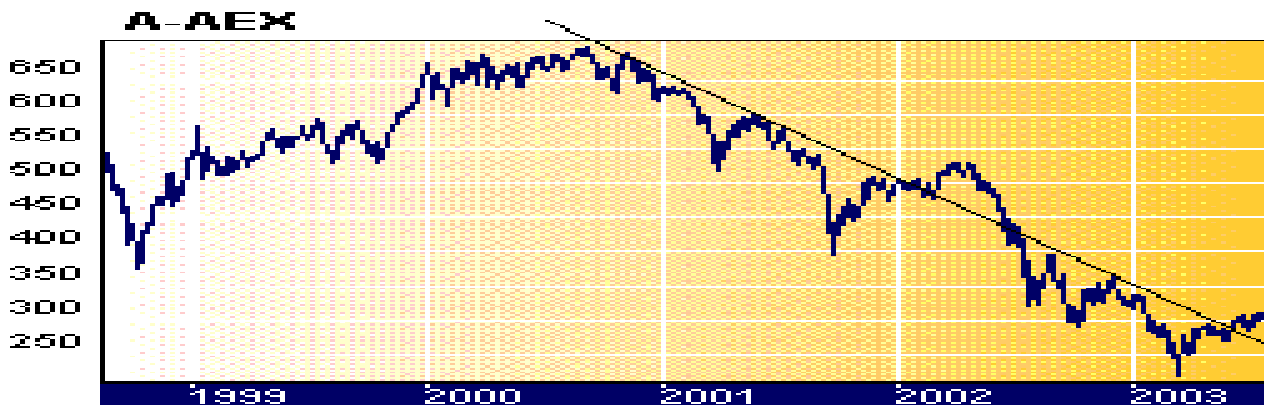


Optie waardering:

Black-Scholes model

In vergelijking met

Neurale Netwerken



Erasmus Universiteit Rotterdam
Sectie Economie

Bachelorthesis

Door Randy van Hoek 266789

Onder begeleiding van dr. ir. J. van den Berg



Samenvatting

In dit onderzoek zullen er een tweetal modellen vergeleken worden bij het schatten van calloptiewaarden, te weten het Black-Scholes model en een model op basis van artificiële neurale netwerken. Beide modellen krijgen de inputs van het Black-Scholes model: de aandeelkoers (S), de uitoefenprijs (K), de resterende looptijd (T), de risicovrije rente (r) en de volatiliteit van het aandelenrendement (σ).

Buiten deze vijf variabelen zal het neurale netwerk uitgebreid worden met een tweetal variabelen, te weten het aantal verhandelde opties per handelsdag en de bid-askspread, om te testen of de toevoeging van deze variabelen de nauwkeurigheid van de schattingen verbeterd.

Voor de berekening van de enige onbekende binnen het Black-Scholes model, de volatiliteit, zal er gebruik worden gemaakt van een tweetal modellen. Het eerste model dat in staat is de volatiliteit van het aandelenrendement te schatten is het GARCH(1,1) model (Generalized AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity). Ten tweede zal er gebruik worden gemaakt van de implied volatility van de voorgaande dag ($t-1$).

Het doel van dit onderzoek is na te gaan welke combinatie van modellen (model om optiewaarde mee te schatten en model om volatiliteit te schatten) en combinatie van inputs (de vijftal Black-Scholes inputs in combinatie met het aantal verhandelde opties per handelsdag, de bid-askspread of beide toegevoegde variabelen), voor het neurale netwerk, de nauwkeurigste schatting van calloptiewaardes oplevert.

Een neuraal netwerk in combinatie met de implied volatility($t-1$) en de bid-askspread leverde uiteindelijk de laagste MAE op bij het schatten van de calloptiewaardes, maar deze uitkomst was niet significant beter vergeleken met een aantal andere combinaties, bij een significantieniveau (α) van 0.05.

De toevoeging van de extra variabele 'bid-askspread' aan het neurale netwerk leidde wel tot een kleine verbetering van de MAE's van de combinaties waarin deze variabele werd gebruikt, maar deze was niet significant. De extra variabele 'aantal

verhandelde opties per handelsdag' verslechterde de MAE's van de combinaties waarin deze werd gebruikt, maar ook deze verslechtering was niet significant. Wel is er gebleken dat het gebruik van de implied volatility ($t-1$) voor het schatten van de volatiliteit tot significant betere schattingen van de calloptiewaardes leidde dan bij het gebruik van GARCH(1,1).



1. Inleiding.....	5
1.1 Inleiding.....	5
1.2 Probleemstelling.....	5
1.3 Doelstelling.....	6
1.4 Opbouw scriptie.....	7
2. Optie waardering.....	8
3. Voorgaande onderzoeken.....	11
4. Methodologie.....	13
4.1 Black-Scholes model.....	13
4.2 Methoden van volatiliteitberekening.....	14
4.2.1 Implied volatility($t - 1$).....	14
4.2.2 GARCH(1,1).....	15
4.3 Neurale netwerken.....	17
5. Setup onderzoek.....	21
5.1 Dataset.....	21
5.2 Volatiliteitberekeningen.....	22
5.2.1 Berekenen Implied volatility ($t - 1$).....	22
5.2.2 Berekenen GARCH(1,1).....	23
5.3 Verdeling dataset.....	25
5.4 Bouwen van de neurale netwerken.....	25
5.5 Testen verschillende modellen.....	27
6. Uitkomsten.....	30
6.1 De neurale netwerken.....	30
6.2 Uitkomsten.....	32

7. Conclusies.....	36
8. Mogelijkheden voor vervolg onderzoeken.....	39
9. Literatuurlijst.....	40
10. Bijlagen.....	42
Bijlage 1: gebruikte dataset.....	42
Bijlage 2: uitkomsten verschillende combinaties.....	43
Bijlage 3: instellingen/uitkomsten neurale netwerken.....	44



1. Inleiding

1.1 Inleiding

De handel in aandelen en opties heeft door de jaren heen een steeds grotere rol binnen de financiële markt gekregen. Dagelijks wordt er voor honderden miljoenen euro's verhandeld en worden er zowel grote winsten als grote verliezen geboekt. Om de verliezen te beperken en de winsten te maximaliseren, probeert men er achter te komen wat er in de toekomst gaat gebeuren met de prijzen. Het toekomstige verloop van deze prijzen is iets waar de handelaren al vanaf het begin van de aandeelhandel erg in geïnteresseerd zijn, want wanneer men weet wat de prijzen ongeveer gaan doen in de toekomst, dan kan men hier op inspelen en zo de winstgevendheid maximaliseren. Mensen zijn echter allemaal verschillend en zo zijn er ook veel verschillen in het profiel van de belegger. Sommige beleggers zijn risico avers en zullen dan meer voor de zekerheid kiezen, terwijl andere beleggers juist risico zoekend zijn en het niet erg vinden een gokje te wagen op een onzekere optie. Ook is de zogenaamde efficiënte markthypothese [7] van kracht op de aandelen markt. Dit houdt in dat de koersen zodanig snel worden aangepast na het vrijkomen van informatie, dat de belegger geen systematische kansen krijgt op het behalen van buitengewone rendementen.

Zodoende probeert men er dus achter te komen wat de prijs van een optie zal gaan doen.

In de loop der jaren zijn er een aantal modellen ontwikkeld waarmee men de waarde van een optie probeert te schatten. Zo is er bijvoorbeeld het binomiale model [7, *hoofdstuk 10*] en ook het Black-Scholes model en het Artificiële Neurale Netwerk zijn in staat optiewaardes te schatten.

1.2 Probleemstelling

Het Black-Scholes model werd in 1973 geïntroduceerd en is tot op heden het standaard model voor het schatten van optiewaardes, maar ook dit model heeft zijn

beperkingen. Zo worden de schattingen minder betrouwbaar, wanneer de optie nog een looptijd heeft van een half jaar of langer [18].

Ook de volatiliteit variabele in het model zorgt voor beperkingen. De volatiliteit van het aandelenrendement kan men niet zo bepalen, maar er zijn wel een aantal modellen/methoden waarmee deze volatiliteit geschat kan worden. Zo kan men de historische volatiliteit, de implied volatility, het EWMA-model, het ARCH-model of het GARCH(x, y) model gebruiken. Elk model geeft echter net weer andere uitkomsten en beïnvloedt daarmee de uitkomsten van het Black-Scholes model.

In dit onderzoek zal het Black-Scholes model getest worden ten opzichte van één van de andere modellen binnen het gebied van het schatten van optiewaardes. Dit om na te gaan of er een gelijkwaardig of misschien zelfs beter presterend model is bij het schatten van optiewaardes in vergelijking met het Black-Scholes model.

1.3 Doelstelling

Het Black-Scholes model zal in dit onderzoek vergeleken worden met het neurale netwerk. Voor het schatten van de volatiliteit van het aandelenrendement zal ik gebruik maken van het GARCH(1,1) model, evenals de implied volatility($t - 1$). Deze modellen zullen in hoofdstuk 3 (Methodologie) nader worden uitgelegd.

In dit onderzoek zal er onderzocht worden welk model (Black-Scholes of het Neurale Netwerk) de nauwkeurigste schattingen geeft van call optiepreizen. Verder zal er onderzocht worden welke combinatie van Black-Scholes/Neuraal Netwerk en GARCH(1,1)/Implied Volatility($t - 1$) de nauwkeurigste schattingen oplevert.

Ook zal er onderzocht worden of het toevoegen van extra variabelen aan het neurale netwerk, buiten de variabelen van het Black-Scholes model, er voor zorgt dat het neurale netwerk beter gaat presteren. Er is voor gekozen het neurale netwerk uit te breiden met de variabelen 'aantal verhandelde opties per handelsdag' en 'bid-askspread', omdat de toevoeging van deze variabelen in een ander onderzoek [12] tot verbeterde resultaten leidde.

1.4 Opbouw bachelor thesis

In hoofdstuk 2 (Optie waardering) zal kort worden besproken wat opties precies zijn en waardoor hun waarde wordt beïnvloed.

Voorgaande onderzoeken op dit gebied zullen kort aangewend worden in hoofdstuk 3 (Voorgaande onderzoeken).

Hoofdstuk 4 (Methodologie) zal vervolgens de gebruikte modellen en methoden bespreken.

In hoofdstuk 5 (Set-up onderzoek) zullen de opzet van het onderzoek en het gebruik van de modellen aan bod komen.

Vervolgens zullen in hoofdstuk 6 (Uitkomsten) alle uitkomsten verwerkt worden.

Deze uitkomsten zullen in hoofdstuk 7 (Conclusies) gebruikt worden om de conclusies te kunnen trekken en antwoord te geven op de probleemstelling.

In hoofdstuk 8 (Mogelijkheden vervolgonderzoek) zullen er enkele ideeën besproken worden voor eventuele vervolgonderzoeken.

In hoofdstuk 9 (Literatuurlijst) staat alles over de gebruikte literatuur en de links naar de gebruikte sites.

Tenslotte staan in hoofdstuk 10 (Bijlagen) alle bijlagen die van toepassing zijn op het onderzoek.

2. Optie Waardering

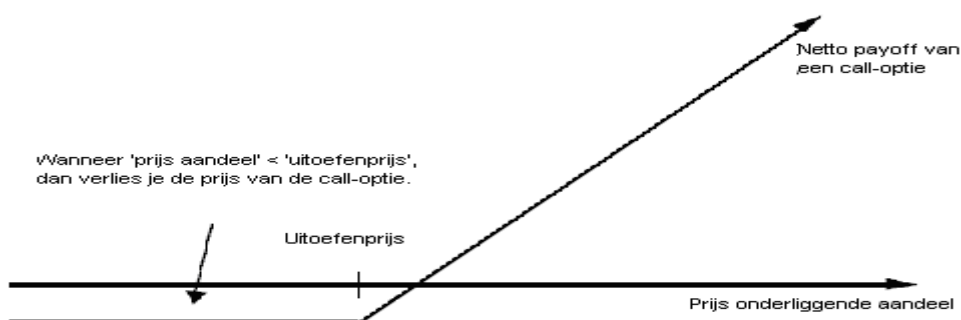
In dit onderzoek zullen er aan de hand van het Black-Scholes model en een model op basis van Neurale Netwerken optiepreizen geschat worden. Allereerst zal er kort worden uitgelegd wat een optie inhoudt en door welke variabelen de waarde van een optie wordt beïnvloed?

Een optie is een contract, waarmee de eigenaar het recht heeft een van tevoren afgesproken hoeveelheid van een goed (hier gaat het om aandelen) tegen een vaste uitoefenprijs te kopen of te verkopen. Er zijn twee soorten opties, een call-optie en een put-optie. Een call-optie geeft de eigenaar van de optie het recht om te kopen en een put-optie geeft het recht om te verkopen.

Een optie heeft ook altijd een datum waarop deze afloopt. De ene optie kan alleen uitgeoefend worden op deze datum, de Europese optie, en de andere optie kan ook voor de einddatum uitgeoefend worden, de Amerikaanse optie. In dit onderzoek zal alleen gebruik worden gemaakt van Europese call-opties, de put-opties en de Amerikaanse call-opties zullen verder niet behandeld worden. Wanneer er in het vervolg over een optie gesproken wordt, wordt hiermee een Europese call-optie bedoeld.

Wanneer een optie afloopt, wordt er besloten of de optie wel of niet wordt uitgeoefend. In onderstaand figuur kan men zien dat de optie alleen wordt uitgeoefend, wanneer de prijs van het onderliggende aandeel de uitoefenprijs plus de kosten voor de optie overschrijdt.

Figuur 2.1 Payoff van een Call-optie



Voor dit recht moet ook een prijs betaald worden, maar hoe komt de prijs/waarde van een optie tot stand? De waarde van een optie wordt beïnvloed door een zestal variabelen [7, blz. 167-170], die hieronder kort besproken zullen worden.

1. De prijs van het onderliggende aandeel.

De variabele die de meeste invloed heeft op de prijs van een optie, is de prijs van het onderliggende aandeel. Een optie geeft het recht het onderliggende aandeel tegen een afgesproken prijs te kopen en omdat de waarde van het onderliggende aandeel in grote mate de waarde van de optie bepaalt, zal de optiewaarde ook stijgen wanneer de waarde van het onderliggende aandeel stijgt.

2. De volatiliteit van het onderliggende aandeel.

De volatiliteit van een aandeel geeft aan in hoeverre men veranderingen verwacht in de waarde van het aandeel. Bij een hoge volatiliteit verwacht men dat er grote veranderingen kunnen optreden in zowel positieve als negatieve richting. Men zal echter alleen de optie uitoefenen wanneer de waarde van het aandeel op de uitoefendatum hoger is dan de uitoefenprijs. Bij een hoge volatiliteit is er dus een kans op grote positieve veranderingen en dit is waar de optie houder op hoopt. Een stijging van de volatiliteit van het onderliggende aandeel zorgt voor een stijging van de waarde van een optie.

3. Uitkering van dividend op het onderliggende aandeel.

Wanneer er dividend wordt uitgekeerd op een aandeel, zal de waarde van dit aandeel na uitkering dalen. Doordat de waarde van een optie in grote mate wordt bepaald door de waarde van het onderliggende aandeel, zal ook de waarde van de optie dalen. De uitkering van dividend heeft dus een negatieve invloed op de waarde van een optie.

4. De uitoefenprijs van de optie.

De uitoefenprijs is de prijs die men moet betalen, wanneer men de optie uitoefent. Des te hoger deze uitoefenprijs is, des te kleiner is de kans dat de waarde van het onderliggende aandeel op de einddatum hoger is dan de uitoefenprijs en des te kleiner is de eventueel te behalen winst. De waarde van de optie hangt dan ook negatief samen met de uitoefenprijs.

5. Tijd tot einddatum.

Wanneer de tijd tot de einddatum langer wordt, heeft de waarde van het onderliggende aandeel meer tijd om te veranderen. Dit vergroot de kans dat de waarde van het onderliggende aandeel op de einddatum hoger is dan de uitoefenprijs en men de optie zal uitoefenen. Bovendien is de huidige waarde van het vaste bedrag dat men op de einddatum voor de aandelen moet betalen lager wanneer de tijd toeneemt. De tijd heeft dus een gunstige invloed op de waarde van een optie.

6. De risico vrije rente.

De uitoefenprijs voor het aandeel hoeft pas betaald te worden wanneer de optie wordt uitgeoefend op de einddatum. De huidige waarde van de uitoefenprijs ligt bij een hoog rentepercentage lager, dan bij een laag rentepercentage, daar er nu minder geld hoeft worden weggezet om op de einddatum hetzelfde bedrag te hebben. De hoogte van de risico vrije rente heeft dus een positieve samenhang met de waarde van een optie.

Factor	Waarde call-optie
Stijging waarde onderliggend aandeel	Stijgt
Stijging uitoefenprijs	Daalt
Stijging volatiliteit onderliggend aandeel	Stijgt
Stijging tijd tot einddatum	Stijgt
Stijging risico vrije rente	Stijgt
Stijging uit te keren dividend	Daalt



3. Voorgaande onderzoeken

Er zijn in de loop der jaren honderden onderzoeken gedaan op het gebied van optieprijsing. Er zijn tientallen modellen getest en vergeleken, maar tot op heden geeft het model van Black & Scholes nog steeds de beste resultaten. Maar ook dit model kent zwakheden en daarom blijft men op zoek naar een beter model.

Zo zijn er al een aantal onderzoeken geweest waarin men het model van Black & Scholes vergeleken heeft met een model op basis van neurale netwerken om na te gaan of neurale netwerken er toe in staat zijn betere schattingen te maken dan het model van Black & Scholes.

Een aantal van deze onderzoeken zal in dit hoofdstuk kort besproken worden en de resultaten van de besproken onderzoeken zullen vergeleken worden met de resultaten uit dit onderzoek.

- A neural network versus Black-Scholes: a comparison of pricing and hedging performances, door Henrik Amilon [2].

In dit onderzoek wordt het Black-Scholes model vergeleken met een model op basis van feedforward neurale netwerken en wordt er zowel gebruik gemaakt van de historische volatiliteit alsmede de implied volatility. Amilon komt tot de conclusie dat de modellen op basis van neurale netwerken beter presteerden dan de Black-Scholes modellen, maar niet in alle gevallen waren deze verschillen significant bij een significantieniveau van 5%.

- Critical assessment of option pricing methods using artificial neural networks and implied volatility, door Panayiotis Ch. Andreou, Chris Charalambous en Spiros H. Martzoukos [3].

In dit onderzoek wordt het Black-Scholes-Merton model vergeleken met een model op basis van neurale netwerken en wordt er zowel gebruik gemaakt van

de historische volatiliteit alsmede de implied volatility. Ze komen tot de conclusie dat het model op basis van neurale netwerken significant betere resultaten oplevert bij gebruik van de historische volatiliteit en dat het model van Black-Scholes-Merton significant betere resultaten oplevert bij het gebruik van de implied volatility.

- Can neural networks beat the Black-Scholes formula, door J.W. Nieuwenhuize, A. Pijls, R. Rothkrantz en V. Visser [11].

In dit onderzoek wordt het Black-Scholes model vergeleken met een model op basis van neurale netwerken. Ze komen tot de conclusie dat het gebruik van een model op basis van neurale netwerken een goede keus is voor het schatten van optiepreizen, mits het model uit meerdere verborgen lagen bestaat. Het gebruik van neurale netwerken is volgens dit onderzoek echter minder geschikt voor delta-hedging.

4. Methodologie

4.1 Black-Scholes Model

Het originele Black-Scholes model [4] stamt alweer uit 1973 en is tot op heden één van de populairste modellen voor het schatten van zowel call- als putoptiewaarden. Fischer Black en Myron Scholes publiceerde dit model in 1973 in de “Journal of political economy” en zag er als volgt uit:

$$c = S_0 N(d_1) - Ke^{-rT} N(d_2)$$

$$p = Ke^{-rT} N(-d_2) - S_0 N(-d_1)$$

$$d_1 = \frac{\ln(S_0 / K) + (r + \sigma^2 / 2)T}{\sigma\sqrt{T}}$$

$$d_2 = \frac{\ln(S_0 / K) + (r - \sigma^2 / 2)T}{\sigma\sqrt{T}} = d_1 - \sigma\sqrt{T}$$

Symbolen:

c = prijs call-optie

p = prijs put-optie

S_0 = prijs onderliggend aandeel op $t=0$

K = uitoefenprijs

r = risicovrije rente

T = resterende looptijd in dagen

σ = volatiliteit van het aandelenrendement

Ook kent het Black-Scholes model een aantal veronderstellingen [7, hoofdstuk 12]:

1. De koers van het onderliggende aandeel S verloopt volgens het Markov-proces [7, hoofdstuk 11].
2. Short gaan is toegestaan.
3. Er zijn geen transactiekosten en geen belastingen.
4. Er worden geen dividenden uitgekeerd tijdens de looptijd van de optie.
5. Er zijn geen risicoloze arbitragemogelijkheden.

6. Het verhandelen van opties is een continu proces.

7. De risicovrije rente r is constant gedurende de looptijd van de optie.

Er zijn ook een aantal varianten op het Black-Scholes model ontwikkeld, zo zijn er varianten waarmee men ook Amerikaanse opties of opties met dividenden kan schatten.

In dit onderzoek zal er gebruik worden gemaakt van het originele Black-Scholes model, omdat deze versie van het model nog steeds het meest gebruikt wordt voor het schatten van optiewaardes.

Het Black-Scholes model gaat er van uit dat de prijs van een optie afhankelijk is van een vijftal variabelen:

- Koers van het onderliggende aandeel (S)
- Uitoefenprijs (K)
- Resterende looptijd (T)
- Risicovrije rente (r)
- Volatiliteit aandeelrendement (σ)

De koers, uitoefenprijs, resterende looptijd en de risicovrije rente zijn variabelen die men kan verkrijgen uit de voor handen zijnde informatie. De volatiliteit is daarentegen een variabele die men niet zomaar kan waarnemen en kan alleen geschat worden met bijvoorbeeld het GARCH(x, y) model of het model van de implied volatility.

4.2 Methoden van volatiliteitberekening

4.2.1 Implied Volatility ($t-1$)

De volatiliteit van een aandeel is een maatstaf voor de onzekerheid over de opbrengsten van een aandeel. Hoe groter het volatiliteitspercentage van een aandeel, des te groter de onzekerheid is over de opbrengsten van een aandeel (sterke fluctuaties van de koers).

De volatiliteit die door de optiepreizen in de markt geïmpliceerd wordt, wordt ook wel de implied volatility genoemd. De implied volatility kan berekend worden aan de hand van het Black-Scholes model, want de overige vier variabelen (K, T, r, S) zijn immers bekend. En wanneer ook de optiepremie bekend is, is de volatiliteit de enige onbekende binnen het model en kan dan eenvoudig verkregen worden.

In dit onderzoek zal er op dag t gebruik worden gemaakt van de implied volatility van dag $t-1$, dit omdat de optiepremie op dag t niet bekend is en dus de implied volatility niet kan worden geschat aan de hand van het Black-Scholes model.

4.2.2 GARCH (1,1)

Men kan niet alleen gebruik maken van implied volatility, maar ook het GARCH(x, y) model kan goed gebruikt worden voor het schatten van de volatiliteit van een aandeel. Het GARCH(x, y) model komt voort uit het AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity model, ofwel het ARCH model.

Het ARCH model werd ontwikkeld door Robert F. Engle en had zijn introductie in 1982. Volgens Engle kan de volatiliteit in de tijd fluctueren en hij ontwikkelde voor de berekening van deze volatiliteit het ARCH model. Dit model kan het patroon van deze fluctuaties herkennen [6].

De heer T. Bollerslev ontwikkelde een variant op het ARCH model, het Generalized AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity model (GARCH(x, y) model), en introduceerde dit in 1986 [5].

Voor dit onderzoek zal er gebruik worden gemaakt van het GARCH(x, y) model. Het GARCH(x, y) model maakt bij het schatten van de dagvolatiliteiten gebruik van de volgende drie variabelen [7, hoofdstuk 17]:

- De x recentste gekwadraterde rendementen (u^2) op het aandeel.
- De y recentste geschatte dagvolatiliteiten (s^2) met het GARCH(x, y) model.
- Een lange termijn variantie V_l .

Des te langer de looptijd van de optie is, des te dichter de geschatte gekwadrateerde dagvolatiliteiten (s^2) naderen tot de lange termijn variantie V_l .

GACRH(1,1) wordt het meest gebruikt en zal ook voor dit onderzoek gebruikt worden.

Het model ziet er dan als volgt uit [7, hoofdstuk 17]:

$$(5) \sigma_n^2 = \gamma V_l + \alpha u_{n-1}^2 + \beta \sigma_{n-1}^2$$

Bovenstaand model kan je herschrijven tot:

$$(6) \sigma_n^2 = \omega + \alpha u_{n-1}^2 + \beta \sigma_{n-1}^2$$

$$\text{waarbij} \quad \omega = \gamma V_l$$

Voor dit model gelden de volgende restricties:

$$(7) \gamma + \alpha + \beta = 1$$

$$(8) \alpha + \beta < 1$$

Symbolen:

σ_n^2 = de geschatte gekwadrateerde dagvolatiliteit op tijdstip $t = n$

V_l = de lange termijn variantie

u_{n-1}^2 = het gekwadrateerde rendement op het onderliggende aandeel op tijdstip $t = n - 1$

γ, α, β = de gewichten die gelden voor de verschillende variabelen

De voornaamste veronderstelling die er wordt gemaakt in het GARCH(x, y) model is dat er niet evenveel gewicht wordt gegeven aan alle waargenomen u_i^2 's. De recentste waarnemingen krijgen een hoger gewicht, dan de waarnemingen van langer geleden. Ook geeft het GARCH(x, y) model een bepaald gewicht aan de lange termijn variantie. Deze gewichten ω, α en β worden met behulp van een maximum likelihood methode geschat en geoptimaliseerd. Deze methode zorgt er voor dat de maximum likelihood functie gemaximaliseerd wordt door de optimale waarden van de gewichten ω, α en β te bepalen.

$$(9) \sum_{i=1}^m \left(-\ln(\sigma_i^2) - \frac{u_i^2}{\sigma_i^2} \right)$$

Symbolen:

m = aantal dagrendementen op het onderliggende aandeel

σ_i^2 = de geschatte gekwadraterde dagvolatiliteit op tijdstip $t=1$

u_i^2 = het gekwadraterde rendement op het onderliggende aandeel op tijdstip $t=1$

Wanneer deze gewichten zijn berekend, kan men de γ en de V_i berekenen door ω, α en β in de volgende twee formules in te vullen:

$$(10) \quad \gamma = 1 - \alpha - \beta$$

$$(11) \quad V_i = \frac{\omega}{1 - \alpha - \beta}$$

4.3 Neurale Netwerken

Het systeem van neurale netwerken is geïnspireerd door de werking van het menselijk brein en is ook net als het menselijk brein in staat te leren. Een neuraal netwerk kan een functie aangeleerd worden, door deze te trainen. Het neurale netwerk kan getraind worden, door een trainingsset in te voeren met zowel de ingangswaarden als de bijbehorende gewenste uitgangswaarden. Het neurale netwerk zal dan door terugrekenen (*backpropagation algoritme*) de overdrachtsfuncties geleidelijk bijstellen en zo deze functies proberen te optimaliseren. Vervolgens zal het neurale netwerk getest worden op een testset, met waarnemingen die zich niet in de trainingsset bevinden, om te bepalen in hoeverre het netwerk volleerd is. De uitgangswaarden van het netwerk zullen vergeleken worden met de bijbehorende uitgangswaarden van de ingangswaarden.

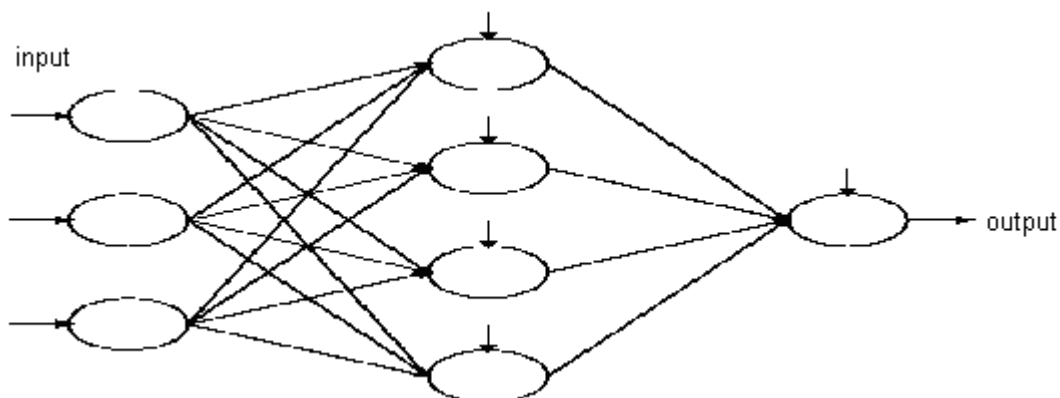
Bij deze trainingsfase kan er ook gebruik worden gemaakt van een validatieset. Deze validatieset is er om er voor te zorgen dat er geen overfitting plaats vindt. Wanneer er sprake is van overfitting, verbeteren de prestaties van het neurale netwerk ten

opzichte van de trainingsset wel, maar de prestaties ten opzichte van onbekende waarnemingen zoals de testset verslechteren juist.

Wanneer het neurale netwerk dreigt de kant van overfitting op te gaan, zal de training gestopt worden en zal het neurale netwerk op moment van stoppen als antwoord gebruikt worden. Dit geval voor voortijdig stoppen wordt early stopping genoemd.

Een neuraal netwerk bestaat uit twee elementen: neuronen en verbindingen.

- Neuronen zijn een soort cellen die elk een signaalbewerking uitvoeren. Een neuron kan meerdere verschillende invoersignalen binnenkrijgen, die worden gecombineerd tot één uitvoersignaal. Dit uitvoersignaal kan vervolgens naar meerdere andere neuronen verzonden worden.
- De verbindingen zorgen voor het doorgeven van de signalen tussen de neuronen en daarbij kan de sterkte van die signalen veranderen.



Figuur 1) Een neuraal netwerk met drie inputcellen (inputlaag), één verborgen laag met vier verborgen cellen (tussenlaag) en één outputcel (outputlaag).

Ieder neuron uit een bepaalde laag in het kunstmatige neurale netwerk heeft een verbinding met alle neuronen in de laag ervoor en de laag erna, maar niet met de andere neuronen in dezelfde laag. De verschillende gewichten van de verbindingen zorgen er uiteindelijk voor hoe het neurale netwerk presteert. Elke keer nadat de trainingsset is doorlopen, worden de resultaten vergeleken met de gewenste uitkomsten en worden de gewichten van de verbindingen eventueel aangepast om zo de totale gekwadrateerde fout zo klein mogelijk te maken. Het aanpassen van de

gewichten gaat via de zogenaamde 'delta rule' [8]. De veranderingen van de gewichten zullen proportioneel gelijk zijn aan de negatieve uitkomst uit de deling van de gemeten fout en het huidige gewicht:

$$(12) \quad \Delta_p w_{jk} = -\gamma \frac{\partial E^p}{\partial w_{jk}}$$

De gewichten worden ook nog door een functie geactiveerd:

$$(13) \quad y_k^p = F(s_k^p) \quad \text{waarbij} \quad (14) \quad s_k^p = \sum_j w_{jk} y_j^p + \theta_k$$

Symbolen:

$\Delta_p w_{jk}$ = verandering van de gewichten
 γ = constante
 ∂ = verschil tussen output en gewenste output
 E^p = totale fout voor patroon p
 w_{jk} = gewicht van verbinding k bij input j

Symbolen:

y_k^p = output van verbinding k in patroon p
 s_k^p = netto input bij verbinding k voor patroon p
 y_j^p = output van input j voor patroon p
 θ_k = threshold voor verbinding k

Aan de hand van deze formules worden de gewichten ten eerste geactiveerd en wanneer deze niet tot goede resultaten leiden, worden ze aangepast.

Een neurale netwerk is in staat ieder type functie te leren, zowel lineair als niet-lineair. Bij het samenstellen van het neurale netwerk kan men zelf het aantal inputcellen, verborgen cellen/lagen, outputcellen en verbindingen bepalen en zodoende is het dus mogelijk ieder type lineaire functie te creëren. Voor een niet-lineaire functie zijn ook sigmoïde cellen [9, hoofdstuk 4, p. 95-97] nodig. Deze cellen geven aan hun ingangssignaal een niet-lineaire functie mee.

Voor het trainen van de neurale netwerken zal er gebruik worden gemaakt van het backpropagation algoritme [9, hoofdstuk 4, p. 97-101]. Dit algoritme kent een aantal parameters die van grote invloed kunnen zijn op de uiteindelijke prestaties van het neurale netwerk.

- **Aantal epochs:** geeft aan hoe vaak de trainingsset doorlopen wordt tijdens de trainingsfase, indien er geen early stopping plaatsvindt.
- **Momentum:** zorgt er voor dat de waardes van de gewichten minder snel blijven hangen in lokale minima. Wanneer de prestaties van het neurale netwerk niet echt verbeteren tijdens de trainingsfase, zorgt het momentum er voor dat de gewichten een kleine aanpassing krijgen, waardoor de prestaties van het neurale netwerk hopelijk zullen verbeteren.
- **Learning rate:** mate van verandering van de gewichten tijdens de trainingsfase. Een kleine learning rate zorgt er voor dat de gewichten heel geleidelijk worden aangepast totdat ze de meest optimale waarde bereikt hebben.



5. Set-up onderzoek

Om het uitvoeren van het onderzoek mogelijk te maken, zal er eerst nog de nodige essentiële informatie vergaard moeten worden. Zo moet er een dataset van daggegevens van verschillende call-opties samengesteld worden. Wanneer de dataset compleet is, kunnen zowel de Implied Volatility ($t - 1$) als de GARCH(1,1) volatiliteit berekend worden in Excel. Het neurale netwerk kan vervolgens gebouwd worden en de dataset wordt opgedeeld in een trainings-, validatie- en testset. Hoe dit alles precies in zijn werk is gegaan, wordt hierna gedetailleerd uitgelegd.

5.1 Dataset

Voor het verzamelen van de historische optiegegevens voor de dataset is er gebruik gemaakt van Datastream [14]. Op deze website zijn onder andere alle historische daggegevens van alle opties uit de AEX-index te vinden vanaf 1995.

Om uit deze immens grote dataset van opties een aantal geschikte call-opties te filteren, moesten de opties aan een aantal vereisten voldoen.

Ten eerste is er geselecteerd op de resterende looptijd van de verschillende opties. Dit omdat het Black-Scholes model de neiging heeft onnauwkeuriger te worden bij het schatten van de optiewaardes voor opties die nog een looptijd hebben van langer dan vijf maanden. Wanneer de looptijd boven de vijf maanden komt, is er meer kans op een sterkere fluctuatie van zowel de rente als de volatiliteit [18]. Er zijn opties geselecteerd met een looptijd van rond de vijf maanden, ofwel rond de 150 dagen.

Ten tweede moesten van de geselecteerde daggegevens een aantal essentiële gegevens beschikbaar zijn voor het verdere onderzoek: de optiepremie, de koers van het onderliggende aandeel, de expiratedatum, de huidige datum en de uitoefenprijs van de optie. Verder zijn voor het onderzoek ook nog de gegevens over de bied- en de vraagprijs en het aantal verhandelde opties per handelsdag van belang.

Ten laatste zijn de verschillende opties in een zo'n breed mogelijk gebied geselecteerd. Er zijn dus opties geselecteerd variërend van een lage optiepremie, aandeelkoers en uitoefenprijs naar een hoge. Dit om er voor te zorgen dat het neurale netwerk zo goed mogelijk getraind kan worden. Want wanneer er alleen maar gegevens zijn gebruikt die binnen een klein interval vallen en het neurale netwerk wordt met deze beperkte gegevens getraind, dan is de kans erg klein dat dit neurale netwerk een nauwkeurige schatting maakt bij eventuele nieuwe data met hogere waardes.

De gegevens over de risicovrije rente in de betreffende periode zijn via de website van De Nederlandsche Bank [15] verkregen. Hier is het rentepercentage op staatsleningen gebruikt, daar dit percentage ongeveer een gemiddelde is van de verschillende rentepercentages.

5.2 Volatiliteitberekeningen

5.2.1 Berekenen implied volatility ($t-1$)

Nadat alle benodigde gegevens verzameld waren, konden deze in één Excel bestand worden opgenomen. Met de gegevens over de expiratedatum en de huidige datum kon ten eerste de resterende looptijd worden berekend.

De implied volatility kon vervolgens berekend worden. Dit werd gedaan met behulp van een add-in voor Excel (OPTIONS XL) [16]. Deze add-in berekend de implied volatility van dag X aan de hand van de waardes van de variabelen van het Black-Scholes model en de optiepremie op dag X .

Voor het onderzoek zal er voor de implied volatility van dag X gebruik worden gemaakt van de berekende implied volatility van dag $X-1$. Dit omdat de prijs van de calloptie op dag X nog niet bekend was en de implied volatility van dag X dus nog niet berekend kon worden.

5.2.2 Berekenen GARCH(1,1) volatiliteit

Ook kon nu de GARCH(1,1) volatiliteit berekend worden aan de hand van de verzamelde gegevens.

Om de waardes van de variabelen α, β en ω te schatten werd gebruik gemaakt van de maximum likelihood methode (zie paragraaf 3.2.2) en de voorgaande handelsdagen. Vervolgens werd gebruik gemaakt van de Excel Solver [19] om de maximum likelihood methode te maximaliseren en zo de optimale waardes voor α, β en ω te schatten.

De optimale waardes van α, β en ω zijn zowel bepaald op basis van de voorgaande 30 handelsdagen als op basis van de voorgaande 60 handelsdagen. Wanneer bijvoorbeeld de dagvolatiliteit van handelsdag 61 berekend dient te worden, worden in het ene geval de waarden α, β en ω geoptimaliseerd op basis van de handelsdagen 31 t/m 60 en in het andere geval op basis van de handelsdagen 1 t/m 60. Het is gebleken dat de geschatte GARCH(1,1) volatiliteit op basis van de voorgaande 60 handelsdagen betere schattingen van de callopties opleverde, dan de geschatte GARCH(1,1) volatiliteit op basis van de voorgaande 30 handelsdagen. Dit is te verklaren doordat de voorgaande 60 handelsdagen meer verklarende informatie bevatten over de afgelopen periode, dan de voorgaande 30 handelsdagen.

Ook is bij de eerste verkenningen gebleken dat de geschatte GARCH(1,1) volatiliteit op basis van de voorgaande 60 handelsdagen betere resultaten opleverde, dan de geschatte GARCH(1,1) volatiliteit op basis van de voorgaande 30 handelsdagen. Voor het onderzoek zal gebruik worden gemaakt van de geschatte GARCH(1,1) volatiliteit op basis van de voorgaande 60 handelsdagen.

De initiële optimale waardes van α, β en ω van iedere optie werden berekend op basis van handelsdagen 1 t/m 60. Deze eerste 60 dagen zijn voor het verdere onderzoek verwijderd uit de dataset, daar het namelijk niet mogelijk is om de dagvolatiliteit van deze dagen te berekenen. De waardes van α, β en ω worden berekend op basis van de 60 voorgaande handelsdagen en wanneer men

bijvoorbeeld de dagvolatiliteit van dag 30 wil berekenen, zijn er geen 60 voorgaande handelsdagen om de waardes van α, β en ω te optimaliseren.

De meest nauwkeurige waardes voor α, β en ω en daarmee de meest nauwkeurige schatting van de dagvolatiliteit van bijvoorbeeld handelsdag 62, zouden natuurlijk tot stand komen wanneer α, β en ω werden berekend op basis van de handelsdag 2 t/m 61. Maar aangezien het schatten van de optimale waardes voor α, β en ω met behulp van de Excel Solver handmatig moeten worden uitgevoerd, is er voor gekozen om de optimale waardes voor α, β en ω elke 10 handelsdagen opnieuw te berekenen.

Zo werden nu dus de handelsdagen 1 t/m 60 gebruikt om de eerste optimale waardes voor α, β en ω te berekenen. Deze waardes zijn vervolgens ingevuld in formule 6 om de dagvolatilititeiten van de handelsdagen 61 t/m 70 te berekenen.

De α, β en ω werden nu weer opnieuw berekend op basis van de handelsdagen 11 t/m 70 om hiermee vervolgens de dagvolatilititeiten van de handelsdagen 71 t/m 80 te berekenen. Zo werden dus na elke 10 handelsdagen de waardes van α, β en ω opnieuw berekend op basis van de voorgaande 60 handelsdagen, ofwel van handelsdag X t/m $X+59$. Deze werden vervolgens gebruikt om de dagvolatilititeiten van de volgende 10 handelsdagen te berekenen, ofwel van handelsdag $X+60$ t/m $X+69$. Dit werd herhaald tot aan de expiratiedatum.

De berekende dagvolatilititeiten moeten echter nog geannualiseerd worden, daar dit een vereiste is binnen het model. Ook moeten er buiten de dagvolatilititeiten nog de volatilititeiten van de handelsdagen na dag X t/m de expiratiedatum berekend worden, omdat de volatilititeit die gebruikt dient te worden voor het schatten van een optieprijs een gemiddelde dient te zijn over de periode van dag X tot aan de expiratiedatum. De σ_n^2 werd bepaald door het gemiddelde te nemen van de gekwadrateerde dagvolatiliteit van dag X en de gekwadrateerde dagvolatilititeiten van dag $X+1$ t/m de expiratiedatum. Aangezien een handelsjaar uit 252 handelsdagen bestaat [7, hoofdstuk 17], werd de dagvolatilititeit σ_n met 252 vermenigvuldigd en kon de volatilititeit van de periode tussen $t = n$ en $t = T$ berekend worden met behulp van de volgende formule:

$$(15) \quad \sigma_n = \sqrt{\left(\frac{1}{T-n+1} \sum_{t=n}^T \sigma_t^2\right)^* \sqrt{252}}$$

T = nummer handelsdag
 waarop optie expireert

5.3 Verdeling dataset

Na het berekenen van de resterende looptijd, de implied volatility ($t - 1$) en de GARCH(1,1) volatiliteit was de dataset compleet en kon deze na random door elkaar te zijn geschut, opgesplitst worden voor het gebruik in het neurale netwerk. De dataset moest verdeeld worden in een trainings-, een validatie- en een testset. De trainingsset wordt gebruikt om het neurale netwerk te trainen en de validatieset zorgt er voor dat er tijdens deze trainingsfase geen overfitting plaats vindt, ofwel de validatieset maakt het mogelijk de training voortijdig te stoppen (*zie paragraaf 3.3*). De testset wordt gebruikt om het getrainde neurale netwerk te testen en ook het Black-Scholes model wordt op deze testset beoordeeld. De testset zorgt dus voor het uiteindelijke vergelijkingsmateriaal tussen de verschillende modellen. De totale dataset bestaat na alle berekeningen uit 442 datarecords. De verdeling over de trainings-, validatie- en testset ziet er als volgt uit:

- Trainingsset: 260 datarecords
- Validatieset: 65 datarecords
- Testset: 117 datarecords

5.4 Genereren neurale netwerken

Er zijn in totaal acht verschillende neurale netwerken gebouwd met behulp van het softwarepakket WEKA [13]. De te bouwen neurale netwerken bestonden allemaal uit een vijftal gelijke inputcellen (de variabelen uit het Black-Scholes model) en één of twee verschillende inputcellen (het aantal verhandelde opties per handelsdag en de bid-asksread), maar allemaal met hetzelfde doel een zo goed mogelijke schatting van de optiepreizen in de testset te doen.

Bij het bouwen van het neurale netwerk zijn er een aantal instellingen die men kan variëren om zo tot een netwerk te komen die de beste schattingen genereert op basis van de gegeven inputcellen.

Het aantal inputcellen (resterende looptijd, uitoefenprijs, aantal verhandelde opties, bid-askspread, prijs onderliggend aandeel, risicovrije rente en de volatiliteit van het rendement) en de outputcel (optieprijs) stonden voordat het neurale netwerk gegenereerd werd al vast.

Bij het genereren van de neurale netwerken kan men met een aantal instellingen variëren om uiteindelijk tot het beste netwerk te komen. Zo kon men variëren met het aantal verborgen lagen en het aantal cellen waaruit deze lagen bestonden. Met het aantal verborgen lagen werd er afgewisseld tussen de 1 en de 2 lagen, met elk een maximum van 10 cellen.

Verder kon er gevarieerd worden met de instellingen van het backpropagation algoritme, zoals de learning rate, het momentum en het aantal epochs (*zie paragraaf 3.3*). Het gebied waarin de learning rate werd gevarieerd liep van 0,05 t/m 0,5. Het momentum werd gevarieerd in een gebied van 0,00 t/m 0,4 en het aantal epochs werd vastgesteld op 2500, maar de training zou door het gebruik van early stopping ook voor het bereiken van de 2500 epochs kunnen stoppen. De training zou worden gestopt, wanneer de prestaties van een trainingsvoorbeeld van het neurale netwerk ten opzichte van de validatieset 20 maal achtereen zouden verslechteren. Dit noemt men de validation threshold.

Door het variëren van bovengenoemde parameters zijn er heel veel verschillende neurale netwerken te bouwen. Het uiteindelijke netwerk met de beste schattingen werd nu nogmaals getest, maar nu met 10000 epochs, om na te gaan of het neurale netwerk misschien nog beter kon gaan presteren wanneer het nog meer tijd had om te trainen.

5.5 Testen verschillende modellen

Na het genereren van de verschillende neurale netwerken, konden de resultaten van de acht netwerken en de tweetal combinaties met het Black-Scholes model met elkaar vergeleken worden.

Alle tien combinaties hebben optieprijsen geschat aan de hand van de gegeven testset. Om de resultaten hiervan met elkaar te kunnen vergelijken is er voor gekozen de Mean Absolute Error (MAE) te gebruiken. De Mean Absolute Error geeft het gemiddelde van de absolute afwijkingen van de geschatte optieprijsen ten opzichte van de echte optieprijsen en ziet er als volgt uit:

$$(16) \quad MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |s_i - x_i|$$

Symbolen:

n = aantal datarecords

s_i = schatting optieprijs

x_i = werkelijke optieprijs

Om vervolgens te kunnen bepalen of de verschillende Mean Absolute Errors ook significant van elkaar verschilden, zijn deze resultaten door middel van een éézijdige t-toets getest. Of de combinatie van modellen met de kleinste MAE ook daadwerkelijk significant nauwkeurigere schattingen genereerde dan de overige negen combinaties was nu dus de vraag.

Er werd getest of de MAE's van beide modellen aan elkaar gelijk waren (nulhypothese H_0) of dat de MAE van de combinatie van modellen met de kleinste MAE ook significant kleiner was dan de MAE van de andere combinatie (alternatieve hypothese H_1). Dit op basis van een significantieniveau van 5%.

$$(17) \quad H_0 : MAE (\text{combinatie 1}) = MAE (\text{combinatie 2})$$

$$H_1 : MAE (\text{combinatie 1}) < MAE (\text{combinatie 2})$$

Waarbij $\alpha = 0.05$ en waarbij MAE (combinatie 1) kleiner is dan MAE (combinatie 2).

Beide waardes zijn volkomen onafhankelijk van elkaar en er mag worden aangenomen dat ze normaal verdeeld zijn. De Centrale Limietstelling geeft aan dat

de som van een steekproef bij benadering normaal verdeeld is wanneer deze uit een groot aantal waarnemingen bestaat en in het boek van Aczel en Sounderpandian [1] staat vermeld dat deze steekproef uit tenminste 30 waarnemingen moet bestaan. Om te testen hoe groot de kans was dat beide MAE's aan elkaar gelijk waren, werd gebruik gemaakt van de t-toets:

$$(18) \quad t = \frac{MAE_2 - MAE_1}{\sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}}$$

Symbolen:

- s_1 = standaarddeviatie steekproef 1
- s_2 = standaarddeviatie steekproef 2
- n_1 = aantal waarnemingen steekproef 1
- n_2 = aantal waarnemingen steekproef 2

Wanneer $t < t_{0.05}(df)$, waarbij het aantal vrijheidsgraden

$$df = \frac{(s_1^2/n_1 + s_2^2/n_2)^2}{(s_1^2/n_1)^2/(n_1-1) + (s_2^2/n_2)^2/(n_2-1)},$$

dan kan de nulhypothese H_0 worden verworpen en is MAE_1 dus significant lager dan MAE_2 bij een significantieniveau a van 0.05.

Voor het gebruik van de t-toets zijn een aantal veronderstellingen gemaakt die nog even kort worden herhaald:

- MAE combinatie 1 < MAE combinatie 2
- Nulhypothese H_0 : MAE combinatie 1 = MAE combinatie 2
- Alternatieve hypothese H_1 : MAE combinatie 1 < MAE combinatie 2
- Significantieniveau $a = 0.05$
- Kritieke waarde $t_a(df)$ is afhankelijk van het significantieniveau a en het aantal vrijheidsgraden df

Wanneer de berekende t-waarde onder de kritieke waarde $t_a(df)$ blijft, zal de kans dat de nulhypothese ($P(H_0)$) waar is groter zijn dan het bijbehorende significantieniveau a van 0.05. De nulhypothese H_0 kan nu niet verworpen worden

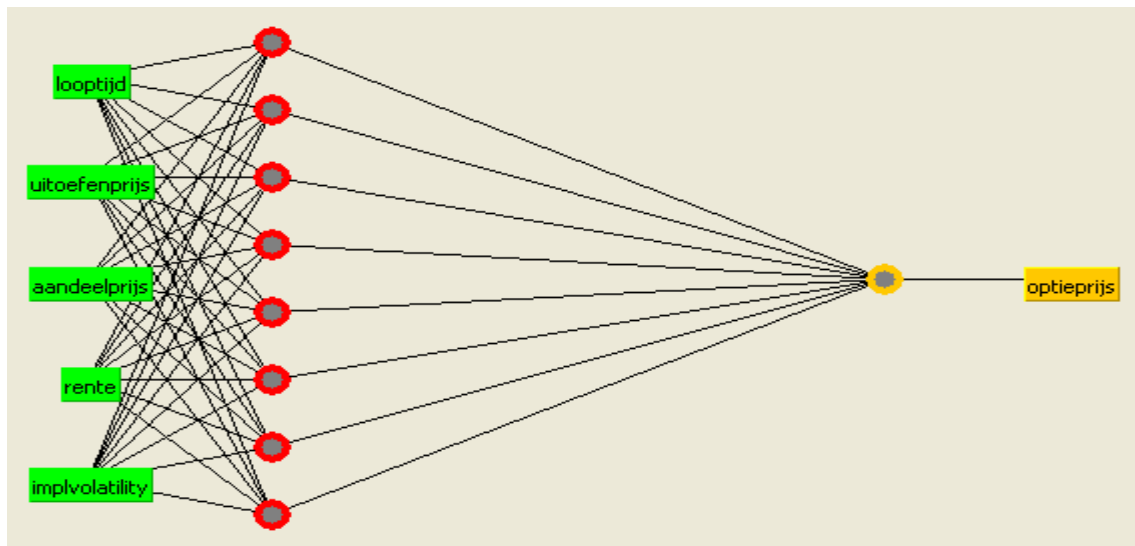
en er is nu ook niet te bewijzen dat de schattingen van combinatie 1 significant nauwkeuriger zijn dan de schattingen van combinatie 2.

Wanneer de berekende t-waarde boven de kritieke waarde $t_a(df)$ uit komt, zal de kans dat de nulhypothese ($P(H_0)$) waar is kleiner zijn dan het bijbehorende significantieniveau α van 0.05. De nulhypothese H_0 kan nu verworpen worden en de alternatieve hypothese H_1 zal worden aangenomen. Er is nu dus bewezen dat de schattingen van combinatie 1 significant nauwkeuriger zijn dan de schattingen van combinatie 2.

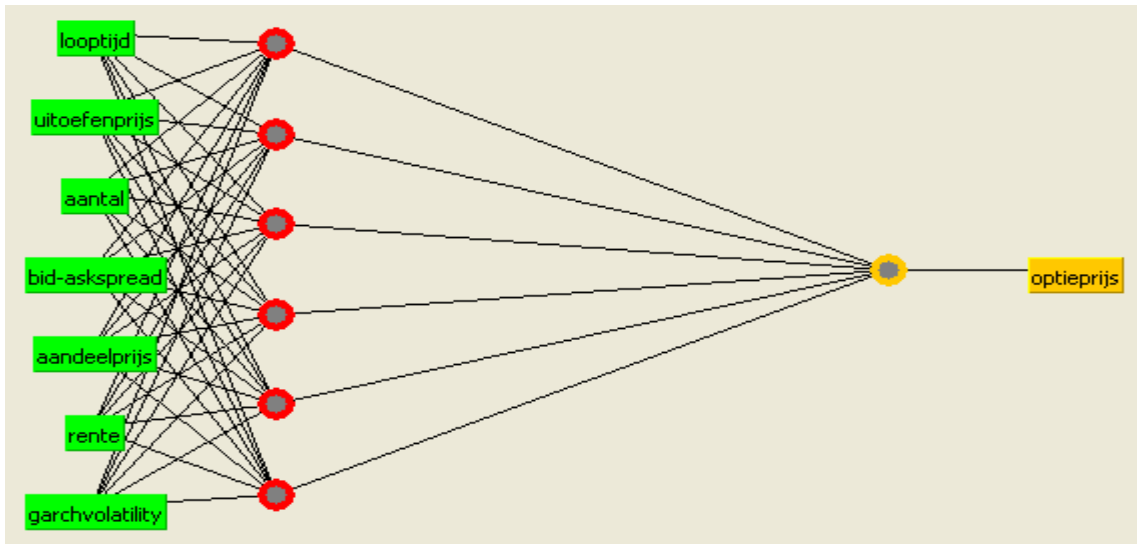
6. Uitkomsten

6.1 De neurale netwerken

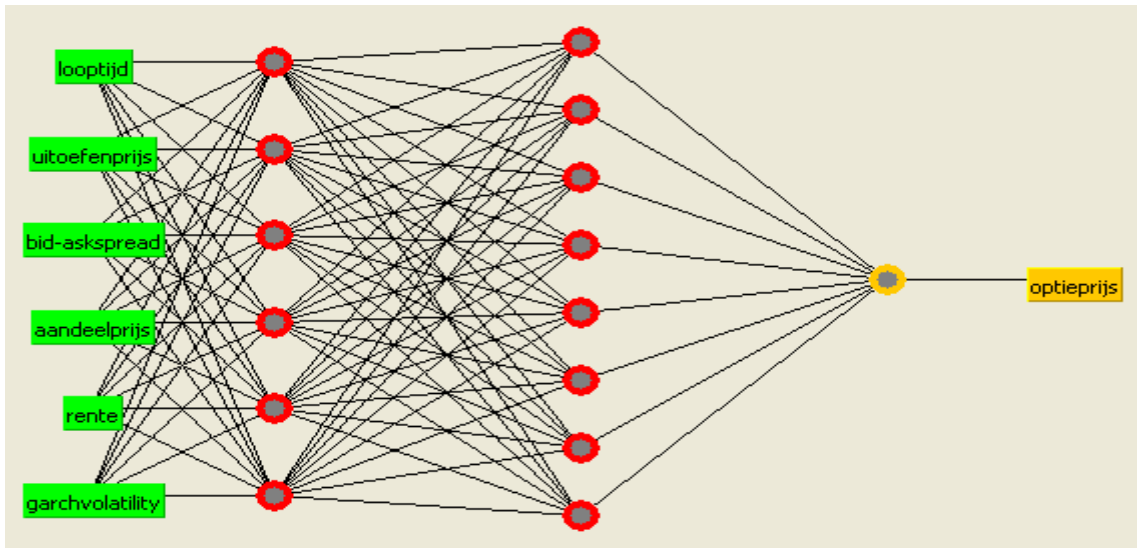
Voor het testen van alle verschillende combinaties van inputvariabelen moesten er acht neurale netwerken worden gebouwd. Voor elke combinatie zijn er tientallen netwerken gebouwd, waarin gevarieerd werd met factoren als de learning rate en het momentum, om uiteindelijk tot het best presterende neurale netwerk te komen. Enkele voorbeelden van de gebruikte neurale netwerken zijn hier onder weergegeven:



Figuur 1) Dit neurale netwerk gaf de beste schattingen van de optieprijsen aan de hand van de volgende parameters: resterende looptijd, uitoefenprijs, aandeeiprijs, risicovrije rente en de implied volatility ($t - 1$).



Figuur 2) Dit neurale netwerk gaf de beste schattingen van de optieprijsen aan de hand van de volgende parameters: resterende looptijd, uitoefenprijs, aantal, bid-askspread, aandeelprijs, risicovrije rente en de GARCH(1,1) volatiliteit.



Figuur 3) Dit neurale netwerk gaf de beste schattingen van de optieprijsen aan de hand van de volgende parameters: resterende looptijd, uitoefenprijs, bid-askspread, aandeelprijs, risicovrije rente en de GARCH (1,1) volatiliteit.

	Neuraal netwerk fig. 1	Neuraal netwerk fig. 2	Neuraal netwerk fig. 3
Learning rate	0.1	0.3	0.1
Momentum	0.3	0.1	0.3
Aantal epochs	10000	10000	10000
Validation threshold	20	20	20

Tabel 1) De gebruikte waarden voor de parameters van het backpropagation algoritme (zie paragraaf 3.4) van bovenstaande neurale netwerken.

Tijdens het genereren van de verschillende netwerken werd het al snel duidelijk dat de netwerken de beste voorspellingen deden wanneer deze uit één laag bestonden.

Het enige netwerk dat wel betere voorspellingen deed op basis van twee lagen is hierboven weergegeven. Verder kwamen de instellingen van het momentum en de learning rate meestal tot een waarde van 0.1 respectievelijk 0.3. De verdere instellingen van de neurale netwerken staan vermeld in bijlage 1, net als alle details over de gewichten van de verbindingen van elk neuraal netwerk.

6.2 Uitkomsten

Nadat alle acht neurale netwerken gebouwd zijn, is het onderzoek compleet en kunnen de resultaten van de verschillende combinaties met elkaar vergeleken worden. De tien combinaties hebben allemaal schattingen gemaakt van de optiewaardes uit de testset, bestaande uit 117 datarecords, met behulp van de gegeven inputs. De tien combinaties zijn voor de duidelijkheid nogmaals opgesomd:

- Black-Scholes model in combinatie met Implied Volatility ($t - 1$)
- Black-Scholes model in combinatie met GARCH(1,1)
- Neuraal Netwerk in combinatie met Implied Volatility ($t - 1$)
- Neuraal Netwerk in combinatie met GARCH(1,1)
- Neuraal Netwerk in combinatie met Implied Volatility ($t - 1$) en bid-askspread
- Neuraal Netwerk in combinatie met Implied Volatility ($t - 1$) en aantal
- Neuraal Netwerk in combinatie met Implied Volatility ($t - 1$), aantal en bid-askspread
- Neuraal Netwerk in combinatie met GARCH(1,1) en bid-askspread
- Neuraal Netwerk in combinatie met GARCH(1,1) en aantal
- Neuraal Netwerk in combinatie met GARCH(1,1), aantal en bid-askspread

Vervolgens zullen de absolute afwijkingen van deze schattingen ten opzichte van de werkelijke optiewaardes berekend worden en het gemiddelde van deze afwijkingen vormt de Mean Absolute Error. Ook zijn alle standaarddeviaties s_{MAE} van deze absolute afwijkingen berekend. De resultaten van de tien combinaties staan vermeld in tabel 2:

	Mean Absolute Error (MAE)	Standaarddeviatie S_{MAE}
B&S met implied volatility ($t - 1$)	€ 0.1159	€ 0.1390
B&S met GARCH(1,1)	€ 0.2965	€ 0.3049
Neuraal Netwerk met implied volatility ($t - 1$)	€ 0.0976	€ 0.1459
Neuraal Netwerk met GARCH(1,1)	€ 0.1319	€ 0.1859
Neuraal Netwerk met implied volatility ($t - 1$) en aantal	€ 0.1032	€ 0.1545
Neuraal Netwerk met implied volatility ($t - 1$) en bid-askspread	€ 0.0930	€ 0.1477
Neuraal Netwerk met implied volatility ($t - 1$), aantal en bid-askspread	€ 0.1094	€ 0.1495
Neuraal Netwerk met GARCH(1,1) en aantal	€ 0.1540	€ 0.2076
Neuraal Netwerk met GARCH(1,1) en bid-askspread	€ 0.1230	€ 0.1710
Neuraal Netwerk met GARCH(1,1), aantal en bid-askspread	€ 0.1460	€ 0.1923

Tabel 2) Resultaten van de tien verschillende combinaties op de testset.

Zoals uit bovenstaande tabel is af te lezen, lijkt het er op dat de nauwkeurigste schattingen van de optiewaardes worden gedaan door het Neurale Netwerk in combinatie met Implied Volatility ($t - 1$) en de bid-askspread. Of deze schattingen ook daadwerkelijk significant beter zijn dan de schattingen van de overige combinaties, zal blijken uit de resultaten van de uitgevoerde t-toetsen (*zie formules 17 en 18*). Een aantal uitkomsten staan vermeld in tabel 3 en de overige uitkomsten zijn te vinden in bijlage 2.

Vergeleken combinaties van modellen	Resultaten t-toets
<p><i>NN/Implied volatility(t – 1)</i></p> <p>In vergelijking met</p> <p><i>NN/Implied volatility(t – 1)/bid-asksread</i></p>	<p>H_0 : MAE (NN/Implvol/b-a) = MAE (NN/Implvol)</p> <p>H_1 : MAE (NN/Implvol/b-a) < MAE (NN/Implvol)</p> <p>significantieniveau $\alpha = 0.05$</p> <p>t-waarde = 0.24</p> <p>$t_{0.05} (232) = 1.645$</p> <p>$P(H_0) = 0.4052$</p>
<p><i>NN/Implied volatility(t – 1)/aantal</i></p> <p>In vergelijking met</p> <p><i>NN/Implied volatility(t – 1)/bid-asksread</i></p>	<p>H_0 : MAE (NN/Implvol/b-a) = MAE (NN/Implvol/aantal)</p> <p>H_1 : MAE (NN/Implvol/b-a) < MAE (NN/Implvol/aantal)</p> <p>significantieniveau $\alpha = 0.05$</p> <p>t-waarde = 0.52</p> <p>$t_{0.05} (232) = 1.645$</p> <p>$P(H_0) = 0.3015$</p>
<p><i>NN/Implied volatility(t – 1)/aantal/ bid-asksread</i></p> <p>In vergelijking met</p> <p><i>NN/Implied volatility(t – 1)</i></p>	<p>H_0 : MAE (NN/Implvol) = MAE (NN/Implvol/aantal/b-a)</p> <p>H_1 : MAE (NN/Implvol) < MAE (NN/Implvol/aantal/b-a)</p> <p>significantieniveau $\alpha = 0.05$</p> <p>t-waarde = 0.61</p> <p>$t_{0.05} (232) = 1.645$</p> <p>$P(H_0) = 0.2709$</p>
<p><i>NN/GARCH(1,1)</i></p> <p>In vergelijking met</p> <p><i>B&S/GARCH(1,1)</i></p>	<p>H_0 : MAE (NN/GARCH) = MAE (B&S/GARCH)</p> <p>H_1 : MAE (NN/GARCH) < MAE (B&S/GARCH)</p> <p>significantieniveau $\alpha = 0.05$</p> <p>t-waarde = 4.99</p> <p>$t_{0.05} (192) = 1.645$</p> <p>$P(H_0) = 0.0000$</p>
<p><i>NN/Implied volatility(t – 1)/bid-asksread</i></p> <p>In vergelijking met</p> <p><i>B&S/Implied volatility(t – 1)</i></p>	<p>H_0 : MAE (NN/Implvol/b-a) = MAE (B&/Implvol)</p> <p>H_1 : MAE (NN/Implvol/b-a) < MAE (B&S/Implvol)</p> <p>significantieniveau $\alpha = 0.05$</p> <p>t-waarde = 1.22</p> <p>$t_{0.05} (192) = 1.645$</p> <p>$P(H_0) = 0.1112$</p>
<p><i>NN/Implied volatility (t – 1)</i></p> <p>In vergelijking met</p> <p><i>NN/GARCH(1,1)</i></p>	<p>H_0 : MAE (NN/Implvol) = MAE (NN/GARCH)</p> <p>H_1 : MAE (NN/Implvol) < MAE (NN/GARCH)</p> <p>significantieniveau $\alpha = 0.05$</p> <p>t-waarde = 1.57</p> <p>$t_{0.05} (220) = 1.645$</p> <p>$P(H_0) = 0.0582$</p>
<p><i>NN/Implied volatility (t – 1)/aantal</i></p> <p>In vergelijking met</p>	<p>H_0 : MAE (NN/Implvol/aantal) = MAE (NN/GARCH/aantal)</p> <p>H_1 : MAE (NN/Implvol/aantal) < MAE (NN/GARCH/aantal)</p> <p>significantieniveau $\alpha = 0.05$</p> <p>t-waarde = 2.12</p>

Tabel 3) De resultaten van de t-toetsen. Een uitkomst die rood is, betekent dat de nulhypothese verworpen kan worden ($P(H_0) < \alpha$). Een uitkomst die groen is, betekent dat de nulhypothese niet verworpen kan worden ($P(H_0) \geq \alpha$).



7. Conclusies

Zoals te zien is in tabel 2 van hoofdstuk 5 heeft de combinatie van een neuraal netwerk met de implied volatility ($t-1$) en de bid-askspread de laagste Mean Absolute Error (0.093) opgeleverd. Na het uitvoeren van de t-toetsen is echter gebleken dat de schattingen van de calloptieprijs van deze combinatie niet significant (bij $\alpha = 0.05$) de beste waren. De combinaties van een neuraal netwerk met de implied volatility ($t-1$), een neuraal netwerk met de implied volatility ($t-1$) en het aantal verhandelde opties per handelsdag, een neuraal netwerk met de implied volatility ($t-1$), het aantal verhandelde opties per handelsdag en de bid-askspread en het Black-Scholes model met implied volatility ($t-1$) hadden alle vier een MAE die erg dicht bij de laagste MAE lag. Over deze vijf combinaties kan dus geconcludeerd worden dat de ene combinatie niet significant betere schattingen geeft dan de andere combinatie.

Tussen het gebruik van de verschillende volatiliteitmodellen is wel een duidelijk significant verschil op te merken. De schattingen die gedaan zijn met behulp van de implied volatility ($t-1$), hebben veel lagere MAE's opgeleverd en de schattingen zijn ook significant beter dan de schattingen die gedaan zijn met behulp van het GARCH(1,1) model. Hieruit kan geconcludeerd worden dat de implied volatility van de vorige dag een goede indicatie is voor de implied volatility van de huidige dag. Zo kan de implied volatility van de vorige dag goed gebruikt worden voor het schatten van de optieprijs van de huidige dag.

Het GARCH(1,1) model, zoals deze in dit onderzoek gebruikt is, leverde in verhouding tot de implied volatility ($t-1$) veel minder bevredigende resultaten op. Misschien heeft dit te maken met de verversingsfrequentie van de parameters α, β en ω en zullen de schattingen nauwkeuriger worden wanneer de parameters bijvoorbeeld om de 5 dagen worden verversed in plaats van zoals in dit onderzoek om de 10 dagen. Ook kan het te maken hebben met het aantal handelsdagen op basis waarvan de parameters α, β en ω geschat worden. Deze kunnen bijvoorbeeld geschat worden op basis van de voorgaande 100 handelsdagen in plaats van zoals in dit onderzoek op basis van de voorgaande 60 handelsdagen. De parameters

bevatten nu meer informatie over de voorgaande periode en zo kan misschien een betere schatting worden gedaan voor de toekomstige periode.

De toevoeging van de variabelen 'bid-askspread' en 'aantal verhandelde opties per handelsdag' aan het neurale netwerk hebben ook niet geleid tot significant betere schattingen van het neurale netwerk. Wel is duidelijk te zien in tabel 2 van hoofdstuk 5 dat de toevoeging van de variabele 'bid-askspread' voor een kleine verbetering van de MAE zorgde en dat de toevoeging van de variabele 'aantal verhandelde opties per handelsdag' voor een kleine verslechtering van de MAE zorgde.

De verschillen zijn echter niet significant en er kan niet geconcludeerd worden dat de toevoeging van één van deze extra variabelen aan het neurale netwerk er toe heeft geleid dat de nauwkeurigheid van de schattingen significant zijn toegenomen.

Er kan dus niet geconcludeerd worden dat het Black-Scholes model of het neurale netwerk significant betere schattingen heeft opgeleverd in dit onderzoek. Wel kan er geconcludeerd worden dat het gebruik van het neurale netwerk ook een goede methode is voor het schatten van optiepreizen en dus een goede optie is ter vervanging van het Black-Scholes model. Het enige aantoonbare significante verschil is er tussen het gebruik van het GARCH(1,1) model en de implied volatility ($t - 1$) en de grootste uitschieter van de MAE is voor de combinatie van het Black-Scholes model met de GARCH(1,1) volatiliteit.

De conclusies uit dit onderzoek komen in redelijke mate overeen met de onderzoeken die zijn behandeld in hoofdstuk 3, maar er zijn ook een aantal verschillen aan te wijzen.

- De conclusies uit het onderzoek van Amilon komen overeen met de gevonden conclusies in dit onderzoek, daar beide onderzoeken tot de conclusie komen dat het gebruik van een model op basis van neurale netwerken betere resultaten oplevert dan het gebruik van het Black-Scholes model. Maar ook dat de resultaten van de neurale netwerken soms niet significant beter zijn dan die van het Black-Scholes model.

- Tussen de resultaten uit het onderzoek van Andreou, Charalambous en Martzoukos en dit onderzoek is wel een verschil aan te wijzen. Zo kwamen zij tot de conclusie dat het Black-Scholes model significant beter presteerde bij gebruik van implied volatility, dan het model op basis van een neuraal netwerk. In dit onderzoek leverde de modellen op basis van een neuraal netwerk juist betere resultaten op bij het gebruik van implied volatility, alleen waren deze niet altijd significant.

Bij het onderzoek van Nieuwenhuize, Pijls, Rothkrantz en Visser kan er ook geconcludeerd worden dat het gebruik van neurale netwerken een goede keus is voor het schatten van optiewaardes. Een verschil tussen de resultaten uit dat onderzoek en dit onderzoek is dat zij tot de conclusie kwamen dat de neurale netwerken beter gingen presteren wanneer er meerdere verborgen lagen werden gebruikt, terwijl de neurale netwerken in dit onderzoek juist beter presteerde bij het gebruik van slechts één verborgen laag.

8. Mogelijkheden vervolgonderzoek

Welke mogelijkheden zijn er om het gedane onderzoek te verbeteren en/of uit te breiden?

- De schattingen die gemaakt zijn met behulp van GARCH(1,1)/Black-Scholes en GARCH(1,1)/Neurale Netwerken zouden misschien nauwkeuriger kunnen worden wanneer de GARCH(1,1) parameters (α , β en ω) vaker ververs worden. Ook zouden de parameters (α , β en γ) geschat kunnen worden op basis van een langere tijdreeks. Zo kunnen de GARCH(1,1) parameters bijvoorbeeld op basis van de laatste 100 handelsdagen geschat worden en iedere 5 dagen ververs worden, in plaats van deze te schatten op basis van de laatste 60 handelsdagen en iedere 10 dagen te verversen.
- In dit onderzoek zijn er al extra inputvariabelen (aantal verhandelde opties per handelsdag en de bid-askspreed) verstrekt aan het neurale netwerk om te testen of het neurale netwerk met deze extra inputs betere schattingen kan genereren. Er zouden dus nog andere variabelen gebruikt kunnen worden die betrekking hebben op de optieprijs, om zo misschien tot betere schattingen van het neurale netwerk te komen.
- Ook zou de gebruikte dataset uitgebreid kunnen worden. Zo kan bijvoorbeeld de hoeveelheid datarecords worden uitgebreid om te testen of de grotere sets tot betere schattingen van het neurale netwerk leiden. Ook kunnen er verschillende sets gemaakt worden voor verschillende sectoren, zoals banken en niet-banken, om zo te testen of hier significante verschillen in zitten bij de nauwkeurigheid van de schattingen.

Er kunnen natuurlijk ook andere modellen en/of andere combinaties van modellen gebruikt worden voor het schatten van de optiewaardes. Zo zou het binomiale model gebruikt kunnen worden voor het schatten van de optiewaardes en zou de volatiliteit bijvoorbeeld aan de hand van de historische volatiliteit, het EWMA model of een andere GARCH(x,y) variant berekend kunnen worden.



9. Literatuurlijst

- 1) A.D. Aczel en J. Sounderpandian, *Complete Business Statistics*, 5th edition 2002, McGraw-Hill.
- 2) H. Amilon, *A neural network versus Black-Scholes: a comparison of pricing and hedging performances*, Research paper.
- 3) P. Ch. Andreou, C. Charalambous en S. H. Martzoukos, *Critical assessment of option pricing methods using artificial neural networks and implied volatility*, Research paper.
- 4) F. Black en M. Scholes, The pricing of options and corporate liabilities, *Journal of political economy*, 1973, volume 81.
- 5) T. Bollerslev, Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity, *Journal of econometrics*, 1986, volume 31.
- 6) R. Engle, Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation, *Econometrica*, 1982, volume 50.
- 7) J.C. Hull, *Options, futures and other derivatives*, 5^{de} editie 2003, Prentice Hall.
- 8) B. Kröse en P. van der Smagt, *An introduction to neural networks*, 8^{ste} editie 1996.
- 9) T.M. Mitchell, *Machine Learning*, International edition 1997, McGraw-Hill.
- 10) P. Newbold, *Statistics for business and economics*, 4th edition 1995, Prentice-Hall.

- 11) J.W. Nieuwenhuize, A. Pijls, R. Rothkrantz en V. Visser, *Can neural networks beat the Black-Scholes formula*, Research paper.
- 12) A-P.N. Refenes, A.N. Burgess en Y. Bentz, *Neural Networks in Financial Engineering: a study in Methodology*, Tutorial notes 1996.

Websites

- 13) www.cs.waikato.ac.nz/~ml/weka, website van de universiteit van Waikato waarvan het software pakket WEKA gratis te downloaden is.
- 14) www.datastream.net, website van het Datastream systeem. Hier kan je historische financiële gegevens opvragen.
- 15) www.dnb.nl, website van De Nederlandse Bank voor het verkrijgen van de risico vrije rente.
- 16) www.fintools.com, website van Montgomery Investment Technology Inc., waar de Fintools® add-in voor Excel te downloaden is.
- 17) http://nl.wikipedia.org/wiki/Neuraal_netwerk, website met uitleg over de opbouw en werking van neurale netwerken.
- 18) www.savestockoptions.org/experts03, website met onder andere uitspraken over het Black-Scholes model.
- 19) www.solver.com, website met extra add-ins voor de Excel Solver.

10. Bijlagen

Bijlage 1: gebruikte opties

Onderliggend aandeel	Looptijd	Uitoefenprijs	Aantal daggegevens
Akzo Nobel	01-06-2001 t/m 19-10-2001	€ 50.00	97
ASML	01-03-2001 t/m 20-07-2001	€ 25.00	94
DSM	15-02-2001 t/m 20-07-2001	€ 40.00	106
ING	01-03-2003 t/m 18-07-2003	€ 12.00	85
Philips	01-02-2003 t/m 18-07-2003	€ 18.00	112
AH	15-02-2000 t/m 21-07-2000	€ 30.00	100
Unilever	15-05-2000 t/m 20-10-2000	€ 55.00	105
AAB	10-05-2002 t/m 18-10-2002	€ 18.00	100
ING	12-06-2002 t/m 18-10-2002	€ 22.00	77
Unilever	01-05-2001 t/m 19-10-2001	€ 65.00	120
RD	01-02-2003 t/m 18-07-2003	€ 40.00	117

Tabel 5) De gebruikte opties voor de dataset.

Bijlage 2: uitkomsten verschillende combinaties

	t-waarde	P-waarde	df
NN IV/NN IV aantal	0.29	0.3859	231
NN IV/NN IV b-a	0.24	0.4052	232
NN IV/NN IV aantal b-a	0.61	0.2709	232
NN IV/NN GARCH	1.57	0.0582	220
NN IV/NN GARCH aantal	2.40	0.0082	208
NN IV/NN GARCH b-a	1.22	0.1112	226
NN IV/NN GARCH aantal b-a	2.17	0.0150	216
NN IV/B&S IV	0.98	0.1635	231
NN IV/B&S GARCH	6.36	0.0000	166
NN IV aantal/NN IV b-a	0.52	0.3015	232
NN IV aantal/NN IV aantal b-a	0.31	0.3783	232
NN IV aantal/NN GARCH	1.28	0.1003	224
NN IV aantal/NN GARCH aantal	2.12	0.0170	214
NN IV aantal/NN GARCH b-a	0.93	0.1762	230
NN IV aantal/NN GARCH aantal b-a	1.88	0.0301	222
NN IV aantal/B&S IV	0.66	0.2546	229
NN IV aantal/B&S GARCH	6.12	0.0000	172
NN IV b-a/NN IV aantal b-a	0.84	0.2005	232
NN IV b-a/NN GARCH	1.77	0.0384	221
NN IV b-a/NN GARCH aantal	2.59	0.0048	209
NN IV b-a/NN GARCH b-a	1.44	0.0749	227
NN IV b-a/NN GARCH aantal b-a	2.36	0.0091	218
NN IV b-a/B&S IV	1.22	0.1112	231
NN IV b-a/B&S GARCH	6.50	0.0000	168
NN IV aantal b-a/NN GARCH	1.02	0.1539	222
NN IV aantal b-a/NN GARCH aantal	1.89	0.0294	211
NN IV aantal b-a/NN GARCH b-a	0.65	0.2578	228
NN IV aantal b-a/NN GARCH aantal b-a	1.63	0.0516	219
NN IV aantal b-a/B&S IV	0.34	0.3669	231
NN IV aantal b-a/B&S GARCH	5.96	0.0000	169
NN GARCH/NN GARCH aantal	0.86	0.1949	229
NN GARCH/NN GARCH b-a	0.38	0.3520	230
NN GARCH/NN GARCH aantal b-a	0.57	0.2843	232
NN GARCH/B&S IV	0.75	0.2266	215
NN GARCH/B&S GARCH	4.99	0.0000	192
NN GARCH aantal/NN GARCH b-a	1.25	0.1056	224
NN GARCH aantal/NN GARCH aantal b-a	0.31	0.3783	231
NN GARCH aantal/B&S IV	1.65	0.0495	203
NN GARCH aantal/B&S GARCH	4.18	0.0000	205
NN GARCH b-a/NN GARCH aantal b-a	0.97	0.1660	229
NN GARCH b-a/B&S IV	0.35	0.3632	223
NN GARCH b-a/B&S GARCH	5.37	0.0000	182
NN GARCH aantal b-a/B&S IV	1.37	0.0853	211
NN GARCH aantal b-a/B&S GARCH	4.52	0.0000	196
B&S IV/B&S GARCH	5.83	0.0000	162

Tabel 6) Uitkomsten van de verschillende combinaties. Allen getest op basis van een significantieniveau (α) van 0.05 en in combinatie met het aantal vrijheidsgraden (df) een t-waarde van 1.645

Bijlage 3: instellingen/uitkomsten neurale netwerken

1. NN met implied volatility

=== Run information ===

Scheme: weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.1 -M 0.3 -N 5000 -V 20 -S 0 -E 20 -H 8 -G -R

Relation: optiedata-trainingsset/validatieset-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R3,5-6,10

Instances: 325

Attributes: 6

looptijd, uitvoefprijs, optieprijs, aandeleprijs, rente, implvolatility

Test mode: user supplied test set: 117 instances

=== Classifier model (full training set) ===

Linear Node 0

Inputs Weights

Threshold 1.061734563157209

Node 1 -0.3737341203658301

Node 2 0.7749302022932607

Node 3 -0.9454244698269532

Node 4 -1.0996827577014918

Node 5 -2.3790604112805562

Node 6 3.3515833658409155

Node 7 -2.102769389513588

Node 8 1.8025495992524203

Sigmoid Node 1

Inputs Weights

Threshold -0.9520031171546236

Attrib looptijd 2.312094497509623

Attrib uitvoefprijs -

0.3196061162551707

Attrib aandeleprijs -

1.1531366952756714

Attrib rente 2.3390827301150434

Attrib implvolatility -

1.190812363328188

Sigmoid Node 2

Inputs Weights

Threshold -2.6050446798669094

Attrib looptijd -

0.6402068312703056

Attrib uitvoefprijs

0.973218772403672

Attrib aandeleprijs

0.559319994877926

Attrib rente 1.3622090081120386

Attrib implvolatility

0.8280457998578578

Sigmoid Node 3

Inputs Weights

Threshold -1.028272942345779

Attrib looptijd

0.8635585069128833

Attrib uitvoefprijs -

0.8984527193674289

Attrib aandeleprijs -

0.8836876909253761

Attrib rente 0.36158653280887026

Attrib implvolatility

0.8067218569704215

Sigmoid Node 4

Inputs Weights

Threshold -2.0399517419265782

Attrib looptijd 2.112079873838558

Attrib uitvoefprijs

0.809531915856722

Attrib aandeleprijs -

2.1610214299726542

Attrib rente -1.213704190903213

Attrib implvolatility -

0.9689791730838037

Sigmoid Node 5

Inputs Weights

Threshold -2.99319232989175

Attrib looptijd -1.4331421405269216
 Attrib uitoefenprijs
 1.4845491250548009
 Attrib aandeelprijs -
 1.3390542153528793
 Attrib rente 0.24627048041876928
 Attrib implvolatility -
 4.006344999754771
 Sigmoid Node 6
 Inputs Weights
 Threshold -1.121832482042788
 Attrib looptijd -0.0605586505431036
 Attrib uitoefenprijs -
 9.221021136162307
 Attrib aandeelprijs
 9.96882192563799
 Attrib rente 0.0517820825875471
 Attrib implvolatility
 0.3099215474162357
 Sigmoid Node 7
 Inputs Weights
 Threshold -0.11073411873417865

Attrib looptijd -1.5107303518666673
 Attrib uitoefenprijs -
 0.9653979009577713
 Attrib aandeelprijs
 0.4099172305857552
 Attrib rente -0.12207384424832739
 Attrib implvolatility
 3.0136108255139313
 Sigmoid Node 8
 Inputs Weights
 Threshold -3.438722630019455
 Attrib looptijd -1.0183099506185034
 Attrib uitoefenprijs
 0.1287100273060846
 Attrib aandeelprijs -
 1.8170780057729
 Attrib rente 0.21159758659729402
 Attrib implvolatility -
 0.7420802581288172
 Class
 Input
 Node 0

Time taken to build model: 77.15 seconds

=== Evaluation on test set ===
 === Summary ===

Correlation coefficient	0.9954
Mean absolute error	0.0976
Root mean squared error	0.1459
Relative absolute error	8.0666 %
Root relative squared error	9.7679 %
Total Number of Instances	117

2. NN met implied volatility en aantal

=== Run information ===

Scheme: weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.1 -M 0.3 -N 5000 -V 20 -S 0 -E 20 -H 8 -G -R

Relation: optiedata-trainingsset/validatieset-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R5-6,10

Instances: 325

Attributes: 7

Looptijd, uitvoerprijs, aantal, optieprijs, aandeeiprijs, rente, implvolatility

Test mode: user supplied test set: 117 instances

=== Classifier model (full training set) ===

Linear Node 0

Inputs Weights

Threshold 3.27477137557402

Node 1 0.3491725936225805

Node 2 -1.951390242721204

Node 3 -0.8422901721725722

Node 4 1.359236114029353

Node 5 0.9428015196816049

Node 6 -0.5642689264750257

Node 7 -3.9318853158048834

Node 8 0.5617283820945014

Sigmoid Node 1

Inputs Weights

Threshold -0.8948195918177371

Attrib looptijd

0.5314261465247545

Attrib uitvoerprijs

0.2969462173487231

Attrib aantal 0.5621083019667884

Attrib aandeeiprijs

0.47023528490683003

Attrib rente -0.1404403159790546

Attrib implvolatility

0.9195462091871093

Sigmoid Node 2

Inputs Weights

Threshold -1.7991104769391326

Attrib looptijd -

2.5472216577149434

Attrib uitvoerprijs -

0.2562640604993541

Attrib aantal 0.8471571810467052

Attrib aandeeiprijs

0.589348675291338

Attrib rente -

0.16586296068523174

Attrib implvolatility

1.8264673971537033

Sigmoid Node 3

Inputs Weights

Threshold -1.8432143554831883

Attrib looptijd -

1.0123003879836847

Attrib uitvoerprijs

4.783208490160376

Attrib aantal 1.585229354993188

Attrib aandeeiprijs -

5.862025931240867

Attrib rente 0.7760465897470714

Attrib implvolatility -

4.078316159741371

Sigmoid Node 4

Inputs Weights

Threshold -0.9958756232263924

Attrib looptijd

1.3118367419162569

Attrib uitvoerprijs

0.5860970479668147

Attrib aantal

0.07280864705230218

Attrib aandeeiprijs

0.4481277408222532

Attrib rente 0.2184540996710272

Attrib implvolatility

1.8205853459759649

Sigmoid Node 5

Inputs Weights

Threshold -0.6955457228612498

Attrib looptijd -
 0.6795124109272906
 Attrib uitvoerprijs
 0.8498861681972616
 Attrib aantal
 0.24453538638033823
 Attrib aandeelprijs -
 0.5016992927776259
 Attrib rente -0.4613037404362654
 Attrib implvolatility
 0.2658629912727044
 Sigmoid Node 6
 Inputs Weights
 Threshold -0.11436594601916865
 Attrib looptijd
 2.0314403481077212
 Attrib uitvoerprijs -
 0.24047776478706911
 Attrib aantal
 0.41850476825473215
 Attrib aandeelprijs
 0.6533443182654142
 Attrib rente -3.888797317013546
 Attrib implvolatility -
 0.6361425098652536
 Sigmoid Node 7
 Inputs Weights
 Threshold 0.7476735114124645

Attrib looptijd -
 0.10556359729062514
 Attrib uitvoerprijs
 9.062798250902564
 Attrib aantal -
 0.44633042779382237
 Attrib aandeelprijs -
 9.85321468801377
 Attrib rente -
 0.041083225251686305
 Attrib implvolatility -
 0.5929372964330965
 Sigmoid Node 8
 Inputs Weights
 Threshold -0.610950739632523
 Attrib looptijd -
 0.6158478015412613
 Attrib uitvoerprijs -
 0.2503346530183068
 Attrib aantal 1.9496683740917027
 Attrib aandeelprijs
 0.2767585847297323
 Attrib rente -1.1944418182845549
 Attrib implvolatility -
 0.20021861420585718
 Class
 Input
 Node 0

Time taken to build model: 28.88 seconds

=== Evaluation on test set ===

=== Summary ===

Correlation coefficient	0.9947
Mean absolute error	0.1032
Root mean squared error	0.1545
Relative absolute error	8.5326 %
Root relative squared error	10.3404 %
Total Number of Instances	117

3. NN met implied volatility en bid-asksread

=== Run information ===

Scheme: weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.1 -M 0.3 -N 10000 -V 20 -S 0 -E 20 -H 10 -G -R

Relation: optiedata-trainingsset/validatieset-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R3,5-6,11

Instances: 325

Attributes: 7

Looptijd, uitoefenprijs, optieprijs, bid-asksread, aandeleprijs, rente, implvolatility

Test mode: user supplied test set: 117 instances

=== Classifier model (full training set) ===

```
Linear Node 0
  Inputs  Weights
  Threshold  2.7644461246913923
  Node 1  1.9783624098074601
  Node 2  1.0489919988278427
  Node 3  -2.7983093431072734
  Node 4  1.4659096251302786
  Node 5  0.5388500298620085
  Node 6  -0.8764973637567202
  Node 7  1.2901845826193301
  Node 8  -1.8514360028457062
  Node 9  -4.447824685954056
  Node 10  1.876911867158446
  Attrib uitoefenprijs  -
  1.637097342680902
  Attrib bid-asksread
  0.7149963262603999
  Attrib aandeleprijs
  2.656427389319061
  Attrib rente  -1.3855396234565747
  Attrib implvolatility
  0.7880689219911226
Sigmoid Node 3
  Inputs  Weights
  Threshold  -3.583451198440625
  Attrib looptijd
  1.7753487623110926
  Attrib uitoefenprijs
  1.2053517552389348
  Attrib bid-asksread
  0.3736027520403021
  Attrib aandeleprijs  -
  0.7705028793606016
  Attrib rente  -1.049414469149534
  Attrib implvolatility  -
  2.8093421533501495
Sigmoid Node 4
  Inputs  Weights
  Threshold  -1.8652435472009412
  Attrib looptijd  -
  0.2060217632232548
  Attrib uitoefenprijs
  1.501474738316374
  Attrib bid-asksread  -
  0.16725692078738466
Sigmoid Node 1
  Inputs  Weights
  Threshold  2.851258889389932
  Attrib looptijd
  1.2206137677146607
  Attrib uitoefenprijs  -
  3.592459482025701
  Attrib bid-asksread
  0.4363351255033662
  Attrib aandeleprijs
  4.2125732872196
  Attrib rente  -0.4181973201431969
  Attrib implvolatility
  3.5375239714726048
Sigmoid Node 2
  Inputs  Weights
  Threshold  -1.9082592085074679
  Attrib looptijd
  0.7038804501978816
```

Attrib aandeelprijs -	Attrib implvolatility
1.887777302232336	1.1763398366793805
Attrib rente -2.4437568931425444	Sigmoid Node 8
Attrib implvolatility -	Inputs Weights
1.1778565651807107	Threshold -
Sigmoid Node 5	0.048097532154586786
Inputs Weights	Attrib looptijd -
Threshold -0.00971216022199101	1.612723954276406
Attrib looptijd -	Attrib uitoefenprijs -
0.878353341132425	0.8283626554808762
Attrib uitoefenprijs	Attrib bid-asksread
1.0839039049452568	0.47620649248117425
Attrib bid-asksread	Attrib aandeelprijs
0.4897797313509651	1.6725426745945688
Attrib aandeelprijs	Attrib rente -2.4308842803162203
1.606999164869804	Attrib implvolatility
Attrib rente -0.7909729158624056	2.4720021017923663
Attrib implvolatility	Sigmoid Node 9
0.8651147267787931	Inputs Weights
Sigmoid Node 6	Threshold 3.2396776692078197
Inputs Weights	Attrib looptijd 0.34935700458079
Threshold -1.2428411758648923	Attrib uitoefenprijs
Attrib looptijd	10.263060237121357
3.0460934696825026	Attrib bid-asksread
Attrib uitoefenprijs -	0.12696716942157027
0.5380585497080876	Attrib aandeelprijs -
Attrib bid-asksread -	10.882510570206376
0.3918369717825566	Attrib rente -0.094785422059511
Attrib aandeelprijs -	Attrib implvolatility
2.2207118720744856	1.0778741934624432
Attrib rente -	Sigmoid Node 10
0.20561735510580142	Inputs Weights
Attrib implvolatility	Threshold -0.7164415930407448
1.4171839475648869	Attrib looptijd
Sigmoid Node 7	1.1738932226866055
Inputs Weights	Attrib uitoefenprijs
Threshold -0.7127653568748233	0.18492140527463993
Attrib looptijd	Attrib bid-asksread
2.0950693494357995	0.43385827565866913
Attrib uitoefenprijs -	Attrib aandeelprijs
0.626093158312784	1.3955577688016045
Attrib bid-asksread -	Attrib rente -1.5285420252572113
0.42268494277543134	Attrib implvolatility
Attrib aandeelprijs	2.230521001936156
0.5307457492121131	Class
Attrib rente 0.8998372572265667	Input
	Node 0

Time taken to build model: 183.37 seconds

=== Evaluation on test set ===

=== Summary ===

Correlation coefficient	0.9954
Mean absolute error	0.093
Root mean squared error	0.1477
Relative absolute error	7.6851 %
Root relative squared error	9.8843 %
Total Number of Instances	117

4. NN met implied volatility, aantal en bid-askspread

=== Run information ===

Scheme: weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.3 -M 0.2 -N 10000 -V 20 -S 0 -E 20 -H 10 -G -R

Relation:optiedata-trainings-/validatieset-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R5-6,11

Instances: 325

Attributes: 8

Looptijd, uitoefenprijs, aantal, optieprijs, bid-askspread, aandelprijs, rente, implvolatility

Test mode: user supplied test set: 117 instances

=== Classifier model (full training set) ===

Linear Node 0

Inputs Weights

Threshold -1.042413524347198

Node 1 1.1363725277263856

Node 2 2.011862869019472

Node 3 -1.0914972896993416

Node 4 1.4522127031875403

Node 5 0.5488444020978196

Node 6 0.7345793383538844

Node 7 -1.9367842561419875

Node 8 -0.21622106462253

Node 9 -0.45985566510240095

Node 10 0.9411395904031132

Sigmoid Node 1

Inputs Weights

Threshold 4.723046755503269

Attrib looptijd

1.7448045739100992

Attrib uitoefenprijs -

5.319349512369627

Attrib aantal 0.4309680943120101

Attrib bid-askspread

0.5416311617971896

Attrib aandelprijs

6.874490904616622

Attrib rente -0.6747178965615115

Attrib implvolatility

5.204652345427043

Sigmoid Node 2

Inputs Weights

Threshold -0.8748260980344127

Attrib looptijd -

0.20046451849829652

Attrib uitoefenprijs -

13.300107327009066

Attrib aantal

0.27203960867774984

Attrib bid-askspread -

0.2193910403287349

Attrib aandelprijs

14.611194271316576

Attrib rente 0.22959140923834756

Attrib implvolatility

0.4749427745648709

Sigmoid Node 3

Inputs Weights

Threshold 0.0843043592880424

Attrib looptijd -

2.1171985255477357

Attrib uitoefenprijs

0.5688408562731645

Attrib aantal 2.236267236633958

Attrib bid-askspread

1.8136211327694414

Attrib aandelprijs -

1.796627497621257

Attrib rente -3.1077740506030804

Attrib implvolatility

3.6490502732561128

Sigmoid Node 4

Inputs Weights

Threshold -0.9037478644414358

Attrib looptijd

1.2572381115992661

Attrib uitoefenprijs

0.7963992006183019

Attrib aantal -1.096268073059794

Attrib bid-askspread
0.07580979629323426
Attrib aandeelprijs
0.2559754755777146
Attrib rente 0.6156643994333483
Attrib implvolatility
4.564365848573204
Sigmoid Node 5
Inputs Weights
Threshold -1.813320841990745
Attrib looptijd
1.2652026036731918
Attrib uitoefenprijs -
2.212677661196981
Attrib aantal 1.7211702018918738
Attrib bid-askspread
1.5578258027183767
Attrib aandeelprijs
2.0162118227372194
Attrib rente -
0.10807675426113876
Attrib implvolatility
0.3729085335074774
Sigmoid Node 6
Inputs Weights
Threshold -1.404393092129822
Attrib looptijd
0.7208942163512649
Attrib uitoefenprijs -
0.6577226985089396
Attrib aantal 1.66114427845919
Attrib bid-askspread
0.8103276938986227
Attrib aandeelprijs
0.9124238471775009
Attrib rente 0.48620280337354216
Attrib implvolatility
1.6095752383783517
Sigmoid Node 7
Inputs Weights
Threshold -2.6635559438019825
Attrib looptijd -
2.3235247281655997
Attrib uitoefenprijs -
1.3165329435827493
Attrib aantal
0.20823399834420156
Attrib bid-askspread
0.1327878218886562

Attrib aandeelprijs
1.2096495783502388
Attrib rente 1.1086514189508276
Attrib implvolatility
2.6403851624477954
Sigmoid Node 8
Inputs Weights
Threshold -1.7352136360091008
Attrib looptijd
1.4762021904994116
Attrib uitoefenprijs
0.6375231147259558
Attrib aantal 2.444418258184622
Attrib bid-askspread -
0.49334654238785564
Attrib aandeelprijs -
4.407020881079366
Attrib rente -1.2108286823320367
Attrib implvolatility -
1.1651800435363222
Sigmoid Node 9
Inputs Weights
Threshold -1.4713365348785628
Attrib looptijd 3.399456591738253
Attrib uitoefenprijs
2.273561516568242
Attrib aantal -
0.14252504292346596
Attrib bid-askspread
1.1779163416824037
Attrib aandeelprijs -
1.7447204842216215
Attrib rente -0.9707897536348546
Attrib implvolatility -
0.9914894278096712
Sigmoid Node 10
Inputs Weights
Threshold -4.159373817059257
Attrib looptijd -
2.300990540285353
Attrib uitoefenprijs -
2.8251682357276358
Attrib aantal 2.3012314693566993
Attrib bid-askspread
1.1386862542399063
Attrib aandeelprijs -
1.2879777273732482
Attrib rente -1.4910401892962724
Attrib implvolatility -
0.6823341696595128

Class		Node 0	
Input			
Time taken to build model:	117.56	Root mean squared error	
seconds		0.1495	
=== Evaluation on test set ===		Relative absolute error	
=== Summary ===		9.0446 %	
Correlation coefficient	0.996	Root relative squared error	
Mean absolute error		10.0071 %	
0.1094		Total Number of Instances	117

5. NN met GARCH(1,1), aantal en bid-asksread

=== Run information ===

Scheme: weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.3 -M 0.1 -N 10000 -V 20 -S 0 -E 20 -H 6 -G -R

Relation: optiedata-traingsset

Instances: 325

Attributes: 8

Looptijd, uitoefenprijs, aantal, optieprijs, bid-asksread, aandeelprijs, rente, garchvolatility

Test mode: user supplied test set: 117 instances

=== Classifier model (full training set) ===

Linear Node 0

Inputs Weights

Threshold 1.4009471607151758

Node 1 -0.9110545939920119

Node 2 -0.411055723683936

Node 3 -1.108642158907445

Node 4 -1.9208689218919872

Node 5 -2.400340917493336

Node 6 0.7169881919563605

Sigmoid Node 1

Inputs Weights

Threshold -3.528633582358488

Attrib looptijd -

1.3367576021315182

Attrib uitoefenprijs

1.6944551887224217

Attrib aantal 0.188582133870681

Attrib bid-asksread

0.26014274531561815

Attrib aandeelprijs -

1.4940134292766323

Attrib rente 1.5489345260386727

Attrib garchvolatility -

1.9947180842342915

Sigmoid Node 2

Inputs Weights

Threshold -2.0789999790245126

Attrib looptijd

2.8055987783980996

Attrib uitoefenprijs -

1.1216680140974553

Attrib aantal 0.7397226411371208

Attrib bid-asksread -

3.3475605460689266

Attrib aandeelprijs -

4.459552554992696

Attrib rente -1.7881165618964607

Attrib garchvolatility

3.361051015433451

Sigmoid Node 3

Inputs Weights

Threshold -3.0639459836680296

Attrib looptijd

0.22323670562623435

Attrib uitoefenprijs

2.990691992421363

Attrib aantal 1.5103259579334927

Attrib bid-asksread -

0.39902133658403455

Attrib aandeelprijs

1.8173912246936483

Attrib rente 1.2442414244606823

Attrib garchvolatility

2.892249135479899

Sigmoid Node 4

Inputs Weights

Threshold 0.13316614506686858

Attrib looptijd -

0.0915677962993629

Attrib uitoefenprijs

17.60205704584307

Attrib aantal -

0.1771103249857696

Attrib bid-asksread -

0.17561350478468624

Attrib aandeelprijs -

18.418418684289954

Attrib rente -
 0.16823301580849448
 Attrib garchvolatility -
 1.0476929511257171
 Sigmoid Node 5
 Inputs Weights
 Threshold -3.6406819953669993
 Attrib looptijd -
 2.176508862335653
 Attrib uitoefenprijs
 4.634988696684492
 Attrib aantal -
 0.07950476528461083
 Attrib bid-asksread
 0.9138406788834814
 Attrib aandeelprijs -
 3.9864462232119986
 Attrib rente -3.2946824960726175
 Attrib garchvolatility
 2.6281722832441083

Sigmoid Node 6
 Inputs Weights
 Threshold -4.241857807800253
 Attrib looptijd
 0.46729253816593563
 Attrib uitoefenprijs -
 2.032677221977372
 Attrib aantal 1.7279310972191837
 Attrib bid-asksread
 0.17669728582036798
 Attrib aandeelprijs
 11.593025761153532
 Attrib rente 3.178156319526748
 Attrib garchvolatility
 1.6670673205412245
 Class
 Input
 Node 0

Time taken to build model: 213.42 seconds

=== Evaluation on test set ===

=== Summary ===

Correlation coefficient	0.9919
Mean absolute error	0.146
Root mean squared error	0.1923
Relative absolute error	12.0663 %
Root relative squared error	12.8715 %
Total Number of Instances	117

6. NN met GARCH(1,1) en aantal

=== Run information ===

Scheme: weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.1 -M 0.1 -N 10000 -V 20 -S 0 -E 20 -H 9 -G -R

Relation: optiedata-trainingsset

Instances: 325

Attributes: 7

Looptijd, uitoefenprijs, aantal, optieprijs, aandeelprijs, rente, garchvolatility

Test mode: user supplied test set: 117 instances

=== Classifier model (full training set) ===

Linear Node 0

Inputs Weights

Threshold 3.3361728058368634

Node 1 1.0223773293620468

Node 2 -0.9046996199781882

Node 3 0.018256513262181133

Node 4 -1.4082998974712682

Node 5 -1.2834683393762896

Node 6 -1.6121732394598345

Node 7 -3.0952043374435463

Node 8 0.8346210704439828

Node 9 1.0602895869306634

Sigmoid Node 1

Inputs Weights

Threshold -0.7483624229240725

Attrib looptijd

0.3203003409411052

Attrib uitoefenprijs

1.1160019320305667

Attrib aantal -0.754277409734755

Attrib aandeelprijs -

1.1712005316030933

Attrib rente 0.9978754753759972

Attrib garchvolatility

1.561996238221374

Sigmoid Node 2

Inputs Weights

Threshold -0.97415833662751

Attrib looptijd

3.2592025087694045

Attrib uitoefenprijs -

0.358432282157437

Attrib aantal

0.29368273973023523

Attrib aandeelprijs -

3.5986998832008665

Attrib rente -2.9926108604598802

Attrib garchvolatility

0.8518432051185045

Sigmoid Node 3

Inputs Weights

Threshold -0.9565032843290103

Attrib looptijd

0.5134753934143684

Attrib uitoefenprijs -

0.05076729982284206

Attrib aantal 0.8492338634629767

Attrib aandeelprijs -

0.6011265891376868

Attrib rente 0.3837021137411163

Attrib garchvolatility

1.0457413784371656

Sigmoid Node 4

Inputs Weights

Threshold -1.4290786677102383

Attrib looptijd -

1.8076300701741583

Attrib uitoefenprijs

2.059913443901095

Attrib aantal 1.1006941874395253

Attrib aandeelprijs -

0.0667883574691659

Attrib rente -2.4028067794424146

Attrib garchvolatility

1.8352850163947065

Sigmoid Node 5

Inputs Weights

Threshold -0.5776226485352255

Attrib looptijd -	Attrib aandeelprijs -
0.49860755490880687	11.530715440055312
Attrib uitvoefprijs -	Attrib rente -0.2385062662624851
1.161283356375932	Attrib garchvolatility -
Attrib aantal -	0.35396217792069784
0.05441336162157242	Sigmoid Node 8
Attrib aandeelprijs -	Inputs Weights
0.7077879316041125	Threshold 0.21281696232383804
Attrib rente 1.497033530856336	Attrib looptijd
Attrib garchvolatility	1.9025622870417376
2.4637747331659923	Attrib uitvoefprijs -
Sigmoid Node 6	2.050424992262643
Inputs Weights	Attrib aantal 0.3660529174390353
Threshold 0.9583814899596537	Attrib aandeelprijs -
Attrib looptijd -	2.4392501903905126
0.35363573566066114	Attrib rente -2.542219831992256
Attrib uitvoefprijs	Attrib garchvolatility
1.1051039031772616	0.7249388759573328
Attrib aantal -	Sigmoid Node 9
0.2847916596942229	Inputs Weights
Attrib aandeelprijs -	Threshold -0.6574738665838245
3.696489229804908	Attrib looptijd
Attrib rente 1.095876944657401	0.1551025720070738
Attrib garchvolatility -	Attrib uitvoefprijs
0.8876310970863005	0.5926640757048108
Sigmoid Node 7	Attrib aantal 0.8029976593465626
Inputs Weights	Attrib aandeelprijs -
Threshold 0.9134522738279831	1.2678669918511594
Attrib looptijd	Attrib rente -0.2975534155072326
0.008906541132509443	Attrib garchvolatility
Attrib uitvoefprijs	0.9818040333672818
11.186694973246796	Class
Attrib aantal -	Input
0.11900880425168263	Node 0

Time taken to build model: 98.14 seconds

=== Evaluation on test set ===

=== Summary ===

Correlation coefficient	0.9903
Mean absolute error	0.154
Root mean squared error	0.2076
Relative absolute error	12.7279 %
Root relative squared error	13.8925 %
Total Number of Instances	117

7. NN met GARCH(1,1) en bid-asksread

=== Run information ===

Scheme: weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.1 -M 0.3 -N 10000 -V 20 -S 0 -E 20 -H "6, 8" -G -R

Relation: optiedata-trainingsset

Instances: 325

Attributes: 7

Looptijd, uitoefenprijs, optieprijs, bid-asksread, aandeelprijs, rente, garchvolatility

Test mode: user supplied test set: 117 instances

=== Classifier model (full training set) ===

Linear Node 0

Inputs Weights

Threshold 1.8133846158805638

Node 7 1.097226080488936

Node 8 -1.93535981348482

Node 9 0.0706830560035369

Node 10 -0.007287565577909227

Node 11 8.428887592507302E-4

Node 12 -1.3057520407322554

Node 13 -0.18124288013961598

Node 14 0.5285605346516768

Sigmoid Node 1

Inputs Weights

Threshold -1.831510061749392

Attrib looptijd -

1.934574956926395

Attrib uitoefenprijs -

9.057726418900714

Attrib bid-asksread

2.6196189491307518

Attrib aandeelprijs

2.2681070010890942

Attrib rente 1.9261830977401153

Attrib garchvolatility

2.6578128277501647

Sigmoid Node 2

Inputs Weights

Threshold 0.3417605859102799

Attrib looptijd

0.21439633829340027

Attrib uitoefenprijs -

11.86126186674875

Attrib bid-asksread

0.3225426748281113

Attrib aandeelprijs

11.791454787183287

Attrib rente 0.02852000505761453

Attrib garchvolatility

0.3952704575054045

Sigmoid Node 3

Inputs Weights

Threshold 3.2921280472164387

Attrib looptijd 2.595201974607576

Attrib uitoefenprijs -

1.7575690503087815

Attrib bid-asksread

1.7641354240321225

Attrib aandeelprijs

1.1999135118441049

Attrib rente -

0.47038791296497173

Attrib garchvolatility -

0.30480404566409086

Sigmoid Node 4

Inputs Weights

Threshold -2.974405279714267

Attrib looptijd

1.3768779159955153

Attrib uitoefenprijs -

3.4569797941621143

Attrib bid-asksread

0.7336870291630547

Attrib aandeelprijs

4.285050315352001

Attrib rente

0.019740662879615792

Attrib garchvolatility

0.36339079163892346

Sigmoid Node 5
 Inputs Weights
 Threshold -2.6675326233961365
 Attrib looptijd
 0.5382328076548106
 Attrib uitvoerprijs -
 1.251471362152066
 Attrib bid-asksread
 0.12303914186164511
 Attrib aandeelprijs
 4.892767764963904
 Attrib rente -0.3948654956343626
 Attrib garchvolatility
 0.10015545747659776

Sigmoid Node 6
 Inputs Weights
 Threshold -0.21718686871631238
 Attrib looptijd
 0.3487438940110722
 Attrib uitvoerprijs -
 7.84201765201543
 Attrib bid-asksread -
 0.7596441718970426
 Attrib aandeelprijs
 10.242252609801035
 Attrib rente 0.17304328536727523
 Attrib garchvolatility
 0.051869968413637606

Sigmoid Node 7
 Inputs Weights
 Threshold -0.6371625792794251
 Node 1 -0.47567484942152033
 Node 2 -2.6803615167733335
 Node 3 -0.4272162386518235
 Node 4 -0.3976346678345074
 Node 5 0.21227561950996188
 Node 6 -1.4691651255772644

Sigmoid Node 8
 Inputs Weights
 Threshold 4.811813596700663
 Node 1 -1.0057738259159446
 Node 2 -4.062527726634587
 Node 3 0.5055179947652294
 Node 4 -1.527478283674356
 Node 5 -0.5308984971843849
 Node 6 -2.3352230663231466

Sigmoid Node 9
 Inputs Weights
 Threshold -1.4663775354956834
 Node 1 -0.9945874082470646

Node 2 -1.2732671250022605
 Node 3 -0.3179960788445616
 Node 4 -0.38548474111110004
 Node 5 -0.25336892508952374
 Node 6 -1.0402483804707097

Sigmoid Node 10
 Inputs Weights
 Threshold -1.566870112503847
 Node 1 -0.9438204134438436
 Node 2 -1.1466157123038134
 Node 3 -0.21696270143075982
 Node 4 -0.3886763165028001
 Node 5 -0.22295580401047446
 Node 6 -0.9576084594838679

Sigmoid Node 11
 Inputs Weights
 Threshold -1.5111804865769036
 Node 1 -1.0027296277487694
 Node 2 -1.1527132603981682
 Node 3 -0.3177157821882581
 Node 4 -0.4304582767308945
 Node 5 -0.2046753651247933
 Node 6 -0.9685918183354816

Sigmoid Node 12
 Inputs Weights
 Threshold 4.172870318314867
 Node 1 -0.9845364385450448
 Node 2 -2.435073072364244
 Node 3 -2.065996742063612
 Node 4 -0.5399926933444533
 Node 5 -1.8417813394263662
 Node 6 -3.1320708627551923

Sigmoid Node 13
 Inputs Weights
 Threshold -1.636183426365822
 Node 1 -0.8937361560668335
 Node 2 -0.8925493093267756
 Node 3 -0.2829394704916728
 Node 4 -0.40150575239049074
 Node 5 -0.28355646607610224
 Node 6 -0.8642608106265632

Sigmoid Node 14
 Inputs Weights
 Threshold -1.1827347350813509
 Node 1 -0.9245543077996496
 Node 2 -1.9060560802712205
 Node 3 -0.39409210841116155
 Node 4 -0.36347895916275974
 Node 5 -0.020090293062872355
 Node 6 -1.2755860594594417

Class
Input

Node 0

Time taken to build model: 279.49 seconds

=== Evaluation on test set ===
=== Summary ===

Correlation coefficient	0.9934
Mean absolute error	0.123
Root mean squared error	0.171
Relative absolute error	10.1697 %
Root relative squared error	11.4437 %
Total Number of Instances	117

8. NN met GARCH(1,1)

=== Run information ===

Scheme: weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.1 -M 0.3 -N 10000 -V 20 -S 0 -E 20 -H 9 -G -R

Relation: optiedata-trainingsset

Instances: 325

Attributes: 6

Looptijd, uitoefenprijs, optieprijs, aandeleprijs, rente, garchvolatility

Test mode: user supplied test set: 117 instances

=== Classifier model (full training set) ===

Linear Node 0

Inputs Weights

Threshold 1.3747298461204045

Node 1 -2.892856473638225

Node 2 0.8522602145702881

Node 3 1.4275382235107494

Node 4 0.6159896577638755

Node 5 -0.902049087882775

Node 6 -1.933458035918074

Node 7 0.8912905399734877

Node 8 -1.5579665066861679

Node 9 0.9605847056319957

Sigmoid Node 1

Inputs Weights

Threshold 1.2472932619804769

Attrib looptijd -

0.07543826080638538

Attrib uitoefenprijs

11.120532718288418

Attrib aandeleprijs -

11.742622146701683

Attrib rente -

0.19898593234606568

Attrib garchvolatility

0.2820687596138464

Sigmoid Node 2

Inputs Weights

Threshold -0.6581989106352201

Attrib looptijd

2.2589636364303405

Attrib uitoefenprijs -

2.568258121963749

Attrib aandeleprijs -

2.489475223634405

Attrib rente 0.19492840175881002

Attrib garchvolatility

0.7540370292174431

Sigmoid Node 3

Inputs Weights

Threshold -1.5695483354361468

Attrib looptijd

0.9723712079987946

Attrib uitoefenprijs -

0.6131131493820109

Attrib aandeleprijs

1.8064525397290494

Attrib rente 2.0164332487834904

Attrib garchvolatility

2.9101288676613435

Sigmoid Node 4

Inputs Weights

Threshold -1.4677814221800116

Attrib looptijd

0.2788166139143043

Attrib uitoefenprijs

0.0823907662152329

Attrib aandeleprijs -

0.19473525901643793

Attrib rente -0.443779830896215

Attrib garchvolatility

1.302343277526936

Sigmoid Node 5

Inputs Weights

Threshold -1.0613089557215314

Attrib looptijd

2.3332774010275963

Attrib uitoefenprijs

0.028738873169169413

Attrib aandeleprijs -

3.4799621197131807

Attrib rente -1.7126040253587638
 Attrib garchvolatility
 1.5252577212537075
 Sigmoid Node 6
 Inputs Weights
 Threshold -1.639379767894246
 Attrib looptijd
 0.47381094761772863
 Attrib uitvoefprijs -
 0.9706311398519967
 Attrib aandeelprijs -
 0.8867799172920781
 Attrib rente 3.2077708015650432
 Attrib garchvolatility
 3.8245802680530945
 Sigmoid Node 7
 Inputs Weights
 Threshold -1.2496849598098394
 Attrib looptijd
 0.14800107640226334
 Attrib uitvoefprijs
 0.2632422165657028
 Attrib aandeelprijs
 0.04596052790455225
 Attrib rente -0.8436682168830951
 Attrib garchvolatility
 1.3991193054754083
 Sigmoid Node 8
 Inputs Weights
 Threshold -2.521179472324405
 Attrib looptijd -
 1.4959380224479721
 Attrib uitvoefprijs
 4.559028611866646
 Attrib aandeelprijs -
 3.4778035807114454
 Attrib rente -1.7365602088786218
 Attrib garchvolatility
 1.3064000935206872
 Sigmoid Node 9
 Inputs Weights
 Threshold 1.7969675081493768
 Attrib looptijd
 0.17147067078622213
 Attrib uitvoefprijs
 5.04220887946459
 Attrib aandeelprijs -
 2.705498302521347
 Attrib rente -1.338175518812326

Attrib garchvolatility
 2.7827075169255213
 Class
 Input
 Node 0

Time taken to build model: 187.98 seconds

=== Evaluation on test set ===

=== Summary ===

Correlation coefficient	0.9922
Mean absolute error	0.1319
Root mean squared error	0.1859
Relative absolute error	10.9056 %
Root relative squared error	12.4442 %
Total Number of Instances	117