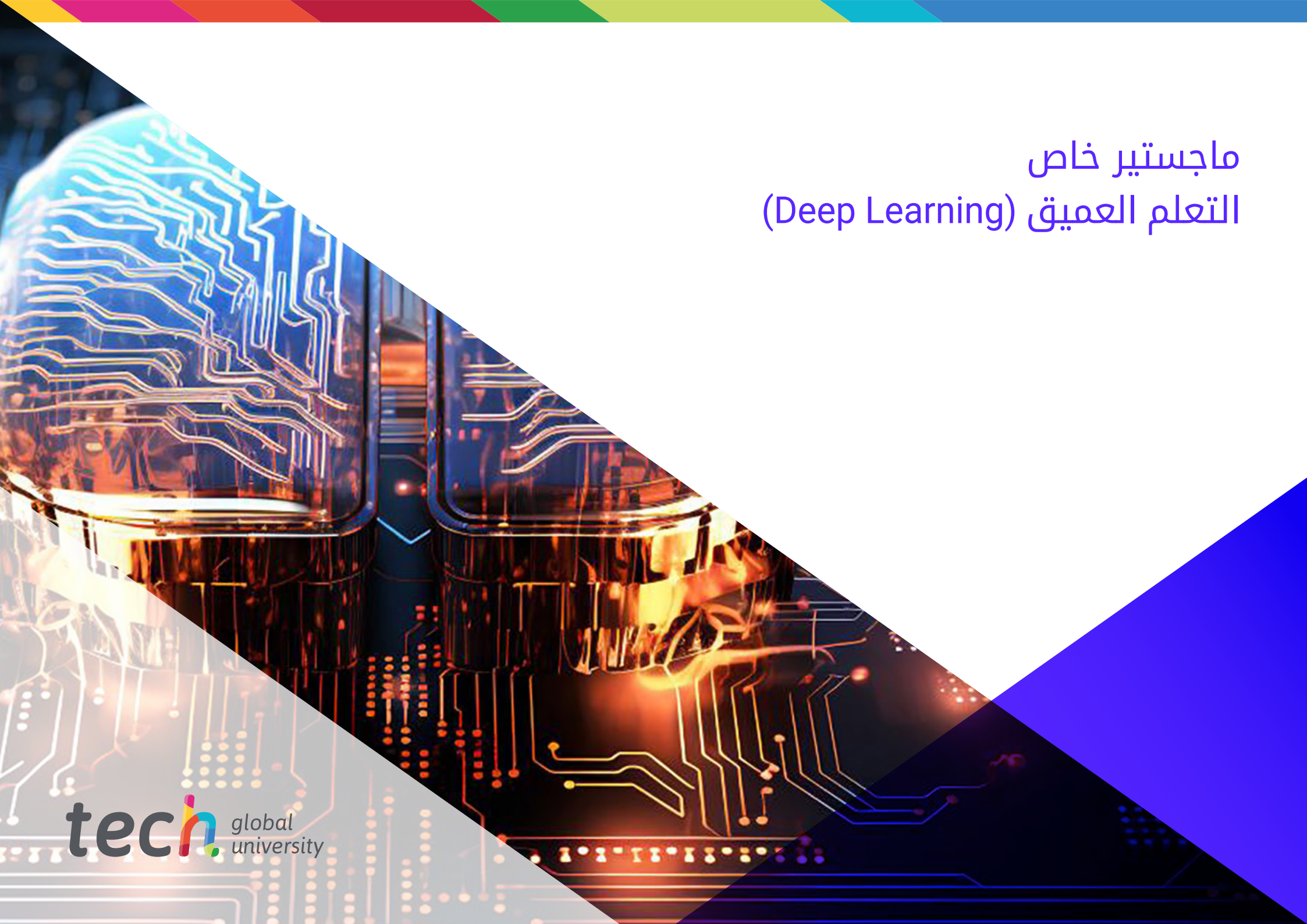


ماجستير خاص
التعلم العميق (Deep Learning)

tech global university

ماجستير خاص
التعلم العميق (Deep Learning)

- طريقة التدريس: **أونلاين**
- مدة الدراسة: **12 شهر**
- المؤهل العلمي: **TECH Global University**
- اجمالى النقاط المعتمدة: **60 نقطة دراسية حسب نظام ECTS**
- مواعيد الدراسة:**وفقًا لوتيرتك الخاصّة**
- الامتحانات: **أونلاين**

رابط الدخول للموقع الالكتروني: **www.techtitute.com/ae/artificial-intelligence/professional-master-degree/master-deep-learning**

الفهرس

01 المقدمة — صفحة 4

02 الأهداف — صفحة 8

03 الكفاءات — صفحة 14

04 هيكل الإدارة وأعضاء هيئة تدريس الدورة التدريبية — صفحة 18

05 الهيكل والمحتوى — صفحة 22

06 المنهجية — صفحة 32

07 المؤهل العلمي — صفحة 40

01

المقدمة

أدى Deep Learning إلى ثورة تكنولوجية في السنوات الأخيرة. يركز هذا النوع من الذكاء الاصطناعي على تدريب الشبكات العصبية العميقة لتعلم التمثيل الهرمي للبيانات. بالإضافة إلى ذلك، فهو يحتوي على مجموعة واسعة من التطبيقات، ومن الأمثلة على ذلك عالم التمويل. بالتالي، فإن الخبراء قادرون على اكتشاف الاحتيال وتحليل المخاطر وحتى التنبؤ بأسعار الأسهم. ليس من المستغرب إذن أن يقرر بشكل متزايد المزيد من الأشخاص التخصص في هذا المجال من التخصص. للاستجابة لهذا المطلب، تقوم TECH بتطوير التدريب الذي سيتناول بالتفصيل خصوصيات التعلم الآلي العميق. كل ذلك بتنسيق 100% عبر الإنترنت، لتوفير راحة أكبر للطلاب.

ستطبق تقنيات التعلم العميق الأكثر ابتكارًا على مشاريعك
بفضل درجة الماجستير الخاص 100% عبر الإنترنت"

أصبح TensorFlow الأداة الأكثر أهمية لتنفيذ وتدريب نماذج التعلم العميق. يستخدم المطورون مجموعة الأدوات والمكتبات الخاصة بهم لتدريب النماذج التي تقوم بمهام الكشف التلقائي عن الكائنات وتصنيفها ومعالجة اللغة الطبيعية. على هذا المنوال، تعد هذه المنصة مفيدة للكشف عن اختلالات في البيانات، وهو أمر ضروري في مجالات مثل الأمن السيبراني والصيانة التنبؤية ومراقبة الجودة. مع ذلك، يمكن أن ينطوي استخدامه على سلسلة من التحديات للمحترفين، ومن بينها اختيار بنية الشبكة العصبية المناسبة.

نظرًا لهذا الموقف، تنفذ TECH درجة الماجستير الخاص والتي ستوفر للخبراء منهجًا شاملاً ل Deep Learning. سيتعمق المنهج، الذي أعده خبراء في هذا المجال، في الأسس والمبادئ الرياضية للتعلم العميق. سيسمح ذلك للخريجين ببناء شبكات عصبية تهدف إلى معالجة المعلومات التي تتضمن التعرف على الأنماط واتخاذ القرار والتعلم من البيانات. بالمثل، سوف يتعمق المنهج في Reinforcement Learning مع الأخذ في الاعتبار عوامل مثل تحسين المكافآت والبحث عن السياسات. من ناحية أخرى، ستقدم المواد التعليمية تقنيات التحسين المتقدمة وتصور النتائج.

فيما يتعلق بشكل الشهادة الجامعية، يتم تدريسها من خلال منهجية 100٪ عبر الإنترنت حتى يتمكن الخريجون من إكمال البرنامج بشكل مريح. للوصول إلى المحتوى الأكاديمي، ستحتاج فقط إلى جهاز إلكتروني متصل بالإنترنت، حيث يتم التخطيط للمواعيد وجداول التقييم بشكل فردي. من ناحية أخرى، سيتم دعم المنهج من خلال نظام التدريس المبتكر Relearning، والذي تعتبر TECH رائدة فيه. يتكون نظام التعلم هذا من تكرار الجوانب الرئيسية لضمان إتقان عناصره المختلفة.

يحتوي **الماجستير الخاص في التعلم العميق (Deep Learning)** على البرنامج التعليمي الأكثر اكتمالًا وتحديثًا في السوق. أبرز خصائصها هي:

- تطوير الحالات العملية المقدمة من قبل خبراء في Data Engineer Data Scientistg
- جمع المعلومات التقنية والتطبيقية المتعلقة بالتخصصات الضرورية من أجل الممارسة المهنية، والتي تشكل جزءا من المحتويات الرسومية والتخطيطية والعملية البارزة التي صمم بها
- التمارين العملية حيث يمكن إجراء عملية التقييم الذاتي لتحسين التعلم
- تركيزها على المنهجيات المبتكرة
- كل هذا سيتم استكماله بدروس نظرية وأسئلة للخبراء ومنتديات مناقشة حول القضايا المثيرة للجدل وأعمال التفكير الفردية
- توفر المحتوى من أي جهاز ثابت أو محمول متصل بالإنترنت

ادرس من خلال تنسيقات تدريس الوسائط المتعددة المبتكرة التي من شأنها تحسين عملية تحديث Deep Learning لديك"

هل تتطلع إلى إثراء تطبيقك العملي باستخدام تقنيات تحسين التدرج الأكثر تقدمًا؟ حقق ذلك مع هذا البرنامج خلال 12 شهرًا فقط"

سوف تتعمق في Backward Pass لحساب تدرجات دالة الخسارة فيما يتعلق بمعلمات الشبكة.

بفضل منهجية Relearning، سيكون لديك الحرية في تخطيط جداول الدراسة والجداول التعليمية.

البرنامج يضم في أعضاء هيئة تدريسه محترفين في مجال الطاقات المتجددة يصبون في هذا التدريب خبرة عملهم، بالإضافة إلى متخصصين معترف بهم من الشركات الرائدة والجامعات المرموقة.

وسيتيح محتوى البرنامج المتعدد الوسائط، والذي صيغ بأحدث التقنيات التعليمية، للمهني التعلم السياقي والموقعي، أي في بيئة محاكاة توفر تدريبا غامرا مبرمجا للتدريب في حالات حقيقية.

يركز تصميم هذا البرنامج على التعلم القائم على حل المشكلات، والذي المهني في يجب أن تحاول من خلاله حل المواقف المختلفة للممارسة المهنية التي تنشأ من خلاله. للقيام بذلك، سيحصل على مساعدة من نظام فيديو تفاعلي مبتكر من قبل خبراء مشهورين.

02

الأهداف

بفضل هذا الماجستير الخاص، سيقوم الخريجون بتطوير مهاراتهم ومعارفهم في مجال التعلم العميق والذكاء الاصطناعي. بهذه الطريقة، سيقومون بتطبيق تقنيات Deep Learning الأكثر تقدمًا في مشاريعهم لتحسين أداء النماذج في مهام محددة. بالمثل، سيتمكن الخبراء من تطوير أنظمة ذكية يمكنها أداء مهام تلقائيًا مثل التعرف على الأنماط في الصور، أو تحليل المشاعر في النص، أو اكتشاف الاختلالات في البيانات.

شهادة جامعية مصممة بناءً على أحدث الاتجاهات في Deep Learning لضمان التعلم الناجح"

الأهداف المحددة

- تأسيس المفاهيم الأساسية للوظائف الرياضية ومشتقاتها
- تطبيق هذه المبادئ على خوارزميات التعلم العميق للتعلم تلقائيًا
- دراسة المفاهيم الأساسية للتعلم الخاضع للإشراف وكيفية تطبيقها على نماذج الشبكات العصبية
- مناقشة التدريب والتقييم والتحليل لنماذج الشبكات العصبية
- دعم المفاهيم والتطبيقات الرئيسية للتعلم العميق
- تنفيذ وتحسين الشبكات العصبية مع Keras
- تطوير المعرفة المتخصصة في تدريب الشبكات العصبية العميقة
- تحليل آليات التحسين والتنظيم اللازمة لتدريب الشبكات العميقة

الأهداف المحددة

الوحدة 1. الأسس الرياضية للـ Deep Learning

- تطوير قاعدة السلسلة لحساب مشتقات الوظائف المتداخلة
- تحليل كيفية إنشاء وظائف جديدة من الوظائف الموجودة وكيفية حساب مشتقاتها
- دراسة مفهوم Backward Pass وكيفية تطبيق مشتقات وظائف المتجهات على التعلم الآلي
- التعرف على كيفية استخدام TensorFlow لإنشاء نماذج مخصصة
- فهم كيفية تحميل البيانات ومعالجتها باستخدام أدوات TensorFlow
- إرساء المفاهيم الرئيسية لمعالجة اللغة الطبيعية NLP باستخدام RNN وآليات الانتباه
- استكشاف وظائف مكتبات transformers Hugging Face وغيرها من أدوات معالجة اللغة الطبيعية لتطبيقها على مشاكل الرؤية
- تعلُّم كيفية إنشاء وتدريب نماذج التشفير التلقائي وشبكات GAN ونماذج الانتشار
- فهم كيف يمكن استخدام autoencoders لتشفير البيانات بكفاءة

الوحدة 2. مبادئ Deep Learning

- تحليل كيفية عمل الانحدار الخطي وكيف يمكن تطبيقه على نماذج الشبكات العصبية
- الأساس المنطقي لتحسين المعلمات الفائقة لتحسين أداء نماذج الشبكة العصبية
- تحديد كيفية تقييم أداء نماذج الشبكات العصبية باستخدام مجموعة التدريب ومجموعة الاختبار

الوحدة 3. الشبكات العصبية أساس التعلم العميق (Deep Learning)

- تحليل بنية الشبكات العصبية ومبادئ عملها
- تحديد كيفية تطبيق الشبكات العصبية على مجموعة متنوعة من المشاكل
- تحديد كيفية تحسين أداء نماذج التعلم العميق من خلال ضبط المعلمات الفائقة

الوحدة 4. تدريب الشبكات العصبية العميقة

- مناقشة مشاكل التدرج وكيف يمكن تجنبها
- تحديد كيفية إعادة استخدام الطبقات المدربة مسبقًا لتدريب الشبكات العصبية العميقة
- تحديد كيفية برمجة معدل التعلم للحصول على أفضل النتائج

الوحدة 5. تخصيص النموذج والتدريب باستخدام TensorFlow

- تحديد كيفية استخدام TensorFlow من API لتحديد الوظائف والرسوم البيانية المخصصة
- الأساس المنطقي لاستخدام tf.data API لتحميل البيانات ومعالجتها مسبقًا بكفاءة
- مناقشة مشروع TensorFlow Datasets وكيف يمكن استخدامه لتسهيل الوصول إلى مجموعات البيانات المعالجة مسبقًا

الوحدة 6. Deep Computer Vision بشبكات عصبية ملتفة

- استكشاف وفهم كيفية عمل الطبقات التلافيفية والتجميعية لبنية Visual Cortex
- تطوير بنيات CNN مع Keras
- استخدام نماذج Keras المدربة مسبقًا لتصنيف الأشياء وتوطينها واكتشافها وتتبعها، بالإضافة إلى التجزئة الدلالية

الوحدة 7. معالجة التسلسلات باستخدام RNN وCNN

- تحليل بنية الخلايا العصبية والطبقات المتكررة
- فحص خوارزميات التدريب المختلفة لتمرين نماذج RNN
- تقييم أداء نماذج RNN باستخدام مقاييس الدقة والحساسية

الوحدة 8. معالجة اللغة الطبيعية NLP مع RNN والانتباه

- إنشاء نص باستخدام الشبكات العصبية المتكررة
- تدريب شبكة التشفير وفك التشفير لإجراء الترجمة الآلية العصبية
- تطوير تطبيق عملي لمعالجة اللغة الطبيعية باستخدام RNN والانتباه

الوحدة 9. أجهزة التشفير التلقائي و GANs ونماذج الانتشار

- تنفيذ تقنيات PCA باستخدام جهاز تشفير تلقائي خطي غير مكتمل
- استخدام أجهزة التشفير التلقائية التلافيفية والمتغيرة لتحسين نتائج أجهزة التشفير التلقائي
- اكتشاف كيف يمكن لـ GANs ونماذج الانتشار إنشاء صور جديدة وواقعية

الوحدة 10. Reinforcement Learning

- استخدام التدرجات لتحسين سياسة الوكيل
- تقييم استخدام الشبكات العصبية لتحسين دقة الوكيل في اتخاذ القرارات
- تنفيذ خوارزميات تعزيز مختلفة لتحسين أداء الوكيل

تجربة تدريبية أساسية وفريدة وحاسمة
من شأنها أن تدفع تطورك المهني"

03

الكفاءات

من خلال الماجستير الخاص، سوف يكتسب الخريجون مهارات جديدة لمواجهة التحديات التي يطرحها الذكاء الاصطناعي بنجاح. بعد الانتهاء من الشهادة الجامعية، سوف يتقن المحترفون استخدام أدوات TensorFlow لمعالجة البيانات. بالمثل، سيحصل الخبراء على أقصى استفادة من تدريب الشبكة العصبية العميقة لحل المشاكل المعقدة وإنشاء نماذج دقيقة. بهذه الطريقة، سينفذون مقترحات مبتكرة للتميز في قطاع التكنولوجيا المزدهر.

سوف تكتسب مهارات متقدمة لتنفيذ
بنية Visual Cortex في مشاريعك"

الكفاءات العامة

- تنفيذ بنية Visual Cortex
- استخدام نماذج Keras المدربة مسبقًا للتعلم بالنقل ومهام رؤية الكمبيوتر الأخرى
- إتقان الشبكة العصبية المتكررة (RNN)
- تدريب وتقييم نموذج RNN للتنبؤ بالسلاسل الزمنية
- تحسين قدرة الوكيل على اتخاذ القرارات المثلى في البيئة
- زيادة كفاءة الوكيل من خلال التعلم بالمكافآت

ستستخدم أداة TensorFlow لمعالجة البيانات وإنشاء نماذج عالية المستوى للتعلم الآلي"

الكفاءات المحددة

- حَل مشاكل البيانات، والتي تتضمن تحسين العمليات الحالية وتطوير عمليات جديدة من خلال استخدام الأدوات التكنولوجية المناسبة
- تنفيذ المشاريع والمهام القائمة على البيانات
- استخدام مقاييس مثل الضبط والدقة وخطأ التصنيف
- تحسين معلمات الشبكة العصبية
- إنشاء نماذج مخصصة باستخدام TensorFlow API
- تنفيذ مهام مثل التصنيف والتعريب واكتشاف الأشياء وتتبعها بالإضافة إلى التجزئة الدلالية باستخدام Keras
- خلق صور جديدة وواقعية
- تنفيذ Deep Q-Learning ومتغيرات Deep Q-Learning
- استخدام تقنيات التحسين للتدريب
- تدريب الشبكات العصبية العميقة بنجاح

04

هيكل الإدارة وأعضاء هيئة تدريس الدورة التدريبية

لتقديم أعلى مستويات الجودة التعليمية، نفذت TECH عملية اختيار صارمة لكل من المعلمين الذين يشكلون شهاداتها الجامعية. لهذا السبب، سيتمكن الطلاب الذين يدخلون هذا الماجستير الخاص من الوصول إلى خطة دراسية صممها أفضل الخبراء في مجال Deep Learning. علاوة على ذلك، لا يتميز هؤلاء المهنيون فقط بالفهم القوي للموضوع، ولكن لديهم أيضًا خبرة عمل واسعة في المؤسسات المرموقة. كل هذا سيسمح للطلاب بالانغماس في تجربة غامرة ستسمح لهم بتحقيق قفزة في حياتهم المهنية.

إن تنوع مواهب فريق التدريس سيسمح لك
بالاستمتاع ببيئة تعليمية ديناميكية ومثرية تمامًا"

هيكل الإدارة

أ. Gil Contreras, Armando

- Lead Big Data Scientist في Jhonson Controls
- Data Scientist-Big Data في Opensistemas S.A
- مدقق حسابات في (Creatividad y Tecnología S.A. (CYTSA
- مدقق القطاع العام في شركة PricewaterhouseCoopers Auditors
- ماجستير في Data Science من المركز الجامعي للتكنولوجيا والفنون
- ماجستير MBA في العلاقات والأعمال الدولية من مركز الدراسات المالية
- بكالوريوس في الاقتصاد من المعهد التكنولوجي في Santo Domingo

الأساتذة

أ. Delgado Feliz, Benedit

- مساعدة إدارية وعاملة مراقبة إلكترونية في المديرية الوطنية لمكافحة المخدرات
- خدمة العملاء في Cáceres y Equipos
- المطالبات وخدمة العملاء في (Express Parcel Services (EPS
- متخصصة في Microsoft Office من المدرسة الوطنية للمعلوماتية
- متواصلة اجتماعية من جامعة Santo Domingo الكاثوليكية

أ. Villar Valor, Javier

- مدير وشريك مؤسس Impulsa2
- (Chief Operations Officer (COO في Summa Insurance Brokers
- مدير التحول والتميز المهني في شركة Johnson Controls Iberia
- ماجستير في Coaching الاحترافي
- Executive MBA من Emlyon Business School، فرنسا
- ماجستير في إدارة الجودة من قبل EOI
- هندسة الكمبيوتر من جامعة العمل المؤيد للتعليم والثقافة (UNAPEC)

أ. Matos Rodríguez, Dionis

- Data Engineer في Wide Agency Sodexo
- Data Consultant في Tokiota
- Data Engineer في Devoteam
- BI Developer في Ibermática
- Applications Engineer في Johnson Controls
- Database Developer في Suncapital España
- Senior Web Developer في Deadlock Solutions
- QA Analyst في Metaconxept
- ماجستير في Big Data & Analytics من EAE Business School
- ماجستير في تحليل وتصميم النظم
- بكالوريوس في هندسة الكمبيوتر من جامعة APEC

أ. Gil de León, María

- مديرة مشاركة للتسويق وسكرتيرة في RAÍZ Magazine
- محررة النسخ في Gauge Magazine
- قارئة Stork Magazine في Emerson College
- بكالوريوس في الكتابة والأدب والنشر من Emerson College

05

الهيكل والمحتوى

سيقدم هذا الماجستير الخاص للطلاب مجموعة واسعة من تقنيات Deep Learning، والتي سترفع آفاقهم المهنية إلى مستوى أعلى. لتحقيق ذلك، سوف يتعمق خط سير الرحلة الأكاديمي في ترميز نماذج التعلم العميق. بهذه الطريقة، سيتمكن الخريجون من ترجمة خوارزميات ومعماريات الشبكات العصبية العميقة بشكل فعال. بالمثل، سيتناول المنهج الدراسي بالتفصيل تدريب الشبكات العصبية العميقة، بالإضافة إلى تصور النتائج وتقييم نماذج التعلم.

سيقوم الطلاب أيضًا بتحليل نماذج Transformers الرئيسية، من أجل إدارتها لإنشاء ترجمات تلقائية.

ستطبق مبادئ Deep Learning على مشاريعك لحل مجموعة متنوعة من المشاكل المعقدة في مجالات مثل التعرف على الصور"

الوحدة 1. الأسس الرياضية للـ Deep Learning

1.1. الوظائف والمشتقات
1.1.1. الدوال الخطية
2.1.1. المشتقات الجزئية
3.1.1. مشتقات الترتيب العالي
2.1. الوظائف المتداخلة
1.2.1. الوظائف المركبة
2.2.1. الوظائف العكسية
3.2.1. الوظائف العودية
3.1. قاعدة السلسلة
1.3.1. مشتقات الوظائف المتداخلة
2.3.1. مشتقات الوظائف المركبة
3.3.1. مشتقات الوظائف العكسية
4.1. وظائف مع مدخلات متعددة
1.4.1. دوال العديد من المتغيرات
2.4.1. وظائف المتجهات
3.4.1. وظائف المصفوفة
5.1. مشتقات الوظائف ذات المدخلات المتعددة
1.5.1. المشتقات الجزئية
2.5.1. المشتقات الاتجاهية
3.5.1. المشتقات المختلطة
6.1. وظائف مع مدخلات ناقلات متعددة
1.6.1. وظائف المتجهات الخطية
2.6.1. وظائف المتجهات غير الخطية
3.6.1. وظائف ناقلات المصفوفة
7.1. إنشاء ميزات جديدة من الميزات الموجودة
1.7.1. مجموع الوظائف
2.7.1. منتج الوظائف
3.7.1. تكوين الوظائف
8.1. مشتقات الوظائف ذات مدخلات المتجهات المتعددة
1.8.1. مشتقات الوظائف الخطية
2.8.1. مشتقات الوظائف غير الخطية
3.8.1. مشتقات الوظائف المركبة

9.1. وظائف المتجهات ومشتقاتها: خطوة إلى الأمام
1.9.1. المشتقات الاتجاهية
2.9.1. المشتقات المختلطة
3.9.1. مشتقات المصفوفة
10.1. Backward Pass
1.10.1. انتشار الاخطاء
2.10.1. تطبيق قواعد التحديث
3.10.1. تحسين المعلمات

الوحدة 2. مبادئ Deep Learning

1.2. التعلم تحت الإشراف
1.1.2. آلات التعلم الخاضعة للإشراف
2.1.2. استخدامات التعلم الخاضع للإشراف
3.1.2. الاختلافات بين التعلم الخاضع للإشراف وغير الخاضع للرقابة
2.2. نماذج التعلم الخاضعة للإشراف
1.2.2. النماذج الخطية
2.2.2. نماذج شجرة القرار
3.2.2. نماذج الشبكات العصبية
3.2. الانحدارالخطي
1.3.2. الانحدار الخطي البسيط
2.3.2. الانحدار الخطي المتعدد
3.3.2. تحليل الانحدار
4.2. التدريب النموذجي
1.4.2. Batch Learning
2.4.2. Online Learning
3.4.2. طرق التحسين
5.2. تقييم النموذج: مجموعة التدريب مقابل مجموعة الاختبار
1.5.2. مقاييس التقييم
2.5.2. التحقق المتبادل
3.5.2. مقارنة مجموعات البيانات
6.2. تقييم النموذج: الرمز
1.6.2. خلق التنبؤ
2.6.2. تحليل الأخطاء
3.6.2. مقاييس التقييم
7.2. تحليل المتغيرات
1.7.2. تحديد المتغيرات المهمة
2.7.2. تحليل الارتباط
3.7.2. تحليل الانحدار
8.2. شرح نماذج الشبكات العصبية
1.8.2. نماذج قابلة للتفسير
2.8.2. طرق العرض
3.8.2. طرق التقييم
9.2. التحسين
1.9.2. طرق التحسين
2.9.2. تقنيات التنظيم
3.9.2. استخدام الرسومات
10.2. المعلمات الفائقة
1.10.2. اختيار المعلمات الفائقة
2.10.2. البحث عن المعلمات
3.10.2. ضبط المعلمات الفائقة

الوحدة 3. الشبكات العصبية وأساس التعلم العميق Deep Learning

1.3. التعلم العميق
1.1.3. أنواع التعلم العميق
2.1.3. تطبيقات التعلم العميق
3.1.3. مزايا وعيوب التعلم العميق
2.3. العمليات
1.2.3. مجموع
2.2.3. المنتج
3.2.3. نقل
3.3. الطبقات
1.3.3. طبقة المدخلات
2.3.3. طبقة مخيفة
3.3.3. طبقة الإخراج
4.3. اتحاد الطبقات والعمليات
1.4.3. التصميم البناء
2.4.3. الاتصال بين الطبقات
3.4.3. الانتشار إلى الأمام

5.3. بناء أول شبكة عصبية
1.5.3. تصميم الشبكة
2.5.3. تحديد الأوزان
3.5.3. التدريب الشبكي
6.3. مدرب ومحسن
1.6.3. اختيار المحسّن
2.6.3. إنشاء وظيفة الخسارة
3.6.3. وضع مقياس
7.3. تطبيق مبادئ الشبكات العصبية
1.7.3. وظائف التنشيط
2.7.3. الانتشار إلى الوراء
3.7.3. تعديل البارامتر
8.3. من الخلايا البيولوجية إلى الخلايا العصبية الاصطناعية
1.8.3. عمل الخلايا العصبية البيولوجية
2.8.3. نقل المعرفة إلى الخلايا العصبية الاصطناعية
3.8.3. بناء علاقات بين الاثنين
9.3. تنفيذ برنامج MLP (Perceptron متعدد الطبقات) مع Keras
1.9.3. تعريف هيكل الشبكة
2.9.3. تجميع النماذج
3.9.3. التدريب النموذجي
10.3. بارامترات Fine tuning للشبكات العصبية
1.10.3. اختيار وظيفة التنشيط
2.10.3. تحديد Learning rate
3.10.3. تعديل الأوزان

الوحدة 4. تدريب الشبكات العصبية العميقة

1.4. مشاكل التدرج
1.1.4. تقنيات التحسين الأمثل للتدرج
2.1.4. التدرجات العشوائية
3.1.4. تقنيات استهلال الأوزان
2.4. إعادة استخدام الطبقات المشكّلة مسبقاً
1.2.4. التدريب على نقل التعلم
2.2.4. استخراج المميزات
3.2.4. التعلم العميق
3.4. المحسنات
1.3.4. محسنات الانحدار العشوائي
2.3.4. المحسنات Adam و RMSprop
3.3.4. المحسنات في الوقت الحالي
4.4. برمجة معدل التعلم
1.4.4. التحكم في معدل التعلم الآلي
2.4.4. دورات التعلم
3.4.4. تخفيف الشروط
5.4. الإفراط في التكيف
1.5.4. التحقق المتبادل
2.5.4. تسوية الأوضاع
3.5.4. مقاييس التقييم
6.4. مبادئ توجيهية عملية
1.6.4. تصميم النموذج
2.6.4. اختيار المقاييس وبارامترات التقييم
3.6.4. اختبارات الفرضية
7.4. Transfer learning
1.7.4. التدريب على نقل التعلم
2.7.4. استخراج المميزات
3.7.4. التعلم العميق
8.4. Data Augmentation
1.8.4. تحولات الصورة
2.8.4. توليد البيانات الاصطناعية
3.8.4. تحويل النص
9.4. التطبيق العملي Transfer Learning
1.9.4. التدريب على نقل التعلم
2.9.4. استخراج المميزات
3.9.4. التعلم العميق
10.4. تسوية الأوضاع
1.10.4. 1L و 2L
2.10.4. وضع القواعد بالانتروبيا العظمي
3.10.4. Dropout

الوحدة 5. تخصيص النموذج والتدريب باستخدام TensorFlow

1.5. TensorFlow
1.1.5. استخدام مكتبة TensorFlow
2.1.5. تدريب النموذج مع TensorFlow
3.1.5. العمليات بالرسومات في TensorFlow
2.5. TensorFlow و NumPy
1.2.5. بيئة الحوسبة NumPy لـ TensorFlow
2.2.5. استخدام صفائف NumPy مع TensorFlow
3.2.5. عمليات NumPy لرسومات TensorFlow
3.5. تكييف نماذج وخوارزميات التدريب
1.3.5. بناء نماذج مخصصة باستخدام TensorFlow
2.3.5. إدارة بارامترات التدريب
3.3.5. استخدام تقنيات التحسين الأمثل للتدريب
4.5. ميزات ورسومات TensorFlow
1.4.5. وظائف مع TensorFlow
2.4.5. استخدام الرسوم البيانية للتدريب على النماذج
3.4.5. تحسين الرسومات باستخدام عمليات TensorFlow
5.5. بيانات التحميل والمعالجة المسبقة باستخدام TensorFlow
1.5.5. تحميل مجموعات البيانات باستخدام TensorFlow
2.5.5. معالجة البيانات المسبقة باستخدام TensorFlow
3.5.5. استخدام أدوات TensorFlow للتلاعب بالبيانات
6.5. API tf.data
1.6.5. استخدام tf.data API لمعالجة البيانات
2.6.5. بناء تدفقات البيانات باستخدام tf.data
3.6.5. استخدام واجهة برمجة التطبيقات tfdata للتدريب النموذجي
7.5. نموذج TFRecord
1.7.5. استخدام واجهة برمجة التطبيقات TFRecord لتسلسل البيانات
2.7.5. تحميل ملف TFRecord باستخدام TensorFlow
3.7.5. استخدام ملفات TFRecord للتدريب النموذجي
8.5. طبقات المعالجة المسبقة Keras
1.8.5. استخدام واجهة برمجة التطبيقات المعالجة مسبقًا Keras
2.8.5. بناء pipelineed للمعالجة المسبقة مع Keras
3.8.5. استخدام واجهة برمجة التطبيقات للمعالجة المسبقة لـ Keras للتدريب النموذجي

9.5. مشروع TensorFlow Datasets
1.9.5. استخدام TensorFlow Datasets لتحميل البيانات
2.9.5. معالجة البيانات المسبقة باستخدام TensorFlow Datasets
3.9.5. استخدام TensorFlow Datasets للتدريب على النماذج
10.5. بناء تطبيق Deep Learning باستخدام TensorFlow. التطبيق العملي
1.10.5. بناء تطبيق Deep Learning باستخدام TensorFlow
2.10.5. تدريب النموذج مع TensorFlow
3.10.5. استخدام التطبيق للتنبؤ بالنتائج

الوحدة 6. رؤية الكمبيوتر العميقة (Deep Computer Vision) بشبكات عصبية ملتفة

1.6. الهندسة البصرية Cortex
1.1.6. وظائف القشرة البصرية
2.1.6. نظريات الرؤية الحسابية
3.1.6. نماذج معالجة الصور
2.6. طبقات تلافيفية
1.2.6. إعادة استخدام الأوزان في الالتفاف
2.2.6. الطي D2
3.2.6. وظائف التنشيط
3.6. طبقات التجميع وتنفيذ طبقات التجميع مع Keras
1.3.6. Stridingg Pooling
2.3.6. Flattening
3.3.6. أنواع Pooling
4.6. بناء CNN
1.4.6. بناء VGG
2.4.6. بنية AlexNet
3.4.6. بنية ResNet
5.6. تنفيذ CNN ResNet-34 باستخدام Keras
1.5.6. استهلال الأوزان
2.5.6. تعريف طبقة المدخلات
3.5.6. تعريف الناتج
6.6. استخدام نماذج Keras المدربة مسبقا
1.6.6. خصائص النماذج السابقة التدريب
2.6.6. استخدامات النماذج المدربة مسبقا
3.6.6. مزايا النماذج المدربة مسبقا
7.6. نماذج ما قبل التدريب للتعلم في مجال النقل
1.7.6. التعلم عن طريق النقل
2.7.6. عملية التعلم عن طريق النقل
3.7.6. فوائد التعلم التحويلي
8.6. التصنيف والتوطين في الرؤية الحاسوبية العميقة
1.8.6. تصنيف الصورة
2.8.6. موقع الأشياء في الصور
3.8.6. كشف الأشياء
9.6. كشف الأشياء وتتبعها
1.9.6. طرائق الكشف عن الأشياء
2.9.6. خوارزميات لتتبع الأشياء
3.9.6. تقنيات التتبع والتعقب
10.6. التجزئة الدلالية
1.10.6. التعلم العميق للتجزئة الدلالية
2.10.6. كشف الحافة
3.10.6. طرائق التجزئة القائمة على القواعد

الوحدة 7. معالجة التسلسلات باستخدام RNN (الشبكات العصبية المتكررة) وCNNs (الشبكات العصبية التلافيفية)

1.7. الخلايا العصبية والطبقات المتكررة
1.1.7. أنواع الخلايا العصبية المتكررة
2.1.7. بنية الطبقة المتكررة
3.1.7. تطبيقات الطبقات المتكررة
2.7. تدريب الشبكات العصبية المتكررة
1.2.7. Backpropagation عبر الزمن (BPTT)
2.2.7. التدرج التنازلي التصادفي
3.2.7. التنظيم في تدريب RNN
3.7. تقييم نماذج RNN
1.3.7. مقاييس التقييم
2.3.7. التحقق المتبادل
3.3.7. ضبط المعلمات الفائقة

4.7. RNN المدربة مسبقًا
1.4.7. الشبكات المدربة مسبقا
2.4.7. نقل التعلم
3.4.7. ضبط دقيق
5.7. التنبؤ بسلسلة زمنية
1.5.7. النماذج الإحصائية للتنبؤات
2.5.7. نماذج السلاسل الزمنية
3.5.7. النماذج المبنية على الشبكات العصبية
6.7. تفسير نتائج تحليل السلاسل الزمنية
1.6.7. تحليل المكونات الرئيسية
2.6.7. التحليل العنقودي
3.6.7. تحليل الارتباط
7.7. التعامل مع تسلسلات طويلة
1.7.7. (Long Short-Term Memory (LSTM
2.7.7. (Gated Recurrent Units (GRU
3.7.7. التلافيفية D1
8.7. التعلم بالتسلسل الجزئي
1.8.7. أساليب التعلم العميق
2.8.7. النماذج التوليدية
3.8.7. التعليم المعزز
9.7. التطبيق العملي لـ RNN وCNN
1.9.7. معالجة اللغة الطبيعية
2.9.7. التعرف على الأنماط
3.9.7. الرؤية الحاسوبية
10.7. الاختلافات في النتائج الكلاسيكية
1.10.7. الطرق الكلاسيكية مقابل RNN
2.10.7. الطرق الكلاسيكية مقابل CNN
3.10.7. الفرق في وقت التدريب

الوحدة 8. معالجة اللغة الطبيعية (NLP) مع الشبكات الطبيعية المتكررة (RNN) والرعاية

1.8. توليد النص باستخدام RNN
1.1.8. تدريب RNN لتوليد النص
2.1.8. توليد اللغة الطبيعية مع RNN
3.1.8. تطبيقات توليد النصوص باستخدام RNN
2.8. إنشاء مجموعة بيانات التدريب
1.2.8. إعداد البيانات للتدريب RNN
2.2.8. تخزين مجموعة بيانات التدريب
3.2.8. تنظيف البيانات وتحويلها
3.8. تحليل المشاعر
1.3.8. تصنيف المراجعات مع RNN
2.3.8. الكشف عن المواضيع الواردة في التعليقات
3.3.8. تحليل المشاعر مع خوارزميات التعلم العميق
4.8. شبكة فك تشفير للترجمة الآلية العصبية
1.4.8. تدريب شبكة RNN على الترجمة الآلية
2.4.8. استخدام شبكة فك تشفير للترجمة الآلية
3.4.8. تحسين دقة الترجمة الآلية باستخدام RNN
5.8. آليات الرعاية
1.5.8. تطبيق آليات الرعاية في RNN
2.5.8. استخدام آليات الرعاية لتحسين دقة النماذج
3.5.8. مزايا آليات الانتباه في الشبكات العصبية
6.8. نماذج Transformers
1.6.8. استخدام نماذج المحولات Transformers لمعالجة اللغة الطبيعية
2.6.8. تطبيق نماذج المحولات Transformers للرؤية
3.6.8. مزايا نماذج المحولات Transformers
7.8. محولات للرؤية Transformers
1.7.8. استخدام نماذج المحولات Transformers للرؤية
2.7.8. المعالجة المسبقة لبيانات الصورة
3.7.8. تدريب نموذج المحولات Transformerعلى الرؤية
8.8. مكتبة Hugging Face من Transformers
1.8.8. استخدام تقنيات مكتبة Transformers لـ Hugging Face
2.8.8. تطبيق إنترنت مكتبة Transformers لـHugging Face
3.8.8. مزايا مكتبة Transformers لـHugging Face

9.8. مكتبات أخرى من Transformers. مقارنة
1.9.8. مقارنة بين مكتبات المحولات المختلفة Transformers
2.9.8. استخدام مكتبات المحولات الأخرى Transformers
3.9.8. مزايا مكتبات المحولات الأخرى Transformers
10.8. تطوير تطبيق NLP مع RNN والرعاية. التطبيق العملي
1.10.8. تطوير تطبيق معالجة اللغة الطبيعية مع RNN والرعاية
2.10.8. استخدام RNN وآليات الانتباه ونماذج المحولات Transformers في التطبيق
3.10.8. تقييم التنفيذ العملي

الوحدة 9. أجهزة التشفير التلقائي و GANs ونماذج الانتشار

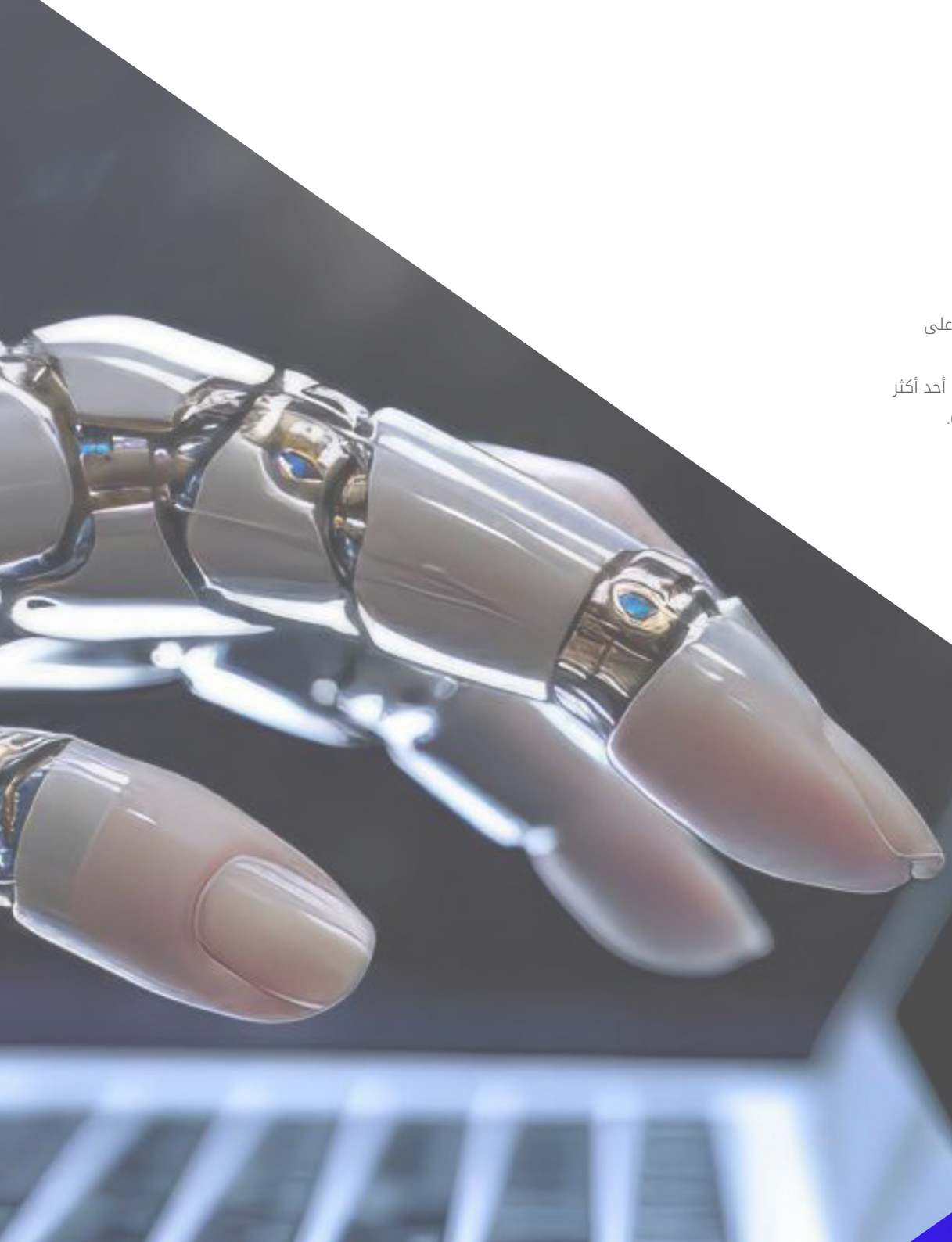
1.9. كفاءة تمثيل البيانات
1.1.9. الحد من الأبعاد
2.1.9. التعلم العميق
3.1.9. التمثيلات المدمجة
2.9. تحقيق PCA باستخدام مشفر أوتوماتيكي خطي غير كامل
1.2.9. عملية التدريب
2.2.9. تنفيذ Python
3.2.9. استخدام بيانات الاختبار
3.9. مشفّرات أوتوماتيكية مكدسة
1.3.9. الشبكات العصبية العميقة
2.3.9. بناء هياكل الترميز
3.3.9. استخدام التسوية
4.9. أجهزة الترميز التلقائي التلافيفية
1.4.9. تصميم النماذج التلافيفية
2.4.9. تدريب نماذج التلافيف
3.4.9. تقييم النتائج
5.9. إزالة الضوضاء من المشفرات التلقائية
1.5.9. تطبيق المرشح
2.5.9. تصميم نماذج الترميز
3.5.9. استخدام تقنيات التسوية
6.9. مشفّرات أوتوماتيكية مشتتة
1.6.9. زيادة كفاءة الترميز
2.6.9. التقليل إلى أدنى حد من عدد البارامترات
3.6.9. استخدام تقنيات التسوية
7.9. مشفرات متباينة تلقائية
1.7.9. استخدام التحسين المتغير
2.7.9. التعلم العميق غير الخاضع للإشراف
3.7.9. التمثيلات الكامنة العميقة
8.9. جيل من صور MNIST
1.8.9. التعرف على الأنماط
2.8.9. توليد الصورة
3.8.9. تدريب الشبكات العصبية العميقة
9.9. شبكات الخصومة المولدة ونماذج النشر
1.9.9. توليد المحتوى من الصور
2.9.9. نمذجة توزيع البيانات
3.9.9. استخدام الشبكات المتواجهة
10.9. تنفيذ النماذج. التطبيق العملي
1.10.9. تنفيذ النماذج
2.10.9. استخدام البيانات الحقيقية
3.10.9. تقييم النتائج

الوحدة 10. Reinforcement Learning

1.10. تحسين المكافآت والبحث عن السياسات
1.1.10. خوارزميات تحسين المكافأة
2.1.10. عمليات البحث عن السياسات
3.1.10. التعلم المعزز لتحسين المكافآت
2.10. OpenAI
1.2.10. بيئة OpenAI Gym
2.2.10. إنشاء بيئات OpenAI
3.2.10. تعزيز خوارزميات التعلم في OpenAI
3.10. سياسات الشبكات العصبية
1.3.10. الشبكات العصبية التلافيفية للبحث في السياسات
2.3.10. سياسات التعلم العميق
3.3.10. توسيع سياسات الشبكة العصبية
4.10. تقييم العمل: مشكلة تخصيص الائتمان
1.4.10. تحليل المخاطر لتخصيص الائتمان
2.4.10. تقدير ربحية القروض
3.4.10. نماذج تقييم الائتمان على أساس الشبكات العصبية

5.10. تدرجات السياسة
1.5.10. التعلم المعزز مع تدرجات السياسات
2.5.10. تحسين تدرج السياسة
3.5.10. خوارزميات التدرج في السياسة
6.10. عمليات اتخاذ القرار ماركوف
1.6.10. تحسين عمليات اتخاذ القرار ماركوف
2.6.10. تعزيز التعلم لعمليات اتخاذ القرار ماركوف
3.6.10. نماذج عملية اتخاذ القرار ماركوف
7.10. تعلم الفرق الزمني وQ-Learning
1.7.10. تطبيق الفروق الزمنية في التعلم
2.7.10. تطبيق Q-Learning في التعلم
3.7.10. تحسين معلمات Q-Learning
8.10. تنفيذ Deep Q-Learning ومتغيرات Deep Q-Learning
1.8.10. بناء شبكات عصبية عميقة ل Deep Q-Learning
2.8.10. التنفيذ في Deep - Learning
3.8.10. الاختلافات في Deep Q-Learning
9.10. خوارزميات Reinforment Learning
1.9.10. خوارزميات التعلم عن طريق التعزيز
2.9.10. خوارزميات التعلم بالمكافأة
3.9.10. خوارزميات التعلم بالعقاب
10.10. تصميم بيئة التعلم المعزز. التطبيق العملي
1.10.10. تصميم بيئة التعلم المعزز.
2.10.10. تنفيذ خوارزمية التعلم المعزز
3.10.10. تقييم خوارزمية التعلم المعزز

ادرس وأنت مرتاح في منزلك وقم بتحديث معلوماتك عبر الإنترنت مع TECH، أكبر جامعة رقمية في العالم"



06

المنهجية

يقدم هذا البرنامج التدريبي طريقة مختلفة للتعلم. فقد تم تطوير منهجيتنا من خلال أسلوب التعليم المرتكز على التكرار: ***el Relearning*** أو ما يعرف بمنهجية إعادة التعلم.

يتم استخدام نظام التدريس هذا، على سبيل المثال، في أكثر كليات الطب شهرة في العالم، وقد تم اعتباره أحد أكثر المناهج فعالية في المنشورات ذات الصلة مثل مجلة نيو إنجلند الطبية (***New England Journal of Medicine***).

اكتشف منهجية Relearning (منهجية إعادة التعلم)، وهي نظام يتخلى عن التعلم الخطي التقليدي ليأخذك عبر أنظمة التدريس التعليم المرتكزة على التكرار: إنها طريقة تعلم أثبتت فعاليتها بشكل كبير، لا سيما في المواد الدراسية التي تتطلب الحفظ"

منهج دراسة الحالة لوضع جميع محتويات المنهج في سياقها المناسب

يقدم برنامجنا منهج ثوري لتطوير المهارات والمعرفة. هدفنا هو تعزيز المهارات في سياق متغير وتنافسي ومتطلب للغاية.

مع جامعة TECH يمكنك تجربة طريقة تعلم تهز أسس الجامعات التقليدية في جميع أنحاء العالم"

سيتم توجيهك من خلال نظام التعلم القائم على إعادة التأكيد على ما تم تعلمه، مع منهج تدريس طبيعي وتقدمي على طول المنهج الدراسي بأكمله.

سيتعلم الطالب، من خلال الأنشطة التعاونية والحالات الحقيقية، حل المواقف المعقدة في بيئات العمل الحقيقية.

منهج تعلم مبتكرة ومختلفة

إن هذا البرنامج المُقدم من خلال TECH هو برنامج تدريس مكثف، تم خلقه من الصفر، والذي يقدم التحديات والقرارات الأكثر تطلبًا في هذا المجال، سواء على المستوى المحلي أو الدولي. تعزز هذه المنهجية النمو الشخصي والمهني، متخذة بذلك خطوة حاسمة نحو تحقيق النجاح. ومنهج دراسة الحالة، وهو أسلوب يرسي الأسس لهذا المحتوى، يكفل اتباع أحدث الحقائق الاقتصادية والاجتماعية والمهنية.

> يعدك برنامجنا هذا لمواجهة تحديات جديدة في بيئات غير مستقرة ولتحقيق النجاح في حياتك المهنية"

كان منهج دراسة الحالة هو نظام التعلم الأكثر استخدامًا من قبل أفضل كليات الحاسبات في العالم منذ نشأتها. تم تطويره في عام 1912 بحيث لا يتعلم طلاب القانون القوانين بناءً على المحتويات النظرية فحسب، بل اعتمد منهج دراسة الحالة على تقديم مواقف معقدة حقيقية لهم لاتخاذ قرارات مستنيرة وتقدير الأحكام حول كيفية حلها. في عام 1924 تم تحديد هذه المنهجية كمنهج قياسي للتدريس في جامعة هارفارد.

أمام حالة معينة، ما الذي يجب أن يفعله المهني؟ هذا هو السؤال الذي سنواجهك بها في منهج دراسة الحالة، وهو منهج تعلم موجه نحو الإجراءات المتخذة لحل الحالات. طوال المحاضرة الجامعية، سيواجه الطلاب عدة حالات حقيقية. يجب عليهم دمج كل معارفهم والتحقيق والجدال والدفاع عن أفكارهم وقراراتهم.

منهجية إعادة التعلم (Relearning)

تجمع جامعة TECH بين منهج دراسة الحالة ونظام التعلم عن بعد، 100٪ عبر الانترنت والقائم على التكرار، حيث تجمع بين عناصر مختلفة في كل درس.

نحن نعزز منهج دراسة الحالة بأفضل منهجية تدريس 100٪ عبر الانترنت في الوقت الحالي وهي: منهجية إعادة التعلم والمعروفة بـ Relearning.

في عام 2019، حصلنا على أفضل نتائج تعليمية متفوقين بذلك على جميع الجامعات الافتراضية الناطقة باللغة الإسبانية في العالم.

في TECH ستتعلم بمنهجية رائدة مصممة لتدريب مدراء المستقبل. وهذا المنهج، في طليعة التعليم العالمي، يسمى Relearning أو إعادة التعلم.

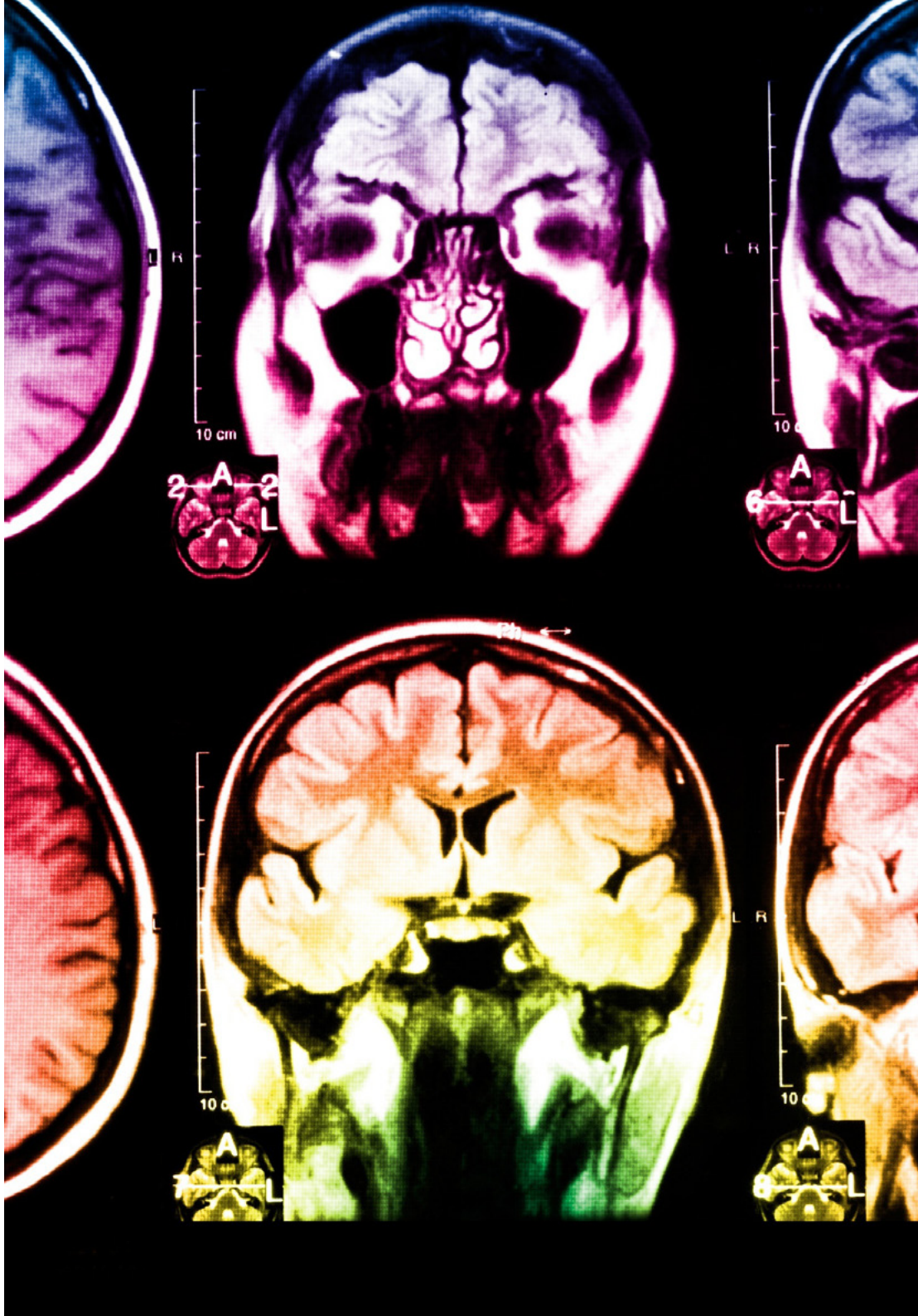
جامعتنا هي الجامعة الوحيدة الناطقة باللغة الإسبانية المصرح لها لاستخدام هذا المنهج الناجح. في عام 2019، تمكنا من تحسين مستويات الرضا العام لطلابنا من حيث (جودة التدريس، جودة المواد، هيكل الدورة، الأهداف..) فيما يتعلق بمؤشرات أفضل جامعة عبر الإنترنت باللغة الإسبانية.

في برنامجنا، التعلم ليس عملية خطية، ولكنه يحدث في شكل لولبي (نتعلّم ثم نطرح ماتعلمناه جانبًا فننساه ثم نعيد تعلمه). لذلك، نقوم بدمج كل عنصر من هذه العناصر بشكل مركزي. باستخدام هذه المنهجية، تم تدريب أكثر من 650000 خريج جامعي بنجاح غير مسبوق في مجالات متنوعة مثل الكيمياء الحيوية، وعلم الوراثة، والجراحة، والقانون الدولي، والمهارات الإدارية، وعلوم الرياضة، والفلسفة، والقانون، والهندسة، والصحافة، والتاريخ، والأسواق والأدوات المالية. كل ذلك في بيئة شديدة المتطلبات، مع طلاب جامعيين يتمتعون بمظهر اجتماعي واقتصادي مرتفع ومتوسط عمر يبلغ 43.5 عاماً.

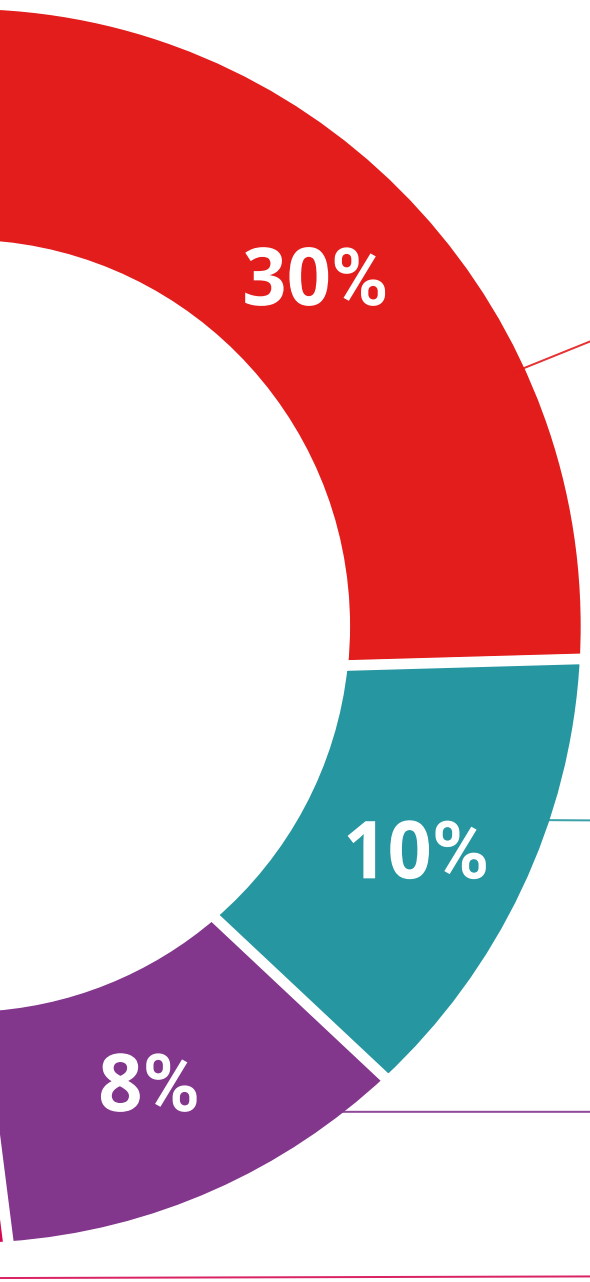
ستتيح لك منهجية إعادة التعلم والمعروفة بـ Relearning، التعلم بجهد أقل ومزيد من الأداء، وإشراكك بشكل أكبر في تدريبك، وتنمية الروح النقدية لديك، وكذلك قدرتك على الدفاع عن الحجج والآراء المتباينة: إنها معادلة واضحة للنجاح.

استنادًا إلى أحدث الأدلة العلمية في مجال علم الأعصاب، لا نعرف فقط كيفية تنظيم المعلومات والأفكار والصور والذكريات، ولكننا نعلم أيضًا أن المكان والسياق الذي تعلمنا فيه شيئًا هو ضروريًا لكي نكون قادرين على تذكرها وتخزينها في الحُصين بالمخ، لكي نحتفظ بها في ذاكرتنا طويلة المدى.

بهذه الطريقة، وفيما يسمى التعلم الإلكتروني المعتمد على السياق العصبي، ترتبط العناصر المختلفة لبرنامجنا بالسياق الذي يطور فيه المشارك ممارسته المهنية.



يقدم هذا البرنامج أفضل المواد التعليمية المُعَدَّة بعناية للمهنيين:



المواد الدراسية

يتم إنشاء جميع محتويات التدريس من قبل المتخصصين الذين سيقومون بتدريس البرنامج الجامعي، وتحديداً من أجله، بحيث يكون التطوير التعليمي محددًا وملموسًا حقًا.

ثم يتم تطبيق هذه المحتويات على التنسيق السمعي البصري الذي سيخلق منهج جامعة TECH في العمل عبر الإنترنت. كل هذا بأحدث التقنيات التي تقدم أجزاء عالية الجودة في كل مادة من المواد التي يتم توفيرها للطالب.

المحاضرات الرئيسية

هناك أدلة علمية على فائدة المراقبة بواسطة الخبراء كطرف ثالث في عملية التعلم.

إن مفهوم ما يسمى Learning from an Expert أو التعلم من خبير يقوي المعرفة والذاكرة، ويولد الثقة في القرارات الصعبة في المستقبل.

التدريب العملي على المهارات والكفاءات

سيقومون بتنفيذ أنشطة لتطوير مهارات وقدرات محددة في كل مجال مواضيعي. التدريب العملي والديناميكيات لاكتساب وتطوير المهارات والقدرات التي يحتاجها المتخصص لنموه في إطار العولمة التي نعيشها.

قراءات تكميلية

المقالات الحديثة، ووثائق اعتمدت بتوافق الآراء، والأدلة الدولية، من بين آخرين. في مكتبة جامعة TECH الافتراضية، سيتمكن الطالب من الوصول إلى كل ما يحتاجه لإكمال تدريبه.

دراسات الحالة (Case studies)

سيقومون بإكمال مجموعة مختارة من أفضل دراسات الحالة المختارة خصيصًا لهذا المؤهل. حالات معروضة ومحللة ومدروسة من قبل أفضل المتخصصين على الساحة الدولية.

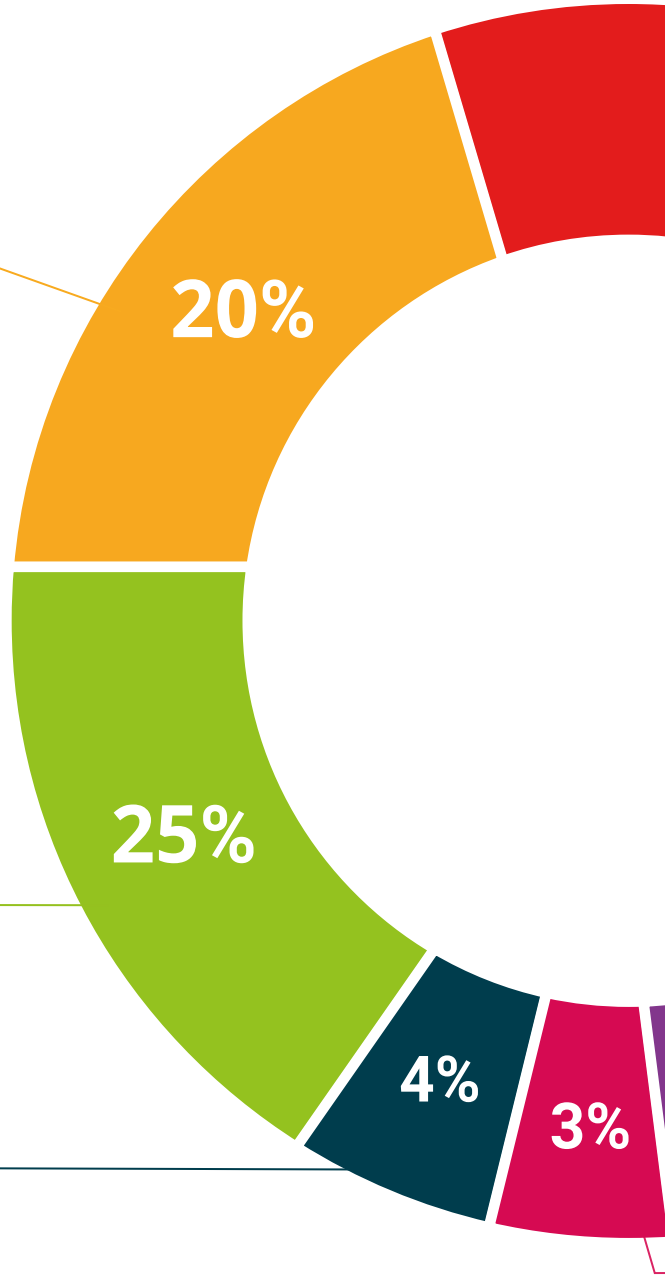
ملخصات تفاعلية

يقدم فريق جامعة TECH المحتويات بطريقة جذابة وديناميكية في أقراص الوسائط المتعددة التي تشمل الملفات الصوتية والفيديوهات والصور والرسوم البيانية والخرائط المفاهيمية من أجل تعزيز المعرفة.

اعترفت شركة مايكروسوف بهذا النظام التعليمي الفريد لتقديم محتوى الوسائط المتعددة على أنه "قصة نجاح أوروبية"

الاختبار وإعادة الاختبار

يتم بشكل دوري تقييم وإعادة تقييم معرفة الطالب في جميع مراحل البرنامج، من خلال الأنشطة والتدريبات التقييمية وذاتية التقييم: حتى يتمكن من التحقق من كيفية تحقيق أهدافه.



07

المؤهل العلمي

تضمن شهادة الخبرة الجامعية في الأتمتة والذكاء الاصطناعي، بالإضافة إلى التدريب الأكثر دقة وتحديثًا، الحصول إلى مؤهل شهادة الخبرة الجامعية الصادر عن TECH Global University.

اجتاز هذا البرنامج بنجاح واحصل على شهادتك الجامعية
دون الحاجة إلى السفر أو القيام بأية إجراءات مرهقة"

سيتيح لك هذا البرنامج الحصول على مؤهل **ماجستير خاص في التعلم العميق (Deep Learning)** عي المعتمد من **TECH Global University**، أكبر جامعة رقمية في العالم.

TECH Global University هي جامعة أوروبية رسميَّة ومعترف بها علنًا من قبل حكومة أندورا (**جريدة الدولة الرسمية**). تعد أندورا جزءًا من منطقة التعليم العالي الأوروبية **(EEES)** منذ عام **2003**. وتعتبر منطقة التعليم العالي الأوروبية مبادرة يدعمها الاتحاد الأوروبي وتهدف إلى تنظيم إطار التأهيل الدولي ومواءمة أنظمة التعليم العالي في الدول الأعضاء في هذه المنطقة. يعمل هذا المشروع على تعزيز القيم المشتركة وتطبيق الأدوات المشتركة وتقوية آليات ضمان الجودة لتعزيز التعاون والتنقل بين الطلاب والباحثين والأكاديميين.

هذا المؤهل الخاص بجامعة **Tech Global Universtity** هو عبارة عن برنامج أوروبي للتأهيل المستمر والتحديث المهني الذي يضمن اكتساب الكفاءات في مجال المعرفة الخاصة به، مما يمنح قيمة منهجية عالية للطالب الذي يجتاز البرنامج.

المؤهل العلمي: **ماجستير خاص في التعلم العميق (Deep Learning)**

طريقة: **عبر الإنترنت**

مدة : **12 شهر**

إجمالي عدد الاعتمادات: **60 نقطة دراسية (حسب نظام ECTS)**

tech global university

أ. Cristian David Velásquez Granada, برقم الهوية 31914606J اجتاز بنجاح وحصل على المؤهل التالي

أكمل بنجاح وحصل على درجة

ماجستير خاص في التعلم العميق (Deep Learning)

هذه درجة علمية مدتها 1.500 ساعة، أي ما يعادل 60 ECTS ، بتاريخ بدء الدراسة في تاريخ اليوم/الشهر/السنة، وتاريخ انتهائها في تاريخ اليوم/الشهر/السنة.

TECH Global University جامعة معترف بها رسميًا من قبل حكومة أندورا في 31 يناير 2024، وهي تنتمي إلى منطقة التعليم العالي الأوروبية (EHEA).

في أندورا لا فيلا، 28 فبراير 2024

د. Pedro Navarro Illana
رئيس الجامعة

الكود الفريد الخاص بجامعة TECH: AFWOR23S techtitute.com/certificates

ماجستير خاص في التعلم العميق (Deep Learning)

التوزيع العام للخطة الدراسية

نوع المادة	ECTS عددالساعات المعتمدة وفقًا لنظام
(OB) إجباري	60
(OP) إختياري	0
(PR) الممارسات الخارجية	0
(TFM) مشروع تخرج الماجيستير	0
الإجمالي	60

التوزيع العام للخطة الدراسية

الدورة	المادة	ECTS	الطريقة
1°	الأسس الرياضية لـ Deep Learning	6	إجباري
1°	مبادئ Deep Learning	6	إجباري
1°	الشبكات العصبية وأساس التعلم العميق Deep Learning	6	إجباري
1°	تدريب الشبكات العصبية العميقة	6	إجباري
1°	تخصيص النموذج والتدريب باستخدام TensorFlow	6	إجباري
1°	رؤية الكمبيوتر العميقة (Deep Computer Vision) بشبكات عصبية ملتفة	6	إجباري
1°	معالجة التسلسلات باستخدام RNN (الشبكات العصبية المتكررة) وCNNs (الشبكات العصبية التلافيفية)	6	إجباري
1°	معالجة اللغة الطبيعية (NLP) مع الشبكات الطبيعية المتكررة (RNN) والرعاية	6	إجباري
1°	أجهزة التشفير التلقائي و GANs ونماذج الانتشار	6	إجباري
1°	Reinforcement Learning	6	إجباري

tech global university

د. Pedro Navarro Illana
رئيس الجامعة

*تصديق لاهاي أبوستيل. في حالة قيام الطالب بالتقدم للحصول على شهادته الورقية وبتصديق لاهاي أبوستيل، ستقوم TECH Global University باتخاذ الخطوات اللازمة للحصول عليها، مقابل تكلفة إضافية.

tech global university

ماجستير خاص
التعلم العميق (Deep Learning)

- طريقة التدريس: **أونلاين**
- مدة الدراسة: **12 شهر**
- المؤهل العلمي: **TECH Global University**
- اجمالى النقاط المعتمدة: **60 نقطة دراسية حسب نظام ECTS**
- مواعيد الدراسة:**وفقًا لوتيرتك الخاصّة**
- الامتحانات: **أونلاين**

ماجستير خاص
التعلم العميق (Deep Learning)

tech global university