

semantic system ag

ai-one™

Whitepaper der Technologie

Thomas Diggelmann, CTO

9. Juni 2008

Abstract

Dieses Whitepaper befasst sich mit einer neuen Technologie namens ai-one™ zur Entwicklung künstlich intelligenter (KI) Systeme. Neben der historischen Beleuchtung des Themas befasst sich das Dokument detailliert mit der Technologie selbst erklärt, welche Problemstellungen damit gelöst werden können und zeigt anhand einer Fallstudie ein erstes reelles Anwendungsbeispiel derselben.

Inhaltsverzeichnis

Ziel des vorliegenden Whitepaper	1
Historische Betrachtung künstlicher Intelligenz	2
Heutige künstlich intelligente Lösungen nicht befriedigend	4
Lösung der Probleme durch ai-one™	5
Detaillierte Beschreibung der Technologie	7
Verwendung von ai-one™	9
ASTIS™: Eine Fallstudie	11

Ziel des vorliegenden Whitepaper

Zielpublikum	Diese Technologiebeschreibung richtet sich sowohl an technisch versierte Leser wie auch an interessierte Laien. Technische Fachbegriffe werden jeweils erklärt.
Fokus	Dieses Whitepaper befasst sich mit ai-one™, der neuen Technologie des Schweizer Technologieunternehmens semantic system ag. ai-one™ ist ein Sammelbegriff für bahnbrechende semantische und künstlich intelligente Funktionen, welche die Technologie den Interessenten bieten kann.
Stil	Das vorliegende Dokument wurde bewusst in zurückhaltend technischem Schreibstil verfasst. Auf marketingtechnische Ausführungen und Floskeln wurde zugunsten eines besseren Verständnisses der Technologie an sich verzichtet. Bei Interesse kann die semantic system ag dem geschätzten Leser sehr gerne marketingorientierte Informationen zukommen lassen ¹ .
Weibliche/männliche Schreibweise	Aus Gründen der besseren Lesbarkeit wurde in diesem Dokument die männliche Schreibweise verwendet. Wenn nicht speziell gekennzeichnet sind dabei selbstredend immer beide Geschlechter gemeint.

Anwendungsgebiete von ai-one™

Bezeichnung	Beschreibung	Bestehende Anwendungen
ASTIS™	<i>Biometrie/Forensik</i> Automatisierte Schuhspurendatenbank, ähnliche Funktionsweise wie bei einem Fingerprint-System	In Entwicklung
PassengerMatcher	<i>Aviatik</i> Automatisierter Vergleich von Passagierlisten mit Blacklists (USA)	Anwendung im Einsatz
<i>... weitere Anwendungsbereiche werden laufend erschlossen</i>		

¹Weitere Informationen können unter <http://www.semanticsystem.com> oder per Mail info@semanticsystem.com bezogen werden

Historische Betrachtung künstlicher Intelligenz

Anfänge des Computerzeitalters	Die Ergebnisse der Berechenbarkeitstheorie führten zwischen 1930 und 1950 zur Entwicklung der ersten Computer. Dabei war damals durchaus unklar, welches Konzept für die elektronische Datenverarbeitung am vorteilhaftesten wäre.
John von Neumann-Struktur	Ende der vierziger Jahre des 20. Jahrhunderts schlug <i>John von Neumann</i> eine Anordnung von elektronischen Einheiten zur Datenverarbeitung vor, die sich langsam aber stetig wegen ihrer Vorteile durchsetzte. Seither ist sie als <i>John von Neumann-Struktur</i> bekannt. Neumanns Konzept sieht einen gemeinsamen Speicher vor, welcher sowohl Computerprogrammbefehle als auch Daten enthält.
Erste künstliche neuronale Netze	Ungefähr zur selben Zeit, als Neumann sein Modell für die auch heute noch verwendete Computerstruktur vorschlug, begannen Wissenschaftler mit der Forschung an künstlichen neuronalen Netzen. Im Jahr 1943 beschrieben <i>Warren McCulloch</i> und <i>Walter Pitts</i> in ihrem Aufsatz <i>A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity</i> neurologische Netzwerke, die auf dem McCulloch-Pitts-Neuron basierten.
Stark eingeschränkte neuronale Netze	Mit ihrer Arbeit zeigten McCulloch und Pitts, dass auch auf der Basis einfacher Klassen von neuronalen Netzen prinzipiell jede arithmetische oder logische Funktion berechnet werden kann. Aufgrund ihrer Arbeit befasste sich u.a. auch John von Neumann mit der Erforschung neuronaler Netze. Diese ersten Netze besaßen aber noch nicht die Möglichkeit, sich selber zu modifizieren und somit zu lernen.
Lernfähige künstliche neuronale Netze	Ein Psychologe namens <i>Donald O. Hebb</i> war der erste, der ein solches Lern-Konzept anregte. In seiner Arbeit <i>The Organization of Behavior</i> beschrieb er die allgemein bekannte <i>Hebb'sche Lernregel</i> . In ihrer allgemeinen Form ist diese Formel auch heute noch die Basis verschiedener neuronaler Konzepte.

Fortsetzung...

Historische Betrachtung künstlicher Intelligenz, Fortsetzung

Erstes Modell
künstlicher Neuronen

McCulloch und Pitts erfanden ein erstes Modell für künstliche Neuronen. Auch dieses wird heute beinahe in allen derzeit bekannten neuronalen Netzen eingesetzt. Ein einzelnes solches Neuron umfasst folgende Eigenschaften:

- Ein Neuron ist ein binäres² Schaltelement, welches entweder den Zustand aktiv oder inaktiv besitzt.
- Jedes Neuron besitzt einen festen Schwellenwert³.
- Ein Neuron empfängt sowohl Eingaben von erregenden (exzitatorischen) Synapsen, die alle das gleiche Gewicht besitzen, als auch von hemmenden (inhibitorischen) Synapsen.
- Eine einzige aktive hemmende Synapse verhindert die Aktivierung des Neurons.
- Falls keine hemmende Synapse aktiv ist, werden die erregenden Eingaben addiert. Bei der Überschreitung des Schwellenwertes wird das Neuron aktiv.

Quelle

Der in diesem Dokument dargestellte geschichtliche Überblick bezieht sich auf die hervorragende Einführung in die Thematik der neuronalen Netze der Universität Münster [vgl. <http://cs.uni-muenster.de/Professoren/Lippe/lehre/skripte/wwwnscript/geschichte.html>, 9. Juni 2008].

²Diese Neuronen besitzen nur zwei Zustände

³Zahl, welche entscheidet, ob das Neuron eine Stimulation weiterleitet

Heutige künstlich intelligente Lösungen nicht befriedigend

Limiten der
bekanntesten
Algorithmen

Die heutigen KI-Systeme basieren immer noch auf den ersten Erkenntnissen der vierziger Jahre des letzten Jahrhunderts. Dies ist im Ansatz keine schlechte Ausgangslage. Es bestehen jedoch verschiedene Limiten, welche ein schnelles Vorankommen in der KI-Forschung verhindern.

Zu viele Daten

Ein grosses Problem besteht in der Menge der zu verarbeitenden Daten. Die bekannten Lernalgorithmen – unter anderem der Hebb'sche Lernalgorithmus – leiden unter der Problematik des so genannten *Overlearnings*. Dabei nivelliert sich der gelernte Inhalt im neuronalen Netz aus, so dass dieses semantisch nicht mehr präzise regieren kann.

Zuvor eingelernte Muster in kleinen Datenmengen werden tadellos erkannt, wohingegen das System bei grösseren Mengen immer unpräziser reagiert. Im Extremfall können so alt bekannte Muster nicht mehr zugeordnet werden. Das System wird *Fuzzy*.

Unscharfe
Mustererkennung

Systeme zur Musteridentifizierung und für den automatisierten Mustervergleich leiden stark unter *Overlearning*. Bei kleineren Datenmengen funktionieren diese akkurat, sobald aber mehr Muster verarbeitet werden sollten, sinkt die Qualität⁴.

Keine integrierte
Datenspeicherung

Die nach heutigem Wissenstand existierenden neuronalen Netze werden alleamt nur zur Analyse der Daten, nicht aber zu deren Speicherung herbeigezogen. Dies hat zur Folge, dass die interessanten Querbezüge einzelner Informationsbestandteile nicht automatisch erkannt bzw. abgebildet werden können. Das menschliche Gehirn leidet nicht unter diesem Problem, da dieses bekanntlich gleichzeitig als Datenverarbeitungs- und Datenspeicherungseinheit fungiert.

Informationsvielfalt
liegt brach

Datenbanken, welche beispielsweise aus verschiedenen Zeitungsartikeln bestehen, enthalten eine schier unendliche Anzahl semantischer Bezüge. Diese liegen aber bedingt durch die dezentrale Speicherung brach. Textorientierte Systeme, zum Beispiel automatische Klassifizierungswerkzeuge des Verlagswesens, leiden genau unter diesem Problem. Auch hier wird das neuronale Netz nur zur Analyse beigezogen.

Weitere
Schwierigkeiten

Daneben existieren noch weitere problematische Eigenschaften, auf die hier einzugehen den Rahmen dieses Dokumentes sprengen würde. Die Literatur bietet aber verschiedene Werke an, in welchen diese Thematik detailliert analysiert und dargestellt wird.

⁴Die beiden entscheidenden Fehlermesswerte FAR (False Acceptance Rate) und FRR (False Rejection Rate) steigen

Lösung der Probleme durch ai-one™

Generische
Mustererkennung

Der Technologie liegt ein Algorithmus⁵ zugrunde, welcher alle in einer beliebigen Datenmenge enthaltenen Muster extrahiert und mit den enthaltenen Strukturen speichern kann. Die abstrahierten Muster werden in Form eines neuartigen neuronalen Netzes abgelegt.

Reelle
Entsprechungen
generischer Muster

Der abstrakte Begriff "Muster" wird je nach Anwendungsgebiet auf konkrete strukturelle Vorkommnisse appliziert:

Anwendungs- gebiet	Strukturelle Entsprechung	Beispiele
Statische Textdaten	Semantik	Dokumente, Artikel, Zeitungen, Webseiten, Thesauri, etc.
Dynamische Textdaten	Semantik	Chat, Dialog, Spracherkennung, etc.
Messwerte	Signifikante Strukturen	Datenreihen, Wissenschaftliche Erhebungen, Genomentschlüsse- lung, etc.
Tondaten	Dynamik	Musik, Stimmen, etc.

Holosemantische
Netze

Um die neue Entwicklung von bestehenden neuronalen Technologien unterscheiden zu können, nennt die semantic system ag die resultierende neuronale Datenmenge holosemantisches neuronales Netz (HNN), kurz: *Holosemantisches Netz*.

Lernalgorithmen
nicht benötigt

Lernalgorithmen im ursprünglichen Sinn⁶ werden nicht mehr benötigt. Die generische Mustererkennung ersetzt das Einstellen einzelner Neuronen. Beim Einfügen von Daten in ai-one™ – seien es Textdaten, Bilddaten oder andere Daten – wird das neuronale Netz durch neuronale Stimulation aufgebaut. Nach wie vor wird das Einfügen von Daten als *Einlernen* bezeichnet.

Unproblematische
Datenmengen

Verschiedene bekannte Probleme, unter anderem das *Overlearning*, können somit bedingt durch die genannten Eigenschaften der Basisfunktionalität ausgeschlossen werden.

Fortsetzung...

⁵Entdeckt durch Manfred Hoffleisch, Forschungsleiter der semantic system ag

⁶bspw. Hebb'scher Lernalgorithmus

Lösung der Probleme durch ai-one™, Fortsetzung

Kombinierte neuronale Verarbeitung und Speicherung

Das neuronale Speichern von Eingangsdaten führt zu einer vollständigen semantischen Verfügbarkeit der innewohnenden Strukturen. Konventionelle neuronale Netze werden vor allem zur Analyse von Strukturen herbeigezogen, wohingegen ai-one™ gleichzeitig auch als assoziativer Datenspeicher fungiert.

Funktionsvielfalt der Datenverarbeitung

Das resultierende neuronale Netz bietet dem Nutzer eine Vielzahl von semantischen und assoziativen Funktionen. Je nach eingelernten Daten erfolgen aus diesen abstrakten Funktionsbezeichnungen konkrete Funktionen:

Eingelernte Daten	Mögliche Funktionen
Bilder	Vergleich von Bildern (optisch), Aufzeigen von Ähnlichkeiten, etc.
Texte	Finden von assoziativen Bezügen, Extraktion der Textsemantik, phonetische Suche, automatische Zusammenfassung, etc.
Musik/Ton	Finden ähnlicher Passagen/Stücke, verlustfreie Verstärkung, etc.

Finden von versteckten Beziehungen

Verschiedene bekannte Lösungen im Markt⁷ verwenden zur Erkennung semantischer Bezüge so genannte Thesauri. Ein Thesaurus⁸ ist einfach ausgedrückt eine manuell erzeugte Sammlung von Beziehungen zwischen einzelnen Entitäten (z.B. Worten), auch Wortschatzsammlung genannt. Sollen neue Beziehungen gefunden werden, muss der Thesaurus manuell erweitert werden.

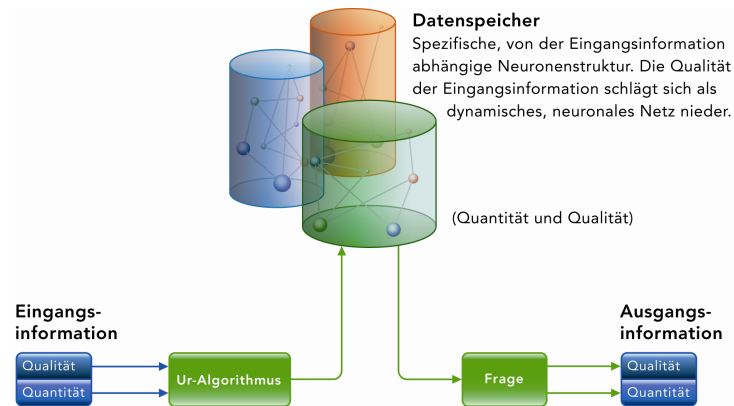
ai-one™ benötigt keine Thesauri, da die generische Mustererkennung auch versteckte und wild verschachtelte Beziehungen findet und dem Benutzer verfügbar macht.

⁷Stand im Jahr 2008

⁸vgl. Thesaurus, Wikipedia, 14. Mai 2008

Detaillierte Beschreibung der Technologie

Aufbau von ai-one™



Nutzung von ai-one™

ai-one™ wird von der semantic system ag ihren Kunden als Rahmenwerk zur Entwicklung von KI-Systemen angeboten. Die semantic system ag fokussiert sich dabei auf den Vertrieb der eigenen Technologie und möchte sich mittelfristig aus der Entwicklung von Endprodukten zurückziehen.

Diskrete Basiselemente

Die Basisfunktionalität von ai-one™ verarbeitet diskrete Basiselemente, so genannte Datenquanten. Diese Datenquanten können vom Anwender/Entwickler des Systems definiert werden. Je nach Anwendung kann ein Datenquant mit einem Pixel, einem Buchstaben, einem Bit/Byte oder einer sonstigen frei wählbaren Grösse gleichgesetzt werden. Die festgelegten Datenquanten formieren quasi das Ausgangsmaterial für den neuronalen Prozess des ai-one™ Systems.

Qualität und Quantität

ai-one™ verarbeitet neben der physikalisch bedingten Menge der Daten (Quantität) auch deren semantische Inhalte (Qualität). Im Vergleich zu heute bekannten Technologien findet unter ai-one™ keine Trennung dieser beiden Begriffe statt. Somit wird automatisch eine semantische Zugänglichkeit der eingelernten Daten erreicht.

Basisfunktionalität 1: Generische Musterextraktion

Der Technologie zugrunde liegt ein Algorithmus, welcher durch *Manfred Hoffleisch*, Head of R&D der semantic system ag, vor 20 Jahren entdeckt wurde. Durch die Anwendung dieses Algorithmus auf eine beliebige Menge an Datenquanten werden ohne menschliches Zutun alle in jener Datenmenge inhärent⁹ vorhandenen Muster extrahiert. Dabei extrahiert der Algorithmus auch beliebig rekursiv verschachtelte Strukturen.

Fortsetzung...

⁹Inhärenz bedeutet in diesem Zusammenhang: Alle den Daten innewohnenden Informationen, also z.B. die Semantik bei Texten, Formen bei Bildern, etc.

Detaillierte Beschreibung der Technologie, Fortsetzung

Basisfunktionalität 2: Faksimile Datenspeicherung	Um mit den extrahierten Mustern weiterarbeiten zu können, müssen diese im zweiten Schritt in eine zugängliche Form gebracht werden. Die Mitglieder des Kernteams der semantic system ag forschten intensiv an dieser Thematik und entdeckten die optimale Repräsentationsform für die gefundenen Strukturen.
Aufbau des HNN	Aufgrund der generischen Abstraktion von rekursiven ¹⁰ Strukturen ist es nicht ganz erstaunlich, dass die optimale Repräsentationsform aus Knoten und Kanten, genauer aus Neuronen und deren Synapsen besteht. Im Unterschied zu den komplexen Neuronen von McCulloch & Pitts sind die Neuronen der ai-one™ Technologie trivial. Sie besitzen weder Gewichte noch Schwellwerte. Die Kommunikation in diesem neuartigen neuronalen Netz erfolgt ausschliesslich über neuronale Stimuli.
Neuronale Datenverarbeitung	Je nach Stimulation des Netzes können assoziative/semantische Funktionen oder Mustervergleiche ausgeführt werden. Die einfache Bauweise der Neuronen ermöglicht zudem auch deren Verschalten um iterative ¹¹ Prozesse abzubilden.
Neuronale Gesetzmässigkeiten	Werden holosemantische und iterative Netze kombiniert, so entstehen folgende Gesetzmässigkeiten: <ol style="list-style-type: none">1. Mit jeder Iteration wird die Bedeutung der Muster immer stärker präzisiert. Gleichzeitig wird automatisch die dazu gehörige heterarchische¹² Struktur erzeugt.2. Verändert sich das Ergebnis nicht mehr, ist das Ende der Operation erreicht.
Verwendung der Gesetzmässigkeiten	Der Anwender von ai-one™ kann jederzeit entscheiden, wie lange das neuronale Netz stimuliert bzw. wie oft die Stimulation wiederholt werden soll. Wird früher abgebrochen, erhält der Benutzer eine grössere aber unpräzisere Resultatmenge. Wird hingegen so lange stimuliert bis sich das Resultat nicht mehr verändert, erhält er eine sehr präzise Resultatmenge – oder gar keine.

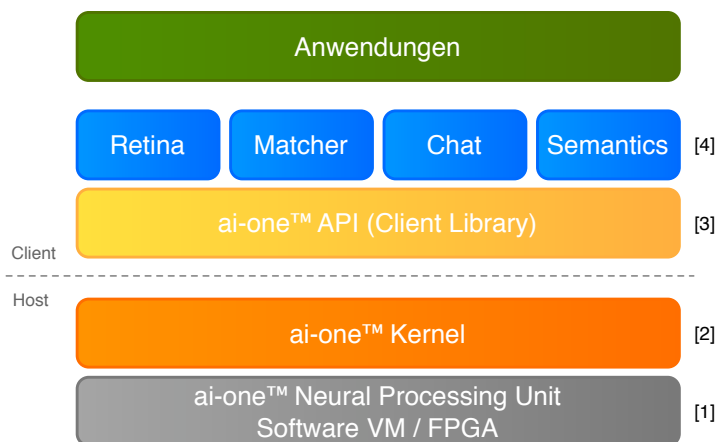
¹⁰In sich selber verschachtelt

¹¹Iterativ steht hier für konventionelle Computerprozesse

¹²Struktur, welche mehrere Vaterobjekte (Ursprung) besitzen kann

Verwendung von ai-one™

Schematischer Aufbau der API



Nutzungsmöglichkeiten der API

Wie bereits am Anfang des Dokumentes erwähnt, kann die hier vorgestellte Technologie sowohl in verschiedenen Branchen der Wirtschaft als auch in der Forschung eingesetzt werden. Interessierte Softwareentwickler können mittels der ai-one™ API [3] auf die neuen Funktionen zugreifen.

Schichtmodell von ai-one™

Dabei ist ai-one™ in verschiedene Ebenen aufgeteilt. Die Grundlage hierfür liefert die holosemantische Basistechnologie [2] von ai-one™. Darauf basierend existieren bereits weitere spezialisierte Ebenen, so genannte *holosemantische Wissenszentren* [4], welche auf ganz bestimmte Anwendungsbereiche zugeschnitten sind.

Neuronale Verarbeitung

Die neuronale Verarbeitung [1] kann wahlweise mittels einer virtualisierten Software-Einheit (Virtual Machine) ausgeführt oder durch einen speziellen FPGA¹³ Chip berechnet werden. Dieser neuronale Chip befindet sich momentan noch in Entwicklung.

Fortsetzung. . .

¹³Field Programmable Gate Array, programmierbarer integrierter Schaltkreis (IC)

Verwendung von ai-one™, Fortsetzung

Holosemantische Wissenszentren

Analog zum menschlichen Gehirn übernehmen in ai-one™-basierten Systemen verschiedene spezialisierte holosemantische Netze konkrete Aufgaben:

Neuronales Wissenszentrum	Anwendungsgebiet	Beschreibung
Retina	Mustererkennung in Bildern	Automatisches Abstrahieren von Mustern in Bildern, Erkennung bestimmter Strukturen, etc.
Chat	Chatbots, Expertensysteme, etc.	Zur Lösungshilfe komplexer Probleme, als automatischer Trainer, Social networks, Computerspiele, etc.
Matching	Vergleich von abstrakten Mustern	Vergleich von abstrakten Mustern (z.B. von Schuhsohlen Abdrücken), etc.
Semantics	Semantische Recherche	Zur assoziativen und semantischen Analyse von Dokumenten, ausgereifte Suchfunktionen, etc.

Lizenzierung

Detaillierte Informationen zum Lizenzmodell können direkt bei der semantic system ag bezogen werden. Grundsätzlich sieht das Lizenzmodell der semantic system ag zwei verschiedene Möglichkeiten zur kundenseitigen Nutzung von ai-one™ vor:

- *Universitäre Nutzung*
- *Gewerbliche Nutzung*

Universitäre Nutzung

Die universitäre Nutzung der Technologie soll frei bleiben, d.h. es müssen keine Lizenzgebühren bezahlt werden. Alle neuen Errungenschaften neuronaler Art, d.h. alle neu entwickelten Wissenszentren, müssen weiterhin frei zugänglich bleiben.

Gewerbliche Nutzung

Sobald ein auf ai-one™ basiertes Produkt verkauft werden soll, fallen automatisch Lizenzgebühren an.

ASTIS™: Eine Fallstudie

Was bedeutet
ASTIS™?

ASTIS™ steht für engl. *Automated Shoe Track Identification System*, übersetzt bedeutet dies: *Automatisches Schuhspuren Informationssystem*. Der Begriff ASTIS™ wurde vom Begriff AFIS¹⁴ abgeleitet, ein im forensischen Umfeld bekannter Begriff für Fingerprint-Matching System.

Welchen Zweck
erfüllt ASTIS™?

ASTIS™ ist ein automatisch arbeitendes System, welches unterschiedliche (ähnliche) Schuhspuren vergleicht und analysiert, um herauszufinden, welche Spuren von welchem Schuh-Typ (Marke, Typ, Name etc.) abstammen. Dabei vergleicht das System die Spuren unterschiedlicher Fälle und von verschiedenen kriminaltechnischen Erfassungen.

Rolle von ai-one™

ai-one™ wird für die zentralen zwei Teilkomponenten von ASTIS™ eingesetzt:

- Musterabstrahierung (künstliche Retina)
- Mustervergleich (Matcher)

Semiotische
Musteranalyse

Semiotische Musteranalyse steht für die Kombination der optischen Mustererkennung (Retina) mit dem eingelernten Hintergrundwissen über Schuhspuren (Matcher). Das Hintergrundwissen spielt für beide Teilkomponenten (Retina und Matcher) gleichermaßen eine wichtige Rolle.

Hintergrundwissen
über Schuhspuren

Das Hintergrundwissen wird durch folgende Teilbereiche charakterisiert:

Retina

- Wissen über den grundsätzlichen Aufbau einer Sohle
- Abstrahierte Betrachtung unter Berücksichtigung von störenden Einflüssen (Dreck, abgetragene Sohlen, etc.)

Matcher

- Geographischer Zusammenhang (typische Schuhe für gewisse Orte, z.B. Bergschuhe in alpinen Orten)

Beschreibung des
Prozesses

Fortsetzung...

¹⁴Automated Fingerprint Identification System

ASTIS™: Eine Fallstudie, Fortsetzung

Modularer Aufbau der Retina

Die künstliche Retina besteht aus 3 verschiedenen neuronalen Ebenen im holosemantischen Netz. Diese Ebenen erfüllen unterschiedliche Teilaufgaben zur Erkennung von Formen in gegebenen Bildern:

- *Star Cells*: Diese Ebene extrahiert Basisobjekte: Linien (Anfangs- und Endposition) und Kreisbögen (Mittelpunkt, Radius, Drehungswinkel, Winkel).
- *Pyramid Cells*: Diese Ebene extrahiert aus den gefundenen Basisobjekten Formen: Polygone, Kreise
- *Inhibitorial Cells*: Durch das Einlernen von verschiedenen Basisformen konkurrenzieren sich die angeregten Neuronen. Um Konkurrenten auszumerzen braucht es diese inhibitorische (hemmende) Ebene

Resultat der Retina-Analyse

Das Analysieren von Schuhspuren mittels der Retina erzeugt ein so genanntes Template. Dieses Template enthält die in der Spur gefundenen Formen. Bereits diese Datei kann durch einen Computer verarbeitet werden. So kann damit das Bild der Originalspur mit den gefundenen Formen zur optischen Verifizierung am Bildschirm überlagert werden.

Einlernen der Templates

Die Templates müssen für den automatischen Vergleich in das separate holosemantische Netz des Matchers eingelernt werden. Dies geschieht autonom über eine automatische Schnittstelle ohne weiteres Zutun des Anwenders.

Automatischer Mustervergleich

Die Referenzmustersammlung des Matchers wird für den automatischen Mustervergleich verwendet. Um ein Muster mit der Mustersammlung zu vergleichen, muss dessen zuvor abstrahiertes Template zur Stimulation des holosemantischen Netzes verwendet werden. Dies geschieht – analog zum Einlernen – über eine einfache Programmschnittstelle des Matchers.

Bewertete Resultatliste des Matchers

Als Resultat eines einzelnen Mustervergleiches erhält der Anwender eine bewertete Liste aller in der Referenzmustersammlung gefundenen ähnlichen Muster. Somit kann auch eine Matrix erstellt werden, welche die Ähnlichkeiten zwischen allen in der Mustersammlung verfügbaren Mustern wiedergibt.

Anwendungsbeispiele

ASTIS™ kann für verschiedene Aufgabenstellungen der Forensik verwendet werden:

- Automatische Gruppierung von Mustern nach optischen Kriterien (nach Marke, Typ, etc.)
- Vergleich zweier Muster mit Angabe ihrer relativen Ähnlichkeit
- Vergleich eines Musters mit der gesamten Referenzmustersammlung

Tabellen/Abbildungen

Anwendungsgebiete von ai-one™ (<i>Tab.</i>)	1
Reelle Entsprechungen generischer Muster (<i>Tab.</i>)	5
Funktionsvielfalt der Datenverarbeitung (<i>Tab.</i>)	6
Aufbau von ai-one™ (<i>Abb.</i>)	7
Schematischer Aufbau der API (<i>Abb.</i>)	9
Holosemantische Wissenszentren (<i>Tab.</i>)	10