



Universiteit
Leiden
The Netherlands

Open-world continual learning via knowledge transfer

Li, Y.

Citation

Li, Y. (2026, January 27). *Open-world continual learning via knowledge transfer*. Retrieved from <https://hdl.handle.net/1887/4287955>

Version: Publisher's Version

License: [Licence agreement concerning inclusion of doctoral thesis in the Institutional Repository of the University of Leiden](#)

Downloaded from: <https://hdl.handle.net/1887/4287955>

Note: To cite this publication please use the final published version (if applicable).

Nederlandse Samenvatting

Deze scriptie verkent en ontwikkelt het concept van **Open-World Continual Learning (OWCL)** — een veelbelovend nieuw leerparadigma dat de kernbeperkingen van traditionele deep learning aanpakt in dynamische, onzekere en niet-stationaire omgevingen. In tegenstelling tot conventionele modellen die uitgaan van een gesloten wereld met vaste taakgrenzen en een volledige labelruimte, streeft OWCL ernaar leersystemen in staat te stellen zich continu aan te passen aan nieuwe taken, onbekende klassen te detecteren en zich hierop aan te passen, en eerder verworven kennis te behouden zonder volledige hertraining.

Dit paradigma combineert fundamenteel elementen van *continual learning*, *open-set recognition* en *out-of-distribution generalisatie*, en introduceert nieuwe conceptuele en algoritmische uitdagingen op het snijvlak van deze gebieden.

De theoretische relevantie van OWCL ligt in het doorbreken van de klassieke *i.i.d.*-aanname (independent and identically distributed), wat aanleiding geeft tot nieuwe wiskundige formuleringen van beslissingsruimten, overdraagbaarheid en onzekerheid. Vanuit een onderzoeksperspectief herdefinieert OWCL de structuur van *lifelong learning* en opent het nieuwe vragen over hoe kennis in de tijd moet worden gerepresenteerd, opgeslagen en aangepast. Vanuit een praktisch perspectief is OWCL direct toepasbaar op talloze realistische scenario's zoals fraudedetectie, autonome systemen, klinische diagnostiek en aanbevelingssystemen — situaties waarin data evolueert, klassen verschijnen of verdwijnen, en volledige supervisie zelden is gegarandeerd.

Om de veelzijdige uitdagingen van OWCL systematisch aan te pakken, presenteert deze scriptie een consistente reeks bijdragen, gecentreerd rond vier voorgestelde modellen, die elk gericht zijn op een cruciale bottleneck binnen het veld:

- **Pro-KT (Prompt-enhanced Knowledge Transfer)** richt zich op de fundamentele uitdaging van het balanceren van kennisbehoud (stabiliteit) en aanpasbaarheid (plasticiteit) in OWCL. Het introduceert een principiële toepassing van *prompt learning* om eerder geleerde kennis modulair te organiseren in een herbruikbare promptruimte, waarmee dynamische taakaanpassing mogelijk wordt. Door een prompt-repository te benutten die zowel taakspecifieke als

taak-onafhankelijke informatie encodeert, maakt Pro-KT flexibele kennisoverdracht mogelijk over veranderende taken en voorkomt het *catastrophic forgetting*.

- **OFCL (Open-World Few-Shot Continual Learning)** breidt OWCL uit naar het *low-resource* domein, waarin gelabelde data schaars of duur is. OFCL identificeert en pakt drie kernproblemen aan: *representation collapse*, onduidelijkheid in *open-set* grenzen en verminderde overdraagbaarheid bij beperkte supervisie. Door een modulaire ontwerpbenadering die *contrastive learning*, *prototype replay* en *boundary-aware training* combineert, toont ons voorgestelde model, PEAK, de haalbaarheid en het belang aan van schaalbare OWCL zelfs onder extreme labelbeperkingen, wat de weg opent naar implementaties in de praktijk waarin annotatie kostbaar of vertraagd is.
- **HoliTrans (Holistic Knowns-Unknowns Knowledge Transfer)** formaliseert OWCL op zowel theoretisch als algoritmisch niveau. Het begint met het identificeren van vier praktisch gemotiveerde OWCL-scenario's die in eerdere literatuur niet adequaat zijn geformaliseerd, en stelt een uniforme formulering van de beslissingsruimte voor. Op algoritmisch niveau verbindt HoliTrans *continual learning* met *open-set detection* door middel van *Nearest Class Mean (NCM)*-dynamiek en transformer-gebaseerde architecturen. Het model levert sterke empirische prestaties, terwijl het in lijn is met een theoretisch onderbouwde optimalisatieformulering, en fungeert zo als een allesomvattende OWCL-oplossing met aantoonbare generalisatie en grensconsistentie.
- **CCL (Cross-regional Continual Learning for Fraud Detection)** illustreert de praktische waarde van OWCL binnen besluitvorming in de echte wereld, met name in de context van financiële fraudedetectie. Door distributieveverschuivingen tussen geografische regio's en temporele fasen te modelleren, introduceert CCL een graaf-gebaseerde *continual learner* die zich aanpast aan veranderende fraudepatronen zonder eerder opgedane kennis te verliezen. De mogelijkheid om over regionale grenzen heen te generaliseren, benadrukt de robuustheid en toepasbaarheid van OWCL-principes in dynamische en kritieke toepassingen.

Deze bijdragen verleggen niet alleen de algoritmische grenzen van OWCL, maar herdefiniëren ook de leerprotocollen onder *open-world* condities. De scriptie pleit voor een verschuiving weg van monolithische, statische modellen naar modulaire, adaptieve en transparante leersystemen die continu leren, kennis doelgericht overdragen en intelligent reageren op onbekende situaties.

Tot slot worden er verschillende toekomstgerichte onderzoekslijnen voorgesteld, waaronder modulaire *Mixture-of-Experts* architecturen, *PEFT*-geïntegreerde federatieve OWCL-systemen, *crossmodaal* leren onder taakheterogeniteit, en verklaarbaar *continual reasoning*. Deze richtingen weerspiegelen een bredere ambitie: het bouwen

van intelligente systemen die *lifelong learning* ondersteunen, hun eigen beperkingen begrijpen, en realistische doelen dienen met robuustheid, transparantie en aanpasbaarheid.