratio's die theoretisch berekend zouden kunnen worden, is zeer groot vanwege het groot aantal gegevens in de (volledige) jaarrekening. Een groot aantal van deze mogelijke verhoudingsgetallen heeft echter geen economische betekenis. Bovendien meten veel ratio's hetzelfde. Ratio's moeten daarnaast ook in onderling verband bestudeerd worden. Een te groot aantal te analyseren ratio's schept verwarring en het is dan onmogelijk om de informatie die eruit voortvloeit, in samenhang en gelijktijdig te vatten. De keuze van een groep van betekenisvolle ratio's hangt in belangrijke mate af van de doelstelling van het onderzoek. Tijdens de literatuurstudie zijn er velerlei modellen met velerlei ratio's ter sprake gekomen. De statistische techniek is reeds bepaald, het is nu de bedoeling om te onderzoeken welke ratio's van nut kunnen zijn. Er bestaat echter een reeks van klassieke ratio's die in de financiële analyse courant gebruikt worden om de verschillende aspecten van de financiële situatie i.v.m. toegevoegde waarde, rendabiliteit, solvabiliteit en liquiditeit weer te geven. Desalniettemin kunnen de definities van deze ratio's, die op het eerste zicht dezelfde lijken, sterk verschillen. Uit de literatuurstudie bleek reeds dat de horecasector hogere personeelskosten en lagere winstmarges heeft dan de gemiddelde Belgische sector. Ook worden de hoge materiële vaste activa voornamelijk gefinancierd met vreemd vermogen. Er is dus een lage inbreng van eigen vermogen voor de horecasector. Tevens zijn de traditionele ratio's liquiditeit, solvabiliteit en rendabiliteit gemiddeld gezien aan de lage kant. Deze horeca-karakteristieken zullen bij de selectie van de onafhankelijke variabelen in het achterhoofd gehouden worden.

2.2.3.2.1 Toegevoegde waarde

Een eerste categorie bestaat uit ratio's die iets over de toegevoegde waarde van een onderneming zeggen. De toegevoegde waarde is een algemeen criterium om de economische prestaties van een onderneming te beoordelen. De analyse van de toegevoegde waarde heeft tot doel de globale functie van de onderneming in haar economische omgeving te bestuderen. Zo wordt het verband gelegd tussen de micro-economische financiële analyse van de onderneming en de macro-economische benadering. De toegevoegde waarde is dus een belangrijk element, zowel op het niveau van de beleidsbeslissingen in de onderneming als op het vlak van de regionale, nationaal-economische en industriële politiek. De 'Bruto toegevoegde waarde' kan gezien worden als het verschil tussen de uiteindelijke verkoopprijs en de aankoopprijs van een bepaald goed. Mits de hoge personeelskosten in de horecasector, is het interessant hieromtrent een ratio toe te voegen.

De bruto toegevoegde waarde per werknemer is de klassieke maatstaf voor arbeidsproductiviteit en dus voor de concurrentiekracht van een onderneming. De berekening gebeurt als volgt:

Bruto toegevoegde waarde per werknemer

$$= \frac{\textit{bruto toegevoegde waarde} < 9900 >}{\textit{gemiddeld personeelsbestand berekend in voltijdse equivalenten} < 9087 >}$$

Personeelskosten per werknemer per jaar

$$= \frac{\textit{bezoldigingen, sociale lasten en pensioenen} < 62 >}{\textit{gemiddeld personeelsbestand berekend in voltijdse equivalenten} < 9087 >}$$

Indien de bruto toegevoegde waarde per werknemer gelijk of kleiner is dan de gemiddelde personeelskost per werknemer, betekent dit dat de bruto toegevoegde waarde integraal naar het personeel gaat. De eigenaars lijden in dit geval een toegevoegd verlies omwille van de niet gedekte personeelskosten, niet-kaskosten, financiële kosten van het vreemd vermogen en belastingen. Indien deze twee maatstaven nu samengevoegd worden tot één geheel, ontstaat de volgende ratio:

$$= \frac{\textit{Bruto toegevoegde waarde} < 9900 >}{\textit{Bezoldigingen, sociale lasten en pensioenen} < 62 >}$$

Het is deze ratio die in ons falingspredictiemodel gebruikt zal worden. Het omvat zowel de personeelskosten als de bruto toegevoegde waarde. Om rendabel te zijn, moet een onderneming op de markt meer bruto toegevoegde waarde creëren dan personeelskosten.

Een andere toegevoegde waarde ratio heeft betrekking op de financiële kosten van het vreemd vermogen. Deze zijn, door het grote gedeelte aan vreemd vermogen, aan de hoge kant voor de Belgische horecasector waardoor het interessant is hierrond een ratio te gebruiken.

$$= \frac{\textit{Bruto toegevoegde waarde} < 9900 >}{\textit{Financiële kosten vreemd vermogen} < 65 > - < 656 >}$$

Ook hier geldt het principe dat om rendabel te zijn, een onderneming op de markt meer bruto toegevoegde waarde dient te creëren dan financiële kosten. Naar schatting zullen beide ratio's een negatieve impact hebben op de falingskans. Dit houdt in dat de falingskans daalt naargelang beide ratio's groter worden.

Tijdens de literatuurstudie werd duidelijk dat niet alle ratio's een financiële aard moeten hebben. Zo gebruikte Ohlson (1980) bijvoorbeeld een ratio die rekening hield met de grootte van de onderneming. Dit in het achterhoofd houdende, werden alle mogelijke variabelen afleidbaar van de data van Bel-first nagegaan. Ook de structurele informatie die beschikbaar is. Hierdoor viel 'Het aantal RSZ-dagvaardingen' in het oog. Mits de literatuurstudie de problematiek rond personeelskosten van de horeca blootstelde, kan het wel eens een interessante ratio zijn. Zeker indien de aard van deze ratio van dichterbij bekeken wordt. Het is namelijk een waarde waar een specifieke onderneming zelf geen invloed op heeft. Waar 'zwartwerk' en 'zwarte omzetten' nog uit de jaarrekening geweerd konden worden (in de onderzochte data is de introductie van het GKS nog

niet terug te vinden), is dit een ratio die niet door de onderneming wordt neergelegd maar kan afgeleid worden uit het Belgisch gerechtelijk systeem. Dit komt de betrouwbaarheid van de ratio zeker ten goede. Zoals reeds aangehaald zullen specifieke cases over een periode van drie jaar onderzocht worden. Voor deze ratio zal dit niet mogelijk zijn. Bel-first voorziet enkel het aantal RSZ-dagvaardingen sinds de oprichting van de onderneming. Om oudere ondernemingen niet te benadelen t.o.v. jongere ondernemingen, zal deze ratio als jaarlijks gemiddelde beschouwd worden. De ratio is als volgt samengesteld:

$$\begin{aligned} & \text{Aantal Rsz – dagvaardingen} \\ & = \frac{\text{RSZ – dagvaardingen}}{(\text{Oprichtingsjaar – Jaartal geobserveerd boekjaar})} \end{aligned}$$

Om deze ratio in verhouding te brengen met andere ratio's, zal het gewicht van deze ratio drie zijn. Waardoor het op gelijke voet komt met de andere ratio's. Naar verwachting zullen falende ondernemingen meer in de problemen komen met hun personeelskosten, waardoor ze ook meer RSZ-dagvaardingen zullen ontvangen. Voor lopende ondernemingen geldt het omgekeerde.

2.2.3.2.2 Rendabiliteit

Rendabiliteitsratio's hebben tot doel de resultaten van de onderneming op relatieve basis te evalueren. De rendabiliteit wordt vooral in verhouding tot de omzet, de activa en het eigen vermogen genomen. Voor dit onderzoek zal er rekening gehouden worden met de rendabiliteit in verhouding met de omzet. Daarnaast zal ook de rendabiliteit van de totale activa in beschouwing genomen worden.

In (Ooghe en Van Wymeersch, 2014) haalt men aan dat het nemen van de winst of verlies van het boekjaar voor of na belastingen in relatie tot de omzet bedrijfseconomisch weinig zin heeft. Er wordt gesteld dat in de eerste plaats de winst of het verlies niet uitsluitend voortvloeit uit bedrijfsactiviteiten. Zij is eveneens het gevolg van financiële resultaten uit investeringen in financiële activa en uitzonderlijke resultaten, die met bedrijfsactiviteiten weinig gemeen hebben en dus niet in relatie tot de verkopen moeten gesteld worden. Ten tweede is de winst of verlies verkregen door het nettoresultaat te verminderen met de financiële kosten van het vreemd vermogen. Indien deze winst of het verlies is uitdrukt in relatie tot de omzet, brengt men wel de financiële kosten van het vreemd vermogen in mindering, doch houdt men geen rekening met de financiële kosten van het eigen vermogen, die juridisch niet verplicht zijn doch bedrijfseconomisch evenzeer gelden. De verhouding van de winst en verlies tot verkopen houdt dus geen rekening met de verschillen in financiële structuur. Een onderneming met veel schulden en hoge financiële kosten van vreemd vermogen zou aldus een lager winstpercentage vertonen dan een onderneming met weinig schulden en lage financiële kosten van het vreemd vermogen, ondanks het feit dat beide eenzelfde nettoverkoopmarge hebben. Bovendien zijn de financiële kosten van eigen en vreemd vermogen verbonden met het gebruik van deze financiële middelen. Zij moeten dus in verhouding tot het geïnvesteerd vermogen bestudeerd worden en staan niet rechtstreeks in relatie tot de omzet. Al deze bemerkingen gezegd zijnde, wordt er tot slot geargumenteed dat bij een gegeven financiële structuur, de winst van het boekjaar wel in verhouding tot de omzet genomen kan worden. Mits de eenvoud van dit falingspredictiemodel primeert, de steekproef gebaseerd is op

een steekproef met eenzelfde financiële structuur en de opgenomen ondernemingen uit dezelfde sector komen, gaat de Profit Margin wel in het falingspredictiemodel opgenomen worden. Indien het falingspredictiemodel gebaseerd was op meerdere sectoren van de Belgische economie, zou dit onderzoek bovenstaande assumpties wel sterker in beschouwing nemen.

Profit Margin (in %)

$$= \frac{\text{Winst (verlies) van het boekjaar na belastingen < 9904 >}}{\text{Omzet < 70 >}} \times 100$$

Naast de Profit Margin zal de Brutorendabiliteit van het totaal van de activa in beschouwing genomen worden. Dit is gelijk aan het brutoresultaat en het totaal van de geïnvesteerde middelen.

Brutorendabiliteit van het totaal van de activa (in %)

$$= \frac{\text{brutorendabiliteit vóór niet – kaskosten, vóór financiële kosten en vóór belastingen}}{\text{totaal van de activa}} \times 100$$

De brutorendabiliteit van het totaal van de activa schakelt de invloed van afschrijvingen, waardeverminderingen en voorzieningen op het resultaat uit. Dit levert een zuivere indicator over de winst bereikt uit operationele activiteiten. Het resultaat geeft aan wat bereikt werd voor elke eenheid actief, waarna de winst proportioneel wordt weergegeven. Zo is het veel moeilijker om winsten te boeken bij een laag geïnvesteerd vermogen dan bij een hoog geïnvesteerd vermogen. Het is net die kunst wat deze ratio tracht te onderscheiden bij ondernemingen. Naar verwachting zal deze ratio hoger zijn voor lopende ondernemingen en lager voor falende ondernemingen.

2.2.3.2.3 Solvabiliteit

Het hoofddoel van solvabiliteitsratio's is na te gaan in hoeverre een onderneming in staat is haar financiële verplichtingen i.v.m. interestbetaling en aflossing van de schulden na te komen. Traditioneel wordt daarvoor een beroep gedaan op schuldgraadratio's. Dergelijke ratio's worden aangevuld met de dekkingsratio's, die bepalen in hoeverre de vaste verplichtingen ten gevolge van schulden gedekt zijn. Tot slot kan er aandacht besteed worden aan de niet in de balans opgenomen rechten en verplichtingen die eveneens belangrijk zijn bij de beoordeling van de solvabiliteit van de onderneming.

Mits de hoge financiering van vreemd vermogen in de horecasector, is de algemene schuldgraad een interessante maatstaf. Deze kan op verschillende manieren gemeten worden. In dit onderzoek wordt er geopteerd voor de algemene schuldgraad en de zelffinancieringsgraad. De klassieke interpretatie van de algemene schuldgraad steunt op de volgende redenering: hoe groter de schuldgraad of hoe lager de graad van financiële onafhankelijkheid, hoe kleiner de bescherming van de schuldeisers. De buffer, gevormd door het eigen vermogen, wordt kleiner: er is meer kans dat bij gedwongen liquidatie van de activa, deze buffer onvoldoende zal zijn om de liquidatieverliezen op te vangen en dat de schuldeisers dus gedeeltelijk hun schuldvordering zullen verliezen.

De algemene schuldgraad kan gebruikt worden als indicator voor het financieel risico van de onderneming. Algemeen kan gesteld worden: hoe hoger de schuldgraad, hoe groter het financiële risico van de onderneming. Stijgende schulden brengen hogere vaste financiële kosten en grotere

vaste betalingsplichten mee. Er zijn echter nog andere elementen die het financiële risico mede bepalen: hoe hoger de procentuele interestkost en hoe korter de terugbetalingstermijn, hoe groter het financiële risico. De algemene schuldgraad houdt echter geen rekening met deze elementen en mag dus slechts als een eerste ruwe indicator van het financieel risico beschouwd worden:

De algemene Schuldgraad

$$= \frac{\text{Schulden} < 16 + 17/49 >}{\text{Eigen vermogen} < 10/49 >}$$

Naar schatting zullen falende ondernemingen een hogere schuldgraad hebben t.o.v. lopende ondernemingen. Dit in de veronderstelling dat de kosten van het eigen vermogen minder zijn dan die van het vreemd vermogen.

Net zoals bij de horecasector bevindt de schuldgraad van Belgische ondernemingen zich op een hoog niveau. De oorzaken van de hoge schuldgraad of lage graad van financiële onafhankelijkheid kunnen van allerlei aard zijn:

- De beperkte mogelijkheden tot zelffinanciering met reserves voor bepaalde ondernemingen in bepaalde jaren, o.m. door onvoldoende rendabiliteit van het eigen vermogen;
- Het inflatievoordeel op schulden die slechts in nominale geldeenheden terugbetaald moeten worden, vooral in perioden van hoge inflatie;
- De aanmoediging van schuldfinanciering in het verleden door de overheidspolitiek van rentetoeelagen en staatswaarborg op investeringskredieten;
- Maar vooral de fiscale aftrekbaarheid van de interesten op schuldkapitaal en daaruit voortvloeiende fiscale discriminatie van het kapitaal, die deels gecompenseerd wordt door notionele interestaftrek voor het eigen vermogen.

Een niet-traditionele ratio die sterk discrimineert tussen falende en lopende ondernemingen is de zelffinancieringsgraad (Ooghe en Van Wymeersch, 2014):

Zelffinancieringsgraad

$$= \frac{\text{reserves} + \text{overgedragen winst (verlies)} < 9910 >}{\text{totaal vermogen} < 10/49 >}$$

Deze ratio kan worden opgevat als een indicator van:

- De gecumuleerde rendabiliteit uit de voorgaande jaren en het boekjaar zelf;
- De dividend- en reserveringspolitiek;
- De leeftijd van de onderneming

Voor een jonge, nog niet rendabele onderneming zal deze ratio veeleer laag zijn. Een oudere onderneming met niet-uitgekeerde winsten uit het verleden kan financieel beter weerstand bieden, zelfs indien haar technologisch en commercieel dynamisme lager is dan bij een pas opgerichte onderneming. Naar schatting zullen falende ondernemingen een lager ratio hiervoor bezitten dan lopende ondernemingen.

2.2.3.2.4 Liquiditeit

Liquiditeit betreft de mate waarin de onderneming in staat is kasmiddelen te mobiliseren om haar kortlopende betalingsverplichtingen na te leven. Dit aspect is vooral belangrijk voor schuldeisers op korte termijn: leveranciers, kredietinstellingen en diverse korte-termijncrediteuren zoals de fiscus en de RSZ. Het bruto bedrijfskapitaal is gelijk aan de (beperkte) vlottende activa of de activa die binnen het jaar in liquiditeiten worden gerealiseerd. Het nettobedrijfskapitaal geeft aan hoeveel er van de beperkte vlottende activa overblijft indien het vreemd vermogen op korte termijn is voldaan. Meestal wordt alleen de eerste definitie als ratio uitgedrukt. Men krijgt dan de liquiditeitsratio in ruime zin of 'current ratio'. Deze ratio is gelijk aan de dekking van vreemd vermogen op korte termijn door de (beperkte) vlottende activa.

Current ratio

$$= \frac{(\text{beperkte}) \text{ vlottende activa} < 29/58 - 29 >}{\text{vreemd vermogen op korte termijn} < 42/48 + 492/3 >}$$

Indien de (beperkte) vlottende activa groter zijn dan het vreemd vermogen op korte termijn, is het netto-bedrijfskapitaal positief en de 'current ratio' groter dan 1. Indien de (beperkte) vlottende activa echter onvoldoende zijn om alle verplichtingen op korte termijn te dragen, is het netto-bedrijfskapitaal negatief en de 'current ratio' kleiner dan 1. Afhankelijk van de omvang van de netto-bedrijfskapitaalbehoefte kan deze laatste situatie leiden tot liquiditeitsproblemen. Hoe hoger de 'current ratio', hoe groter de veiligheidsmarge van vlottende activa boven korte-termijn verplichtingen en hoe sterker de potentiële liquiditeitstoestand. Toch kan een te hoge current ratio niet per se gunstig zijn. Dit kan er namelijk op wijzen dat de onderneming te veel investeert in vlottende activa (te hoge voorraden en/of te veel handelsvorderingen) en/of te veel permanent vermogen financiert (wat minder flexibiliteit toelaat). Daardoor kan dan weer de rendabiliteit gedrukt worden. Omgekeerd kan een lage current ratio (eventueel zelfs kleiner dan 1) toch met een positieve netto-kaspositie gepaard gaan indien de nettobedrijfskapitaalbehoefte laag of negatief is. Naar schatting zal deze ratio voor falende ondernemingen lager zijn dan voor niet-falende ondernemingen. De liquiditeit van een actief is de mogelijkheid om dit actief (het meest liquide actief) in liquide middelen om te zetten. Het geeft de benodigde tijd en zekerheid weer die een onderneming nodig heeft om een prijs te realiseren voor het meest liquide actief. De ratio bestaat uit de liquide middelen, geldbeleggingen en vorderingen op ten hoogste één jaar in verhouding tot de schulden op ten hoogste één jaar. Met de bedoeling de minst liquide middelen te elimineren (voorraden en bestellingen in uitvoering, evenals overlopende rekeningen) wordt de liquiditeitsratio in ruime zin omgevormd tot een liquiditeitsratio in enge zin. Teller en noemer van deze ratio worden beperkt tot de meest liquide elementen en dus strenger opgevat; vandaar ook de benaming 'quick ratio' of 'acid test'. Bij falende ondernemingen wordt hiervoor een lagere ratio verwacht dan bij lopende ondernemingen.

Acid test

$$= \frac{\text{vorderingen op ten hoogste één jaar} + \text{geldbeleggingen} + \text{liquide middelen} < 40/41 + 50/53 + 54/58 >}{\text{schulden op ten hoogste één jaar} < 42/48 >}$$

Het aantal dagen leverancierskrediet is eveneens een belangrijk element bij de beoordeling van de liquiditeitssituatie van een onderneming. Deze ratio staat in voor het gemiddeld aantal dagen dat verloopt tussen het ogenblik van inkopen van: handelsgoederen, grond- en hulpstoffen of diensten diverse goederen en de uiteindelijke betaling ervan aan de leveranciers.

$$\text{Dagen leverancierskrediet} = \frac{\text{handelsschulden op ten hoogste één jaar} < 44 >}{(\text{inkopen inclusief btw} / 365) < 600/8 + 61 / 365 >}$$

De interpretatie van het aantal dagen leverancierskrediet moet genuanceerd gebeuren. Een groot aantal dagen leverancierskrediet kan zowel betekenen dat de leveranciers vertrouwen stellen in de onderneming, als dat de onderneming niet in staat is vanwege liquiditeitsgebrek de vooropgestelde betalingstermijnen te respecteren. Leverancierskrediet kan bovendien een dure financieringsvorm zijn indien korting voor contante betaling gegeven wordt. Het kan voor de onderneming voordeliger zijn contant te betalen en geen leverancierskrediet aan te nemen indien er korting voor contante betaling gegeven wordt. Indien er dus een andere goedkope financiering gevonden kan worden, heeft de onderneming er belang bij geen leverancierskrediet te nemen en het aantal dagen leverancierskrediet te drukken.

Het aantal dagen leverancierskrediet wordt in belangrijke mate gebruikt ter beoordeling van de kredietwaardigheid en de betalingspraktijken van potentiële klanten. Indien hun gemiddeld aantal dagen leverancierskrediet te hoog oploopt, eventueel in vergelijking met de betalingsgewoonten in de sector, kan dit de leveranciers ertoe brengen uit veiligheidsoverwegingen enkel nog contant te verkopen. Het (zeer) groot aantal dagen leverancierskrediet heeft in dit geval uiteraard een ongunstige weerslag op de liquiditeit van de onderneming. Hierdoor wordt er verwacht dat falende ondernemingen meer dagen leverancierskrediet zullen hebben dan lopende ondernemingen.

Er zal nu getest worden als er voor deze ratio's grote verschillen zijn tussen falende en lopende horecaondernemingen. De gehanteerde variabelen kunnen als volgt opgedeeld worden:

- Rentabiliteitsratio's
 - Profit Margin ('PROFMAR')
 - Rentabiliteit van de totale activa ('RENTA')
- Solvabiliteitsratio's
 - Schuldgraad ('SCHLDGRA')
 - Zelffinancieringsgraad ('ZELFINGRA')
- Liquiditeitsratio's'
 - Current ratio ('CURRENT')
 - Acid ratio ('ACID')
 - Leverancierskrediet ('CREDITPER')
- Toegevoegde waarde ratio's
 - BTW/Personeelskosten ('BTWPK')
 - BTW/Financiële kosten ('BTWFK')
 - RSZ-dagvaardingen ('RSZDAGV')

2.3 BASISVERONDERSTELLINGEN

Logistische regressie heeft het voordeel t.o.v. andere (statistische) technieken dat het aan zeer weinig assumpties dient te voldoen. Eén van de weinige nadelen is dat de afhankelijke variabele maximaal opdeelbaar is in 2 groepen. Voor dit falingspredictie-onderzoek vormt dit geen probleem, mits er ook maar 2 groepen zijn. Een groot voordeel van logistische regressie is dat de variabelen aan geen specifieke verdeling moeten voldoen. Door zijn non-lineaire karakter zijn lineaire relaties tussen onafhankelijke en de afhankelijke variabele niet vereist. Het karakter van de onafhankelijke variabele bij logistische regressie is dus van weinig belang (categorisch, interval/ratio,...) waardoor het effect van alle soorten variabelen meetbaar is.

Verder is het belangrijk om aan de data enkele voorwaarden op te leggen. Om kwalitatieve resultaten te verwerven, moet de dataset vervolgens ook van kwalitatieve aard zijn. Belangrijk is deze uit te zuiveren van 'missing values' en 'outliers'.

Zoals reeds aangehaald zal de onderzochte data voornamelijk bestaan uit jaarrekeningen neergelegd volgens het verkorte schema. Deze jaarrekeningen zullen niet altijd even gedetailleerd neergelegd worden, wat kan leiden tot 'missing values' bij het berekenen van bepaalde ratio's. Een eerste filtering werd reeds gemaakt op basis van omzet, waarna 159 falende ondernemingen overbleven. Maar zoals bij het kiezen van de onafhankelijke variabelen duidelijk werd, zijn niet alle ratio's gebaseerd op de omzet. Bij het berekenen van de 10 ratio's zullen dus nog extra 'missing values' opduiken. Gedurende het keuzeprocess van deze ratio's speelde niet alleen de verwachte relevantie van de ratio's een rol. Daarnaast werden enkel die variabelen weerhouden die slechts een redelijk aantal 'missing values' omvatten. Zo is het niet enkel belangrijk om relevante variabelen in het model toe te voegen, maar dient het model ook gebaseerd te zijn op een representatieve steekproef. Te veel 'missing values' zal deze representativiteit nefast beïnvloeden. Nadat de steekproef verder werd uitgefilterd op 'missing values' voor de 10 onafhankelijke variabelen, bleven er 102 falende en 106 lopende ondernemingen over met gegevens beschikbaar over 3 tijdstipmomenten. Deze kunnen nu aan SPSS toegevoegd worden voor een 'outlier'-detectie.

Een 'outlier' is een extreme waarde voor een bepaalde onafhankelijke variabele die de representativiteit van het onderzoek niet ten goede komt. De moeilijkheid ligt erin om de factor 'representativiteit' te bepalen. Zo is niet zo zeer van belang hoe hoog zo'n extreme waarde ligt, maar hoe ze tot stand kwam. Indien deze tot stand kwam door een foutieve vermelding in de jaarrekening, is het belangrijk deze waarde uit de steekproef te weren. Vanzelfsprekend wordt een extreme waarde sneller gelinkt aan een foutieve vermelding dan een gemiddelde waarde. A.d.h.v. een regressie en residuenanalyse zullen mogelijke 'outliers' uit de dataset geweerd worden. Dit houdt in dat wanneer de waarde van een bepaalde case verder dan driemaal de standaardafwijking verwijderd is van het gemiddelde, de case uit de steekproef weggelaten zal worden. Of in formulevorm:

$$Outlier_x < -3\sigma + \mu + 3\sigma < Outlier_y$$

Eén onderneming zal 3 cases (één/jaar) leveren voor de SPSS-dataset. Zo geeft één specifieke case de waarde van de onafhankelijke variabelen weer dat op één tijdstip gemeten is. Hierdoor zullen er meer bruikbare cases overblijven dan indien er voordien handmatige gemiddeldes berekend werden en de ondernemingen in hun geheel toegevoegd zouden worden. Als zo'n gemiddelde dan als 'outlier' gedetecteerd zou zijn, zou de gehele onderneming uit de database verwijderd worden. Terwijl in dit geval enkel één specifieke case verwijderd zal worden als deze een 'outlier'-waarde aangeeft, waarna de steekproef eventueel nog 2 bruikbare cases van deze onderneming zal bevatten. Deze theorie toegepast zijnde, zal het SPSS-databestand bestaan uit 614 cases (318 lopende en 306 falende). Voordat de 'outlier'-detectie plaatsvond, werden de cases als volgt gekenmerkt:

'Outliers' inclusief	Afhankelijke variabele: Rechtstoestand					
	Groep 0: (n=318)			Groep 1: (n=306)		
	Lopende ondernemingen			Falende ondernemingen		
Onafhankelijke variabelen	MIN	MAX	μ	MIN	MAX	μ
X_1 = Profit Margin	-78,00	156,00	-1,17	-200,45	31,60	-11,19
X_2 = Rendabiliteit totale act.	-289,67	208,01	17,96	-660,16	738,33	-11,65
X_3 = Schuldgraad	-408,02	2700,54	8,15	-1069,36	597,96	-2,25
X_4 = Zelffinancieringsgraad	-889,40	89,23	-63,94	-973,91	56,25	-113,15
X_5 = Current ratio	,00	20,26	1,05	,00	64,39	1,28
X_6 = Acid ratio	,00	19,83	,85	,00	35,20	1,05
X_7 = Leverancierskrediet	,00	298,67	38,27	,00	724,71	72,56
X_8 = BTW/Personeelskosten	-1821,33	176,92	-2,50	-37,35	921,17	5,97
X_9 = BTW/Financiële kosten	-33,33	307,53	27,00	-312,98	3108,62	17,75
X_{10} = RSZ-dagvaardingen	,00	4,50	,22	,00	6,00	1,05

Uit deze tabel wordt duidelijk dat bepaalde ratio's enkele zeer extreme waarden bezitten. Dit bemoeilijkt de ontwikkeling van een kwalitatief model. Bij het bekijken van de liquiditeitsratio's bijvoorbeeld valt op dat deze (door enkele zeer extreme waarden) hoger is voor falende dan voor lopende ondernemingen. Dit onlogische gegeven wordt normaliter rechtgezet door het verwijderen van 'outliers' (logischer wijze hebben lopende ondernemingen hogere liquiditeitsratio's dan falende). Na het verwijderen van deze 'outliers' zal de onderzochte data geconcentreerder zijn, waardoor het discriminerende effect tussen lopende en falende ondernemingen beter onderzocht kan worden. De data exclusief 'outliers' wordt als volgt gekenmerkt:

'Outliers' exclusief	Afhankelijke variabele: Rechtstoestand					
Onafhankelijke variabelen	Groep 0: (n=273) Lopende ondernemingen			Groep 1: (n= 221) Falende ondernemingen		
	MIN	MAX	μ	MIN	MAX	μ
	X_1 = Profit Margin	-51,00	23,33	-,83	-62,47	31,06
X_2 = Rendabiliteit totale act.	-150,68	167,28	18,34	-191,32	108,90	1,74
X_3 = Schuldgraad	-109,57	164,22	2,40	-148,39	251,14	-,98
X_4 = Zelffinancieringsgraad	-586,86	81,95	-44,57	-587,75	47,37	-85,36
X_5 = Current ratio	,00	4,97	,90	,01	3,55	,59
X_6 = Acid ratio	,00	4,70	,77	,00	3,53	,47
X_7 = Leverancierskrediet	1,21	182,08	30,76	,00	245,71	59,76
X_8 = BTW/Personeelskosten	-10,38	12,50	2,79	-,41	11,43	1,69
X_9 = BTW/Financiële kosten	-33,33	50,00	16,04	-4,35	50,00	12,23
X_{10} = RSZ-dagvaardingen	,00	1,60	,18	,00	3,50	,96

Van de 624 cases blijven na een 'outlier'-eliminatie nog 494 cases over. Dit betekent dat 130 cases verder dan 3 standaardafwijkingen van het gemiddelde van een bepaalde variabele verwijderd waren. Dit houdt in dat 79,16% van de steekproef behouden werd. Het geeft aan dat de onderzochte data niet normaal verdeeld is en dat we er daarom goed aan gedaan hebben de logistische regressie techniek te hanteren (bij standaard normaal verdeelde data ligt 99,7% van de data binnen de grens van 3 standaardafwijkingen van het gemiddelde). Verder zijn de grenzen per variabele duidelijk ingeperkt. Hierdoor konden er betrouwbaardere gemiddeldes berekend worden. Nu de data uitgezuiverd is van 'outliers' kan de opdeling in analyse- en validatiesteekproef plaatsvinden. Dit onderzoek zal een 75/25 verhouding toepassen, waardoor 25% van de lopende als falende cases worden afgezonderd ter validatie naderhand. Als gevolg hiervan zal het falingspredictiemodel ontwikkeld worden op 75% van de beschikbare cases.

Toch slot dient er alvorens de ontwikkeling van het model nog rekening gehouden te worden met een laatste statistisch fenomeen: 'multicollineariteit'. Dit houdt in dat bepaalde onafhankelijke variabelen onderling sterk gecorreleerd zijn en sterk in dezelfde richting 'bewegen'. Op die manier zal bij statistische significantie van de ene variabele, de andere variabele automatisch ook statistisch significant zijn. De correlatie tussen de onderlinge variabelen mag dus niet te hoog zijn. Indien er een correlatie van één is tussen twee verschillende variabelen, bewegen ze op exact dezelfde manier en is er sprake van 'multicollineariteit'. In (De Vocht, 2014) wordt er gesteld dat alle onderlinge correlaties groter dan 0,9 als 'multicollineair' beschouwd worden en dus niet aanwezig dienen te zijn in ons finaal model. De correlatietabel van alle onafhankelijke variabelen is terug te vinden in bijlage 6. Hieruit blijkt dat de 'Current ratio' zeer sterk gecorreleerd is met de 'Acid ratio' (onderlinge correlatie van 90,6%). Er kan gesproken worden van 'multicollineariteit' tussen deze 2 variabelen en indien beide variabelen het finale model halen, zal 1 van de 2 variabelen uit het model geweerd worden. Voor de resterende onafhankelijke variabelen zijn de onderlinge correlaties aanvaardbaar.

2.4 SCHATTEN VAN DE LOGISTISCHE REGRESSIEFUNCTIE

2.4.1 DE LOGISTISCHE REGRESSIETECHNIEK

Reeds werd duidelijk dat de techniek van logistische regressie dichotoom van aard is, aangezien de afhankelijke variabele maar twee mogelijke uitkomsten heeft. Dit gegeven maakt het een zeer geschikte techniek voor falingspredictie. Het model is gebaseerd op kansen, in dit geval de kans dat een onderneming blijft voortbestaan en de kans op een faillissement. Deze kansen worden beïnvloedt door parameters: α is de intercept, b_1 is de parameter die het effect van X_1 aangeeft, b_2 de parameter die het effect van X_2 aangeeft enz. De interpretatie van deze parameters komt later nog aan bod. Indien de falingskans in een model voorgesteld wordt, ziet het er als volgt uit:

$$p_{faling} = \frac{e^{(\alpha + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots)}}{1 + e^{(\alpha + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots)}}$$

$$p_{niet-faling} = \frac{1}{1 + e^{(\alpha + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots)}}$$

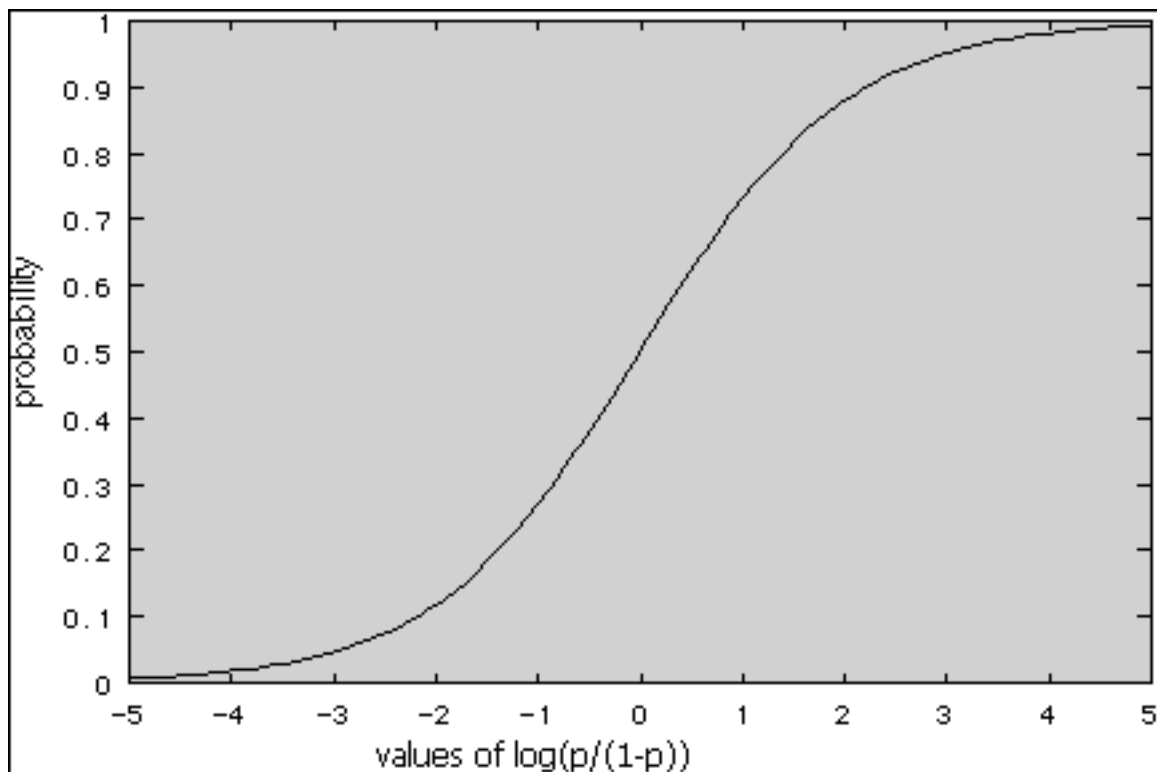
Met:

p = de kans dat een onderneming wel/niet faalt

X_i = de waarde van de gekozen parameter (afleidbaar uit de jaarrekening)

b_i = de impact van de gekozen parameter (statistisch berekend)

De formules leren ons dat de kansen p_{faling} en $p_{niet-faling}$ bij elkaar opgeteld gelijk zijn aan één. Daarnaast is te zien dat p_{faling} en $p_{niet-faling}$ afhankelijk zijn van de parameters X_1, X_2, \dots , enz. en dat deze afhankelijkheid niet-lineair is (de logistische regressielijn ziet er niet als een rechte lijn uit maar als een S-vormige curve).



Het effect van de variabele X op de kans p is het grootst bij de middenwaarden van X . Een kleine verschuiving heeft dan een grote impact op de kans p . Verder verschilt logistische regressie van meervoudige regressie. Waar meervoudige regressie gebruik maakt van de kleinstekwadratenmethode (waarbij de som van de gekwadrateerde verschillen tussen de werkelijke en de voorspelde waarden van de afhankelijke variabele geminimaliseerd wordt), wordt bij logistische regressie de maximum-likelihoodmethode gehanteerd. Er wordt gezocht naar de parameters die de verdeling van afhankelijke variabele (categorieën 0 en 1) het best representeren.

2.4.2 STAPSGEWIJZE SCHATTING VAN DE LOGISTISCHE REGRESSIEFUNCTIE

Nu het databestand gespecificeerd, verzameld en uitgezuiverd is van 'missing values' en 'outliers', kan stapsgewijs het falingspredictiemodel ontwikkeld worden. Na het afzonderen van de validatiesteekproef, bestaat de analysesteekproef nog uit 390 cases (216 lopende en 174 falende). Voordat dit proces van start gaat, zullen de individuele (onafhankelijke) variabelen eerst afzonderlijk beoordeeld worden en hun discriminerende kracht geschat worden d.m.v. een univariate analyse. Bij het zoeken van verschillen tussen de falende en lopende cases voor de 10 gebruikte variabelen, is er een statistisch significant verschil (met een betrouwbaarheid van 95%) zichtbaar voor 5 van de 10 (onafhankelijke) variabelen.

	Afhankelijke variabele: Rechtstoestand			
	μ			
Onafhankelijke variabelen	Groep 0: Lopende ondernemingen (n=216)	Groep 1: Falende ondernemingen (n= 174)	F-waarde	P-waarde
X_1 = Profit Margin	-,70	-6,04	10,98	,00
X_2 = Rendabiliteit totale activa	22,11	3,14	5,79	,02
X_3 = Schuldgraad	3,35	-,49	,13	,72
X_4 = Zelffinancieringsgraad	-41,65	-75,45	,82	,37
X_5 = Current ratio	,86	,60	,10	,76
X_6 = Acid ratio	,69	,44	,10	,75
X_7 = Leverancierskrediet	32,76	59,33	8,63	,01
X_8 = BTW/Personeelskosten	2,04	1,76	,78	,38
X_9 = BTW/Financiële kosten	19,37	14,23	6,47	,01
X_{10} = RSZ-dagvaardingen	,18	,92	37,75	,00

Logischerwijze zijn deze 5 variabelen kandidaten voor het finale regressiemodel. Als grenswaarde voor de significantie van de onafhankelijke variabelen, wordt een p-waarde van 0,05 gesteld. Dit houdt in dat er voor een bepaalde onafhankelijke variabele met 95% zekerheid verschillen zijn tussen lopende en falende cases. Eventueel is een p-waarde kleiner dan 0,10 ook nog aanvaardbaar, maar aangezien dit geen verschil maakt voor de 10 gekozen onafhankelijk variabelen, is een versoepeling van de grenswaarde niet noodzakelijk.

Zoals reeds aangehaald zal het model stapsgewijs tot stand komen. Eerst zal er gestart worden met een model zonder variabelen, waarbij de log likelihood waarde van belang is. Deze waarde geldt als eerste maatstaf en vergelijkt de prestaties van het huidige model met dat van een perfect model (op basis van aannemelijkheidscoëfficiënten). Indien deze waarde daalt bij het stapsgewijs toevoegen van variabelen, zal de kwaliteit van het model verbeteren. Wanneer de log likelihood waarde van het model zonder variabelen gekend is, kan de eerste (onafhankelijke) variabele toegevoegd worden. De F-waarde zal de volgorde van dit proces bepalen. De variabele met de hoogste F-waarde (statistische significantie) zal eerst toegevoegd worden totdat een bepaalde variabele geen verbetering meer toebrengt aan het model. Vanaf het moment dat de eerste variabele toegevoegd is, kunnen er nog andere maatstaven berekend worden die iets zeggen over het kwaliteit van het model. Zo zijn er R^2 maatstaven, is er de Chi-kwadraatwaarde en is er een 'Hosmer en Lemeshow'-test die ook iets over de 'model fit' zegt.

De drie R^2 maatstaven die iets over de 'model fit' van het model zeggen zijn: de Cox & Snell R^2 , de Nagelkerke R^2 en de pseudo R^2 . Voor elke variant geldt het principe dat een hogere R^2 -waarde instaat voor een hogere 'model fit'. Voor de Cox & Snell R^2 is er geen specifieke bovengrens wat de maatstaf onoverzichtelijker maakt. De Nagelkerke R^2 heeft dit wel en kan variëren tussen 0 en 1, waarbij een waarde van 1 een perfect model weergeeft. De pseudo R^2 -waarde is dan weer gebaseerd op een verbetering in '-2LL'. Deze wordt niet in de output weergegeven, maar is op eenvoudige manier te berekenen door de log likelihood waarde van het model zonder variabelen G_0 in vermindering te brengen met de log likelihood waarde van het model met de toegevoegde variabele G_m en dit vervolgens te delen door de log likelihood waarde van het model zonder variabelen G_0 . Of in formulevorm:

$$\text{Pseudo } R^2 = \frac{G_0 - G_m}{G_0}$$

Daarnaast zegt de verandering in de Chi-kwadraatwaarde na een bijkomende variabele, ook iets over de significantie van deze bijkomende variabele. Als de toegevoegde variabele een duidelijke verhoging in de Chi-kwadraatwaarde veroorzaakt, geeft deze variabele een meerwaarde aan het model.

De 'Hosmer en Lemeshow' -test geeft op een andere manier iets weer over de 'model fit'. Het deelt de data op in tien gelijke groepen om vervolgens de werkelijke waarde met de voorspelde waarde te vergelijken. Het onderzoekt dus als de data in de juiste groep 'falend' of 'lopend' geplaatst werd. Een gering verschil tussen deze waarden, duidt op een degelijk model. Verder geeft deze test nog een Chi-kwadraatwaarde mee. Een niet-significante Chi-kwadraat duidt op een goed model.

Stap	-2LL	Chi- kwadraatwaarde	Cox & Snell R ²	Nagelkerke R ²	R ²	Sign. V. H&L
0	536,12					
1 + ('RSZDAGV')	434,11	102,02	,23	,31	,19	,01
2 + ('PROFITMARG')	408,41	127,71	,28	,37	,24	,67
3 + ('CREDITPER')	393,22	142,90	,31	,41	,27	,73
4 + ('BTW/FK')	381,85	154,28	,33	,44	,29	,14
5 + ('RENTA')	375,86	160,27	,34	,45	,30	,04
6 + ('ZELFINGRA')	375,06	161,07	,34	,45	,30	,05

Voor de '-2LL'-waarden is er bij elke stap een verlaging zichtbaar, wat duidt op een verbetering van het model bij elke stap. Bij de eerste stap bedraagt deze reducering het meest namelijk 102,02. Bij de laatste stap is de reducering nog maar 0,80. Elke stap verhoogt tevens de significantie van het model (Chi-kwadraatwaarde). Bij de tweede stap bedraagt deze verhoging nog 25,69. Bij de laatste stap nog slechts 0,80. Bij de R²-maatstaven is een positieve evolutie bij elke variant zichtbaar. Het model wordt voor 45% voorspeld door de onafhankelijke variabelen. Dit wil zeggen dat de 10 gekozen ratio's 45% van de verschillen tussen falende en lopende ondernemingen bevat, wat een bevredigend cijfer is. Zeker voor een sector die gekenmerkt wordt door illegale handelspraktijken.

Tot slot levert de 'Hosmer en Lemeshow'-test minder bevredigende resultaten. Een goed model staat in voor een p-waarde groter dan 0,05. Aan deze voorwaarde wordt bij de 2 laatsten stappen niet voldaan. Een verdere evaluatie van het model d.m.v. classificatiematrices zal uitwijzen als er veel belang gehecht dient te worden aan deze test. Zeker omdat de andere testen bevredigend zijn, lijkt de impact van deze test niet doorslaggevend.

Uit bovenstaande maatstaven kan er besloten worden dat het model op het eerste zicht van voldoende kwaliteit is en dat het bij elke stap verbeterd wordt. Echter is duidelijk dat de toegevoegde waarde van een variabele steeds lager wordt naargelang we variabelen toevoegen. De niet-significante variabele 'Zelffinancieringsgraad' werd nog aan het model toegevoegd om aan te tonen dat de bijdrage van een niet-significante variabele gering is. Zeker wanneer deze variabele ook niet significant is op een grens van 90% (p-waarde kleiner dan 0,10). Daarom zal de variabele 'Zelffinancieringsgraad' niet meer aan het model toegevoegd worden en ziet het finale model er als volgt uit:

$$p_{faling} = \frac{e^{(-0,998-0,054X_1-0,012X_2+0,012X_7-0,028X_9+1,725X_{10})}}{1 + e^{(-0,998-0,054X_1-0,012X_2+0,012X_7-0,028X_9+1,725X_{10})}}$$

X_1 = Profit Margin (in % op jaargemiddelde van de afgelopen 3 jaar vanaf observatie)

X_2 = Rendabiliteit v/d T.A. (in % op jaargemiddelde van de afgelopen 3 jaar vanaf observatie)

X_7 = Kredietperiode (in dagen op jaargemiddelde van de afgelopen 3 jaar vanaf observatie)

X_9 = BTW / Financiële kosten (op jaargemiddelde van de afgelopen 3 jaar vanaf observatie)

X_{10} = RSZ-dagvaardingen (in eenheden op jaargemiddelde)

2.4.3 EVALUATIE VAN HET MODEL

Bovenstaande maatstaven gaven reeds een eerste indruk van het model, belangrijk is om het model bijkomend voldoende te evalueren. De accuraatheid van het model kan op twee tijdstippen gemeten worden. Enerzijds via een interne classificatiematrix die de voorspellingskracht van het model onderzoekt op de analysesteekproef, anderzijds door naderhand het model te testen op een externe validatiesteekproef. Nadien zal a.d.h.v. een 'hit ratio' nagegaan worden als de voorspellingskracht van beide testen voldoende is om een kwalitatief model tot stand te brengen.

		Voorspelde Rechtstoestand		
		Lopend	Falend	Percentage correct
Werkelijke Rechtstoestand	Lopend	186	30	86,1
	Falend	56	118	67,8
Totaal				77,9

Bij het bekijken van de 'hit ratio' van het model wordt duidelijk dat 186 van de 216 lopende cases correct geïdentificeerd werden. Van de 174 falende cases werden 118 ondernemingen correct geïdentificeerd. De totale 'hit ratio' van alle cases komt neer op 77,9%. Op het eerste zicht presteert het model het sterkst voor lopende ondernemingen (86,1%), voor falende ondernemingen ligt de voorspellende kracht lager (67,8%). Vervolgens kan er via het 'proportional chance criterion' gecontroleerd worden of het 'hit ratio' voldoende is. Dit a.d.h.v. de ' C_{PRO} '-waarde, deze waarde dient door de 'hit ratio' overtroffen te worden om een significante voorspellingskracht te verzekeren. Bij een voorspelling gebaseerd op toeval, is deze ' C_{PRO} '-waarde gelijk aan 0,5. Deze waarde ontstaat door het aantal correcte en foutieve voorspellingen afzonderlijk op te tellen en afzonderlijk te delen door het totaal aantal cases. Hierna worden beide getallen vermenigvuldigd met de kans op 'falen' of 'niet-falen' a.d.h.v. louter toeval (50%), om ze naderhand samen te voegen tot 1 geheel.

$$C_{PRO} = p^2 + (1 - p)^2$$

$$H_0 : q = 0,5 = \left(\frac{1}{2} * \frac{186 + 118}{390}\right) + \left(\frac{1}{2} * \frac{30 + 56}{390}\right)$$

$$H_1 : q > 0,5$$

Via een t-test kan nagegaan worden of de classificatie van het model significant is. Tot nu toe bewijst deze test enkel of de voorspellende kracht van het falingspredictiemodel al dan niet beter is dan op basis van louter toeval. Maar in Hair et al. (2014) wordt aanbevolen om de ' C_{PRO} '-waarde te verstrengen en het percentage van correcte classificaties 25% groter te laten zijn dan wat bereikt kan worden met toeval. Dit resulteert in de volgende t-test:

$$H_0 : q = 0,625 (= 0,5 * 1,25)$$

$$t = \frac{0,778 - 0,625}{\sqrt{((0,625 * 0,375) / 390)}} = 6,24$$

$$H_1 : q > 0,625$$

Bij een significantieniveau van 0.05, bedraagt de kritische t waarde voor een tweezijdige t test bij een oneindig aantal vrijheidsgraden 1,96. De t-waarde overschrijdt de kritische t-waarde waardoor de alternatieve hypothese aanvaard kan worden en het model significant is. De t-test geeft dus met een betrouwbaarheid van 95% aan dat de 'hit ratio' voldoende is. Deze betrouwbaarheid kan nog verstrengd worden naar 99% ($6,24 > 2.576$). Uit deze test en voorgaande testen blijkt het model van degelijke aard te zijn waardoor er overgegaan kan worden tot het interpreteren van de coëfficiënten.

2.5 INTERPRETATIE VAN HET MODEL

Een logistische regressie wordt geïnterpreteerd via odds ratio's. Dit omdat het duidelijker is te praten in termen van kansverhoudingen (odds) dan in logits. Zowel de bèta-coëfficiënten als de odds ratio's zijn terug te vinden in SPSS.

Variabele	Bèta-coëfficiënt	Odds ratio
'PROFMAR'	-,054	,948
'RENTA'	-,012	,988
'CREDITPER'	,012	1,012
'BTW/FK'	-,028	,973
'RSZDAGV'	1,725	5,61

Als deze resultaten vergeleken worden met de vooropgestelde verwachtingen rond deze ratio's, kan er besloten worden dat de positieve (negatieve) impact overeenstemt met wat vooraf vooropgesteld werd. Nu duidelijk is dat de variabelen een logische impact hebben, kunnen de variabelen afzonderlijk van dichterbij bekeken worden. De individuele interpretatie gebeurt als volgt:

De variabele 'BTW/FK' heeft een negatieve Bèta-coëfficiënt en dus een verlagend effect op de faillissementskans. De 'Bèta-coëfficiënt' bedraagt -0.028, hiermee kan het 'Odds ratio' berekend worden ($0.973 = e^{-0.028}$). Het 'Odds ratio' staat in direct verband met de falingskans, indien de 'BTW/FK'-ratio stijgt met factor 1, zal de falingskans dalen met factor 0,973. Omgekeerd resulteert een daling van de 'BTW/FK'-ratio voor een stijging van de falingskans met factor 1,028 (= $1/0,973$). Dit geldt ook voor 'PROFMAR' en 'RENTA'. Andere variabelen die een positieve Bèta-coëfficiënt en dus een verhogend effect op de faillissementskans hebben zijn 'RSZDAGV' en 'CREDITPER'. De Bèta-coëfficiënt van het ratio 'CREDITPER' is 0.012. Indien deze variabele met 1 stijgt, stijgt de 'Odds ratio' met 1,012. Oftewel indien het marge met 1 stijgt, stijgt de kans op een faillissement met factor 1,012 ($= e^{0.012}$). Indien het leverancierskrediet met 1 daalt, zal de falingskans dalen met factor 0,988 ($1/1,012$). Ter controle kan er nagegaan worden of het odds ratio kleiner of groter is dan 1. Indien de odds ratio kleiner is dan 1, is de Bèta-coëfficiënt negatief en zorgt een stijging van de variabele voor een daling van de kans op falen. Indien de odds ratio groter is dan 1, is de Bèta-coëfficiënt positief en zorgt een stijging van de variabele voor een stijging van de kans op falen.

2.6 DE EXTERNE VALIDATIE VAN HET MODEL

De laatste stap van het ontwikkelen van een falingspredictiemodel is de externe validatie. De interne validatie beoordeelde het model reeds een eerste keer, de externe validatie zal hiervan de betrouwbaarheid nagaan. Hiervoor wordt er een validatie-steekproef gebruikt dat verschillend is van de analyse-steekproef. Omdat de cases van de steekproef niet gebruikt werden om het model te ontwikkelen, zegt deze test ook iets over de generaliseerbaarheid van het model. De meest gebruikelijke methode is een externe validatie op basis van een classificatiematrix en een 'hit ratio'. Deze gaat na indien de voorspelling van het falingspredictiemodel accurater is dan een louter toevallige voorspelling.

$$p_{faling} = \frac{e^{(-0,998-0,054X_1-0,012X_2+0,012X_7-0,028X_9+1,725X_{10})}}{1 + e^{(-0,998-0,054X_1-0,012X_2+0,012X_7-0,028X_9+1,725X_{10})}}$$

X_1 = Profit Margin (in % op jaargemiddelde van de afgelopen 3 jaar vanaf observatie)

X_2 = Rendabiliteit v/d T.A. (in % op jaargemiddelde van de afgelopen 3 jaar vanaf observatie)

X_7 = Kredietperiode (in dagen op jaargemiddelde van de afgelopen 3 jaar vanaf observatie)

X_9 = BTW / Financiële kosten (op jaargemiddelde van de afgelopen 3 jaar vanaf observatie)

X_{10} = RSZ-dagvaardingen (in eenheden op jaargemiddelde)

Door het invullen van de gegevens van de validatiesteekproef in bovenstaande model, zal de falingskans berekend worden. Zoals eerder besproken bestaat de validatiesteekproef uit 25% van de totale steekproef, met gelijke proporties falende en niet-falende ondernemingen.

De validatiesteekproef bestaat uit 44 (23 lopende en 21 falende) volledige cases, elke case vertegenwoordigt een onderneming op een tijdspanne van 3 jaar. Deze 44 cases zijn vervormd uit een gemiddelde van 104 (57 lopende en 47 falende) cases op jaarbasis. Indien het voor een bepaald ratio niet mogelijk was om een jaargemiddelde op basis van 3 jaar te berekenen, werd dit berekend op basis van 2 jaar. Vervolgens werd elke case beoordeeld door bovenstaande functie. Indien p_{faling} groter was dan 0,5 werd de case toegewezen aan groep '1' (falende ondernemingen) en indien p_{faling} kleiner was dan 0,5 werd een onderneming toegewezen aan groep '0' (lopende ondernemingen). Vervolgens werd nagegaan als de voorspelde groep voor een specifieke case overeenstemt met de groep waartoe het daadwerkelijk behoort. De volgende classificatiematrix werd verkregen:

		Voorspelde Rechtstoestand		
		Lopend	Falend	Percentage correct
Werkelijke Rechtstoestand	Lopend	19	4	82,61
	Falend	7	14	66,67
Totaal				75,02

In bijlage 4 wordt de berekening van deze classificatiematrix verduidelijkt

Bij het vergelijken van de resultaten, valt op dat de lopende ondernemingen bij de analyse-steekproef iets beter voorspeld werden (86.1% t.o.v. 82.61%), de voorspellingskracht van de falende ondernemingen bleef nagenoeg ongewijzigd (67,8% t.o.v. 66,67%). Algemeen gezien komt de accuraatheid van de validatie-steekproef in de buurt van de accuraatheid van de analyse-steekproef (75,02% t.o.v. 77,9%). Het feit dat de doelgroep uit zeer gelijkaardige ondernemingen bestaat, kan hierin meespelen. Bovenstaande resultaten bevorderen de betrouwbaarheid van het model.

Een t-test kan wederom gebruikt worden om te verifiëren als het verschil tussen de classificatie door het model en een classificatie zonder het model statistisch significant is.

$$H_0 : q = 0,625 \quad t = \frac{0,750 - 0,625}{\sqrt{((0,625 * 0,375) / 104)}} = 2,63$$

$$H_1 : q > 0,625$$

Bij een significantieniveau van 0.05, bedraagt de kritische t-waarde voor een tweezijdige t-test bij een oneindig aantal vrijheidsgraden 1,96. De t-waarde overschrijdt de kritische t-waarde waardoor de alternatieve hypothese aanvaardt kan worden en het model significant is. De t-test geeft dus met een betrouwbaarheid van 95% aan dat de 'hit ratio' voldoende is. Deze betrouwbaarheid kan nog verstrengd worden naar 99% (2.63 > 2.576). De test is in lijn van de nagenoeg alle andere testen en bevredigend voor het falingspredictiemodel, er kan dus van een kwalitatief falingspredictiemodel gesproken worden.

2.7 INSCHATTEN VAN HET EFFECT VAN DE 'WITTE KASSA'

Een bijkomende doelstelling van deze masterproef is om een ruwe schatting te maken naar de impact van het GKS dat sinds januari 2016 voor de Belgische horecasector ingevoerd werd. Het ontwikkelde falingspredictiemodel zal hierin bijstaan. De doelstelling van het GKS is om zwartwerk en zwarte omzetten uit de horecasector te weren. Tijdens de literatuurstudie werd reeds een schatting naar zwartwerk en zwarte omzet gedaan. Volgens (Goos & Konings, 2013) zullen bij een opname van zwartwerk en zwarte omzetten in het officiële systeem, de personeelskosten met 50% stijgen en zal de omzet met 25% toenemen. De 10 ratio's die gebruikt werden ter ontwikkeling van het falingspredictiemodel, zeggen elk afzonderlijk iets over de financiële situatie van een onderneming. Het GKS zal op deze ratio's een directe of indirecte invloed hebben. De nadruk wordt hier gelegd op het maken van een eenvoudige schatting naar het verloop van deze financiële ratio's, de gedetailleerde gevolgen van het GKS zullen terug te vinden zijn in de jaarrekeningen van boekjaar 2016.

2.7.1 DIRECTE VERBANDEN

Er zijn 2 ratio's die in direct verband met de 'witte kassa' staan: de 'Profit Margin' en de 'BTW/Personeelskosten'. De 'Profit Margin' heeft een negatieve impact op de falingskans. Dit houdt in dat een stijging van deze ratio een daling in de falingskans veroorzaakt. M.a.w. als de winst in grotere proporties toeneemt als de omzet, zal de falingskans van een onderneming dalen. Dit wordt bevestigd door het coëfficiënt van het falingspredictiemodel (-0,054). Indien de 'Profit Margin' met 1 stijgt, zal de falingskans met $0,948 (= e^{(-0,054)})$ dalen. Bij het incalculeren van zwartwerk en zwarte omzetten wordt het omgekeerde verwacht. Door de extra (personeels)kosten(+50%) zal de 'Winst (verlies) van het boekjaar na belastingen' dalen, vervolgens zal de omzet met 25% stijgen waardoor de 'Winst (verlies) van het boekjaar na belastingen' minder doorweegt. Als gevolg hiervan zal de 'Profit Margin' dalen en zal de invoering van het GKS nefast zijn voor deze ratio.

Profit Margin ↓

$$= \frac{\text{Winst (verlies) van het boekjaar na belastingen} < 9904 > \downarrow}{\text{Omzet} < 70 > \uparrow}$$

Een andere opgenomen ratio die in direct verband staat met het GKS, is de 'Bruto toegevoegde waarde' in verhouding met de 'Personeelskosten'. De 'Bruto toegevoegde waarde' kan gezien worden als het verschil tussen de aankoopprijs en de uiteindelijke verkoopprijs van een bepaald goed. Of in horecatermen: de waarde van de dienst die wordt toegevoegd (door het personeel) om van de aangekochte grondstoffen (ingrediënten) een eindproduct (een maaltijd bijvoorbeeld) te maken. Dit proces brengt de nodige variabele kosten met zich mee. Indien de baten de kosten overtreffen zal er een positief ratio ontstaan, dat naar verwachting een negatieve impact heeft op de falingskans. Omdat deze ratio niet significant is voor de onderzochte steekproef, kan dit niet bewezen worden voor de Belgische horecasector. Dat de jaarrekeningen geen 'zwarte' personeelskosten of 'zwarte' omzetten bevatten, heeft hier vast een invloed op. Bij een verwerking

van deze fenomenen, zal naar verwachting de bruto toegevoegde waarde dalen (als gevolg van de verhoogde kosten) en zullen de personeelskosten vanzelfsprekend stijgen (+50%). Hierdoor kan er globaal gesteld worden dat de invoering van het 'GKS' nefast is voor deze ratio.

$$\begin{aligned} & BTW/Personnelkosten \downarrow \\ & = \frac{Bruto\ toegevoegde\ waarde < 9900 > \downarrow}{Bezoldigingen, sociale lasten en pensioenen < 62 > \uparrow} \end{aligned}$$

2.7.2 INDIRECTE VERBANDEN

Niet alleen brengt het GKS directe gevolgen meer voor de Belgische horecasector, maar ook indirect zal het zijn impact hebben op de financiële situatie van een doorsnee horecaondernemer. Naast het 'Profit Margin' zegt de 'Brutorendabiliteit van de totale activa' ook iets over de rendabiliteit van een onderneming. Het resultaat geeft aan wat werd bereikt voor elke eenheid actief. Naar verwachting zal ook deze ratio dalen ten gevolge van het GKS. Zoals aangehaald heeft het GKS een negatieve impact op de bedrijfswinst. Daarnaast wordt er een stijging verwacht van de totale activa door het incalculeren van zwarte omzetten. De handelsvorderingen die zich voordien op het illegale circuit bevonden, zullen nu aan de officiële toegevoegd worden, wat leidt tot een verhoging. Of in formulevorm:

$$\begin{aligned} & Brutorendabiliteit van de totale activa' \downarrow \\ & = \frac{Brutorendabiliteit\ vóór\ niet - kaskosten, vóór\ financiële\ kosten\ en\ vóór\ belastingen \downarrow}{Totaal\ van\ de\ activa \uparrow} \end{aligned}$$

Bij benadering kan er dus een negatieve impact op de rendabiliteit van de horecasector verwacht worden. Een tweede blik wordt geworpen op de liquiditeitspositie van een horecaondernemer, die indirecte gevolgen zal ondervinden ten gevolge van het GKS. Liquiditeit betreft de mate waarin de onderneming in staat is kasmiddelen te mobiliseren om haar kortlopende betalingsverplichtingen na te leven. De hogere kosten, die gepaard gaan met het GKS, leiden tot lagere winsten waardoor ook de liquiditeit van een onderneming aangetast wordt. Naar verwachting zullen ondernemingen hierdoor minder liquide zijn en vervolgens minder capabel zijn om aan hun korte termijnschulden te voldoen. Voor dit onderzoek werden 2 liquiditeitsratio's getest: de 'Current en Acid ratio'. Zoals reeds aangehaald zijn deze sterk met elkaar gecorreleerd en waardoor ze in dezelfde richting bewegen. Voor beiden wordt dus een daling ten gevolge van het GKS verwacht.

$$\begin{aligned} & Current\ ratio \downarrow \\ & = \frac{(beperkte)\ vlottende\ activa < 29/58 - 29 >}{vreemd\ vermogen\ op\ korte\ termijn < 42/48 + 492/3 >} \\ & Acid\ test \downarrow \\ & = \frac{vorderingen\ op\ ten\ hoogste\ één\ jaar + geldbeleggingen + liquide\ middelen < 40/41 + 50/53 + 54/58 >}{schulden\ op\ ten\ hoogste\ één\ jaar < 42/48 >} \end{aligned}$$

De verslechterde liquiditeitspositie resulteert zich ook in de verplichtingen aan de leveranciers. In de onderzocht steekproef van dit onderzoek werd er een significant verschil gevonden in het dagen leverancierskrediet van falende en lopende ondernemingen. Mogelijker wijze is het voor falende ondernemingen moeilijker om de vooropgestelde betalingstermijnen te respecteren. Naar verwachting zal hierdoor 'Het aantal dagen leverancierskrediet' toenemen ten gevolge van het GKS.

Dagen leverancierskrediet ↑

$$= \frac{\text{handelsschulden op ten hoogste één jaar} < 44 >}{(\text{inkopen inclusief btw} / 365) < 600/8 + 61 / 365 >}$$

Naast leveranciersverplichtingen, zijn ook verplichtingen naar andere stakeholders. Het correct betalen van sociale lasten op lonen is hier één van. Naar schatting zal het jaarlijks aantal RSZ-dagvaardingen stijgen mits alle werkkrachten aan het officiële circuit toegevoegd worden. Waar de lonen bij zwartwerk rechtstreeks vrij van sociale lasten aan de werknemer bezorgd werden, zullen hierop nu wel sociale lasten gerekend worden. Dit kan de naleving van RSZ-procedures wel eens bemoeilijken, waardoor de kans op RSZ-dagvaardingen als hoger ingeschat wordt.

Aantal Rsz – dagvaardingen ↑

$$= \frac{\text{RSZ – dagvaardingen}}{(\text{Oprichtingsjaar – Jaartal geobserveerd boekjaar})}$$

Vervolgens kan er iets over de solvabiliteitspositie ten gevolge van het GKS gezegd worden. De solvabiliteitsratio's gaan na in hoeverre een onderneming in staat is haar financiële verplichtingen i.v.m. interestbetaling en aflossing van de schulden na te komen. Naar verwachting zullen horecaondernemingen ook hierin minder capabel worden, en wordt er een daling van deze ratio's verwacht.

De algemene Schuldgraad ↓

$$= \frac{\text{Schulden} < 16 + 17/49 >}{\text{Eigen vermogen} < 10/49 >}$$

Zelffinancieringsgraad ↓

$$= \frac{\text{reserves} + \text{overgedragen winst (verlies)} < 9910 >}{\text{totaal vermogen} < 10/49 >}$$

Een laatste ratio die iets over de toegevoegde waarde van een onderneming zegt, is de 'Bruto toegevoegde waarde' in verhouding tot de 'Financiële kosten van het vreemd vermogen'. Voor deze ratio wordt alsook een daling verwacht. Zoals aangehaald zullen horecaondernemingen ten gevolge van het GKS naar schatting minder liquide worden. Dit zal de vraag naar vreemd vermogen doen

toenemen. Zoals aangehaald wordt er tot op heden reeds veel beroep gedaan op vreemd vermogen in de Belgische horecasector. Het is nog maar de vraag als er bij externe geldschieters een uitbreiding hiervan mogelijk is. Voor ondernemingen die tot op het heden een beperkt beroep deden op vreemd vermogen, wordt er een stijging verwacht ten gevolge van het GKS. Hierdoor zullen de financiële kosten van het vreemd vermogen toenemen. Voor de 'Bruto toegevoegde waarde' wordt er zoals aangehaald een daling verwacht.

$$\begin{aligned}
 & BTW/Personnelkosten \downarrow \\
 & = \frac{\text{Bruto toegevoegde waarde} < 9900 > \downarrow}{\text{Financiële kosten vreemd vermogen} < 65 > - < 656 > \uparrow}
 \end{aligned}$$

In het algemeen kan men stellen dat het GKS naar schatting negatieve gevolgen zal hebben voor de liquiditeits-, solvabiliteits-, rendabiliteits- en toegevoegde waarde posities van Belgische horecaondernemingen. De gecompliceerde regels van het horecaplan werden buiten beschouwing gelaten bij deze schatting. In zijn huidige toestand, zal dit plan vooral een rechtstreekse impact hebben op de personeelskosten. Deze zullen uiteraard een indirecte invloed hebben op de liquiditeits-, solvabiliteits-, en rendabiliteitsposities, toegevoegde waarde posities maar zullen naar verwachting niet doorslaggevend zijn waardoor de neerwaartse trend behouden wordt. Dit was slechts een ruwe exploratieve schatting naar de gevolgen van de 'witte kassa'. Een grotere transparantie in de bedrijfsactiviteiten van de horecasector zou leiden tot meer inzicht en preciezer schattingen. Toch is de waarde van falingspredictiemodellen voor Belgische economie (en andere economieën) niet te onderschatten. Het geeft op een duidelijke manier weer in welke aspecten succesvolle ondernemingen verschillen van falende ondernemingen. Met de invoering van de 'witte kassa' is de strijd naar transparantere en betrouwbaardere bedrijfsgegevens ingezet. Dit geeft externe analisten de mogelijkheid steeds beter de knelpunten van falende ondernemingen zichtbaar te maken. De invoering van het GKS dient dus niet enkel als slecht gepercipieerd te worden, de toenemende transparantie zal gekoppeld met bestaande hulpmiddelen de mogelijk bieden om doelgerichte beleidsbeslissingen te kunnen nemen voor de Belgische horecasector. Een goede wisselwerking tussen de wetgever en de horecasector zal bijdragen tot een gunstig ondernemersklimaat.

2.8 EXTRAPOLEERBAARHEID VAN HET MODEL

Het ontwikkelde model bracht reeds de nodige voorspellingskracht mee voor de doelgroep van de 'witte kassa'. Mits ondernemingen binnen eenzelfde sector gelijkaardige kenmerken hebben, is het interessant om te onderzoeken hoe het model scoort bij andere ondernemingen binnen dezelfde sector. Het falingspredictiemodel is gebaseerd op ondernemingen uit sectorcode 56.1 Restaurants en mobiele eetgelegenheden en 56.2 Catering en overige eetgelegenheden. Als test voor de generaliseerbaarheid van het model binnen de Belgische horecasector, zal het model getest worden op een steekproef van sectorcode 55. Verschaffen van accommodatie en sectorcode 56.3 Drinkgelegenheden. Hierbij zal op dezelfde manier te werk gegaan worden zoals bij de externe validatie van het falingspredictiemodel. Zo zal er een validatiesteekproef samengesteld worden uit dezelfde tijdsperiode (2010 - 2015), worden de ondernemingen op drie tijdmomenten geobserveerd en zullen deze een gelijkaardige 'outlier'-detectie ondergaan. Hiervoor werden de volgende grenzen gebruikt.

	MIN		MAX
X_1 = Profit Margin	-62,47	< ... <	23,33
X_2 = Rendabiliteit totale act.	-191,32	< ... <	167,28
X_7 = Leverancierskrediet	0	< ... <	245,71
X_9 = BTW/Financiële kosten	-33,33	< ... <	50,00
X_{10} = RSZ-dagvaardingen	,00	< ... <	3,50

Uiteindelijk werden er 50 falende en 50 lopende ondernemingen met data binnen bovenstaande grenzen getest. Doordat de data niet opgesplitst diende te worden zoals bij de ontwikkeling van het model (analyse- en validatiesteekproef), was er de mogelijkheid om het model op een grotere steekproef te testen. Dit leidde tot de volgende resultaten:

		Voorspelde Rechtstoestand		
		Lopend	Falend	Percentage correct
Werkelijke Rechtstoestand	Lopend	38	12	76,00
	Falend	17	33	66,00
Totaal				71,00

In bijlage 5 wordt de berekening van deze classificatiematrix verduidelijkt

Hieruit wordt duidelijk dat de voorspellende kracht van het model lichtjes gedaald is wanneer het model geëxtrapoleerd wordt naar de volledige Belgische horecasector. De grootste daling is terug te vinden bij de lopende ondernemingen waar voor 10% aan voorspellende kracht wordt ingeboet. Voor de falende ondernemingen blijft de voorspellingskracht nagenoeg ongewijzigd. De gemiddelde voorspellingskracht daalt tot 71%, maar lijkt nog meer dan degelijk. Een t-test zal dit verder onderzoeken.

Deze test kan wederom gebruikt worden om te verifiëren als het verschil tussen de classificatie door het model en een classificatie zonder het model statistisch significant is.

$$H_0 : q = 0,625 \qquad t = \frac{0,71 - 0,625}{\sqrt{((0,625 * 0,375) / 300)}} = 3,04$$

$$H_1 : q > 0,625$$

Bij een significantieniveau van 0.05, bedraagt de kritische t-waarde voor een tweezijdige t-test bij een oneindig aantal vrijheidsgraden 1,96. De t-test geeft dus met een betrouwbaarheid van 95% aan dat de 'hit ratio' voldoende is. Deze betrouwbaarheid kan nog verstrengd worden naar 99% ($3.04 > 2.576$). Algemeen kan dus besloten worden dat het model nog van voldoende kwalitatieve aard is en succesvol geëxtrapoleerd kan worden naar de volledige Belgische horecasector.

CONCLUSIES EN AANBEVELINGEN

Het doel van deze masterproef bestond erin een kwalitatief falingspredictiemodel voor de Belgische horecasector te ontwikkelen, met eventuele implementatiemogelijkheden voor de gevolgen van de 'witte kassa'. Voorafgaand aan de ontwikkeling van dit model, werd er een literatuurstudie gedaan naar de 'witte kassa', de Belgische horecasector en falingspredictiemodellen. Een eerste deelvraag leidde tot een verduidelijking van het geregistreerd kassasysteem. Sedert januari 2016 dient het merendeel van de horecaondernemingen dergelijk systeem te hebben geïnstalleerd. De wetgeving hieromtrent bleef niet ongewijzigd. De 10%-regel die gebruikt werd om de doelgroep te specificeren, bleek onreglementair te zijn en werd naderhand opgevolgd door een €25.000-regel. Daarnaast werd er een horecaplan ontwikkeld om het verloop van de 'witte kassa' vlot te laten verlopen. Dit is vooral gericht op de stijgende personeelskosten die gepaard gaan met de 'witte kassa'. De gecompliceerde regels van dit plan zouden de lasten op arbeid moeten verlagen. Een eerste evaluatie kan gemaakt worden na boekjaar 2016.

Een tweede deelvraag richtte zich op een verduidelijking van de Belgische horecasector betreffende omvang, falingen en fraude. Hieruit is gebleken dat de horecasector, hoewel ze slechts voor 6,87% deel uit maakte van het totaal aantal actieve ondernemingen, in 2013 voor 19,3% van het totaal aantal faillissementen instond. Oorzaken werden gezocht in het Belgische ondernemersklimaat. De horeca is een zeer arbeidsintensieve sector waardoor de hoge loonkost in België des te harder aankomt. Bij het van naderbij bekijken van de financiële structuur van deze sector, sprongen enkele specifieke financiële gegevens in het oog. De volgende conclusies t.o.v. andere sectoren kunnen uit deze bevindingen getrokken worden:

- De horecasector heeft hogere personeelskosten en lagere winstmarges.
- De hoge materiële vaste activa worden voornamelijk gefinancierd met vreemd vermogen. Er is dus een lage inbreng van eigen vermogen.
- De traditionele ratio's liquiditeit, solvabiliteit en rendabiliteit zijn voor horecaondernemingen aan de lage kant.

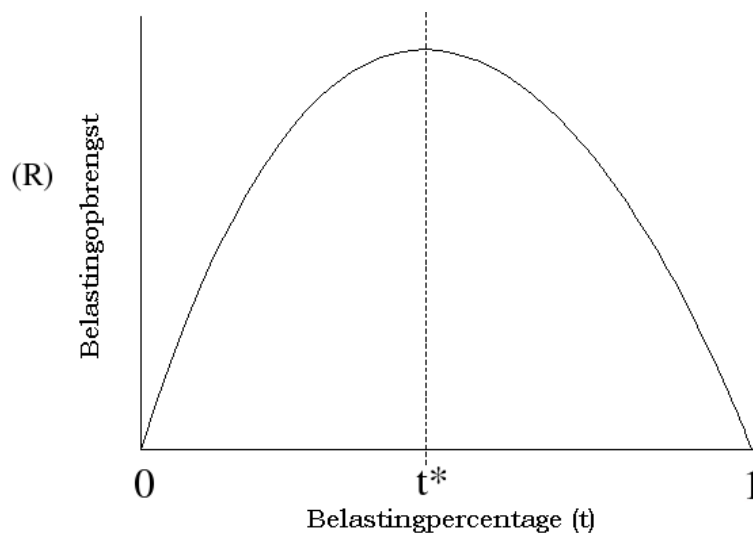
Bij het verifiëren van deze kenmerken in de praktijk, kunnen uiteenlopende conclusies getrokken worden. Het gegeven van lage winstmarges in deze sector kan bevestigd worden. Zowel het gemiddelde 'Profit Margin' van de lopende (-0,83) als de falende ondernemingen (-5,67) is gemiddeld gezien voor de laatste 5 boekjaren negatief. Aangezien hun rechtstoestand kan dit voor falende ondernemingen als logisch beschouwd worden. Voor ondernemingen in 'normale toestand' zijn dit veel zorgwekkendere resultaten. Zonder inkomsten behaald in het illegale circuit blijkt het voor een doorsnee horecaonderneming niet mogelijk winstgevend te zijn in het huidige ondernemersklimaat. Daarnaast werd tijdens het praktijkonderzoek bevestigd dat de financiële kosten op het vreemd vermogen nadrukkelijk aanwezig zijn in deze sector. In verhouding met de Bruto Toegevoegde Waarde brengt het ratio een duidelijk onderscheid tussen falende en lopende ondernemingen. Ook de negatieve gemiddelde schuldgraad voor beide groepen bevestigt de nadrukkelijke aanwezigheid van vreemd vermogen in deze sector.

Tot slot wordt een lage liquiditeit voor deze sector door het praktijkonderzoek bevestigd (een gemiddeld 'Current ratio' van 0,90 voor lopende ondernemingen en 0.59 voor falende ondernemingen).

Bovenstaande bevindingen duiden op een precaire situatie voor de Belgische horecasector, de ontwikkeling van een falingspredictiemodel kan de nodige hulp bieden. Uit de internationale en nationale wetenschappelijke literatuur rond falingspredictie konden enkele belangrijke conclusies getrokken worden. Falingspredictiemodellen blijken sterk verweven te zijn in een specifieke industrie, sector of cultuur. Hieruit kon besloten worden dat het zelf ontwikkelen van een falingspredictiemodel voor de Belgische horecasector de beste oplossing is voor dit onderzoek. Verder werd duidelijk dat logistische regressie een eenvoudige maar zeer degelijke methode hiervoor is. Deze methode werd gehanteerd ter ontwikkeling van een falingspredictiemodel voor de Belgische horecasector. Vervolgens werd het belang van een goede keuze aan onafhankelijke variabelen benadrukt, deze hebben een grote impact heeft op de kwaliteit van het model. Tijdens het empirische gedeelte werd hier voldoende aandacht aan besteed. Tot slot werd aangetoond dat falingspredictiemodellen die een faillissement als een proces beschouwen, en de falende ondernemingen onderzoeken op meerdere tijdstipmomenten, de singulier periodieke falingspredictiemodellen overtreffen. Hieruit kan besloten worden dat een falingspredictiemodel gebaseerd op meerdere tijdstipmomenten, doeltreffender is.

Deze inleidende besluiten leiden tot de kernvraag van dit onderzoek: *"Kan er een doeltreffend falingspredictiemodel ontwikkeld worden voor de Belgische horecasector?"* Hiervoor werd een stappenplan gevolgd op basis van het boek "Multivariate data analysis" van Hair et al. (2014). 159 falende en 159 lopende ondernemingen die tot de doelgroep van de 'witte kassa' behoren werden tussen 2010 en 2015 op 3 tijdstipmomenten onderzocht. Het discriminerend effect van deze ondernemingen werd getest op basis van specifieke ratio's voor de Belgische horecasector gebaseerd op de jaarrekening. Doordat het merendeel van de Belgische ondernemingen volgens het verkorte schema rapporteert, bracht de ontwikkeling van een falingspredictiemodel de nodige 'missing values' met zich mee. Hierbij was het uitkijken om enerzijds relevante ratio's te selecteren en anderzijds een representatieve steekproef te behouden. Uiteindelijk werden er 10 ratio's getest op de desbetreffende steekproef. Hieruit vloeide een degelijk falingspredictiemodel voort waarvan 5 van deze 10 ratio's een significante invloed hebben op de falingskans van een horecaonderneming. De ratio 'RSZ-dagvaardingen' bleek een zeer sterke invloed te hebben op de falingskans. Wat duidt op de moeilijkheid bij falende ondernemingen om aan contractuele verplichtingen te voldoen. Tevens werden er bij traditionele ratio's als 'Profit Margin' en 'Rendabiliteit van het totaal actief' significante verschillen gevonden tussen falende en lopende ondernemingen. Het 'Leverancierskrediet' bleek voor falende bedrijven significant hoger te zijn dan voor lopende ondernemingen. Wat nog ééns duidt op de moeilijkheid om aan contractuele verplichtingen te voldoen. Een laatste ratio dat de falingskans van horecaondernemingen beïnvloedt is de bruto toegevoegde waarde in verhouding tot de financiële kosten. De financiële kosten van het vreemd vermogen lijken voor falende ondernemingen moeilijker te beheren dan voor lopende ondernemingen.

Tot slot blijkt de voorspellingskracht van het model van degelijke aard te zijn waardoor er van een kwalitatief model gesproken kan worden. De algemene accuraatheid bedraagt 77,9 voor de analysesteekproef en 75,02 voor de validatiesteekproef. De mogelijkheid om lopende ondernemingen correct te classificeren blijkt eenvoudiger te zijn dan falende. Voor de falende ondernemingen stellen de resultaten wat teleur (voorspellende kracht van 67,8 voor de analysesteekproef en 66,67 voor de validatiesteekproef). Een grotere transparantie inzake de bedrijfsactiviteiten van de horecasector zouden kunnen leiden tot meer inzicht en een accuratere voorspellingskracht. De 'witte kassa' kan hiertoe bijdragen waardoor er naar verwachting vanaf boekjaar 2016 preciezere voorspellingen kunnen gemaakt worden. Toch is de waarde van falingspredictiemodellen voor Belgische economie (en andere economieën) niet te onderschatten. Het geeft op een duidelijke manier weer in welke aspecten succesvolle ondernemingen verschillen van falende ondernemingen. Met de invoering van de 'witte kassa' is de strijd naar transparantere en betrouwbaardere bedrijfsgegevens ingezet. Dit geeft externe analisten de mogelijkheid steeds beter de knelpunten van falende ondernemingen te duiden. De invoering van het GKS dient dus niet enkel als slecht gepercipieerd te worden, de toenemende transparantie zal, gekoppeld met bestaande hulpmiddelen, de mogelijk bieden om doelgerichtere beleidsbeslissingen te kunnen nemen voor de Belgische horecasector. Een goede wisselwerking tussen de wetgever en de horecasector zal bijdragen tot een gunstig ondernemersklimaat. Inzake taxatie bijvoorbeeld kan er de vraag gesteld worden op welk punt van de Laffer-curve ons huidige economisch systeem zich bevindt (t^* geeft het belastingpercentage weer waarbij de belastingopbrengst maximaal is).



Daarnaast maakte dit onderzoek een ruwe schatting naar de impact van het GKS dat sinds januari 2016 voor de Belgische horecasector ingevoerd werd. Het ontwikkelde falingspredictiemodel stond hierin bij. De nadruk werd gelegd op het maken van een eenvoudige schatting naar het verloop van de financiële ratio's die getest werden op de steekproef. In het algemeen kan men stellen dat het GKS naar schatting negatieve gevolgen zal hebben voor de liquiditeits-, solvabiliteits-, rendabiliteits- en toegevoegde waarde posities van Belgische horecaondernemingen. De

gecompliceerde regels van het horecaplan werden buiten beschouwing gelaten bij deze schatting. In zijn huidige toestand, zal dit plan vooral een rechtstreekse impact hebben op de personeelskosten. Uiteraard zullen deze een indirecte invloed uitoefenen op de liquiditeits-, solvabiliteits-, en rendabiliteitsposities en toegevoegde waarde posities maar zullen zij naar verwachting niet doorslaggevend zijn waardoor de neerwaartse trend behouden wordt. Dit was slechts een ruwe exploratieve schatting naar de gevolgen van de 'witte kassa'. Een grotere transparantie in de bedrijfsactiviteiten van de horecasector zou leiden tot meer inzicht en preciezere schattingen.

Tot slot werd de extrapoleerbaarheid van het model binnen de Belgische horecasector getest. Het ontwikkelde model bracht reeds de nodige voorspellingskracht mee voor de doelgroep van de 'witte kassa'. Mits ondernemingen binnen eenzelfde sector gelijkaardige kenmerken hebben, was het interessant om te onderzoeken hoe het model scoort bij andere ondernemingen binnen dezelfde sector. Dit werd getest op 50 falende en 50 lopende ondernemingen uit sectorcode 55. Verschaffen van accommodatie en sectorcode 56.3 Drinkgelegenheden. De voorspellende kracht bleek lichtjes af te nemen maar bleef significant. Algemeen kan besloten worden dat het model nog van voldoende kwalitatieve aard is en succesvol geëxtrapoleerd kan worden binnen de Belgische horecasector.

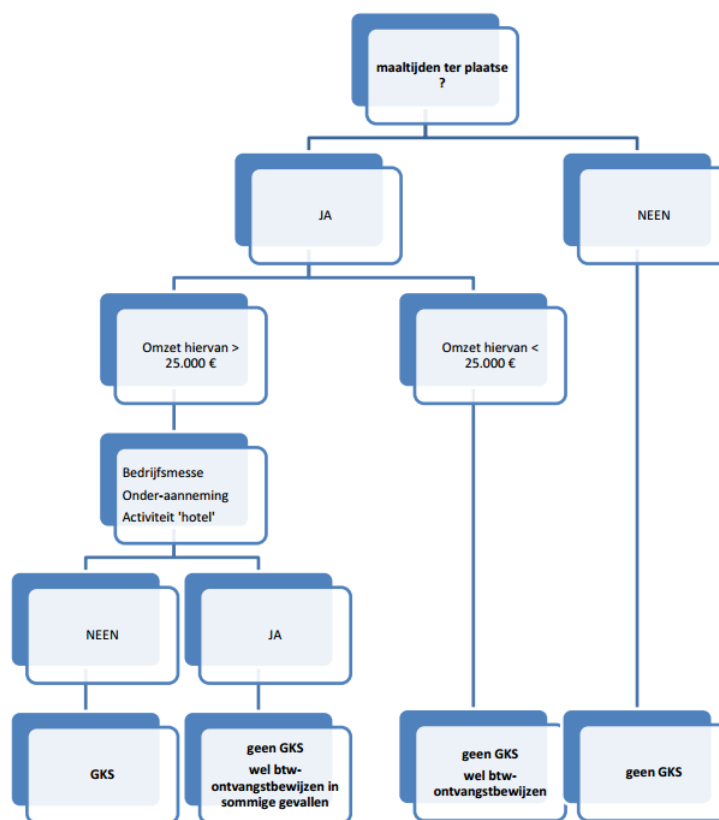
LIJST VAN GERAADPLEEGDE WERKEN

- Alice, C., John, C., Cheng, F. (2009). Financial Analysis, Planning and Forecasting, Theory and Application, 2nd Edition, 125-126
- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy prediction models, *Journal of Finance* 23, 589-609.
- Balcaen, S. & Ooghe, H. (2006). 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems, *The British Accounting Review* 38
- De Scheerder, L., Deknudt, S. (2013). Onderzoek naar de bruikbaarheid van falingspredictiemodellen over verschillende sectoren, Universiteit Gent
- De Vocht, A.(2014). Basishandboek SPSS 22, Tweede druk, Bijleveld Press
- Doumpos, M., Zopoudinis C. (1999) A multicriteria discrimination method for the prediction of financial distress: the case of Greece, *Multinational Finance Journal*, 3 (2), pp. 71-101
- European commission (2014). Undeclared work in the European Union, Special Eurobarometer 402
- Eurostat – Lonen en loonkosten, Geraadpleegd op 10 april 2016 via http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Wages_and_labour_costs/nl
- Federale Overheidsdienst Financiën – Het geregistreerd kassasysteem (GKS) in de horeca, Geraadpleegd op 16 maart 2016 via <http://www.geregistreerdkassasysteem.be/nl>
- Fisconetplus – De btw-verlaging van 21% naar 12% op voeding, Geraadpleegd op 25 februari 2016 via <http://ccff02.minfin.fgov.be/KMWeb/document.do?method=view&id=fc7e993b-73a0-4d87-9ffd-2e2a3e005ab9#findHighlighted>
- Goos, M. & Konings, J.(2013). Een economische analyse van arbeidsintensieve sectoren, KUL.
- Graydon – Faillissementen in België, Geraadpleegd op 16 februari 2016 via <https://graydon.be/wiki/faillissementen>
- Guidea – Financiële structuur van horecaondernemingen, Geraadpleegd op 18 april 2016 via <http://www.guidea.be/sites/default/files/Financi%C3%ABle%20structuur%20van%20horecaondernemingen.pdf>
- Guidea – Sectoranalyse Horeca 2014, Geraadpleegd op 15 februari 2016 via http://www.guidea.be/sites/default/files/2014_Rapport_Arbeidsmarkt.pdf
- Hair, J. *et al.* (2014). Multivariate data analysis. Seventh edition, Pearson Education
- Hillegeist, A. (2004). Assessing the probability of Bankruptcy, *Review of Accounting Studies*, 5-34
- Horeca Vlaanderen - Nieuws omtrent het geregistreerd kassasysteem (GKS), Geraadpleegd gedurende 2015-2016 via <http://www.fedhorecavlaanderen.be>
- Nationale Bank van België - Groottecriteria voor ondernemingen, Geraadpleegd op 18 april 2016 via <https://www.nbb.be/nl/balanscentrale/modellen-van-de-jaarrekening/groottecriteria-voor-ondernemingen>


- Ohlson, J. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy, *Journal of Accounting Research* 18, 109-131.
- Ooghe, H., Belcaen, S. (2007). Are Failure Prediction Models Widely Usable? An Empirical Study Using a Belgian Dataset, *Multinational Finance Journal*, Volume 11, no. 1/2, 33-76
- Ooghe, H. En Van Wymeersch, C. (2008). *Handboek financiële analyse van de onderneming, theorie en toepassing op de jaarrekening*, Derde druk, Intersentia, Deel 1 & 2
- Ooghe, H., Spaenjers, C. & Vandermoere, P. (2009). Business Failure Prediction: Simple – Intuitive Models Versus Statistical Models, *ICFAI Journal of Business Strategy*, Volume 6. Numbers 3 & 4, September & December 2009. 7-44
- Oude Avenhuis, J. (2013). Testing the generalizability of the bankruptcy prediction models of Altman, Ohlson and Zmijewski for Dutch listed and large non-listed firms, University of Twente
- Pacolet, J., Perelman, S. Pestiau, P. & Baeyens, K. (2007). Een indicator voor de omvang en evolutie van het zwartwerk in de Belgische economie, HIVA
- Plas, S., Roelant, N. (2009). *Vergelijkend onderzoek van verschillende generaties van Belgische modellen voor falingspredictie*. Universiteit Gent
- Platt, H.D & Platt, M.B. (1991). A Note on the Use of Industry-relative Ratios in Bankruptcy Prediction, *Journal of Banking and Finance*, 15
- Schreurs, G. (1997). *Zwartwerk in de horeca*, LUC, Diepenbeek
- Skatteverket, (2013). Requirement of cash registers Impact evaluation, Geraadpleegd op 13 november 2016 via <https://www.skatteverket.se/>
- Siau, C. (2009). De opstelling en het gebruik van een falingspredictiemodel, 'Accountancy en Fiscaliteit'
- Sieben, I., Linssen, L. (2009). *Logistische regressie analyse: een handleiding*, Radboud Universiteit, Nijmegen
- Sociale Inlichtingen- en Opsporingsdienst (SIOD) – Informatie over sociale fraude, Geraadpleegd op 18 april 2016 via <http://www.siod.belgie.be/siodsirs/default.aspx?id=22316>
- Spotswood, L., Julia, E., Michael, G., and Matthew, S. (2004). Hazard Ratio in Clinical Trials, Vol. 48, No. 8, 2787-2792
- Wei-Wei, Wu (2010). *Beyond business failure prediction*, Elsevier
- Wikipedia – Laffer-curve, Geraadpleegd op 25 mei 2016 via <https://nl.wikipedia.org/wiki/Laffercurve>
- Y.Wu*, C., Gaunt, S., Gray (2010). A comparison of alternative bankruptcy prediction models, *Journal of Contemporary Accounting & Economics* 6

LIJST VAN BIJLAGEN

BIJLAGE 1: STAPPENPLAN DOELGROEP 'WITTE KASSA'



BIJLAGE 2: HET HORECAPLAN



Zuurstof voor de horeca: Wet Sociale Zaken gepubliceerd in het Belgisch Staatsblad.

Op 26 november 2015 werd de langverwachte wet Sociale Zaken gepubliceerd in het Belgisch Staatsblad. Daardoor kan u vanaf 1 december 2015 gebruik maken van de goedkope flexijobs. Het eigen personeel kan dan weer tot 360 goedkope overuren per jaar presteren zonder dat deze moeten worden ingehaald.

Welke maatregelen zijn nu al van kracht?	Vanaf 1 december: flexijobs	Vanaf 1 december: meer overuren zonder inhaalrust	Vanaf 1 december: meer overuren met fiscale korting	Vanaf 1 december: nieuwe 'bruto = netto'-overuren
<ol style="list-style-type: none">Meer dagen om extra's tewerk te stellen: Sinds 1 juli 2015 kan u gedurende 200 dagen per jaar gebruik maken van gelegenheidsarbeid (ipw. dagen per jaar). Voor de extra zelf verandert er niets.RSZ-korting van 500 EUR per voltijdse werknemer per kwartaal of 800 EUR per voltijdse werknemer per kwartaal indien de werknemer minder dan 26 jaar oud is) op voorwaarde dat u alle werknemers registreert in de blackbox.	<p>FLEXIJOBS</p> <ol style="list-style-type: none">Voor wie al minstens 4/5 elders werkt (referentiekwartaal T-3)Minimumuurloon: 8,82 EUR/u + flexivakantiegeld (7,67%)Bevrijdende patronale bijdrage van 25 %Werknemer betaalt niets <p>HOE?</p> <p>Vooraf schriftelijke raamovereenkomst (vraag een gratis model bij Horeca Vlaanderen)</p>	<p>VROEGER</p> <p>Op vraag van de werknemer kunnen nu al tot 143 overuren per jaar worden uitbetaald, zonder dat die uren moeten worden ingehaald.</p> <p>NIEUW</p> <p>Voordeel uitgebreid tot 300 uren per jaar voor wie geen GKS gebruikt en 360 uren per jaar voor wie wel GKS gebruikt</p> <p>VOOR WIE?</p> <p>Enkel voor voltijdse werknemers.</p>	<p>VROEGER</p> <p>Zowel werknemer (57,75%) als werkgever (41,25%) geniet fiscale korting op overuren met toeslag. Dit geldt voor de eerste 180 uur voor wie zonder GKS werkt en 180 uur voor wie met GKS werkt.</p> <p>NIEUW</p> <p>Voordeel uitgebreid tot 360 uren per jaar (ook zonder GKS)</p> <p>VOOR WIE?</p> <p>Zowel voor voltijdse als deeltijdse werknemers.</p>	<p>NIEUW</p> <p>Overuren bij de eigen werknemer kunnen bruto voor netto worden uitbetaald. Voordeel begrensd op 300 uur per jaar voor wie zonder GKS werkt, tot 360 uur per jaar voor wie met GKS werkt.</p> <p>VOOR WIE?</p> <p>Enkel voor voltijdse werknemers.</p> <p>OPGELET</p> <p>Niet combineerbaar met fiscale korting.</p>

Vragen over de flexi-jobs of andere begeleidende maatregelen? Bezoek de pagina van www.horecavlaanderen.be of stuur een e-mail naar info@horeca.be

BIJLAGE 3: EEN VERGELIJKING VAN ALTERNATIEVE FALINGSPREDICTIEMODELLEN

Model	Formule	Variabele	Beschrijving
Altman (1968)	$Z = \beta'X$	X_1	
Multiple- discriminant analyse	Waar Z de MDA score is en X de verklarende variabelen vertegenwoordigd	X_2	= Netto werkkapitaal / totale activa = Ingehouden resultaten / Totaal actief
		X_3	= Winst vóór interesten en belastingen / totaal actief
		X_4	= Marktwaarde van het netto actief / totale schuld (aan boekwaarde)
		X_5	= Omzet / totale activa
		Grenswaarden: $Z \geq 2,675$, geklasseerd als niet-failliet $Z < 2,675$ geklasseerd als failliet	
Ohlson (1980)		Ohlsonsize	
Logit-model	$P = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_m X_m)}}$		= $\log(\text{totale activa} / \text{GNP prijs-level index})$. De index veronderstelt een basiswaarde voor 1968.
	P = kans dat een onderneming zal falen, met $0 \leq P \leq 1$	TLTA	= TLTA = Totale schulden / totale activa.
	X_j = verklarende variabelen (ratio's), met $j = 1, \dots, m$	WCTA	= Werkkapitaal / totale activa.
	b_0 = constante term	CLCA	= Huidige schulden / totale activa
	$b_j \dots b_{mj}$ = coëfficiënten	OENEG	= OENEG = 1 als de totale activa de schulden overstijgen, anders nul.
		NITA	= Netto inkomen gedeeld door totale activa.
		FUTL	= Operationele fondsen / totale schulden.
		INTWO	= 1 als het netto inkomen negatief is voor de laatste 2 jaar, anders nul.
		CHIN	= CHIN = $(\text{NIt} - \text{NIt-1}) / (\text{NIt} + \text{NIt-1})$, waar NI staat voor netto inkomen voor de meest recente periode, de noemer fungeert als niveau indicator. De variabele meet dus het verschil in netto inkomen.
Zmijewski (1984)		NITL	
Probit-model	$P = \Phi(\beta'X)$	TLTA	= netto inkomen / totale schulden.
	Waar P de kans op een faillissement is, X de verzamelnaam van de onafhankelijke variabelen en Φ een symbool voor de cumulatieve standaard normaal verdeling is. De probit-functie vormt de waarde van $\beta'X$ om in een kans tussen 0 en 1	Relative Size	= totale schulden / totale activa. = huidige activa / huidige schulden.

Schumway (2001)

Hazard model

$$P_{i,t} = (1 + \exp\{-y_{i,t}\})^{-1}$$

$$y_{i,t} = \alpha + \beta' X_{i,t-1} = \beta' \begin{bmatrix} X_{1,t-1} \dots X_{1,t-j} \\ X_{n,t-1} \dots X_{n,t-j} \end{bmatrix}$$

Waar p de kans op een faillissement is en X de verzamelnaam van de onafhankelijke variabelen. Het is een logit-model maar in plaats van alle bedrijfsjaren als afzonderlijke variabele te behandelen, worden alle voorafgaande waarden van de onafhankelijke variabelen voor een specifiek bedrijf toegevoegd aan de informatiereeks. n vertegenwoordigt het aantal onafhankelijke variabelen en j vertegenwoordigt het aantal periodes voorafgaand aan t.

Hillegeist et al. (2004)

Black-Scholes option-pricing model

$$= N\left(-\frac{\ln\left(\frac{V_E}{V_A}\right) + \left(\mu - \frac{\sigma_A^2}{2}\right)T}{\sigma_A \sqrt{T}}\right)$$

Waar P de kans is op een faillissement en de variabelen gedefinieerd zijn.

NITL

TLTA

Relative Size

LagExReturn

LagSIGMA

= netto inkomen / totale schulden

= totale schulden / totale activa

= huidige activa / huidige schulden

= cumulatieve jaarlijkse return in jaar t-a min de gewogen-waarde CRSP NYSE/AMEX return in jaar t-1

= standaarddeviatie van de residuele waarde van opbrengsten uit aandelen.

V_E

= de huidige marktwaarde van het eigen vermogen.

V_A

= de huidige waarde van de activa.

X

= de nominale waarde van de schulden met als aflooptijd T.

σ_A

= $\sigma_E V_E / (V_E + X)$

T

= de aflooptijd van de schulden

Bron: Y.Wu*, C. Gaunt, S.Gray (2010) . A comparison of alternative bankruptcy prediction models, Journal of Contemporary Accounting & Economics 6, p.36-3

BIJLAGE 4: EXCEL-RESULTATEN VAN DE VALIDATIESTEELPROEF

AL	AM	AN	AO	AP	AQ	AR	AS	AT	AU	AV	AW	AX	AY	AZ	BA	BB	BC
Falende ondernemingen		Gemiddelde waarden				<-0.998-0.053X1-0.012X2+0.012X7-0.028X9+1.725X10>						SOM	LOGWAARDEN	FALINGSKANS	BEOORDELING MODEL		
	ProfitMargin	BTAX	LevKredX	BTWFKX	BszDagvX	<<XT-0.053>>	X2'-0.012>>	X7'+0.012>>	X9'-0.028>>	X10'-1.725>>	AS+AY+AU+AV+AW+CONSTANTE	=EXP(A/Y>>	<<1+AZ>>	<<AZ/BA>>			
1	-3,328393	59,92	36,455	42,80693	0,866667	0,179231	-0,725158	0,4331583	-1,1848135	1,52873673		-0,766533648	0,4646208	1,46462082	0,317229424	Fout	
2	-2,635122	9,33	83,88	10,67421	1,785714	0,141899	-0,1129117	0,9966622	-0,2968284	3,14986964		2,880996404	17,832032	18,8320322	0,94689896	Just	
3	21,56443	-15,0267	34,505	-12,3739	0	-1,16122	0,1818527	0,4099884	0,3440944	0		-1,222981589	0,2943512	1,29435122	0,227412172	Fout	
4	-0,359707	-23,56	9,28	10,24662	1,5	0,01937	0,2851231	0,110265	-0,2849379	2,6458905		1,77801652	5,9181063	6,91810633	0,855451774	Just	
5	-2,415971	9,206667	31,385	1,414614	1,25	0,130098	-0,114191	0,3729166	-0,0393378	2,20490875		1,559472304	4,7563107	5,75631069	0,826277619	Just	
6	-9,104308	5,546667	3,07	104,843	0	0,490258	-0,0671258	0,0364777	-2,9154742	0		-3,453558384	0,0316329	1,03163287	0,030662918	Fout	
7	3,677032	13,61333	22,755	42,38824	0,222222	-0,198	-0,1647486	0,2703749	-1,178732	0,39198378		-1,876820435	0,153076	1,15307605	0,132754512	Fout	
8	-41,22441	-37,55	187,895	6,632179	0,666667	2,218993	0,4544301	2,2325684	-0,1844276	1,17595133		4,900721215	134,38667	135,386666	0,992613748	Just	
9	-24,73211	-87,3267	29,8	-11,3632	0,5	1,331799	1,0568273	0,3540836	0,3153878	0,8819635		2,942967453	18,972062	19,9720616	0,949330056	Just	
10	-25,0702	-32,58	14,73333	-1,28132	0,166667	1,350005	0,3942832	0,1750615	0,0356311	0,29398783		1,251274747	3,4947951	4,4947951	0,777520448	Just	
11	-15,49938	-67,97	28,97667	-14,272	0,181818	0,834626	0,8225729	0,3443008	0,3968766	0,320714		1,721396151	5,5923308	6,59233075	0,848308582	Just	
12	-7,7519	-27,09	50,18	6,629553	1,444444	0,417432	0,3278432	0,5962388	-0,1843546	2,54789455		2,707359972	14,98965	15,9896501	0,937459545	Just	
13	4,558467	15,04333	41,08	-39,4194	1,333333	-0,24547	-0,1820544	0,4881126	1,0361741	2,35190267		2,510971978	12,316896	13,316896	0,924907426	Just	
14	0,441391	10,12	33,75	4,179923	0	-0,02377	-0,1224722	0,4010175	-0,1162353	0		-0,859152484	0,4235209	1,42352087	0,297516446	Fout	
15	-17,61853	5,91	112,3367	2,008813	0,666667	0,34874	-0,0715228	1,3347843	-0,0558611	1,17595133		2,334397666	10,32324	11,32324	0,91866055	Just	
16	-5,791312	-3,58667	228,26	7,950333	3	0,31856	0,0434058	2,7121853	-0,2210395	5,291781		7,140434979	1261,9772	1262,9772	0,99920822	Just	
17	6,043631	25,90667	10,66	18,52555	0,181818	-0,32544	-0,3156225	0,1266621	-0,5151584	0,320714		-1,704442248	0,1818738	1,1818738	0,153885927	Fout	
18	-8,583994	1,296667	156,3467	23,44567	1,8	0,462239	-0,0156923	1,8577111	-0,6519772	3,1750686		3,829655716	46,046682	47,0466824	0,978744516	Just	
19	-16,74402	-1,06333	109,2	11,92228	0	0,901649	0,0128685	1,2975144	-0,3315348	0		0,88280301	2,417667	3,41766696	0,707402377	Just	
20	-6,516069	22,84667	53,89	40,88169	0,714286	0,350884	-0,2764904	0,640321	-4,8019328	1,25994786		-3,824964301	0,0218192	1,02181921	0,46149929	Fout	
21	-48,68463	-35,29	138,0933	-17,5391	1	2,621619	0,4270796	1,640825	4,9649141	1,763927		10,42057051	33542,565	33543,5651	0,999970188	Just	
Niet-falende ondernemingen																	
1	-7,109808	6,983333	26,22	4,426863	0	0,382856	-0,0845123	0,311546	-0,1231022	0		-0,510906376	0,5999516	1,59995155	0,374981074	Just	
2	-4,668602	-13,04	1,07	40,96053	0	0,2514	0,1578101	0,0127137	-1,1362496	0		-1,712020245	0,1805008	1,18050077	0,152301864	Just	
3	-2,1595	22,13667	6,23	19,27034	0	0,116287	-0,2678979	0,0740249	-0,5358697	0		-1,61114985	0,1996579	1,19965791	0,166429033	Just	
4	-4,006954	14,17	122,6267	7,134629	0,95122	0,21577	-0,1714853	1,4570501	-0,1983998	1,67788178		1,983123192	7,2653988	8,26539882	0,879013703	Fout	
5	-1,267402	26,37	12,94667	20,77758	0	0,068248	-0,3191237	0,1538323	-0,5777831	0		-1,672526213	0,1877721	1,18777211	0,15808766	Just	
6	-3,532091	14,05	192,1967	14,68927	0,222222	0,1902	-0,1700331	2,2836808	-0,4084792	0,39198378		1,289657882	3,6315439	4,63154393	0,784089276	Fout	
7	-5,922195	10,51	24,39333	3,102068	0	0,318904	-0,127192	0,2898416	-0,0862623	0		-0,602402499	0,5474947	1,5474947	0,353794232	Just	
8	-3,420353	-10,4667	48,31333	24,23983	0,3	0,184183	0,1266676	0,574059	-0,6740612	0,5291781		-0,25766792	0,7728518	1,77285184	0,435337071	Just	
9	-3,135657	15,88333	17,29333	49,18225	0	0,168852	-0,1897997	0,2054794	-1,3676599	0		-2,180822264	0,1129486	1,11294862	0,101485924	Just	
10	-2,858481	6,35	41,49667	19,67768	0,142857	0,153926	-0,0768477	0,4930634	-0,547197	0,25198957		-0,722759328	0,485411	1,485411	0,32678565	Just	
11	-0,782392	23,66	17,44	47,32221	0	0,042131	-0,2863333	0,2072221	-1,315936	0		-2,35061022	0,095311	1,09531098	0,087017281	Just	
12	-11,62503	-30,07	48,83667	7,013593	0,043478	0,625996	-0,3639071	0,5802773	-0,195034	0,07669248		0,454144894	1,5748262	2,57482616	0,611624267	Fout	
13	-0,238288	26,79	15,50667	3,873333	0	0,012832	-0,3242126	0,1842502	-0,1077097	0		-1,232534445	0,2915527	1,29155272	0,225738146	Just	
14	-0,614769	26,38333	41,91333	44,34821	0,03125	0,033105	-0,3192911	0,4980142	-1,2332351	0,05512272		-1,963978539	0,1402991	1,14029912	0,123037123	Just	
15	10,67984	83,45	23,52333	17,5752	0,058824	-0,57509	-1,009919	0,2795042	-0,488731	0,10378041		-2,698159962	0,068006	1,06800596	0,063675639	Just	
16	-4,186324	31,77667	33,22333	7,853718	0,578947	0,225429	-0,3845812	0,3947596	-0,2183962	1,02122089		0,040758494	1,0416005	2,04160052	0,510188213	Fout	
17	-4,030305	-0,48667	13,08667	16,1677	0	0,217028	0,0058896	0,1554958	-0,4495915	0		-1,068872214	0,3433956	1,34339558	0,255617617	Just	
18	-0,34372	3,623333	8,423333	37,85675	0	0,018509	-0,0438496	0,100086	-1,0527204	0		-1,975668937	0,1386685	1,13866852	0,121781289	Just	
19	1,434505	33,21667	87,33	28,81831	0	-0,08048	-0,4019881	1,0376551	-0,8013797	0		-1,243884314	0,2882623	1,28826234	0,223760588	Just	
20	-1,037037	12,25333	75,66	12,30584	0	0,055843	-0,1482898	0,8989921	-0,3423119	0		-0,533460168	0,5865718	1,58657181	0,369710216	Just	
21	-7,457583	-10,8267	40,34	12,38104	0,029412	0,401584	0,1310243	0,4793199	-0,3442919	0,05188021		-0,278177816	0,7571622	1,75716217	0,430900585	Just	
22	1,702069	22,30667	22,91667	28,08914	0	-0,09165	-0,2639553	0,2722958	-0,7811029	0,1763927		-1,691718401	0,1842027	1,18420272	0,155549987	Just	
23	-0,544977	23,98	44,88	14,03204	0	0,029346	-0,230206	0,5332642	-0,3902028	0		-1,115492145	0,3277539	1,32775394	0,246848401	Just	

VERVOLG BIJLAGE 4: EXCEL-RESULTATEN VAN DE VALIDATIESTEELPROEF: ACCURAATHEID

60							
61	<u>Constante</u>	<u>X1</u>	<u>X2</u>	<u>X7</u>	<u>X9</u>	<u>X10</u>	
62	-0,997694	-0,053849	-0,012102	0,011882	-0,027808	1,763927	
63							
64				Juist	Fout		Accuraatheid
65	Voorspellende kracht (Falend)			14	7		66,67%
66	Voorspellende kracht (Lopend)			19	4		82,61%
67							
68	<u>Totale accuraatheid</u>						75,02%
69							
70							

BIJLAGE 5: EXCEL-RESULTATEN VAN DE EXTRAPOLATIESTEELKPROEF: FALENDE ONDERNEMINGEN

AL	AM	AN	AO	AP	AQ	AR	AS	AT	AU	AV	AW	AX	AY	AZ	BA	BB	BC	BD		
1	Falende ondernemingen																			
2	Gemiddelde waarden						<<-0.998-0.053X1-0.012X2+0.012X7-0.028X9+1.725X10>>						SOM		LOGWAARDEN		FALINGSKANS		BEOORDELING MODEL	
3	ProfitMargin	BTW/FK X	BTW/PK X	LevKred X	BszDagv X		<<XT-0.053>>	<<X2-0.012>>	<<X7+0.012>>	<<X9-0.028>>	X10-1.725>>	AS+AY+AU+AV+AW+CONSTANTE	<=EXP(AY)>	(1+AZ)>	<<AZ/BA>>					
1	2,647702428	39,76333333	35,61666667	34,181	3,33333333		-0,142576128	-0,48121586	0,423197233	-0,95050525	5,87975667		3,730962664	41,71925	42,719		0,97659135		Juist	
2	-5,08080739	8,62	62,54666667	8,72830438	1,875		0,273596397	-0,10431924	0,743179493	-0,24271669	3,30736313		2,379409087	19,676186	20,676		0,951635181		Juist	
3	10,68529469	63,06333333	8,19333333	6,0665	0,33333333		-0,575392434	-0,76319246	0,097353187	-0,16869723	0,58797567		-1,819647272	0,1620829	1,1621		0,139476203		Fout	
4	-0,48759357	34,09	28,27	40,231632	0,26666667		0,026256426	-0,41255718	0,33590414	-1,11876289	0,47038053		-1,69647297	0,183329	1,1833		0,154926477		Fout	
5	3,135794945	103,31	33,50666667	9,01685307	0,875		-0,168859422	-1,25751882	1,11046213	-0,25074065	1,54343613		-0,020330554	0,9798747	1,9799		0,494917537		Fout	
6	-7,68066166	-13,55333333	63,92	14,33698	1,5		0,41359595	0,23666344	0,75943744	-0,03986827	2,6458905		3,018056056	20,451436	21,451		0,953383206		Juist	
7	-11,5088273	-15,92	69,61666667	19,7451303	0,4		0,619738841	0,19266384	0,827185233	-0,54907258	0,7055708		0,79839213	2,2219654	3,222		0,689630437		Juist	
8	-5,98978957	-4,20666667	202,7133333	5,84748	0		0,322544178	0,05090908	2,408639827	-0,15704512	0		1,627353961	5,0903875	6,0904		0,835806835		Juist	
9	0,898822809	15,96333333	9,05666667	21,2554693	0		-0,048400709	-0,19318826	0,107611313	-0,59107209	0		-1,722743746	0,1785755	1,1786		0,151518089		Fout	
10	-4,15104667	0,42	65,55666667	20,1554272	0,03448276		0,223259712	-0,00508284	0,778944313	-0,56048212	0,06082507		-0,499959864	0,606555	1,6066		0,377550101		Fout	
11	1,113766487	8,50666667	10,73666667	43,1698524	1,66666667		-0,059975212	-0,10294768	0,127573073	-1,20046725	2,93987833		0,706367261	2,0266157	3,0266		0,669597961		Juist	
12	3,682524266	39,28333333	22,21333333	18,1496695	0,5		-0,198300249	-0,4754069	0,263398827	-0,50470601	0,8819635		-1,030204832	0,3569338	1,3569		0,263044395		Fout	
13	-2,39412749	25,09666667	5,87666667	21,5178291	0,6		0,128921371	-0,30371986	0,069828553	-0,59836779	1,0583562		-0,642677527	0,5258825	1,5259		0,344641532		Fout	
14	1,290823191	17,37666667	64,69666667	31,0704993	1,33333333		-0,069509538	-0,21023242	0,768725793	-0,86408945	2,35190267		0,979124057	2,6621234	3,6621		0,726934375		Juist	
15	2,44242241	13,03333333	15,51333333	15,9955463	1		-0,131522004	-0,1577294	0,184329427	-0,44480415	1,783927		0,21850687	1,2417316	2,2417		0,55931627		Juist	
16	1,405141773	17,86	106,25	7,69376641	4,75		-0,07566548	-0,21614172	1,2624625	-0,21394826	8,37865325		8,137866294	3420,3251	3421,9		0,999707767		Juist	
17	-4,49796987	2,03666667	180,24	8,48132545	0,66666667		0,242211179	-0,02464774	2,1416168	-0,23584867	1,17595133		2,301583778	9,9899919	10,99		0,909008122		Juist	
18	-15,7092066	-36,65666667	146,17	28,156451	1,36363636		0,845325066	0,44361699	1,73679194	-0,78297493	2,405355		3,651022397	38,54023	39,514		0,974692528		Juist	
19	-11,6239042	-107,48	29,21333333	7,27398179	1,2		0,625914076	1,30072236	0,347112827	-0,20227489	2,1167124		3,190493377	24,300414	25,3		0,960474955		Juist	
20	1,973475073	15,77666667	21,57333333	2,27915	1,66666667		-0,106269659	-0,19092592	0,256334347	-0,0633786	2,93987833		1,837941198	6,2935883	7,2836		0,862705035		Juist	
21	-4,053292	-6,75	6,81333333	13,563364	0,18518519		0,218265721	0,0816885	0,080956027	-0,37717003	0,32665315		-0,667300631	0,5130917	1,5131		0,339101538		Fout	
22	8,16929175	63,35666667	11,81333333	19,2715328	0,17857143		-0,439908191	-0,76674238	0,140366027	-0,53590445	0,31498696		-2,284896032	0,1017846	1,1018		0,022381614		Fout	
23	-1,53132791	22,77333333	17,64	37,0999731	0,33333333		0,082460477	-0,27560288	0,20959848	-1,03167605	0,58797567		-1,424938309	0,2405233	1,2405		0,19388858		Fout	
24	-21,4531564	-51,96333333	132,0966667	3,0969131	1,22222222		1,155231021	0,62886026	1,569572533	-0,08611891	2,15591078		4,425761742	83,576447	84,576		0,988176377		Juist	
25	-0,15844105	5,62	75,22	16,8946326	1,77777778		0,008531892	-0,06801324	0,89376404	-0,46980594	3,13587022		2,502652971	12,214857	13,215		0,924327594		Juist	
26	2,053983533	28,17666667	13,64333333	40,1572482	0,77777778		-0,110604959	-0,34099402	0,162110087	-1,11669276	1,37194322		-1,031932427	0,3563177	1,3563		0,262709634		Fout	
27	-15,3365953	-25,9366667	211,4666667	-23,739566	0,03571429		0,825860319	0,31388554	2,512646933	0,661651485	0,06299739		3,379347671	29,351618	30,352		0,967052827		Juist	
28	-6,19147429	-20,85333333	98,81666667	4,65025106	1,125		0,333404699	0,25236704	1,174139633	-0,12931418	1,98441788		2,617321066	13,698976	14,699		0,931968049		Juist	
29	-1,33668594	-1,47	0,50666667	6,31818182	0,5		0,071979201	0,01778994	0,006020213	-0,175696	0,8819635		-0,195637146	0,8223106	1,8223		0,45124615		Fout	
30	-35,2196362	-58,60333333	76,61666667	5,20088754	0,46666667		1,896542192	0,70921754	0,910353233	-0,14462628	0,82316593		3,196964618	24,458178	25,458		0,960719891		Juist	
31	-22,231709	-96,1766667	53,54	3,97590842	0,58823529		1,197155296	1,16939002	0,63616228	-0,10562206	1,03760412		2,926595652	18,663984	19,664		0,949145604		Juist	
32	-5,61283959	-17,41333333	15,20333333	42,1812044	0,28		0,302245799	0,21073616	0,180646008	-1,17297493	0,49389956		-0,98314406	0,3741339	1,3741		0,272268905		Fout	
33	-0,32756561	26,51666667	22,15	6,00393045	0		0,017639081	-0,3209407	0,2631863	-0,1669573	0		-1,204730617	0,2997727	1,2998		0,230634735		Juist	
34	-9,21534102	11,34333333	44,2	4,07178599	0,76923077		0,496236898	-0,13727702	0,5251844	-0,11321682	1,35686692		1,130100378	3,0959673	4,096		0,755857423		Juist	
35	-14,1905459	32,59666667	113,0566667	0,75676306	0		0,764146708	-0,39444886	1,343339313	-0,02104407	0		0,694263094	2,0022331	3,0022		0,668914601		Juist	
36	1,940679128	5,18	3,54666667	22,215644	0,23529412		-0,10450363	-0,06266836	0,042141949	-0,61777263	0,41504165		-1,325475478	0,2656786	1,2657		0,209980759		Fout	
37	-1,87635179	1,56666667	5,26666667	24,2145644	0		0,101039668	-0,0189598	0,085667853	-0,67335861	0		-1,523304866	0,2179903	1,218		0,178975374		Fout	
38	1,305763147	14,85	178,4533333	10,4304917	0,33333333		-0,07031404	-0,1797147	2,120382507	-0,29005111	0,58797567		1,170584321	3,2238759	4,2239		0,763250618		Juist	
39	-11,1444031	-48,07	70,4	0,35588193	0,1		0,600114962	0,58174314	0,8364928	-0,00989636	0,1763927		1,187153237	3,277737	4,2777		0,766231536		Juist	
40	-6,11560004	-67,82	20	14,3033358	0,5		0,329316793	0,82075784	0,23764	-0,39774716	0,8819635		0,874236772	2,3970451	3,397		0,705626517		Juist	
41	-24,5043849	-88,59	28,88666667	35,2926045	0,15		1,19536662	1,07211618	0,343231373	-0,38141675	0,8819635		1,637736928	5,1435162	6,1435		0,837226766		Juist	
42	-17,8607596	-64,985	67,85	-8,1542786	0,90909091		0,961784043	0,78644847	0,8061937	0,226754179	1,60357		3,387056392	29,578756	30,579		0,967297558		Juist	
43	-5,03665885	-14,83333333	42,77	4,78993306	0,5		0,271219042	0,179513	0,50819314	-0,13264213	0,8819635		0,710552384	2,0351151	3,0351		0,670523205		Juist	
44	-5,601076	12,33666667	65,14	9,8506601	0		0,301612342	-0,14929834	0,77399348	-0,27392716	0		-0,345313675	0,7079982	1,708		0,414519302		Fout	
45	-30,6740526	-4,90666667	200,07	-0,0373258	0,22222222		1,651767056	0,05938048	2,37723174	0,001037957	0,39198378		3,483070701	32,580274	33,58		0,941920612		Juist	
46	-26,9380249	-50,58333333	19,61666667	34,5064	0,02941176		1,450585705	0,6121595	0,233085233	-0,95395397	0,05188021		0,390462673	1,4776643	2,4777		0,596394073		Juist	
47	-11,3173655	-6,57333333	11,02	-0,0405753	0,36363636		0,609428813	0,07955048	0,13093964	0,001128139	0,641428		0,46478125	1,531666	2,5317		0,916417607		Juist	
48	-57,7024105	4,57	4,97333333	0,80148711	0,1875		3,107217103	-0,05530614	0,059939147	-0,0222876	0,33073631		2,421758819	11,265566	12,266		0,918471545		Juist	
49	-86,5598022	-4,86333333	135,59	1,48477015	0		4,661158788	0,05885606	1,61108038	-0,04128849	0		5,29211274	198,76292	199,76		0,994994066		Juist	
50	-23,4421584	-3,90666667	13,05	1,8184082	0		1,262336786	0,04727848	0,1550601	-0,03285907	0		0,434122298	1,5436076	2,5436		0,606857604		Juist	

VERVOLG BIJLAGE 5: EXCEL-RESULTATEN VAN DE EXTRAPOLATIESTEELPROEF: ACCURAATHEID

55							
56	<u>Constante</u>	<u>X1</u>	<u>X2</u>	<u>X7</u>	<u>X9</u>	<u>X10</u>	
57	-0,997694	-0,05385	-0,0121	0,011882	-0,02781	1,763927	
58							
59				Juist	Fout	Accuraatheid	
60	Voorspellende kracht (Falend)			33	17		66,00%
61	Voorspellende kracht (Lopend)			38	12		76,00%
62							
63	<u>Totale accuraatheid</u>						71,00%
64							

BIJLAGE 6: CORRELATIETABEL VAN DE ONAFHANKELIJKE VARIABELEN

	'CURRENT'	'ACID'	'RENTA'	'ZELFINGRA'	'RSZDAGV'	'PROFMAR'	'BTWFK'	'BTWPK'	'SCHLDGRA'	'CREDITPER'
'CURRENT'	1,00	-,91	,01	-,15	,06	-,03	,07	-,01	-,01	,13
'ACID'	-,91	1,00	-,02	-,02	-,04	-,05	-,05	-,02	,02	-,08
'RENTA'	-,01	-,02	1,00	,05	-,01	-,23	-,21	-,14	-,01	,08
'ZELFINGRA'	-,15	-,02	0,05	1,00	,11	,03	-,02	-,05	-,00	,04
'RSZDAGV'	,06	-,04	-,01	,11	1,00	-,10	-,12	,12	,10	-,13
'PROFMAR'	-,03	-,05	-,23	,03	-,10	1,00	-,00	-,03	,00	-,07
'BTWFK'	,07	-,05	-,21	-,02	-,12	-,00	1,00	,08	-,03	,04
'BTWPK'	-,01	-,02	-,14	-,05	,12	-,03	,08	1,00	-,00	-,04
'SCHLDGRA'	-,01	,02	-,01	-,00	,10	,00	-,03	-,00	1,00	-,02
'CREDITPER'	,13	-,08	,08	,03	-,13	-,07	,04	-,04	-,02	1,00

Auteursrechtelijke overeenkomst

Ik/wij verlenen het wereldwijde auteursrecht voor de ingediende eindverhandeling:

Falingspredictie in de Belgische horecasector: een exploratieve studie naar de impact van de 'witte kassa'

Richting: **master in de toegepaste economische wetenschappen-accountancy en financiering**

Jaar: **2016**

in alle mogelijke mediaformaten, - bestaande en in de toekomst te ontwikkelen - , aan de Universiteit Hasselt.

Niet tegenstaand deze toekenning van het auteursrecht aan de Universiteit Hasselt behoud ik als auteur het recht om de eindverhandeling, - in zijn geheel of gedeeltelijk -, vrij te reproduceren, (her)publiceren of distribueren zonder de toelating te moeten verkrijgen van de Universiteit Hasselt.

Ik bevestig dat de eindverhandeling mijn origineel werk is, en dat ik het recht heb om de rechten te verlenen die in deze overeenkomst worden beschreven. Ik verklaar tevens dat de eindverhandeling, naar mijn weten, het auteursrecht van anderen niet overtreedt.

Ik verklaar tevens dat ik voor het materiaal in de eindverhandeling dat beschermd wordt door het auteursrecht, de nodige toelatingen heb verkregen zodat ik deze ook aan de Universiteit Hasselt kan overdragen en dat dit duidelijk in de tekst en inhoud van de eindverhandeling werd genotificeerd.

Universiteit Hasselt zal mij als auteur(s) van de eindverhandeling identificeren en zal geen wijzigingen aanbrengen aan de eindverhandeling, uitgezonderd deze toegelaten door deze overeenkomst.

Voor akkoord,

Renwa, Tim

Datum: **1/06/2016**