Fazit

Künstliche Neuronale Netze lassen sich zur *Klassifikation* von Daten verwenden. Dabei ist die Klassifkationsleistung mittels ROC-Kurven messbar. Man kann sie auch zur Verbesserung eines Klassifikationssystems einsetzen, wenn sich herausstellt, daß der Arbeitspunkt des Netzes auf der ROC-Kurve so abgeändert werden kann, daß sich die Sensitivität (oder Spezifität) des Netzes weiter verbessern läßt, ohne die Spezifität (oder Sensitivität) wesentlich zu verringern.

Sie haben auch gesehen, daß RBF-Netze zwar sehr gute Ergebnisse liefern können, in einem hochdimensionalen Eingaberraum unter Umständen aber sehr viele Neuronen dafür notwendig sind. Im Prinzip trifft dies auf alle Netze zu, auch wenn das Multilayer-Perzeptron hier mit sehr viel weniger Neuronen ausgekommen ist. Diese Eigenschaft bezeichnet man als *Fluch der Dimensionen* und man kann zeigen, daß es ganz allgemein eine exponentielle Abhängigkeit zwischen der notwendigen Neuronenzahl und der dimensionalen Ausdehnung der Daten im Eingaberaum gibt.

Anhand der Entscheidungsgebiete der einzelnen Netze läßt sich eine weitere Eigenschaft festmachen. Hier ist sehr schön zu erkennen, daß Single-Layer-Perzeptrons eine Klassifikation durch Hyperebenen vornehmen und sich durch mehrere Perzeptrons einzelne Klassen im Eingaberaum "herausschneiden" lassen. Die Grenzen der Entscheidungsgebiete sind hier immer durch Hyperebenen gegeben, während bei Multilayer-Perzeptrons und RBF-Netzen gekrümmte Entscheidungsgrenzen möglich sind, die sich besser an die Form der Verteilung der einzelnen Klassen anpassen können.