

Bruk av maskinl ring i karakterisering av vev

Karakterisering av vev handler om   skille ulike vevstyper basert p  en eller annen egenskap som vevet innehar. Innen medisin har ofte sykt og friskt vev ulike fysiske egenskaper. Dermed vil man kunne b de diagnostisere og overv ke sykdommer dersom man kan m le disse egenskapene. Innen husdyrproduksjon til kjøtt, er den riktige sammensetningen av fett- og muskelvev viktig for smaksopplevelsen. Ved   skille fett- og muskelvev, samt   kunne m le dette nøyaktig, vil man kunne m te markedets forventninger til en god spiseopplevelse av kjøtt.

I begge disse eksemplene er det et sterkt behov for   kunne gj re slike m linger *in vivo* og ikke-invasivt. Innen medisin gj res invasive m linger typisk ved biopsi. Slike pr ver for rsaker ofte ubehag, smerte og i noen tilfeller, skade. I tillegg kan m lingene v re upresise, ettersom det kan v re vanskelig   ta pr ve p  riktig sted. Dette kan f re til feil diagnostisering som vil v re en stor p kjenning for pasienten. I kjøttindustrien er dyrevelferden viktig og dyrene skal ikke utsettes for un dvendig ubehag. Kjøttkvalitet kan dermed ikke kan m les *in vivo*, men etter at dyret er slaktet; *post mortem*. Konsekvensen er at den genetiske framgangen blir redusert, ettersom man m  beslutte om genene til et dyr skal f res videre basert p  m lt kjøttkvalitet hos s sknene.

Det er tre typiske avbildningsmetoder som brukes for ikke-invasiv bildedannelse: ultralyd (US), r ntgen computertomografi (CT) og magnetresonanstomografi (MR). Av disse tre er ultralyd den billigste og mest portable metoden. Ulempen ved ultralyd er at det er mange potensielle st ykilder som kan v re  deleggende for det resulterende bildet. Denne st yen representerer ofte ikke den underliggende anatomien og gj r at ultralyd, sammenlignet med de andre metodene, har den d rligste bildekvaliteten.

Gjennom de siste  rene har medisinsk bildeanalyse gjennomg tt en revolusjon. Den  kende populariteten til kunstig intelligens og maskinl ring har gjort at disse metodene brukes mer og mer i automatisk bildeanalyse. Dyp l ring, en gren av maskinl ring, har vist seg   v re spesielt suksessrik, da disse metodene kan gjenkjenne komplekse m nstre i bilder. Disse metodene lærer seg selv hvordan bilder skal tolkes ved   trene p  data der fasiten er kjent. For at disse metodene skal bli robuste, kreves dermed store mengder data. I tillegg m  det eksistere en sammenheng mellom dataene og fasiten som er observerbar. Som konsekvens blir ogs  kvaliteten p  dataen viktig.

I dette arbeidet unders kes potensialet for bruk av dyp l ring for karakterisering av vev, og ved hvilket punkt disse metodene begrenses av datagrunnlaget. Vi observerer at dyp l ring fungerer godt i CT, hvor bilde- og datakvaliteten er h y. Dette lar oss lage en robust metode for automatisk beskrivelse av CT volumdata ved bruk av dyp l ring. En tilsvarende metode blir ogs  fors kt p  ultralydbilder. M let er   bestemme fettinnhold fra ultralydbilder og resultatene er konkurrerende

med gullstandardmetoder. Likevel observeres det i denne applikasjonen en øvre grense hvor disse metodene ikke lenger fungerer. For å unngå denne grensen er det et behov for andre ultralydavbildningsmetoder slik at datakvaliteten økes.

Konvensjonell ultralyd måler en spesifikk akustisk egenskap hos materialer. Etersom denne har vist seg å være begrenset er det et behov for å undersøke muligheten for å måle andre egenskaper ved bruk av ultralyd. Materialets ulineære oppførsel viser seg å være en akustisk parameter med stor variasjon for bløte vev, og spesielt sensitiv til fettinnhold. Det vises at denne parameteren kan måles ved bruk av en ny ultralydmetode som baserer seg på å sende ut to lydbølger, med forskjellige frekvenser, samtidig. Dataene fra denne metoden, sammenlignet med konvensjonell ultralyd, har mer informasjon og potensielt høyere kvalitet. Dette indikerer at metoden kan forbedres ytterligere ved bruk av dyp læring. Metoden vil dermed kunne bidra til å oppnå robust vevskarakterisering ved bruk av ultralyd.