

目录可在 [ScienceDirect](https://www.sciencedirect.com) 上查阅

模式识别

期刊主页: www.elsevier.com/locate/patcog

利用多模态图神经网络进行金融时间序列预测

程大伟^{a,*}, Fangzhou Yang^b, Sheng Xiang^c, Jin Liu^b^a中国上海同济大学计算机科学与技术系^b中国上海Emoney公司人工智能实验室^c澳大利亚悉尼, 悉尼科技大学人工智能中心

Article info

文章历史:

2020年12月15日收到

2021年7月22日修订

2021年7月31日接受

2021年8月2日在线提供

关键词:

图神经网络 图注意力

深度学习 量化投资

ABSTRACT

金融时间序列分析在对冲市场风险和优化投资决策方面发挥着核心作用。这是一项具有挑战性的任务, 因为问题总是伴随着多模式流和滞后效应。例如, 股票价格走势反映了不同扩散速度的复杂市场状态, 包括历史价格序列、媒体新闻、相关事件等。此外, 金融业要求预测模型具有可解释性和合规性。因此, 我们在本文中提出了一种多模态图神经网络 (MAGNN), 用于从这些多模态输入中学习金融时间序列预测。异构图网络由来源作为节点, 金融知识图谱中的关系作为边来构建。为确保模型的可解释性, 我们利用两阶段关注机制进行联合优化, 使最终用户能够研究内模态和跨模态来源的重要性。在真实世界数据集上的广泛实验证明了 MAGNN 在金融市场预测方面的卓越性能。我们的方法为投资者提供了可盈利、可解释的选择, 使他们能够做出明智的投资决策。

© 2021 爱思唯尔有限公司。保留所有权利。

1. 引言

2019年, 美国国内上市公司的金融市值将达到30万亿美元, 是美国国内生产总值 (GDP) 的1.5倍以上[1]。在这个庞大而又动荡的市场中, 预测股票价格走势对于金融机构和投资者来说都非常重要。根据“有效市场假说” (EMH) [2], 理想情况下, 股票价格反映了有效市场中的所有可用信息, 包括历史价格、新闻、事件等。然而, 在现实世界中, 不同股票对不同事件的反应是非直观和不同步的。因此, 要模拟这种这一错综复杂的现象, 被命名为“铅时间序列预测框架中的滞后效应” [3]。

自二十世纪初以来, 金融业一直在研究价格预测模型[4], 并不断完善这些技术, 为此投入了数百万美元。传统的定量方法依赖于历史时间序列价格数据来预测股价走势[5,6]。这些模型旨在减少随机性并捕捉一致的路径[7]。

*通讯作者:

电子邮件地址: dcheng@tongji.edu.cn (D. Cheng)。

通过提取有意义的技术指标[7]和/或数据特征[8]，可以对新闻进行预测。最近，随着社交媒体和自然语言处理技术的发展，非结构化新闻被用来提高预测模型的能力[9]。但这些技术无法捕捉等价物之间的内部关系，从而限制了其在预测模型中的潜力。例如，"高通公司对苹果公司提起诉讼"这一事件的术语级特征无法区分原告"高通公司"和被告"苹果公司"，因此很难推断出相关股票（高通公司和苹果公司）的相应价格走势。

最近，研究人员[10] 倾向于通过以下方式改进市场信息的表征

然后将这些特征与上市公司联系起来，并与历史时间序列相结合，进行价格预测[12]。但是，两个相似的事件可能毫无关联，例如 "史蒂夫- 乔布斯退出苹果公司" 和 "大卫- 彼得离开星巴克"。为了学习过程 [15]。 [13,14] 在特征分析中采用了知识图谱（KG）中的外部信息。

乔布斯是苹果公司的创始人，而大卫- 彼得更像是星巴克的顾客。提取结构性事件元组和指示性事件元组指标（即情绪指标）
类似的情感新闻可能具有类似的特征。

然而，金融市场中股票价格的变动不仅依赖于其自身的个别事件，还与其他股票的联系相关[16]。这些多模态的信息，包括数字时间序列、非结构化文本和关系图，对价格走势产生了不同的协同效应。例如，“高通起诉苹果”事件也会以不同的扩散速度影响智能手机市场的其他参与者（即竞争对手、上下游企业），如三星、富士康和谷歌等。由于金融领域知识的不完整性和错综复杂的序列模式，从领先-滞后效应中有效预测相关股票的价格具有挑战性。

因此，在本文中，我们提出了一种多模态图神经网络模型预测价格走势前导-滞后关系的公司化来源，包括历史我们首先从原始新闻中提取关联实体的关系，然后将其存储到我们的金融知识图谱（FinKG）中。具体而言，我们首先从原始新闻中提取关联实体的关系，然后将其存储到我们的金融知识图谱（FinKG）中。然后，我们提出了一种异构图注意力网络来学习目标时间序列的统一表示，其中多模态源被定义为源节点，预测的股票被定义为目标节点。我们利用两阶段注意机制（内模态注意和间模态注意）来发现内部顺序模式和源之间的前导滞后关系。内模态关注机制旨在自动学习图结构源在每种模态输入中对目标节点的不同贡献。由于不同模态在不同时间段的贡献不同，因此提出了跨模态关注机制，以动态学习不同模态之间的权重，从而对焦点节点的价格走势做出准确预测。然后，将学习到的信息特征输入预测层，进行价格走势预测。在真实市场数据上进行的大量实验表明，我们的方法是有效的，所提出的两阶段注意力机制也是可解释的。

简而言之，本文的主要贡献包括

- 我们正式提出了金融时间序列预测中的前导-滞后效应问题，并确定了其在实际金融行业应用中所面临的独特挑战。
- 我们提出了一种新颖的多模态图神经网络（MAGNN），用于学习金融时间序列预测的领先滞后效应，该网络保留了翔实的市场信息作为输入，包括历史价格、原始新闻文本和KG中的关系。据我们所知，这是第一项通过将信息源嵌入单融合图神经框架来探索滞后效应以预测价格走势的研究。
- 为了跟踪金融行业中高度规范的流程，我们设计并实施了一种两阶段注意力机制，以从内部模式和模式间来源推断可解释性。我们还通过实证研究验证了所设计的注意力技术在学习内部顺序模式和源间前滞关系方面的有效性。
- 在3714只股票上的大量实验结果证明了我们提出的方法的卓越性能。此外，我们的模型已在中国一家主要的金融服务提供商中部署，并在实际场景中验证了其可操作性和可解释性。源代码将于近期发布。

2. 序言

本节将介绍领先-滞后效应的背景以及异质图的构建过程。

在一个信息充分的市场中，股票价格的变动可以被视为对金融事件或新闻的反应[17]。然而，当新事件冲击股市时，一些股票的价格会比其他股票的价格反应更快。这种相关但不同步的价格变动现象被称为领先-滞后效应 [3]。例如，在图 1 中，当一个新事件（“高通起诉苹果”）冲击市场时，不仅会带来“高通”和“苹果”的价格波动，还会影响上下游公司，如三星（苹果在智能手机市场的供应商和主要竞争对手）和富士康（苹果的制造商）。但由于事件在不同环节的扩散速度不同，它们的价格变动是不同步的。因此，在金融市场中学习这种领先-滞后关系是一项具有挑战性的任务。

2.2 异构图构建

在 MAGNN 中，多模态异构图扩展了传统的异构图 [18]，增加了多模态来源。图节点分为六种类型（源节点、新闻节点、事件节点、市场节点、桥梁节点和目标节点）和三种模式（数字时间序列、媒体文本和关系）。我们给出的定义如下

定义 1 异构图形..异质图表示为

$$g = (V_T, V_S, E),$$

其中， V_T 表示目标节点集， V_S 表示源节点集， E 是连接节点的链接集。

定义 2 源节点。 V_S 通过映射函数 $W: V_S \rightarrow \Phi$ 与不同模态相关联，其中 Φ 表示模态集，包括数字市场数据、媒体文本和相关模态。实际关系。

定义 3 目标节点。 V_T 是我们在图中预测的股票，旨在通过有向链接接收和汇总来自其他节点的信息。

定义 4 Bridge 节点：表示多模态源和目标节点之间的连接节点。它们是从领域知识图 FinKG 中提取的。

定义 5 归属节点包括新闻、事件和市场节点，这些节点只与主题公司相连。

多模式输入被视为异构图中的节点，可通过链接向其他节点传递信息。公司可能是源节点、目标节点或桥梁节点之一，而属性（新闻、事件、市场）节点只与其主题公司相连。例如，苹果公司的市场节点（M）只连接目标节点苹果公司，如图 1 所示。

定义 6.边 (E) 是连接节点之间的一组链接，包括有向边和无向边。公司之间的关系（源节点、目标节点或桥梁节点）是有向的，是从主体到客体的箭头。公司与其归属节点之间的连接是

无向的。

图 1 显示了一个异构图和多模态输入的运行示例。当市场上出现“高通起诉苹果”的事件（或新闻）时，我们提取其主体（高通）和客体（苹果）之间的关系，并建立一条从主体（高通）指向客体（苹果）的边（起诉）。然后，如果我们想预测苹果公司的价格走势

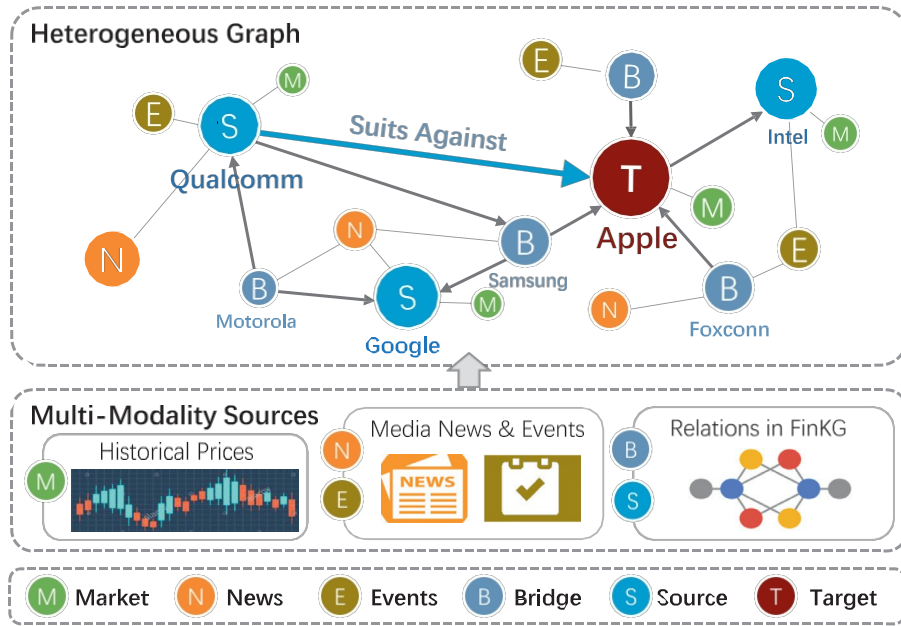


图 1. 多模态输入和异构图的示意图。

例如，在智能手机市场中，三星是苹果的竞争对手，也是谷歌的下游客户，因此我们将其设置为目标节点，并提取相应的多模态输入，其中包括事件（新闻）半嵌入、链接源节点（高通）及其历史价格、目标节点（苹果）的市场数据，以及源节点和目标节点的关系（包括边和桥节点，如三星、摩托罗拉、富士康等）。例如，在智能手机市场，三星是苹果的竞争对手，也是谷歌的下游客户。因此，在这种情况下，三星是谷歌和苹果的桥梁节点。如图 1 所示，通常每个事件（新闻）都有一个源节点和一个目标节点。我们通过 FinKG 中链接节点的多模态输入和相应关系来构建异构图。重新分类和图构建的详细方法见第 3.1 节。然后将这些信息输入到 MAGNN 中，进行联合学习和可预测性学习。

3. 方法

在本节中，我们首先介绍我们提出的方法的总体框架和多模态输入，然后分别介绍内模态图关注和跨模态源关注。最后，我们将介绍目标预测网络和模型优化。

3.1. 模型框架和输入

图 2 显示了用于金融时间序列预测的多模态图神经网络的总体框架。

我们首先通过事件、新闻来构建异质图、如图 2a 所示。然后，多模态输入被并行送入内模态图注意层（InnGAT），其中每种模态输入都由 InnGAT 在异构图上独立

在实现过程中，我们使用预训练的 BERT¹[19]作为我们的新闻嵌入模型，并通过我们的大规模财经新闻语料库对 BERT 模型进行微调。在事件元组提取方面，我们利用了广泛使用的 OpenIE [20]，并将张量神经网络 [21] 学习到的结构化元组嵌入作为事件特征。在 FinKG 的构建中，我们利用 OpenNRE²从海量新闻文本中提取关系，并将其存储到知识图谱 FinKG 中。如果事件（或新闻）的实体是上市公司，我们将其标记为源节点。其余实体则被标记为知识图谱中的桥节点。当一组事件撞击 FinKG 时，我们提取相邻节点和所提及实体的相应重新关系作为基础图。然后，我们将预测的股票标记为目标节点。然后，将新闻、事件和市场数据链接到每个实体，最终形成异构图，如图 2a 所示。我们每个交易日更新一次异构图。

3.2. 内模态图关注

给定每个模态输入特征和所构建的异质图，内模态图关注的目的是将信息从源节点传播到目标节点并进行聚合。如图 2b 所示，InnGAT 的输入包括前输入和后输入。

源节点 $e^{S\phi}$ 和目标节点 e^T 的训练嵌入、

其中， $\phi \in \{n, e, p\}$ 表示模态类型， $i \in N_s$ 表示节点 s 的第 i 个邻居。 N_s 是邻居的集合。

我们设计了将多模态输入映射到潜在表征的两阶段投影，分别称为源投影和目标投影。它们的参数是权重三元组 $W\phi \in \mathbb{R}^{d_h \times d_\phi}$ 和 $W\phi \in \mathbb{R}^{d_h \times d_\phi}$ 分别为 d_ϕ , d_i 和 d_h 。

学习。跨模态源注意层（IntSAT）接收 InnGAT 的输出，并对其进行学习。

注意源节点嵌入、目标节点嵌入和投影隐藏特征的维度。然后，引入共享注意力机制，计算节点级的注意力系数从所有模式中学习高阶表征。最后学习到的特征被输入前馈和分类网络，用于目标预测。

该系数由权重向量 $\mathbf{a} \rightarrow \varphi \in \mathbb{R}^{2d}$ 参数化，最后，源类型 φ 的内模态注意力系数

¹<https://github.com/google-research/bert>

²<https://github.com/thunlp/OpenNRE>

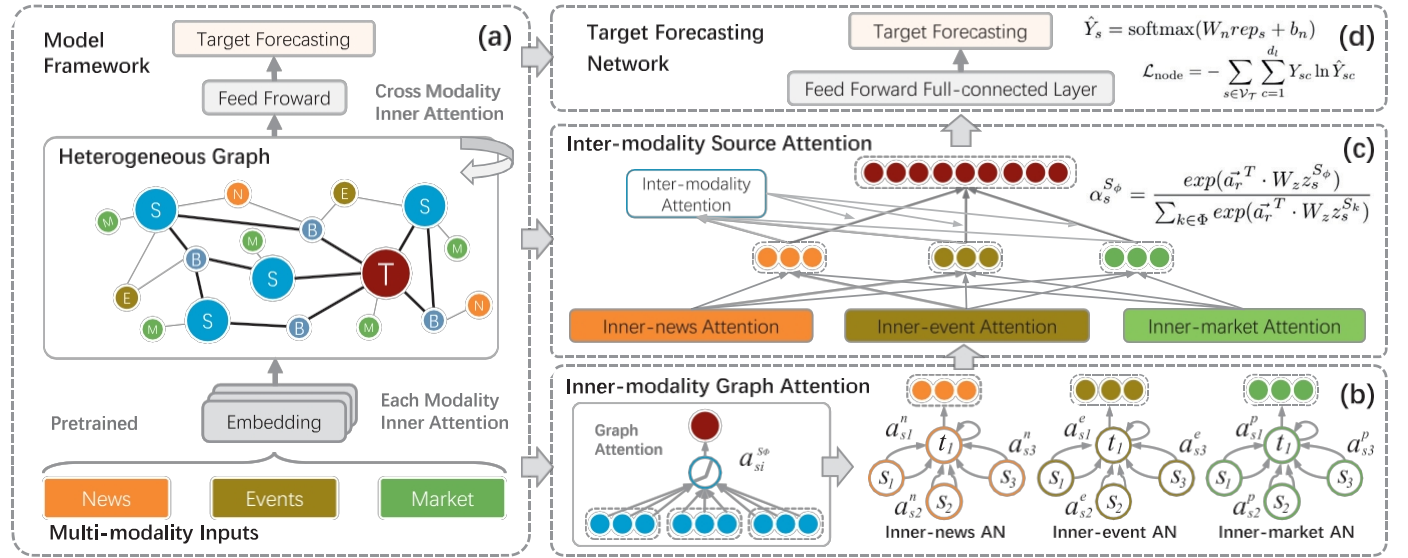


图 2. 拟议的多模态图神经网络的总体框架。它包括多模态输入、内模态图注意层、跨模态源注意层和目标预测网络。在异构图中，符号 S、B、E、N、M、T 分别表示源节点、桥节点、事件节点、新闻节点、市场节点和目标节点。

源节点 i 和目标节点 s 之间的关系表述为

$$\alpha_{si}^{\varphi} = \frac{\exp(\text{LeakyReLU}(a_{\rightarrow r}^T [W_{\varphi}^T - e^T \frac{W_{\varphi}^T - e^T S_{\varphi}^T}{\|W_{\varphi}^T - e^T S_{\varphi}^T\|}]))}{\sum_{k \in \Phi} \exp(\text{LeakyReLU}(a_{\rightarrow r}^T [W_{\varphi}^T - e^T \frac{W_{\varphi}^T - e^T S_{\varphi}^T}{\|W_{\varphi}^T - e^T S_{\varphi}^T\|}]))} \quad (1)$$

其中， $a_{\rightarrow r}^T$ 表示 LeakyReLU 的转置， φ 是并列关系操作。

然后，我们用 sigmoid 函数加权平均源隐藏特征，计算目标节点 S 的模态类型 φ 的输出特性，其公式为

$$z_{S\varphi}^{\varphi} = \frac{\sum_{i \in N_s} \alpha_{si}^{\varphi} W_{\varphi}^T e_i}{\sum_{i \in N_s} \alpha_{si}^{\varphi}} \quad (2)$$

其中， W_{φ}^T 表示学习到的权重， σ 是 sigmoid 函数。

(.....) 表示节点 S 的邻居集。

N_s

在实施过程中，我们将 InnGAT 扩展为多头注意力，以稳定学习过程。

3.3. 跨模态源关注

跨模态源关注 (IntSAT) 的提出是为了选择性地汇总多模态源的信息，用于目标节点表示。如图 2c 所示，输入

目标节点的 IntSAT 包括输出特性 $z_{S\varphi}^{\varphi}$ 在

所有模式的 nGAT，其中 $\varphi \in \{n, e, p\}$ 。在跨模态源注意力网络，一个由权重矩阵 $W_z \in \mathbb{R}^{d_r \times d_z}$ 参数化的共享线性变换，以及一个多源注意力网络。

由权重向量 $a_{\rightarrow r} \in \mathbb{R}^d$ 参数化的调节机制。 d_z in-

表示 $z_{S\varphi}^{\varphi}$ 的维度， d_r 的维度。

形成的隐藏特征。在数学上，目标节点的模态类型 φ 的注意力系数

最后，我们构建目标节点 rep 的表示法。

由所有三种模式的注意力加权投射特征组合而成，表述为

$$\text{rep}_s = [\alpha_{sn}^s, \alpha_{se}^s, \alpha_{sp}^s] \quad (4)$$

其中， α_{sn}^s 、 α_{se}^s 和 α_{sp}^s 是 IntSAT 的注意力系数。

W_z 表示学习到的权重， rep_s 表示输出代表。

模式间源注意网络的建立。

3.4. 目标预测网络和优化

给定从 InnGAT 学习到的目标节点表示，然后，我们采用浅层神经网络来计算焦油含量。

如图 2d 所示，我们可以对价格进行预测。具体而言，我们将预测任务视为一个分类问题，即

{向上、神经、向下}。我们将详细介绍实验中的设置。

预测部分。预测网络由两个全连接的层和一个软最大层。它们的定义如下

$$Y_s = \text{softmax NN}_f(W_n \text{rep}_s + b_n) \quad (5)$$

其中， NN_f 表示具有两层全连接的浅层神经网络。 $W_n \in \mathbb{R}^{d_s \times d_l}$ 和 $b_n \in \mathbb{R}^{d_l}$ 分别是权重矩阵和偏置。 d_l 是目标类别的数量。在本文中，我们设置 $d_l = 3$ 。

最后，我们用以下方法定义所提模型的损失函数的交叉熵，如下所示：

$$L_{\text{目标}} = - \sum_{s \in V_T} \sum_{c=1}^{d_t} Y_{sc} \ln \hat{Y}_{sc} \quad (6)$$

其中， Y_{sc} 是股票 s 第 c 个变动类别的真实标签，标为 1 表示价格变动 "上涨"，标为 0 表示价格变动 "下跌"，标为 2 表示价格变动 "下跌"，标为 3 表示价格变动 "上涨"。

分别表示 "神经" 运动和 -1 表示 "向下" 运动。 V_T

可以用以下公式表示：

$$\exp(a_{\rightarrow r}^T - W^T z_{S\varphi}^{\varphi})$$

$$\alpha_{\varphi} = \frac{\sum_{k \in \mathcal{K}} \exp(a_{\varphi} - W_z s_k)}{\sum_{k \in \mathcal{K}} \exp(a_{\varphi} - W_z s_k)}$$

其中， a_{φ} 和 W_z 是学习到的权重， α_{φ} 表示在方式类型 φ 的注意力系数。

(3) 表示目标节点集。
我们提出的多模态图神经网络可以通过最小化分类交叉熵损失的方式进行端到端训练。理论上，我们可以通过标准的随机梯度下降过程来优化模型。在实践中，我们采用 Adam 算法 [22] 作为模型的优化器。我们设定初始学习率为 0.001，批量大小为 64，按以下方式计算错。

4. 实验

在本节中,我们将进行大量实验来验证我们建议的技术的有效性。我们介绍了先进行数据采集和实验设置,然后报告依次得出每个实验的结果。

4.1. 数据集和实验设置

数据采集 在我们的实验中,从海量多模态资源中生成信息数据集是一项挑战。为了确保公平性,我们收集了中国 A 股市场全部 3714 家上市公司的财经事件、新闻、市场价格和知识图谱、³ 从 2018 年 1 月 1 日到 2019 年 12 月 31 日。特别是,我们抓取公告并利用事件外推方法构建上市公司事件。在我们的数据集中,共有 143884 个结构化事件,涉及 41 个类别,如季节性报告/年度报告、资产重组、信用评级增减、董事长或董事会成员变更、生产事故等。对于财经新闻,我们从 87 个主要网站抓取信息,这些网站涵盖了市场上最重要的报道。在此期间,共有 513 万条新闻。我们利用命名实体识别(和链接)和神经关系前牵引技术从原始文本中提取实体和关系。这些有关联的上市公司被存储为知识图谱中的节点,其中每个关系被存储为节点之间的边。最后,共有 526 万个实体和 693 万条关系。

芬兰政府中的百万关系。

我们从上海证券交易所和深圳证券交易所收集了中国 A 股上市公司的股价数据。

2018 年至 2020 年,包括 500 个交易日。每日市场数据包括股票价格(开盘价、收盘价、最高价和最低价)以及每只股票当天的交易情况(交易量和换手率)。在实验中,我们剔除了数据集中的停牌股和不可交易价格(如限涨、限跌股)。在中国股市,投资者需要严格遵守 10% 的涨跌幅限制机制。

实验设置 我们将价格走势预测为三类 { 上升、神经性、下降

。对于第 t 天的股票 i , 回报率为 $R_{r,i} = p^i / p^{t-1} - 1$ 。我们将地面 $i i$ 价格变动的真相标签为

$$f(R_r) = \begin{cases} \text{向上} & R_r \geq r_{\text{up}} \\ \text{neural} & r_{\text{down}} < R_r < r_{\text{up}} \\ \text{down} & R_r \leq r_{\text{down}} \end{cases} \quad (7)$$

其中,我们设置 $r_{\text{up}} = 0.01$ 和 $r_{\text{down}} = -0.01$ 。在我们的数据集中,有 226 585 个样本属于 " 上升 " 类, 327 851 个样本属于 " 神经 " 类, 而 238 630 个样本属于 " 下降 " 类别。

在实验中,我们使用 2018 年的数据作为训练集,并评估 2019 年的性能。特别是,我们从 60 个交易日的多模态数据中构建特征,并将次日的价格走势作为标签。然后,我们在每个交易日应用一个滑动窗口,并在实验中报告 2019 年的平均结果。在交易策略设置中,我们只需买入预测的 " 上涨 " 股票, 卖出 " 下跌 " 股票, 对

表 1

预测性能的比较。

	微型-F1	宏 F1	加权-F1
库存-LSTM	0.4540	0.4233	0.4489
新闻-ATT	0.4551	0.4551	0.4502
股票-GAT	0.4656	0.4396	0.4654
活动-NTN	0.4720	0.4478	0.4718
MAGNN-G	0.4815	0.4607	0.4798
MAGNN-S	0.4813	0.4604	0.4793
MAGNN-all	0.4838**	0.4627**	0.4825**

**表示经配对 t 检验, $P < 0.01$ 的改进具有统计学意义。

Stock-GAT [23] 和 Event-NTN [21]。所有参数都是根据论文中的默认建议设置的。例如, Stock-LSTM 设置为两层, 隐藏大小分别为 100 和 50。我们的方法有两种变体: MAGNN-G 和 MAGNN-S, 它们仅采用内模态图关注或跨模态源关注。MAGNN-all 表示我们提出的技术的完整版本。

在评估中,我们采用微观-F1、宏观-F1 和加权-F1 分数来衡量预测准确性的表现。对于构建的投资组合,我们采用资产累计回报率 (A 回报率)、日均回报率 (D 回报率) 和广泛使用的夏普比率[24]作为评价指标。A 回报率的计算公式为

$$AR^t = \frac{1}{|St-1|} \sum_{i \in St-1} \frac{p^i - p^{t-1}}{p^{t-1}}, \quad (8)$$

其中, S^{t-1} 表示时间 $t-1$ 时投资组合中的股票集合。 p^i 表示时间 t 时股票 i 的价格, $| \cdot |$ 表示集合项数。夏普比率 (SR) 是指投资组合在 $t-1$ 时间段内获得的平均超额收益。

表示为: $SR = (R - R_f) / \sigma$: $SR = (R_p - R_f) / \sigma_p$ 其中 R_p 是投资组合的收益率, R_f 是无风险利率, σ_p 是投资组合超额收益的标准差。

收益率我们使用 1 年期中国政府债券收益率⁴作为无风险利率。

4.2. 财务预测

在本节中,我们将评估金融时间序列的预测精度,这也是本文的主要任务。表 1 列出了每种方法的微观-F1、宏观-F1 和加权-F1 分数。

**表示对于经配对 t 检验, $P < 0.01$ 。

"神经"股票不采取任何行动。交易比例由预测概率的线性权重分配。请注意,制定交易策略有很多技巧,不在本文讨论范围之内。为了实验的简单性和公平性,我们忽略了所有比较方法的交易成本。

对比方法和评估指标 我们利用以下广泛使用的方法作为基准,来验证我们提出的方法的有效性: Stock-LSTM [13]、News-ATT [9]、

³h <https://www.investopedia.com/terms/a/a-shares.asp>

表 1 的前四行显示了对比基线的分类结果。很明显，Stock-LSTM 和 News-ATT 的分类结果并不理想，这表明仅靠股票或新闻都无法达到最佳性能。股票-GAT 略优于股票-LSTM，证明了在时间序列预测模型中保留图结构的有效性。在所有基线中，Event- NTN 最具竞争力，大大优于 New- ATT。从原始新闻中提取结构化事件的过程显示了学习代表性嵌入的作用。第 5 行和第 6 行显示了我们提出的方法的各种变体的性能。我们可以看到，MAGNN-S 与 MAGNN-G 相似。两者都优于最具竞争力的基线。这有力地证明了在我们的任务中整合多模态输入的有效性。设计一个创新模型来从上述来源中学习是至关重要的，这也是本文的主要动机。MAGNN-all 优于所有基线，证明了其在金融预测中从多模态输入学习的优越性。

⁴<http://yield.chinabond.com.cn/>

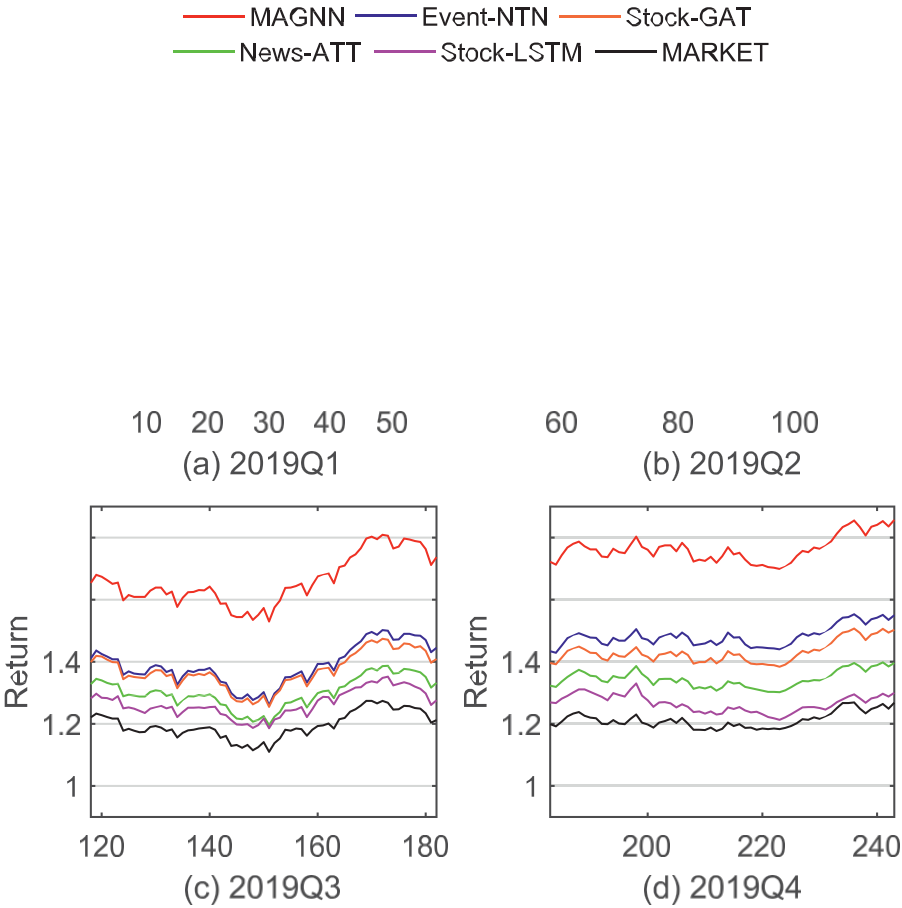


图 3.建议方法和比较基线在测试集（2019 年）中获得的累计收益。为了更好地说明问题，我们将其分为四个季度。

表 2

采用不同方法的投资组合的回报率。

方法	返回	D 返回	夏普比率
库存-LSTM	0.3002	0.0012	2.7919
新闻-ATT	0.3960	0.0015	3.5097
股票-GAT	0.5035	0.0018	3.4506
活动-NTN	0.5507	0.0019	3.4467
MAGNN-G	0.6521	0.0021	3.5082
MAGNN-S	0.6775	0.0021	3.5561
MAGNN-all	0.8571**	0.0027**	3.7619**

该参数的设置与预测模型输出的概率成线性关系。

表 2 报告了投资组合的绩效，包括我们提出的方法和其他基线方法的结构。我们可以发现结果表明，在所有评估指标中，我们提出的技术都优于其他技术。的性能明显优于基线。特别是，Stock-LSTM 和新闻-ATT 在 "回归 "和 "夏普 "中的表现较差

出累计收益曲线

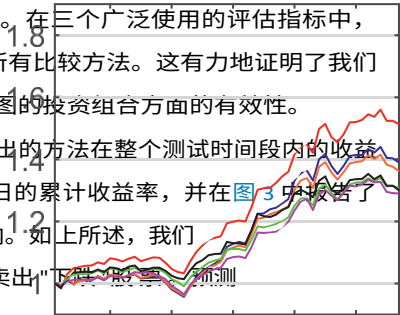
在本实验中，我们要强调的是，市场趋势预测是一项非常具有挑战性的工作，在金融行业中，很小一部分的改进就可以带来很大的收益。根据马科斯等人的实践[25]，即使预测准确率提高 0.005%，对新研究人员来说也是非常重要的，通常可以带来 12% 以上的超额利润。如表 1 所示，我们的方法将最佳基线提高了 1%，从而使累计收益提高了近 30%，如表 2 所示。因此，我们可以有把握地说，在预测任务中，我们提出的方法明显优于 最先进的基线方法。

4.3. 投资组合的业绩

在构建的投资组合绩效评估中，我们首先报告资产回报率（A 回报率）、日均回报率（D 回报率）和夏普比率。然后，我们列

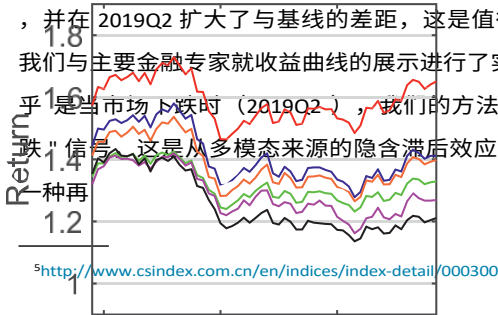
比率, 表明盈利回报较低。在加入知识图谱和结构化事件后, Stock-GAT 和 Event-NTN 的回报率高于传统基线。在锐利比率指标中也观察到了同样的现象。最后三行显示了我们提出的方法及其子模型的结果。在三个广泛使用的评估指标中, MAGNN 的表现始终优于所有比较方法。这有力地证明了我们提出的方法在构建有利可图的投资组合方面的有效性。

为了进一步评估我们提出的方法在整个测试时间段内的收益率, 我们检查了每个交易日的累计收益率, 并在图 3 中报告了在整个测试期的时间间隔内。如上所述, 我们买入预测的 "上涨" 股票, 卖出 "下跌" 股票。预测



1.8
1.6

比较结果。我们可以观察到, Stock-LSTM 在整个 2019 年都非常接近市场上的沪深 300 指数。⁵ 非常接近。News-ATT 的表现优于 Stock-LSTM。自 2019Q1 结束后, 我们的方法在收益率上遥遥领先, 并在 2019Q2 扩大了与基线的差距, 这是值得注意的。随后, 我们与主要金融专家就收益曲线的展示进行了实证研究。原因似乎是在市场下跌时 (2019Q2), 我们的方法可以提前预测 "下跌" 信号。这是从多模态来源的隐含滞后效应中学习到的。作为一种再



1.8
1.6

⁵<http://www.csindex.com.cn/en/indices/index-detail/000300>

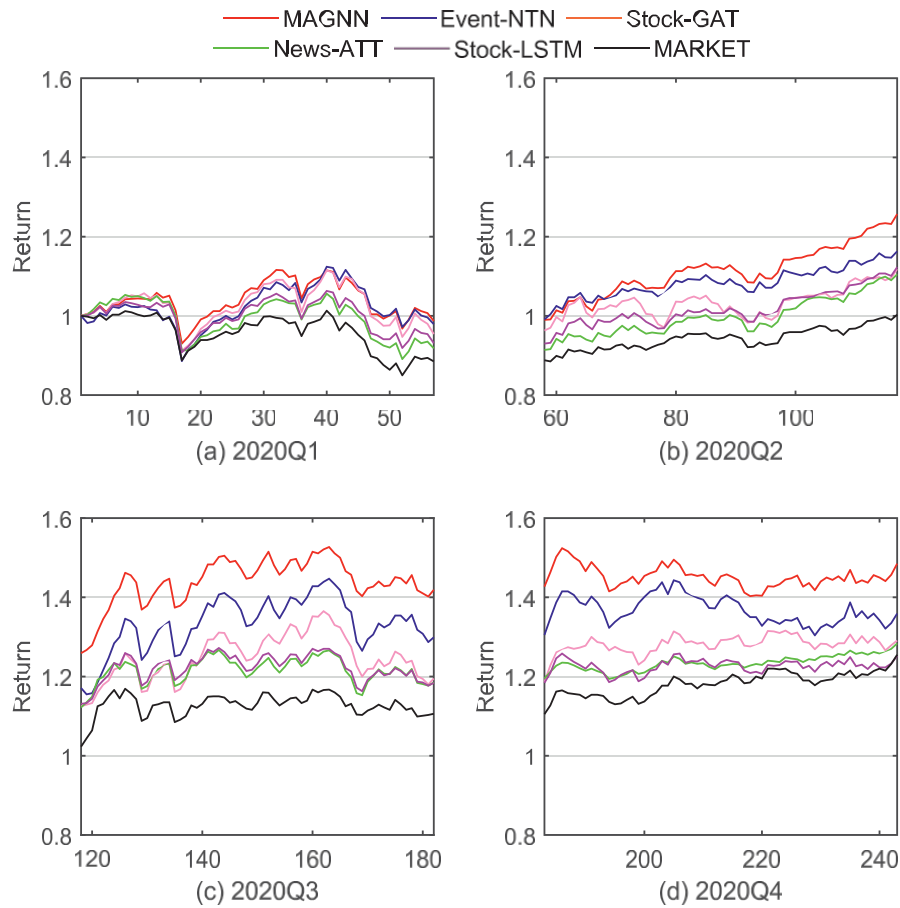


图 4. 拟议方法和比较基线在验证窗口（2020 年）获得的累计收益。

结果，MAGNN 自 2019Q1 季度末以来表现最佳，并在 2019Q4 季度末之前一直处于领先地位，超过 80% 的投资利润。

如前文所述，股票价格的变动可以看作是金融事件或新闻的反应、

4.4. 性能推广

为了观察我们提出的方法的性能普适性，我们选择了更长的时间来评估与基线相比的投资组合回报。具体而言，我们通过 2019 年的历史数据训练模型，然后预测 2020 年的价格走势。交易策略设置与之前的实验相同，交易比例也根据预测概率的线性权重进行分配。图 4 报告了本文提出的方法与基线相比的累计收益表现。可以看出，股票-LSTM 的收益率最低，与 2020 年底的市场收益率非常接近。而 News-ATT 和 Stock-GAT 的表现要好于 Stock-LSTM 和 Market，这证明了在股价预测任务中加入新闻和图形再序列的有效性。在所有基线中，Event-NTN 最具竞争力。我们的方法在观测窗口期取得了最佳结果，并且从 2020 年第二季度开始性能稳步领先。用 2019 年的数据训练模型的生成实验结果与用 2018 年的数据训练模型的结果一致，这证明了我们提出的方法的有效性和泛化能力。

4.5. 注意力模型的可解释性

这也与其自身的历史表现有关。因此，我们需要将多模式（新闻、事件、市场）来源作为模型的输入。然而，不同来源的贡献是不同的。跨模式关注机制可以自动学习它们在价格预测中的权重，从而实现最先进的性能。此外，在每种模式中，不同公司之间的内在关系也非常重要。例如，2016 年 6 月 13 日，“微软收购 LinkedIn”事件被报道。当日，LinkedIn 的价格立即上涨了 46.81%，而微软则下跌了 3.2%。有趣的是，LinkedIn 的主要竞争对手 Sales- force 的价格在随后两周内下跌超过 6%。Salesforce 并不是这一事件的直接主体，但它也深受影响。内模态注意力模型可以学习输入源和目标预测之间的这种图结构关系。因此，我们的方法有助于更准确地预测股价走势，实验结果也有力地证明了其卓越的性能。

然后，为了探索我们提出的方法的可解释性，我们在图 5 中直观地展示了内模态图关注和跨模态源关注的关注权重。在热图中，我们根据预测回报率（ X 轴）及其在异质图或模态源中的位置（ Y 轴）来定位每个股权。然后，我们根据预测模型中的平均注意力权重为其着色。

图 5 a 显示了 InnGAT 的学习权重。我们可以看到，具有约 3 到 6 个邻域节点的股票在模型中的权重一般较高。此外，不同市场情况下的节点结构也没有明显差异（如横跨 x 轴）。结果证明，在异质图中，约有四个邻接节点的回报率是

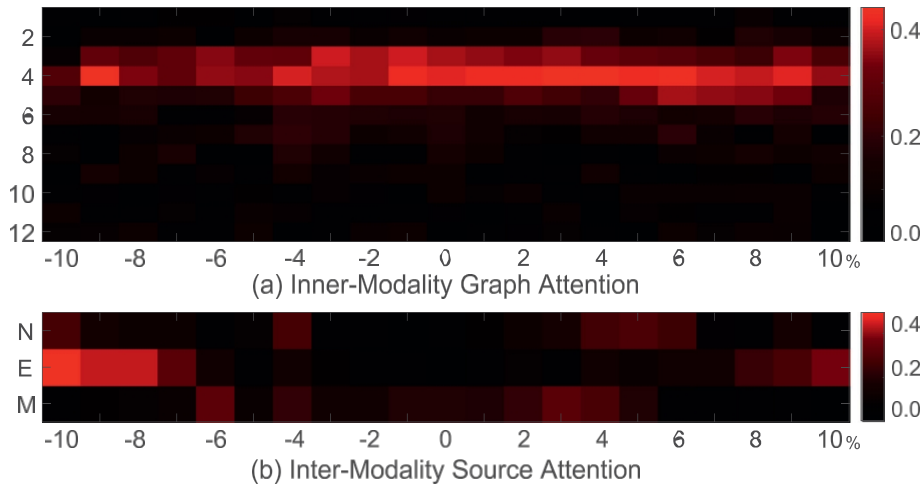


图 5.注意力系数的可视化。x 轴表示股票的日收益率。y 轴表示子图 (a) 中的邻居数量和 (b) 中的模式类型，其中 N,E,M 表示新闻、事件和市场价格。



图 6.我们提出的 MAGNN 在基于网络的投资组合管理系统中的界面，该系统部署在中国一家大型金融服务提供商中。我们通过手写橙色和下划线单词翻译关键信息。

更有可能受到相邻节点的影响，这意味着在这种情况下，超前-滞后效应更为突出。

图 5b 中的输出结果更具可解释性。通过可视化每种模式的注意力权重，我们发现所有来源 (N、E 和 M) 都对预测模型做出了重要贡献，这有力地证明了本文的声明。此外，新闻在不同市场情况下的表现相似，都是略微突出的小正向回报。这一现象在市场模式中也同样明显。相反，事件在大量正收益和负收益中的贡献明显高于小额正收益。其原因可能是，等价物的急剧变化主要是由事件驱动的，而不是常规新闻或价格数据。这一结果证明多模态输入和所提出的注意模型的效果。

4.6. 系统实施和部署

然后，我们在实际场景中部署我们的方法，并在市场跟踪实验中评估其性能。图 6 显示了我们提出的方法的投资组合管理系统界面。在主页导航视图 (图 6a) 中，我们可以查看预测的 "上涨" 和 "下跌" 股票，以及股票价格的变化。

结构化投资组合和主要事件。左侧导航器显示各模式来源的影响，包括新闻、事件和市场价格，以及股票对选定事件的领先滞后状态。图 6b 报告了典型股票春秋航空（代码：601021）有限公司的预测视图，该公司是中国第一家也是北亚最大的低票价航空公司。上部显示的是真实股票价格，下部显示的是自 2020 年 1 月 1 日以来的预测价格变动比率。

我们可以看到，我们的方法成功地提前预测了春秋航空的四大大幅波动。最后，我们在图 6c 中报告了投资组合的详细表现。结果显示，我们的方法显著提高了收益，除权利润超过 60%。此外，通过从多

我们的方法可以避免市场上的巨额亏损，从而将最大缩水率从 -16.08% 降至 -16.08%。

-12.48%。

在实现过程中，我们使用分布式 Scrapy 作为网络爬虫，Redis 作为内存数据库。提议的模型是用 Python 的 Tensorflow 编写的，在两块 Tesla P100 GPU 上训练需要两个小时。集成的端口对流管理系统由 Spring Cloud 微服务实现，使用 Java 编写。

5. 相关作品

在本节中,我们将介绍与 研究相关的一些工作,包括金融时间序列分析和多模态图神经网络。

金融时间序列分析 近几十年来, , 提出了许多预测金融时间序列的方法[26]。常规方法包括自回归模型、移动平均法、因子分析法[16]、指标优化法[27]等。之后,机器学习技术也被用于股价预测,如支持向量机[28]、boosting 树[29]和神经网络,尤其是 RNN 和 LSTM[30]。最近,一些研究人员证明了利用非结构化文本新闻和事件学习 代表性嵌入来预测股价的有效性[31,32]。此外,还引入了先进的迁移学习 [33] 和无监督学习 [34] 技术,以学习用于时间序列分析的有意义嵌入。然而,现有的方法无法学习 股票走势对事件(或新闻)滞后效应的内部关系。大多数方法只采用单一的 模式源进行预测,这可能会忽略很多有用的信息。

多模式和图注意力网络 图神经网络(GNN)在表示 图结构数据方面表现出卓越的性能[35,36]。图注意力模型通过在与相邻节点的聚合过程中调整有意义的权重[37]、显示相应节点的重要性[38]和归属关系[39]来改进节点表示。具有注意力机制的 GNN 在一系列广泛的领域显示了其有效性,包括金融 [40]、医疗保健 [41]、计算机视觉 [42]、电子商务 [43,44] 等。最近,一些研究探索将 GNN 应用于多模态输入的学习,如 通过多模态图像进行疾病诊断 [45]。然而, , 利用多模态图 神经网络进行金融预测的研究还很少。

6. 结论

本文提出了一种用于金融时间序列预测的新型多模态图神经网络。我们的方法通过内模态图关注和跨模态源关注机制,解决了金融行业价格预测的关键问题,即可解释地学习信息源的前导-滞后效应-tive source。通过在海量历史数据集上与最先进的基线进行比较,我们全面评估了所提出方法的有效性。此外,我们还在实际应用中使用了该模型,结果证明,我们的工作可以避免重大的财务投资损失。

总之,这是第一项利用先进的 GNN 技术研究金融时间 系列预测问题的研究,可能会对 计算机科学和金融界的更多研究带来创新。一方面,我们, 将图注意模型扩展到多模态场景;另一方面,我们通过对 备选数据的学习改进了金融预测。

竞争利益声明

作者声明,他们没有任何已知的财务利益竞争或个人关系可能会影响本文所报告的工作。

致谢

该研究工作得到了[国家重点研发计划 \(2018YFB2100801\)](#)、[国家自然科学基金](#)的支持

(6210070838)、上海市“科技创新行动计划”高新技术项目 (19511101300)。

参考资料

- [1] 世界银行,《2020年国内上市公司市值》,截至2021年3月16日,
<https://data.worldbank.org/indicator/CM.MKT.LCAP.CD>。
- [2] E.F. Fama, The behavior of stock-market prices, J. Bus.38.1 (1965) 34-105 APA.
- [3] M.L. O'Connor, The crosssectional relationship between trading costs and lead/lag effects in stock & option markets, Financ.Rev. 34 (4) (1999) 95-117.
- [4] A.Cowles 3rd, Can stock market forecasters forecast? Econometrica 1 (3) (1933) 309-324.
- [5] S.J. Taylor, Modelling Financial Time Series[M], World Scientific, 2008。
- [6] C.Q. Cao, R.S. Tsay, Non-linear time-series analysis of stock volatilities[J], J. Appl.7 (s1) (1992) s165-s185.
- [7] R.D. Edwards, J. Magee, W.H. Bassetti,《股票趋势技术分析》,2012年。
- [8] D.Cheng, Y. Tu, Z. Niu, L. Zhang, Learning temporal relationships between financial signals, in: 2018 IEEE 国际声学、语音和信号处理大会 (ICASSP), IEEE, 2018, 第2641-2645页。
- [9] Z.Hu, W. Liu, J. Bian, X. Liu, T.-Y.Liu, Listening to chaotic whispers: a deep learning framework for news-oriented stock trend prediction, in: Proceedings of the Eleventh ACM International Conference on Web Search and Data Mining, WSDM '18, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2018, pp.261-269.
- [10] D.Tashiro, H. Matsushima, K. Izumi, H. Sakaji, Encoding of high-frequency order information and prediction of short-term stock price by deep learning, Quant.Finance 19 (9) (2019) 1499-1506.
- [11] S.Bharathi, A. Geetha, Sentiment analysis for effective stock market prediction, Int. J. Intell.J. Intell.Eng.Syst.10 (3) (2017) 146-154.
- [12] Y.Xu, S.B. Cohen, Stock Movement prediction from tweets and historical prices, in: 第56届计算语言学协会年会论文集(第1卷:长篇论文), 2018年,第1970-1979页。
- [13] T.Fischer, C. Krauss, Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions, Eur. J. Oper.J. Oper.270 (2) (2018) 654-669.
- [14] S.Deng, N. Zhang, W. Zhang, J. Chen, J.Z. Pan, H. Chen, Knowledge-driven stock trend prediction and explanation via temporal convolutional network, in: Companion Proceedings of The 2019 World Wide Web Conference, 2019, pp.678-685.
- [15] D.Cheng, F. Yang, X. Wang, Y. Zhang, L. Zhang, Knowledge Graph-based Event Embedding Framework for Financial Quantitative Investment, in: 第43届国际ACM SIGIR 信息检索研究与发展会议论文集, 2020年,第2221-2230页。
- [16] G. Ganeshapillai, J. Guttag, A. Lo, Learning connections in financial time series, in: 国际机器学习会议, 2013年,第109-117页。
- [17] W.S. Chan, Stock price reaction to news and no-news: drift and reversal after headlines, J. Financ.Econ.70 (2) (2003) 223-260.
- [18] R.Hussein, D. Yang, P. Cudré-Mauroux, 元路径有必要吗? Revisiting heterogeneous graph embeddings, in: Proceedings of the 27th ACM International Conference on Information and Knowledge Management, 2018, pp.437-446.
- [19] J.Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, K. Toutanova, Bert: pre-training deep bidirectional transformers for language understanding, 2018arXiv:1810.04805.Chang, K. Lee, K. Toutanova, Bert: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding, 2018arXiv:1810.04805
- [20] S.Saha, et al., Open Information extraction from conjunctive sentences, in: 第27届计算语言学国际会议论文集, 2018年,第2288-2299页。
- [21] X.Ding, K. Liao, T. Liu, Z. Li, J. Duan, Event representation learning enhanced with external commonsense knowledge, in: Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP), 2019, pp.
- [22] D.P. Kingma, J. Ba, Adam: a method for stochastic optimization, arXiv preprint arXiv:1412.6980(2014).
- [23] P.Velickovic, A. Casanova, P. Lio, G. Cucurull, A. Romero, Y. Bengio, Graph attention networks, in: 6th International Conference on Learning Representations, ICLR 2018 - Conference Track Proceedings, 2018.
- [24] O.Ledoit, M. Wolf, Robust performance hypothesis testing with the sharpe ratio, J. Empir.Finance 15 (5) (2008) 850-859.
- [25] M.L. De Prado,《金融机器学习进展》, John Wiley & Sons, 2018。
- [26] T.G. Andersen, R.A. Davis, J.-P.Kreiß, T.V. Mikosch, Handbook of Financial Time Series, Springer Science & Business Media, 2009.
- [27] Z.Li, D. Yang, L. Zhao, J. Bian, T. Qin, T.-Y. Liu, Individualized indicator for all: stock-wise technical indicator optimization with stock embeddingLiu, Individualized indicator for all: stock-wise technical indicator optimization with stock embedding, in: Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, 2019, pp.

- [28] L.-J. Cao, F.E.H. Tay, Support vector machine with adaptive parameters in financial time series forecasting, IEEE Trans. Neural Netw.14 (6) (2003) 1506-1518. 模式识别121 (2022) 1082/8
- [29] A.Agapios, A. Brabazon, M. O'Neill, Regularised gradient boosting for financial time-series modelling, Comput.Manag.14 (3) (2017) 367-391.
- [30] A.Sagheer, M. Kotb, Unsupervised pre-training of a deep LSTM-based stacked autoencoder for multivariate time series forecasting problems, Sci. Rep. 9 (1) (2019) 1-16.
- [31] D.Zhou, L. Zheng, Y. Zhu, J. Li, J. He, Domain adaptive multi-modality neural attention network for financial forecasting, in: Proceedings of The Web Conference 2020, 2020, pp.

- [32] O.B. Sezer, M.U. Gudelek, A.M. Ozbayoglu, 金融时间序列预测 with deep learning: a systematic literature review: 2005-2019, *Appl.*90 (2020) 106181.
- [33] R.Ye, Q. Dai, Implementing transfer learning across different datasets for time series forecasting, *Pattern Recognit.*109 (2021) 107617.
- [34] H.Wang, Q. Zhang, J. Wu, S. Pan, Y. Chen, Time Series Feature Learning with Labeled and Unlabeled Data, *Pattern Recognit.*89 (2019) 55-66.
- [35] N.Dehmamy, A.-L. Barabási, R. Yu, Understanding the representation power of graph neural networks in learning graph topology, in: *神经信息处理系统进展*》，2019 年，第 15413-15423 页。
- [36] F.Manessi, A. Rozza, M. Manzo, 动态图卷积网络, *Pattern Recognit.*97 (2020) 107000.
- [37] B.Knyazev, G.W. Taylor, M. Amer, Understanding attention and generalization in graph neural networks, in: *神经信息处理系统进展*》，2019 年，第 4202-4212 页。
- [38] N.Park, A. Kan, X.L. Dong, T. Zhao, C. Faloutsos, Estimating node importance in knowledge graphs using graph neural networks, in: *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, 2019, pp.
- [39] S.Feng, C. Xu, Y. Zuo, G. Chen, F. Lin, J. Xiahou, Relation-aware dynamic attributed graph attention network for stocks recommendation[J], *Pattern Recognit.*(2021) 108-119, doi:10.1016/j.patcog.2021.108119.
- [40] D.Cheng, Z. Niu, Y. Zhang, Contagious chain risk rating for networked-guarantee loans, in: *第 26 届 ACM SIGKDD 知识发现与数据挖掘国际会议论文集*》，2020 年，第 2715-2723 页。
- [41] E.Choi, M.T. Bahadori, L. Song, W.F. Stewart, J. Sun, Gram: graph-based attention model for healthcare representation learning, in: *Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2017, pp.
- [42] J.Wu, S.-h. Zhong, Y. Liu, Dynamic graph convolutional network for multi-multiZhong, Y. Liu, Dynamic graph convolutional network for multi-视频摘要, *Pattern Recognit.*107 (2020) 107382.
- [43] D.Cheng, S. Xiang, C. Shang, Y. Zhang, F. Yang, L. Zhang, Spatio-temporal attention-based neural network for credit card fraud detection, in: *美国人工智能学会会议论文集*》，第 34 卷，2020 年，第 362-369 页。
- [44] D.Cheng, X. Wang, Y. Zhang, et al., Graph neural network for fraud detection via spatial-temporal attention[J], *IEEE Trans.Knowl.Data Eng.* (2020) <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9204584/>.
- [45] X.Fang, Z. Liu, M. Xu, Ensemble of deep convolutional neural networks based multi-modality images for Alzheimer's disease diagnosis, *IET Image Proc.* (2) (2019) 318-326.

程大为是中国上海同济大学计算机科学与技术系助理教授。在此之前，程大为是上海交通大学计算机科学与工程系人工智能教育部重点实验室的博士后。他于 2018 年获得上海交通大学计算机科学博士学位。他的研究兴趣包括图学习、数据挖掘和机器学习。

杨方舟是中国上海埃默尼公司人工智能实验室（Seek-Data 团队）的高级研究科学家。杨方舟在柏林工业大学和上海交通大学获得硕士学位。在此之前，他在上海交通大学获得计算机科学学士学位。他的研究兴趣包括金融、投资组合管理和量化投资中的模式识别和数据挖掘。

盛翔是澳大利亚悉尼科技大学人工智能中心计算机科学专业的博士生。他在上海交通大学获得生物信息工程学士学位。他的研究兴趣包括大图处理与分析、数据流查询处理、不确定数据与图。

刘进，中国上海 Emoney 公司人工智能实验室（Seek-Data 团队）高级研究科学家。他在中国湖北武汉大学获得计算机科学与工程学士和硕士学位。他的研究兴趣包括金融数据挖掘、因子分析和机器学习。