

# Kan bevegelser avdekke ADHD?

**Eirik Blø Matthiasen**

Master i teknisk kybernetikk  
Oppgaven levert: Januar 2009  
Hovedveileder: Øyvind Stavadahl, ITK  
Biveileder(e): Terje Sagvolden, UiO



# Oppgavetekst

ADHD er en lidelse der pasienten har konsentrasjonsvansker og er hyperaktiv. For å studere forskjeller i adferd og strategier hos barn med og uten ADHD har en gitt barnet enkle oppgaver som løses ved å bruke datamus, og lagret posisjonene til barnets "museklikk" i løpet av forsøket. Det foreligger store mengder slike data sammen med diagnosen for hvert enkelt barn, både friske og ADHD-pasienter.

Denne oppgaven går ut på å bruke metoder fra kybernetikken, som ulike former for modeller og systemidentifikasjon, for å forsøke å identifisere og om mulig forklare noen av ulikheten mellom ADHD-barn og friske.

Oppgaven er et samarbeid med professor Terje Sagvolden ved Fysiologisk institutt, Universitetet i Oslo.

1. Gjør en kort utredning der du beskriver diagnosen ADHD i lys av begreper fra kybernetikken. Legg spesielt vekt på forhold som vedrører bevegelse og systematikk.
2. Beskriv, med utgangspunkt i punkt 1 ovenfor og det tilgjengelige datasettet, et antall egenskaper (features) som kan være korrelert med diagnosen ADHD.
3. Studér egenskapene fra forrige punkt mhp. ulike separabilitetsmål, og definér et subsett av egenskapene som er optimalt etter et nærmere bestemt kriterium.
4. Vis hvilken klassifiseringsnøyaktighet (sensitivitet og spesifisitet) som oppnås med det optimale egenskapssettet når det brukes sammen med hhv. en lineær diskriminant, et perceptronnettverk og en Parzen Window-basert teknikk.

Oppgaven gitt: 20. august 2008  
Hovedveileder: Øyvind Stavadahl, ITK



## **Forord**

Denne rapporten er en masteroppgave avlagt ved NTNU, institutt for teknisk kybernetikk.

Jeg vil takke veileder Øyvind Stavadahl for hans engasjement og entusiasme, samt biveileder Terje Sagvolden for all hjelp og støtte.

Eirik Matthiasen  
Trondheim, 13. Januar 2009

# Innhold

<b>Forord</b>	<b>i</b>
<b>Figurer</b>	<b>iv</b>
<b>Tabeller</b>	<b>v</b>
<b>Nomenklatur</b>	<b>vi</b>
<b>Sammendrag</b>	<b>vii</b>
<b>1 Innledning</b>	<b>1</b>
<b>2 Bakgrunn</b>	<b>2</b>
2.1 Symptomer . . . . .	2
2.2 Diagnose . . . . .	2
2.2.1 AHDH-PI . . . . .	3
2.2.2 ADHD-HI . . . . .	3
2.2.3 ADHD-C . . . . .	3
2.3 Historie . . . . .	3
2.4 Behandling . . . . .	3
2.5 Kybernetisk beskrivelse . . . . .	4
<b>3 Datasettet</b>	<b>5</b>
3.1 Datainnsamlingsverktøyet . . . . .	5
3.1.1 Stimulusdel . . . . .	5
3.1.2 Responsdel . . . . .	6
3.1.3 Spillflyt . . . . .	6
3.2 Oppdeling av datasettet . . . . .	7
<b>4 Egenskapsuttrekning</b>	<b>8</b>
4.1 Formler for beregning av egenskaper . . . . .	8
4.2 Forsøk på egenskapsrangering . . . . .	9
<b>5 Perceptronnettverk</b>	<b>15</b>
5.1 Nettverkene i denne oppgaven . . . . .	15
<b>6 Klassifiseringsresultater</b>	<b>17</b>
6.1 Resultatmål . . . . .	17
6.1.1 Sensitivitet og spesifisitet . . . . .	17
6.1.2 Youdenindeks . . . . .	17
6.2 Lineær Diskriminantanalyse . . . . .	18
6.3 Flerlags perceptronnettverk . . . . .	18

---

6.4	Oppsummering resultater perceptronnettverk . . . . .	31
6.5	Parzen-Window . . . . .	31
<b>7</b>	<b>Diskusjon</b>	<b>32</b>
<b>8</b>	<b>Konklusjon</b>	<b>33</b>
<b>9</b>	<b>Bibliografi</b>	<b>34</b>

## Figurer

1	Skjermbilde stimulusdel . . . . .	6
2	Skjermbilde responsdel . . . . .	7
3	Q-verdier grafisk uoppdelt datasett . . . . .	11
4	Q-verdier grafisk oppdelt datasett . . . . .	13
5	Eksempel nevraltnett . . . . .	15
6	Klassifiseringsresultat ADHD-C vs ADHD-PI, 1 lag . . . . .	19
7	Klassifiseringsresultat ADHD-C vs ADHD-PI, 2 lag . . . . .	20
8	Klassifiseringsresultat ADHD-C vs ADHD-PI, 3 lag . . . . .	21
9	Klassifiseringsresultat ADHD-C vs Kontroll, 1 lag . . . . .	22
10	Klassifiseringsresultat ADHD-C vs Kontroll, 2 lag . . . . .	23
11	Klassifiseringsresultat ADHD-C vs Kontroll, 3 lag . . . . .	24
12	Klassifiseringsresultat ADHD-PI vs Kontroll, 1 lag . . . . .	25
13	Klassifiseringsresultat ADHD-PI vs Kontroll, 2 lag . . . . .	26
14	Klassifiseringsresultat ADHD-PI vs Kontroll, 3 lag . . . . .	27
15	Klassifiseringsresultat 1 lag . . . . .	28
16	Klassifiseringsresultat 2 lag . . . . .	29
17	Klassifiseringsresultat 3 lag . . . . .	30



## Tabeller

1	Egenskapstabell . . . . .	8
2	Q-verdier uoppdelt datasett . . . . .	10
3	Q-verdier oppdelt datasett . . . . .	12
4	Resultater Lineær Diskriminant . . . . .	18
5	Flerlags perceptronnettverk resultater . . . . .	31
6	Klassifiseringsresultater Parzen-Window . . . . .	31

## **Nomenklatur**

ADHD	Attention Deficit/Hyperactivity Disorder
DSM-IV	Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders, 4th Edition
ICD-10	International Statistical Classification of Diseases and Related Health Problems, 10th Revision
ODD	Oppositional Defiant Disorder
CD	Compulsive Disorder

## Sammendrag

Hensikten med denne oppgaven er å undersøke om det er mulig å skille testpersoner med og uten ADHD ved hjelp av metoder fra kybernetikken, basert på et sett med data samlet inn fra et dataspill.

En rekke egenskaper blir trukket ut av datasettet og benyttet til klassifisering.

Klassifisering blir foretatt ved hjelp av en lineær diskriminantmetode, flerlags perceptronnettverk og en Parzen-Window metode.

Det beste klassifiseringsresultatet ble oppnådd mellom klassene ADHD-PI og Kontroll av flerlags perceptronnettverk. Resultatet som ble oppnådd var en spesifisitet for ADHD-PI på 0,78 og en sensitivitet for Kontrollgruppen på 0,67. For lineær diskriminantanalyse var resultatet for denne klassekombinasjonen en spesifisitet for ADHD-PI på 0,71 og en sensitivitet for Kontrollgruppen på 0,7. Egenskapen middelvei, tid mellom klikk var representert i egenskapskombinasjonen som ga dette resultatet. Egenskapen middelvei, tid mellom klikk utgjør det optimale subsettet av egenskaper.

For klassekombinasjonen ADHD-C og Kontroll ble det beste resultatet oppnådd ved lineær diskriminantanalyse med egenskapene 3,6,8,9 og 15. Spesifisiteten for ADHD-C er 0,77 og sensitiviteten for Kontrollgruppen er på 0,62.

Klassekombinasjonen ADHD-C og ADHD-PI hadde de laveste klassifiseringsresultatene. Det beste resultatet for denne klassekombinasjonen ble oppnådd med Parzen-Window-teknikken, som ga en spesifisitet for ADHD-C på 0,47 og en spesifisitet for ADHD-PI på 0,76.

Ved bruk av lineær diskriminantanalyse lykkes det til en viss grad å skille mellom de to ADHD-variantene og Kontrollgruppen.



## 1 Innledning

I denne oppgaven undersøkes et datasett for å se om det er mulig skille mellom pasienter med og uten ADHD ved å bruke metoder fra kybernetikken.

Kapittel 2 gir en kort beskrivelse av diagnosen ADHD

Kapittel 3 gir informasjon om datasettet som studeres i oppgaven og hvordan dette har blitt innhentet.

Kapittel 4 beskriver hvilke egenskaper som blir undersøkt i oppgaven, mens kapittel 5 inneholder en kort beskrivelse av flerlags perceptronnettverk.

Kapittel 6 inneholder klassifiseringsresultatene, disse blir diskutert i kapittel 7. Kapittel 8 inneholder oppgavens konklusjon.

## 2 Bakgrunn

ADHD er en psykiatrisk diagnose som kjennetegnes ved symptomer som hyperaktivitet, impulsivitet og oppmerksomhetssvikt. Forkortelsen ADHD kommer fra det amerikanske diagnosesystemet DSM-IV, og står for "Attention Deficit/Hyperactivity Disorder". Navn på diagnosen og kriterier for å stille den varierer fra land til land. I Norge benyttes det internasjonale diagnosesystemet ICD-10 (International Statistical Classification of Diseases and Related Health Problems, 10th Revision), utgitt av verdens helseorganisasjon. Lidelsen er her klassifisert under betegnelsen Hyperkinetiske Forstyrrelser. Diagnosen hyperkinetiske forstyrrelser er en mer spesifikk diagnose enn ADHD - alle som har diagnosen hyperkinetiske forstyrrelser kan også klassifiseres som ADHD, men ikke motsatt (4).

Grunnet de varierende diagnosekriteriene er det vanskelig å sammenligne forekomsten av ADHD rundt om i verden. I Norge regnes det med at 5-6% av befolkningen lider av ADHD, 2-3% i alvorlig grad (2).

### 2.1 Symptomer

De tre hovedsymptomene som er assosiert med diagnosen ADHD er impulsivitet, hyperaktivitet og oppmerksomhetssvikt.

Impulsivitet er beskrevet som å ikke tenke før man handler, raske skift mellom flere aktiviteter, avbryter andre, og ikke klare og vente på tur (1).

Hyperaktivitet er beskrevet som generell urolighet, det å ikke klare å sitte stille, løping og klatring når det ikke er passende (1).

Oppmerksomhetssvikt er beskrevet som en manglende evne til å lytte og følge instruksjoner, og aversjon mot arbeid som krever mental innsats over lengre perioder (1).

I hvor stor grad, og i hvilke situasjoner disse symptomene er til stede varierer fra pasient til pasient. I spesielle situasjoner med tett oppfølging eller aktiviteter som oppleves som spennende kan symptomene være fraværende.

Ikke alle som har diagnosen ADHD har alle symptomene.

### 2.2 Diagnose

Det finnes ingen enkel test for å avgjøre om en person har ADHD. ADHD er dermed en klinisk diagnose.

For å bli diagnosert med ADHD, må symptomene opptre i forskjellige omgivelser (for eksempel på skolen og i hjemmet) og over et tidsrom på 6 måneder. DSM-IV har en detaljert oversikt over observasjonskriterier knyttet opp mot impulsivitet, hyperaktivitet og oppmerksomhetssvikt som benyttes for å stille

diagnosen (1). Avhengig av hvilke av disse som observeres, blir diagnosen gitt som en av de tre subtype av ADHD: ADHD-PI, ADHD-HI eller ADHD-C.

### 2.2.1 ADHD-PI

ADHD-PI står for ADHD-Predominantly Inattentive type. Som det fremgår av navnet er oppmerksomhetssvikt hovedsymptomet for denne subtype. Impulsivitet og hyperaktivitet kan være til stede i liten eller mindre grad.

### 2.2.2 ADHD-HI

ADHD-HI står for ADHD-Predominantly Hyperactive-Impulsive type. Denne subtype innebærer at symptomene hyperaktivitet og impulsivitet er fremtredende, mens oppmerksomhetssvikt har mindre innvirkning.

### 2.2.3 ADHD-C

ADHD-C står for ADHD-Combined type. For denne subtype er både oppmerksomhetssvikt, impulsivitet og hyperaktivitet til stede.

## 2.3 Historie

Den første beskrivelsen av lidelsen i medisinsk litteratur ble gjort i 1899 og 1902.

Siden den gang har lidelsen hatt mange navn. Minimal Brain Damage (MBD) og Minimal Brain Dysfunction var i bruk fra 1930. Betegnelsen MBD ble brukt da man antok at den observerte adferden skyldtes hjerneskade, uten å ha noe konkret bevis for dette. I senere tid har navnbruken på diagnosen skiftet fokus fra å være basert på årsak til å fokusere på lidelsens symptomer. MBD-uttrykket ble forkastet da DSM-III kom i 1980. Her ble lidelsen kalt ADD (Attention Deficit Disorder) med og uten hyperaktivitet. Med DSM-IV kom navnet ADHD og subtypeinndelingen som benyttes i dag.

## 2.4 Behandling

ADHD kan ikke kureres, men det finnes medikamenter som kan dempe symptomene. Kombinert med adferdsbehandling og tilrettelegging kan dette øke funksjonsnivået i hverdagen og redusere risikoen for sekundære problemer knyttet til diagnosen.

## 2.5 Kybernetisk beskrivelse

For å forsøke å beskrive ADHD fra et kybernetisk synspunkt, kan man betrakte en person som et system med en utgang og en inngang. Personens oppførsel er systemets utgangsverdi. Hva som er forventet normal oppførsel kan betraktes som et settpunkt for systemet. Systemet kan reguleres ved hjelp av en ekstern reguleringsløyfe. Denne kan visualiseres som en person som observerer personens oppførsel, og gir tilbakemeldinger når personens oppførsel avviker fra settpunktet.

En person med ADHD trenger oftere oppmerksomhet og tilbakemelding for at ikke oppførselen skal gå utenfor de ønskede verdier. Impulsivitet og hyperaktivitet kan virke som støy på systemet som fører til at oppførselen endres. Dette fører til at regulering er nødvendig for å få oppførselen tilbake til ønsket verdi.

En person som tett følger opp en person med ADHD kan betraktes som en regulator som gjør at oppførselen til personen med ADHD ligger nær forventet normal oppførsel.



## 3 Datasets

Datasets som undersøkes i denne oppgaven er innhentet fra pasienter ved The Hospital for Sick Children i Toronto, Canada. Den initiale pasientgruppen bestod av 45 barn i aldersgruppen 6-12 år, fordelt på 31 gutter og 14 jenter. I det datasettet som benyttes i denne oppgaven har data fra de 9 eldste barna blitt fjernet, slik at det gjenstår 37 personer fordelt på gruppene ADHD-C (22 personer), ADHD-HI (1 person), ADHD-PI (6 personer) og Psykiatrisk kontroll (8 personer). Psykiatrisk kontroll er kontrollgruppen og består av barn med andre psykiatriske lidelser enn ADHD, slik som ODD og CD. Da det kun er 1 person diagnostert med ADHD-HI, har denne blitt fjernet fra datasettet.

Alle barna har blitt diagnostisert i henhold til kriteriene gitt i DSM-IV.

### 3.1 Datainnsamlingsverktøyet

Denne delen er basert på beskrivelsen gitt i Melås(3).

Datasets har blitt samlet inn gjennom et PC-spill kalt 'Feed the Animal' (FTA). Spillet er designet for å bli brukt av barn i aldersgruppen 4-13 år. Spillet består av to forskjellige faser, og samler inn data om musepekerens posisjon og registrerer museklikk i de to fasene.

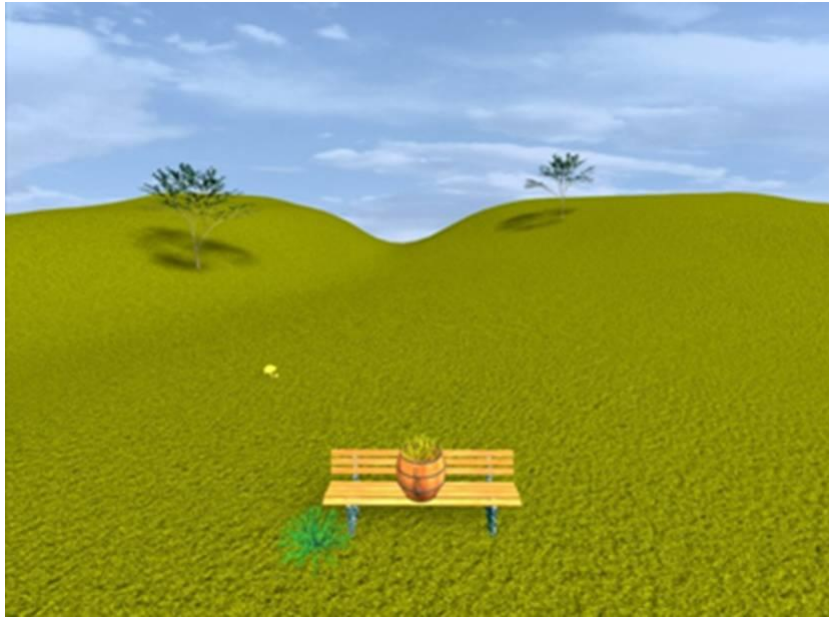
Spillet er delt inn i to deler, en stimulusdel og en belønningsdel. Gjennom spillets gang veksles det frem og tilbake mellom disse to delene.

#### 3.1.1 Stimulusdel

I stimulusdelen av spillet består skjermbildet av et landskap vist i figur 1. Et stykke under midten midt i skjermbildet står en benk, oppå benken står en bøtte med dyrefôr.

Målet i denne delen av spillet er å klikke på bøtta. Når stimulusdelen av spillet starter, begynner også en skjult timer å gå. Timeren går i en viss tid, tilfeldig valgt med middelvei på 15 sekunder. Museklikk på bøtta eller noe annet sted på skjermen før timeren har gått den fastsatte tiden vil ikke ha noen effekt. Første klikk på bøtta etter at timeren har utløpt gir belønning i form av en lydeffekt som spilles av, og spillet går så over i responsdelen.

Data som blir registrert i denne delen av spillet er X og Y-koordinater for hvert klikk, tidspunkt fra forrige klikk og et kronologisk nummer for hvert klikk.



**Figur 1:** Skjerm bilde stimulusdel

### 3.1.2 Responsdel

Når responsdelen av spillet starter, blir musepekeren gjort om til en hånd som holder en bunt dyrefôr. Et dyr dukker opp på enten høyre eller venstre side av skjermen som i eksempelskjerm bildet i figur 2. Hva slags dyr som dukker opp varierer fra gang til gang.

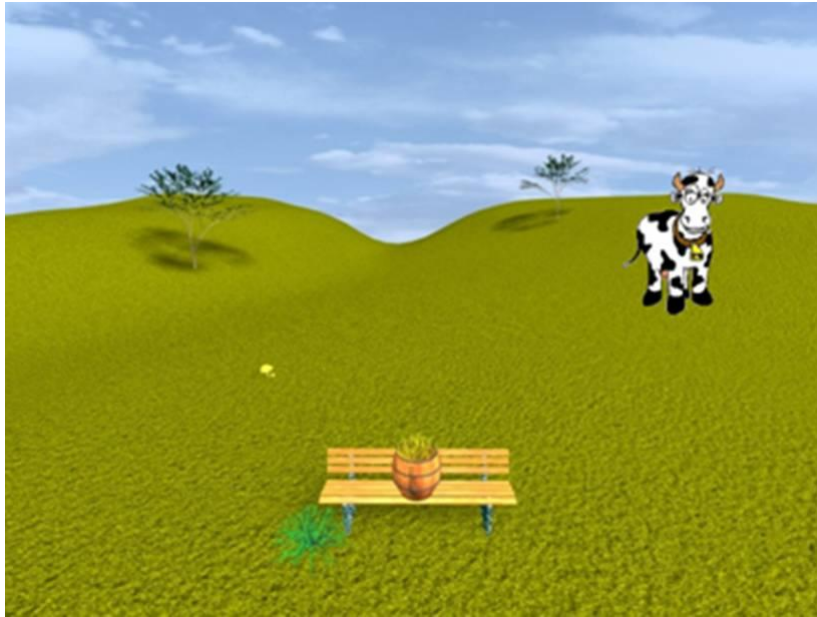
Målet i denne delen av spillet er å føre musepekeren fra bøtta til dyrets munn. Klikking har ingen effekt. Når musepekeren kommer nært nok dyrets munn, gis en audiovisuell belønning - dyret spiser maten, gjør noe rart og lager en lyd før det forsvinner. Spillet går så tilbake til stimulansdelen.

Data som blir samlet inn i responsdelen er musepekerens koordinater i 50 millisekunders intervaller. Data fra responsdelen er ikke med i datasettet som har blitt behandlet i denne oppgaven.

### 3.1.3 Spillflyt

Før spillet starter blir hver spiller gitt en kort veiledning i hva som skal skje av personen som administrerer testen. Spilleren blir fortalt at dette er et spill han/hun kan spille, og det går ut på å mate dyr ved å bruke sin ikke-dominante hånd. Spilleren får vite at han/hun selv må finne ut av hvordan dyrene dukker opp og hvordan de kan mates, og at spille vil stoppe av seg selv når det er ferdig.

Personen som administrerer testen er ikke tilgjengelig for å veilede spilleren under spillets gang.



**Figur 2:** Skjerm bilde responsdel

Selve spillet starter så med en treningsfase. Denne har samme utseende som stimulansdelen av spillet. Til å begynne fører museklikk i et stort område rundt bøtta til at en lydeffekt spilles av. For hvert klikk som blir gjort innen området, blir området redusert i størrelse. Etter 5 klikk er områdets størrelse redusert til størrelsen på bøtta, treningsfasen er over og spillet går direkte over i stimulansdelen. Spillet veksler så mellom stimulansdel og belønningsdel til dette har blitt gjennomført et fastsatt antall ganger. Spillskjemen går så i svart, og spillet er over.

### 3.2 Oppdeling av datasettet

For hver testperson er det 15 serier med data fra stimulansdelen av spillet. En belønningsdel kommer alltid mellom hver av seriene, men data fra belønningsdelen er ikke inkludert i datasettet som behandles i denne oppgaven.

Da det er relativt få personer i to av gruppene (ADHD-PI har 6, Kontrollgruppen har 8), ble det valgt å dele opp dataene fra hver person i 15 separate serier. Dette fører til at antallet datapunkter øker med en faktor på 15, noe som gir et bedre grunnlag for å trene opp klassifikatorer. Ved oppdeling av datasettene i treningssett og testsett for klassifisering, har datapunkter som kommer fra samme testperson blitt plassert i samme sett. Dette for å unngå at samme person blir benyttet til både trening og testing av klassifikatorer.

## 4 Egenskapsuttrekning

I datasettet er X-koordinater, Y-koordinater, tid mellom klikk og rekkefølgen registrert i tillegg til et id-nummer og diagnosekode for hver testperson.

De dataene som er tilgjengelige for å trekke ut egenskaper fra er X og Y-koordinater for klikk, tid mellom klikk og rekkefølgen på klikkene.

Basert på dette er følgende egenskaper beregnet og vil bli undersøkt nærmere i denne oppgaven.

Egenskapsnummer	Egenskapsnavn
1	Middelverdi, X-koordinater
2	Middelverdi, Y-koordinater
3	Varians, X-koordinater
4	Varians, Y-koordinater
5	Skjevhet, X-koordinater
6	Skjevet, Y-koordinater
7	Kurtose, X-koordinater
8	Kurtose, Y-koordinater
9	Middelverdi, tid mellom påfølgende klikk
10	Varians, tid mellom påfølgende klikk
11	Middelverdi, avstand mellom påfølgende klikk
12	Varians, avstand mellom påfølgende klikk
13	Skjevhet, avstand mellom påfølgende klikk
14	Kurtose, avstand mellom påfølgende klikk
15	Entropi, X-Y-koordinater

**Tabell 1:** Egenskapstabell

Middelverdi, varians, skjevhet og kurtose for X og Y koordinatene kan muligens si noe om hvor god motorikk testpersonen har, og om personen klikker på andre steder enn der det er tiltenkt.

Tid mellom klikk kan være linket til oppmerksomhetssvikt, med tanke på at hvis det ikke skjer noe når man klikker faller fort interessen, og man fokuserer på noe annet.

Avstand mellom påfølgende klikk kan være knyttet opp mot hyperaktivitet og impulsivitet. En impulsiv person kan prøve å klikke på flere forskjellige steder for å se om noe skjer, mens hyperaktivitet kan føre til klikking basert på rastløshet.

### 4.1 Formler for beregning av egenskaper

Middelverdi, varians, skjevhet og kurtose er beregnet med MATLAB-funksjonene `mean`, `var`, `skewness` og `kurtosis`.

Entropi er et mål på informasjonsinnholdet i datasettet, og er i to dimensjoner gitt ved formel 1.

$$H(X, Y) = - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(x_i, y_j) \log_b p(x_i, y_j) \quad (1)$$

Avstand mellom påfølgende klikk beregnes ved formel 2,

$$d = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \quad (2)$$

og middelværdi, varians, skjevhet og kurtose beregnes fra resultatene man får når denne beregningen gjøres for alle datapunktene i en serie.

## 4.2 Forsøk på egenskapsrangering

Det ble forsøkt å rangere egenskapene basert på en rangeringsalgoritme presentert i (5). Dette ble først foretatt med det uoppdelte datasettet med et begrenset antall datapunkter.

Separabilitetsmålet  $Q$  er gitt ved formel 3:

$$Q = \frac{V^2}{V^2 + D^2}, \quad 0 \leq Q \leq 1 \quad (3)$$

Variabelen  $V$  er gitt ved formel 4:

$$V^2 = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c V_i^2 \quad (4)$$

hvor  $V_i^2$  er gitt ved formel 5

$$V_i^2 = E\{|v - \mu|^2 | i\} = var\{v | i\} \quad (5)$$

og  $c$  er antall klasser. Variabelen  $D$  er gitt ved formel 6

$$D^2 = \frac{1}{c(c-1)} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c |\mu_i - \mu_j|^2 \quad (6)$$

hvor  $\mu_i$  er middelværdien for klasse  $i$ , og  $\mu_j$  er middelværdien til klasse  $j$ .

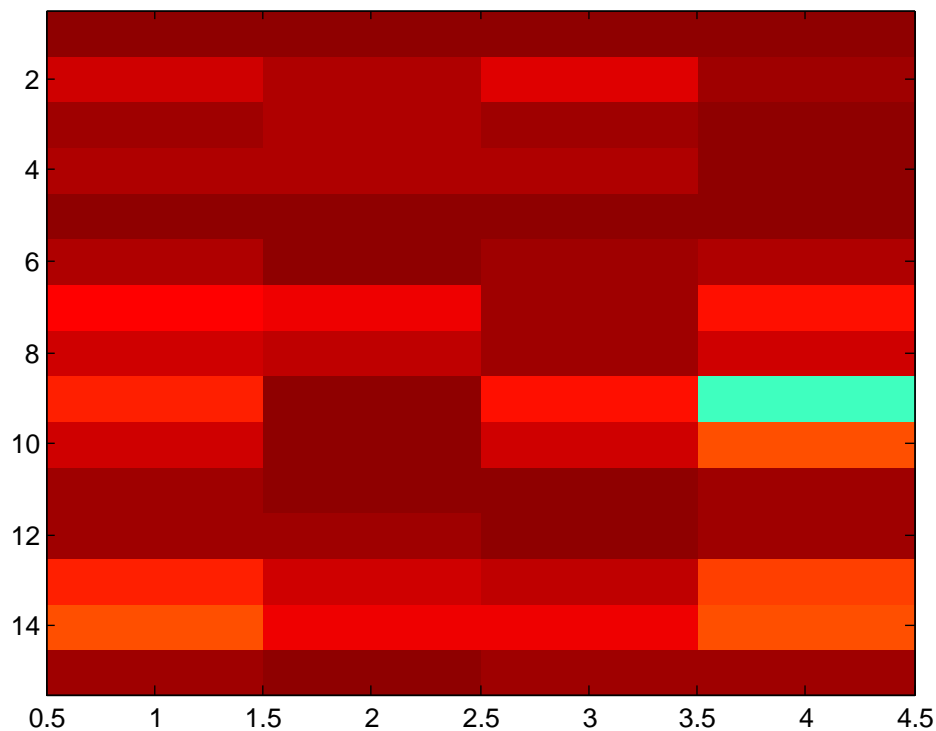
$Q \rightarrow 0$  indikerer optimal separabilitet, og  $Q \rightarrow 1$  indikerer inseparabilitet.

Resultatene fra rangeringen av det uoppdelte datasettet er gitt i tabell 2

Egenskap	ADHD-C ADHD-PI Kontroll	ADHD-C ADHD-PI	ADHD-C Kontroll	ADHD-PI Kontroll
1	0.9966	0.9988	0.9983	0.9964
2	0.9291	0.9560	0.9116	0.9783
3	0.9702	0.9613	0.9693	1.0000
4	0.9630	0.9539	0.9541	0.9974
5	0.9950	0.9999	0.9944	0.9941
6	0.9623	0.9906	0.9783	0.9610
7	0.8812	0.9009	0.9766	0.8641
8	0.9306	0.9525	0.9750	0.9347
9	0.8558	1.0000	0.8616	0.4466
10	0.9365	0.9943	0.9231	0.8005
11	0.9809	0.9865	0.9972	0.9715
12	0.9771	0.9724	1.0000	0.9776
13	0.8490	0.9251	0.9383	0.8252
14	0.8023	0.9032	0.8993	0.8087
15	0.9786	0.9995	0.9818	0.9706

**Tabell 2:** Q-verdier uoppdelt datasett

Figur 3 viser en grafisk fremstilling av resultatene i tabell 2.



**Figur 3:** Q-verdier grafisk uopddelt datasett

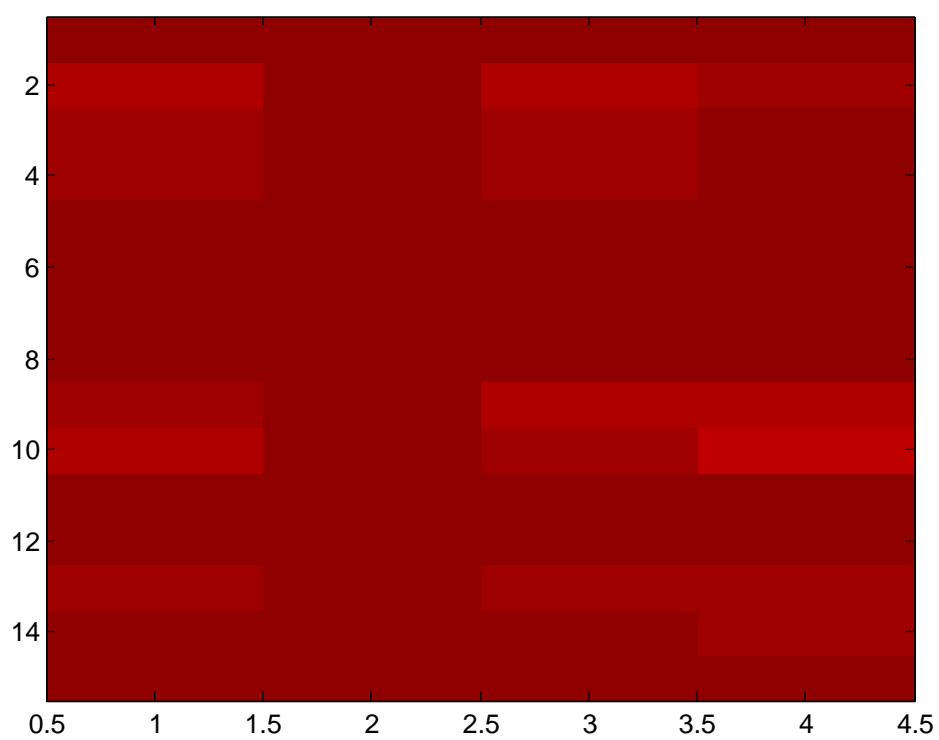
Det er kun en egenskap som skiller seg ut, og det er egenskap 9 for separabilitet mellom klassene ADHD-PI og Kontroll. Disse klassene er de to som har færrest medlemmer, henholdsvis 6 og 8.

Rangeringstesten ble så foretatt på datasettet etter at det hadde blitt oppdelt. Resultatene er presentert i tabell 3.

Egenskap	ADHD-C ADHD-PI Kontroll	ADHD-C ADHD-PI	ADHD-C Kontroll	ADHD-PI Kontroll
1	0.9985	0.9998	0.9989	0.9979
2	0.9684	0.9962	0.9598	0.9833
3	0.9803	0.9989	0.9742	0.9872
4	0.9821	1.0000	0.9785	0.9861
5	0.9939	0.9924	0.9996	0.9945
6	0.9948	0.9935	0.9996	0.9952
7	0.9951	0.9975	0.9987	0.9935
8	0.9935	0.9999	0.9929	0.9905
9	0.9699	1.0000	0.9648	0.9542
10	0.9637	0.9936	0.9718	0.9521
11	0.9997	0.9999	0.9996	0.9999
12	0.9978	0.9981	0.9999	0.9961
13	0.9813	0.9993	0.9830	0.9755
14	0.9846	0.9986	0.9884	0.9793
15	0.9897	0.9985	0.9931	0.9851

**Tabell 3:** Q-verdier oppdelt datasett





**Figur 4:** Q-verdier grafisk oppdelt datasett

Etter oppdelingen av datasettet gir rangeringsalgoritmen nå et resultat som tilsier at alle klassekombinasjonene er tilnærmet inseparable.

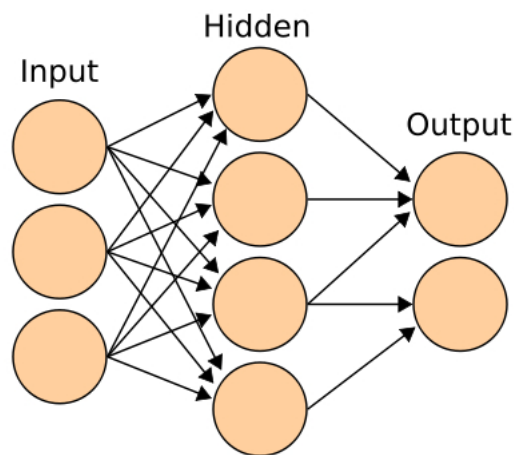
Ettersom det oppdelte datasettet er det som skal benyttes for klassifiseringstester, gir rangeringen i tabell 3 et dårlig grunnlag for å velge optimale egenskaper.

Det velges derfor å benytte resultatene fra klassifikatorene som utgangspunkt for å velge et optimalt subsett av egenskaper. Kriteriet for det optimale subsettet av egenskaper er de egenskapskombinasjonene som gjør det best i de faktiske klassifikatorene.

## 5 Perceptronnettverk

Et perceptronnettverk er den enkleste formen av et foroverkoblet nevralt nettverk. Foroverkoblet betyr at informasjon bare beveger seg fremover i nettverket. Perceptronnettverket er satt sammen av flere perceptroner. Et perceptronnettverk vil konvergere i finite time hvis datasettet som benyttes som inngangssignaler er lineært separabelt. Et ordinært perceptronnettverk fungerer som en lineær klassifikator.

Et flerlags-perceptronnettverk er en videreutvikling av perceptronnettverket som kan takle at datasettet ikke er lineært separabelt. En sigmoidefunksjon brukes som aktiveringsfunksjon i hvert nevron - det er mulig å benytte andre aktiveringsfunksjoner også, men kriteriet er at funksjonen er deriverbar.



Figur 5: Eksempel neuralnett

Som alle andre nevrale nettverk må et flerlags perceptronnettverk trenes opp før det kan brukes til klassifisering. Nettverket initialiseres med vilkårlige verdier for vektene mellom overgangene. Trening skjer ved hjelp av tilbakepropagasjon.

### 5.1 Nettverkene i denne oppgaven

Verdiene som blir brukt til initialiseringen av nettverket kan ha stor betydning for hvor godt det trente nettverket fungerer. I denne oppgaven har 10 nettverk blitt laget for hver kombinasjon av antall lag, antall nevroner per lag og antall egenskaper. For hver kombinasjon har de 5 nettverkene som ga dårligst resultat, gitt ved youdenindeksen, blitt forkastet. Middelveien av youdenindeksen til de 5 resterende nettverkene har blitt benyttet som mål på hvor god kombinasjonen var til å skille mellom klassene.

Flerlags perceptronnettverk er i denne oppgaven laget med matlabfunksjonen `newff`. Nettverkene er trent med funksjonen `train`, og simulert med funksjonen `sim`.

## 6 Klassifiseringsresultater

### 6.1 Resultatmål

#### 6.1.1 Sensitivitet og spesifisitet

Sensitivitet og spesifisitet er statistiske mål på hvor godt en binær klassifiseringstest fungerer.

Sensitivitet er definert som hvor stor andel av de syke personene som testen identifiserer som syke. Spesifisiteten er hvor stor andel av de friske personene som testen identifiserer som friske.

Hvert resultat fra en binær klassifikator kan havne i en av de fire kategoriene nedenfor. Antallet i hver kategori brukes til å beregne sensitiviteten og spesifisiteten. Formlene for disse er gitt i ligning 7 og 8.

- True Positive (TP) - syk person klassifisert som syk
- True Negative (TN) - frisk person klassifisert som frisk
- False Positive (FP) - frisk person klassifisert som syk
- False Negative (FN) - syk person klassifisert som frisk

$$\text{Sensitivitet} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

$$\text{Spesifisitet} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (8)$$

I tilfellet når de to klassene som testes mot hverandre begge er ADHD-varianter, blir det rart å kalle den ene klassen positiv og den andre negativ. Istedet benyttes uttrykkene *Sensitivitet* for klasse 1 og *Sensitivitet* for klasse 2, hvor klasse 1 er den klassen som blir listet opp først.

#### 6.1.2 Youdenindeks

Youdenindeksen er en statistikk som kombinerer verdiene fra sensitivitet og spesifisitet til en enkelt verdi.

Formelen for youdenindeksen  $Y$  er

$$Y = \text{Sensitivitet} + \text{Spesifisitet} - 1 \quad (9)$$

I tilfellet hvor både sensitivitet og spesifisitet er 0,5, vil youdenindeksen være 0. Hvis sensitivitet og spesifisitet begge er lik 1, er youdenindeksen også 1. Youdenindeksen kan også bli negativ, noe som indikerer at sensitivitet og/eller spesifisitet er under 0,5. Sensitivitet og/eller spesifisitet på 0,5 og lavere betyr at testen ikke fungerer for å skille mellom klassene i det hele tatt.

## 6.2 Lineær Diskriminantanalyse

Lineær diskriminantanalyse ble gjort i MATLAB med funksjonen `classify` og parameteren `linear`. Alle egenskapskombinasjoner opp til og med 10 egenskaper ble utprøvd.

Lineær diskriminantanalyse utført med alle kombinasjoner av fra 1 til 10 egenskapsvektorer.

Høyest resultat for de tre klassekombinasjonene er som følger:

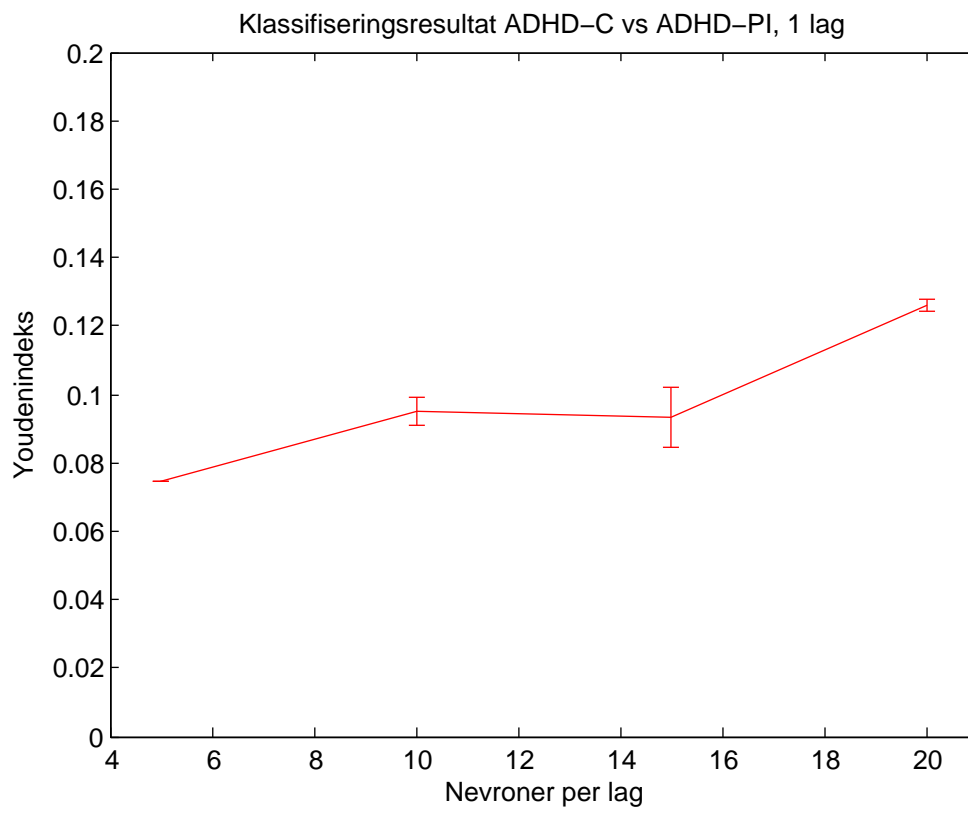
Klassekombinasjon	Youdenindeks	Sensitivitet1	Sensitivitet2	Egenskapsvektor
ADHD-C, ADHD-PI	0,19	0,52	0,67	2, 6, 9
ADHD-C, Kontroll	0,39	0,77	0,62	3, 6, 8, 9, 15
ADHD-PI, Kontroll	0,41	0,71	0,7	8, 9, 14, 15

Tabell 4: Resultater Lineær Diskriminant

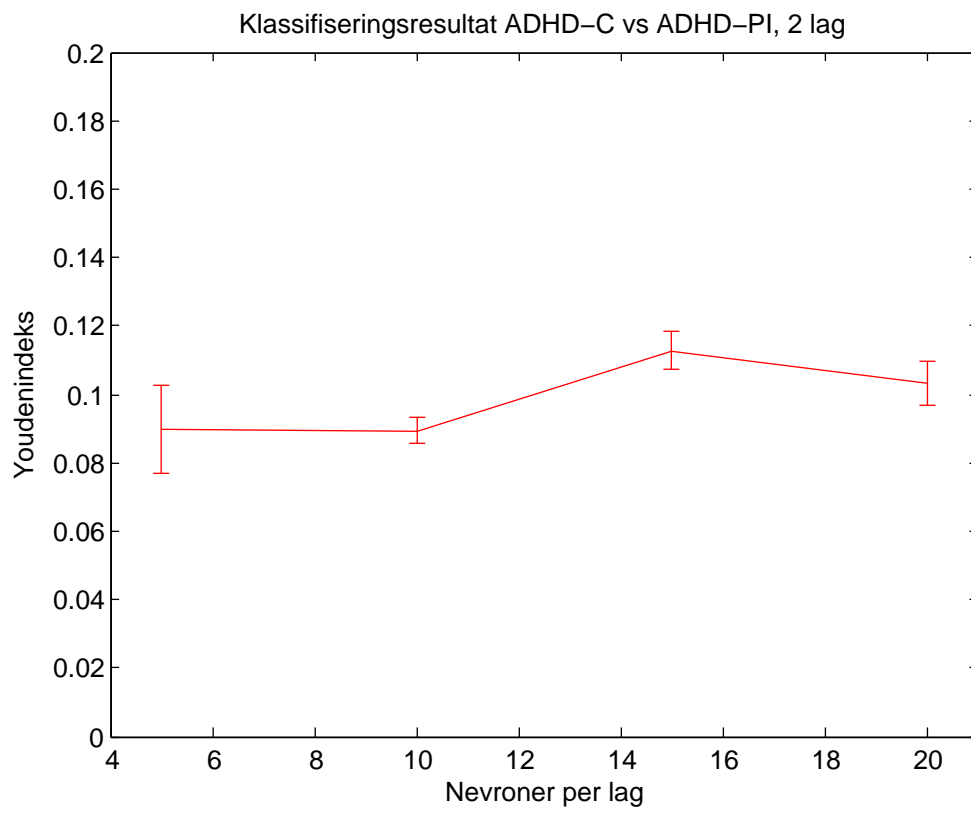
Ser at egenskap 9 er representert i alle de beste resultatene.

## 6.3 Flerlags perceptronnettverk

Flerlags perceptronnettverk ble opprettet, trent og simulert for ulike kombinasjoner av antall lag og nevroner per lag. I denne seksjonen presenteres plot av middelerdi og varians for de beste nettverkene for hver kombinasjon.

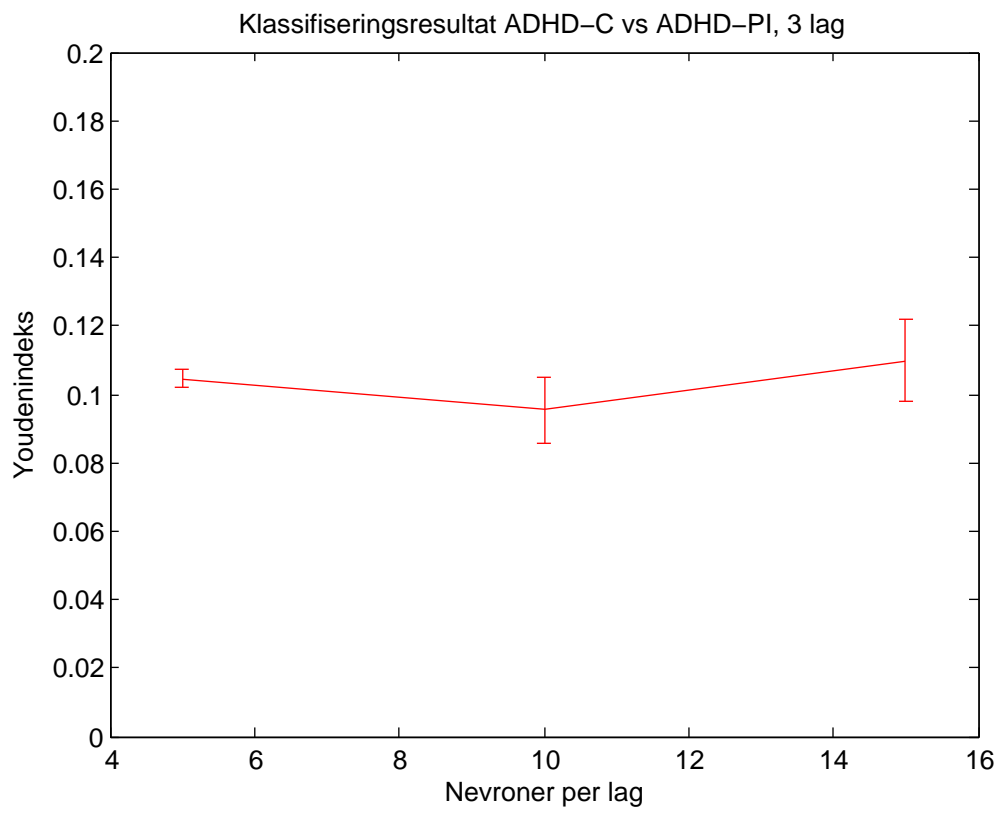


**Figur 6:** Klassifiseringsresultat ADHD-C vs ADHD-PI, 1 lag

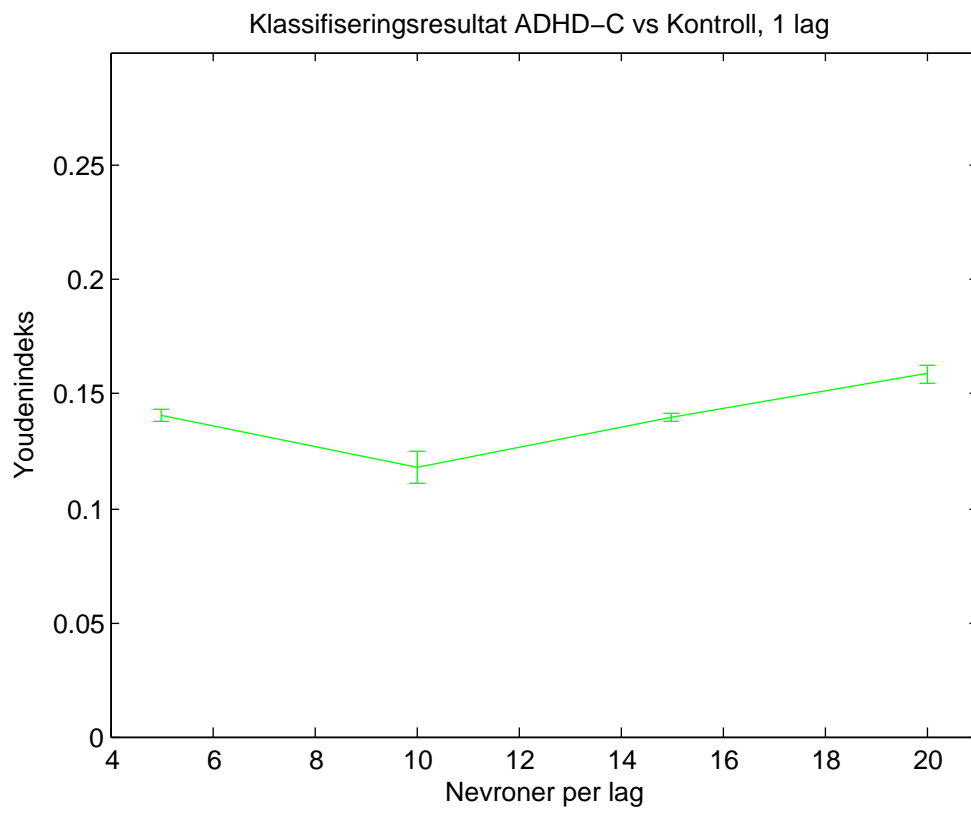


**Figur 7:** Klassifiseringsresultat ADHD-C vs ADHD-PI, 2 lag

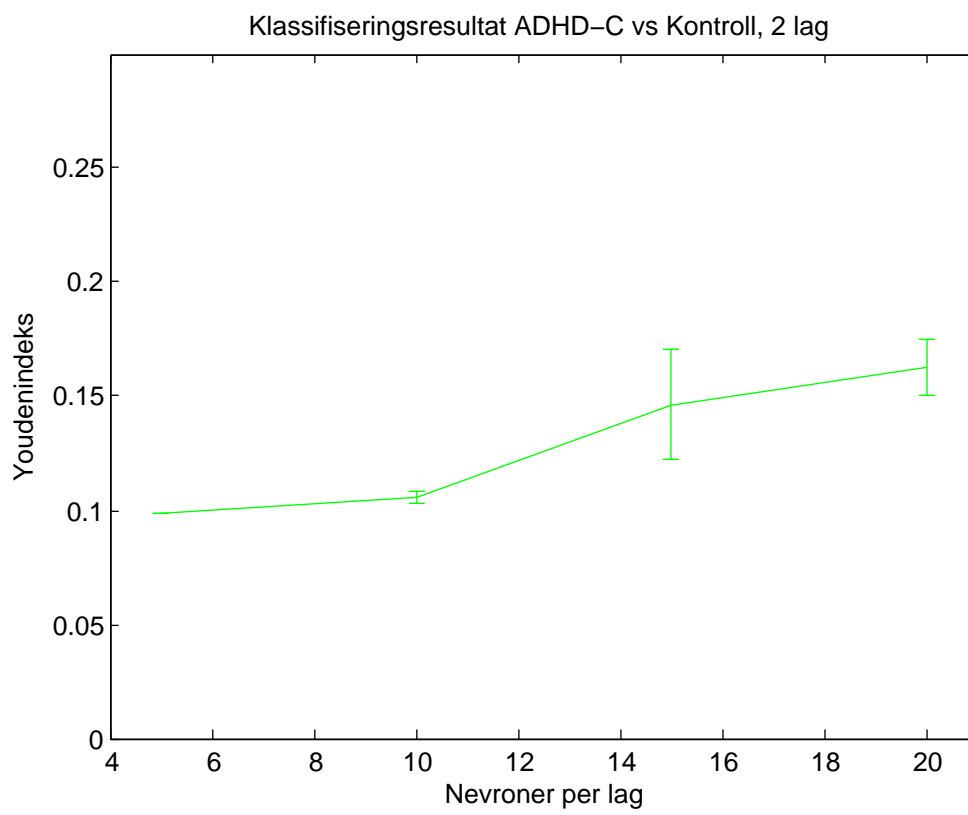




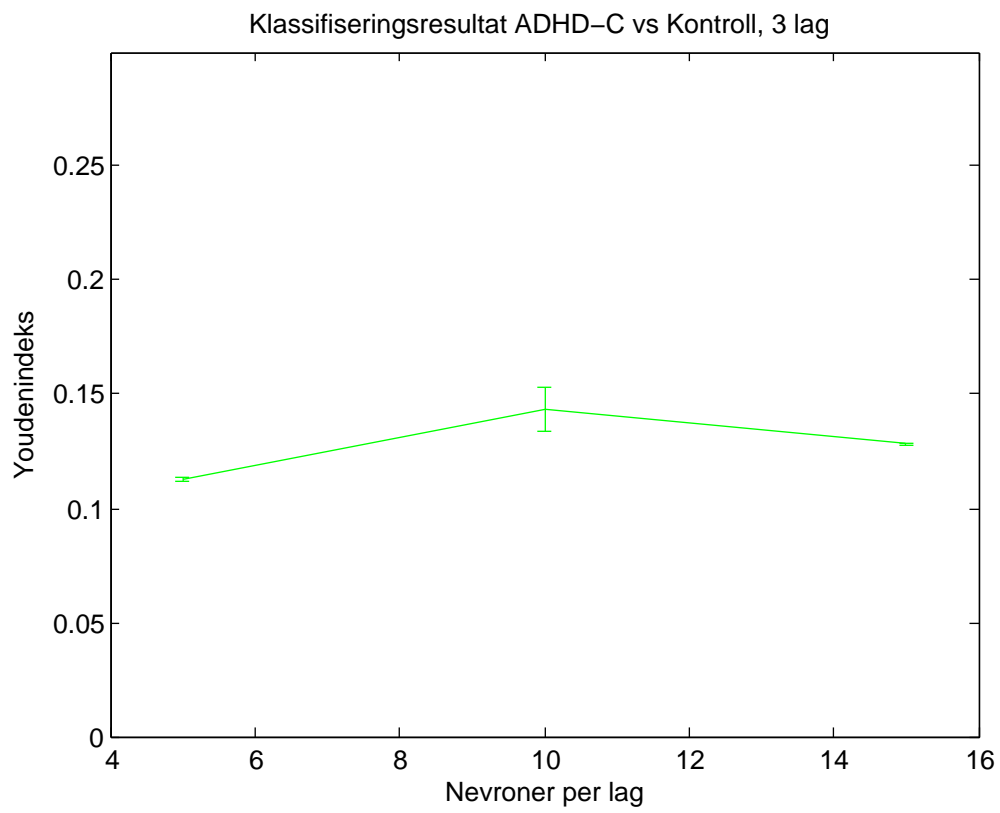
**Figur 8:** Klassifiseringsresultat ADHD-C vs ADHD-PI, 3 lag



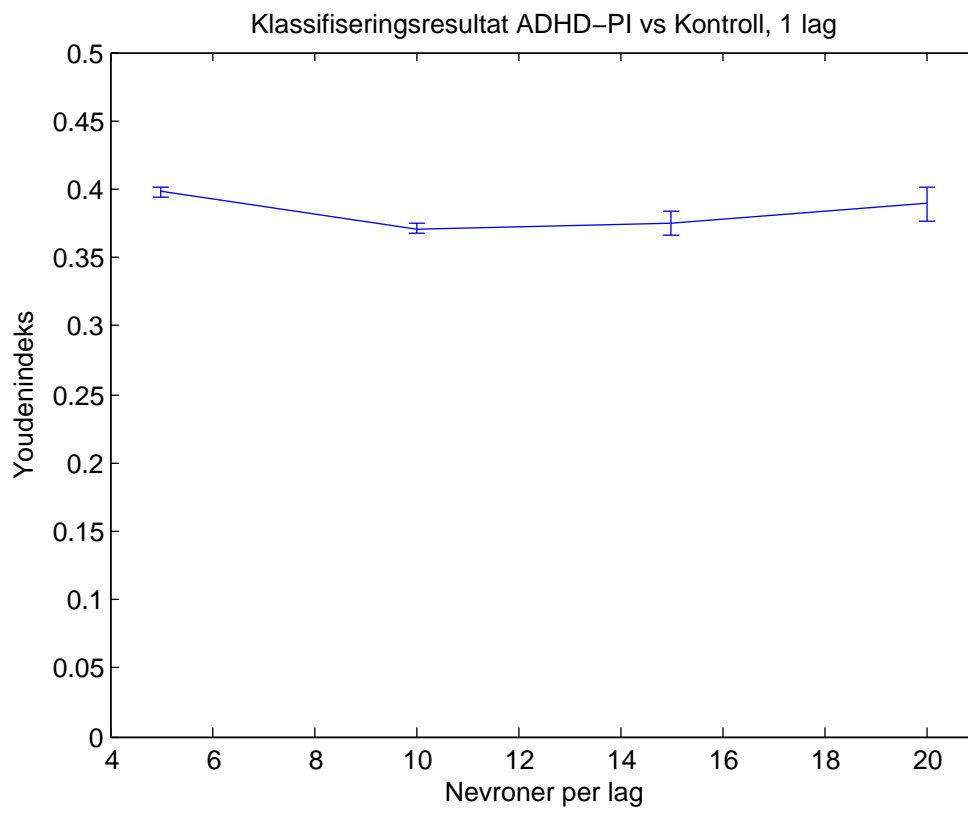
**Figur 9:** Klassifiseringsresultat ADHD-C vs Kontroll, 1 lag



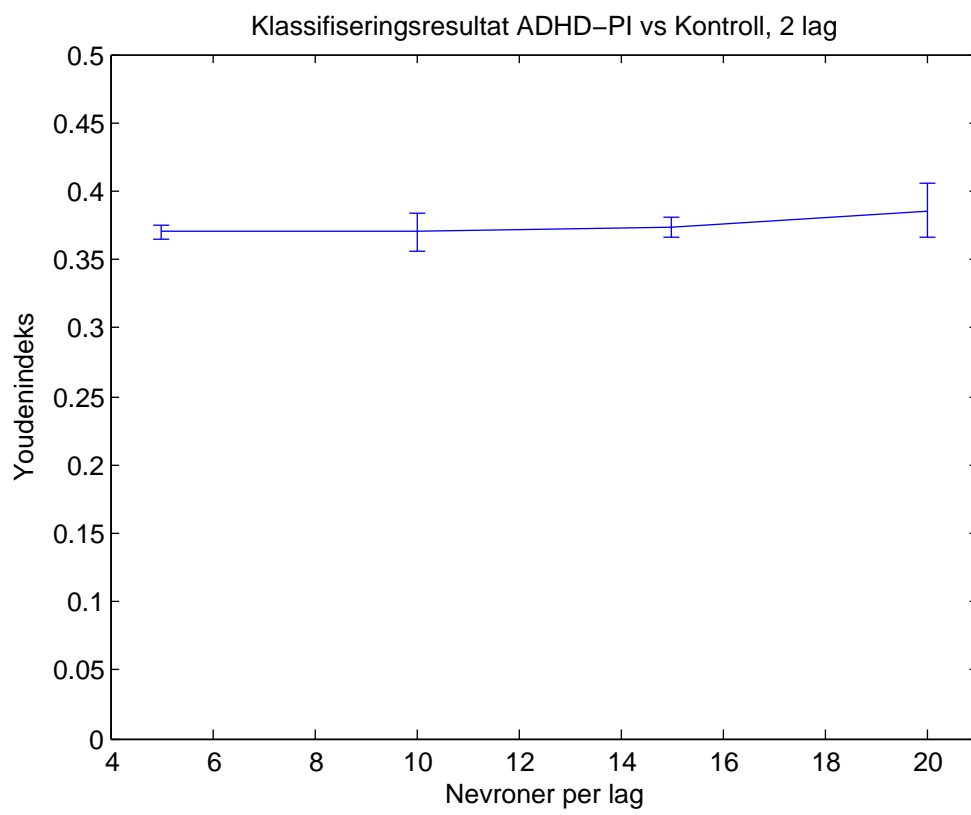
**Figur 10:** Klassifiseringsresultat ADHD-C vs Kontroll, 2 lag



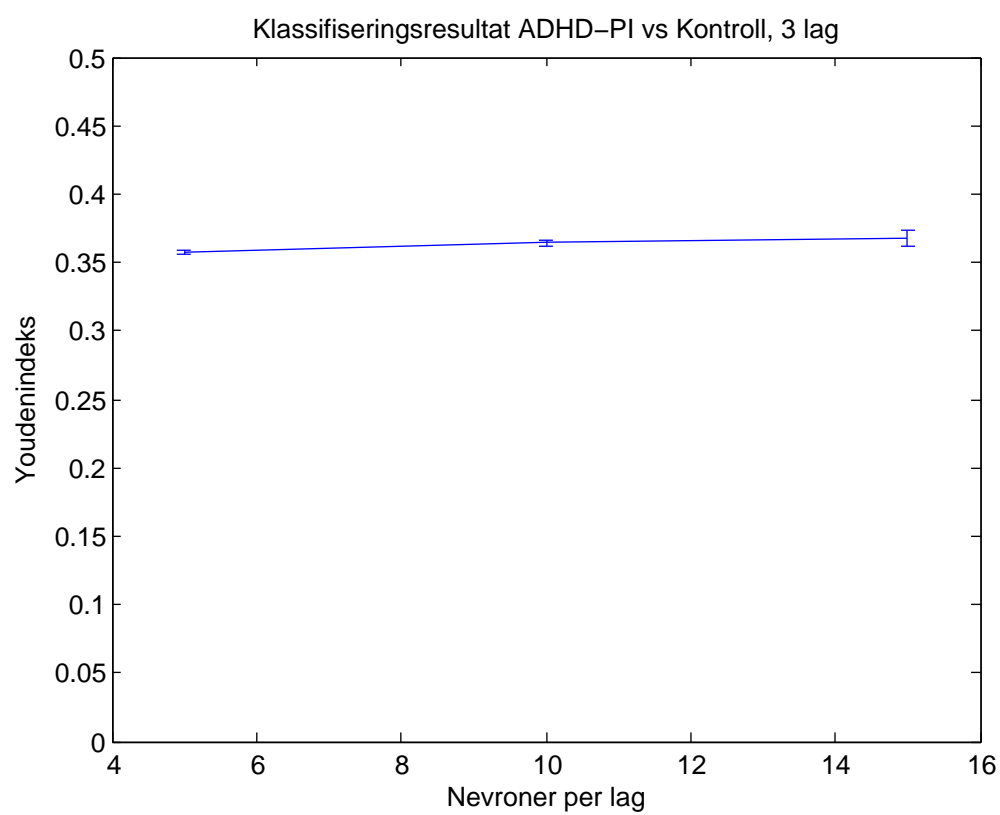
**Figur 11:** Klassifiseringsresultat ADHD-C vs Kontroll, 3 lag



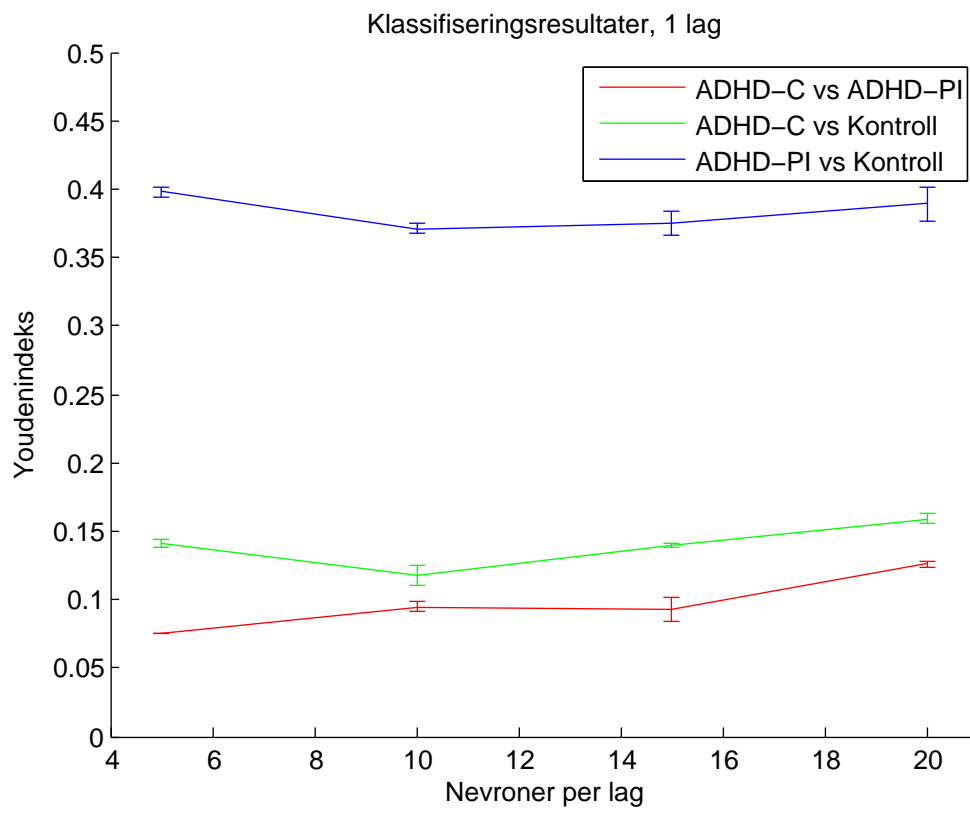
**Figur 12:** Klassifiseringsresultat ADHD-PI vs Kontroll, 1 lag



**Figur 13:** Klassifiseringsresultat ADHD-PI vs Kontroll, 2 lag

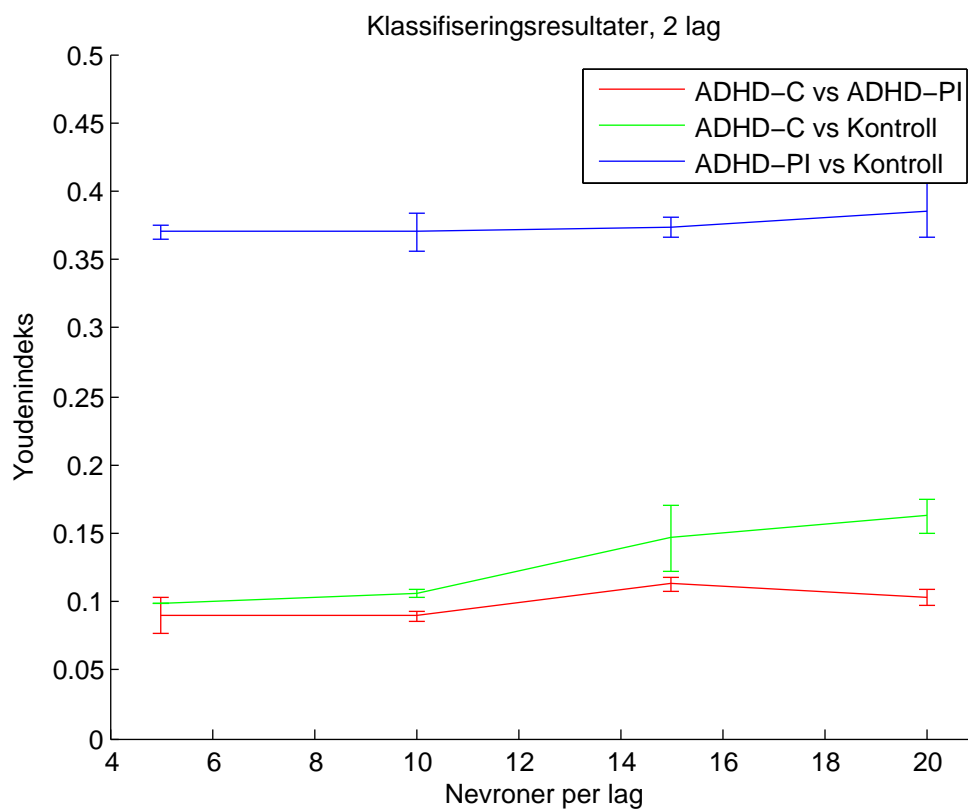


**Figur 14:** Klassifiseringsresultat ADHD-PI vs Kontroll, 3 lag

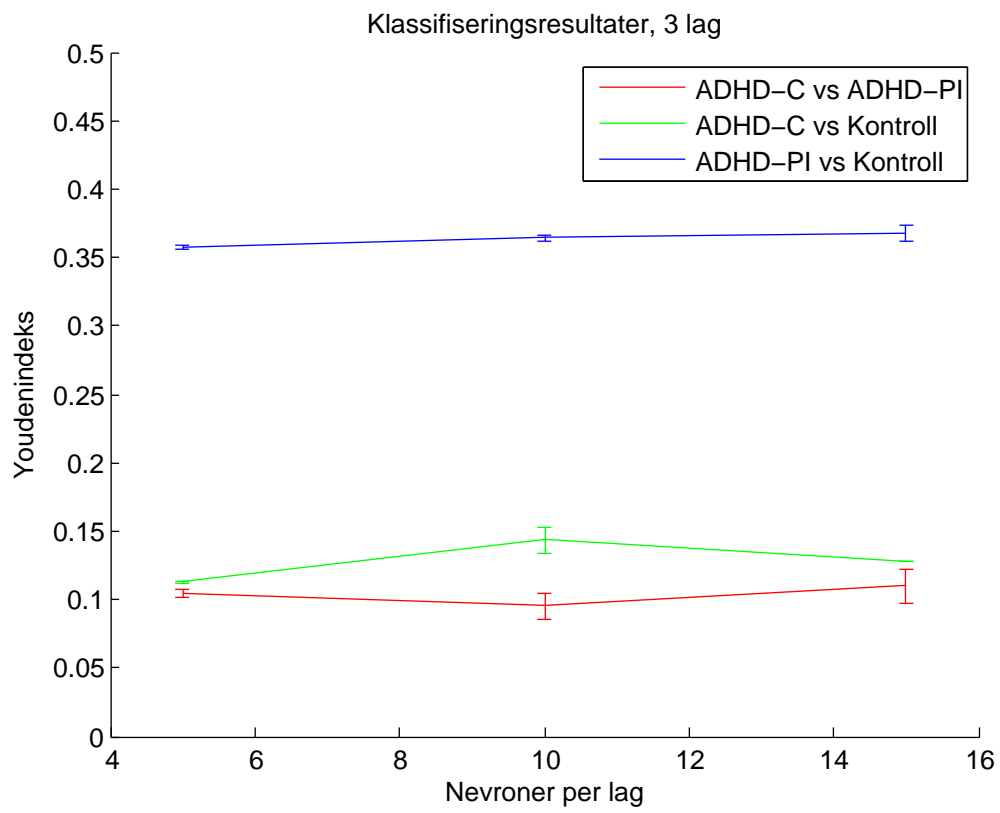


**Figur 15:** Klassifiseringsresultat 1 lag





**Figur 16:** Klassifiseringsresultat 2 lag



**Figur 17:** Klassifiseringsresultat 3 lag

## 6.4 Oppsummering resultater perceptronnettverk

Tabell 5 summerer opp de beste resultatene som ble oppnådd for flerlags perceptronnettverk.

Klassekombinasjon	Youdenindeks	Sensitivitet1	Sensitivitet2	Egenskapsvektor
ADHD-C, ADHD-PI	0,16	0,93	0,22	6, 9
ADHD-C, Kontroll	0,17	0,82	0,35	11
ADHD-PI, Kontroll	0,44	0,78	0,67	7, 9

**Tabell 5:** Flerlags perceptronnettverk resultater

## 6.5 Parzen-Window

I tabell 6 er resultatene for parzen-window presentert, sensitivitet1 evnen til å riktig klassifisere førstnevnte klasse, sensitivitet2 evnen til å riktig klassifisere sistnevnte klasse. Egenskapsvektor er hvilken egenskaper som gav best resultat. Se tabell 1 for en oversikt over hvilken egenskap de forskjellige nummerene representerer.

Klassekombinasjon	Youdenindeks	Sensitivitet1	Sensitivitet2	Egenskapsvektor
ADHD-C, ADHD-PI	0,23	0,47	0,76	1, 6
ADHD-C, Kontroll	0,22	0,36	0,87	5, 8, 11
ADHD-PI, Kontroll	0,32	0,62	0,7	6, 11, 15

**Tabell 6:** Klassifiseringsresultater Parzen-Window

## 7 Diskusjon

De beste klassifiseringsresultatene ble oppnådd mellom klassene ADHD-PI og Kontroll. Flerlags perceptronnettverk ga en youdenindeks på 0,44, og Lineær diskriminantanalyse ga en youdenindeks på 0,41 som beste resultat. Egenskap 9 (Middelverdi, tid mellom påfølgende klikk) var representert i begge disse resultatene.

Denne klassekombinasjonen var den eneste som fikk et godt resultat i rangeringstesten på det uoppdelte datasettet i kapittel 4.2, men kun for egenskap 9.

Ettersom det er et lite antall testpersoner i hver av disse klassene (6 i ADHD-PI, 8 i Kontroll) er det en viss sannsynlighet for at separabiliteten er tilfeldig. Det er også mulig at klassifikatorene kan ha blitt overtilpasset det lille antallet testpersoner.

For lineær diskriminantanalyse ser man at metoden klarer å skille mellom de to ADHD-variantene og Kontrollgruppen til en viss grad.

## 8 Konklusjon

Det beste klassifiseringsresultatet ble oppnådd mellom klassene ADHD-PI og Kontroll av flerlags perceptronnettverk. Resultatet som ble oppnådd var en spesifisitet for ADHD-PI på 0,78 og en sensitivitet for Kontrollgruppen på 0,67. Egenskapskombinasjonen som ga dette resultatet var egenskapene kurtose, X-koordinater (nr 7) og middelvei, tid mellom klikk (nr 9). For lineær diskriminantanalyse var resultatet for denne klassekombinasjonen en spesifisitet for ADHD-PI på 0,71 og en sensitivitet for Kontrollgruppen på 0,7. Egenskapen middelvei, tid mellom klikk var representert i egenskapskombinasjonen som ga dette resultatet. Egenskapen middelvei, tid mellom klikk utgjør det optimale subsettet av egenskaper.

For klassekombinasjonen ADHD-C og Kontroll ble det beste resultatet oppnådd ved lineær diskriminantanalyse med egenskapene 3,6,8,9 og 15. Spesifisiteten for ADHD-C er 0,77 og sensitiviteten for Kontrollgruppen er på 0,62.

Klassekombinasjonen ADHD-C og ADHD-PI hadde de laveste klassifiseringsresultatene. Det beste resultatet for denne klassekombinasjonen ble oppnådd med Parzen-Window-teknikken, som ga en spesifisitet for ADHD-C på 0,47 og en spesifisitet for ADHD-PI på 0,76.

Ved bruk av lineær diskriminantanalyse lykkes det til en viss grad å skille mellom de to ADHD-variantene og Kontrollgruppen.

## 9 Bibliografi

- [1] American Psychiatric Association, *Diagnostic and statistical manual of mental disorders dsm-iv-tr*, American Psychiatric Publishing, Inc., 2000.
- [2] Trond Løvdok, *Hva er adhd? historisk bilde av diagnose av hyperkinetiske forstyrrelser/adhd og symptomer, frem til i dag*, 2009, [Online; accessed 13-January-2009].
- [3] Ketil Melås, *Changed behavioral dynamics in adhd-c, but not adhd-pi groups*, Master's thesis, Universitetet i Oslo, 2007.
- [4] World Health Organization, *International statistical classification of diseases and related health problems 10th revision*, 2007, [Online; accessed 13-January-2009].
- [5] Martin Risdal, *Impedance plethysmography for ventilation and pulse monitoring during cardiopulmonary resuscitation*, Ph.D. thesis, University of Stavanger, 2006.