

# Enophit: AI per la difesa sostenibile della vite

Steno Fontanari<sup>1</sup>, Marco Cristoforetti<sup>2</sup>, Azra Alikadic<sup>2</sup>, Giulia Bruscin<sup>2</sup>, Andrea Gobbi<sup>2</sup>, Luca Toninato<sup>3</sup>, Cesare Furlanello<sup>2</sup>

<sup>1</sup> MPA Solutions & Enogis s.r.l., <sup>2</sup> MPBA - Fondazione Bruno Kessler, <sup>3</sup> Enogis s.r.l.

Corresponding author: fontanari@mpasol.it

## Abstract

EnoPhit è un nuovo sistema di supporto alle decisioni (DSS), che consiglia come difendersi in modo sostenibile dalle patologie della vite. Attraverso un'app per smartphone e un portale web (automaticamente integrati con registri dei trattamenti fitosanitari, a norma di legge e di numerose certificazioni), consiglia i trattamenti in funzione del rischio di presenza del patogeno, della suscettibilità della pianta, dei trattamenti già attuati e delle previsioni meteo, mettendo in rete tutti i dati già disponibili (di campagna, di cantina, di trattamento), integrando le osservazioni degli agronomi e dei singoli viticoltori, che partecipano tramite strumenti di condivisione (*crowdmapping*). La piattaforma tecnologica aiuta a costruire la "comunità di viticoltori" per la difesa dalle fitopatologie, usando modelli previsionali e il Deep Learning. Con EnoPhit, le comunità di viticoltori e agronomi (consorzi, cantine sociali, privati, gruppi) sono parte attiva nella costruzione dei modelli, che auto-apprendono grazie all'Intelligenza Artificiale, e comunicano strategie di difesa. È un progetto MPA Solutions finanziato su LP 6/1999 della Provincia Autonoma di Trento.

## 1 Introduzione

EnoPhit utilizza, per la costruzione del sistema di suggerimento (supporto alle decisioni per la difesa sostenibile della vite), modelli predittivi di diverso tipo e complessità, globalmente in grado di determinare le condizioni per la presenza del rischio fitopatologico, in funzione delle caratteristiche ambientali, meteorologiche e di suscettibilità della pianta. In particolare, l'intelligenza artificiale (AI) viene utilizzata per la valutazione:

- delle condizioni meteorologiche adatte allo sviluppo delle diverse fitopatologie: il sistema utilizza in modo flessibile i dati di forecast da fonti meteo pubbliche e/o commerciali, applicando tecnologie di downscaling adattivo
- della suscettibilità della vite, in funzione della fenologia della pianta: Il modello predittivo (PhenoCNN) si

basa sul Deep Learning, predicendo in particolare l'indice di fenologia BBCH (Lorenz *et al.* [1994]) con l'utilizzo di reti convoluzionali (*Convolutional Neural Network*, CNN), addestrate su migliaia di rilevamenti in campo da dataset nazionali (dai sistemi Enogis e non solo)

- della persistenza dei fitofarmaci, tenendo conto, per la valutazione della durata della copertura efficace, delle curve di dilavamento dei prodotti, sperimentalmente misurate in serra

Altri modelli decisionali e di supporto guidano poi l'agronomo o il viticoltore in funzione dei risultati ottenuti dal Deep Learning.

## 2 Il modello PhenoCNN

In un contesto di agricoltura di precisione, nell'intento di migliorare la produzione in modo sostenibile e attento all'ambiente, gli algoritmi di AI (e in particolare di Deep Learning) rivestono un ruolo di sempre maggiore importanza (Kamilaris e Prenafeta-Boldu [2018]). In EnoPhit, accanto ad altri sistemi di modellistica e di Machine Learning (utilizzati per la stima dei parametri ambientali e meteorologici) il Deep Learning viene utilizzato per valutare, attraverso il modello PhenoCNN, la variabile di maggiore importanza per la suscettibilità della pianta: la fase fenologica, in particolare secondo la scala BBCH (Biologische Bundesanstalt, Bundes-sortenamt und Chemische Industrie, Hack e al. [1992]). La temperatura è la grandezza meteorologica che ha il maggior impatto sullo sviluppo della pianta (Alikadic *et al.* [2019]): l'ammontare complessivo del calore accumulato dalle piante nel tempo fornisce importanti indicazioni sul ritmo di sviluppo fenologico e viene generalmente stimato attraverso indicatori standard, che tuttavia non permettono di individuare i momenti fenologici critici di interesse per la pratica agricola (Caffarra e Eccel [2011]). Per l'elaborazione del modello fenologico PhenoCNN, si è considerata come variabile driver la temperatura dell'aria, rilevata o stimata, e la sua variabilità nel tempo e nello spazio: la risoluzione spaziale arriva almeno a livello della particella catastale agricola in cui si trova la pianta, grazie alle informazioni di geolocalizzazione messe a disposizione dai sistemi Enogis.

PhenoCNN riceve in input le temperature medie giornaliere georiferite (rilevate sulla particella catastale), che vengono messe in relazione (target) con le rilevazioni in campo di

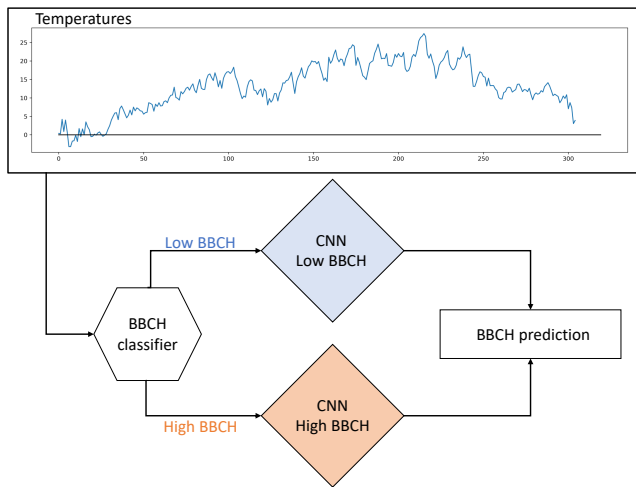


Figura 1: Architettura del modello di predizione BBCH.

Dataset	Num. rilievi	Anno	Num. particelle
Training	2925	2015-2016	1237
Test	941	2017	514

Tabella 1: Dataset utilizzato per lo sviluppo di PhenoCNN

BBCH (Lorenz *et al.* [1994]). La serie di temperature viene passata come input ad un primo classificatore costituito da una rete *fully connected*, con lo scopo di verificare se il valore di BBCH associato alla serie è un valore pre- o post-infiorescenza (confrontandolo con valori soglia). A seconda dell'output del classificatore, i dati vengono passati al regressore relativo, una convolutional neural network (CNN-Low o CNN-High), da cui si ottiene in output il valore di BBCH predetto (Fig. 1).

Il modello è stato sviluppato utilizzando PyTorch<sup>1</sup>; in particolare, classificatore e regressore hanno come caratteristiche:

- Il classificatore è composto da tre layer fully connected con in input rispettivamente 366, 183 e 91 nodi seguiti da una funzione di attivazione sigmoideale. L'output rappresenta la probabilità di appartenenza ad una delle due classi
- I due regressori per BBCH basso ed alto sono composti da 2 layer convoluzionali (nChannels=[4, 2], KernelSize=[5, 3] e Stride=[3, 2]) e un layer fully connected seguito da una sigmoide. L'output della network viene poi scalato dall'intervallo [0, 1] sull'intervallo di BBCH in cui lavora ciascun regressore.

Come training set si sono utilizzate 2.925 misurazioni acquisite durante il 2015 e 2016, mentre 941 rilievi del 2017 sono stati scelti per validazione (Tab.1). La strategia di riservare i rilievi più recenti al test e di servirsi di dati storici per training simula le condizioni di lavoro in produzione in Enophit.

<sup>1</sup><https://pytorch.org>

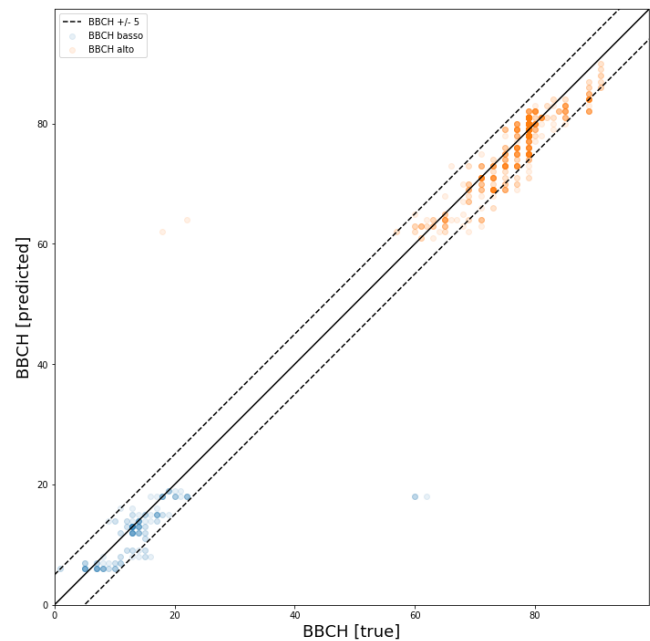


Figura 2: Validazione per varietà Chardonnay (annata 2017).

### 3 Risultati

In Figura 2 sono rappresentati i risultati della validazione del modello: sulle ascisse i valori di BBCH rilevati dai campionamenti in campo, sulle ordinate i valori BBCH predetti dal modello. L'accuracy = 0.994, ottenuta dal classificatore, si rispecchia nella vicinanza dei punti alla diagonale (Fig.2). Per quanto riguarda i due regressori Low/High-CNN i valori di  $R^2$  ottenuti sono rispettivamente  $R^2_{low} = 0.73$  e  $R^2_{high} = 0.82$ . Le performance miglioreranno ulteriormente grazie agli automatismi Enophit, in grado di ri-allenare il modello *on-the-fly* ogniqualvolta si abbiano a disposizione nuove rilevazioni.

#### Riferimenti bibliografici

- A. Alikadic, I. Pertot, E. Eccel, C. Dolci, C. Zarbo, A. Caffara, R. De Filippi, e C. Furlanello. The impact of climate change on grapevine phenology and the influence of altitude: A regional study. *Agricultural and Forest Meteorology*, (271):73–82, April 2019.
- A. Caffara e E. Eccel. Projecting the impacts of climate change on the phenology of grapevine in a mountain area. *Aust. J. Grape Wine Res.*, (17):52–61, 2011.
- H. Hack e al. Einheitliche Codierung der phänologischen Entwicklungsstadien mono- und dikotiler Pflanzen – Erweiterte BBCH-Skala, Allgemein. *Nachrichtenblatt des Deutschen Pflanzenschutzdienstes*, 44(12):265–270, 1992.
- Andreas Kamilaris e Francesc X. Prenafeta-Boldu. Deep learning in agriculture: A survey. jul 2018.
- D.H. Lorenz, K.V. Eichhorn, H. Bleiholder, R. Klose, e U. Meierand E. Weber. Phänologische Entwicklungsstadien der Weinrebe (vitis vinifera l. ssp. vinifera). *Vitic. Enol. Sci.*, (49):66–70, 1994.