HO
GENT

Faculteit Bedrijf en Organisatie

Automatische transformatie van ingescande tabellen naar gestructureerde digitale data

Milad Nazari

Scriptie voorgedragen tot het bekomen van de graad van
professionele bachelor in de toegepaste informatica

Promotor:
Martijn Saelens
Co-promotor:
Bram Vandewalle

Instelling: Into Care by Predictive NV

Academiejaar: 2019-2020

Derde examenperiode

Faculteit Bedrijf en Organisatie

Automatische transformatie van ingescande tabellen naar gestructureerde digitale data

Milad Nazari

Scriptie voorgedragen tot het bekomen van de graad van
professionele bachelor in de toegepaste informatica

Promotor:
Martijn Saelens
Co-promotor:
Bram Vandewalle

Instelling: Into Care by Predictive NV

Academiejaar: 2019-2020

Derde examenperiode

Woord vooraf

Ik zou graag meneer Vandewalle willen bedanken voor enerzijds deze bachelorproefonderwerp en anderzijds voor de inhoudelijke ondersteuning en hulp die hij aangeboden en gegeven heeft. Hiernaast wil ik eveneens meneer Saelens bedanken voor de feedback en opvolging van mijn bachelorproef.

Samenvatting

Inhoudsopgave

Lijst van figuren

Lijst van tabellen

Woordenlijst

OCR Optical Character Recognition, optische tekenherkenning, is de transformatie van afbeeldingtekst in bewerkbare, digitale tekst.. 19, 20, 22

tupel In de wiskunde en de informatica is een tupel (ook tuple) een eindige rij van objecten. In een tupel is de volgorde van belang; als de objecten in een andere volgorde staan is het een ander tupel. Ook hoeven de objecten niet van hetzelfde datatype te zijn.. 25

Acroniemen

GUI Graphical User Interface. 22

1. Inleiding

In deze sectie wordt de context en achtergrond rond deze bachelorproef meegedeeld. Alsook wordt de probleemstelling, de onderzoeksvragen en onderzoeksdoelstellingen uitgelegd. Daarbovenop wordt de opzet van de bachelorproef verduidelijkt.

1.1 Probleemstelling

Alhoewel meer en meer processen wereldwijd volledig digitaal plaatsvinden, worden toch nog een grote deel van procedures en data opslag uitgevoerd op niet-digitale manieren. Zo krijgen de meeste mensen hun factures nog steeds per brief. Volgens de Federale Overheidsdienst Economie (2019) blijft het verzenden of ontvangen van facturen op papier een zeer gangbare praktijk. Zo verstuurde 90 % van de bedrijven er en 97 % ontving er in 2017. Daarbovenop worden kassatickets nog steeds afgedrukt op papier, en notities nemen op papier blijft de populaire keuze hoewel er tal van notitie-apps bestaan. Deze voorbeelden tonen aan dat essentiële data nog massaal op een niet-digitale, en dus niet-automatisch verwerkbare media bewaard wordt, namelijk op papier.

Tot enkele jaren geleden was dit probleem niet zo beduidend maar nu meer digitale platformen voor dataverwerking gebruikt worden, is het omzetten van data op papier naar digitale data, m.a.w. het digitalisatieproces steeds belangrijker geworden.

Hierdoor werden tal van digitalisatiesofwareproducten ontwikkeld, zoals Abby FineReader en Adobe Acrobat Pro DC. Hoewel deze software producten veel features hebben, zoals OCR, tabelherkenning, formulierherkenning, etc, zijn ze betalend en closed source. Wat als gevolg heeft dat ze voor bedrijven een merkbare kost met zich meebrengen, naast een privacy- en veiligheidsrisico aangezien het om closed source software gaat.

Sommige bedrijven enkele van hun digitalisatie oplossingen open source gemaakt, zoals Google met diens bekende OCR-software, Tesseract OCR, die door iedereen gebruikt kan worden om tekst in foto's om te zetten in tekstdata. Hoewel OCR op zich zeer belangrijk is voor digitalisatie, is het niet voldoende voor volledige digitalisatie. Zo kan men de relatie tussen verschillende documententiteiten, die normaal gezien grafisch wordt verduidelijkt, enkel met OCR digitaal niet overbrengen. In documenten worden relaties tussen woorden meestal a.d.h.v. een tabel verduidelijkt. Door gebruik te maken van OCR, verkrijgt men wel de tekst binnen een tabel, maar men verliest essentiële informatie rond de woorden, namelijk tot welke rij en kolom ze behoorden. Het valt tenslotte niet onder de verantwoordelijkheid van OCR-engines om naast tekstherkenning, ook nog tabeltransformatie uit te voeren.

	A	B	C	D
1	Product	Kw 1	Kw 2	Eindtotaal
2	Chocolade	€ 744,60	€ 162,56	€ 907,16
3	Gummibarchen	€ 5.079,60	€ 1.249,20	€ 6.328,80
4	Scottish Longbreads	€ 1.267,50	€ 1.062,50	€ 2.330,00
5	Sir Rodney's Scones	€ 1.418,00	€ 756,00	€ 2.174,00
6	Tarte au sucre	€ 4.728,00	€ 4.547,92	€ 9.275,92
7	Chocoladekoekjes	€ 943,89	€ 349,60	€ 1.293,49
8	Totaal	€ 14.181,59	€ 8.127,78	€ 22.309,37

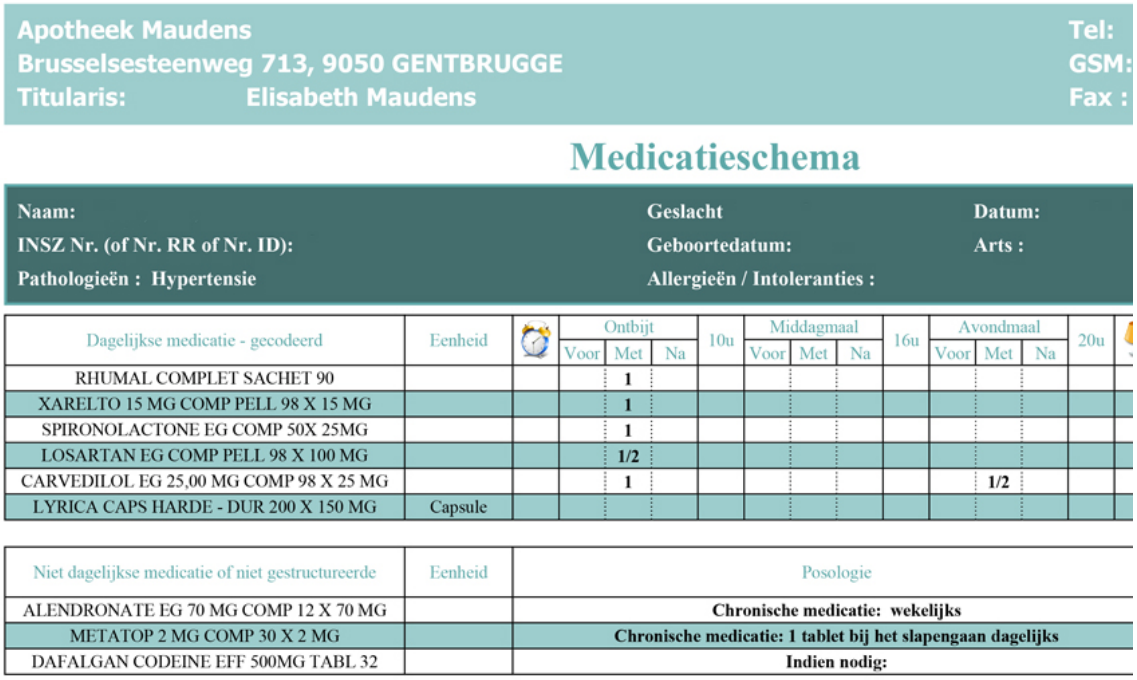
Figuur 1.1: Voorbeeld van een tabelafbeelding. Bron: support.microsoft.com

Indien men bij tabelafbeelding 1.1 enkel OCR voor digitalisatie zou gebruiken, dan verkrijgt men wel de tekst, zoals de tekststukken zoals "Kw 1", "Kw 2", "€744,60", "€ 162,56", en meer, maar men behoudt niet de relatie tussen de tekststukken. Hierdoor zal men enkel met OCR niet te weten komen of de verkoopbedrag van € 744,60 bij de eerste kwartaal behoort, of bij de tweede, wat essentiële informatie is voor verdere financïele analyse.

Tot heden bestaat er geen open source oplossing die tabellen in foto's transformeert naar digitale tabellen, m.a.w. naar digitale structuren waarbij de tekst, evenals de relatie tussen de verschillende teksten getransformeerd wordt. Daarom werd er voor deze bachelorproef besloten om een proof-of-concept van een tabeltransformatiesoftware te creëren die bij een foto automatisch tabellen detecteert en deze tabellen digitaliseert.

Een belangrijke professionele toepassing van digitale tabeltransformatie is het digitaliseren van ingescande medicatieschema's, door technologiebdrijven zoals Into.care die zich bezig houden met digitale gezondheidszorg. Medicatieschema's worden in de gezonheidszorg gebruikt om medicatiedata voor patiënten te bewaren en weer te geven. Volgens de definitie van Apothekersnetwerk (Apothekersnetwerk, 2013) is het medicatieschema een geheel van gestandaardiseerde informatie over de actieve medicatie van een patient, met inbegrip van de identiteit van de geneesmiddelen, hun dosering, indicatie, relevante gebruiksaanwijzingen en bijkomende informatie waar nodig. Het omvat zowel voorgeschreven als niet-voorgeschreven geneesmiddelen en voedingssupplementen.

Deze oplijsting van de actieve medicatie van de patient is niet enkel een essentieel hulpmiddel voor de patient bij de correct inname van medicatie maar ook voor medische professionelen om bv. over- of onderdosering, dubbelmedicatie, en andere geneesmiddelgebonden problemen te voorkomen. Ook wordt het gebruikt bij de communicatie tussen zorgverstrekkers. Het medicatieschema wordt eveneens door verpleegsters geraadpleegd voor het klaarzetten van de medicatie.



Apotheek Maudens **Tel:**
Brusselsesteenweg 713, 9050 GENTBRUGGE **GSM:**
Titularis: Elisabeth Maudens **Fax :**

Medicatieschema

Naam: **Geslacht** **Datum:**
INSZ Nr. (of Nr. RR of Nr. ID): **Geboortedatum:** **Arts :**
Pathologieën : Hypertensie **Allergieën / Intoleranties :**

Dagelijkse medicatie - gecodeerd	Eenheid	Ontbijt			10u	Middagmaal			16u	Avondmaal			20u
		Voor	Met	Na		Voor	Met	Na		Voor	Met	Na	
RHUMAL COMPLET SACHET 90			1										
XARELTO 15 MG COMP PELL 98 X 15 MG			1										
SPIRONOLACTONE EG COMP 50X 25MG			1										
LOSARTAN EG COMP PELL 98 X 100 MG			1/2										
CARVEDILOL EG 25,00 MG COMP 98 X 25 MG			1								1/2		
LYRICA CAPS HARDE - DUR 200 X 150 MG	Capsule												

Niet dagelijkse medicatie of niet gestructureerde	Eenheid	Posologie
ALENDRONATE EG 70 MG COMP 12 X 70 MG		**Chronische medicatie: wekelijks**
METATOP 2 MG COMP 30 X 2 MG		**Chronische medicatie: 1 tablet bij het slapengaan dagelijks**
DAFALGAN CODEINE EFF 500MG TABL 32		**Indien nodig:**

Figuur 1.2: Voorbeeld medicatieschema. Bron: apotheektsjoen.be

Zoals men in figuur 1.2 kan zien, wordt dit schema grafisch in tabulaire vorm gepresenteerd. Echter is de lay-out hiervan niet gestandaardiseerd; afhankelijk van de apotheker of andere zorgverstrekker worden andere kolomnamen, kolomverdeling, rand- en verdelingstijl, celgrootte en andere tabelelementen aangewend. Dit bemoeilijkt ernstig het ontwikkelen van een transformatiesysteem die ingescande medicatieschema's omzet in instanties van een uniform digitale datastructuur in bv. XML- of JSON-formaat voor digitale verwerking van de medicatiedata in gezondheidszorgplatformen.

Een open source tabeltransformatiesoftware zal automatisch medicatieschema's kunnen omzetten in een uniform digitale datastructuur. Hierdoor zal er geen manuele werk uitgevoerd moeten worden, wat tijd- en kostenreductie als positieve gevolgd heeft. Daarbovenop, omdat het open source zal zijn, zal men verzekerd zijn dat Into.care niet zal te maken hebben met softwarelicentiekosten of privacyschending.

Hoewel het digitaliseren van medicatieschema's een belangrijke toepassing is, zijn er tal van andere potentiële toepassingen, aangezien tabellen zo vaak gebruikt worden. Zo zou men tabeltransformatie eveneens kunnen gebruiken voor het inscannen van kassatickets, het analyseren van een sudokuspel, het digitaal weergeven van een - op een whiteboard

gemarkeerde - matrix voor online leerplatformen, het verwerken van een foto van een voedingswaardetabel op de verpakking van voedsel, en meer. Het is duidelijk dat een open source tabeltransformatiesoftware een beduidende universeel meerwaarde zal aanbieden.

1.2 Onderzoeksvraag

Men kan zich bij tabeltransformatie, en dus bij dit onderzoek, enkele vragen stellen.

- Uit welke processen bestaat tabeltransformatie? In welke volgorde deze plaats?
- Hoe kan men de performantie van tabeltransformatiesoftware best evalueren?
- Is preprocessing van de afbeelding nodig om de nauwkeurigheid van de resultaten te bewaren? Indien ja, uit welke stappen bestaat deze preprocessing?
- Analoog, is postprocessing van de verkregen tabel noodzakelijk? Indien ja, uit welke stappen bestaat deze postprocessing?
- Op welke manieren kan men de resultaten verbeteren, indien men in bezit is van domeinkennis? Zo zou men bijvoorbeeld kennis van de gezondheidszorg kunnnen gebruiken om medicatieschema's nauwkeuriger te digtaliseren.

1.3 Onderzoeksdoelstelling

Aangezien het doel van deze studie het creëren van een end-to-end tabeltransformatie-tool is, zal er niet alleen gestreefd worden subprocessen zoals OCR of preprocessing geïsoleerd te bestuderen maar evenwel de subprocessen te implementeren in code. Eveneens is het de bedoeling dat de componenten met elkaar op een geïntegreerde manier zullen kunnen functioneren.

Dit betekent dat de prototype niet enkel zal bestaan uit tabelanalysesoftware, maar alsook uit een Graphical User Interface (GUI), een backend server, een preprocessing pipeline, en meer.

1.4 Opzet van deze bachelorproef

De rest van deze bachelorproef is als volgt opgebouwd:

In Hoofdstuk 2 wordt een overzicht gegeven van de stand van zaken binnen het onderzoeksdomein, op basis van een literatuurstudie.

Verder wordt in Hoofdstuk 3 de methodologie toegelicht en worden de gebruikte onderzoekstechnieken besproken om een antwoord te kunnen formuleren op de onderzoeksvragen.

In Hoofdstuk 4 wordt vervolgens de architectuur van de proof of concept uitgelegd.

Eveneens worden de verschillende algoritmen in detail besproken.

Verder worden in Hoofdstuk 5 de met de proof of concept verkregen resultaten besproken en vergeleken.

In Hoofdstuk 6 worden enkele optimalisatiemogelijkheden om de nauwkeurigheid van het systeem te verhoden, besproken.

En tenslotten in Hoofdstuk 7, wordt de conclusie gegeven en een antwoord geformuleerd op de onderzoeksvragen. Daarbij wordt ook een aanzet gegeven voor toekomstig onderzoek binnen dit domein.

2. Stand van zaken

In dit hoofdstuk wordt de stand van zaken besproken wat tabeltransformatie van afbeeldingen betreft. Er wordt besproken wat tabulair data is, waarom tabellen belangrijk zijn in de huidige informatiewereld, wat er bedoeld wordt met tabeldetectie en structuuranalyse, waar de uitdagingen hierbij zich bevinden en tenslotte wordt er in detail de verschillende technieken besproken die ontwikkeld werden om tabellen te kunnen detecteren en analyseren, met hun voor- en nadelen.

2.1 Tabulair data

2.1.1 Definitie

Zoals Zanibbi e.a. (2003) het aangeeft, is een tabel een vorm van visualiatie dat men gebruikt om ermee data op te zoeken en te vergelijken. Meer specifiek geeft, volgens Zanibbi e.a. (2003), een tabel indexeringschema's weer voor relaties. Een relatie heeft een verzameling van η tupels, die de domeinen of dimensies van de relatie genoemd worden.

De dimensies kunnen d.m.v. verschillende combinaties van rijen en kolommen opgesteld worden, waardoor verschillende tabelopstellingen exact dezelfde informatie op verschillenden manieren kunnne weergeven. Dit kan gedemonstreerd worden a.d.h.v. de volgende twee figuren.

Year	Term	Mark					
		Assignments			Examinations		Grade
		Ass1	Ass2	Ass3	Midterm	Final	
1991	Winter	85	80	75	60	75	75
	Spring	80	65	75	60	70	70
	Fall	80	85	75	55	80	75
1992	Winter	85	80	70	70	75	75
	Spring	80	80	70	70	75	75
	Fall	75	70	65	60	80	70

Figuur 2.1: Een tabel van evaluaties. Het geeft dezelfde informatie weer als tabelfiguur 2.2. Bron: Long, 2010

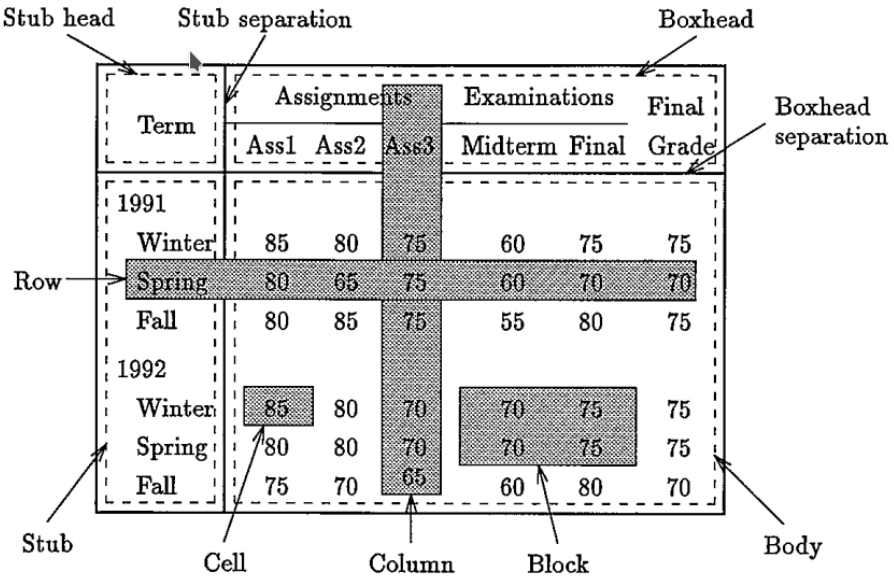
Term	Assignments	1991	1992
Winter	Ass1	85	85
	Ass2	80	80
	Ass3	75	70
	Midterm	60	70
	Final	75	75
	Grade	75	75
Spring	Ass1	80	80
	Ass2	65	80
	Ass3	75	70
	Midterm	60	70
	Final	70	75
	Grade	70	75
Fall	Ass1	80	75
	Ass2	85	70
	Ass3	75	65
	Midterm	55	60
	Final	80	80
	Grade	75	70

Figuur 2.2: Een tabel van evaluaties. Het geeft dezelfde informatie weer als tabelfiguur 2.1. Bron: Long, 2010

Hoewel beide tabellen identiek zijn wat informatieinhoud betreft, kan duidelijk gemerkt worden dat tabelfiguur 2.1 de evaluaties duidelijker weergeeft. Meestal wordt een combinatie van rijen en kolommen zodanig gekozen zodat de data van de tabel zo eenvoudig en snel mogelijk gelezen en geïnterpreteerd kan worden. Ook kunnen verschillende lettertypes, kleuren en lettergroottes gebruikt worden om de leesbaarheid te vergroten.

2.1.2 Anatomie

Volgens Wang (1996) is een tabel, door *stub scheiding* en *boxhead scheiding*, verdeeld in vier hoofdregio's die in onderstaande figuur 2.3 merkbaar zijn. De regio linksbeneden die de rijhoofdingen bevat en de regio rechtsboven die de kolomhoofdingen bevat, worden respectievelijk de *stub* en de *boxhead* genoemd. De regio linksboven, die de categorieën in de *stub* inhouden is gekend als de *stub head* en de *body* tenslotte, is de regio rechts van de *sub* en onder de *boxhead* die de tabeldata-elementen bevat. De snijpunt van een rij en een kolom wordt een *cel* genoemd; en een rechthoekig verzameling van *cellen* is gekend als een *block*.



Figuur 2.3: De anatomie van de structurele rij-kolomvoorstelling van een tabel. Bron: Wang, 1996

Zoals men in figuur 2.3 kan zien, kunnen multidimensionele relaties in een twee dimensionele tabel gepresenteerd worden door meer dan één categorie te associeren met de *boxhead* en/of met de *stub*. Zo worden hier de rijhoofdingen niet enkel met één hoofdcategorie "Term" maar eveneens met meerdere subcategorieën, "1991" en "1992" geassocieerd. Analoog zijn de kolomhoofdingen gekoppeld aan drie categorieën, namelijk "Assignments", "Examinations" en "Finals".

2.1.3 Functie

Als vermeld door Shahzad e.a. (2019), worden tabellen veelal gebruikt voor het gestructureerd vertonen van essentiële informatie in documenten. Ze worden gebruikt in boeken, artikelen, onderzoekspapers, en verschillende andere soorten media. In sectoren zoals de financiële en de administratieve sectoren wordt data veelal in tabelvorm geformuleerd omdat tabellen, volgens Coüasnon en Lemaitre (2014), veel informatie voorstellen op

een beknopte manier waardoor het begrijpbaar blijft voor de lezer; ze laten ook zo toe de belangrijke delen te benadrukken.

2.1.4 Creatie en representatie

Doorheen de tijd werden verschillende software applicaties ontwikkeld om digitaal tabulair data aan te maken, te beheren en voor te stellen. Een veelgebruikte software voor tabelcompositie is Microsoft Excel. Het is, zoals Wang (1996) het vermeldt, een complexe rekenbladprogramma waarbij tabulair data in een werkblad, in een twee dimensionele rooster die a.d.h.v. rij en kolomindexes geadresseerd kan worden, geplaatst wordt.

Een andere bekend software voor het creëren van tabellen is LaTeX. Het is een systeem voor het zetten van documenten. Wang (1996) geeft aan dat tabellen in LaTeX gespecifieerd kunnen worden met de “tabular“- en de “array“-omgeving. De eerste omgeving wordt meestal gebruikt voor tekstuele tabeldata, de tweede voor wiskundige uitdrukkingen.

Voor de voorstelling van tabellen op het internet, m.a.w. op internetbrowsers, wordt de opmaaktaal HTML gebruikt. Door middel van de “table“-, “tr“-, “th“- en “td“-tags kunnen tabellen gemaakt en voorgesteld worden.

2.2 Tabeltransformatie

Verschillende technieken om tabeltransformatie werden reeds ontwikkeld. Echter blijft een algemeen toepasbare oplossing een moeilijk uitdaging, en dit voor diverse redenen.

- Tabellen bezitten uiteenlopende layouts en designs, zonder enige standaardisatie (Kasar e.a., 2014)
- Verschillende tabellayouts hebben verschillende features (Kasar e.a., 2014)
- De typisch kleine inter-klasse variantie tussen tabellen, figuren en grafieken vermoeilijkt de detectie van tabellen; de kleine variantie is verantwoordelijk voor de hoge hoeveelheid valse positieven bij tabeldetectie (Embley e.a., 2006)

Kasar e.a. (2014) beschreeft tabeltransformatie als een proces bestaand uit voornamelijk twee subprocessen: tabeldetectie en tabelstructuuranalyse.

Met tabeldetectie worden eerst regio’s in een bepaalde document geïdentificeerd die overeenkomen met tabellen. Vervolgens wordt tabelstructuuranalyse toegepast om relationele informatie te extraheren van de geïdentificeerde tabelregio’s om de logische structuur van de tabellen te achterhalen, zoals bijvoorbeeld de rijhoofdingen, kolommhoofdingen, cellen en meer.

2.2.1 Tabeldetectie

Tabeldetectietechnieken kan men, kijkend naar de stand van zaken, opdelen in twee klassen: klassieke, op regelgebaseerde algoritmen enerzijds en de recentere, opkomende algoritmen die gebruik maken van machinaal leertechnieken.

Regelgebaseerde technieken

Watanabe e.a. (1991) was de auteur van één van de vroegste werken om tabellen te identificeren. De basis voor de tabelidentificatie hier is de identificatie van individuele blokken, ingesloten door horizontale en verticale lijnsegmenten. Eerst worden lijnsegmenten gedetecteerd en hiermee wordt vervolgens de positie van hoekpunten, gevormd door deze lijne, bepaald. Hierna wordt a.d.h.v. de poositie van deze hoekpunten individuele blokken geïdentificeerd. De relatie tussen de verschillende blokken wordt uiteindelijk in globale en individuele boomstructuren gebruikt om te beslissen of het over een tabel gaat of niet.

Het jaar daarop stelde Laurentini en Viada (1992) een methode voor waarbij tekstregio's op een bottom-up manier gedetecteerd worden. De gedetecteerde karakters worden samengebracht tot woorden en deze woorden worden op hun beurt aan elkaar samengevoegd tot tekstblokken. Ook worden de scheidingslijnen gedeteceerd. Voor elke tekstblok wordt diens positie vergeleken met de scheidingslijnen, om te bepalen of het tot een bepaalde tabel behoort.

TINTIN werd door Pyreddy en Croft (1997) voorgesteld, om tabellen te detecteren. Hun algoritme steunt voor de analyse op de extra PDF-metadata van de PDF-documenten.

Enkele jaren later werd het systeem T-Recs, door Kieninger en Dengel (2001), voorgesteld. Het systeem vormt rechthoeken (bounding boxes) voor woorden in het tabel en op een bottom-up manier worden deze bounding boxes gegroepeerd volgens hun logische eenheden.

Datagedreven technieken

Datagedreven technieken vereisen veel data om nauwkeurig te kunnen werken. Indien het om gesuperviseerde machinale leertechnieken gaat, is er daarbij nog ground truth labeling van de tabeldatasets nodig, wat een tijdrovend proces is. Wangt e.a. (2001) ontwikkelde een galabelde dataset generator die op basis van één gelabelde tabel, met bijhorende metadata, automatisch, mits kleinde aanpassingen, datasets van gelabelde tabelafbeeldingen genereert en dus de ground truth labeling proces automatiseert. Deze tool zou zeer handig geweest zijn voor modeltraining van datagedreven algoritmen en voor algoritme-evaluaties. Wangt e.a. werd voor gecontaceerd om deze tool beschikbaar te maken maar helaas is de software niet meer ter beschikking.

Objectdetectie bij afbeeldingen d.m.v. machinale leertechnieken is sinds enkele tiental jaren een populair onderzoeksonderwerp geworden. De traditionele pipeline voor objectdetectie bestaat uit een feature extraheerder (feature extractor), gevolgd door een

classificatiesysteem.

Cesarini e.a. (2002) was één van de eersten die geprobeerd heeft machinale leertechnieken te gebruiken voor tabeldetectie. Hierbij wordt, door de besproken methode Tabfinder, de document omgezet in een MXY-boomvoorstelling en wordt er gezocht naar blokken omgeven door horizontale of verticale lijnen; dit gebeurt recursief. Indien deze verticale of horizontale lijnen gevonden zijn, dan bevat het document mogelijks een tabel. Om de veronderstelling te verifiëren, wordt er in diepere niveaus van de boom gezocht naar lijnen die loodrecht staan op de reeds gedetecteerde lijnen. Indien deze lijnen daarbovenop gevonden zijn, dan kan er met zekerheid vastgesteld worden dat het om een tabel in het document gaat. Na de boomanalyse worden vervolgens subtabellen behorend tot dezeflde tabel samengevoegd.

In een paper introduceert Mandal e.a. (2006) een simpele maar efficiënte algoritme om tabellen te identificeren. De algoritme steunt namelijk op de observatie dat de hoeveelheid witruimte tussen elementen van verschillende kolommen significant groter is dan de witruimte tussen woorden in paragrafen.

Silva (2009) heeft eveneens een data-gedreven model voorgesteld, gebruikmakend van Hidden Markow Modellen en PDF-documenten. De tekst van de PDF-documenten worden eerst omgezet in ASCII-karakters, en hierna verwerken de Hidden Markdov Modellen de waarschijnlijkheidsdistributies van de samenhang van de verschillende opeenvolgende ASCII-karakters. De modellen houden voor elke horizontale lijn ook bij of het deel uitmaakt van een tabel, of niet.

Een SVM-classificatiesysteem, steunend op enkele manueel geselecteerde dimensiefeatures van de horizontale en verticale scheidingslijnen, werd door Kasar e.a. (2013) gepresenteerd. Om de donkere, dunne en lijnachtige structuren, die als scheidingslijnen van een tabel beschouwd worden, goed te kunnen detecteren, wordt de inputafbeelding eerst verzacht met een Gaussiaanse filter. Vervolgens worden op de input enkele top-hat-transformaties toegepast. Uiteindelijk wordt voor elke groep van kruising van horizontale en verticale lijnen een SVM-classifier met 26 lijnfeatures gebruikt om te bepalen of de regio deel uitmaakt van een tabel.

Fan en Kim (2015) gebruikte zowel een niet-gesuperviseerde leermodel als tekstuele informatie van een bepaalde zone voor de detectie van tabellen. De gebruikte niet-gesuperviseerde leermodel bestaat uit een ensemble van generatieve en distriminatieve modellen.

In hetzelfde jaar presenteerde Tran e.a. (2015) een methode die zich baseert op de ruimtelijke ordening van uitgehaalde tekstblokken en op ROI's. In tegenstelling tot verschillende andere traditionele algoritmen, is hun voorstel direct bruikbaar op afbeeldingen van gescande documnenten.

Eén van de eerste pogingen om deep learning toe te passen, werd gerealiseerd door Hao e.a. (2016). Kandidaattabellen worden geselecteerd op basis van scheidingslijnfeatures. Hierna worden deze Kandidaattabellen verwerkt door een CNN. Uiteindelijk vindt de klassificatie "tabel" of "geen tabel" plaats.

Rashid e.a. (2017) gebruikte een bottom-up algoritme waarbij voor elk woord een feature-vector werd aangemaakt. Elke feature-vector bevat features zoals de dimensies van het woord, de afstand tot de andere woorden in de nabijheid, de hoeveelheid witruimte, etc. Deze feature-vectors werden uiteindelijk gebruikt om een AutoMLP-klassificatiessysteem te trainen.

Een andere deep learning techniek, gebaseerd op de Faster R-CNN-architectuur werd voorgesteld door Gilani e.a. (2017). Normaliter worden pixelwaarden als input gebruikt, voor een convolutionele neurale netwerk. Bij dit onderzoek is dat niet het geval. In plaats van pixelwaarden wordt de witruimte tussen tekstblokken als input verwerkt, aangezien bij tabellen witruimte tussen tekstblokken een bepaalde patroon bevat die door het model gedetecteerd wordt.

Faster R-CNN is een poopulaire modelkeuze geworden door de hoge nauwkeurigheid dat het aanbiedt bij objectdetectie in verschillende domeinen. Het bestaat, zoals meegedeeld door Shahzad e.a. (2019), uit twee processen die sequentieel uitgevoerd worden. Het eerste proces is Region Proposal Network (RPN) dat kandidaaatregio's voor de detectienetwerk identificeert. Het tweede proces is de klassificatiesysteem die a.d.h.v. de detectienetwerk voor elke kandidaatregio beslit of het als een tabel beschouwd kan worden of niet. De RPN-module van Faster R-CNN biedt hogere performantie dan de selectieve zoekproces (selective search) van Fast R-CNN, de voorganger van Faster R-CNN.

Siddiqui e.a. (2018) introduceerde een incrementele architectuurverbetering, door Faster R-CNN te combineren met een vervormbare (deformable) CNN. De RestNet-101-model werd gebruikt voor transfer learning, aangezien er niet voldoende gelabelde data beschikbaar was. De reden waarom gebruik gemaakt werd van een vervormbare CNN i.p.v. een klassieke CNN is dat de klassieke CNN een vaste receptieve veld heeft (fixed receptive field), wat niet gewenst is door de verschillende dimensies en transformaties zoals verdraaing, vergroting, verschuiving en meer dat tabellen kunnen hebben. Een vervormbare CNN kan zijn receptieve veld aanpassen aan de inputdata, hierdoor is het te gebruiken op elk soort tabel, ongeacht de layout ervan.

2.2.2 Tabelstructuuranalyse

2.2.3 End-to-end-systemen

3. Methodologie

3.1 Systeemvereisten

3.1.1 Goals

3.1.2 Non-goals

3.1.3 Vereisten

3.2 Selectie technologieën

3.2.1 Programmeertaal

3.2.2 Interne tabelmodel

3.2.3 Tabeldetectie en Tabelstructuuranalyse

3.2.4 OCR

3.2.5 Back end server

3.2.6 Front end

3.3 Scoresysteem

4. Proof of concept

5. Resultaten

6. Optimalisatiemogelijkheden

7. Conclusie

A. Onderzoeksvoorstel

Het onderwerp van deze bachelorproef is gebaseerd op een onderzoeksvoorstel dat vooraf werd beoordeeld door de promotor. Dat voorstel is opgenomen in deze bijlage.

A.1 Introductie

Het medicatieschema is een geheel van gestandaardiseerde informatie over de actieve medicatie van een patiënt, met inbegrip van de identiteit van de geneesmiddelen, hun dosering, indicatie, relevante gebruiksaanwijzingen en bijkomende informatie waar nodig. Het omvat zowel voorgeschreven als niet-voorgeschreven geneesmiddelen en voedingssupplementen (Apothekersnetwerk, 2013).

Deze oplijsting van de actieve medicatie van de patiënt is niet enkel een essentieel hulpmiddel voor de patiënt bij de correct inname van medicatie maar ook voor medische professionelen om bv. over- of onderdosering, dubbelmedicatie, en andere geneesmiddelgebonden problemen te voorkomen. Ook wordt het gebruikt bij de communicatie tussen zorgverstrekkers. Het medicatieschema wordt eveneens door verpleegsters geraadpleegd voor het klaarzetten van de medicatie.

Dit schema wordt grafisch steeds in tabulaire vorm gepresenteerd. Echter is de lay-out hiervan niet gestandaardiseerd; afhankelijk van de apotheker of andere zorgverstrekker worden andere kolomnamen, kolomverdeling, rand- en verdelingstijl, celgrootte en andere tabelelementen aangewend. Dit bemoeilijkt ernstig het ontwikkelen van een transformatiesysteem die ingescande medicatieschema's omzet in instanties van een uniform digitale

datastructuur in bv. XML- of JSON-formaat voor digitale verwerking van de medicatiedata in gezondheidszorgplatformen.

Hierdoor is er een nood aan een digitalisatiesysteem die medicatieschema's van verschillende vormen en met verschillende lay-outs nauwkeurig omzet in corresponderende instanties van een uniforme datastructuurschema. Voor deze bachelorproef wordt gebruik gemaakt van het datastructuurschema van Into Care by Pridictiv NV. De doelstelling van dit onderzoek is het bestuderen van de mogelijkheden om een dergelijk systeem tot stand te brengen en het implementeren van een proof-of-concept van een optimale oplossing. De volgende onderzoeksvragen kunnen gesteld worden bij dit onderzoek:

- Wat zijn de structuren en de relaties tussen de entiteiten in tabulaire data?
- Wat zijn de uitdagingen en complicaties bij tabelherkenning en -analyse? Kan er meer complexiteit ondervonden worden bij medicatieschematabellen?
- Hoe kan de correctheid en nauwkeurigheid van de transformatie van een tabel geëvalueerd worden?
- Welke oplossingen bestaan er reeds voor tabelherkenning en/of tabelanalyse?
- Wat is de optimale oplossing voor medicatieschema's? Hoe kan deze bepaald worden?
- Hoe kan domeinkennis gebruikt worden om de oplossing te optimaliseren?

A.2 State-of-the-art

Verschillende oplossingen voor tabeldetectie zijn reeds beschikbaar:

- Vervormbare convolutionele neurale netwerken (Siddiqui e.a., 2018)
- Verticale en horizontale lijnendetectie (Gatos e.a., 2005)
- Naïve Bayes en documentstructuur (Li e.a., 2006)

Ook voor tabelanalyse zijn enkele oplossingen voorgesteld:

- Cellsegmentatie (Nazemi e.a., 2016)
- Fast CNN (Oliveira & Viana, 2017)
- Faster R-CNN (Schreiber e.a., 2017)
- Graafgebaseerde neurale netwerken (GNN's) (Qasim e.a., 2019)

A.3 Methodologie

Het uitvoeren van het onderzoek zal beginnen met het ontwerpen van een scoresysteem, ook wel een benchmarksysteem genoemd, waarbij de nauwkeurigheid, precisie, performantie en andere factoren van de tabelherkenningsoplossingen in rekening gebracht zullen worden.

Hiervoor zullen reeds bestaande geannoteerde, geanonimiseerde medicatieschemadatasets gebruikt worden.

Hierna zullen de verschillende oplossingen geïmplementeerd en tevens geëvalueerd worden a.d.h.v. de benchmarksysteem. De optimale oplossing zal op deze manier bepaald worden.

Verder zullen potentiële optimalisatieopportuniteiten bestudeerd worden, zowel algemene optimalisaties als optimatlisatimogelijkheden binnen een medisch-farmaceutisch context zoals anomaliedetectie van tijdstippen van medicatieinnamen.

A.4 Verwachte resultaten

Enerzijds bestaan er in tabellen relaties tussen kolommen en cellen, en relaties tussen cellen onderling die voorgesteld kunnen worden door grafen en anderzijds vertonen de verschillende lay-outs van tabellen een patroon die door het menselijke brein maar dus ook door diepe neurale netwerken zeer snel herkend kan worden. Er wordt daarom verwacht dat een graafgebaseerde Deep Learning-oplossing de best resultaten zal opleveren.

A.5 Verwachte conclusies

Aangezien zowel state-of-the-art algoritmen als reeds bestaande softwareimplementatie-oplossingen beschikbaar zijn, wordt er verwacht dat een performante proof-of-concept van een digitalisatiesysteem voor medicatiesystemen successvol gecreëerd zal worden. Eveneens wordt er verwacht dat domeinkennis de nauwkeurigheid van het systeem zal verhogen.

Bibliografie

Apothekersnetwerk, V. (2013, juli 27). *Standpunt medicatieschema*. https://vlaamsapothekersnetwerk.be/index.php/informatie/nieuws/8-berichten-van/54-van-standpunt-medicatieschema

Cesarini, F., Marinai, S., Sarti, L. & Soda, G. (2002, augustus 11). Trainable table location in document images, In *Object recognition supported by user interaction for service robots*, IEEE Comput. Soc. https://doi.org/10.1109/icpr.2002.1047838

Coüasnon, B. & Lemaitre, A. (2014). Recognition of Tables and Forms.

Embley, D. W., Hurst, M., Lopresti, D. & Nagy, G. (2006). Table-processing paradigms: a research survey. *International Journal of Document Analysis and Recognition (IJDAR)*, *8*(2-3), 66–86. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s10032-006-0017-x

Fan, M. & Kim, D. S. (2015). Detecting Table Region in PDF Documents Using Distant Supervision.

Federale Overheidsdienst Economie, M. e. E., K.M.O. (2019). *Barometer van de informatiemaatschappij (2019)* (onderzoeksrap.). Federale Overheidsdienst Economie, K.M.O., Middenstand en Energie.

Gatos, B., Danatsas, D., Pratikakis, I. & Perantonis, S. (2005). Automatic Table Detection in Document Images. https://doi.org/10.1007/11551188_67

Gilani, A., Qasim, S. R., Malik, I. & Shafait, F. (2017, november 9). Table Detection Using Deep Learning, In *14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, IEEE. https://doi.org/10.1109/icdar.2017.131

Hao, L., Gao, L., Yi, X. & Tang, Z. (2016, april 11). A Table Detection Method for PDF Documents Based on Convolutional Neural Networks, In *12th IAPR Workshop on Document Analysis Systems (DAS)*, IEEE. https://doi.org/10.1109/das.2016.23

Kasar, T., Barlas, P., Adam, S., Chatelain, C. & Paquet, T. (2013, augustus 25). Learning to Detect Tables in Scanned Document Images Using Line Information, In *12th International Conference on Document Analysis and Recognition*, IEEE. https://doi.org/10.1109/icdar.2013.240

Kasar, T., Barlas, P., Sébastien, A., Chatelain, C. & Paquet, T. (2014). Learning to Detect Tables in Scanned Document Images using Line Information. *12th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*.

Kieninger, T. & Dengel, A. (2001, september 13). Applying the T-Recs table recognition system to the business letter domain, In *Proceedings of Sixth International Conference on Document Analysis and Recognition*, IEEE Comput. Soc. https://doi.org/10.1109/icdar.2001.953843

Laurentini, A. & Viada, P. (1992, augustus 30). Identifying and understanding tabular material in compound documents, In *Proceedings., 11th IAPR International Conference on Pattern Recognition. Vol.II. Conference B: Pattern Recognition Methodology and Systems*, IEEE Comput. Soc. Press. https://doi.org/10.1109/icpr.1992.201803

Li, J., Tang, J., Song, Q. & Xu, P. (2006). Table Detection from Plain Text Using Machine Learning and Document Structure (X. Zhou, J. Li, H. T. Shen, M. Kitsuregawa & Y. Zhang, Red.). In X. Zhou, J. Li, H. T. Shen, M. Kitsuregawa & Y. Zhang (Red.), *Frontiers of WWW Research and Development - APWeb 2006*, Berlin, Heidelberg, Springer Berlin Heidelberg.

Long, V. (2010, mei 23). *An Agent-Based ApproachtoTable Recognition and Interpretation* (proefschrift). Department of Computing, Macquarie University.

Mandal, S., Chowdhury, S. P., Das, A. K. & Chanda, B. (2006). A simple and effective table detection system from document images. *International Journal of Document Analysis and Recognition (IJDAR)*, *8*(2-3), 172–182. https://doi.org/10.1007/s10032-005-0006-5

Nazemi, A., Murray, I., Fernaando, C. & McMeekin, D. A. (2016). Converting Optically Scanned Regular or Irregular Tables to a Standardised Markup Format to Be Accessible to Vision-Impaired. *World Journal of Education*, *6*(5), p9–19. Verkregen 2019, van https://eric.ed.gov/?id=EJ1158245

Oliveira, D. A. B. & Viana, M. P. (2017, oktober 22). Fast CNN-Based Document Layout Analysis, In *2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)*. https://doi.org/10.1109/ICCVW.2017.142

Pyreddy, P. & Croft, W. B. (1997, juli). TINTIN: A System for Retrieval in Text Tables, In *Proceedings of the second ACM international conference on Digital libraries - DL '97*, New York, NY, USA, ACM Press. https://doi.org/10.1145/263690.263816

Qasim, S. R., Mahmood, H. & Shafait, F. (2019). *Rethinking Table Recognition using Graph Neural Networks*.

Rashid, S. F., Akmal, A., Adnan, M., Aslam, A. A. & Dengel, A. (2017, november 9). Table Recognition in Heterogeneous Documents Using Machine Learning, In *14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, IEEE. https://doi.org/10.1109/icdar.2017.132

Schreiber, S., Agne, S., Wolf, I., Dengel, A. & Ahmed, S. (2017, november 9). DeepDeSRT: Deep Learning for Detection and Structure Recognition of Tables in Document Images, In *2017 14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*. https://doi.org/10.1109/ICDAR.2017.192

Shahzad, M. A., Noor, R., Ahmad, S., Mian, A. & Shafait, F. (2019). Feature Engineering Meets Deep Learning: A Case Study on Table Detection in Documents, In *Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA)*.

Siddiqui, S. A., Malik, M. I., Agne, S., Dengel, A. & Ahmed, S. (2018). DeCNT: Deep Deformable CNN for Table Detection. *IEEE Access*, *6*, 74151–74161. https://doi.org/10.1109/access.2018.2880211

Silva, A. C. (2009, juli 26). Learning Rich Hidden Markov Models in Document Analysis: Table Location, In *10th International Conference on Document Analysis and Recognition*, IEEE. https://doi.org/10.1109/icdar.2009.185

Tran, D., Aly, T., Oh, A., Kim, S. & Na, I. (2015). Table Detection from Document Image using Vertical Arrangement of Text Blocks. *International Journal of Contents*, *11*(4), 77–85.

Wang, X. (1996). *Tabular Abstraction, Editing, and Formatting* (proefschrift). University of Waterloo.

Wangt, Y., Phillipst, I. T. & Haralick, R. (2001). Automatic table ground truth generation and a background-analysis-based table structure extraction method, In *Proceedings of Sixth International Conference on Document Analysis and Recognition*, IEEE Comput. Soc. https://doi.org/10.1109/icdar.2001.953845

Watanabe, T., Naruse, H., Luo, Q. & Sugie, N. (1991). Structure analysis oftable-form documents on the basis of the recognition of vertical andhorizontal line segments, In *Intl. Conf. Document Analysis andRecognition*.

Zanibbi, R., Blostein, D. & Cordy, J. (2003). A Survey of Table Recognition: Models, Observations, Transformations, and Inferences.