

Brain-Inspired und Neuromorphic Computing in Österreich

Stand der Technik, strategische Bedeutung und Empfehlungen für FTI-Maßnahme

Wien, 2026

Impressum

Medieninhaber, Verleger und Herausgeber:

Bundesministerium für Innovation, Mobilität und Infrastruktur,
Radetzkystraße 2, 1030 Wien

Autorinnen und Autoren: Fabian Lächler, MSc, Priv.-Doz. Dr. Bernhard A. Moser, Dipl. Ing.
Christina Schwaiger, MSc

Wien, 2026. Stand: 6. Juli 2026

Rückmeldungen: Ihre Überlegungen zu vorliegender Publikation übermitteln Sie bitte an
iii5@bmimi.gv.at.

Vorwort

Der vorliegende Abschlussbericht fasst die Ergebnisse der FFG-F&E-Dienstleistung NeuroShift zusammen, die im Auftrag des BMIMI von Fraunhofer Austria Research GmbH und dem Software Competence Center Hagenberg durchgeführt wurde.

Im Mittelpunkt des Vorhabens stand die Erarbeitung einer fundierten Grundlage zur Einschätzung aktueller Entwicklungen, Potenziale und Handlungsoptionen im betrachteten Themenfeld. Der Bericht soll dazu beitragen, technologische, wirtschaftliche und strategische Fragestellungen einzuordnen und mögliche nächste Schritte für zukünftige Maßnahmen abzuleiten.

Die Ergebnisse basieren auf der gemeinsamen Arbeit der Projektpartner sowie auf der Einbindung relevanter fachlicher Perspektiven aus Forschung, Anwendung und Industrie. Das konkrete methodische Vorgehen wird im entsprechenden Kapitel dieses Berichts dargestellt.

Autor:innen:

Fabian Lächler, MSc – Fraunhofer Austria Research GmbH

Priv.-Doz. Dr. Bernhard A. Moser – Software Competence Center Hagenberg

Dipl. Ing. Christina Schwaiger, MSc – Fraunhofer Austria Research GmbH

Inhalt

Vorwort	3
Glossar.....	6
Executive Summary.....	8
Methodik und Einbindung von Stakeholdern	11
Warum Brain-Inspired Computing jetzt relevant wird	12
Begriffe und technische Grundprinzipien	14
Stand der Technik	17
Technologische Reife der brain-inspired Ansätze	17
Neuromorphe Systeme als derzeit reifster Entwicklungspfad.....	18
Aktuelle Systemlandschaft	19
Engpässe der weiteren Reifung.....	23
Anwendungsfelder und Emerging Markets	26
Die österreichische Landschaft	28
Grundlagenforschung.....	28
Anwendungsorientierte Forschung.....	29
Industrie	29
Nationale Vernetzung.....	30
Diagnose	30
Das europäische Ökosystem.....	32
Chancen für Österreich	35
Von Chancen und Risiken zur Förderlogik	37
Erwartungs- und Hype-Risiko	37
Konkurrenz durch konventionelle Edge-AI-Architekturen	37
Plattform-Lock-in und mangelnde Portabilität	38
Risiko paralleler Strukturen	38
Nachfragerisiko auf Anwenderseite	38
Risiko fehlender Adoptionsbereitschaft trotz technologischer Reife	38
Handlungsempfehlungen	40
Aus Fragmentierung soll strategische Koordination werden.....	40
Aus technologischer Förderung soll eine problemorientierte Entwicklungsfähigkeit werden	

Aus hohen Eintrittsbarrieren sollen nutzbare Erprobungs-, Integrations- und Lernfähigkeiten werden	43
Aus einzelnen Komponenten soll ein belastbarer Talent-, Qualifizierungs- und Gründungspfad werden	44
Aus Forschungsprojekten soll eine übertragbare industrielle Wirkung entstehen	45
Übergreifende Förderlogik	46
Schlussfolgerung	49
Anhang	50
Tabellenverzeichnis.....	52
Abbildungsverzeichnis.....	53
Literaturverzeichnis:	54

Glossar

Moore's Law / Moore'sches Gesetz: Historischer Skalierungstrend der Halbleiterindustrie, nach dem sich die Anzahl der Transistoren auf integrierten Schaltkreisen regelmäßig ungefähr verdoppelte. Heute wird der Begriff häufig verwendet, um die Grenzen klassischer Chip-Miniaturisierung und den Bedarf an neuen Rechenarchitekturen zu beschreiben.

Von-Neumann-Architektur: Rechnerarchitektur, bei der Programme und Daten in einem gemeinsamen Speicher gehalten und durch eine zentrale Verarbeitungseinheit verarbeitet werden. Sie bildet die Grundlage vieler klassischer Computersysteme, trennt jedoch grundsätzlich Speicher und Verarbeitung.

Von-Neumann-Bottleneck: Engpass klassischer Rechnerarchitekturen, der aus der Trennung von Speicher und Verarbeitung entsteht. Da Daten zwischen Speicher und Recheneinheit übertragen werden müssen, entstehen Latenz, begrenzte Bandbreite und hoher Energieverbrauch. Der Von-Neumann-Bottleneck gilt als ein wesentlicher Treiber für neue Rechenparadigmen wie neuromorphes Computing.

In-Memory Computing (IMC): Architektur, die Berechnungen direkt im Speicher ausführt und damit den teuersten Energieposten klassischer Chips – Datenbewegung – reduziert.

Spiking Neural Network (SNN): Künstliches neuronales Netz, dessen Einheiten Information durch diskrete, zeitlich verteilte Spikes übertragen – statt durch kontinuierliche Aktivierungswerte.

Deep Neural Network (DNN): Künstliches neuronales Netz mit mehreren Verarbeitungsschichten, dessen Einheiten Information über kontinuierliche Aktivierungswerte statt über diskrete zeitliche Spikes verarbeiten.

Sparsity: Eigenschaft von Daten, Signalen oder Modellaktivierungen, bei der zu einem bestimmten Zeitpunkt nur ein kleiner Teil der möglichen Elemente aktiv oder relevant ist. Im Gegensatz dazu werden bei dichter, kontinuierlicher Verarbeitung viele oder alle Datenpunkte regelmäßig verarbeitet, auch wenn sie keine neue oder relevante Information enthalten.

Event-basierte Sensorik: Sensoren, die nur Zustandsänderungen ausgeben, statt kontinuierlich Frames zu liefern. Beispiele: Prophesee, iniVation.

On-Chip-Lernen: Anpassung von Modellparametern direkt auf dem Gerät, ohne Cloud-Backend.

TRL (Technology Readiness Level): Skala 1–9 zur Einordnung technologischer Reife. TRL 1 = Grundprinzip; TRL 9 = im operativen Einsatz bewährt.

Edge AI: KI-Verarbeitung am Entstehungsort der Daten (Sensor, Gerät), im Gegensatz zu zentralisierter Cloud-Verarbeitung.

Executive Summary

Brain-Inspired Computing bezeichnet einen neuartigen Ansatz, bei dem Hardware-Architekturen und Algorithmen in Anlehnung an Prinzipien des biologischen Nervensystems und Gehirns entwickelt werden. Ziel ist es, Rechensysteme zu schaffen, die Informationen effizienter, adaptiver und robuster verarbeiten können als klassische Architekturen. Das Feld ist interdisziplinär und liegt an der Schnittstelle von Neurowissenschaften, Informatik und Ingenieurwissenschaften. Neuromorphic Computing ist darin der derzeit reifste Teilbereich: Es umfasst Hard- und Softwaresysteme, die zentrale Prinzipien biologischer Informationsverarbeitung technisch nachbilden – insbesondere spikende Neuronen, ereignisbasierte Kommunikation, lokales Lernen sowie eine engere Kopplung von Speicher und Berechnung (Enuganti u.a. 2022, Modha u. a. 2011).

Die wirtschaftliche Dringlichkeit, neue Compute-Ansätze in die industrielle Anwendung zu bringen, ergibt sich aus einem konkreten Befund: Laut International Energy Agency verbrauchten Rechenzentren 2024 weltweit rund 415 TWh elektrische Energie und damit etwa 1,5 % des globalen Strombedarfs. Bis 2030 wird dieser Wert im Basisszenario auf rund 945 TWh mehr als verdoppelt – eine Größenordnung, die dem heutigen Gesamtstromverbrauch Japans entspricht (IEA 2025).

Klassische Hardware-Architekturen stoßen vor allem bei edge-nahen, latenzkritischen und energiebeschränkten Anwendungen an strukturelle Grenzen. Brain-Inspired und Neuromorphic Computing positionieren sich daher nicht als Ersatz, sondern als komplementäre Architekturklasse für jene Anwendungsfelder, in denen lokale, energieeffiziente und ereignisbasierte Verarbeitung entscheidend wird (Baek u. a. 2025, Muir/Sheik 2025, Nature Computational Science 2025).

Für Österreich ist das Feld strategisch relevant, weil die Eigenschaften neuromorpher Systeme – Energieeffizienz, geringe Latenz, sensornahe Adaptivität und Verarbeitung spärlicher Daten – unmittelbar zu den Anforderungen zentraler österreichischer Branchen passen: Mobilität und Automotive-Zulieferung, Maschinen- und Anlagenbau, Mikroelektronik, Medizintechnik, Umweltmonitoring und industrielle Automatisierung. Österreich verfügt bereits über sichtbare Bausteine in Forschung, anwendungsorientierter Entwicklung und Industrie: etwa an TU Graz, JKU Linz, ISTA, TU Wien, Universität Wien,

SCCH Hagenberg, Silicon Austria Labs, AIT, JOANNEUM RESEARCH sowie bei industriellen Akteuren wie Infineon Austria, ams OSRAM, NXP Gratkorn und TTTech. Besonders anschlussfähig ist Österreich an der Schnittstelle von Sensorik, spike-basierter Signalverarbeitung, adaptiver Schwellenwertcodierung, Hardware-Software-Co-Design und industriellen Edge-Anwendungen.

Dieser Vorsprung ist jedoch nicht abgesichert. Die bestehenden Kompetenzen sind fragmentiert und treten weder national noch europäisch als geschlossenes Ökosystem in Erscheinung. Diese Einschätzung wurde im Rahmen eines öffentlichen Stakeholder-Workshops im BMIMI, durch einen fachlichen Beirat sowie durch schriftliche Interviews mit Beiratsmitgliedern aus Grundlagenforschung, anwendungsorientierter Forschung und Industrie bestätigt und geschärft. Besonders hervorgehoben wurden vier Translationshürden: fragmentierte Community-Strukturen und abgeschottete R&D, eine Lücke zwischen Technologieentwicklung und Anwendungsvalidierung, unklare Geschäftsmodelle bei hohen nicht-wiederkehrenden Entwicklungskosten sowie fehlende Kompetenzprofile bei Innovatoren und Early Adopters.

Gleichzeitig nimmt die europäische Dynamik deutlich zu. In Deutschland wurde von Fraunhofer mit STANCE, der Strategic Alliance for Neuromorphic Computing and Engineering, eine industrielle und akademische Allianz gegründet, die Zugänglichkeit, Technologietransfer und industrielle Adoption neuromorpher Technologien adressiert (STANCE o. J.). In den Niederlanden bündelt Neuromorphic Computing NL, kurz NC-NL, Akteure aus Industrie, Wissenschaft und Regierung in einem nationalen Action Plan mit Ecosystem Development, Market-Driven Application Lab und Prototyping Facility (Neuromorphic Computing NL 2026). Zusätzlich wurde 2026 mit 10X-Factor(y) ein neues niederländisches Ökosystemprogramm für neuromorphe Technologien mit einem Gesamtbudget von 30 Mio. Euro gestartet (TU Eindhoven 2026). Diese Entwicklungen zeigen, dass sich das europäische Neuromorphic-Computing-Ökosystem derzeit institutionell formiert. Für Österreich erhöht dies den Handlungsdruck: Die strategische Aufgabe besteht nicht darin, eine nationale Insellösung aufzubauen, sondern vorhandene Stärken rasch zu bündeln und gezielt an STANCE, NC-NL und europäische Pilotlinien wie APECS anzuschließen (APECS o. J.).

Aus dieser Diagnose ergeben sich Handlungsempfehlungen mit sechs strategischen Zielrichtungen:

1. Aus Fragmentierung soll europäische Koordinationsfähigkeit werden. Österreich sollte seine nationalen Akteure bündeln und gezielt an STANCE und NC-NL andocken, statt isolierte Parallelstrukturen aufzubauen.
2. Aus technologiegetriebener Förderung soll problemorientierte Entwicklungsfähigkeit entstehen. Fördermaßnahmen sollten sich an konkreten industriellen Herausforderungen orientieren, etwa ultra-low-power Zustandsüberwachung, latenzarme event-basierte Wahrnehmung, adaptive Biosignalverarbeitung oder energiearme Sensorfusion.
3. Aus hohen Eintrittsbarrieren soll nutzbare Validierungs-, Erprobungs- und Integrationsfähigkeit werden. Unternehmen müssen neuromorphe Ansätze unter realistischen Bedingungen testen, benchmarken und mit klassischen Edge-AI-Lösungen vergleichen können.
4. Aus Kompetenzlücken soll anwendungsnahe Umsetzungsfähigkeit werden. Neben Forschung und Ausbildung braucht es eine Neuromorphic-Computing-Solutions-Funktion, die Unternehmen bei Use-Case-Auswahl, Hardwarezugang, Implementierung und Bewertung unterstützt.
5. Aus unklaren Geschäftsmodellen soll investierbare industrielle Wirkung werden. Projekte sollten früh klären, ob Ergebnisse als IP-Lizenzierung, Application Specific Standard Product, Chiplet-Lösung, bilaterale ASIC-Entwicklung oder Integrationsdienstleistung verwertet werden können.
6. Aus nationaler Förderung soll europäische Hebelwirkung entstehen. Österreich sollte gezielt jene Schnittstellen besetzen, an denen vorhandene Stärken europäisch anschlussfähig sind: Sensorik, event-basierte Signalverarbeitung, industrielle Edge-Anwendungen, Benchmarking, Safety, Hardware-Software-Co-Design und Systemintegration.

Die strategische Aufgabe besteht daher nicht darin, einen vollständigen nationalen neuromorphen Stack aufzubauen oder alle Komponenten selbst zu entwickeln. Entscheidend ist, Österreichs vorhandene Stärken gezielt zu verknüpfen: Forschungsexzellenz, anwendungsorientierte Entwicklung, industrielle Sensorik- und Mikroelektronikkompetenz sowie starke Anwenderbranchen. Daraus sollte ein fokussiertes nationales Programm entstehen, das österreichische Akteure bündelt, sie europäisch sichtbar macht, industrielle Demonstratoren ermöglicht und den Übergang von Forschung zu verwertbaren Anwendungen beschleunigt. Die zentrale Frage ist nicht, ob Österreich Neuromorphic Computing fördern sollte, sondern an welchen europäischen Schnittstellen Österreich schnell genug sichtbar, nützlich und unverzichtbar werden kann.

Methodik und Einbindung von Stakeholdern

Der Bericht basiert auf aktueller wissenschaftlicher Literatur, europäischen Technologie- und Förderinitiativen, einer Analyse der österreichischen Akteurslandschaft sowie einem begleitenden Stakeholder- und Beiratsprozess. Im Rahmen der Berichtserstellung wurde im BMIMI ein öffentlicher Stakeholder-Workshop durchgeführt. Ergänzend wurden die vorläufigen Befunde mit einem fachlichen Beirat reflektiert und schriftliche Interviews mit Beiratsmitgliedern aus Grundlagenforschung, anwendungsorientierter Forschung und Industrie geführt.

Workshop, Beirat und Interviews dienten dazu, Bedarfe, Chancen, Hemmnisse und blinde Flecken aus Sicht des österreichischen Ökosystems sichtbar zu machen. Die Rückmeldungen wurden nicht als Einzelpositionen übernommen, sondern in Form zentraler Translationslücken, Risiken und Handlungsbedarfe in Analyse und Handlungsempfehlungen überführt.

Methodisch kombiniert der Bericht Desk Research, Akteursmapping, Stakeholder-Rückkopplung und strategische Synthese zu Handlungsoptionen für Bund und Förderlandschaft.

Warum Brain-Inspired Computing jetzt relevant wird

Die industrielle Digitalisierung in Europa nutzt heute vor allem datenintensive KI-Systeme. Diese laufen meist auf klassischen Von-Neumann-Architekturen, also Rechnerarchitekturen, bei denen Speicher und Verarbeitung getrennt sind, und werden häufig über zentrale Cloud-Infrastrukturen betrieben. Diese Systeme liefern hohe Rechenleistung, stoßen aber zunehmend an Grenzen: steigende Latenzen durch Datenbewegung zwischen Sensoren, Edge und Cloud, hoher Energieverbrauch durch kontinuierliche Verarbeitung, die Trennung von Speicher und Compute sowie wachsende Anforderungen an Datenschutz und Resilienz (Baek u. a. 2025, Nature Computational Science 2025).

Die wirtschaftliche Dimension dieses Engpasses lässt sich beziffern. Die International Energy Agency dokumentiert in ihrem Bericht „Energy and AI“ (2025), dass Rechenzentren 2024 weltweit etwa 415 TWh Strom verbrauchten, mit einem jährlichen Wachstum von rund 12 % über die letzten fünf Jahre. Im Basisszenario steigt dieser Wert bis 2030 auf rund 945 TWh, was einer Verdopplung in sechs Jahren entspricht. KI-spezialisierte Server sind dabei der wichtigste Treiber: Ihr Stromverbrauch wächst um etwa 30 % jährlich. In den USA werden Rechenzentren 2030 mehr Strom verbrauchen als die Produktion von Aluminium, Stahl, Zement und Chemie zusammen (IEA 2025).

Brain-Inspired Computing wird vor diesem Hintergrund nicht als Ersatz, sondern als komplementäres Paradigma positioniert. Klassische GPU- und TPU-Architekturen – also Grafikprozessoren und spezialisierte Tensor Processing Units für große Matrix- und Tensorberechnungen – sind auf dichte, hochparallelisierbare Rechenlasten und hohen Durchsatz optimiert. Genau darin liegt ihre Stärke bei heutigen KI-Modellen, insbesondere in Rechenzentren. Weniger geeignet sind sie jedoch für Anwendungen, in denen Daten lokal, ereignisbasiert und unter strengen Energie- und Latenzbudgets verarbeitet werden müssen. Dort fallen die Kosten für kontinuierliche Datenbewegung, Speicherzugriffe und die Aktivierung großer Rechenblöcke besonders ins Gewicht. Neuromorphe Ansätze adressieren diese Lücke, indem sie insbesondere bei sparse, ereignisbasierten und zeitlich strukturierten Daten nur relevante Zustandsänderungen verarbeiten und damit Rechenoperationen, Datenverkehr und Energieverbrauch reduzieren. In geeigneten

Anwendungsfällen wurden bzw. werden dadurch Effizienzgewinne gegenüber konventionellen CPU-/GPU- und Accelerator-Architekturen im Bereich von einer bis drei Größenordnungen berichtet oder erwartet; die konkrete Höhe hängt jedoch stark vom Workload, der Implementierung und der Vergleichsplattform ab (Baek u. a. 2025, Muir/Sheik 2025, Nature Computational Science 2025). Hinzu kommen technologische Treiber: das Ende klassischer Skalierungsvorteile nach Moore's Law, das Von-Neumann-Bottleneck und die Energie-Ineffizienz dichter, kontinuierlicher Datenverarbeitung (Christensen u. a. 2022, Modha u. a. 2011).

Für ein Land wie Österreich, dessen industrielle Wertschöpfung stark auf eingebetteter Sensorik, Automatisierung und embedded intelligence beruht, ist diese Entwicklung kein abstraktes Forschungsthema, sondern ein direkter wettbewerbsrelevanter Faktor.

Begriffe und technische Grundprinzipien

Brain-Inspired Computing ist ein breiter Oberbegriff für Rechenansätze, die sich an Prinzipien biologischer Informationsverarbeitung orientieren. Gemeint sind damit Methoden, Modelle und Hardwarekonzepte, die Eigenschaften des Gehirns – etwa parallele Verarbeitung, Lernfähigkeit, Robustheit oder ereignisbasierte Signalweitergabe – technisch nutzbar machen. **Fehler! Verweisquelle konnte nicht gefunden werden.** zeigt einen Überblick über unterschiedliche brain-inspired Computing Ansätze.

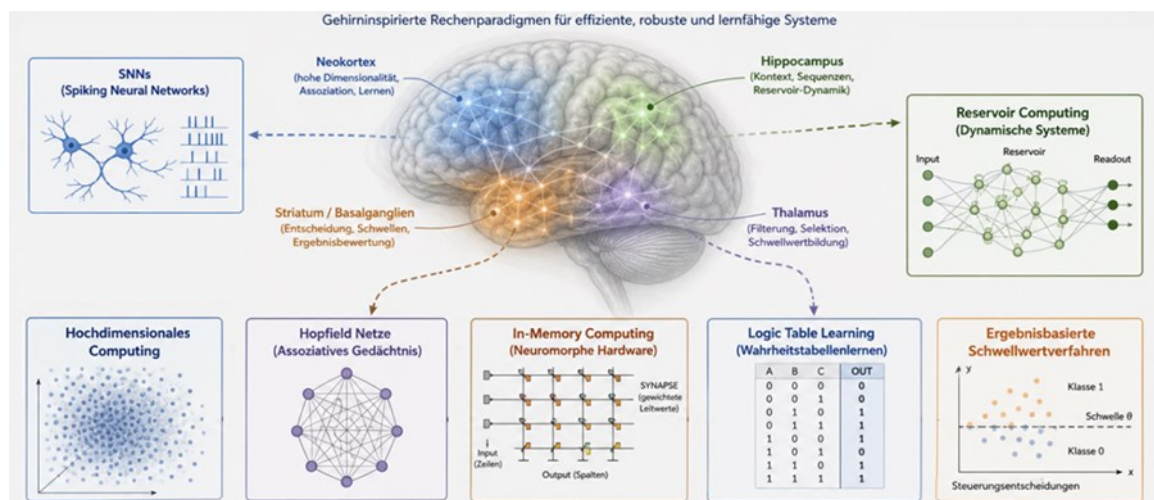


Abbildung 1: Unterschiedliche brain-inspired-computing Ansätze

Innerhalb dieses breiten Feldes weist Neuromorphic Computing derzeit die größte Nähe zu konkreten Hardwareplattformen, Systemprototypen und industriell relevanten Anwendungen auf. Es bezeichnet jenen Teilbereich, der Hard- und Softwaresysteme umfasst, die neuronale Verarbeitung mit spikenden Neuronen und Synapsen physisch oder softwarebasiert nachbilden (Enuganti u. a. 2024). Aus diesem Grund steht Neuromorphic Computing im Mittelpunkt dieses Berichts. Andere brain-inspired Ansätze bleiben jedoch relevant, weil sie das technologische Umfeld erweitern und mittelfristig zusätzliche Entwicklungspfade eröffnen können.

Ein zentrales Prinzip neuromorpher Systeme ist Sparsity, also Spärlichkeit, auf Daten- und Modellebene. Klassische Sensorik erzeugt häufig kontinuierlich dichte Datenströme, etwa vollständige Kameraframes oder regelmäßig abgetastete Biosignale, unabhängig davon,

ob sich relevante Informationen verändert haben. Neuromorphe Systeme zielen dagegen darauf ab, nur relevante Zustandsänderungen zu erfassen oder weiterzugeben – entweder direkt in der Sensorik durch event-basierte Sensoren oder durch nachgelagerte Codierung dichter Daten in Spike-Repräsentationen. Abbildung 2 verdeutlicht dieses Prinzip exemplarisch anhand eines EKG-Signals: Während die klassische Shannon-Abtastung im betrachteten Zeitfenster 500 Datenpunkte erzeugt, bildet die neuromorphe SODAdapt-Repräsentation das Signal mit nur 37 Ereignissen ab. Spikes entstehen vor allem dort, wo sich das Signal stark verändert, in ruhigeren Abschnitten werden dagegen kaum Ereignisse erzeugt. Dadurch bleiben zentrale Signalmerkmale erhalten, während das Datenvolumen in diesem Beispiel um über 90 % reduziert wird (Gallego u. a. 2020, Lunglmayr u. a. 2024, Yao u. a. 2024).

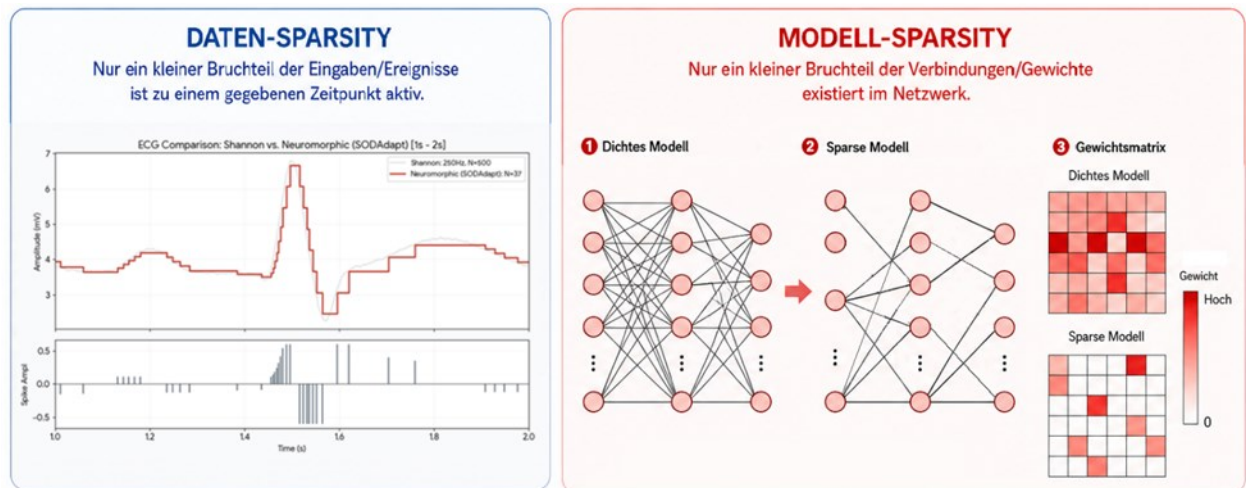


Abbildung 2 Links: Ereignisbasierte Codierung eines EKG-Signals. Die neuromorphe SODAdapt-Repräsentation erzeugt Spikes nur bei relevanten Signaländerungen und reduziert das Datenvolumen gegenüber klassischer Shannon-Abtastung um über 90 % (Lunglmayr u. a. 2024). Rechts: Sparsity auf neuronaler Netzwerkebene. Nur Teile des neuronalen Netzwerks sind aktiv.

Auf Modellebene bedeutet Sparsity, dass in einem gegebenen Zeitintervall typischerweise nur Teilmengen eines neuronalen Netzes aktiv sind (siehe Abbildung 2). Besonders effizient werden solche Systeme dann, wenn beide Formen von Sparsity zusammenkommen: wenige relevante Eingangsdaten und wenige aktive Rechenelemente. In geeigneten Anwendungen können dadurch niedrige Latenzen, geringerer Energiebedarf und eine enge Kopplung von Sensorik und Verarbeitung gleichzeitig erreicht werden (Barchi u. a. 2024, Ferreira u. a. 2025, Stanojevic u. a. 2024, Yao u. a. 2024).

Eine zweite Schlüsseleigenschaft ist On-Chip-Lernen. Industrielle Systeme verändern sich über die Zeit, etwa durch Sensoralterung, mechanischen Verschleiß oder veränderte Materialeigenschaften. Beim On-Chip-Lernen passen sich Modellparameter oder Aktivitätsmuster direkt auf dem Prozessor an, ohne dass Daten permanent an eine Cloud-Infrastruktur übertragen und dort neu verarbeitet werden müssen. Für verteilte, sensornahe Anwendungen mit hohen Anforderungen an Datenschutz, Reaktionszeit und Energieeffizienz ist dies ein wesentliches Unterscheidungsmerkmal gegenüber klassischen Cloud-AI-Pipelines (Barchi u. a. 2024, Ferreira u. a. 2025, Stanojevic u. a. 2024).

Drittens unterscheiden sich neuromorphe Systeme architektonisch von klassischen Rechenarchitekturen, weil sie die Trennung von Speicher und Berechnung teilweise aufheben oder reduzieren. Diese Trennung wird häufig als Von-Neumann-Bottleneck bezeichnet, welches auch in **Fehler! Verweisquelle konnte nicht gefunden werden.** bildlich dargestellt ist. In klassischen Von-Neumann-Systemen werden Daten fortlaufend zwischen Speicher und Recheneinheit bewegt, dieser Speicherverkehr zählt heute zu den dominierenden Energie- und Latenztreibern. In-Memory- und Near-Memory-Computing setzen genau hier an, indem sie Rechenoperationen näher an den Speicher oder direkt in den Speicher verlagern. Dadurch kann die besonders energieintensive Datenbewegung reduziert werden (Christensen u. a. 2022, Modha u. a. 2011).

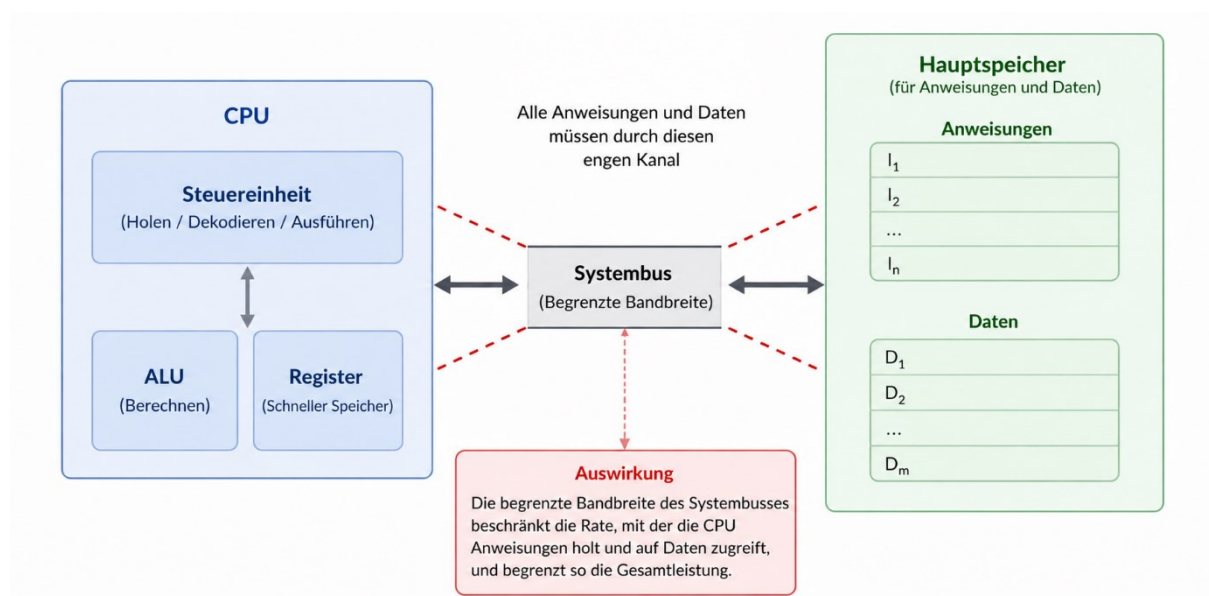


Abbildung 3: Veranschaulichung des Von-Neumann-Bottlenecks

Stand der Technik

Technologische Reife der brain-inspired Ansätze

Brain-Inspired Computing ist kein einheitlich reifes Technologiefeld, sondern ein Spektrum von Ansätzen mit sehr unterschiedlichen Entwicklungsständen. Die folgende Tabelle ordnet die wichtigsten Ansätze nach Technology Readiness Level (TRL), Hinweisen auf technische und anwendungsbezogene Reife sowie österreichischer Anschlussfähigkeit. Die TRL-Einordnung folgt der gängigen Konvention (TRL 1 = Grundprinzipien beobachtet, TRL 9 = im operativen Einsatz bewährt) und stützt sich auf den Stand der Reviewliteratur 2022–2025 (Christensen u. a. 2022, Enuganti u. a. 2024, Modha u. a. 2011).

Tabelle 1 Technologische Reife, Eigenschaften und Potential der Brain-inspired Ansätze

Ansatz	Technologische Reife	Eigenschaften	Potential
Spiking Neural Networks (SNNs)	TRL 4–6; starke Prototypen, begrenzte kommerzielle Einsätze.	Ereignisgesteuerte Spikes; biologisch plausible Algorithmen; neuromorphe Chips mit Memristoren.	Energieeffiziente Verarbeitung mit geringer Latenz; Edge AI, Robotik, Sensordaten.
In-Memory Computing	TRL 4–6; frühe kommerzielle Pilotanwendungen.	Berechnung innerhalb von Speichereinheiten; Crossbar-Arrays, Memristoren.	Reduzierter Energieverbrauch und geringere Latenz; entscheidend für HPC und eingebettete Echtzeitsysteme.
Moderne Hopfield-Netze	TRL 4–5; aktive Forschung, begrenzter realer Einsatz.	Assoziative Speichermodelle mit stabilen Zuständen; hohe Speicherkapazität; Integration mit Deep-Learning-Frameworks.	Skalierbarer assoziativer Speicher; One-Shot-Learning; semantische Einbettung; Potenzial für Edge AI.
Reservoir Computing	TRL 3–5; im akademischen und Prototypenstadium.	Dynamische Reservoirs mit trainierten Ausleseschichten; temporale Mustererkennung; FPGA-/neuromorphe Hardware.	Zeitliche Verarbeitung in Spracherkennung, Gestenerkennung und Robotik; energieeffizient.

High-Dimensional / Hyperdimensional Computing	TRL 2–4; frühe experimentelle Forschung.	Vektor-symbolische Architekturen; robuste Toleranz gegenüber Rauschen; Software auf CPU/GPU, aufkommende Hardware.	Mustererkennung, biomedizinische Signalverarbeitung; robust.
Logic Table Learning (Sequence Learning)	TRL 2–4; Forschungsprototypen.	Nicht-axiomatische Logik; interpretierbares Sequenzlernen; überwiegend softwarebasiert.	Echtzeitfähiges adaptives Sequenzlernen; interpretierbare KI.
Event-Based Thresholding (Neuromorphic)	TRL 4–6; eingebettete Chip-Prototypen.	Binäre Ereignis-Spikes bei Schwellenwertüberschreitung; asynchroner Betrieb.	Energiearme sensorische Verarbeitung; schnelle Reaktion.

Die Tabelle macht zwei Punkte deutlich. Erstens: Wer den Begriff „Brain-Inspired Computing“ förderpolitisch verwendet, muss präzisieren, welchen Teil des Spektrums er meint - die Implikationen für Hardwarezugang, Risikoprofil und industrielle Anschlussfähigkeit unterscheiden sich erheblich. Zweitens: Österreich ist nicht in jedem Teilbereich anschlussfähig, hat aber in mehreren konkreten Nischen reale Stärken - insbesondere in SNN-Beschleunigern, Event-Based Thresholding und modernen Hopfield-Netzen.

Neuromorphe Systeme als derzeit reifster Entwicklungspfad

Innerhalb des Brain-Inspired-Spektrums sind neuromorphe Systeme und hier insbesondere SNN-basierte Architekturen sowie In-Memory-Computing, derzeit der am weitesten entwickelte Pfad. Muir und Sheik (2025) argumentieren in ihrer Perspective in Nature Communications, dass neuromorphe Technologien nach mehreren „false starts“ nun durch Fortschritte bei Programmiermodellen, Software-Toolchains und Hardwareintegration bessere Voraussetzungen für kommerzielle Nutzung aufweisen. Die Autoren heben hervor, dass neuere neuromorphe Designs verstärkt auf digitale Implementierungen setzen, da diese sich leichter in bestehende Entwicklungs- und Fertigungsprozesse integrieren lassen und Probleme analoger bzw. Mixed-Signal-Schaltungen wie Bauteilstreuung und Kalibrierungsaufwand reduzieren, ohne die grundlegenden rechnerischen Vorteile neuromorpher Verarbeitung aufzugeben.

Parallel dazu bilden sich zunehmend Software- und Integrationsökosysteme um neuromorphe Systeme. Frameworks und Plattformen wie Lava, snnTorch, Tonic und Synfire verbinden spiking-basierte Algorithmen, neuromorphe Hardware, ereignisbasierte Datenquellen und etablierte Entwicklungsumgebungen wie PyTorch. Lava ist beispielsweise als offenes Framework für neuro-inspirierte Anwendungen und deren Mapping auf neuromorphe Hardware ausgelegt, snnTorch erweitert PyTorch um gradientenbasiertes Lernen mit Spiking Neural Networks, Tonic stellt Werkzeuge für ereignisbasierte neuromorphe Datensätze bereit und Synfire adressiert als neuere Industriepattform Interoperabilität, Modellregistrierung und Deployment-Pipelines (Davies u. a. 2021, Eshraghian u. a. 2023, Innatera 2026, Lenz u. a. 2022). Damit verdichten sich erste Elemente eines anwendungsnahen Ökosystems, auch wenn dieses weiterhin fragmentiert und noch nicht mit etablierten KI-Softwarestacks vergleichbar ist.

Wichtig ist jedoch, dass daraus keine einseitige Förderlogik zugunsten rein digitaler neuromorpher Designs abgeleitet werden sollte. Muir und Sheik (2025) beschreiben zwar eine deutliche Verschiebung hin zu digitalen Äquivalenten, betonen zugleich aber auch mögliche Kommerzialisierungspfade für ultra-low-power analoge und mixed-signal Compute-in-Memory-Ansätze. Andere Roadmaps zum neuromorphen und emerging computing unterstreichen ebenfalls, dass digitale, analoge, mixed-signal und materialbasierte Ansätze parallel weiterentwickelt werden. Förderpolitisch spricht dies gegen eine verfrühte Wette auf eine einzelne technologische Ausprägung und eher für ein Portfolio, das digitale Skalierbarkeit, analoge Energieeffizienz, sensornahe Verarbeitung und hybride Architekturen gemeinsam adressiert.

Aktuelle Systemlandschaft

Die neuromorphe Systemlandschaft besteht aus verschiedenen technologischen Ansätzen, die ähnliche Schwächen klassischer Rechner überwinden sollen - etwa hohen Energieverbrauch durch Datenbewegung, ineffiziente Verarbeitung dichter Daten und die Latenz konventioneller Sensorik. Diese Ansätze sind jedoch sehr unterschiedlich weit entwickelt, unterschiedlich zugänglich und unterschiedlich marktnah. Es ist daher wichtig, nicht von „dem“ neuromorphen System zu sprechen, sondern die verschiedenen Plattfortmtypen getrennt zu betrachten.

Bei den digitalen Großsystemen dominieren drei Plattformen. Intels Loihi-2 bietet programmierbare On-Chip-Lernregeln, das daraus aufgebaute System Hala Point integriert

rund 1,15 Milliarden Neuronen und ist seit 2024 in den Sandia National Laboratories im Einsatz (Davies u. a. 2021). Loihi ist jedoch auch neun Jahre nach Programmstart ausschließlich Forschungsplattform und nur über die Intel Neuromorphic Research Community zugänglich und nicht käuflich. IBMs NorthPole (2023) verfolgt einen Near-Memory-Ansatz und erreicht laut IBM eine 25-fach höhere Energieeffizienz gegenüber vergleichbaren GPUs für Inferenzaufgaben (Modha u. a. 2011), ist aber ein proprietärer Prototyp ohne On-Chip-Training und ohne breiten externen Zugang. SpiNNaker2, das gemeinsame Projekt der University of Manchester und der TU Dresden, kombiniert ARM-Cores mit Numerik-Beschleunigern für hybride SNN- und Deep Neural Networks (DNN) Workloads, die Kommerzialisierung läuft über das Dresdner Spin-off SpiNNcloud Systems. SpiNNaker2 wird bereits in Rechenzentren eingesetzt und weist sowohl für Anwendungen des Scientific Computing als auch für die Inferenz dynamisch sparse Algorithmen, insbesondere in Mixture-of-Experts-LLM-Architekturen, ein erhebliches Potenzial auf.

Auf der analogen und mixed-signal Seite sind zwei Plattformen prägend. BrainScaleS-2 an der Universität Heidelberg emuliert neuronale Dynamiken bis zu 1000-fach beschleunigt gegenüber der biologischen Echtzeit und ist primär ein wissenschaftliches Instrument für Plastizitätsforschung im Rahmen der EBRAINS-Infrastruktur (Christensen u. a. 2022, Modha u. a. 2011). ADELIA, entwickelt am Fraunhofer IIS in Erlangen im Rahmen des H2020-ANDANTE-Projekts, kombiniert analoge Multiply-and-Accumulate-Operationen mit digitaler Steuerung und erreicht für Inferenzaufgaben wie Sprachaktivitätsdetektion einen Verbrauch unter 200 μ W, eine Klasse, die für industrielle Always-On-Sensorik direkt relevant ist.

Im Bereich event-basierter Vision existieren bereits zwei starke europäische Akteure auf dem Markt: Prophesee (Frankreich, Ausgründung des Institut de la Vision in Paris) mit der Metavision-Plattform und einer Fertigungspartnerschaft mit Sony, sowie iniVation aus dem Institute of Neuroinformatics in Zürich, 2024 von SynSense übernommen. Die Übernahme macht erstmals ein vollständig integriertes Stack-Angebot von der Bildaufnahme bis zur SNN-Verarbeitung aus einer Hand verfügbar, wobei reale Integrationen in der Praxis häufig noch FPGAs oder Mikrocontroller als Brücke benötigen (Gallego u. a. 2020).

Ein separat zu betrachtendes Segment sind kommerziell verfügbare Sensor-Edge-Prozessoren, also neuromorphe Chips, die nicht als Forschungsplattform, sondern als regulär erwerbbarer Komponenten für industrielle Integration angeboten werden. Hier sind derzeit zwei Anbieter marktpäsent. BrainChip (Australien) ist fokussiert auf

Anwendungen in Verteidigung, Raumfahrt und Industrie, bei denen KI auf sehr kompakten, leichten und energiearmen Systemen laufen muss. Innatera (Niederlande, Spin-off der TU Delft) verfolgt ein komplementäres Modell: Das Unternehmen verkauft mit dem 2025 eingeführten Pulsar-Chip einen fertigen neuromorphen Mikrocontroller, der sich an Standard-Sensorik für Audio, Radar und Vibration anschließen lässt und mit dem PyTorch-basierten Talamo-SDK programmiert wird (Innatera 2025). Zusammen mit BrainChip markiert Innatera den Übergang des Feldes von reiner Forschungshardware zu tatsächlich beschaffbaren Komponenten, und zeigt zugleich, dass europäische Deep-Tech-Spin-offs in diesem Segment wettbewerbsfähig sind (Innatera 2025).

Tabelle 2 Übersicht von Plattformen und Anbietern

Plattform/ Anbieter	Segment	Reife / Zugänglichkeit	Kerneigenschaft	Einordnung
Loihi/ Loihi-2 / Hala Point (Intel)	Digitale Großsysteme	Forschungsplattform, nicht regulär käuflich	Programmierbare On-Chip-Lernregeln, sehr große Skalierung	Wichtige Referenzplattform für Forschung und Benchmarking, aber noch keine breit verfügbare Industrieplattform
Northpole (IBM)	Digitale Großsysteme	Proprietärer Prototyp	Sehr hohe Energieeffizienz für Inferenz	Technologisch richtungsweisend, aber ohne offenen Marktzugang
SpiNNaker2 (SpiNNcloud)	Digitale Großsysteme	Übergang zu anwendungsnaher Nutzung	Hybrid aus ARM- Cores und Beschleunigern für SNN-/DNN- Workloads	Reife Technologie zum Einsatz in Rechenzentren für Scientific Computing und Inference von sparse GenAI Anwendungen
Brain-ScaleS- 2 (Uni Heidelberg)	Analoge / Mixed- Signal-Systeme	Wissenschaftliche Infrastruktur	Stark beschleunigte neuronale Dynamiken	Vor allem für Grundlagenforschung relevant
ADELIA (Fraunhofer IIS)	Analoge / Mixed- Signal-Systeme	Übergang zu anwendungsnaher Nutzung	Ultra-low-power- Inferenz für Always- On-Sensorik	Besonders relevant für energiearme Embedded- Anwendungen

Prophesee	Event-basierte Vision	Marktverfügbar	Sehr hoher Informationsgehalt bei geringer Datenmenge	Besonders relevant für Anwendungen mit schlechten Lichtverhältnissen, hohen Bilddynamiken.
iniVation-SynSense	Event-basierte Vision	Marktverfügbar	Sehr hoher Informationsgehalt bei geringer Datenmenge, Compute-in-Sensor Fähigkeit	Besonders relevant für Anwendungen mit schlechten Lichtverhältnissen, hohen Bilddynamiken und Datenverarbeitung am Sensor
BrainChip (Akida)	Kommerzielle Sensor-Edge-Prozessoren	Marktverfügbar	Neuromorphes IP für SWaP-beschränkte Anwendungen	Frühes Beispiel für industrielle Neuromorphik
Pulsar (Innatera)	Kommerzielle Sensor-Edge-Prozessoren	Marktverfügbar seit 2025	Neuromorpher Mikrocontroller für Audio-, Radar- und Vibrationssensorik	Wichtiger Beleg für den Übergang zu tatsächlich beschaffbaren neuromorphen Komponenten

Parallel zur Hardware hat sich ein professionelles Open-Source-Software-Ökosystem herausgebildet, Lava (Intel), snnTorch, Nengo, SpikingJelly und Tonic als Standard für event-basiertes Daten-Loading (Davies u. a. 2021, Eshraghian u. a. 2023, Lenz u. a. 2022). Erwähnenswert ist außerdem Innateras 2026 veröffentlichte Synfire-Plattform, die als offene, community-getriebene Infrastruktur für das Auffinden, Teilen und Deployen neuromorpher Modelle und vollständiger Verarbeitungspipelines konzipiert ist. Die Plattform ist an Standards wie NIR ausgerichtet und soll so Interoperabilität, Reproduzierbarkeit und plattformübergreifende Nutzung erleichtern (Innatera 2026). Die Reife neuromorpher Plattformen bemisst sich zunehmend nicht nur an ihrer Energie- und Flächeneffizienz auf Chipebene, sondern auch an ihrer Programmierbarkeit, Skalierbarkeit und Einbindung in bestehende Software- und KI-Entwicklungsumgebungen. Tabelle 3 im Anhang gibt einen Überblick über zentrale Software-Stacks, Frameworks und Integrationsansätze für neuromorphe Systeme.

Drei förderpolitische Schlussfolgerungen ergeben sich aus dieser Bestandsaufnahme.

- Die Plattformlandschaft ist heterogen, und die Wahl der Plattform legt für Jahre fest, in welche Toolchains und welche Forschungsgemeinschaft Investitionen fließen. Eine nationale Förderung sollte deshalb keine Plattformpräferenz vorgeben, sondern Plattformdiversität und Toolchain-Portabilität zur Bedingung machen.
- Der kommerzielle Zugang zu neuromorpher Hardware hat sich in den letzten zwei Jahren deutlich verbessert, bleibt aber schmal. Mit BrainChip (Akida-IP) und Innatera (Pulsar) sind zwei Anbieter regulär am Markt verfügbar, alle anderen hier diskutierten Plattformen bleiben Forschungshardware, Prototypen oder Großsystem-Infrastruktur ohne breite industrielle Verfügbarkeit. Österreichische Pilotvorhaben sind damit auf wenige kommerzielle Bezugsquellen plus Forschungsk Kooperationen und europäische Konsortialprojekte angewiesen, europäische Einbettung ist damit keine Präferenz, sondern strukturelle Notwendigkeit.
- Die Lücke zwischen Marketingbotschaft und tatsächlicher Reife ist in diesem Feld besonders groß. Förderprogramme sollten deshalb verbindliche, unabhängige Benchmarks – etwa nach NeuroBench-Standard (Yik u. a. 2024) – vorschreiben, statt sich auf Anbieterangaben zu verlassen.

Engpässe der weiteren Reifung

Die bisherigen Fortschritte zeigen, dass sich neuromorphes Computing zunehmend von rein akademischen Demonstratoren in Richtung anwendungsnaher Technologiebildung bewegt. Gleichzeitig verschieben sich die zentralen Engpässe: Nicht mehr nur die prinzipielle Machbarkeit einzelner Chips, Sensoren oder Algorithmen ist entscheidend, sondern ihre Einbettung in robuste, programmierbare und industriell validierbare Gesamtsysteme. Daraus ergeben sich mehrere miteinander verknüpfte Reifungsfragen.

- Die Hardware-Frage: Die Hardwareentwicklung ist nicht als einfache Entscheidung zwischen analogen, mixed-signal und digitalen Ansätzen zu verstehen. Zwar beschreiben Muir und Sheik (2025), dass neuere neuromorphe Designs im kommerziellen Kontext verstärkt auf digitale Implementierungen setzen, weil diese Reproduzierbarkeit, Skalierbarkeit, einfachere Anwendungsentwicklung und bessere Integration in bestehende Toolchains ermöglichen. Gleichzeitig bleiben analoge und mixed-signal Ansätze für bestimmte ultra-niedrigenergetische, sensor-nahe und physikalisch gekoppelte Anwendungen relevant. Der wahrscheinlichere Entwicklungspfad liegt daher nicht in einer einseitigen Ablösung analoger Verfahren durch digitale Designs, sondern in einem Portfolio aus digitalen, analogen, mixed-

signal und hybriden Architekturen. Förderpolitisch spricht dies gegen eine verfrühte Wette auf eine einzelne Hardwareausprägung und für die gezielte Unterstützung unterschiedlicher Implementierungspfade entlang konkreter Anwendungsfälle.

- **Das Software-Ökosystem:** Der Übergang von klassischen kontinuierlichen Deep-Learning-Paradigmen zu asynchronen, diskreten und spiking-basierten Architekturen erfordert neue Trainings-, Compiler- und Mapping-Strategien. Konkret fehlt dem Feld bis heute ein Äquivalent zu dem, was CUDA für GPU-Computing geleistet hat: eine standardisierte, hardwareübergreifende Programmierschnittstelle, die es Entwicklern erlaubt, Modelle plattformunabhängig zu schreiben und zu portieren. Solange diese Lücke besteht, bleiben Entwickler in herstellereinspezifischen Silos gefangen, und Vergleichbarkeit zwischen Plattformen ist nur eingeschränkt möglich. Die Initiative NeuroBench (Eshraghian u. a. 2023, Schuman u. a. 2022, Yik u. a. 2024) ist der derzeit wichtigste Versuch, zumindest auf der Benchmarking-Seite einen verbindlichen Standard zu etablieren.
- **Die Signal-Schnittstelle:** Ein weiterer Engpass liegt an der Schnittstelle zwischen klassischer, dichter Datenverarbeitung und ereignisbasierter neuromorpher Verarbeitung. Neuromorphe Systeme entfalten ihren Vorteil vor allem dort, wo bereits sparse, event-driven Daten anfallen. In vielen industriellen Kontexten liegen Eingangsdaten jedoch als dichte, frame-basierte oder synchron erfasste Signale vor. Deren Umwandlung in asynchrone Spike-Repräsentationen verursacht Aufwand in Energie, Latenz und Systemkomplexität – und kann den Effizienzgewinn der nachgelagerten Verarbeitung im Extremfall aufheben. Genau hier setzen die Arbeiten am SCCH und an der JKU zu Adaptive Threshold Sampling an (Moser/Lunglmayr 2025, Werzi u. a. 2025, Windhager u. a. 2025a, Windhager u. a. 2025b).

Diese technologischen Engpässe führen direkt zu zwei translationsbezogenen Herausforderungen. Erstens besteht weiterhin eine Lücke zwischen Technologieentwicklung und Anwendungsvalidierung. Viele neuromorphe IC-, Sensor- oder Softwareinnovationen erreichen experimentelle Machbarkeit, werden aber nur selten in realitätsnahen industriellen Gesamtsystemen validiert. Zweitens bleibt der wirtschaftliche Verwertungspfad häufig unscharf. Gerade im Hardwarebereich treffen hohe nicht-wiederkehrende Entwicklungskosten, Maskenkosten für Vorserienfertigung und noch unsichere Systemspezifikationen auf Geschäftsmodelle, die sich erst herausbilden. Dadurch entsteht ein hohes Adaptionsrisiko für Industriepartner und Investoren.

Insgesamt liegt der zentrale Reifungsengpass daher nicht in einer einzelnen technologischen Komponente, sondern in der Systemintegration: Neuromorphe Technologien müssen nicht nur effizient rechnen, sondern programmierbar, vergleichbar, anschlussfähig an reale Datenströme und wirtschaftlich validierbar werden. Genau an dieser Schnittstelle zwischen Hardware, Software, Signalverarbeitung und industrieller Erprobung entscheidet sich, ob aus technologischer Machbarkeit industrielle Anwendung wird.

Anwendungsfelder und Emerging Markets

Neuromorphe Systeme werden insbesondere dort relevant, wo intelligente Systeme nicht nur Daten analysieren, sondern ihre physische Umgebung erfassen, interpretieren und in Echtzeit darauf reagieren müssen. Damit sind sie eng mit dem aufkommenden Feld der Physical AI verbunden: also mit verkörperten KI-Systemen in Fahrzeugen, Robotern, Maschinen, medizinischen Geräten oder verteilten Sensorsystemen. Wie Abbildung 4 verdeutlicht, entsteht solche industrielle Intelligenz als geschlossener Zyklus aus Sensing (Erfassung), Perception (Wahrnehmung), Attention (Fokussierung relevanter Informationen), Learning & Reasoning (Entscheidung) und Re/Action (Handlung). Neuromorphe Ansätze sind für diesen Zyklus besonders anschlussfähig, weil sie Ereignisse lokal, latenzarm und energieeffizient verarbeiten können und damit die Rückkopplung zwischen Wahrnehmung, Entscheidung und Handlung beschleunigen.

Ein zentrales Anwendungsfeld ist die Mobilität. Im Automobilbereich entstehen Anforderungen an deterministische Fahrzeugregelung, schnelle Sensorfusion, Objekterkennung und Hindernisvermeidung. Fahrzeuge müssen relevante Änderungen in ihrer Umgebung unmittelbar erfassen und in Fahr- oder Sicherheitsentscheidungen übersetzen. Event-basierte Vision-Sensoren können die Latenz zwischen Ereignis und Reaktion in den Sub-Millisekunden-Bereich reduzieren – ein Vorteil, der für klassische frame-basierte Architekturen physikalisch kaum erreichbar ist (Chowdhury u. a. 2025, Gallego u. a. 2020).

In industrieller Produktion, Maschinenbau und Robotik stehen zustandsbasierte Überwachung, prädiktive Wartung, Prozessstabilität und hochdynamische Regelkreise im Vordergrund. Auch hier folgt die Anwendungslogik dem in Abbildung 4 dargestellten Zyklus: Maschinen und Roboter müssen Zustände erfassen, relevante Abweichungen erkennen, Entscheidungen lokal treffen und unmittelbar reagieren. Die Verarbeitung direkt am Entstehungsort der Daten ermöglicht das Erkennen von Mustern und Anomalien ohne permanente Datenübertragung – besonders relevant für geschlossene Regelkreise mit hohen Präzisions-, Dynamik- und Sicherheitsanforderungen (Baek u. a. 2025, o. V. 2025).

Im Gesundheitswesen eröffnen sich Anwendungsfelder für Wearables sowie implantierbare oder tragbare Systeme, etwa in der Herzrhythmusüberwachung, in intelligenten Hörgeräten oder im neurologischen Monitoring. Diese Systeme müssen physiologische Signale kontinuierlich erfassen, relevante Ereignisse zuverlässig erkennen und dabei strenge Energie-, Latenz-, Datenschutz- und Thermobudgets einhalten. Lokale und adaptive Verarbeitung kann hier helfen, sensible Daten auf dem Gerät zu halten und Systeme stärker an individuelle Nutzer:innen oder langfristige Veränderungen anzupassen (Muir/Sheik 2025, Wang u. a. 2025).

Weitere Anwendungsfelder liegen in autonomen Systemen im Verteidigungs- und Sicherheitskontext, im Umwelt- und Strukturmonitoring, in IoT-Systemen, smarten Infrastrukturen sowie in Extended Reality. Gemein ist diesen Feldern, dass sie dauerhafte, robuste und energieeffiziente Verarbeitung in verteilten physischen Systemen erfordern. Neuromorphe Systeme adressieren damit nicht nur einzelne Rechenaufgaben, sondern einen breiteren Übergang zu Physical AI: zu intelligenten Maschinen, Sensoren und Geräten, die ihre Umgebung effizient wahrnehmen, lernen und adaptiv handeln können (Baek u. a. 2025, Chowdhury u. a. 2025, o. V. 2025, Wang u. a. 2025).

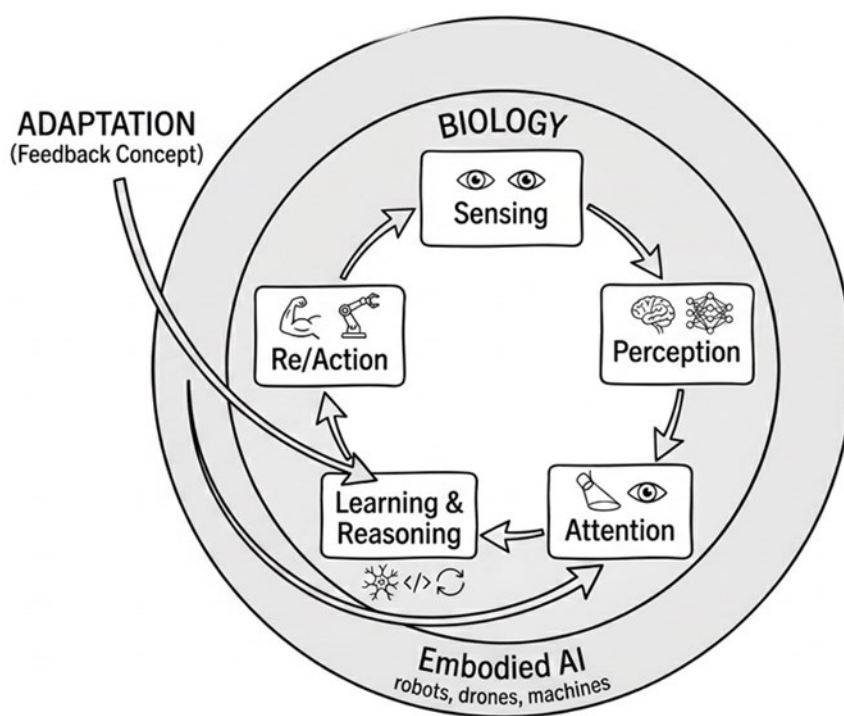


Abbildung 4: Physical AI als Wahrnehmungs-Handlungs-Zyklus. Neuromorphe Systeme unterstützen diesen Zyklus durch lokale, energieeffiziente und latenzarme Verarbeitung direkt an Sensoren und Edge-Geräten

Die österreichische Landschaft

Österreich verfügt über mehrere sichtbare Bausteine in diesem Feld, jedoch nicht über ein geschlossenes Ökosystem.

Grundlagenforschung

Die TU Graz ist der international sichtbarste österreichische Akteur. Wolfgang Maass und Robert Legenstein stehen für Beiträge zu biologisch plausiblen Lernregeln, Liquid State Machines und insbesondere e-prop, einer Lernregel für rekurrente Spiking-Netze, die als biologisch realistische Alternative zu Backpropagation through time entwickelt wurde (Bellec u. a. 2020). Über diese theoretischen Beiträge hinaus ist die TU Graz auch im europäischen Doktoratsausbildungsraum MINDnet sichtbar (MINDnet Consortium 2024).

Die JKU Linz ist nicht nur entlang einer anwendungsorientierten Forschungslinie relevant, sondern auch in theoretischer Hinsicht. Mit der Arbeit Hopfield Networks is All You Need (Ramsauer u. a. 2020) haben Sepp Hochreiter und Forschende seines Instituts zur neueren Weiterentwicklung moderner Hopfield-Netze beigetragen. Diese stehen in engem algorithmischem Zusammenhang mit Mechanismen heutiger Transformer-Architekturen (z.B. OpenAI ChatGPT) und markieren damit eine relevante Schnittstelle zwischen brain-inspired Forschung und aktuellen Entwicklungen im Bereich leistungsfähiger KI-Modelle. Österreich ist über die JKU somit an einer zentralen theoretischen Entwicklungslinie des Feldes beteiligt.

Neben den beiden zentralen Knoten tragen weitere universitäre Einrichtungen mit komplementären Kompetenzen zur Entwicklung eines österreichischen Brain-Inspired-Computing-Ökosystems bei. ISTA stärkt das Feld insbesondere durch Beiträge in der biologischen Grundlagenforschung und der Computational Neuroscience. Die Universität Wien erweitert dieses Profil um neuroinformatische Arbeiten mit Bezügen zu kausaler Modellierung, Brain-Computer-Interfaces und klinischen Anwendungsfeldern. Die TU Wien ergänzt diese Kompetenzen durch Forschung zu nachhaltigem Edge Computing, energieeffizienten Architekturen und europäisch eingebetteten Entwicklungsaktivitäten, unter anderem im Rahmen von NimbleAI. In ihrer Gesamtheit bilden diese Einrichtungen eine fachlich anschlussfähige Ergänzung zu den Standorten Graz, Linz und Hagenberg.

Anwendungsorientierte Forschung

Im Bereich anwendungsorientierter Forschung bilden JKU Linz, das Software Competence Center Hagenberg (SCCH) und Silicon Austria Labs (SAL) einen zentralen österreichischen Knotenpunkt. Die Arbeiten konzentrieren sich auf spike-basierte Signalverarbeitung, spike-basiertes Sampling und Lernen, Hardware-Software-Co-Design sowie neuromorphe Beschleunigerarchitekturen. Konkrete Beiträge umfassen unter anderem Arbeiten zur sparsamen Spike-Codierung, zu adaptiven Sampling-Architekturen sowie zu FPGA-basierten SNN-Beschleunigern wie MiNeuron (Moser/Lunglmayr 2025, Werzi u. a. 2025, Windhager u. a. 2025a, Windhager u. a. 2025b). Hervorzuheben ist zudem die Beteiligung des SCCH am Horizon-Europe-Projekt NeuroSoC, in dem ein Multiprozessor-System-on-Chip mit In-Memory Neural Processing Unit entwickelt wird (NeuroSoC Consortium 2022). Damit ist Österreich bereits heute in einem bedeutenden europäischen Hardware-Vorhaben des Feldes vertreten.

Eine weitere einschlägige EU-Beteiligung ist NimbleAI, ein Horizon-Europe-Vorhaben zur Entwicklung einer 3D-integrierten neuromorphen Sensing-Processing-Architektur für energieeffiziente visuelle Verarbeitung (NimbleAI Consortium 2022). Auf österreichischer Seite sind TU Wien, AVL List und Viewpointssystem beteiligt und bündeln damit Kompetenzen aus universitärer Systemforschung, Mobilitäts- und Automotive-Engineering sowie industrieller Eye-Tracking-Technologie. Zusammen mit der Beteiligung des SCCH an NeuroSoC wird sichtbar, dass Österreich in zwei europäischen neuromorphen Hardware-Vorhaben vertreten ist – mit einem Schwerpunkt auf In-Memory-Computing im Fall von NeuroSoC und auf event-basierter Vision im Fall von NimbleAI.

Weitere relevante Akteure sind das AIT Austrian Institute of Technology (eingebettete KI, Sensorsysteme) und JOANNEUM RESEARCH (sensor- und robotiknahe Anwendungen, Bildverarbeitung).

Industrie

Im privatwirtschaftlichen Bereich bestehen industrielle Anknüpfungspunkte vor allem über das Mikroelektronik-Umfeld. Infineon Austria ist als europäischer Halbleiterstandort mit Fokus auf Power und Sensing ein offensichtlicher Partner für neuromorphe Hardware-Vorhaben. Ergänzt wird das Bild durch ams OSRAM, NXP Gratkorn und TTTech. Auf KI-

Infrastrukturseite ist die AI Factory Austria ein potenzieller Hebel, sofern sie längerfristig über klassische GPU-Cluster hinausgedacht wird.

Nationale Vernetzung

Eine Eigenheit der österreichischen Landschaft, die für die spätere Diskussion der Handlungsempfehlungen relevant ist: Zwischen den Knotenpunkten in Hagenberg, Linz und Graz hat sich in den letzten Jahren eine eigene Workshop- und Vernetzungsserie etabliert (AIROV-SNNSys), die als informelles Forum jene Funktionen erfüllt, die in einem formalen nationalen Ökosystem üblicherweise eine institutionelle Plattform übernehmen würde: das systematische Zusammenführen von theoretischen Lerndynamiken (TU Graz), mathematisch fundierter Spike-Codierung (JKU/SCCH) und siliziumnaher Hardware-Co-Design (SAL). Eine bereits real existierende akademische Vernetzung ist damit vorhanden - was fehlt, ist ihre institutionelle Verankerung und förderpolitische Sichtbarkeit.

Diagnose

Diese Landschaft hat ein klares Profil: thematisch komplementäre Knotenpunkte, gute wissenschaftliche Substanz, einzelne international sichtbare Beiträge und vorhandene industrielle Anschlussfähigkeit. Was fehlt, ist nicht Substanz, sondern eine formale, institutionell verankerte Koordination und förderpolitische Sichtbarkeit.

Diese Diagnose wurde auch im öffentlichen Stakeholder-Workshop im BMIMI sowie in der Diskussion mit dem fachlichen Beirat sichtbar: Die vorhandenen Kompetenzen werden bislang noch nicht ausreichend als gemeinsames österreichisches Profil wahrgenommen. Die Akteure kennen sich teilweise nicht, treten in europäischen Calls eher einzeln als gemeinsam auf, und die nationale Förderlandschaft behandelt Brain-Inspired und Neuromorphic Computing bislang nicht als eigene Förderkategorie.

Die Fragmentierung wirkt sich damit nicht nur auf Sichtbarkeit aus, sondern auch auf die Effizienz von Forschung und Entwicklung. Wenn Akteure entlang der Wertschöpfungskette nicht systematisch verbunden sind, entstehen duplizierte Aufwände, abgeschottete R&D-Aktivitäten und schwacher Wissenstransfer zwischen Grundlagenforschung, anwendungsorientierter Entwicklung, Mikroelektronik, Software, Sensorik und industriellen Anwendern.

Der primäre Hebelpunkt der späteren Handlungsempfehlungen liegt daher in einer doppelten Aufgabe: Österreich muss seine vorhandenen Kompetenzen national bündeln und zugleich europäisch anschlussfähig machen. Entscheidend ist eine Struktur, die Bedarfe bündelt, Wissenstransfer organisiert, gemeinsame europäische Auftritte vorbereitet und konkrete Anwendungspfade sichtbar macht. Dabei sollte keine isolierte nationale Parallelstruktur entstehen, sondern ein Koordinationsknoten, der österreichische Stärken gezielt in europäische Kooperations-, Validierungs- und Verwertungsstrukturen einbettet.

Das europäische Ökosystem

Das europäische Ökosystem ist vielschichtig und arbeitsteilig. Eine kurze Übersicht der wichtigsten Standorte hilft, die österreichische Position einzuordnen.

Die Schweiz ist besonders stark in event-basierter Sensorik und bioinspirierter Systemintegration. Das Zürcher Umfeld um das Institute of Neuroinformatics (INI), die ETH und die Universität Zürich sowie die Spin-offs iniVation/ SynSense bilden eine international herausragende Dichte aus Forschung, Sensorik und Plattformkompetenz (Gallego u. a. 2020).

Deutschland trägt vor allem Hardwareplattformen bei: Heidelberg (BrainScaleS-2), Dresden (SpiNNaker2 an der TU Dresden), Jülich/Aachen (theoretische Grundlagen, memristive Devices), Erlangen (Fraunhofer IIS und FAU als Brücke zur industriellen Translation). Hier existiert ein Ökosystem, das auf langfristige Infrastruktur, Benchmarking und offene Software setzt (Christensen u. a. 2022, Davies u. a. 2021, Modha u. a. 2011, Yik u. a. 2024). Eine wichtige neue Struktur ist die von Fraunhofer in Deutschland gegründete STANCE-Allianz, die Strategic Alliance for Neuromorphic Computing and Engineering. STANCE bringt Entwicklungsunternehmen, Industriepartner, Start-ups und Forschungseinrichtungen zusammen, um Zugänglichkeit, Adoption und Technologietransfer neuromorpher Technologien zu verbessern [38]. Die Allianz adressiert damit genau jene Hemmnisse, die auch für Österreich relevant sind: Fragmentierung, Inkompatibilität, fehlendes Vertrauen in die technologische Reife sowie mangelnde Verbindung zwischen Hardware, Software und Anwendung. Besonders relevant ist der STANCE Knowledge Hub, der Wissen über neuromorphe Systeme und Anwendungen bündelt und damit Integrationsbarrieren zwischen Forschung, Entwicklung und Anwendung senken soll (STANCE Knowledge-Hub o. J.).

Frankreich ist ein weiterer starker europäischer Akteur: CEA-Leti in Grenoble zählt zu den führenden Forschungsinstituten für neuromorphe und In-Memory-Hardware in Europa, während Prophesee (Paris) mit kommerziell verfügbaren Event-Vision-Sensoren und der Kooperation mit Sony bereits eine international sichtbare industrielle Position erreicht hat. Besonders anschaulich zeigt dies der 2026 in Nature vorgestellte Tischtennis-Roboter „Ace“ von Sony AI, der Sony-Prophesee-Event-Based-Vision-Sensoren für hochdynamische Echtzeitwahrnehmung nutzt und damit mehrere Elite-Spieler schlagen konnte (Dürr u. a.

2026). Italien ist über IIT Genova (iCub, neuromorphe Robotik) und das Politecnico Milano in Sensorik und Systemintegration sichtbar.

Die Niederlande entwickeln sich derzeit zu einem der sichtbarsten europäischen Koordinationsstandorte für Neuromorphic Computing. Mit Neuromorphic Computing NL (NC-NL) bündeln sie Materialforschung, algorithmische Grundlagen, Chipdesign, Systemintegration und Industrie unter einem gemeinsamen nationalen Dach (Neuromorphic Computing NL 2026). Die Initiative führt Akteure aus Industrie, Wissensinstitutionen und staatlichen Akteuren zusammen, entwickelt eine gemeinsame technologische Roadmap und koordiniert nationale sowie internationale Zusammenarbeit. Der niederländische Action Plan umfasst drei strategische Linien: Ecosystem Development, ein Market-Driven Application Lab für Test, Validierung, Hardwarezugang, Benchmarking und Demonstratoren sowie eine Prototyping Facility für neue Materialien, Devices, Schaltungen und Architekturen in produktionsnaher Umgebung (Neuromorphic Computing NL 2026). Damit adressiert NC-NL genau jene Lücken, die auch für Österreich zentral sind: Koordination, Anwendungslabore, Prototyping, Validierung und internationale Anschlussfähigkeit. Mit Innatera aus Delft verfügen die Niederlande zudem über einen kommerziell etablierten Chiphersteller im neuromorphen Sensor-Edge-Segment. Das Unternehmen ist ein Spin-off der TU Delft und hat mit Pulsar 2025 einen neuromorphen Mikrocontroller für ultra-low-power Sensor-Edge-Anwendungen vorgestellt (Innatera 2025). Innatera ist damit ein anschauliches Beispiel dafür, wie aus universitärer Deep-Tech-Forschung über europäische Forschungs- und Innovationsprogramme ein wettbewerbsfähiges Spin-off entstehen kann. Die niederländische Dynamik wurde 2026 durch das Programm *10X-Factor(y): Towards a Dutch ecosystem for neuromorphic technologies* weiter verstärkt. Das Programm erhält eine Förderung von 9 Mio. Euro aus dem *NWO Knowledge and Innovation Covenant Long-Term Programme* und verfügt insgesamt über ein Budget von 30 Mio. Euro (TU Eindhoven 2026). Es arbeitet entlang der Innovationskette von Materialien, Devices und Chipdesign bis zu Systemintegration und Anwendungen und sieht Demonstratoren unter anderem in Automatisierung und Robotik, Gesundheitsmonitoring und Feldsensorik vor (TU Eindhoven 2026).

Für Österreich ist diese Entwicklung besonders relevant, weil sie zeigt, dass europäische Nachbarländer neuromorphic Computing bereits nicht mehr nur als Forschungsthema behandeln, sondern als koordiniertes Ökosystem mit Roadmap, Investitions-, Validierungs-, Demonstrations- und Verwertungslogik. Österreich sollte daher die Zusammenarbeit mit NC-NL und der STANCE-Allianz aktiv suchen und seine eigenen

Stärken in spike- und event-basierter Signalverarbeitung, Sensorik, Embedded AI, Hardware-Software-Co-Design und industrieller Anwendung in diese europäische Arbeitsteilung einbringen.

Chancen für Österreich

Für Österreich sind drei Chancenfelder besonders relevant.

Die erste Chance liegt in der Modernisierung der industriellen Kernbranchen durch Physical AI. Mobilität, Maschinen- und Anlagenbau, industrielle Automatisierung, Verkehrssysteme, Umweltmonitoring und Medizintechnik haben gemeinsam, dass intelligente Systeme ihre physische Umgebung zuverlässig erfassen, relevante Ereignisse in Echtzeit interpretieren und daraus unmittelbar Handlungen ableiten müssen. Genau in solchen Wahrnehmungs-Handlungs-Zyklen können neuromorphe Systeme ihre Stärken ausspielen: bei lokaler, latenzarmer und energieeffizienter Verarbeitung, bei adaptiven eingebetteten Systemen und bei sensornaher Intelligenz. Für Österreich eröffnet dies die Möglichkeit, bestehende Produkte und Prozesse technologisch aufzuwerten und neue Wertschöpfung an der Schnittstelle von Sensorik, Edge AI, Robotik, Mobilität, Medizintechnik und industrieller Automatisierung zu erschließen (Baek u. a. 2025, OECD 2025, Wang u. a. 2025).

Die zweite Chance liegt im Aufbau einer technologischen Enabler-Infrastruktur, die das Feld auch außerhalb einzelner Leuchtturmakteure nutzbar macht. Gemeint ist dabei nicht nur Hardware, sondern das Zusammenspiel aus Sensorik, Algorithmen, Software-Stacks, Benchmarking, Testumgebungen, Integrationskompetenz und Demonstrationsfähigkeit. Eine solche Infrastruktur würde die Eintrittshürden für Unternehmen, insbesondere für KMU und Mittelstand, deutlich senken und die Voraussetzungen dafür schaffen, dass neuromorphe Ansätze nicht auf wenige spezialisierte Projekte beschränkt bleiben, sondern in eine breitere industrielle Nutzung übergehen können (Schuman u. a. 2022, Yik u. a. 2024).

Die dritte Chance liegt in der gezielten Besetzung neuer Geschäftsfelder an der Schnittstelle von Sensorik, Sparse Data, Low-Power Intelligence und Industrial AI. Österreich verfügt in keinem dieser Felder über die kritische Masse, um eine globale Plattform allein aufzubauen. Realistisch und strategisch sinnvoll ist jedoch eine andere Rolle: die eines spezialisierten, sichtbaren Brückenstandorts zwischen Forschung, industrieller Anwendung und europäischem Technologie-Stack. Gerade in einem arbeitsteiligen europäischen Innovationsraum kann Österreich dort sichtbar werden, wo

wissenschaftliche Stärke, industrielle Nähe und Integrationskompetenz zusammenfallen (Baek u. a. 2025, Muir/Sheik 2025).

Förderpolitisch folgt daraus nicht der Aufbau eines vollständigen nationalen neuromorphen Stacks. Erfolgversprechender ist die gezielte Verstärkung jener technologischen Teilbereiche, in denen Österreich bereits wissenschaftliche Substanz und industrielle Anschlussfähigkeit aufweist. Dazu zählen insbesondere spike-basierte und event-basierte Signalverarbeitung, Adaptive Threshold Sampling, Hardware-Software-Co-Design für SNN-Beschleuniger, Systemintegration in industrielle Edge-Anwendungen sowie Benchmarking, Verifikation und Safety in realitätsnahen Umgebungen.

Von Chancen und Risiken zur Förderlogik

Die im vorangegangenen Kapitel beschriebenen Chancen bedeuten nicht, dass Neuromorphic Computing bereits ein abgesichertes industrielles Mainstream-Feld ist. Gerade darin liegt die zentrale strategische Herausforderung: Das Feld ist technologisch vielversprechend, europäisch zunehmend dynamisch und für Österreich potenziell anschlussfähig, zugleich aber weiterhin mit erheblichen Unsicherheiten verbunden. Förderpolitisch darf daraus weder eine abwartende Haltung noch eine unkritische Durchbruchserwartung folgen. Sinnvoll ist vielmehr eine risikobewusste Förderlogik, die Chancen gezielt nutzt, aber technologische, wirtschaftliche und institutionelle Risiken von Beginn an in das Design der Maßnahmen einbaut.

Erwartungs- und Hype-Risiko

Neuromorphic Computing hat trotz technologischer Fortschritte bislang keine breite industrielle Diffusion erreicht. Muir und Sheik (2025) sprechen in diesem Zusammenhang von mehreren „false starts“. Frühere Schwächen lagen unter anderem in schwer zugänglicher Hardware, unreifen Toolchains, fehlenden Vergleichsstandards, technologiegetriebenen Use Cases und einer schwachen Übersetzung in industrielle Anwendungen. Daraus folgt, dass Neuromorphic Computing nicht als kurzfristige Durchbruchstechnologie betrachtet werden sollte, sondern als Feld, dessen industrielle Relevanz schrittweise und anwendungsnah nachgewiesen werden muss.

Konkurrenz durch konventionelle Edge-AI-Architekturen

Ein wesentlicher Unsicherheitsfaktor liegt darin, dass klassische Edge-AI-Beschleuniger bereits heute in vielen Anwendungsfeldern hohe Effizienz erreichen. Für zahlreiche Aufgaben in Vision, Audio, Zustandsüberwachung oder eingebetteter Inferenz können konventionelle Architekturen ausreichend sein, bevor neuromorphe Systeme die nötige Reife und wirtschaftliche Zugänglichkeit erreichen.

Plattform-Lock-in und mangelnde Portabilität

Das Feld ist gegenwärtig stark durch spezialisierte, teils proprietäre Plattformen geprägt. Wer früh auf eine einzelne Hardwarelinie, Toolchain oder Entwicklungsumgebung setzt, übernimmt das Risiko, dass diese Plattform später nur eingeschränkt weiterentwickelt wird, sich Nutzungsbedingungen ändern oder Ergebnisse kaum übertragbar sind.

Risiko paralleler Strukturen

Die Wirksamkeit möglicher Maßnahmen hängt wesentlich davon ab, ob sie an bestehende Strukturen anschließen. Wird eine nationale Aktivität parallel zu bestehenden Forschungs-, Förder- und europäischen Kooperationsstrukturen aufgebaut, ohne diese systematisch einzubinden, entsteht zusätzliche Komplexität statt strategischer Hebelwirkung. Das Risiko liegt daher weniger im Fehlen neuer Strukturen als in der unzureichenden Verbindung vorhandener Kompetenzen.

Nachfragerisiko auf Anwenderseite

Selbst bei technologischer Reife ist nicht garantiert, dass industrielle Anwender neuromorphe Ansätze in relevantem Umfang übernehmen. Integrationsaufwand, fehlende Fachkräfte, unklare Standards, begrenzte Investitionsbereitschaft und Unsicherheit über langfristige Verfügbarkeit können dazu führen, dass technologische Potenziale nicht in tatsächliche Nutzung übersetzt werden. Die Angebotsseite allein reicht daher nicht aus. Entscheidend ist, ob Unternehmen die Technologie praktisch einordnen, bewerten und in eigene Entwicklungs- und Investitionslogiken übersetzen können.

Risiko fehlender Adoptionsbereitschaft trotz technologischer Reife

Ein weiteres Risiko besteht darin, dass Unternehmen neuromorphe Innovationen selbst dann nicht übernehmen, wenn erste technische Vorteile nachweisbar sind. In etablierten Märkten können bestehende Produkte, Prozesse und Architekturen oft noch lange profitabel weitergeführt werden. Solange der Nutzen neuromorpher Lösungen nur als moderate Effizienzsteigerung erscheint, bleibt die Adoptionsbereitschaft gering.

Insgesamt folgt daraus: Die folgenden Handlungsempfehlungen beruhen nicht auf der Annahme, dass Neuromorphic Computing kurzfristig einen allgemeinen Technologiedurchbruch erzielt. Sie folgen einer vorsichtigen, aber chancenorientierten Förderlogik: Das Feld sollte dort gestärkt werden, wo technologische Offenheit, industrielle Anschlussfähigkeit, europäische Einbettung und ein klarer Bezug zu realen Problemklassen zusammenkommen. Gerade weil das Feld noch offen ist, kann frühzeitiges Handeln sinnvoll sein - sofern es nicht auf Hype, sondern auf belastbare Entwicklungspfade setzt.

Handlungsempfehlungen

Die folgenden Empfehlungen beschreiben Zielzustände, die Österreich erreichen sollte, um im Bereich Brain-Inspired und Neuromorphic Computing anschlussfähig, sichtbar und industriell wirksam zu werden. Ausgangspunkt sind nicht einzelne Fördervehikel, sondern jene Fähigkeiten, Strukturen und Wirkungen, die aufgebaut werden müssen, damit aus vorhandener wissenschaftlicher und technologischer Substanz tatsächliche Anwendung entsteht.

Die Empfehlungen wurden durch den öffentlichen Stakeholder-Workshop im BMIMI sowie die Diskussion mit dem fachlichen Beirat geschärft. Dabei wurden vier Translationslücken besonders deutlich:

- fragmentierte Community-Strukturen und abgeschottete R&D,
- fehlende Validierungspfade zwischen Technologieentwicklung und Anwendung,
- unklare Geschäftsmodelle bei hohen nicht-wiederkehrenden Entwicklungskosten
- sowie Kompetenzlücken bei Innovatoren und Early Adopters.

Die folgenden Empfehlungen verfolgen ein übergeordnetes Ziel: Österreichs vorhandene Stärken national zu bündeln, gezielt an europäische Strukturen anzuschließen und die industrielle Validierung neuromorpher Technologien systematisch voranzutreiben. Die Umsetzung dieser Empfehlungen schafft die Voraussetzungen dafür, dass Österreich eine aktive Rolle in der europäischen Neuromorphik-Landschaft einnehmen kann.

Aus Fragmentierung soll strategische Koordination werden

Die zentrale Herausforderung besteht nicht im Fehlen einzelner Kompetenzen, sondern in ihrer mangelnden Bündelung. Österreich verfügt über relevante Beiträge in Grundlagenforschung, anwendungsorientierter Entwicklung, Mikroelektronik, Sensorik, Software und industrieller KI. Diese Bausteine bleiben jedoch institutionell fragmentiert und treten weder national noch europäisch als geschlossenes Profil auf.

Der Zielzustand sollte daher eine nationale Koordinationsfähigkeit sein, die von Beginn an europäisch anschlussfähig ist. Österreich sollte keine isolierte Parallelstruktur aufbauen,

sondern einen schlanken nationalen Koordinationsknoten schaffen, der österreichische Akteure bündelt und gezielt an bestehende europäische Strukturen andockt.

Für die Umsetzbarkeit ist wesentlich, dass ein solcher Zielzustand nicht bei null beginnen muss. Mit der AIROV-SNNSys-Workshopserie besteht bereits ein akademischer Vernetzungskern, der zentrale Funktionen eines solchen Koordinationsrahmens vorwegnimmt. Darauf sollte aufgebaut werden, um politische Risiken zu reduzieren und Anlaufzeiten zu verkürzen. Zugleich sollte AIROV-SNNSys gezielt um Industrieakteure erweitert werden. Damit könnte sich der bestehende Vernetzungskern zu einer breiteren Schnittstelle zwischen Grundlagenforschung, anwendungsorientierter Forschung und industrieller Umsetzung weiterentwickeln.

Besonders relevant sind dafür STANCE als deutscher bzw. europäisch skalierbarer Koordinations- und Knowledge-Hub-Ansatz, NC-NL als niederländisches Modell für Ökosystementwicklung, Application Lab und Prototyping Facility sowie APECS als europäische Pilotlinie für Advanced Packaging und Heterointegration (APECS o. J., Neuromorphic Computing NL 2026, STANCE o. J.). Der österreichische Koordinationsknoten sollte Bedarfe sammeln, Kompetenzlandkarten erstellen, gemeinsame europäische Projektanbahnungen vorbereiten, Wissenstransfer entlang der Wertschöpfungskette organisieren und österreichische Beiträge in europäischen Allianzen, Validierungsumgebungen und Pilotlinien sichtbar machen.

Ziel ist nicht nationale Vollabdeckung, sondern europäische Andockfähigkeit: Österreich sollte dort sichtbar werden, wo vorhandene Stärken in Sensorik, event-basierter Signalverarbeitung, Hardware-Software-Co-Design, Embedded AI und industrieller Anwendung europäischen Mehrwert schaffen.

Diese Empfehlung adressiert vor allem Fragmentierung und das Risiko paralleler Strukturen. Der Koordinationsknoten soll bestehende Kompetenzen verbinden, europäische Anschlussfähigkeit stärken und verhindern, dass Aktivitäten in isolierten Einzelinitiativen oder neuen Doppelstrukturen verpuffen.

Aus technologischer Förderung soll eine problemorientierte Entwicklungsfähigkeit werden

Eine zweite Herausforderung besteht darin, dass neuromorphe Technologien nicht dadurch wirksam werden, dass isolierte Einzeltechnologien gefördert werden. Ihre Relevanz entsteht erst dann, wenn konkrete industrielle Problemstellungen adressiert und der gesamte Anwendungspfad mitgedacht wird: von der Sensorik über Datenrepräsentation, Algorithmen und Software bis hin zu Hardware, Integration, Benchmarking, Validierung, Safety und industrieller Einbettung.

Der Zielzustand sollte daher eine problemorientierte Entwicklungsfähigkeit sein. Österreich sollte Projekte hervorbringen, die sich an realen Herausforderungen orientieren, etwa ultra-low-power AI, low-latency perception and control, event-based sensing, adaptive eingebettete Systeme oder zuverlässige Edge-Intelligenz unter Sicherheitsanforderungen. Entscheidend ist, diese Herausforderungen entlang des gesamten Systempfads zu bearbeiten. Nicht Technologie um ihrer selbst willen, sondern die Lösung klar umrissener industrie- und anwendungsnaher Problemprofile sollte zum Maßstab werden.

Dabei sollte der Fokus nicht nur auf inkrementellen Verbesserungen bestehender Lösungen liegen. Wenn neuromorphe Technologien lediglich als etwas energieeffizientere Alternative zu etablierten Edge-AI-Systemen auftreten, bleibt die industrielle Adoptionsbereitschaft möglicherweise gering. Strategisch besonders relevant sind daher Anwendungsfälle, die mit heutigen Technologien nicht oder nur unzureichend realisierbar sind. Neuromorphe Ansätze sollten dort eingesetzt werden, wo sie neue Funktionen, Produkte oder Märkte ermöglichen können – etwa durch extreme Energieautonomie, kontinuierliche Always-on-Wahrnehmung, latenzkritische Regelung, lokale Adaption ohne Cloud-Anbindung oder robuste Verarbeitung spärlicher und dynamischer Sensordaten.

Eine geeignete Umsetzungsform könnten künftig challenge-orientierte Ausschreibungen sein. Diese sollten keine bestimmte neuromorphe Plattform vorgeben, sondern messbare industrielle Problemprofile definieren. Kriterien könnten Energieverbrauch, Latenz, Datenreduktion, Robustheit, Integrationsaufwand, Safety-Anforderungen und Benchmarking gegenüber klassischen Edge-AI-Lösungen sein. Denkbare österreichische Startpunkte wären etwa ultra-low-power Zustandsüberwachung für Maschinen und Anlagen, latenzarme event-basierte Wahrnehmung für Mobilität und Robotik, adaptive

Biosignalverarbeitung für Wearables oder energiearme Sensorfusion für verteilte industrielle IoT-Systeme.

Zugleich sollte diese Entwicklungsfähigkeit von Beginn an europäisch anschlussfähig gedacht werden. Nationale Vorhaben sollten so angelegt sein, dass sie in größere europäische Forschungs-, Demonstrations- und Verwertungspfade hineinwachsen können. Gerade in einem Feld, das stark arbeitsteilig organisiert ist, ist europäische Anschlussfähigkeit kein Zusatznutzen, sondern Teil des Zielzustands selbst.

Diese Empfehlung adressiert das Hype-Risiko und die Konkurrenz durch klassische Edge AI. Der Fokus auf reale Problemklassen und Vergleichbarkeit soll sicherstellen, dass neuromorphe Ansätze nur dort gefördert werden, wo sie gegenüber bestehenden Lösungen einen strukturellen Mehrwert erwarten lassen.

Aus hohen Eintrittsbarrieren sollen nutzbare Erprobungs-, Integrations- und Lernfähigkeiten werden

Für viele Unternehmen liegt die größte Hürde derzeit nicht im grundsätzlichen Interesse an neuromorphen Technologien, sondern im fehlenden Zugang zu realen Erprobungsbedingungen. Neuromorphe Hardware, event-basierte Sensorik und geeignete Toolchains sind schwer zugänglich, integrationsaufwendig und in ihrer praktischen Relevanz oft nur schwer bewertbar. Viele IC-Design-, Sensor- und Softwareinnovationen verbleiben daher auf TRL 3–4: Sie zeigen technologische Machbarkeit, werden aber zu selten unter realen industriellen Bedingungen validiert und aus dem Prototypenstadium herausgeführt.

Diese TRL-Lücke lässt sich nicht allein durch zusätzliche Technologieentwicklung schließen. Neuromorphe Systeme erreichen höhere Reifegrade nur dann, wenn sie relevante industrielle Probleme lösen, in realistische Systemumgebungen integriert und gegenüber bestehenden Edge-AI-Alternativen überprüft werden. Entscheidend ist daher nicht nur, ob ein neuromorpher Ansatz technisch funktioniert, sondern ob er in einem konkreten Anwendungskontext Vorteile bei Energieverbrauch, Latenz, Datenreduktion, Robustheit, Integrationsaufwand oder Safety-Anforderungen zeigt.

Der Zielzustand sollte daher eine niedrigschwellige Erprobungs-, Integrations- und Validierungsfähigkeit sein. Unternehmen sollten neuromorphe Ansätze mit eigenen

Daten, Sensoren und Systemanforderungen testen, Integrationsfragen frühzeitig klären und die Eignung für eigene Produkte und Prozesse praktisch bewerten können. Dazu gehören Hardwarezugang, Toolchains, Testdaten, Demonstratoren, Benchmarking, Systemintegration, Safety-Anforderungen und Vergleichstests gegenüber klassischen Edge-AI-Lösungen.

Österreich sollte dafür ein spezifisches Validierungsinstrument entwickeln, das den Übergang von neuromorphen Prototypen zu realitätsnahen Anwendungssystemen unterstützt. Referenzpunkte liefern Validierungs- und Transferlogiken wie das NC-NL Application Lab und APECS (APECS o. J., Neuromorphic Computing NL 2026). Österreich sollte diese Modelle nicht kopieren, sondern für seine eigenen Stärkefelder adaptieren: Sensorik, event-basierte Signalverarbeitung, industrielle Edge-Anwendungen, Hardware-Software-Co-Design, Benchmarking und Systemintegration.

Diese Empfehlung adressiert das Nachfragerisiko sowie das Risiko von Plattform-Lock-in und mangelnder Portabilität. Testbeds, Hardwarezugang, unabhängiges Benchmarking und plattformoffene Erprobung sollen die Lücke zwischen technischer Machbarkeit und industrieller Nutzbarkeit schließen.

Aus einzelnen Komponenten soll ein belastbarer Talent-, Qualifizierungs- und Gründungspfad werden

Parallel zur Validierung braucht es gezielten Kompetenzaufbau, weil neuromorphe Systeme nicht einfach wie klassische Edge-AI-Beschleuniger eingesetzt werden können. Mit der event-basierten Datenverarbeitung geht ein neues Paradigma einher, das sich grundlegend von klassischer, kontinuierlicher und abtasttheoretisch geprägter Datenverarbeitung unterscheidet. Viele Unternehmen und Fachkräfte denken, modellieren und entwickeln noch entlang dichter, periodisch erfasster Datenströme. Der Übergang zu sparsamer, ereignisgetriebener Verarbeitung verlangt daher neue Denk- und Arbeitsweisen in der Erfassung, Interpretation und Verarbeitung von Daten.

Besonders ausgeprägt ist diese Kompetenzlücke bei Innovatoren und Early Adopters. Viele Unternehmen wissen nicht, wie sie industrielle Problemstellungen in neuromorphe Architekturen, event-basierte Datenrepräsentationen oder spiking-basierte Verarbeitungspipelines übersetzen sollen. Die zentralen Fragen lauten: „Wie profitiere ich von der neuen Technologie?“ und „Welche Lösungen sind überhaupt möglich?“.

Der Zielzustand sollte daher eine anwendungsnahe Umsetzungsfähigkeit sein. Neben Ausbildung, Weiterbildung und Nachwuchsförderung braucht es eine Neuromorphic-Computing-Solutions-Funktion im Umfeld des nationalen Koordinationsknotens. Sie sollte Unternehmen bei Use-Case-Identifikation, Hardwareauswahl, Implementierung erster Demonstratoren, Benchmarking und Bewertung gegenüber klassischen Edge-AI-Lösungen unterstützen.

Diese Funktion sollte technologieoffen arbeiten. Sie sollte neuromorphe Systeme nicht als Selbstzweck bewerben, sondern gemeinsam mit Unternehmen prüfen, ob ein konkreter Anwendungsfall tatsächlich von event-basierter Verarbeitung, Spiking Neural Networks, sensornahem Computing oder extrem niedrigen Energie- und Latenzbudgets profitiert.

Diese Empfehlung adressiert das Kompetenz- und Adoptionsrisiko. Qualifizierung und anwendungsnahe Unterstützung sollen Unternehmen helfen, geeignete Use Cases zu erkennen und neuromorphe Ansätze realistisch in industrielle Entwicklungslogiken zu übersetzen.

Aus Forschungsprojekten soll eine übertragbare industrielle Wirkung entstehen

Die letzte zentrale Herausforderung liegt im Übergang von Forschung zu Nutzung. Gerade in jungen Technologiefeldern entstehen häufig Prototypen, die zwar technisch interessant sind, aber nur ein sehr spezifisches Einzelproblem lösen. Für industrielle Partner ist das oft zu riskant: Die Entwicklungs-, Validierungs- und Produktionskosten sind hoch, während der wirtschaftliche Nutzen zunächst auf einen engen Anwendungskontext begrenzt bleibt.

Förderpolitisch kommt es daher auf eine doppelte Passung an. Einerseits sollten gezielt solche Problemstellungen adressiert werden, bei denen konventionelle Architekturen an funktionale, wirtschaftliche oder systemische Grenzen stoßen und neuromorphe Ansätze einen klaren qualitativen Hebel haben. Andererseits sollte die Förderung darauf achten, dass aus diesen zunächst spitzen Anwendungsfällen übertragbare technologische Fähigkeiten entstehen – etwa in Form wiederverwendbarer Komponenten, Architekturen, Entwicklungswerkzeuge oder Integrationspfade.

Übertragbarkeit bedeutet in diesem Zusammenhang nicht, dass derselbe Use Case unmittelbar in vielen Märkten auftreten muss. Entscheidend ist vielmehr, dass die im

Projekt entwickelte Lösung über den ursprünglichen Anwendungskontext hinaus in weiteren, ähnlich anspruchsvollen Szenarien nutzbar wird. Gerade diese Verbindung aus disruptiver Relevanz und technologischer Übertragbarkeit ist zentral, um industrielle Anschlussfähigkeit, Investierbarkeit und Skalierung zu ermöglichen.

Die Förderpolitik sollte deshalb nicht nur technische Machbarkeit unterstützen, sondern gezielt darauf achten, dass Projekte sowohl einen klaren technologischen Hebel adressieren als auch belastbare Nutzungspfade über den ursprünglichen Einzelfall hinaus eröffnen. Entscheidend ist, dass aus Forschungsprojekten keine isolierten Demonstratoren entstehen, sondern Lösungen, die an strategisch relevanten Problemstellungen ansetzen und zugleich die Grundlage für breitere industrielle Verwertung schaffen.

Diese Empfehlung adressiert das Risiko fehlender Adoptionsbereitschaft trotz technologischer Reife. Wenn neuromorphe Lösungen nur als isolierte Prototypen oder moderate Effizienzverbesserungen erscheinen, bleibt der industrielle Übernahmearreiz gering. Projekte sollen daher auf übertragbare Nutzungspfade, wiederverwendbare Komponenten und klare industrielle Anschlussfähigkeit ausgerichtet werden.

Übergreifende Förderlogik

In der Gesamtschau folgen die Empfehlungen einer klaren Förderlogik: nationale Bündelung, europäische Andockfähigkeit und industrielle Validierung müssen gemeinsam gedacht werden. Österreich sollte kein isoliertes nationales Neuromorphic-Computing-Ökosystem aufbauen, sondern vorhandene Stärken bündeln und gezielt in europäische Entwicklungs-, Demonstrations- und Verwertungspfade einbringen.

Die Empfehlungen verfolgen fünf übergreifende Ziele:

- europäische Einbettung statt nationaler Insellösungen,
- Spezialisierung auf Stärkefelder statt Vollabdeckung,
- Orientierung an realen, disruptiven Problemklassen statt reinem Technology-Push,
- systematische Überführung in Anwendung und Verwertung
- sowie gezielter Kompetenzaufbau für event-basierte Datenverarbeitung in Forschung, Ausbildung und industrieller Praxis.

Der angestrebte Zielzustand ist kein vollständiger nationaler Neuromorphic-Computing-Stack. Ziel ist vielmehr ein österreichisches Profil, das innerhalb Europas als wissenschaftlich anschlussfähig, industriell relevant und technologisch glaubwürdig wahrgenommen wird. Österreich sollte dort sichtbar werden, wo bereits Kompetenz, industrielle Nähe und Differenzierungspotenzial vorhanden sind.

Technologisch bedeutet dies vor allem die gezielte Verstärkung jener Teilbereiche, in denen Österreich bereits erkennbare Substanz aufweist:

- spike-basierte und event-basierte Signalverarbeitung,
- Adaptive Threshold Sampling,
- Hardware-Software-Co-Design für SNN-Beschleuniger,
- Systemintegration in industrielle Edge-Anwendungen,
- Benchmarking, Verifikation und Safety in realitätsnahen Umgebungen.

Gerade in diesen Feldern besteht die realistische Aussicht, dass Österreich nicht durch Vollständigkeit, sondern durch Spezialisierung sichtbar und wirksam wird. Diese Spezialisierung sollte jedoch nicht zu engen Einzellösungen führen, sondern in übertragbare Anwendungspfade münden: Ergebnisse sollten für mehrere Sektoren nutzbar sein, industrielle Validierung ermöglichen und europäische Anschlussfähigkeit schaffen.

Für die Förderlogik ist außerdem entscheidend, zwischen inkrementeller und disruptiver Entwicklung zu unterscheiden. Inkrementelle Effizienzsteigerungen können sinnvoll sein, reichen jedoch häufig nicht aus, um industrielle Adoptionsbereitschaft auszulösen, solange bestehende Technologien und Geschäftsmodelle weiterhin tragfähig sind. Förderpolitisch besonders relevant sind daher Problemstellungen, bei denen heutige Architekturen an funktionale, wirtschaftliche oder systemische Grenzen stoßen und neuromorphe Ansätze einen klaren qualitativen Hebel versprechen. Entscheidend ist dabei jedoch nicht allein der spezifische Anwendungsfall, sondern die Frage, ob aus ihm übertragbare technologische Fähigkeiten entstehen. Neuromorphe Ansätze sollten dort sichtbar werden, wo sie nicht nur bestehende Lösungen leicht verbessern, sondern neue Funktionen, Produkte oder Nutzungspfade eröffnen und zugleich wiederverwendbare Komponenten, Architekturen oder Integrationslogiken hervorbringen.

Die Empfehlungen beruhen zugleich auf einer realistischen Annahme über das Feld: Brain-Inspired und Neuromorphic Computing sind strategisch relevant, aber noch kein

allgemeiner Mainstream. Gerade deshalb ist eine gezielte, anwendungsnahe und europäisch eingebettete Entwicklung sinnvoll. Förderung sollte nicht auf einzelne Plattformen oder lineare Durchbruchserwartungen setzen, sondern auf reale Problemklassen, überprüfbare Mehrwerte, disruptive Relevanz, technologische Übertragbarkeit, Validierung und industrielle Investierbarkeit.

Erfolg wird daher nicht daran zu messen sein, ob Österreich das gesamte Feld abdeckt. Entscheidend ist, ob es gelingt, aus vorhandenen Einzelstärken ein koordiniertes, lernfähiges und industriell anschlussfähiges Ökosystem zu formen, das an europäischen Schnittstellen sichtbar wird und konkrete Anwendungen in Wirtschaft und Gesellschaft ermöglicht.

Schlussfolgerung

Brain-Inspired und Neuromorphic Computing sind für Österreich kein akademisches Nischenthema. Sie sind ein Technologiefeld mit unmittelbarer Relevanz für die Energieeffizienz künftiger KI-Infrastrukturen, für die digitale Souveränität Europas und für die industrielle Wettbewerbsfähigkeit jener Branchen, die das wirtschaftliche Rückgrat Österreichs bilden (IEA 2025, Muir/Sheik 2025).

Strategisch wirksam wird das Feld nur dann, wenn es als Ökosystem verstanden wird – als Zusammenspiel von Grundlagenforschung, anwendungsorientierter Forschung, Hardware, Software, Benchmarking, Testbeds, Unternehmen und europäischer Vernetzung (Schuman u. a. 2022, Yik u. a. 2024). Österreich verfügt bereits über sichtbare Bausteine: international anerkannte Grundlagenforschung an TU Graz und JKU, anwendungsorientierte Stärken im JKU-SCCH-SAL-Umfeld, substantielle Beteiligungen an EU-Projekten (MINDnet, NeuroSoC, NimbleAI), sowie industrielle Anschlusspunkte im Mikroelektronik- und Automotive-Umfeld.

Österreich verfügt damit über relevante fachliche und industrielle Anknüpfungspunkte. Um diese stärker wirksam zu machen, sollten Koordination, förderpolitische Fokussierung und europäische Sichtbarkeit weiter ausgebaut werden. Eine nationale Plattform, ein thematisch fokussiertes und europäisch ausgerichtetes Förderprogramm, industrienaher Testbeds und gezielte Talentförderung könnten Österreich dabei unterstützen, sich innerhalb Europas als spezialisierter und anschlussfähiger Partner zu positionieren.

Die strategische Aufgabe für die nächsten Jahre besteht daher darin, vorhandene österreichische Kompetenzen gezielt zu bündeln, geeignete Strukturen operativ weiterzuentwickeln und die Anschlussfähigkeit an europäische Entwicklungen im Bereich Neuromorphic Computing zu stärken.

Anhang

Tabelle 3 Software Plattformen für Neuromorphic Computing

Plattform	Institution/ Herkunft	Veröffent- lichung	Rolle im Ökosystem	Zielgruppe	Stärken/ Besonderheiten
DV- Processin g	Institute of Neuroinformati cs (UZH/ETH Zürich) / iniVation	2022	High-Performance- Bibliothek für event-basierte Vision	Event-Vision- Community, Industrie, C++- Entwicklung	C++20-Workflows, Unterstützung für DAVIS- und DVXplorer- Sensoren, industrietaugliche Verarbeitung
JAER	Institute of Neuroinformati cs (UZH/ETH Zürich)	2007	Legacy-Umgebung für Echtzeitverarbeitu ng event-basierter Sensordaten	Forschung, Lehre, frühe Event-Vision- Community	Lange Historie, Echtzeitverarbeitun g, Referenzsystem der frühen Szene
snnTorch	UC Santa Cruz / Forschungszentr um Jülich	2020	PyTorch-nahe Entwicklung und Training von SNNs	Deep-Learning- und AI- Community	Nahtlose PyTorch- Integration, Spiking- Neuronen als differenzierbare Tensoren, Multi- Plattform- Prototyping
Nengo	University of Waterloo / Centre for Theoretical Neuroscience / ABR	Python seit 2013	Hardware- agnostische Modellierungs- und Compiler- Plattform	Computational Neuroscience, Cognitive Science, funktionale Hirnmodelle	Unterstützt u. a. Loihi und SpiNNaker, basiert auf dem Neural Engineering Framework
Lava	Intel Labs	2021	Integrations- und Entwicklungsplatf orm für Loihi und INRC-Ökosystem	Intel Neuromorphic Research Community, Plattformforsch ung	Flaggschiff-Open- Source-Projekt von Intel, Fokus auf Portabilität und Loihi-spezifische Optimierung
SpikingJel ly	Peking University	2019	Framework für tiefe SNNs und performantes Training	High- Performance- SNN- und AI- Community	Weit verbreitetes Framework für tiefe SNNs, beschleunigtes Training,

					hardwarefreundliche Modellkonvertierung
Tonic	Western Sydney University / ICNS Sydney	2021	Daten-Handling und interoperable Loader für event-basierte Daten	Event-Vision-Community, Deep-Learning-Pipelines	Standardisierte Datenpipelines, Brücke zwischen rohen asynchronen Sensordaten und DL-Frameworks
Synfire	Innatera	2026	Offene Plattform / Registry für neuromorphe Modelle und Pipelines	Entwickler, Forschende, Hardware- und Toolchain-übergreifende Community	Offene, community-getriebene Plattform; zentrale Ablage für Modelle und komplette Verarbeitungspipelines; soll Interoperabilität, Reproduzierbarkeit und Deployment vereinfachen; baut auf standardisiertem Modellaustausch auf

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1 Technologische Reife, Eigenschaften und Potential der Brain-inspired Ansätze.	17
Tabelle 2 Übersicht von Plattformen und Anbietern	21
Tabelle 3 Plattformen für neuromorphes computing	50

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Unterschiedliche brain-inspired-computing Ansätze	14
Abbildung 2 Links: Ereignisbasierte Codierung eines EKG-Signals. Die neuromorphe SODAdapt-Repräsentation erzeugt Spikes nur bei relevanten Signaländerungen und reduziert das Datenvolumen gegenüber klassischer Shannon-Abtastung um über 90 % (Lunglmayr u. a. 2024). Rechts: Sparsity auf neuronaler Netzwerkebene. Nur Teile des neuronalen Netzwerks sind aktiv.	15
Abbildung 3: Veranschaulichung des Von-Neumann-Bottlenecks	16
Abbildung 4: Physical AI als Wahrnehmungs-Handlungs-Zyklus. Neuromorphe Systeme unterstützen diesen Zyklus durch lokale, energieeffiziente und latenzarme Verarbeitung direkt an Sensoren und Edge-Geräten	27

Literaturverzeichnis:

APECS – European pilot line for advanced packaging and heterogeneous integration. O. J.
URL: <https://www.apecs.eu/>.

Baek, Y./Bae, B./Shin, H. et al.: Edge intelligence through in-sensor and near-sensor computing for the artificial intelligence of things. In: npj Unconventional Computing 2 (2025), 25.

Barchi, F./Di Mauro, A./Stanojevic, A./Zanatta, L./Brunelli, D./Bartolini, A./Acquaviva, A.: Energy efficient and low-latency spiking neural networks on embedded microcontrollers through spiking activity tuning. In: Neural Computing and Applications 36 (2024), S. 18897–18917.

Bellec, G./Scherr, F./Subramoney, A./Hajek, E./Salaj, D./Legenstein, R./Maass, W.: A solution to the learning dilemma for recurrent networks of spiking neurons. In: Nature Communications 11 (2020), 3625.

Chowdhury, S.S./Sharma, D./Kosta, A. et al.: Neuromorphic computing for robotic vision: algorithms to hardware advances. In: Communications Engineering 4 (2025), 152.

Christensen, D.V. et al.: 2022 Roadmap on Neuromorphic Computing and Engineering. In: Neuromorphic Computing and Engineering 2 (2022), H. 2, 022501.

Davies, M. et al.: Advancing Neuromorphic Computing With Loihi: A Survey of Results and Outlook. In: Proceedings of the IEEE 109 (2021), H. 5, S. 911–934.

Dürr, P./El Gheche, M./Maeda, G.J. et al.: Outplaying elite table tennis players with an autonomous robot. In: Nature 652 (2026), S. 886–891.

Enuganti, K. et al.: Neuromorphic computing and applications: A topical review. In: WIREs Data Mining and Knowledge Discovery 14 (2024), H. 1, e1514.

Eshraghian, J.K. et al.: Training Spiking Neural Networks Using Lessons From Deep Learning. In: Proceedings of the IEEE 111 (2023), H. 9, S. 1016–1054.

Ferreira, P.M./Wang, S./Gao, Y./Benlarbi-Delai, A.: A comparative review of deep and spiking neural networks for edge AI neuromorphic circuits. In: *Frontiers in Neuroscience* 19 (2025), 1676570.

Gallego, G. et al.: Event-Based Vision: A Survey. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 44 (2020), H. 1, S. 154–180.

International Energy Agency: Energy and AI. Paris: IEA 2025. URL: <https://www.iea.org/reports/energy-and-ai>.

Innatera: Innatera unveils Pulsar: The world's first mass-market neuromorphic microcontroller for the sensor edge. 2025. URL: <https://www.innatera.com/newsroom/innatera-unveils-pulsar-the-worlds-first-mass-market-neuromorphic-microcontroller-for-the-sensor-edge/>.

Innatera: Innatera Launches Synfire to Unify the Neuromorphic Ecosystem and Accelerate Real-World Edge AI Deployment. 2026. URL: <https://www.innatera.com/newsroom/innatera-launches-synfire-to-unify-the-neuromorphic-ecosystem-and-accelerate-real-world-edge-ai-deployment/>.

Lenz, G. et al.: Tonic: A Library for Event-Based Data Processing. In: *Frontiers in Neuroinformatics* 16 (2022), 923456.

Lunglmayr, M./Windhager, D./Böck, C./Moser, B./Baronig, M./Legenstein, R.: Spike-based QRS complex detection in ECG signals. Beitrag auf der AIrOV. Innsbruck, Österreich 2024.

MINDnet Consortium: Multidisciplinary Innovation Network for Spiking Neural Networks for 6G and Medical Applications. Marie Skłodowska-Curie Doctoral Network, Grant Agreement No. 101119777. 2024–2027.

Modha, Dharmendra S. et al.: Introducing a brain-inspired computer architecture. In: *Communications of the ACM* 54 (2011), H. 8, S. 62–71.

Moser, B.A./Lunglmayr, M.: On the sampling sparsity of analog-to-spike conversion based on leaky integrate-and-fire. In: *Neuromorphic Computing and Engineering* 5 (2025), H. 1, 015002.

Muir, D.R./Sheik, S.: The road to commercial success for neuromorphic technologies. In: Nature Communications 16 (2025), 3586.

Nature Computational Science (Hg.): Boosting AI with neuromorphic computing. In: Nature Computational Science 5 (2025), S. 1–2.

Neuromorphic Computing NL: Launch of Neuromorphic Computing NL: A National Strategy for Deep-Tech Innovation. SURF Official News Release, Januar 2026. URL: <https://www.surf.nl>. Zuletzt aufgerufen: 06.02.2026.

NeuroSoC Consortium: A multiprocessor system on chip with in-memory neural processing unit. Horizon Europe, Grant Agreement 101070634. 2022–2026.

NimbleAI Consortium: NimbleAI – 3D-Integrated Neuromorphic Vision Sensor-Processor. Horizon Europe, Grant Agreement 101070679. 2022–2025.

OECD: OECD Economic Outlook, Volume 2025 Issue 1: Tackling Uncertainty, Reviving Growth. Paris: OECD Publishing 2025.

Ramsauer, H./Schäfl, B./Lehner, J. et al.: Hopfield Networks is All You Need. arXiv:2008.02217. Auch in: Proceedings of ICLR 2021.

Schuman, C.D./Kulkarni, S.R./Parsa, M. et al.: Opportunities for neuromorphic computing algorithms and applications. In: Nature Computational Science 2 (2022), S. 10–19.

Stanojevic, A./Woźniak, S./Bellec, G. et al.: High-performance deep spiking neural networks with 0.3 spikes per neuron. In: Nature Communications 15 (2024), 6793.

STANCE – Strategic Alliance for Neuromorphic Computing and Engineering. O. J. URL: <https://www.itwm.fraunhofer.de/en/departments/analytics-computing-en/data-analysis-artificial-intelligence/neuromorphic-computing-alliance-stance-en.html>.

STANCE Knowledge-Hub: Zentraler Wissenspool für neuromorphes Computing. O. J. URL: <https://www.itwm.fraunhofer.de/de/abteilungen/analytics-computing/daten-analyse-kuenstliche-intelligenz/neuromorphic-computing-alliance-stance/wissenspool-neuromorphes-computing.html>.

TU Eindhoven: 10X-Factor(y) – A €30M investment positions the Netherlands to lead next-generation brain-inspired computing. 2026. URL: <https://www.tue.nl/en/news-and-events/news-overview/29-04-2026-a-eur30m-investment-positions-the-netherlands-to-lead-next-generation-brain-inspired-computing>.

Wang, K./Ren, S./Jia, Y./Yan, X./Wang, L./Fan, Y.: Neuromorphic chips for biomedical engineering. In: Mechanobiology in Medicine 3 (2025), H. 3, 100133.

Werzi, A./Moser, B.A./Lunglmayr, M.: A Hardware Architecture for Efficient Adaptive Threshold-Based Sampling using Weyl's Discrepancy. In: Proceedings of ISCAS 2025.

Windhager, D./Ratschbacher, L./Moser, B.A./Lunglmayr, M.: Spiking Neural Network Accelerator Architecture for Differential-Time Representation using Learned Encoding. In: Proceedings of ISCAS 2025. (2025a)

Windhager, D./Ratschbacher, L./Moser, B.A./Lunglmayr, M.: Mineuron: Minimal neuron realization for fast FPGA SNN inference. In: Proceedings of ICIP 2025. (2025b)

Yao, M./Richter, O./Zhao, G. et al.: Spike-based dynamic computing with asynchronous sensing-computing neuromorphic chip. In: Nature Communications 15 (2024), 4464.

Yik, Jason/Van den Berghe, Korneel/den Blanken, Douwe et al.: The NeuroBench framework for benchmarking neuromorphic computing algorithms and systems. In: Nature Communications 15 (2024), H. 1, 10034.

